



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110946562 A

(43)申请公布日 2020.04.03

(21)申请号 201911165953.2

G06K 9/62(2006.01)

(22)申请日 2019.11.25

(71)申请人 南京摩尼电子科技有限公司

地址 210029 江苏省南京市建邺区汉中门大街1号金鹰汉中新城第15楼A.B.座

(72)发明人 格来格瑞.沃勒 林洪

(74)专利代理机构 无锡知之火专利代理事务所
(特殊普通合伙) 32318

代理人 袁粉兰

(51)Int.Cl.

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/0488(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

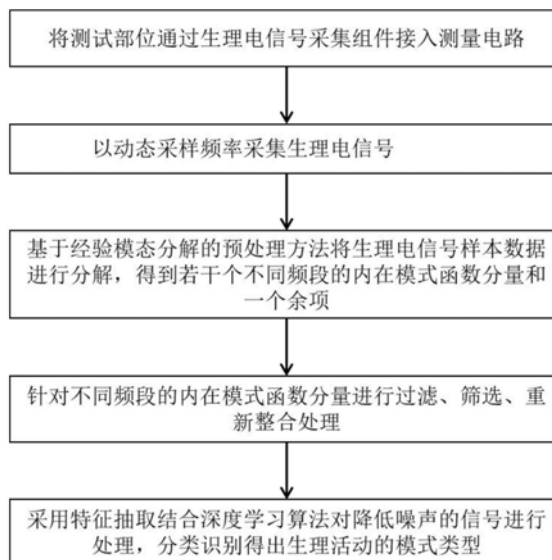
权利要求书2页 说明书11页 附图4页

(54)发明名称

基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统

(57)摘要

本发明涉及生理电信号测量及分析技术领域,为解决使用固定采样频率采集的数据无法精确地反映大脑活动/神经肌肉活动的实时变化的频域特征的技术问题,本发明提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统,以Micro:bit微处理器为中心,通过动态采样频率而不是采用固定采样频率采集生理电信号样本数据,根据生理电信号的变化而采集人体信号,该方法能更加精准地反映生理电信号的实时变化的频域特征,减少无用数据和噪声,大大提升单位数据存储空间内的采集的数据的质量,便于数据特征抽取,从而实现对生理电信号更加准确、更加高效的进行测量分析,能够很好地适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求。



1. 一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1,将测试部位通过生理电信号采集组件接入测量电路;

步骤2,以动态采样频率采集生理电信号样本数据,即每当测量到的生理电信号发生改变,Micro:bit微处理器就会采集一个生理电信号样本数据;

步骤3,基于经验模式分解的预处理方法将生理电信号样本数据进行分解,得到若干个不同频段的内在模式函数分量和一个余项;

步骤4,针对不同频段的内在模式函数分量进行过滤、筛选、重新整合处理;

步骤5,采用特征抽取结合深度学习算法对降低噪声的信号进行处理,分类识别得出生理活动的模式类型。

2. 根据权利要求1所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,在步骤1完成后步骤2开始前,将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号。

3. 根据权利要求2所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,步骤“将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号”具体包括下列步骤:

首先,将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~3.3V的输出信号,转换公式为:

$$V_{out} = \frac{V_{max} \times AO}{AO_{max}}$$

其中, V_{out} 是输出电压,单位V; AO 是从Micro:bit微处理器获取的模拟信号; V_{max} 是最大电压值3.3V; AO_{max} 是最大模拟信号值1023;

然后,采用分压电路将0~3.3V的输出信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号,转换公式为: $V_{out,1} = V_{out} \times \frac{R_2}{R_1 + R_2}$

其中, $V_{out,1}$ 为经转换后得到的0~0.5V的标准的肌电信号; $R_1=270K\Omega$; $R_2=56K\Omega$ 。

4. 根据权利要求1所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,步骤5中的特征抽取涉及包括熵值在内的20个特征数据;这些特征数据用在包括深度学习的多种机器学习算法中,对脑波特征进行有效分类学习并建立可靠的机器学习模型。

5. 根据权利要求4所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,20个特征数据具体为:非等长的区间段 δ (0.5-4Hz), θ (4-7Hz), α (8-12Hz), β (12-30Hz), 和 γ (30-100Hz) 上的功率谱强度和相对强度比形成的10个特征数据;Petrosian分形维数;Higuchi分形维数;Hjorth的机动性和复杂性;谱熵;SVD熵;Fisher信息;近似熵;无趋势扰动分析;Hurst指数。

6. 根据权利要求1所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,步骤4包括:在全部频段的内在模式函数分量中选择最高频率对应的区间段的内在模式函数分量对应的波形,根据波形判断是否出现低频漂移;如果出现低频漂移,则过滤掉低频段的内在模式函数分量;如果未出现低频漂移,则保留低频段的内在模式函数分量。

7. 根据权利要求1所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征

在于,采用加速计传感器测量受试者的运动数据;采用磁力计传感器测量受试者的方位数据。

8.根据权利要求1或7所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其特征在于,步骤2采集的生理电信号样本数据或者受试者的运动数据和方位数据可由蓝牙无线通讯模块传送到计算机、手机或其他移动计算设备上。

9.一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,其特征在于,包括Micro:bit微处理器板和生理电信号采集组件;所述生理电信号采集组件通过分压电路与所述Micro:bit微处理器板串联;所述Micro:bit微处理器板上集成有微控制器、存储模块、通讯模块、由阵列排布的LED显示区和I/O装置;所述微控制器包括全速USB 2.0 OTG控制器;

所述生理电信号采集组件用于以动态采样频率采集生理电信号样本数据,即每当测量到的生理电信号发生改变,就会采集一个生理电信号样本数据,并将生理电信号样本数据通过所述I/O装置输送至所述Micro:bit微处理器板;

生理电信号样本数据经所述全速USB 2.0 OTG控制器和所述分压电路转换为0~0.5V的标准的肌电信号后,经过所述微控制器的计算处理,分类识别得出生理活动的模式类型,并通过所述LED显示区输出该生理活动的模式类型;

所述存储模块用于存储生理电信号样本数据和/或分析得出的生理活动的模式类型;

所述通讯模块用于将采集的生理电信号样本数据和/或分析得出的生理活动的模式类型传送到计算机、手机或其他移动设备上。

10.根据权利要求9所述的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,其特征在于,所述Micro:bit微处理器板上还设置有加速计传感器和磁力计传感器;所述加速计传感器和所述磁力计传感器均通过I²C总线接入所述Micro:bit微处理器板;所述加速计传感器分别与所述微控制器、所述存储模块和所述通讯模块电性连接;所述磁力计传感器分别与所述微控制器、所述存储模块和所述通讯模块电性连接。

基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及生理电信号测量及分析技术领域,特别是涉及基于一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统。

背景技术

[0002] 慢性病已成为我国城乡居民死亡的主要原因,我国确诊慢性病患者近3亿人,其主要体现在对脑、心等重要脏器的功能损害,影响劳动能力和生活质量。随着生活方式的变化,近年来慢性病发病率呈快速上升和年轻化趋势。脑电信号、心电信号和肌电信号等人体生理电信号含有丰富的人体生理信息,反映着各项生理状况,因此,对生理电信号进行实时的检测和分析得到的分析结果可以作为分析人体各脏器的状况的提供辅助参考,实现对相关慢性疾病的早发现、早预防、早治疗以及康复管理,可以大大改善患者生活质量,减少慢性病死亡率。

[0003] 脑电图(EEG)是脑神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。脑电图所描记的脑部活动图形,脑电信号能够一定程度上反映生理与疾病信息,在临床医学方面,脑电信号处理可以为某些脑疾病提供诊断的中间信息。

[0004] 肌电图(EMG)是指用肌电仪记录下来的肌肉生物电图形。对评价人在人机系统中的活动具有重要意义。可以采用专用的肌电图仪或多导生理仪进行测量。静态肌肉工作时测得的该图呈现出单纯相、混合相和干扰相三种典型的波形,它们与肌肉负荷强度有十分密切的关系。该图的定量分析比较复杂,必须借助计算机完成。常用的指标有积分肌电图、均方振幅、幅谱、功率谱密度函数及由功率谱密度函数派生的平均功率频率和中心频率等。

[0005] 用于采集生理电信号的传感器可以根据电极的种类分成干、湿两类。湿传感器的电极片上覆盖一个能够存储生理盐水的棉垫类的导电层,能够改善人体信号采集部位与电极片之间的信号传输质量。湿传感器主要应用于多通道的脑电采集仪器上,以保证在电极片不能直接接触头皮的部位(如有头发等障碍的部位)的情况下采集到脑电信号。但是,湿传感器有价格高和不易使用等缺点,目前主要应用于科学实验的脑电采集仪器中。干传感器的电极片直接接触人体的信号采集部位,一般是在皮肤表层。干传感器利用皮肤表层的汗液传导人体内部产生的电生理信号,具有易于使用的特点。

[0006] 中国NeuroSky公司生产的基于TGAM模块的生理传感器(可采集生理电信号)是一种干传感器,它利用放在前额部位的一个单电极采集信号,基电极则放置在夹在耳垂部位的一个夹子上。另外一个使用干传感器的脑电信号采集设备是加拿大InteraXon公司生产的Muse头环,它有4个位于前额左右两侧的电极片采集数据,因此Muse头环可以采集4个通道的脑电信号。

[0007] 以上干传感器的生理电信号采集设备都是通过固定采样频率采集生理电信号的。例如中国NeuroSky公司生产的TGAM生理传感器的固定采样频率为每秒512个采样点;加拿大InteraXon公司生产的Muse头环的固定采样频率为每秒128个采样点。

[0008] 使用固定采样频率采集的数据无法精确地反映例如大脑活动或者神经肌肉活动

等生理状况的实时变化的频域特征,单位数据存储空间内的采集的数据的质量较低,导致分析结果准确度不高或者分析速度较慢,无法适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求。

发明内容

[0009] 针对现有技术中,使用固定采样频率采集的数据无法精确地反映大脑活动/神经肌肉活动的实时变化的频域特征,单位数据存储空间内的采集的数据的质量较低,导致分析结果准确度不高或者分析速度较慢,无法适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求的技术问题,本发明提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统。本发明提供的技术方案为:

[0010] 本发明提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,其包括如下步骤:

[0011] 步骤1,将测试部位通过生理电信号采集组件接入测量电路;

[0012] 步骤2,以动态采样频率采集生理电信号样本数据,即每当测量到的生理电信号发生改变,Micro:bit微处理器就会采集一个生理电信号样本数据;

[0013] 步骤3,基于经验模式分解的预处理方法将生理电信号样本数据进行分解,得到若干个不同频段的内在模式函数分量和一个余项;

[0014] 步骤4,针对不同频段的内在模式函数分量进行过滤、筛选、重新整合处理;

[0015] 步骤5,采用特征抽取结合深度学习算法对降低噪声的信号进行处理,分类识别得出生理活动的模式类型。

[0016] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,在步骤1完成后步骤2开始前,将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号。

[0017] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,步骤“将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号”具体包括下列步骤:

[0018] 首先,将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~3.3V的输出信号,转换公式

为:
$$V_{out} = \frac{V_{max} \times AO}{AO_{max}}$$

[0019] 其中, V_{out} 是输出电压,单位V; AO 是从Micro:bit微处理器获取的模拟信号; V_{max} 是最大电压值3.3V; AO_{max} 是最大模拟信号值1023;

[0020] 然后,采用分压电路将0~3.3V的输出信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号,转换公式为:

$$V_{out,1} = V_{out} \times \frac{R_2}{R_1 + R_2}$$

[0021] 其中, $V_{out,1}$ 为经转换后得到的0~0.5V的标准的肌电信号; $R_1=270K\Omega$; $R_2=56K\Omega$ 。

[0022] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,步骤5中的特征抽取涉及包括熵值在内的20个特征数据;这些特征数据用在包括深度学习的多

种机器学习算法中,对脑波特征进行有效分类学习并建立可靠的机器学习模型。

[0023] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,20个特征数据具体为:非等长的区间段 δ (0.5-4Hz), θ (4-7Hz), α (8-12Hz), β (12-30Hz), 和 γ (30-100Hz) 上的功率谱强度和相对强度比形成的10个特征数据;Petrosian分形维数;Higuchi分形维数;Hjorth的机动性和复杂性;谱熵;SVD熵;Fisher信息;近似熵;无趋势扰动分析;Hurst指数。

[0024] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,步骤4包括:在全部频段的内在模式函数分量中选择最高频率对应的区间段的内在模式函数分量对应的波形,根据波形判断是否出现低频漂移;如果出现的低频漂移,则过滤掉低频段的内在模式函数分量;如果未出现的低频漂移,则保留低频段的内在模式函数分量。

[0025] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,采用加速计传感器测量受试者的运动数据;采用磁力计传感器测量受试者的方位数据。

[0026] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,步骤2采集的生理电信号样本数据或者受试者的运动数据和方位数据可由蓝牙无线通讯模块传送到计算机、手机或其他移动计算设备上。

[0027] 本发明还提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,其包括Micro:bit微处理器板和生理电信号采集组件;所述生理电信号采集组件通过分压电路与所述Micro:bit微处理器板串联;所述Micro:bit微处理器板上集成有微控制器、存储模块、通讯模块、由阵列排布的LED显示区和I/O装置;所述微控制器包括全速USB 2.00TG控制器;

[0028] 所述生理电信号采集组件用于以动态采样频率采集生理电信号样本数据,即每当测量到的生理电信号发生改变,就会采集一个生理电信号样本数据,并将生理电信号样本数据通过所述I/O装置输送至所述Micro:bit微处理器板;

[0029] 生理电信号样本数据经所述全速USB 2.00TG控制器和所述分压电路转换为0~0.5V的标准的肌电信号后,经过所述微控制器的计算处理,分类识别得出生理活动的模式类型,并通过所述LED显示区输出该生理活动的模式类型;

[0030] 所述存储模块用于存储生理电信号样本数据和/或分析得出的生理活动的模式类型;

[0031] 所述通讯模块用于将采集的生理电信号样本数据和/或分析得出的生理活动的模式类型传送到计算机、手机或其他移动设备上。

[0032] 本发明提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,优选地,所述Micro:bit微处理器板上还设置有加速计传感器和磁力计传感器;所述加速计传感器和所述磁力计传感器均通过I²C总线接入所述Micro:bit微处理器板;所述加速计传感器分别与所述微控制器、所述存储模块和所述通讯模块电性连接;所述磁力计传感器分别与所述微控制器、所述存储模块和所述通讯模块电性连接。

[0033] 本发明具有的优点或者有益效果:

[0034] 本发明提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,以Micro:bit微处理器为中心,通过动态采样频率而不是采用固定采样频率采集生理电信号样本数据,根据生理电信号的变化而采集人体信号,该方法能更加精准地反映生理电信号的实时变化的频域特征,减少无用数据和噪声,大大提升单位数据存储空间内的采集的数据的

质量,便于数据特征抽取,从而实现对生理电信号更加准确、更加高效的进行测量分析,能够很好地适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求。通过基于EMD预处理、过滤、筛选、重新整合得到新的时间序列,并采用特征抽取结合深度学习算法对基于该时间序列进行处理,最终分类识别得出生理活动的模式类型,可以保证数据分析的有效性、准确度和高效性。另一方面,由于Micro:bit微处理器具有体积小、能耗低、成本低廉的特点,因此,采用本发明的方法测量分析生理电信号相较于现有技术可以大大降低生产和使用成本,并且由于体积小,使得携带更加方便;配合干电极作为生理电信号采集组件,由于干电极片不需要额外的增加导电性的措施,使得穿戴使用更加便捷。此外,通过本发明的方法原则上可以采集人体任何部位的生理电信号,具有适用性广的优点。

[0035] 本发明还提供与上述方法相应的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,该系统成本低廉、性价比高,采用动态信号采样频率采集生理电信号,该方法能正确反映人脑状态的频域特征,减少无用数据和噪声,便于数据特征抽取;同时该系统可以采集人体任何部位的生理电信号具有适用性广的特点。

附图说明

[0036] 通过阅读参照以下附图对非限制性实施例所作的详细描述,本发明及其特征、外形和优点将会变得更加明显。在全部附图中相同的标记指示相同的部分。并未刻意按照比例绘制附图,重点在于示出本发明的主旨。

[0037] 图1是本发明的实施例1的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法的步骤图;

[0038] 图2是本发明的实施例1的剪裁焊接后的电极片的三维示意图;

[0039] 图3是图1的剪裁焊接后的电极片的俯视角度的平面示意图;

[0040] 图4是本发明的实施例1的电极片接入电路的方式和发置在人体头部的位置;

[0041] 图5是本发明的实施例1的不同参数下基于熵值的脑波模型的分辩效果;其中A图中采样时间为1s,间隔4;B图中采样时间为1s,间隔1;C图中采样时间为30s,间隔4;D图中采样时间为10s,间隔4;E图中采样时间为60s,间隔4;F图中采样时间为60s,间隔6;

[0042] 图6是分压电路的电路的部分构造示意图。

具体实施方式

[0043] 下面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、完整的说明,显然所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例。因此,以下对附图中提供的本发明实施例中的详细描述并非旨在限制要求保护的本发明的范围,而是仅仅表示本发明的选定实施例。基于本发明的实施例,本领域技术人员在没有作出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明的保护范围。

[0044] 现有技术中,使用固定采样频率采集的数据无法精确地反映例如大脑活动或者神经肌肉活动等生理状况的实时变化的频域特征,单位数据存储空间内的采集的数据的质量较低,导致分析结果准确度不高或者分析速度较慢,无法适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求。

[0045] 实施例1

[0046] 针对现有技术中,使用固定采样频率采集的数据存在的问题,实施例1提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,如图1所示,其包括如下步骤:

[0047] 步骤1,将测试部位通过生理电信号采集组件接入测量电路;例如,当测量脑电信号时,脑电信号采集组件可以是干电极片1和导线,通过将剪裁后的干电极片1和导线2焊接后(剪裁焊接后的电极片如图2和图3所示),如图4所示,将干电极片1放置在人体的头部5的位置,与图4的A、B点分别相接。附图标记3为 R_1 ,其与Micro:bit微处理器板的3.3V输出接口电性连接;附图标记4为 R_2 ,其接地; R_1 与 R_2 并联后,与Micro:bit微处理器板串联,A、B可分别与两个电极电性连接。当两个电极片合拢时,显示0.5V左右的读数。每当两电极之间检测到的人体电信号发生改变,Micro:bit微处理器就会采集一个读数。

[0048] 步骤2,以动态采样频率采集生理电信号样本数据,即每当测量到的生理电信号发生改变,Micro:bit微处理器就会采集一个生理电信号样本数据;具体可以通过实时计算和监测生理电信号随时间的变化率,通过设定能够容许的变化率的偏差阈值,只有变化率超过该偏差阈值,则视为生理电信号发生改变,这时Micro:bit微处理器就会采集一个生理电信号样本数据;其中,以测量脑电为例,当生理电信号采集组件每秒钟能够读取的最大信号点数是128左右时,通过动态采样频率采集脑电信号样本数据,当人体脑电信号的活动减少的时候,采样频率也会减少,当人体脑电信号的活动增加的时候,采样频率会相应增加。如此,单位数据存储空间内的采集的数据的质量较传统的固定采样频率的方式大大提升,采用这种生理电信号的采集方式可以有效减少无用的数据量并在一定程度上减少噪声,对后续的数据处理、特征抽取和数据分析都有益处。

[0049] 步骤3,基于经验模式分解(Empirical Mode Decomposition,EMD)的预处理方法将生理电信号样本数据(例如,原始EEG波形)进行分解,得到若干个不同频段的内在模式函数(Intrinsic Mode Function,IMF)分量和一个余项 $r_k[n]$;设原始EEG波形为 $x[n]$,则EMD可将 $x[n]$ 分解为:

$$[0050] \quad x[n] = \sum_{i=1}^k IMF_i[n] + r_k[n]$$

[0051] 其中, $IMF_i[n]$ 是第 i 个IMF, $r_k[n]$ 是余项, k 是IMF的个数。EEG波形的长度、非线性性和不稳定性等特征决定了 k 的大小。

[0052] 通过对生理电信号样本数据的原始数据需经过EMD前序处理,可以便于后序的数据分析,提高分析速度和准确性。

[0053] 步骤4,用EMD对时间序列数据进行分解和过滤之后,既可以把剩余的IMF重新整合成新的时间序列,也可以将每个IMF作为新的时间序列进行特征抽取。一般而言,将每个IMF作为新的时间序列进行特征抽取具有更好的机器分类效果。针对不同频段的IMF分量进行过滤、筛选、重新整合处理,包括但不限于以下列方式,在全部频段的IMF分量中选择最高频率对应的区间段的IMF分量对应的波形,根据波形判断是否出现低频漂移(low frequency drift);如果出现低频漂移,则过滤掉低频段的IMF分量;如果未出现低频漂移,则保留低频段的IMF分量。经过适当过滤、筛选、重新整合处理的生理电信号,噪声量和人工扰动(artifacts)因素都大幅度减少,为后续的特征抽取和机器学习提供高质量的数据。

[0054] 步骤5,采用特征抽取结合深度学习算法对降低噪声的信号进行处理,分类识别得

出生理活动的模式类型。

[0055] 以脑电信号为例,采用特征抽取技术和深度学习算法,能够准确地区分大脑的不同状态,图5显示了基于熵值的脑波模型的分辩效果,不同类型的点代表不同大脑状态的脑波采样,通过调整参数,深度学习模型可以清楚地进行分辩不同的大脑状态。具体如何根据熵值分析脑波模型属于本领域的公知常识,在此不予赘述。

[0056] 本发明的实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,以Micro:bit微处理器为中心,通过动态采样频率而不是采用固定采样频率采集生理电信号样本数据,根据生理电信号的变化而采集人体信号,该方法能更加精准地反映生理电信号的实时变化的频域特征,减少无用数据和噪声,大大提升单位数据存储空间内的采集的数据的质量,便于数据特征抽取,从而实现对生理电信号更加准确、更加高效的进行测量分析,能够很好地适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求。通过基于EMD预处理、过滤、筛选、重新整合得到新的时间序列,并采用特征抽取结合深度学习算法对基于该时间序列进行处理,最终分类识别得出生理活动的模式类型,可以保证数据分析的有效性、准确度和高效性。另一方面,由于Micro:bit微处理器具有体积小、能耗低、成本低廉的特点,因此,采用本发明的方法测量分析生理电信号相较于现有技术可以大大降低生产和使用成本,并且由于体积小,使得携带更加方便;配合干电极作为生理电信号采集组件,由于干电极片不需要额外的增加导电性的措施,使得穿戴使用更加便捷。此外,通过本发明的方法原则上可以采集人体任何部位的生理电信号,具有适用性广的优点。

[0057] 由于标准的肌电信号是在0.5V左右,为了便于后续分析。实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,在步骤1完成后步骤2开始前,将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号。通过该步骤可以将脑电信号等其他非肌电信号转换为0.5V左右进行分析,统一了生理电信号分析的基准,有利于提高后续数据分析的效率。

[0058] 实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,具体地,步骤“将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号”具体包括下列步骤:

[0059] 首先,将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~3.3V的输出信号,转换公式

$$\text{为: } V_{out} = \frac{V_{max} \times AO}{AO_{max}}$$

[0060] 其中, V_{out} 是输出电压,单位V; AO 是从Micro:bit微处理器获取的模拟信号; V_{max} 是最大电压值3.3V; AO_{max} 是最大模拟信号值1023;

[0061] 之所以将生理电信号样本数据的模拟信号转换为0~3.3V的输出信号,是因为Micro:bit微处理器是基于PCB板制造的,而PCB板常用的电压是3.3V,因此,首先需要将模拟信号转换为适用于Micro:bit微处理器的0~3.3V范围以内,以保证Micro:bit微处理器的顺利工作;

[0062] 例如可以通过全速USB 2.00TG控制器实现从USB输入电压(4.5~5.25V)至0~3.3V电压之间的转换。

[0063] 然后,采用分压电路将0~3.3V的输出信号转换为0~0.5V的标准的肌电信号,转

换公式为： $V_{out,1} = V_{out} \times \frac{R_2}{R_1 + R_2}$

[0064] 其中， $V_{out,1}$ 为经转换后得到的0~0.5V的标准的肌电信号； $R_1=270K\Omega$ ； $R_2=56K\Omega$ 。

[0065] 其中，分压电路的部分电路构造简图如图6所示。其中附图标记3为 R_1 ，其与Micro:bit微处理器板的3.3V输出接口电性连接；附图标记4为 R_2 ，其接地； R_1 与 R_2 并联后，与Micro:bit微处理器板串联，A、B分别与两个电极电性连接。

[0066] 实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法，优选地，步骤5中的特征抽取涉及包括熵值在内的20个特征数据；这些特征数据用在包括深度学习的多种机器学习算法中，对脑波特征进行有效分类学习并建立可靠的机器学习模型。实施例1提供的方法利用多元化时间序列数据特征抽取技术具有数据特征抽取方便的特点。

[0067] 实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法，具体地，20个特征数据具体为：非等长的区间段 δ (0.5-4Hz)， θ (4-7Hz)， α (8-12Hz)， β (12-30Hz)，和 γ (30-100Hz)上的功率谱强度和相对强度比形成的10个特征数据；Petrosian分形维数；Higuchi分形维数；Hjorth的机动性和复杂性；谱熵；SVD熵；Fisher信息；近似熵；无趋势扰动分析；Hurst指数。详细说明如下：

[0068] a. 常用的非等长的区间段 δ (0.5-4Hz)， θ (4-7Hz)， α (8-12Hz)， β (12-30Hz)和 γ (30-100Hz)上的功率谱强度和相对强度比形成的10个特征数据；

[0069] 假设时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 的快速富里叶变换是 $[X_1, X_2, \dots, X_N]$ ，把从低频至高频的连续的频带划分成K个宽度相同或不同的区间段，这些区间段的边界组成一个向量 $band = [f_1, f_2, \dots, f_k]$ ，其中第i个区间段的最低和最高频率分别为 f_i 和 f_{i+1} ；脑电波和肌电波常用的非等长的区间段相应的边界频率向量是 $band = [0.5, 4, 7, 12, 30, 100]$ ；

[0070] 第k个区间段的功率谱强度是：

$$[0071] \quad PSI_k = \sum_{i=\lfloor N(f_k/f_s) \rfloor}^{\lfloor N(f_{k+1}/f_s) \rfloor} |X_i|, \quad k = 1, 2, \dots, K-1$$

[0072] 其中， f_s 是采样频率，N是序列长度；

[0073] 相对强度比是：

$$[0074] \quad RIR_j = \frac{PSI_j}{\sum_{k=1}^{K-1} PSI_k}, \quad j = 1, 2, \dots, K-1$$

[0075] b. 时间序列的Petrosian分形维数：

$$[0076] \quad PFD = \frac{\log_{10} N}{\log_{10} N + \log_{10} (N/(N + 0.4N_\delta))}$$

[0077] 其中，N是序列长度， N_δ 是信号导函数的正负号变化的次数；

[0078] c. Higuchi分形维数：

[0079] 从时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 中计算出k个新的序列：

$$[0080] \quad x_m, x_{m+k}, x_{m+2k}, \dots, x_{m+\lfloor (N-m)/k \rfloor k}$$

[0081] 其中, $m=1, 2, \dots, k$;

[0082] 每个新的序列的长度 $L(m, k)$ 为:

$$[0083] \quad L(m, k) = \frac{\sum_{i=2}^{\lfloor (N-m)/k \rfloor} |x_{m+ik} - x_{m+(i-1)k}| (N-1)}{\lfloor (N-m)/k \rfloor k}$$

[0084] 序列的平均长度为:

$$[0085] \quad L(k) = [\sum_{i=1}^k L(i, k)]/k$$

[0086] 这个过程从 $k=1$ 到 k_{\max} 重复 k_{\max} 次, 然后用最小二乘法计算以 $\ln(1/k)$ 为自变量和以 $\ln(1/k)$ 为因变量的最佳拟合函数的斜率, 该斜率为Higuchi分形维数;

[0087] d.Hjorth的机动性和复杂性:

[0088] 对时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$, Hjorth的机动性定义为:

$$[0089] \quad \sqrt{M2/TP}$$

[0090] Hjorth的复杂性定义为:

$$[0091] \quad \sqrt{(M4 \cdot TP)/(M2 \cdot M2)}$$

[0092] 其中, $TP = \sum x_i/N$, $M2 = \sum d_i/N$, $M4 = \sum (d_i - d_{i-1})^2/N$, $d_i = x_i - x_{i-1}$;

[0093] e. 谱熵:

$$[0094] \quad H = -\frac{1}{\log(K)} \sum_{i=1}^K RIR_i \log RIR_i$$

[0095] 其中, RIR是相对强度比, K是区间段个数;

[0096] f. SVD熵:

[0097] 奇异点值分解定义的熵, 对时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$, 构造一个延迟向量:

$$[0098] \quad y(i) = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(d_E-1)\tau}]$$

[0099] 其中, τ 是延迟, d_E 是嵌入维数, 然后构造嵌入空间:

$$[0100] \quad Y = [y(1), y(2), \dots, y(N - (d_E-1)\tau)]^T$$

[0101] 对矩阵Y作奇异点值分解产生M个奇异点值 $\sigma_1, \dots, \sigma_M$, SVD熵为:

$$[0102] \quad H_{SVD} = -\sum_{i=1}^M \bar{\sigma}_i \log_2 \bar{\sigma}_i$$

[0103] 其中, $\bar{\sigma}_1, \dots, \bar{\sigma}_M$ 是规范化后的奇异点值, $\bar{\sigma}_i = \sigma_i / \sum_{j=1}^M \sigma_j$;

[0104] g. Fisher信息:

$$[0105] \quad I = \sum_{i=1}^{M-1} \frac{(\bar{\sigma}_{i+1} - \bar{\sigma}_i)^2}{\bar{\sigma}_i};$$

[0106] h. 近似熵:

[0107] 近似熵是量化时间序列的规律性的统计参数, 由下面的步骤计算:

[0108] 对时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 构造子序列 $x(i, m) = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}]$, $1 \leq i \leq N-m$,

其中m是序列长度；

[0109] 定义噪声过滤水平 $r=k \times SD, k=0, 0.1, 0.2, \dots, 0.9$, 构造子序列

[0110] $\{x(i, m)\} = \{x(j, m) \mid j \in [1..N-m]\}$; 对每个 $x(i, m) \in \{x(j, m)\}$, 计算

$$[0111] \quad C(i, m) = \frac{\sum_{j=1}^{N-m} k_j}{N-m}$$

[0112] 其中,

$$[0113] \quad k_j = \begin{cases} 1 & \text{if } |x(i, m) - x(j, m)| < r; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

[0114] 得到,

$$[0115] \quad \text{ApEn}(m, r, N) = \frac{1}{N-M} \left[\sum_{i=1}^{N-m} \ln \frac{C(i, m)}{C(i, m+1)} \right];$$

[0116] i. 无趋势扰动分析:

[0117] 对时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 的无趋势扰动分析计算如下:

[0118] 把x融入一个新的序列 $y = [y(1), \dots, y(N)]$, 其中

$$[0119] \quad y(k) = \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})$$

[0120] \bar{x} 是 x_1, x_2, \dots, x_N 的平均值;

[0121] 把新序列切割成长度为n的等长区块, 对每一个区块, 用最小方差法找一条拟合数据的最佳直线, 代表那个区块的趋势, 用 $y_n(k)$ 代表水平线区块的y坐标值;

[0122] 新序列的均方差扰动F(n)由下式计算:

$$[0123] \quad \sqrt{(1/N) \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2};$$

[0124] 扰动被定义为以 $\log n$ 为自变量, 以 $\log F(n)$ 为因变量的直线的斜率;

[0125] j. Hurst指数

[0126] 对时间序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$, 第一步先计算在区间T中的累计均差:

$$[0127] \quad X(t, T) = \sum_{i=1}^t (x_i - \bar{x}), \quad \text{where } \bar{x} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T x_i, \quad t \in [1..N].$$

[0128] 然后, 计算 $R(T)/S(T)$:

$$[0129] \quad \frac{R(T)}{S(T)} = \frac{\max(X(t, T)) - \min(X(t, T))}{\sqrt{(1/T) \sum_{t=1}^T [x(t) - \bar{x}]^2}}$$

[0130] Hurst指数是以 $\ln(n)$ 为自变量和以 $\ln(R(n)/S(n))$ 为应变量的直线的斜率, 其中 $n \in [2, \dots, N]$ 。

[0131] 为了适应多样化信号采集的市场需求, 实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法, 优选地, 采用加速计传感器测量受试者的运动数据; 采用磁力计传感器测量受试者的方位数据。实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量

分析方法在采集生理电信号的同时还可以采集受试者的运动数据和方位数据,实现多样化信号采集的功能。

[0132] 实施例1提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法,优选地,步骤2采集的生理电信号样本数据或者受试者的运动数据和方位数据可由蓝牙无线通讯模块传送到计算机、手机或其他移动计算设备上,包括但不限于配对(pairing)或者闪烁(flashing)的方式和在有效蓝牙无线通讯范围内的计算设备建立连接。

[0133] 实施例2

[0134] 实施例2提供一种成本低廉、可快速高效地分析生理电信号的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,其包括Micro:bit微处理器板和生理电信号采集组件;生理电信号采集组件通过分压电路与Micro:bit微处理器板串联;Micro:bit微处理器板上集成有微控制器、存储模块、通讯模块、由阵列排布的LED显示区和I/O装置;微控制器包括全速USB 2.0OTG控制器;

[0135] 其中,生理电信号采集组件用于以动态采样频率采集生理电信号样本数据,即每当测量到的生理电信号发生改变,就会采集一个生理电信号样本数据,具体可以通过实时计算和监测生理电信号随时间的变化率,通过设定能够容许的变化率的偏差阈值,只有变化率超过该偏差阈值,则视为生理电信号发生改变,这时Micro:bit微处理器就会采集一个生理电信号样本数据;其中,以测量脑电为例,当生理电信号采集组件每秒钟能够读取的最大信号点数是128左右时,通过动态采样频率采集脑电信号样本数据,当人体脑电信号的活动减少的时候,采样频率也会减少,当人体脑电信号的活动增加的时候,采样频率会相应增加。如此,单位数据存储空间内的采集的数据的质量较传统的固定采样频率的方式大大提升,采用这种生理电信号的采集方式可以有效减少无用的数据量并在一定程度上减少噪声,对后续的数据处理、特征抽取和数据分析都有益处。生理电信号采集组件还用于将生理电信号样本数据通过I/O装置输送至Micro:bit微处理器板;

[0136] 生理电信号样本数据经全速USB 2.0OTG控制器和分压电路转换为0~0.5V的标准的肌电信号后,经过微控制器的计算处理,分类识别得出生理活动的模式类型,并通过LED显示区输出该生理活动的模式类型;

[0137] 微控制器包括但不限于16MHz 32位ARM Cortex-M0微控制器(主微控制器)和48MHz ARM Cortex-M0+core微控制器(辅助微控制器);其中,48MHz ARM Cortex-M0+core微控制器包括一个全速USB 2.0On-The-Go (OTG) 控制器,负责提供USB和主微控制器之间的通信接口,同时负责从USB输入电压(4.5-5.25伏)到PCB板所用的常规3.3伏电压间的转换。

[0138] I/O装置包括3个环形连接器(和一个电源接地端)可以用鳄鱼夹或者香蕉插头连接,25-针边缘连接器(带有2到3个PWM输出),6到17个GPIO针,6个模拟输入,串行I/O, SPI, 和I2C。

[0139] 存储模块用于存储生理电信号样本数据和/或分析得出的生理活动的模式类型;存储模块包括但不限于以256闪存、16KB静态内存等形式;

[0140] 通讯模块用于将采集的生理电信号样本数据和/或分析得出的生理活动的模式类型传送到计算机、手机或其他移动设备上。通讯模块包括但不限于2.4GHz蓝牙低功耗无线网络通讯装置。

[0141] 实施例2提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统成本低廉、性

价比高,采用动态信号采样频率采集生理电信号,该方法能正确反映人脑状态的频域特征,减少无用数据和噪声,便于数据特征抽取;同时该系统可以采集人体任何部位的生理电信号具有适用性广的特点。

[0142] 实施例2提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统,优选地, Micro:bit微处理器板上还设置有加速计传感器和磁力计传感器;加速计传感器和磁力计传感器均通过I²C总线接入Micro:bit微处理器板;加速计传感器分别与微控制器、存储模块和通讯模块电性连接;磁力计传感器分别与微控制器、存储模块和通讯模块电性连接。优选地,加速计传感器为3-轴加速计传感器;磁力计传感器为3-轴磁力计传感器。实施例2提供的基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析系统可以实现多样化信号采集,即不但可以采集生理电信号数据,还可以采集运动和方位数据。

[0143] 以上所述仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

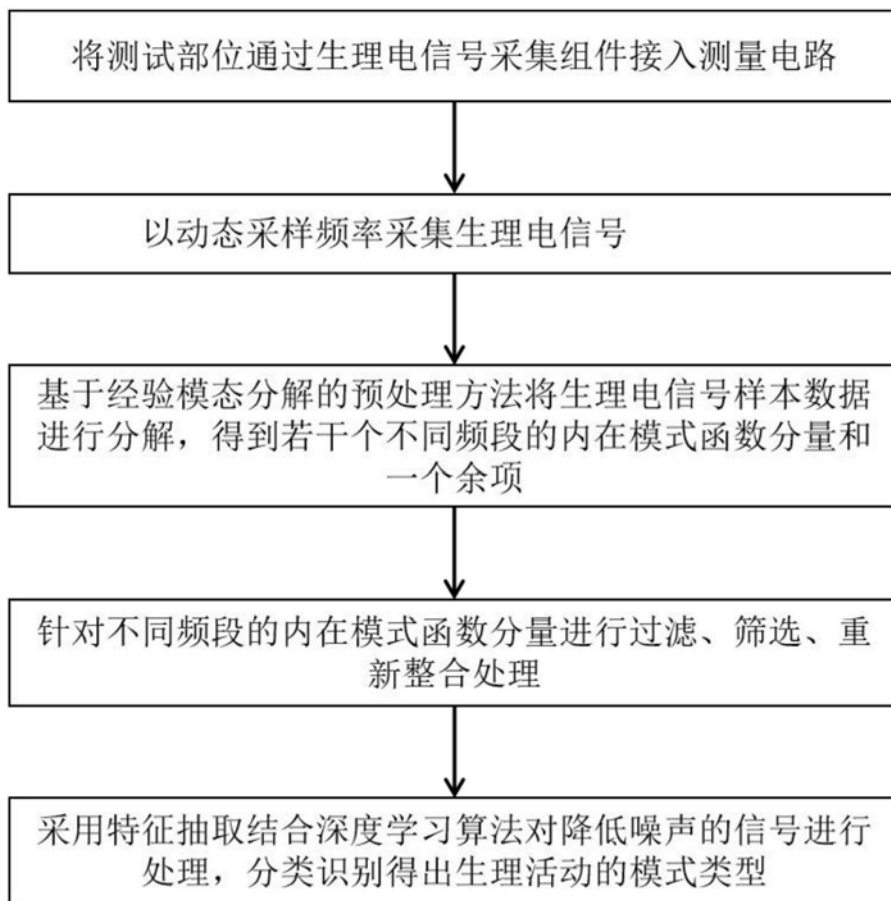


图1

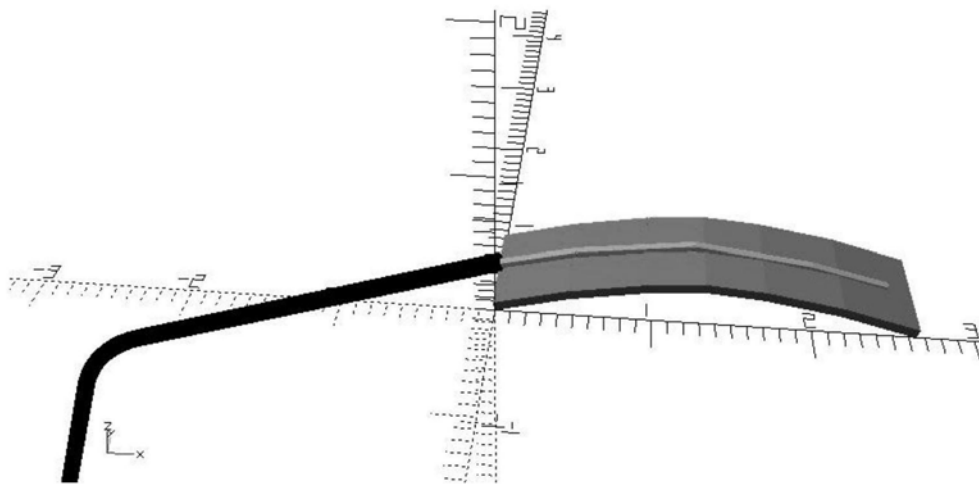


图2

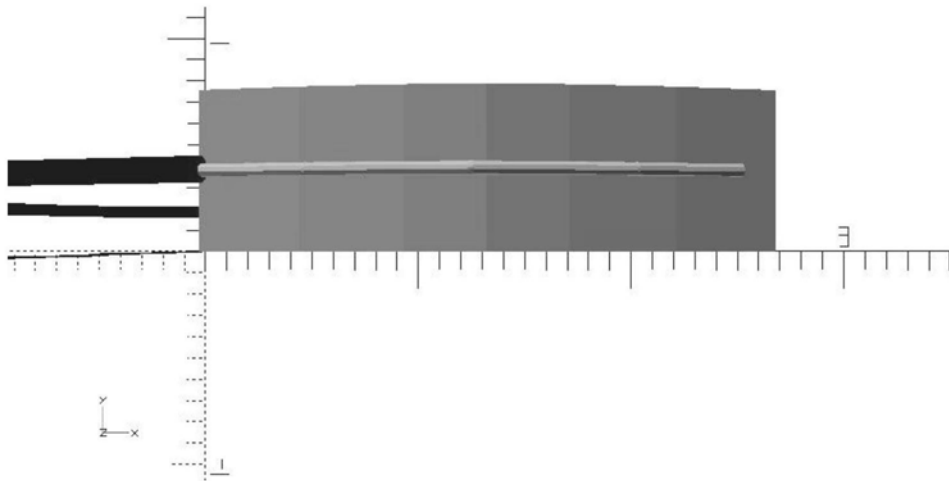


图3

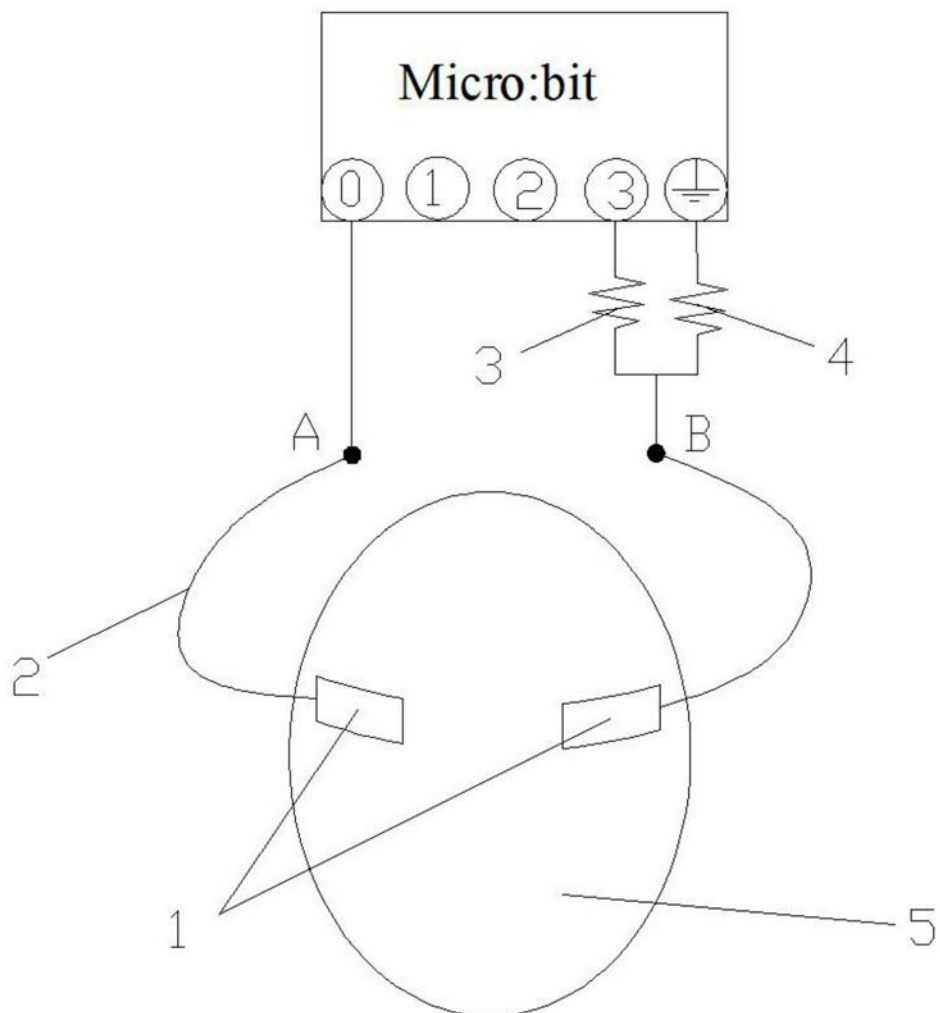


图4

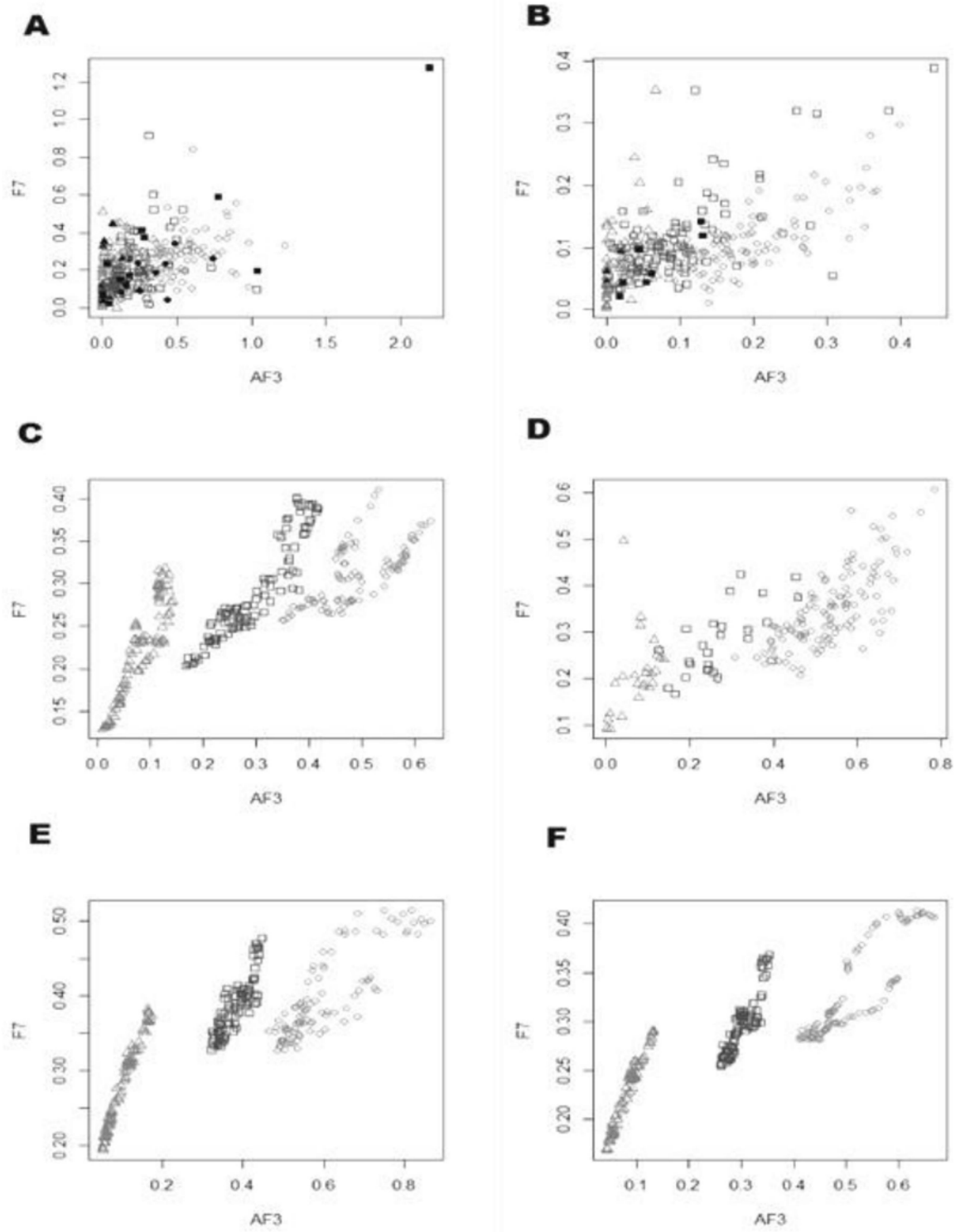


图5

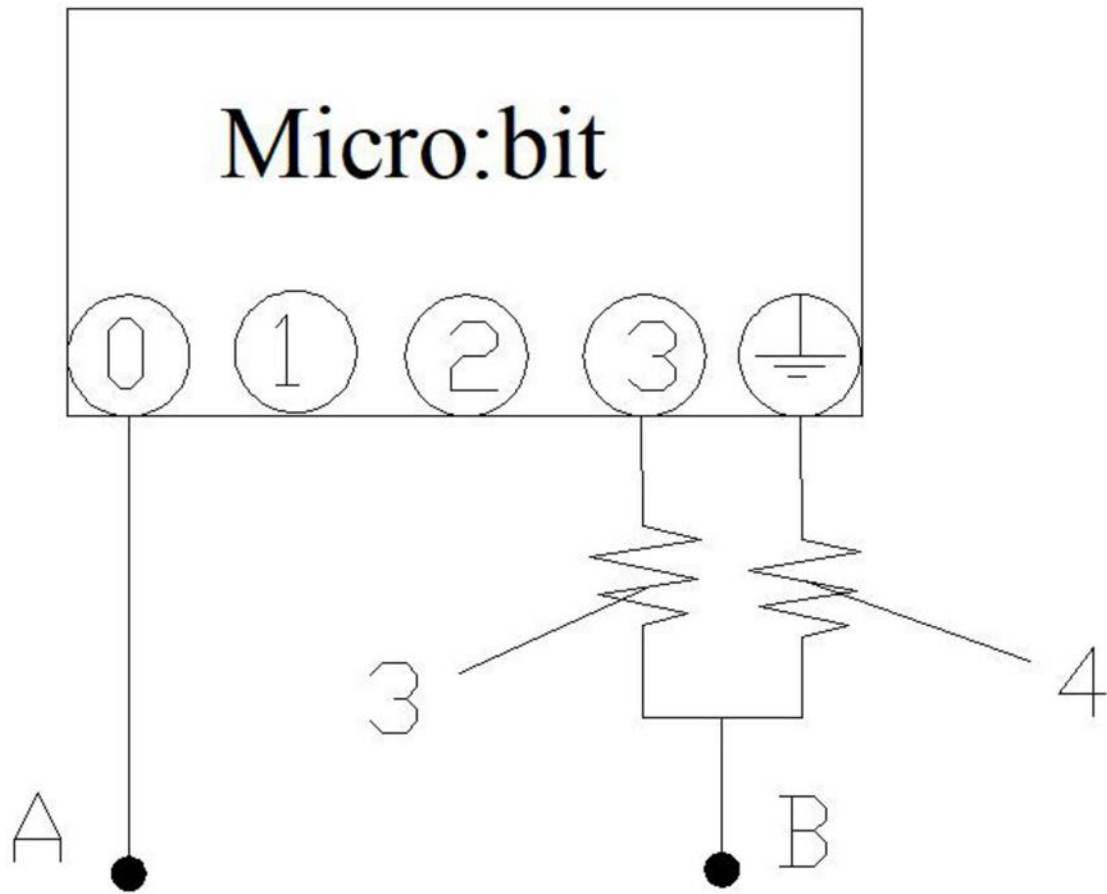


图6

专利名称(译)	基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统		
公开(公告)号	CN110946562A	公开(公告)日	2020-04-03
申请号	CN201911165953.2	申请日	2019-11-25
[标]发明人	林洪		
发明人	格来格瑞.沃勒 林洪		
IPC分类号	A61B5/04 A61B5/0476 A61B5/0488 A61B5/11 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04001 A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/0488 A61B5/11 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/7267 G06K9/6228 G06K9/6267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及生理电信号测量及分析技术领域，为解决使用固定采样频率采集的数据无法精确地反映大脑活动/神经肌肉活动的实时变化的频域特征的技术问题，本发明提供一种基于Micro:bit微处理器的生理电信号测量分析方法及系统，以Micro:bit微处理器为中心，通过动态采样频率而不是采用固定采样频率采集生理电信号样本数据，根据生理电信号的变化而采集人体信号，该方法能更加精准地反映生理电信号的实时变化的频域特征，减少无用数据和噪声，大大提升单位数据存储空间内的采集的数据的质量，便于数据特征抽取，从而实现对生理电信号更加准确、更加高效的进行测量分析，能够很好地适应市场对于更加准确、更加高效的生理电信号测量分析技术的需求。

