



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109999314 A

(43)申请公布日 2019. 07. 12

(21)申请号 201910401410.X

(22)申请日 2019.05.15

(71)申请人 江南大学

地址 214000 江苏省无锡市蠡湖大道1800号

(72)发明人 杨金龙 陈璐瑶 衡玮 徐自强
乔天池 黄闯

(74)专利代理机构 哈尔滨市阳光惠远知识产权代理有限公司 23211

代理人 彭素琴

(51)Int.Cl.

A61M 21/02(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

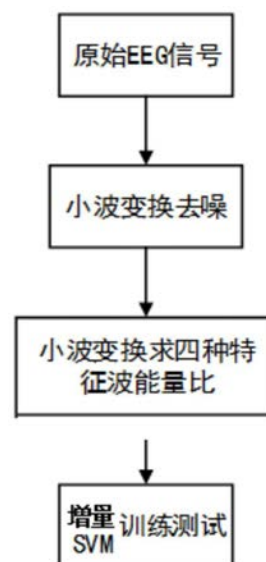
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54)发明名称

一种基于脑电波监测智能助眠系统及其睡眠耳机

(57)摘要

本发明公开了一种基于脑电波监测智能助眠系统及其睡眠耳机,属于智能助眠领域。本发明基于监测用户睡眠时的脑电波情况,采集脑电波信号,经过特定分类处理:以 β 波, α 波, θ 波, δ 波四种特征波的能量比作为特征值,使用支持向量机增量学习,对用户睡眠阶段进行分期,在保证分类准确率的同时,尽量降低睡眠分期算法的时间复杂度。本发明智能助眠的睡眠耳机实现准确、有效的实现分期,针对不同用户的需求,可以设置耳机音乐类型、调节音量大小,从而使得用户的脑电波(EEG)进入深度睡眠期或者REM期,即进入最佳睡眠状态。



1. 一种智能助眠系统,其特征在于,所述系统包括播放模块、传感模块、数据处理模块;所述传感模块用于采集脑电波信号数据;

所述数据处理模块用于接受所述传感模块采集到的脑电波信号,并基于SVM增量学习算法对所述传感模块采集到的脑电波信号中 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量数据进行学习分类,经数据处理模块处理后的数据结果传输到播放模块,控制播放;

所述基于SVM增量学习算法对传感模块采集到的脑电波信号中 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量数据进行学习分类包括:每次在一个新的数据集上迭代训练时,均基于前一次迭代得到的训练模型,以 $\min_{\omega, b, \xi_i} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^m \xi_i$ 作为优化目标,训练得到新的模型;

其中 ω 为决定超平面方向的法向量, b 为位移项, ξ_i 示第 i 个样本对应的松弛变量; c 表述为惩罚因子; J 为优化目标;调用SGDClassifier进行迭代训练,设置SGDClassifier函数的random state为45-55之间任一固定值时,增量训练迭代到第60-70次。

2. 根据权利要求1所述的智能助眠系统,其特征在于,所述学习分类是以 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量比值作为特征值,对脑信号数据进行学习分类,得到睡眠分期数据;所述能量比值是利用如下公式计算得到:

$$\eta_i = \sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2 / E_s, \quad E_s = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2 \quad \text{其中, } \eta_i \text{ 表示第 } i \text{ 层频带所占总能量和的比值;}$$

$D_i(k)$ 表示分解后第 i 层,第 k 个小波系数; E_s 表示总能量和; n 表示第 i 层的数据个数; N 表示频带层数。

3. 根据权利要求1或2所述的智能助眠系统,其特征在于,所述SGDClassifier函数的random state为固定值50。

4. 根据权利要求1-3任一所述的智能助眠系统,其特征在于,增量训练迭代的次数为67次。

5. 根据权利要求1-4任一所述的智能助眠系统,其特征在于,所述数据处理模块还包括:对传感模块采集到的脑电波信号进行去噪处理。

6. 根据权利要求1-5任一所述的智能助眠系统,其特征在于,所述去噪处理是基于Symlet小波基函数处理脑电波信号,具体是通过软阈值去噪处理脑电波信号,计算公式如下:

$$Y(x) = \begin{cases} 0, & |x| \leq thr \\ Sgn(x)(|x| - thr), & |x| > thr \end{cases} \quad \text{其中, } thr \text{ 表示设定阈值, } x \text{ 表示脑电波信号频率值, } Y \text{ 表示变换处理后的脑电波信频率值。}$$

7. 根据权利要求6任一所述的智能助眠系统,其特征在于,所述Symlet小波基函数分解层数为6个分解层数。

8. 根据权利要求1-7任一所述的智能助眠系统,其特征在于,所述数据处理模块还包括:利用db4小波基函数对去噪处理后的 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量数据进行提取。

9. 根据权利要求8所述的智能助眠系统,其特征在于,所述db4小波基函数的分解层数为7层。

10. 一种智能助眠的睡眠耳机, 其特征在于, 所述睡眠耳机搭载权利要求1-9任一所述的智能助眠系统。

一种基于脑电波监测智能助眠系统及其睡眠耳机

技术领域

[0001] 本发明属于智能助眠领域,具体涉及一种基于脑电波监测智能助眠系统及其睡眠耳机。

背景技术

[0002] 现有的睡眠蓝牙耳机主要有两种类型,一种是单纯通过播放音乐让用户进入睡眠,不能对用户的睡眠状况进行针对性的改善,另一种睡眠蓝牙耳机将重心放在改善用户戴耳机的体验,头戴式的设计让用户可以更加舒适的一边听音乐,一边进入睡眠,但是仅仅改善用户睡眠时的听歌体验并不能从根本上辅助用户睡眠,特别是对于不喜欢听歌的一类用户,该类耳机基本丧失了用处。例如SleepPhone睡眠降噪耳机,设计外观为运动头带,内置耳机零件。柔软的“头带式”设计使得该耳机在佩戴时柔软,不会对头部和耳部造成压力,让用户在舒适中睡眠;同时该蓝牙无线版本的睡眠耳机可以连续播放音乐,辅助用户睡眠;再者,该睡眠耳机可以通过音乐播放实现对外界噪声的隔绝。但由于它的侧重点放在了佩戴体验上,作为一款耳机,它只是简单地嵌入了音乐单元而无法承载降噪电路,只能通过包裹带来被动的降噪效果,对一些低频的噪声(如同马路上的车声,发动机的轰鸣等)难以起效。其次作为一款睡眠设备,它的功能不够完善,没有智能调节的算法来控制音乐的音量大小以及开关,也无法对用户的睡眠问题提供深度的检测分析,对于当前社会睡眠障碍及其严重的一些用户,它的助眠效果可能还不甚理想。因此,开发一种实时、准确的智能助眠的睡眠耳机是有非常大的市场需求的。

发明内容

[0003] 为了解决上述问题,本发明基于监测用户睡眠时的脑电波情况,采集脑电波信号,经过特定分类处理,实现准确、有效的实现分期,针对不同用户的需求,可以设置耳机音乐类型、调节音量大小,从而使得用户的脑电波(EEG)进入深度睡眠期或者REM期,即进入最佳睡眠状态。

[0004] 本发明的第一个目的是提供一种智能助眠系统,所述系统包括播放模块、传感模块、数据处理模块;所述传感模块用于采集脑电波信号数据;

[0005] 所述数据处理模块用于接受所述传感模块采集到的脑电波信号,并基于SVM增量学习算法对所述传感模块采集到的脑电波信号中 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量数据进行学习分类,经数据处理模块处理后的数据结果传输到播放模块,控制播放;

[0006] 所述基于SVM增量学习算法对脑电波信号中 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量数据进行学习分类包括如下步骤:每次在一个新的数据集上迭代训练时,均基于前一次迭代得到的训练模型,以 $\min_{\omega, b, \xi_i} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^m \xi_i$ 作为优化目标,训练得到新的模型;中 ω 为决定超平面方向的法向量, b 为位移项, ξ_i 示第 i 个样本对应的松弛变量; c 表述为惩罚因子; J 为优化目标。调用SGDClassifier进行迭代训练,设置SGDClassifier函数的random state

为45-55之间任一固定值时,增量训练迭代到第60-70次。

[0007] 本发明的第二个目的是提供一种智能助眠的睡眠耳机,所述耳机搭载上述的智能助眠系统。

[0008] 在本发明的一种实施方式中,所述学习分类是以 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量比值作为特征值,对脑信号数据进行学习分类,得到睡眠分期数据;所述能量比值是利用如下公式计算得到:

$$[0009] \quad \eta_i = \sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2 / E_s, \quad E_s = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2 \quad \text{其中, } \eta_i \text{ 表示第 } i \text{ 层频带所占总能量}$$

和的比值; $D_i(k)$ 表示分解后第*i*层,第*k*个小波系数; E_s 表示总能量和; n 表示第*i*层的数据个数; N 表示频带层数。

[0010] 在本发明的一种实施方式中,所述数据处理模块还包括:对传感模块采集到的脑电波信号后进行去噪处理。

[0011] 在本发明的一种实施方式中,所述去噪处理是基于Symlet小波基函数处理脑电波信号,具体是通过软阈值去噪处理脑电波信号,计算公式如下:

$$[0012] \quad Y(x) = \begin{cases} 0, & |x| \leq thr \\ Sgn(x)(|x| - thr), & |x| > thr \end{cases} \quad \text{其中, } thr \text{ 表示设定阈值, } x \text{ 表示脑电波信号}$$

频率值, Y 表示变换处理后的脑电波信频率值。

[0013] 在本发明的一种实施方式中,所述Symlet小波基函数分解层数为6个分解层数。

[0014] 在本发明的一种实施方式中,当Symlet小波基函数未置零时,利用DWT逆变换进行重构,DWT逆变换公式如下所示:

$$[0015] \quad f(t) \approx \frac{2}{A+B} \sum_{j,k} W_f(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad \text{其中, } A \text{ 为小波框架的上界; } B \text{ 为小波框架的下}$$

界; j, k 为限定在一些离散点上的取值; $\Psi_{j,k}(t)$ 为对应的正交基。

[0016] 在本发明的一种实施方式中,当 $A=B=1$ 且 $\Psi_{j,k}(t)=1$ 时,该逆变换结果就等于原始信号,原始信号如下所示:

$$[0017] \quad f(t) = \sum_{j,k} \langle f(t), \Psi_{j,k}(t) \rangle \Psi_{j,k}^*(t) \quad \text{其中, } * \text{ 表示互为共轭。}$$

[0018] 在本发明的一种实施方式中,所述数据处理模块还包括:利用db4小波基函数对去噪处理后的 α 波, β 波, δ 波, θ 波的能量数据进行提取。

[0019] 在本发明的一种实施方式中,所述db4小波基函数的分解层数为7层。

[0020] 在本发明的一种实施方式中,所述传感模块包括TGAM脑电模块,所述TGAM脑电模块通过三个电极采集脑电波数据,采集后利用蓝牙串口透传方式把采集到的数据传输到微处理器装置。

[0021] 在本发明的一种实施方式中,所述传感模块中的TGAM脑波传感模块是内嵌于头套式设计中,然后将TGAM脑波传感模块上电,三个电极置于脑前额采集脑电波数据。

[0022] 在本发明的一种实施方式中,所述数据处理模块是通过构建服务器对接受数据进行处理。

[0023] 在本发明的一种实施方式中,所述服务器包括树莓派和DS1302模块。

[0024] 在本发明的一种实施方式中,所述服务器结构示意图如图1所示。

[0025] 在本发明的一种实施方式中,所述数据处理模块可以采用蓝牙串口透传方式接收采集的脑电波信号数据,并传输到服务器进行处理。

[0026] 在本发明的一种实施方式中,所述数据处理模块还包括蓝牙音频发射器,根据服务器处理得到睡眠分期数据发射相应的蓝牙音频。

[0027] 在本发明的一种实施方式中,通过蓝牙串口透传方式把蓝牙音频传入播放模块中。

[0028] 在本发明的一种实施方式中,所述蓝牙串口透传方式中的蓝牙音频处理模块选择为HDMI、Local、ALSA(高级Linux声音架构),具体包括:将音频推广到Local,即本地3.5mm音频接口;将蓝牙音频发射器接入到树莓派3.5mm音频口,发射器会自动配对连接蓝牙耳机,将音频传输到蓝牙耳机,实现音频的过渡传输。

[0029] 在本发明的一种实施方式中,所述睡眠耳机通过蓝牙套接字将移动设备的客户端与服务器之间建立通讯。

[0030] 在本发明的一种实施方式中,所述睡眠耳机中的服务器可以向移动设备的客户端发送睡眠监测信息。

[0031] 在本发明的一种实施方式中,所述睡眠监测信息包括睡眠质量分析报告、自动模式下的音量信息等。

[0032] 在本发明的一种实施方式中,所述睡眠质量分析报告包括:反映觉醒期、浅睡眠期、中度睡眠期、深度睡眠期和快速眼动睡眠各阶段的时间占比;反映不同阶段的睡眠时长;并根据如下公式计算用户每晚的睡眠得分SCORE:

$$\text{SCORE} = \frac{(\text{REM} + \text{N3})}{\text{总时长}} \times 0.5 + \frac{\text{N2}}{\text{总时长}} \times 0.4 + \frac{\text{N1}}{\text{总时长}} \times 0.1。$$

[0033] 在本发明的一种实施方式中,移动设备的客户端可以对服务器进行远程控制。

[0034] 在本发明的一种实施方式中,所述控制包括:播放模式切换、音乐切换、进度控制、音量控制、列表操作以及服务器启停等。

[0035] 在本发明的一种实施方式中,所述播放模式切换包含顺序、循环、随机和智能等模式的切换。前三种模式模仿一般音乐播放器的播放模式,在当前音乐播放结束后,会自动切入另一首,最后一种智能模式在声音进入自动模式下生效,能够结合监测者的睡眠程度和习惯偏好,对播放曲目进行智能推荐。

[0036] 在发明的一种实施方式中,所述助眠耳机或者助眠系统是基于蓝牙适配器将树莓派与移动设备进行全双工通信,脑电波数据利用蓝牙串口透传方式将单向传入树莓派,树莓派通过蓝牙音频发射器将音频流传入蓝牙耳机中。

[0037] 在发明的一种实施方式中,所述助眠耳机或者助眠系统的工作原理为:开始工作时,首先启动树莓派服务器,服务器将自动运行脚本以实现基本功能配置,并进入客户端等待连接堵塞状态,通过本系统开发的移动设备的客户端发送连接请求即可获取服务器的资源;脑波传感模块上电,并将三个电极置于脑前额,通过蓝牙串口将脑波数据上传到服务器上进行相应的信号处理分析;通过蓝牙发射器可自动连接蓝牙耳机,使用者戴上蓝牙耳机便可感受设定模式下的音乐,并可通过移动设备的客户端调整模式,满足用户的个性化需

求。

[0038] 本发明的有益效果：

[0039] 为了满足睡眠耳机实时系统的要求，本发明以 β 波， α 波， θ 波， δ 波四种特征波的能量比作为特征值，使用支持向量机增量学习，对用户睡眠阶段进行分期，在保证分类准确率的同时，尽量降低睡眠分期算法的时间复杂度。使得睡眠耳机可以对用户的脑电波情况作出快速分析和快速反应，尽量降低反应时间，提高用户的使用体验。

[0040] 本发明利用移动客户端可以实现音乐控制、睡眠监测、睡眠分析、闹钟设定四个功能，可选择模式功能多，交互功能强大，提升用户的使用好感度。其中睡眠监测、分析可以以更加直观感受和体会的方式呈现用户的睡眠情况，如通过睡眠得分展现用户每次的睡眠质量，并且在客户端中呈现用户一段时间的睡眠得分情况。

[0041] 本发明睡眠耳机可以较好的实现用户睡眠监测、睡眠辅助，同时一体式，上电即可实验，结构简单化、使用简洁。

附图说明

[0042] 图1实施例1中服务器结构示意图；

[0043] 图2实施例1中服务器运行流程图；

[0044] 图3移动客户端连接树莓派服务器流程图；

[0045] 图4助眠系统结构示意图；

[0046] 图5树莓派的引脚定义图；

[0047] 图6睡眠分期算法流程；

[0048] 图7去噪滤波前后脑电信号波形对比图；

[0049] 图8四种特征波的时序能量比；

[0050] 图9各个睡眠时期特征波比例对比图。

具体实施方式

[0051] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0052] 首先对本申请涉及的相关内容进行介绍如下：

[0053] 本发明采用的脑电波睡眠分期训练数据为PhysioNet的CAP睡眠脑电数据库。

[0054] 睡眠分期：脑电波按频率从高到低可划分为以下频段： β 波（14~30Hz）， α 波（8~14Hz）， θ 波（4~8Hz）， δ 波（0.5~4Hz）。具体的睡眠分期的脑电标准如表1：

[0055] 表1睡眠分期脑电标准

[0056]

睡眠阶段	划分规则
W(觉醒期)	枕区 α 波含量大于 50%
N1(非快速眼动期 1)	α 波减弱, 低幅度、4~7Hz 的波含量大于 50%
N2(非快速眼动期 2)	开始阶段: 出现与觉醒无关的 K 复合波或者纺锤波 持续阶段: 低幅度、4~7Hz 的波(不含 K 复合波或纺锤波)
N3(非快速眼动期 3)	0.5 ~2Hz 的慢波含量大于 20%
R(快速眼动期)	出现低幅度、4~7Hz 的波(不含 K 复合波或纺锤波)

[0057] 实施例1:智能助眠系统构建运行

[0058] 系统配置包括服务器的搭建、移动客户端的实现、脑电模块的数据采集、蓝牙音频信号发送与接受、服务器时间同步等五个方面的要求。

[0059] 1、脑电波信号采集:

[0060] TGAM脑电模块可以通过三个电极采集脑电波数据,采集并滤波后利用蓝牙串口透传方式把采集到的数据传输到服务器端,实现TGAM脑电波芯片中大小包数据的传送。

[0061] 把TGAM芯片与蓝牙模块相连接,树莓派服务器通过板载串口连接已配对好的另一个蓝牙模块,需要用到树莓派的UART引脚;树莓派的UART引脚如图5所示,树莓派有一对串口,其GPIO标号为14、15,但在树莓派3B+默认将这对串口分配给了新增的蓝牙模块上,因此不能直接当成普通串口进行使用。所以先关闭蓝牙对硬件串口的使用,将硬件串口重新恢复成普通的UART串口;将其恢复成普通UART串口后,利用树莓派wiringPi中的wiringSerial库从板载串口映射出的ttyAMA0口读取数据,设置波特率为9600,从接收到的数据包中解析得出原始脑波数据,每秒约有512个;在大包数据里三个字节为一组,通过移位运算处理解析得出不同频率的基本脑波数值,大包数据每秒一个;检测到数据有效时,即在树莓派上开启一个数据监测线程,以便于下一步的分析处理。

[0062] 2、脑电波数据的处理:

[0063] 服务器构建:采用基于ARM Cortex-A53架构的树莓派3B+,具有Linux内核版本的支持,搭建小型服务器。采用支持硬件解码的GPU命令行播放器OMXPlayer,实现对mp3格式文件的解码播放,支持音乐的播放控制。让服务器在启动时能够自动运行指定的脚本,实现初步的配置,从而实现树莓派服务器信号广播的功能;

[0064] 具体步骤如下:

[0065] 在树莓派etc/rc.local目录下添加命令,su pi-c"python/home/pi/Desktop/conf.py",其中su pi-c是指以pi用户的身份执行指令,因为在此文件中的命令默认是以root身份运行,这样便能以pi身份自启python脚本;

[0066] 在conf.py中先加入10秒的延时,等待树莓派相关服务启动完成后,添加系统端口的控制命令和服务器执行脚本,服务器执行脚本的运行流程如图2所示:

[0067] (1) 历系统目录,获取所有mp3音乐文件路径,按文件修改时间排序生成音乐路径列表;

[0068] (2) 读取系统目录下保存用户信息的JSON文件,初始化控制变量(用户上一次使用保存下的音量、播放模式、列表状态等信息);

[0069] (3) 通过DBUS调用OMXPlayer进程,创建OMXPlayer进程控制对象;

[0070] (4) 初始化系统与TGAM脑波芯片的串口透传方式,从ttyAMA0串口接收数据;

[0071] (5) 开启服务器的SDP(会话描述协议)功能,准备配置流媒体服务器:服务器中含有树莓派(引脚定义如图5所示)和DS1302模块;具体为:

[0072] ①去噪处理:选择Symlet作为小波基函数,6层作为分解层数:

[0073] 截取测试对象slp45的一段30s的脑电波信号,Symlet小波基对原始EEG信号进行6层分解,采用软阈值去噪对数据预处理;去噪前后信号对比如图7所示;去噪后的脑电信号的波形更加平滑,特征更加突出,适合进行特征提取;

[0074] 通常情况下,Symlet小波分解层数越高,去噪效果越好;但是考虑到分解层数越高,算法复杂性越高,而且在每层对小波系数进行软阈值方法处理,容易造成一部分脑电信号的丢失;分解层数低,更加容易实现,但是对于低频部分的多尺度分辨不足,去噪效果不会很好。通过实验优化并综合算法复杂性与降噪效果,采用Symlet小波的6个分解层次最为适宜;

[0075] ②睡眠分期:

[0076] 特征值数据提取:选择db4作为小波基函数,7层作为分解层数,进行节律波特征值的提取;

[0077] 根据分解算法原理分析可知:对信号进行i层分解,获得的小波系数 A_i 和 D_i 频率范围分别为 $0 \sim \frac{f_s}{2^{i+1}}$, $\frac{f_s}{2^{i+1}} \sim \frac{f_s}{2^i}$, 其中 f_s 表示采样频率,本实施例采用的脑电信号数据的采样

频率为250HZ。表2表示脑电信号7层小波分解的系数和对应的频段,从表格中选择逼近节律波效果较好的D5代表 θ 波,D4代表 α 波,D3代表 β 波,D6,D7代表 δ 波:

[0078] 表2 EEG信号7层小波分解

[0079]

逼近系数(A)	对应频段	细节系数(D)	对应频段
A1	0-62.5HZ	D1	62.5-125HZ
A2	0-31.25HZ	D2	31.25-62.5HZ
A3	0-15.625HZ	D3	15.625-31.25HZ
A4	0-7.8125HZ	D4	7.8125-15.625HZ
A5	0-3.90625HZ	D5	3.90625-7.8125HZ
A6	0-1.953125HZ	D6	1.953125-3.90625HZ
A7	0-0.9765625HZ	D7	0.976562-1.95312HZ

[0080] 特征能量比是分解后所需层数的小波系数能量和占总层数小波系数能量和的比

值。计算公式为: $\eta_i = \sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2 / E_s$, $E_s = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2$; 其中 η_i 表示第i层频带所占总

能量和的比值。 $D_i(k)$ 表示分解后第i层,第k个小波系数, E_s 表示总能量和,n表示第i层的数据个数,N表示频带层数;

[0081] 本实施例使用的研究数据来自于MIT多导睡眠数据库。该数据库记录了16个测试对象睡眠过程中的脑电信号,采样频率250Hz。每30s数据后都记录一份由经验丰富的医生进行的人工睡眠分期判定;

[0082] 本实施例以被测试对象slp45为例,对其整夜睡眠数据分组,每组数据长度7500点(30s)。对受试者的各睡眠阶段数据进行特征分析。分别对每组数据进行特征提取,计算 δ , θ , α , β 波的能量比,各特征波的全部时序能量比如图8所示。

[0083] 数据处理:

[0084] 采用小波变换对原始EEG信号进行预处理,用软阈值法滤掉高频噪声部分,再对去噪后的信号进行小波变换提取,根据频率范围利用细节系数得到 α 、 β 、 δ 、 θ 四种特征波的能量比;然后,将四种特征参数输入SVM增量学习算法中进行训练,最后测试其预测分期结果的准确性;算法流程如图6所示。

[0085] 采用sklearn库中的SGDClassifier进行增量学习:

[0086] 首先,生成文件流迭代器:将训练文件中的每450行数据作为一个划分,并将对应于 α 、 β 、 σ 、 θ 能量比的记录存放在X_train中,将对应的睡眠阶段的记录存放在y_train中;

[0087] 采用sklearn中的SGDClassifier进行增量训练,构造一个for循环,对于生成的文件流迭代器中的每一个训练样本集调用SGDClassifier进行迭代训练。每次在一个新的数据集上迭代训练时,均基于前一次迭代得到的训练模型,以 $\min_{\omega, b, \xi_i} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^m \xi_i$

作为优化目标,训练得到新的模型;中 ω 为决定超平面方向的法向量,b为位移项, ξ_i 示第i个样本对应的松弛变量;惩罚因子 $c=12$,random_state为50时,增量训练迭代到第67次,计算得到总识别准确率和各睡眠阶段对应的准确率。

[0088] 3、处理后数据的传输到播放模块:

[0089] 配置服务器端的蓝牙套接字,根据安卓手机蓝牙串口服务的UUID(通用唯一识别码)开启服务器的信号广播与信道监听,根据服务器处理得到睡眠分期数据发射相应的蓝牙音频;

[0090] 服务器向客户端发送的数据包括睡眠监测分析报告、自动模式下的音量信息等,响应的处理请求包括音乐切换、播放过程控制、进度和音量控制、播放模式切换、音量模式切换、列表操作、服务器启停等;其中睡眠质量分析报告包括:反映觉醒期、浅睡眠期、中度睡眠期、深度睡眠期和快速眼动睡眠各阶段的时间占比;反映不同阶段的睡眠时长;并根据

如下公式计算用户每晚的睡眠得分SCORE: $SCORE = \frac{(REM+N3)}{\text{总时长}} \times 0.5 + \frac{N2}{\text{总时长}} \times 0.4 + \frac{N1}{\text{总时长}} \times 0.1$ 。

[0091] 验证实施例1系统的分类训练结果:

[0092] 以PhysioNet的CAP睡眠脑电数据库作为分期训练数据,选择slp45、slp48样本整夜睡眠数据(共1520组,每组30s)验证此方法。将每一睡眠分期的准确率都计算出来,并呈现错误识别的所有情况。表3表示某一次的分期结果,纵列代表经实施例1的系统分类处理的输出,横行代表实际睡眠阶段。睡眠分期结果如下表3所示。

[0093] 表3各阶段准确率表

[0094]

	W	N1	N2	N3	REM
W	3	0	3	0	4
N1	1	1	0	0	0
N2	8	0	171	45	5
N3	0	0	30	259	2
REM	53	1	18	5	191
准确率 (%)	5%	50%	77%	84%	95%
总体准确率 (%)	79%				

[0095] 其中,各阶段的准确率为各阶段准确的分类器识别正确的数量相对总输出量的百分比;总体准确率是整个样本中识别正确的数量相对所有总体相对的百分比。

[0096] 实施例1系统在N2,N3,REM识别较好,REM准确率最高,N3次之。W,N1的分期准确率较低。对分期结果进一步分析发现,用户进入睡眠的三个重要阶段N2,N3和REM均获得了较高的分期准确率,可见本实施例的系统,不会影响对睡眠深浅程度的判断,达到预期使用要求。同时对于30150个样本使用SVM增量算法的训练时间为0.217380秒。

[0097] 此外,在实验过程中,发明人对不同睡眠时期的四种特征波分别随机取30组数据求其平均值,得到每个睡眠分期的四种特征波能量占比如图9所示。由图9可知,清醒期的 α 波和 β 波能量比最大;浅睡期的 α 波和 β 波能量比较之清醒期有所下降,以 δ 波为主,占比接近50%;中度睡眠期的 α 波和 β 波能量比继续下降, δ 波持续上升,超过50%;深度睡眠期的 δ 波能量比占据绝对性主导, α 波和 β 波能量比下降到最低;REM睡眠期 α 波, θ 波和 β 波能量比均开始上升, δ 波的能量比下降到50%左右。由此可知,不同的睡眠状态下节律波表现出具有差异性的活动规律,采用四种节律波作为特征已经可以较好的区分五个睡眠阶段。虽然样本熵和多尺度熵等作为四种节律波非线性特征的反映,也可以作为特征值。但是在添加该类特征值进行实验后,发现特征提取的速度明显变慢。本发明是助睡眠装置,需要快速地对使用者的睡眠状态做出反馈从而实现最佳的辅助睡眠,为了满足此类实时系统的要求,更好的提升使用者的使用体验,本发明最终采用 α 波, β 波, θ 波, δ 波的能量比作为特征值。

[0098] 另外,去噪过程中小波函数的选择:小波基函数有很多种,这是小波变换的一个优势,但是选取适合的小波基函数需要考虑到诸多方面。最简单的Haar函数具有对称性和正交性,在消除脑电波信号高频的相位失真方面有优势,但是时域上的不连续性以及频域上的零点的存在使得该函数不适合处理脑电波信号这种随机非平稳的信号。经本发明验证Symlet小波基适合对脑电波信号的降噪处理,且可以在保持最小支撑的同时获得更大的对称性,脑电波的去噪处理效果非常好。

[0099] 同时,在考虑特征值数据提取中db4函数的选择分解层数时,分解层数太低会使得 δ 波丢失;分解层数太高会使得提取的效率降低。综合考虑并反复验证,选择db4作为小波基函数,7层作为分解层数最为适宜。

[0100] 对照例1:

[0101] 参照实施例1,将单纯的SVM替换SVM增量算法,其他不变,对脑信号数据进行分析处理。结果发现:经SVM训练输出的预测值总体准确率不超过50%。

[0102] 对照例2:

[0103] 参照实施例1,将步骤(5)中睡眠分期中数据处理阶段的处理参数替换为如下参数:设置SGDClassifier函数,其他条件不变,random_state替换为40,增量训练迭代到第67

次,此时训练的模型在测试集上可以得到68%的总体准确率,且对三个重要阶段N2,N3和REM的分期准确率较低,均不超过60%。

[0104] 对照例3:

[0105] 参照实施例1,将步骤(5)中睡眠分期中数据处理阶段的处理参数替换为如下参数:设置SGDClassifier函数,其他条件不变,random_state替换为非固定值模式,增量训练迭代到第67次,此时训练的模型在测试集上可以得到65%的总体准确率,且对三个重要阶段N2,N3和REM的分期准确率较低,均不超过50%

[0106] 对照例4:

[0107] 参照实施例1,将步骤(5)中睡眠分期中数据处理阶段的处理参数替换为如下参数:设置SGDClassifier函数,其他条件不变,random_state为50,增量训练迭代到第50次,此时训练的模型在测试集上可以得到55%的总体准确率,且对三个重要阶段N2,N3和REM的分期准确率较低,均不超过60%。

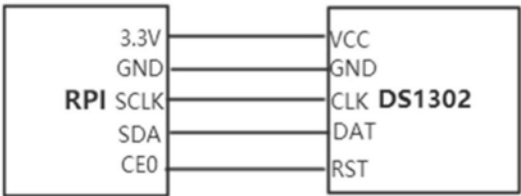


图1

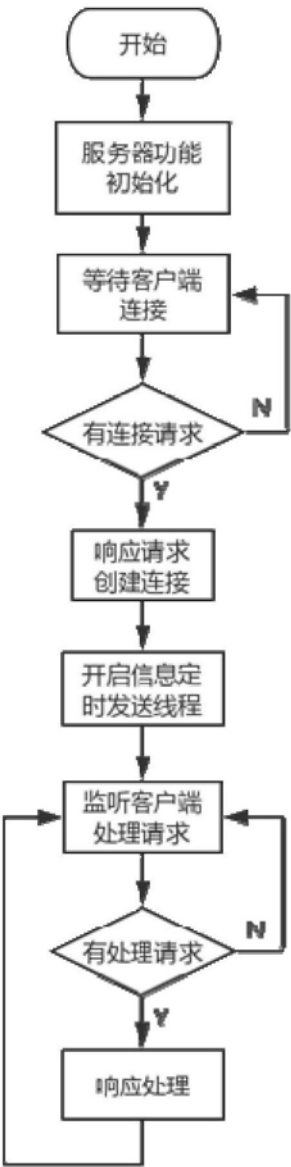


图2

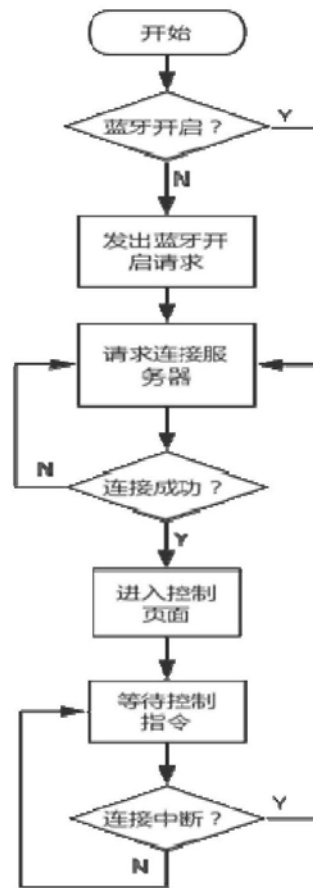


图3

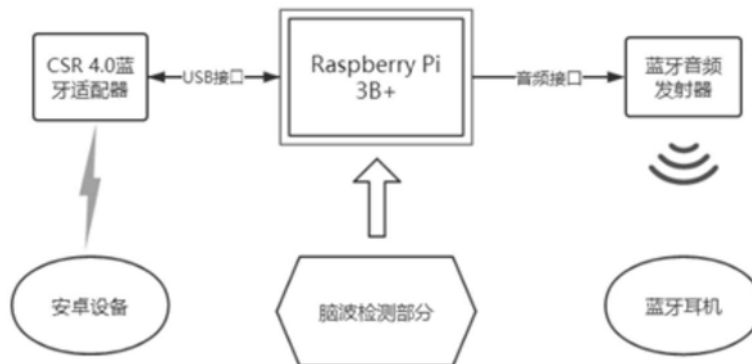


图4

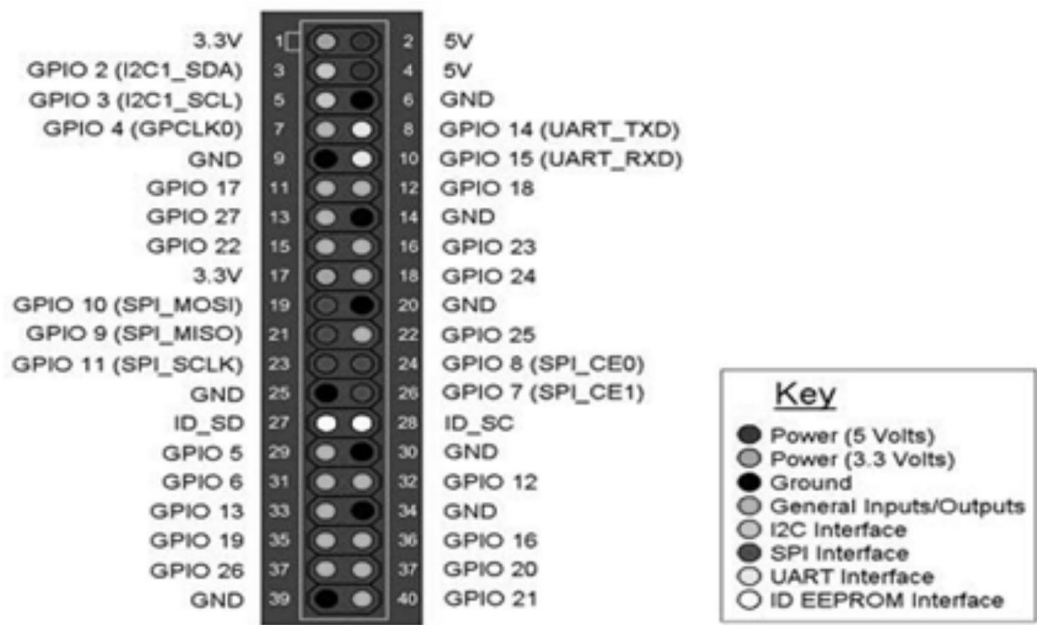


图5

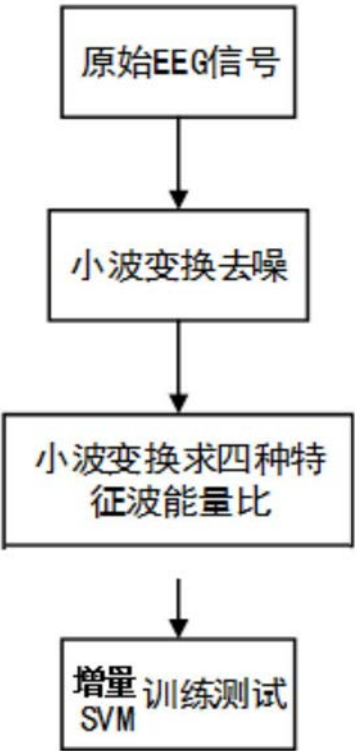


图6

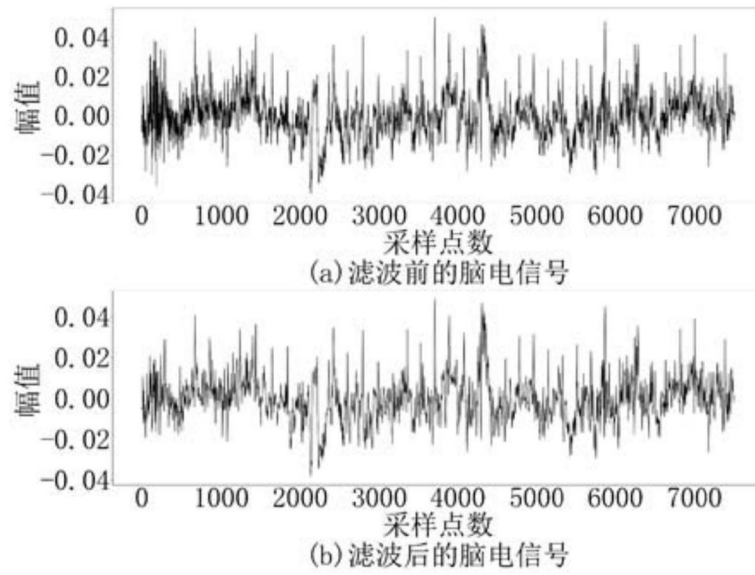


图7

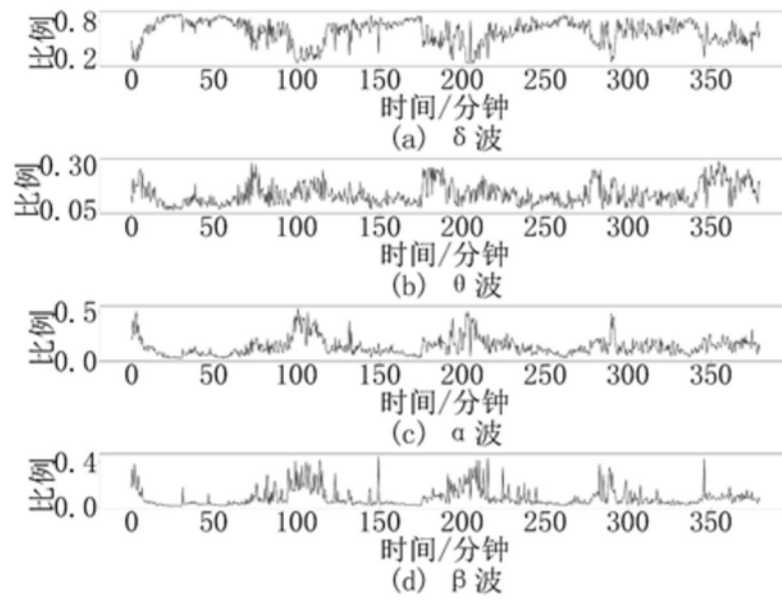


图8

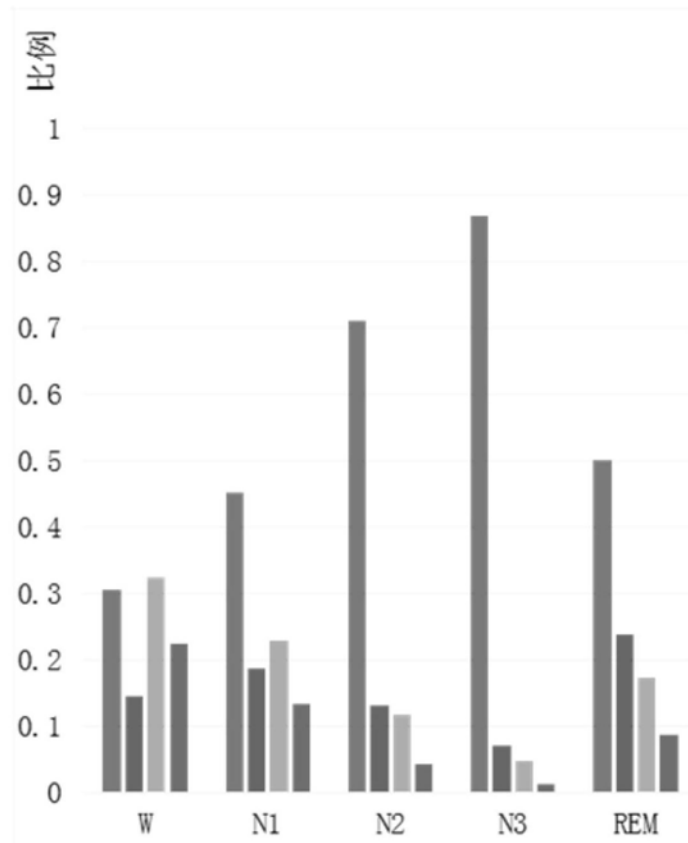


图9

专利名称(译)	一种基于脑电波监测智能助眠系统及其睡眠耳机		
公开(公告)号	CN1099999314A	公开(公告)日	2019-07-12
申请号	CN201910401410.X	申请日	2019-05-15
[标]申请(专利权)人(译)	江南大学		
申请(专利权)人(译)	江南大学		
当前申请(专利权)人(译)	江南大学		
[标]发明人	杨金龙 陈璐瑶 徐自强 黄闯		
发明人	杨金龙 陈璐瑶 衡玮 徐自强 乔天池 黄闯		
IPC分类号	A61M21/02 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4812 A61B5/7267 A61M21/02 A61M2021/0027		
代理人(译)	彭素琴		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于脑电波监测智能助眠系统及其睡眠耳机，属于智能助眠领域。本发明基于监测用户睡眠时的脑电波情况，采集脑电波信号，经过特定分类处理：以β波，α波，θ波，δ波四种特征波的能量比作为特征值，使用支持向量机增量学习，对用户睡眠阶段进行分期，在保证分类准确率的同时，尽量降低睡眠分期算法的时间复杂度。本发明智能助眠的睡眠耳机实现准确、有效的实现分期，针对不同用户的需求，可以设置耳机音乐类型、调节音量大小，从而使得用户的脑电波(EEG)进入深度睡眠期或者REM期，即进入最佳睡眠状态。

