



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109512390 A

(43)申请公布日 2019.03.26

(21)申请号 201811259442.2

(22)申请日 2018.10.26

(71)申请人 武汉大学

地址 430072 湖北省武汉市武昌区珞珈山  
武汉大学

(72)发明人 袁志勇 安攀峰 林远轩

(74)专利代理机构 武汉科皓知识产权代理事务  
所(特殊普通合伙) 42222

代理人 魏波

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

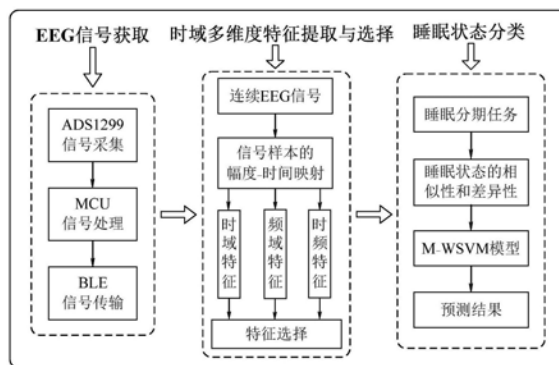
权利要求书3页 说明书9页 附图5页

## (54)发明名称

基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置

## (57)摘要

本发明公开了一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置,首先获取EEG连续时间信号,通过幅度-时间映射提取EEG连续时间信号的时域多维度特征;然后对提取信号特征进行选择,以获得最优的信号的特征;最后利用M-WSVM算法对不同分类层次的睡眠阶段进行分析与处理,实时进行睡眠分期的监测。装置包括信号采集模块、信号处理模块和信号传输模块,能够实时与智能设备的用户端通信,通过在PC端进行EEG训练数据的模型学习,将学习的算法模型移植于智能设备上运行,以进行实时的睡眠分期监测。本发明利用EEG信号特征提取与分类方法简化睡眠分期复杂度并利用生理信号测量电路开发了可穿戴睡眠分期装置,以能够获得实时、高精度的自动睡眠分期效果。



1. 一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1:获取EEG连续时间信号;

步骤2:提取EEG连续时间信号的时域多维度特征;

步骤3:对提取信号特征进行选择,以获得最优的信号的特征;

步骤4:利用M-WSVM算法对不同分类层次的睡眠阶段进行分析与处理,实时进行睡眠分期的监测。

2. 根据权利要求1所述的基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法,其特征在于,步骤2的具体实现包括以下子步骤:

步骤2.1:按照预设时间长度划分一个数据样本,将获取的EEG连续时间信号进行幅度-时间映射,通过幅度轴映射获得数值点、数值点数目、数值点间隔的特征信息,并通过时间轴映射获得原始信号、峰值点和众数点的特征信息;

步骤2.2:对幅度轴映射信息提取数值点的数目、数值点平均、数值点平均间隔及标准差、各数值点数目和平均时间间隔的平均及标准差的信号样本特征;

对时间轴映射信息提取原始信号的最大值、最小值、均值、范围、活动性、移动性、复杂性的样本特征;提取峰值信号的数目、范围、均值、标准差、间隔的平均、间隔的标准差的样本特征;提取众数信号的数目、众数间隔的平均、众数间隔标准差的样本特征;

在提取的特征中,原始信号的最大值、最小值、范围、均值特征表征了EEG信号变化的时域特性,峰值点数目、平均间隔、标准差特征表征了EEG信号变化的频域特性,信号唯一数值点数目、均值、平均间隔特征表征了EEG信号变化的时频域特性;

步骤2.3:将提取的表征时域、频域及时频域不同特性的信号特征进行组合,通过利用不同的时域多维度特征混合计算的方式,从而提取表征时频域综合特性的样本特征,其中包括信号数值点数目与信号范围的比值、非峰值点信号的均值、信号数值众数与信号平均值的差。

3. 根据权利要求1所述的基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法,其特征在于,步骤3的具体实现包括以下子步骤:

步骤3.1:根据提取及选择的最优信号特征,建立EEG信号样本特征的数据集,并计算信号特征的核;

步骤3.2:判断是否有约简特征核;

若否,则直接执行下述步骤3.3;

若是,则输出约简的信号样本特征,建立新的信号特征样本数据集;

步骤3.3:计算样本特征的类间距和;

步骤3.4:计算样本特征的类内距离标准差和;

步骤3.5:判断是否遍历所有特征;

若是,则执行下述步骤3.6;

若否,则回转执行步骤3.3;

步骤3.6:计算Pawlak属性重要度;

步骤3.7:结合每个特征的Pawlak属性重要度构建特征分类能力的评价标准 $A_m$ ;

$$A_m = \text{sig}_m * \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (\mu_i - \mu_j)(\mu_i - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^n \sigma(\mathbf{x}_{\mathbf{x} \in \omega_i} - \mu_i)}$$

其中,  $\text{sig}_m$  为样本特征  $m$  的 Pawlak 属性重要度, 反映样本特征对总体数据样本的分类能力;  $n$  为分类的睡眠状态数,  $\mu_i$  为第  $i$  类样本的中心,  $\omega_i$  为第  $i$  类睡眠状态的数据样本集, 评价标准的分式部分表示第  $m$  个特征对数据样本类间距离和与各类内中心距离标准差总和的比值;

步骤3.8: 根据  $A_m$  值大小对提取特征进行排序, 采用逐步增加特征的方法测试分类能力, 并选择最优的信号特征。

4. 根据权利要求1所述的基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法, 其特征在于, 步骤4的具体实现过程是: 以加权支持向量机WSVM为基本的睡眠状态分类算法, 并根据监测的多个睡眠状态构建多层次的分类算法;

在5类睡眠状态Sleep和1类清醒状态Wake共6分类任务中, 设计为  $M=1 \sim 4$  层的分类算法, 分别利用了浅睡眠状态S1、S2与快速眼动状态Rem的相似性, 以及与深睡眠状态S3、S4的差异性;

根据不同睡眠状态的相似性和差异性, 首先利用Wake状态和Sleep状态的信号幅度与频率变化的差异特性, 在第一层对Wake状态和Sleep状态进行分类, 其中Sleep状态包括S1、S2、S3、S4和Rem的5种睡眠状态, 将整个睡眠状态与清醒状态进行二分类, 以获得对Wake状态的高精度分类; 第二层是根据信号的相似性, 对S1、S2、Rem与S3、S4的睡眠状态进行二分类, 由于S1和S2的浅睡眠状态与Rem状态EEG信号具有相似性, 所以将两种状态组合整体的浅睡眠状态, 实现对浅睡眠和深睡眠状态的高精度分类; 第三层进一步地结合信号的差异性与相似性, 分别对S1、S2与Rem和S3与S4的睡眠状态进行分类, 实现对Rem和深睡眠S3、S4状态的分类任务; 第四层是最后对S1和S2的浅睡眠状态进行分类, 以检测出相应的浅睡眠状态。

5. 根据权利要求1所述的基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法, 其特征在于: 步骤4中, 在各层的睡眠分类算法中, 根据各睡眠状态数据样本的不平衡和实际睡眠监测的需求, 对相应的数据样本进行加权处理, 以调整系统整体睡眠分期精度。

6. 根据权利要求1-5任意一项所述的基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法, 其特征在于: 步骤4中, 利用遗传算法优化参数, 建立满足分类精度要求的各WSVM算法模型; 具体实现包括以下子步骤:

步骤4.1: 通过采集睡眠状态的EEG连续时间信号, 并根据提取和选择的最优时域多维度信号特征, 建立用于睡眠状态分类的实验数据集;

步骤4.2: 设定WSVM算法模型中的惩罚因子参数  $c$ 、核参数  $g$  和加权处理参数  $w$ , 并对不同层次下的M-WSVM的分类模型进行训练, 其中  $M=1 \sim 4$ ;

步骤4.3: 如果训练的算法模型满足测试的精度要求, 则输出算法的训练模型, 否则利用遗传算法对  $w$ 、 $c$  和  $g$  进行参数寻优, 直至训练模型满足测试精度要求。

7. 一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期可穿戴装置, 其特征在于: 包括信号采集模块、信号处理模块和信号传输模块;

所述信号采集模块,用于进行单通道EEG睡眠信号采集;

所述信号处理模块,用于设置信号的采集模式、频率、数据格式,并按照提取的信号样本特征,在终端对采集信号进行优化的边缘计算和信息传输;

所述信号传输模块,利用BLE无线传输方式,实时传输EEG信号数据;

所述用于睡眠分期的可穿戴装置能够实时与智能设备通信,通过在PC端进行EEG训练数据的模型学习,将学习模型移植于智能设备上运行,以进行实时的睡眠分期监测。

8. 根据权利要求7所述的基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期可穿戴装置,其特征在于:所述信号处理模块利用边缘计算的方法对原始的EEG信号进行分析处理,根据信号的特征提取与选择,在信号处理模块中直接获得相应的信号特征数据,选择对原始信号和特征数据进行传输;所述信号传输模块,在底层进行数据的处理,包括数据取反、移位、异或操作,以提高用户端模型学习的效率;同时对传输的信号数据按照通信字节、数据格式进行设计,保证数据传输的精度。

## 基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及智能算法的自动睡眠分期领域,特别涉及一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置。

### 背景技术

[0002] 随着国家大健康战略的提出与人工智能技术的进步,智能健康产业将取得长足的发展,基于EEG睡眠分期研究对睡眠疾病诊断、治疗和预防具有重要意义。目前,在EEG信号的睡眠分期研究中,各种信号变换技术及机器学习方法的应用都取得了一定的成果,特别是单通道EEG信号的睡眠分期研究,更容易在可穿戴设备上实现睡眠的监测与分析,文献[1-9]都研究了应用单通道EEG信号的睡眠分期。但是,在现有的技术中,相关研究利用的信号变换及分类算法大多具有一定的复杂度,不适宜用于实时的可穿戴睡眠分期系统。

[0003] EEG是非平稳信号,不同睡眠状态下的信号变化具有一定差异,如何利用有效的信号特征对提高智能算法的分类效果非常重要。通过各种变换及编码的特征提取方法,能够获得相对较好的信号样本特征,但增加了特征提取算法的复杂度或特征数量。文献[1]利用可调Q因子小波变换(TQWT)的方法将EEG信号分解为24级的信号子带,并从信号子带中提取4个统计矩的特征;文献[2]利用快速傅里叶变换(FFT)将时域EEG信号转换为频域,并提取不同频率带的信号特征;文献[3-5]将原始EEG信号分解出多种节律的信号波,并对各信号波子带提取睡眠分期的信号特征;文献[6]是将连续信号分成多个信号段,在每个信号段上提取相同的统计特征。通过对开源睡眠EEG信号的分析,不同睡眠状态下的波形在时间和幅度两个方向上具有相对明显的差异,表现为不同睡眠状态对应不同频率节律波的变化。直接利用连续EEG信号获得表征时域、频域及时频域的信号差异化特征,能够促进可穿戴实时睡眠分析监测系统的开发。

[0004] 根据睡眠分期的一般标准,睡眠阶段主要为:Wake、S1、S2、S3、S4和Rem 6个状态,其中S1和S2是浅睡眠状态,S3和S4是深睡眠状态,随着对睡眠状态细分数字的增多,对分类算法的要求也更高。文献[7]利用马尔可夫模型估计睡眠状态;文献[8]中采用了一种快速判别的复数值卷积神经网络的算法进行睡眠状态的特征提取与分类;文献[9]分别应用了决策树、支持向量机和神经网络多种算法进行分类实验。在实际的分类算法训练过程中,由于数据不平衡,如某些人深度睡眠比较少,导致了分类精度具有较大的差异,同时,由于部分睡眠状态相似性,使得两类间的分类误差较大。利用不同类别要求的多层次睡眠状态分类模型,对相应睡眠状态的错误分类进行加权,以提高系统睡眠分期效果。

[0005] 由于EEG信号的微弱性,易受干扰,对信号的有效采集具有很大的挑战,同时,先进的人工智能技术与方法在轻量级移动设备上的应用也具有一定的不足。通过设计高效的底层信号采集模块,实时获取高精度的EEG睡眠信号,并通过在PC端进行智能算法的模型学习,然后移植到轻量级设备运行的方式,建立可穿戴睡眠分期系统。

[0006] 参考文献:

- [0007] 文献[1]:HASSAN,Ahnafe Rashik;SUBASI,Abdulhamit.A decision support system for automated identification of sleep stages from single-channel EEG signals.Knowledge-Based Systems,2017,128:115-124.
- [0008] 文献[2]:LIU,Zhiyong,et al.Sleep staging from the EEG signal using multi-domain feature extraction.Biomedical Signal Processing and Control, 2016,30:86-97.
- [0009] 文献[3]:MEMAR,Pejman;FARADJI,Farhad.A novel multi-class EEG-based sleep stage classification system.IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2018,26.1:84-95.
- [0010] 文献[4]:ABOALAYON,Khalid AI;ALMUHAMMADI,Wafaa S.;FAEZIPOUR,Miad.A comparison of different machine learning algorithms using single channel EEG signal for classifying human sleep stages.In:Systems,Applications and Technology Conference (LISAT),2015IEEE Long Island.IEEE,2015.p.1-6.
- [0011] 文献[5]:ALMUHAMMADI,Wafaa S.;ABOALAYON,Khalid AI;FAEZIPOUR, Miad.Efficient obstructive sleep apnea classification based on EEG signals.In:Systems,Applications and Technology Conference (LISAT),2015IEEE Long Island.IEEE,2015.p.1-6.
- [0012] 文献[6]:DIYKH,Mohammed;LI,Yan.Complex networks approach for EEG signal sleep stages classification.Expert Systems with Applications,2016,63: 241-248.
- [0013] 文献[7]:KANG,Dae Y.,et al.A state space and density estimation framework for sleep staging in obstructive sleep apnea.IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2018,65.6:1201-1212.
- [0014] 文献[8]:ZHANG,Junming;WU,Yan.A new method for automatic sleep stage classification.IEEE transactions on biomedical circuits and systems,2017, 11.5:1097-1110.
- [0015] 文献[9]:ŞEN,Baha,et al.A comparative study on classification of sleep stage based on EEG signals using feature selection and classification algorithms.Journal of medical systems,2014,38.3:18.

## 发明内容

[0016] 为了解决上述技术问题,本发明提供了一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置。

[0017] 本发明的方法所采用的技术方案是:一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0018] 步骤1:获取EEG连续时间信号;

[0019] 步骤2:提取EEG连续时间信号的时域多维度特征;

[0020] 步骤3:对提取的信号特征进行选择,以获得最优的信号的特征;

[0021] 步骤4:利用M-WSVM算法对不同分类层次的睡眠阶段进行分析与处理,实时进行睡

眠分期的监测。

[0022] 作为优选,步骤2的具体实现包括以下子步骤:

[0023] 步骤2.1:按照预设时间长度划分一个数据样本,将获取的EEG连续时间信号进行幅度-时间映射,通过幅度轴映射获得数值点、数值点数目、数值点间隔的特征信息,并通过时间轴映射获得原始信号、峰值点和众数点的特征信息;

[0024] 步骤2.2:对幅度轴映射信息提取数值点的数目、数值点平均、数值点平均间隔及标准差、各数值点数目和平均时间间隔的平均及标准差的信号样本特征;

[0025] 对时间轴映射信息提取原始信号的最大值、最小值、均值、范围、活动性、移动性、复杂性的样本特征;提取峰值信号的数目、范围、均值、标准差、间隔的平均、间隔的标准差的样本特征;提取众数信号的数目、众数间隔的平均、众数间隔标准差的样本特征;

[0026] 在提取的特征中,原始信号的最大值、最小值、范围、均值特征表征了EEG信号变化的时域特性,峰值点数目、平均间隔、标准差特征表征了EEG信号变化的频域特性,信号唯一数值点数目、均值、平均间隔特征表征了EEG信号变化的时频域特性;

[0027] 步骤2.3:将提取的反映时域、频域及时频域不同特性的信号特征进行组合,通过利用不同的时域多维度特征混合计算的方式,如将幅度轴映射的表征时域特征与时间轴映射的表征频域特征进行求差、比值等的运算,从而提取表征时频域综合特性的样本特征,其中包括信号数值点数目与信号范围的比值、非峰值点信号的均值、信号数值众数与信号平均值的差。

[0028] 作为优选,步骤3的具体实现包括以下子步骤:

[0029] 步骤3.1:根据提取及选择最优信号特征,建立EEG信号样本特征的数据集,并计算信号特征的核;

[0030] 步骤3.2:判断是否有约简特征核;

[0031] 若否,则直接执行下述步骤3.3;

[0032] 若是,则输出约简的信号样本特征,建立新的信号特征样本数据集;

[0033] 步骤3.3:计算样本特征的类间距和;

[0034] 步骤3.4:计算样本特征的类内距离标准差和;

[0035] 步骤3.5:判断是否遍历所有特征;

[0036] 若是,则执行下述步骤3.6;

[0037] 若否,则回转执行步骤3.3;

[0038] 步骤3.6:计算Pawlak属性重要度;

[0039] 步骤3.7:结合每个特征的Pawlak属性重要度构建特征分类能力的评价标准 $A_m$ ;

$$[0040] \quad A_m = sig_m * \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (\mu_i - \mu_j)(\mu_i - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^n \sigma(x_{x \in \omega_i} - \mu_i)}$$

[0041] 其中, $sig_m$ 为样本特征m的Pawlak属性重要度,反映样本特征对总体数据样本的分类能力; $n$ 为分类的睡眠状态数, $\mu_i$ 为第*i*类样本的中心, $\omega_i$ 为第*i*类睡眠状态的数据样本集,评价标准的分式部分表示第*m*个特征对数据样本类间距离和与各类内中心距离标准差总和的比值;

[0042] 步骤3.8:根据 $A_m$ 值大小对提取特征进行排序,采用逐步增加特征的方法测试分类能力,并选择最优的信号特征。

[0043] 作为优选,步骤4的具体实现过程是:以加权支持向量机WSVM为基本的睡眠状态分类算法,并根据监测的多个睡眠状态构建多层次的分类算法;

[0044] 在5类睡眠状态Sleep和1类清醒状态Wake共6分类任务中,设计为 $M=1\sim 4$ 层的分类算法,分别利用了浅睡眠状态S1、S2与快速眼动状态Rem的相似性,以及与深睡眠状态S3、S4的差异性;

[0045] 根据不同睡眠状态的相似性和差异性,首先利用Wake状态和Sleep状态的信号幅度与频率变化的差异特性,在第一层对Wake状态和Sleep状态进行分类,其中Sleep状态包括S1、S2、S3、S4和Rem的5种睡眠状态,将整个睡眠状态与清醒状态进行二分类,以获得对Wake状态的高精度分类;第二层是根据信号的相似性,对S1、S2、Rem与S3、S4的睡眠状态进行二分类,由于S1和S2的浅睡眠状态与Rem状态EEG信号具有相似性,所以将两种状态组合整体的浅睡眠状态,实现对浅睡眠和深睡眠状态的高精度分类;第三层进一步地结合信号的差异性与相似性,分别对S1、S2与Rem和S3与S4的睡眠状态进行分类,实现对Rem和深睡眠S3、S4状态的分类任务;第四层是最后对S1和S2的浅睡眠状态进行分类,以检测出相应的浅睡眠状态。

[0046] 作为优选,步骤4中,在各层的睡眠分类算法中,根据各睡眠状态数据样本的不平衡和实际睡眠监测的需求,对相应的数据样本进行加权处理,以调整系统整体睡眠分期精度。

[0047] 作为优选,步骤4中,利用遗传算法优化参数,建立满足分类精度要求的WSVM算法模型;具体实现包括以下子步骤:

[0048] 步骤4.1:通过采集睡眠状态的EEG连续时间信号,并根据提取和选择的最优时域多维度信号特征,建立用于睡眠状态分类的实验数据集。

[0049] 步骤4.2:设定WSVM算法模型中的惩罚因子参数 $c$ 、核参数 $g$ 和加权处理参数 $w$ ,并对不同层次下的 $M$ -WSVM的分类模型进行训练,其中 $M=1\sim 4$ ;

[0050] 步骤4.3:如果训练的算法模型满足测试的精度要求,则输出算法的训练模型,否则利用遗传算法对 $w$ 、 $c$ 和 $g$ 进行参数寻优,直至训练模型满足测试精度要求。

[0051] 本发明的装置所采用的技术方案是:一种基于EEG时域多维度特征及 $M$ -WSVM的睡眠分期可穿戴装置,其特征在于:包括信号采集模块、信号处理模块和信号传输模块;

[0052] 所述信号采集模块,用于进行单通道EEG睡眠信号采集;

[0053] 所述信号处理模块,用于设置信号的采集模式、频率、数据格式,并按照提取的信号样本特征,在终端对采集信号进行优化的边缘计算和信息传输;

[0054] 所述信号传输模块,利用BLE无线传输方式,实时传输EEG信号数据;

[0055] 所述用于睡眠分期的可穿戴装置能够实时与智能设备通信,通过在PC端进行EEG训练数据的模型学习,将学习模型移植于智能设备上运行,以进行实时的睡眠分期监测。

[0056] 作为优选,所述采集模块利用高精度生理信号测量ADS1299芯片进行单通道EEG睡眠信号采集;通过微控制器设计信号处理模块,以设置信号的采集模式、频率、数据格式等,并按照提取的信号样本特征,在终端对采集信号进行优化的边缘计算和信息传输;传输模块以低功耗蓝牙(BLE)的无线通信方式进行数据传输,根据EEG信号的信息需求和通信格式



的要求,设计灵活的睡眠分期装置与用户端的通信协议,实时高效地传输EEG信号特征数据。

[0057] 信号处理模块利用边缘计算的方法对原始的EEG信号进行分析处理,根据信号的特征提取与选择,在信号处理模块中直接获得相应的信号特征数据,选择对原始信号和特征数据进行传输;信号传输模块,在底层进行数据的处理,包括数据取反、移位、异或操作,以提高用户端模型学习的效率;同时对传输的信号数据按照通信字节、数据格式进行设计,保证数据传输的精度。

[0058] 与现有技术相比,本发明所具有的创新及优势如下:

[0059] 1、本发明通过对单通道EEG信号的分析研究,只利用连续时间信号获取表征时域、频域和时频域及组合的多维度特征,不需任何信号变换及编码技术,具有特征数量少、易于提取的优点,同时适用于可穿戴睡眠分期的智能分类算法;

[0060] 2、本发明采用多层次分类的方法进行睡眠分期监测,按照睡眠状态EEG信号的相似性与差异性进行逐层分类,每层识别出相应的易于分类的睡眠状态,同时,能够根据各睡眠状态的数据样本不平衡对相应类别进行加权处理,利用WSVM算法的小样本分类优势,设计多层次的睡眠分期算法,不仅能够获得整体较高的分类精度,也可以调节部分睡眠状态的分类精度;

[0061] 3、本发明的睡眠分期装置利用高精度生理信号测量芯片ADS1299采集EEG信号,并根据提取信号的样本特征,利用底层MCU实时高性能计算的特点,对采集数据进行边缘计算的优化处理,同时结合BLE的通信方式,以高效地传输睡眠EEG数据,在智能手机、树莓派等用户终端进行模型的验证和结果分析。该睡眠分期装置设计在用户终端运行各种智能学习算法,可以扩展多个睡眠分期装置连接用户终端,具有很好的实用性能。

## 附图说明

[0062] 图1为本发明实施例所述EEG信号幅度-时间映射的幅度轴映射示意图;

[0063] 图2为本发明实施例所述EEG信号幅度-时间映射的时间轴映射示意图;

[0064] 图3为本发明实施例所述EEG信号时域多维度特征提取的示意图;

[0065] 图4为本发明实施例利用RST算法和信号特征的离散度对提取信号特征进行选择的流程图;

[0066] 图5为本发明实施例M-WSVM睡眠状态分类示意图;

[0067] 图6为本发明实施例利用遗传算法优化参数的WSVM算法模型学习流程图;

[0068] 图7为本发明实施例睡眠分期装置的EEG信号获取与分析的结构及功能示意图;

[0069] 图8为本发明实施例所述睡眠分期方法及装置综合应用的整体结构示意图。

## 具体实施方式

[0070] 为了便于本领域普通技术人员理解和实施本发明,下面结合附图及实施例对本发明作进一步的详细描述,应当理解,此处所描述的实施例仅用于说明和解释本发明,并不用于限定本发明。

[0071] 本实施例中EEG信号时域多维度特征提取首先需要对信号进行幅度-时间映射,以获得相关的特征信息,具体的实施例为将采集的连续EEG信号映射到幅度轴和时间轴,如图

1所示,将信号样本中的每个数值点映射到幅度轴,并计算信号样本中所出现的唯一数值点、数值点的数目、数值点的平均间隔,比如3000个样本点映射后,在幅度轴上获得1000个唯一的数值点,数值点12的数目20,20个点的平均间隔5;如图2所示为信号样本的时间轴映射,其中将原始信号进行映射即获得了信号样本点的一维数组,将峰值点进行映射可以获得信号样本中各峰值点一维数组,进一步将信号样本的众数点进行映射,获得众数点的间隔信息。

[0072] 图3为本发明通过幅度-时间映射提取EEG连续时间信号的时域多维度特征的实施例,由图示可以,首先将获取的连续EEG信号进行幅度-时间映射,通过幅度轴映射获得数值点、数值点数目、数值点间隔的特征信息,并通过时间轴映射获得原始信号、峰值点和众数点的特征信息,然后分别对各映射特征信息进行最大值、最小值、范围、数目、均值和标准差的特征提取。本发明特征提取获得了数值点的数目,数值点平均,数值点平均间隔及标准差,各数值点数目和平均时间间隔的平均及标准差,原始信号的最大值、最小值、均值、范围、活动性、移动性、复杂性,峰值点的数目、范围、均值、标准差、间隔的平均、间隔的标准差,众数点的数目、众数间隔的平均、众数间隔的标准差等样本特征。

[0073] 在提取的特征中,原始信号的最大值、最小值、范围、均值等特征表征了EEG信号变化的时域特性,峰值点数目、平均间隔、标准差等特征表征了EEG信号变化的频域特性,信号唯一数值点数目、均值、平均间隔等特征表征了EEG信号变化的时频域特性。进一步地,以组合特征的方式提取表征时频域特性的信号特征,其中包括信号数值点数目与信号范围的比值、非峰值点信号的均值、信号数值众数与信号平均值的差等信号样本特征。

[0074] 为了去除冗余的特征信息,降低分类算法模型的复杂度,本发明对提取信号特征进行选择,以获得最优的信号的特征。本发明对提取的时域多维度信号特征选择最优的用于睡眠分期的样本特征实施例如图4所示,利用RST算法进行信号特征的约简,首先计算信号特征的核,如果存在特征核,将根据Pawlak属性重要度添加新的非核特征获得对样本特征的一个约简,如果不存在特征核,将计算每个样本特征的类间距离和与类内距离标准差和,进一步地结合每个特征的Pawlak属性重要度构建特征分类能力的评价标准:

$$[0075] \quad A_m = sig_m * \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (\mu_i - \mu_j)(\mu_i - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^n \sigma(x_{x \in \omega_i} - \mu_i)}$$

[0076] 其中, $sig_m$ 为样本特征m的Pawlak属性重要度,反映样本特征对总体数据样本的分类能力; $n$ 为分类的睡眠状态数, $\mu_i$ 为第i类样本的中心, $\omega_i$ 为第i类睡眠状态的数据样本集,评价标准的分式部分表示第m个特征对数据样本类间距离和与各类内中心距离标准差总和的比值;

[0077] 本发明中的类间距离和是各类样本均值的相互距离和,而不是各类样本均值与全部样本均值的距离和,这样能够避免部分类别样本远离整体数据均值造成的影响;本发明利用了类内距离标准差和来评价样本特征对各类数据样本的离散度,距离标准差越小则表明了特征的类内样本聚类效果越好,进一步地,以类间距离和与类内距离标准差和的比值反映了信号特征对总体的样本分类能力,并结合样本特征的属性重要度构建综合的特征分类能力评价标准,进而选择最优的EEG睡眠状态分类特征。

[0078] 本发明中利用M-WSVM算法建立睡眠分期中各睡眠状态分类模型的实施例如图5和图6所示,根据不同睡眠状态的相似性和差异性,首先利用Wake状态和Sleep状态的信号幅度与频率变化的差异特性,在第一层对Wake状态和Sleep状态进行分类,其中Sleep状态包括S1、S2、S3、S4和Rem的5种睡眠状态,将整个睡眠状态与清醒状态进行二分类,以获得对Wake状态的高精度分类;第二层是根据信号的相似性,对S1、S2、Rem与S3、S4的睡眠状态进行二分类,由于S1和S2的浅睡眠状态与Rem状态EEG信号具有相似性,所以将两种状态组合为整体的浅睡眠状态,实现对浅睡眠和深睡眠状态的高精度分类;第三层进一步地结合信号的差异性与相似性,分别对S1、S2与Rem和S3与S4的睡眠状态进行分类,实现对Rem和深睡眠S3、S4状态的分类任务;第四层是最后对S1和S2的浅睡眠状态进行分类,以检测出相应的浅睡眠状态。本发明的多层次睡眠状态分类充分考虑EEG睡眠状态信号特性,分别利用不同状态信号差异性和相似性进行逐层分类,在每层中分别完成相应的分类任务,与常规的多分类方法相比,不仅降低的算法复杂度,而且避免了相似信号状态对整体分类精度的影响。

[0079] 在多层次分类模型中,本发明以WSVM算法进行各层次睡眠状态的二分类,进一步地,由于EEG睡眠状态的数据样本存在不平衡问题,特别某些人的深度睡眠状态很少,甚至可能缺少深度睡眠状态的信号样本,为了克服数据不平衡造成分类误差偏向于小样本数据及整体精度低的问题,本发明通过利用WSVM算法,结合实际的数据样本大小对分类任务进行加权处理,以提高整体的分类精度。同时,本发明利用遗传算法对模型参数 $w$ 、 $c$ 和 $g$ 进行优化,建立满足分类精度要求的WSVM算法模型。

[0080] 请见图6,本实施例利用遗传算法优化参数,建立满足分类精度要求的WSVM算法模型;具体实现包括以下子步骤:

[0081] 步骤4.1:通过采集睡眠状态的EEG连续时间信号,并根据提取和选择的最优时域多维度信号特征,建立用于睡眠状态分类的实验数据集。

[0082] 步骤4.2:设定WSVM算法模型中的惩罚因子参数 $c$ 、核参数 $g$ 和加权处理参数 $w$ ,并对不同层次下的M-WSVM的分类模型进行训练,其中 $M=1\sim 4$ ;

[0083] 步骤4.3:如果训练的算法模型满足测试的精度要求,则输出算法的训练模型,否则利用遗传算法对 $w$ 、 $c$ 和 $g$ 进行参数寻优,直至训练模型满足测试精度要求。

[0084] 本发明所提供用于睡眠分期的可穿戴装置实施例包含睡眠EEG信号获取和睡眠EEG信号分析两个部分。如图7所示,其中信号获取是用户可穿戴的EEG信号采集装置,包括了睡眠EEG信号的采集模块、处理模块和传输模块;信号的分析包括在PC端的数据处理与模型学习和用户端实时睡眠分期监测。具体实施例的信号采集处理是利用MCU控制器,通过设置ADS1299的工作模式、采集通道及频率实现信号的放大、滤波、偏置反馈和A/D转换等操作,同时利用MCU控制器底层实时计算性能高的特点,进行边缘计算的信号数据处理;本发明的一个重要优势是只利用了时域信号数据,可以对信号采集进行实时的幅度-时间映射,根据PC端对数据特征的选择,利用微控制器的边缘数据处理直接提取信号特征的数据样本,如每采集一个样本点的数据按照幅度映射的方式存储数组,通过对数组的分析与计算进而获得各信号特征数据,该方式非常适用于可穿戴设备的实时应用。进一步地,利用BLE的方式进行特征数据的传输,并在智能手机或树莓派等智能设备的用户端进行算法模型的实时监测与分析。

[0085] 本发明所述的基于时域多维度特征及M-WSVM的EEG睡眠分期方法及可穿戴装置的

综合应用如图8所示。不同于其他睡眠分期方法,本发明所提供的睡眠分期方法从实际应用的角度考虑,结合具体可操作的睡眠分期装置,对信号的获取详细说明了EEG信号边缘数据处理,以能够实时地采集、处理与传输睡眠状态特征数据样本;对信号的幅度-时间映射和提取时域多维度特征进行概述,并采用了RST算法与特征离散度进行综合的特征选择,其中分别利用各类样本均值的相互距离和与类内距离标准差和来表征类间和类内离散度;按照实际的睡眠分期任务要求,采用多层次睡眠状态分类的算法模型,并根据睡眠EEG信号的差异性和相似性设计不同层次的睡眠状态分类模型。进一步地,考虑睡眠状态数据不平衡的问题,采用了WSVM的算法模型进行各层次睡眠状态的二分类,同时,利用了遗传算法对算法模型参数和加权重参数进行寻优,以提高EEG睡眠状态整体的分类能力。

[0086] 本发明面向可穿戴睡眠分期的应用,所述睡眠分期方法的时域多维度特征提取是为了获得最优的信号特征,通过对原始信号的解析,直接提取时域EEG信号中表征多维度信号特性的样本特征。不经信号变换或编码等处理的特征提取简化了睡眠分期方法复杂度,并能够提高实时性应用的能力。首先将单通道EEG睡眠信号进行幅度-时间映射,在幅度轴映射解析得信号样本的各数值点、各数值点的数目和各数值点的平均时间间隔三组特征信息,并在时间轴上映射原始信号、峰值信号和众数点信号的特征信息。进一步地,对映射特征信息提取表征时域和频域的信号特征,同时,综合幅度轴和时间轴特性,提取表征时频域信号的特征及相关的组合特征,通过组合特征进一步优化算法的分类效果。在此基础上对提取EEG信号特征的分类能力进行分析,利用RST算法计算信号特征的核和属性重要度,对每个信号特征计算各睡眠状态类内中心距离和、各类内中心距标准差的总和,构建信号特征分类能力的评价标准,以进行特征的约简与选择,优化实际应用的信号特征。

[0087] 本发明的睡眠分期方法设计为进行多种睡眠状态的监测与分类;本发明构造从2类到6类的多层次睡眠状态分类,以WSVM算法作为基本的二分类方法,对每层次根据信号相似性及数据的不平衡问题,对相应的类别进行加权处理,综合利用M-WSVM分类算法实现更高效的睡眠分期,克服一些算法只关注总的分类精度而使得部分睡眠状态的分类精度不高的问题,同时可以根据实际应用中对睡眠状态检测的偏重,调整算法的加权系数。进一步地,根据实际睡眠分期目标的需求,利用自适应遗传算法进行M-WSVM的参数寻优,包括基本的算法模型参数和不同睡眠阶段的权重参数。

[0088] 本发明所提供用于睡眠分期的可穿戴装置,利用24位分辨率的EEG信号测量芯片ADS1299设计信号采集模块;通过利用MCU设计信号处理模块,以进行数据采集及传输的控制;在信号传输模块利用BLE无线传输方式,实时传输EEG信号数据。所述睡眠分期装置能够实时与智能手机、树莓派等轻量级设备通信,通过在PC端进行EEG训练数据的模型学习,将学习模型移植于轻量级设备上运行,以进行实时的睡眠分期监测。本发明利用底层实时计算性能高的特点,将EEG数据按照提取特征进行处理,结合边缘计算的优势,在信号处理模块对采集信号进行存储、解析、特征提取、优化计算等操作,并实时传输到用户终端,以进行睡眠阶段的分类及相关分析。

[0089] 应当理解的是,本说明书未详细阐述的部分均属于现有技术。

[0090] 应当理解的是,上述针对较佳实施例的描述较为详细,并不能因此而认为是对本发明专利保护范围的限制,本领域的普通技术人员在本发明的启示下,在不脱离本发明权利要求所保护的范围情况下,还可以做出替换或变形,均落入本发明的保护范围之内,本发

明的请求保护范围应以所附权利要求为准。

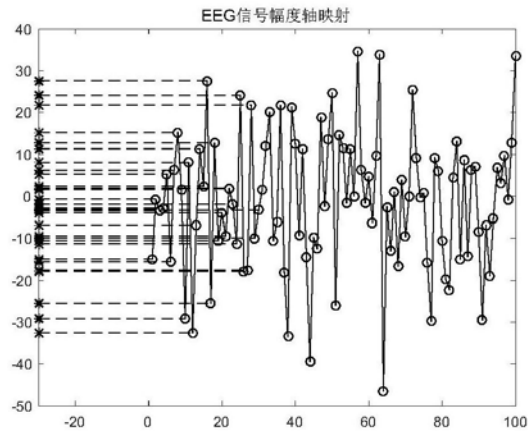


图1

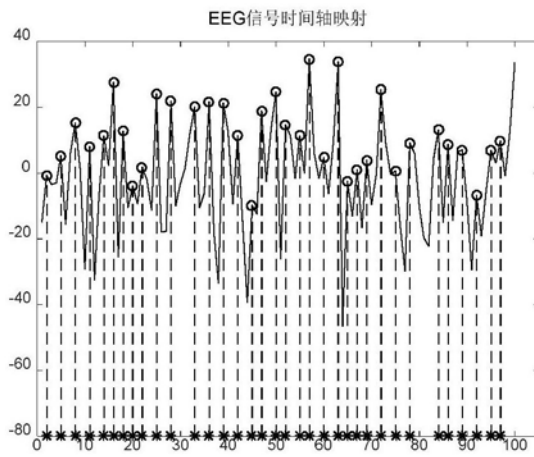


图2

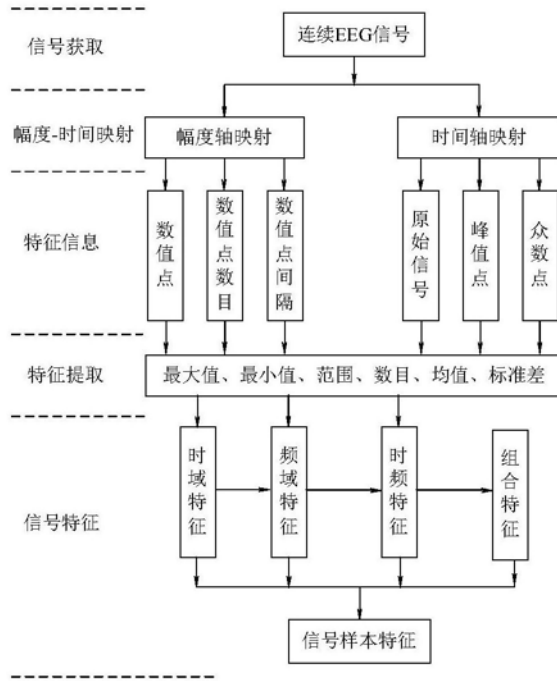


图3

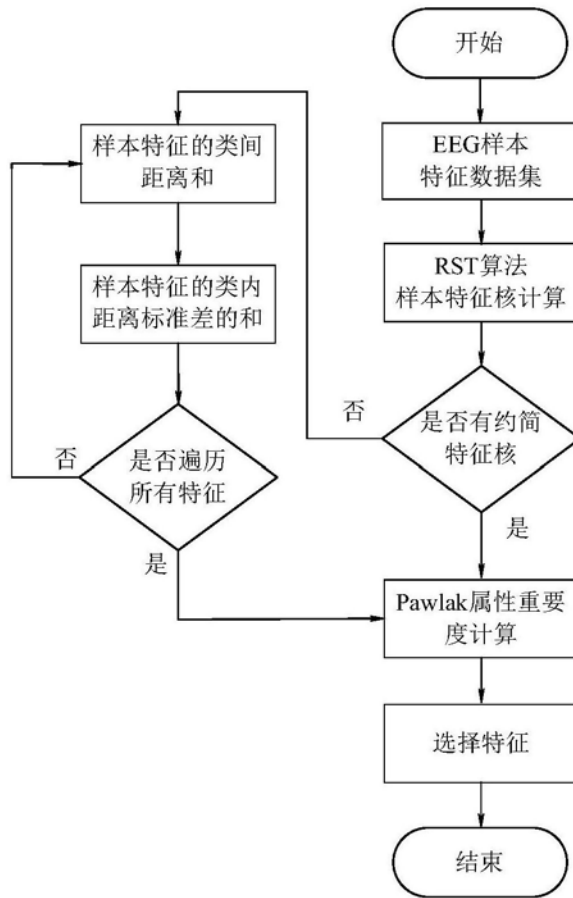


图4

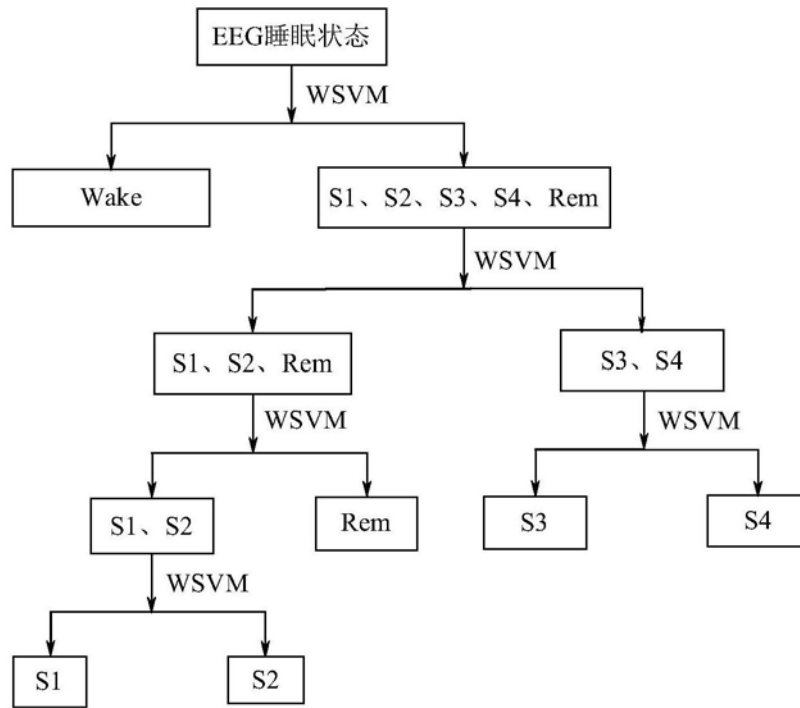


图5



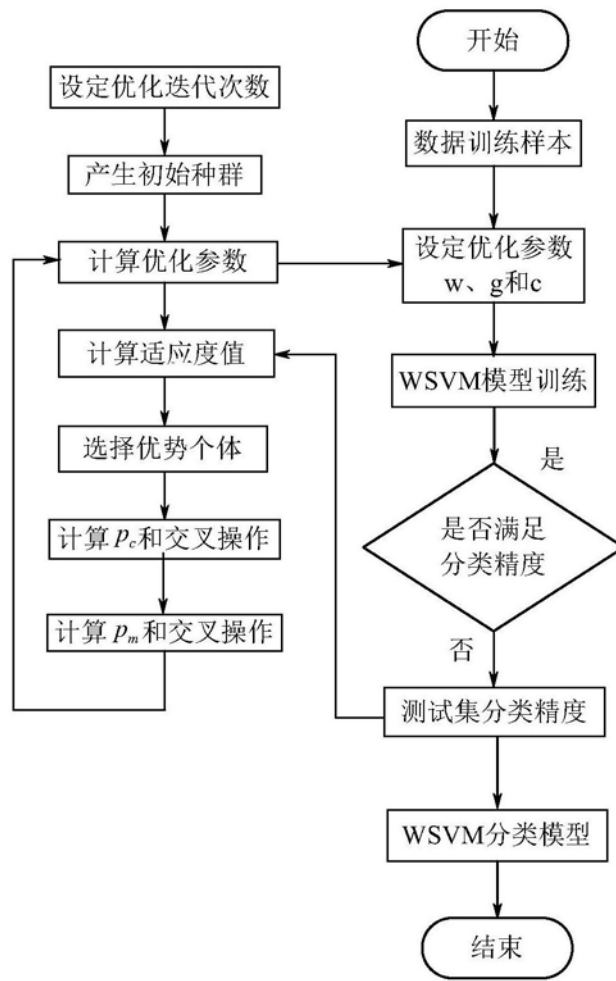


图6

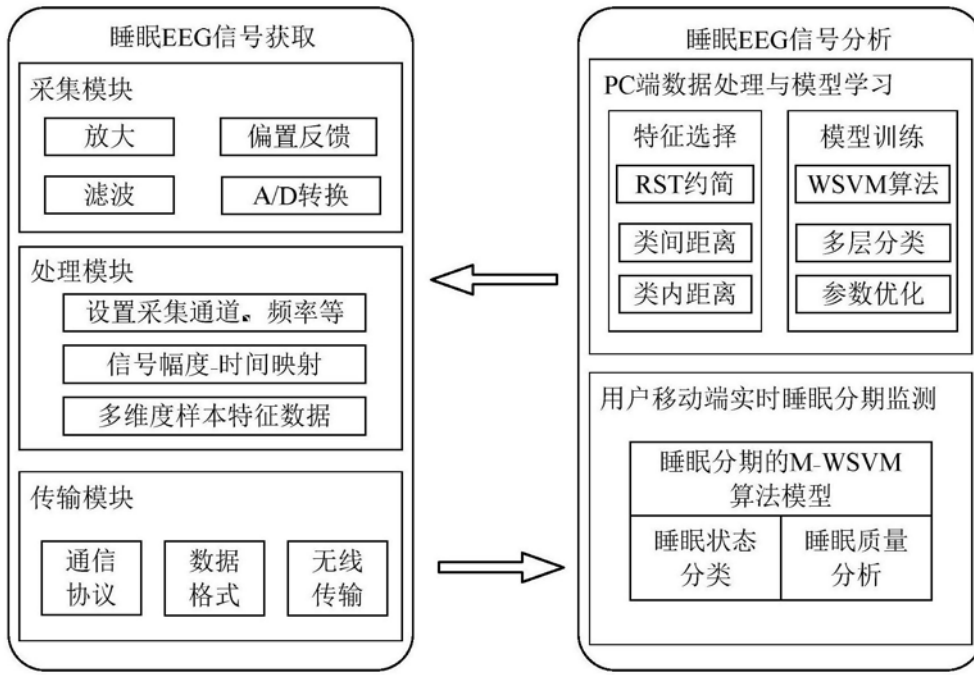


图7

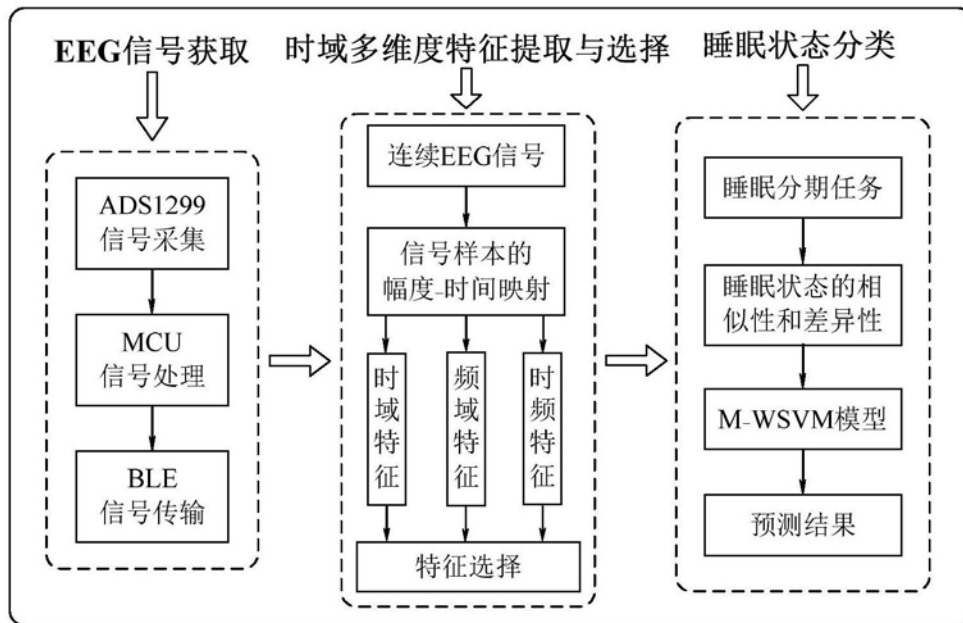


图8

专利名称(译)	基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN109512390A</a>	公开(公告)日	2019-03-26
申请号	CN201811259442.2	申请日	2018-10-26
[标]申请(专利权)人(译)	武汉大学		
申请(专利权)人(译)	武汉大学		
当前申请(专利权)人(译)	武汉大学		
[标]发明人	袁志勇 安攀峰		
发明人	袁志勇 安攀峰 林远轩		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4806 A61B5/6802 A61B5/72		
代理人(译)	魏波		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于EEG时域多维度特征及M-WSVM的睡眠分期方法及可穿戴装置，首先获取EEG连续时间信号，通过幅度-时间映射提取EEG连续时间信号的时域多维度特征；然后对提取信号特征进行选择，以获得最优的信号的特征；最后利用M-WSVM算法对不同分类层次的睡眠阶段进行分析与处理，实时进行睡眠分期的监测。装置包括信号采集模块、信号处理模块和信号传输模块，能够实时与智能设备的用户端通信，通过在PC端进行EEG训练数据的模型学习，将学习的算法模型移植于智能设备上运行，以进行实时的睡眠分期监测。本发明利用EEG信号特征提取与分类方法简化睡眠分期复杂度并利用生理信号测量电路开发了可穿戴睡眠分期装置，以能够获得实时、高精度的自动睡眠分期效果。

