



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106333681 A

(43)申请公布日 2017.01.18

(21)申请号 201610843584.8

(22)申请日 2016.09.21

(71)申请人 广州视源电子科技股份有限公司  
地址 510530 广东省广州市广州黄埔区云埔四路6号

(72)发明人 赵巍 胡静 韩志

(74)专利代理机构 广州华进联合专利商标代理有限公司 44224  
代理人 潘桂生

(51) Int. Cl.  
A61B 5/0476(2006.01)  
A61B 5/145(2006.01)  
A61B 5/00(2006.01)

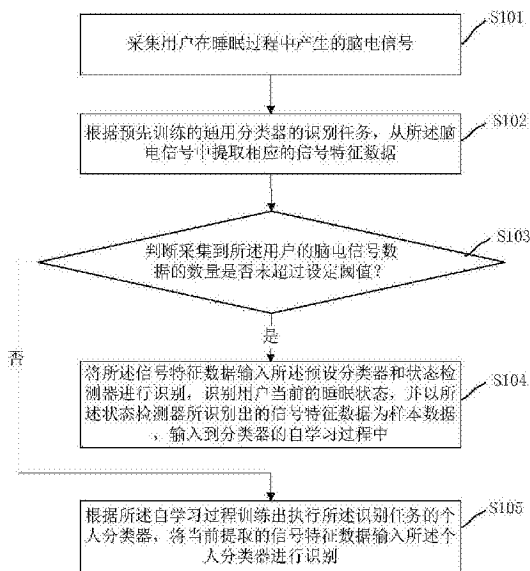
权利要求书3页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

基于自学习的睡眠状态监测方法和系统

(57)摘要

本发明涉及一种基于自学习的睡眠状态监测方法和系统,其中所述方法包括:采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;根据预先训练的预设分类器的识别任务,从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时,将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别,识别用户当前的状态,并以所识别出的信号特征数据为样本数据,输入到训练分类器的自学习过程中;当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时,则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器,将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。本发明提高了对睡眠状态监测的准确性,而且也提高了监测效率。



1. 一种基于自学习的睡眠状态监测方法,其特征在于,包括:

采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;

根据预先训练的预设分类器的识别任务,从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;

当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时,将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别,识别用户当前的状态,并以所述状态检测器所识别出的信号特征数据为样本数据,输入到分类器的自学习过程中;

当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时,则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器,将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。

2. 根据权利要求1所述的基于自学习的睡眠状态监测方法,其特征在于,所述状态检测器包括清醒状态检测器和睡眠状态检测器。

3. 根据权利要求2所述的基于自学习的睡眠状态监测方法,其特征在于,所述从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据的步骤包括:

提取电信号的基线,计算所述基线的变化幅度;其中,所述变化幅度为基线最大值减去最小值;

在去掉基线后,对所述脑电信号进行小波分解,获得小波系数,并根据小波系数计算小波系数的特征参数;其中,所述特征参数包括小波系数的均值、方差、峭度系数和/或斜度系数;

在去掉基线后,计算脑电信号的LZ复杂度和样本熵;

将所述基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ复杂度和样本熵设为所述信号特征数据。

4. 根据权利要求3所述的基于自学习的睡眠状态监测方法,其特征在于,还包括:采集的血氧浓度参数,并根据所述浓度参数计算血氧饱和度参数,将所述血氧饱和度参数设为所述信号特征数据。

5. 根据权利要求3所述的基于自学习的睡眠状态监测方法,其特征在于,还包括:

在小波重构中提取所述脑电信号的 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段和 $\beta$ 波频段的信号;

分别计算 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段, $\beta$ 波频段的能量在脑电信号总能量中的比例系数;

分别计算在一帧脑电信号内,所述 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段, $\beta$ 波频段能量最大的时间长度;

将所述比例和时间设为所述信号特征数据。

6. 根据权利要求5所述的基于自学习的睡眠状态监测方法,其特征在于,所述分别计算 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段, $\beta$ 波频段的能量在脑电信号总能量中的比例系数的方法包括如下公式:

$$r_{\delta} = \sum (y_{\delta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$r_{\theta} = \sum (y_{\theta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$r_{\alpha} = \sum (y_{\alpha})^2 / p_{\text{total}}$$

$$r_{\beta} = \sum (y_{\beta})^2 / p_{\text{total}}$$

其中 $p_{\text{total}} = \sum (y_{\delta})^2 + \sum (y_{\theta})^2 + \sum (y_{\alpha})^2 + \sum (y_{\beta})^2$ ,  $y_{\delta}$ ,  $y_{\theta}$ ,  $y_{\alpha}$ 和 $y_{\beta}$ 分别表示重构后的 $\delta$ 频段、

$\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号,  $r_\delta, r_\theta, r_\alpha$ 和 $r_\beta$ 分别代表 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号的能量在总能量的比例。

7. 根据权利要求5所述的基于自学习的睡眠状态监测方法, 其特征在于, 所述计算在一帧脑电信号内, 所述 $\delta$ 波频段,  $\theta$ 波频段,  $\alpha$ 波频段,  $\beta$ 波频段能量最大的时间长度的方法包括如下公式:

$$c_\delta = \sum_{i=1}^{30} f_\delta^i, f_\delta^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_\delta^i = \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \\ 0, & \text{if } r_\delta^i \neq \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \end{cases}$$

$$c_\theta = \sum_{i=1}^{30} f_\theta^i, f_\theta^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_\theta^i = \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \\ 0, & \text{if } r_\theta^i \neq \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \end{cases}$$

$$c_\alpha = \sum_{i=1}^{30} f_\alpha^i, f_\alpha^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_\alpha^i = \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \\ 0, & \text{if } r_\alpha^i \neq \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \end{cases}$$

$$c_\beta = \sum_{i=1}^{30} f_\beta^i, f_\beta^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_\beta^i = \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \\ 0, & \text{if } r_\beta^i \neq \max(r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i) \end{cases}$$

式中,  $c_\delta, c_\theta, c_\alpha$ 和 $c_\beta$ 表示 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号在当前帧内所占能量比例最大的时间长度,  $r_\delta^i, r_\theta^i, r_\alpha^i, r_\beta^i$ 分别表示第 $i$ 秒内 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号的能量在总能量的比例。

8. 根据权利要求1至7任一项所述的基于自学习的睡眠状态监测方法, 其特征在于, 还包括:

构建多种睡眠状态类型的样本数据的特征向量以及特征向量聚集而成的簇中心, 根据所述特征向量及其簇中心建立目标函数; 其中, 所述目标函数表征最小化相同类型的样本数据与字典原子的距离, 且最大化不同类型的原子之间的距离;

分别从多种睡眠状态类型的样本数据中选择若干个特征向量作为原子, 将各个样本数据分配至所述原子并求解所述目标函数, 得到分类字典;

利用分类字典训练出所述预设分类器。

9. 根据权利要求8所述的基于自学习的睡眠状态监测方法, 其特征在于, 所述目标函数为:

$$\min \sum_{p=1}^t \sum_{i=1}^{n^p} \sum_{j=1}^{k^p} \|y_i^p - c_j^p\|_2^2$$

$$\text{s.t. } \max \sum_{l=1}^t \sum_{s=1}^t \sum_{m=1}^{k^l} \sum_{n=1}^{k^s} \|c_m^l - c_n^s\|_2^2, l \neq s$$

式中, 设有 $t$ 种睡眠状态类型的样本数据,  $y_i^p, i=1, \dots, n^p, p=1, \dots, t$ 为特征向量,  $c_j^p, j=1, \dots, k^p, p=1, \dots, t$ 为特征向量聚集而成的簇中心。

10. 一种基于自学习的睡眠状态监测系统, 其特征在于, 包括:

脑电信号采集模块, 用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;

信号特征提取模块, 用于根据预先训练的预设分类器的识别任务, 从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;

预设分类器识别模块, 用于当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值

时,将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别,识别用户当前的状态,并以所述状态检测器所识别出的信号特征数据为样本数据,输入到分类器的自学习过程中;

个人分类器识别模块,用于当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时,则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器,将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。

## 基于自学习的睡眠状态监测方法和系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及辅助睡眠技术领域,特别是涉及一种基于自学习的睡眠状态监测方法和系统。

### 背景技术

[0002] 在睡眠中,人体进行了自我放松及恢复的过程,因此良好的睡眠是保持身体健康的一项基本条件;但是由于工作压力大、生活作息不规律等原因,导致了部分人群的睡眠质量欠佳,表现为失眠、半夜惊醒等。

[0003] 目前市面上已经有一些设备来帮助人们入睡,提高睡眠质量。例如在某一特定睡眠状态下通过声音、光信号等人工干预,避免在熟睡状态下叫醒用户等。对于辅助睡眠的设备而言,为了真正达到提高用户睡眠质量的目的,正确的识别用户的睡眠状态是非常重要的。

[0004] 目前,对于睡眠状态的监测,主要采用觉察方式识别睡眠状态,这种方式的准确性难以得到保证。

### 发明内容

[0005] 基于此,有必要针对上述问题,提供一种基于自学习的睡眠状态监测方法和系统,有效地提高睡眠状态监测的准确性。

[0006] 一种基于自学习的睡眠状态监测方法,包括:

[0007] 采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;

[0008] 根据预先训练的预设分类器的识别任务,从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;

[0009] 当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时,将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别,识别用户当前的状态,并以所述状态检测器所识别出的信号特征数据为样本数据,输入到分类器的自学习过程中;

[0010] 当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时,则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器,将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。

[0011] 一种基于自学习的睡眠状态监测系统,包括:

[0012] 脑电信号采集模块,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;

[0013] 信号特征提取模块,用于根据预先训练的预设分类器的识别任务,从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;

[0014] 预设分类器识别模块,用于当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时,将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别,识别用户当前的状态,并以所述状态检测器所识别出的信号特征数据为样本数据,输入到分类器的自学习过程中;

[0015] 个人分类器识别模块,用于当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时,则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器,将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。

[0016] 上述基于自学习的睡眠状态监测方法和系统,采集用户的脑电信号,提取信号特征数据,当采集到的个人脑电信号数据量未超过设定阈值,利用预先训练好的预设分类器和状态检测器进行识别,并利用预设分类器和状态检测器识别出的数据,当采集到的个人脑电信号数据量超过设定阈值,则利用个人脑电信号数据训练出个人分类器,并以个人分类器进行识别;从而提高了对睡眠状态监测的准确性,而且也提高了监测效率。

### 附图说明

[0017] 图1为本发明的基于自学习的睡眠状态监测方法的流程图;

[0018] 图2为滤波处理前后的脑电信号示意图;

[0019] 图3为基于自学习的睡眠状态监测流程图;

[0020] 图4为一个实施例的基于自学习的睡眠状态监测系统结构示意图。

### 具体实施方式

[0021] 下面结合附图阐述本发明的基于自学习的睡眠状态监测方法和系统的实施例。

[0022] 参考图1所示,图1为本发明的基于自学习的睡眠状态监测方法的流程图,包括:

[0023] S101,采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;

[0024] 在本步骤中,如在对用户进行辅助睡眠时,通过用户佩戴相关传感设备,检测用户的脑电信号,可以采集脑电信号、眼电信号等脑电信号;在采集脑电信号时,可以以30s为一帧进行采集。

[0025] S102,根据预先训练的预设分类器的识别任务,从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;

[0026] 在本步骤中,预先训练预设分类器,根据预设分类器识别任务,确定分类器所识别特征数据类型,从脑电信号中提取与之相应的信号特征数据。

[0027] 在一个实施例中,提取信号特征数据前,还可以对所采集的脑电信号进行滤波处理,滤除高频噪声和工频干扰。例如,脑电信号的有用信息多集中在0-100Hz的范围内,在采集过程中会掺入频率在该范围外的噪声,因此,可以通过滤波手段将其滤除。可以同带通滤波器滤除高频噪声,并设计一个陷波器(50/60Hz)来滤除工频干扰。参考图2所示,图2为滤波处理前后的脑电信号示意图,上图为原始信号,下图为经过滤波处理之后的信号,可以发现大部分的高频噪声已被滤除。

[0028] 对于上述预设分类器,是通过其他样本数据训练得到,由于脑电信号的个人特异性很强,并且脑电信号的强度很弱,在信号采集时,极易被外界信号所干扰。因此,事先采集的训练数据上训练出来的预设分类器,对于部分测试数据的效果并不理想。

[0029] 上述预设分类器可以采用RBF核的SVM(Support Vector Machin,支持向量机)分类器,也可以采用神经网络、决策树的分类器。

[0030] 在一个实施例中,也可以通过如下方法训练出预设分类器,具体包括:

[0031] 构建多种睡眠状态类型的样本数据的特征向量以及特征向量聚集而成的簇中心,

根据所述特征向量及其簇中心建立目标函数；其中，所述目标函数表征最小化相同类型的样本数据与字典原子的距离，且最大化不同类型的原子之间的距离；

[0032] 分别从多种睡眠状态类型的样本数据中选择若干个特征向量作为原子，将各个样本数据分配至所述原子并求解所述目标函数，得到分类字典；

[0033] 利用分类字典训练出所述预设分类器。

[0034] 进一步的，对于所述目标函数，可以表示如下：

$$[0035] \quad \min \sum_{p=1}^t \sum_{i=1}^{n^p} \sum_{j=1}^{k^p} \|y_i^p - c_j^p\|_2^2$$

$$[0036] \quad \text{s.t.} \quad \max \sum_{l=1}^t \sum_{s=1}^t \sum_{m=1}^{k^l} \sum_{n=1}^{k^s} \|c_m^l - c_n^s\|_2^2, l \neq s$$

[0037] 式中，设有t种睡眠状态类型的样本数据， $y_i^p, i=1, \dots, n^p, p=1, \dots, t$ 为特征向量， $c_j^p, j=1, \dots, k^p, p=1, \dots, t$ 为特征向量聚集而成的簇中心。

[0038] 以二分类为例，假设睡眠状态类型包括清醒类型和睡眠类型；

[0039] 目标函数可以表示：

$$[0040] \quad \min \sum_{i=1}^{n^{\text{wake}}} \sum_{j=1}^{k^{\text{wake}}} \|y_i^{\text{wake}} - c_j^{\text{wake}}\|_2^2 + \sum_{i=1}^{n^{\text{sleep}}} \sum_{j=1}^{k^{\text{sleep}}} \|y_i^{\text{sleep}} - c_j^{\text{sleep}}\|_2^2$$

$$[0041] \quad \text{s.t.} \quad \max \sum_{m=1}^{k^{\text{wake}}} \sum_{n=1}^{k^{\text{sleep}}} \|c_m^{\text{wake}} - c_n^{\text{sleep}}\|_2^2$$

[0042] 式中， $y_i^{\text{wake}}, i=1, \dots, n^{\text{wake}}$ 为清醒类型的特征向量， $c_j^{\text{wake}}, j=1, \dots, k^{\text{wake}}$ 为清醒类型的特征向量聚集而成的簇中心， $y_i^{\text{sleep}}, i=1, \dots, n^{\text{sleep}}$ 为睡眠类型的特征向量， $c_j^{\text{sleep}}, j=1, \dots, k^{\text{sleep}}$ 为睡眠类型的特征向量聚集而成的簇中心，wake表示清醒类型，sleep表示睡眠类型。

[0043] 求解上述目标函数，得到分类字典的步骤，可以包括如下：

[0044] (1) 分别从清醒类型的样本数据和睡眠类型的样本数据中随机设定若干个特征向量作为原子；将各个样本数据分配给距离其最近的原子；

[0045] (2) 若归属于本原子的所有样本数据与原子的类型一致，则计算属于该原子的所有样本数据的均值，并以此作为新的原子；

[0046] 若存在与原子类型不一致的样本数据，则分别计算清醒类型的样本数据和睡眠类型的样本数据的均值；并根据与原子类型不一致的样本数据的数量及其位置修正原子的位置，将原子的位置更新在距离阴性样本数据的更远的位置；

[0047] 对于计算均值过程，可以包括如下公式：

$$[0048] \quad c'_{\text{wake}} = \frac{1}{n^{\text{wake}}} \sum y_i^{\text{wake}}$$

$$[0049] \quad c'_{\text{sleep}} = \frac{1}{n^{\text{sleep}}} \sum y_j^{\text{sleep}}$$

[0050] 式中， $c'_{\text{wake}}$ 为清醒类型的样本数据的均值， $c'_{\text{sleep}}$ 为睡眠类型的样本数据的均值。

[0051] 对于修正原子的位置的方法，可以包括如下公式：

$$[0052] \quad c = \begin{cases} c_{wake} + g(c_{wake} | w_{sleep}, c_{sleep}) \cdot w_{sleep} c_{sleep}, & \|c - c_{sleep}\|_2^2 > \|c_{wake} - c_{sleep}\|_2^2 \quad \text{if type} = \text{wake} \\ c_{sleep} + g(c_{sleep} | w_{wake}, c_{wake}) \cdot w_{wake} c_{wake}, & \|c - c_{wake}\|_2^2 > \|c_{sleep} - c_{wake}\|_2^2 \quad \text{if type} = \text{sleep} \end{cases}$$

[0053] 式中,  $c$  为修正后原子的位置,  $g$  为判断函数,  $w$  为权重值。

[0054] 对于权重值  $w$  的计算方法, 可以包括如下公式:

$$[0055] \quad w_{wake} = \frac{n_{wake}}{n_{wake} + n_{sleep}}, g(c_{wake} | w_{sleep}, c_{sleep}) = \begin{cases} 1 & \text{if } w_{sleep} c_{sleep}^T (2c_{wake} - c_{sleep}) > 0 \\ -1 & \text{if } w_{sleep} c_{sleep}^T (2c_{wake} - c_{sleep}) < 0 \end{cases}$$

$$[0056] \quad w_{sleep} = \frac{n_{sleep}}{n_{wake} + n_{sleep}}, g(c_{sleep} | w_{wake}, c_{wake}) = \begin{cases} 1 & \text{if } w_{wake} c_{wake}^T (2c_{sleep} - c_{wake}) > 0 \\ -1 & \text{if } w_{wake} c_{wake}^T (2c_{sleep} - c_{wake}) < 0 \end{cases}$$

[0057] 式中,  $w_{wake}$  为清醒类型的权重值,  $w_{sleep}$  为睡眠类型的权重值。

[0058] 另外, 权重值  $w$  也可以通过如下计算公式计算:

$$[0059] \quad w = \begin{cases} \frac{0.5n_{sleep}}{n_{wake} + n_{sleep}} & \text{if type} = \text{wake} \\ \frac{0.5n_{wake}}{n_{wake} + n_{sleep}} & \text{if type} = \text{sleep} \end{cases}$$

[0060] (3) 若归属于本原子的所有样本数据与原子的类型均不一致, 则变更该原子的类型, 并计算属于该原子所有样本数据的均值, 并将该均值作为新的原子;

[0061] (4) 重复执行步骤 (2) 和 (3) 进行迭代, 当迭代前后的原子的差值小于设定范围, 或者没有样本数据被分配至新的原子时, 存储当前的分类字典并退出训练。

[0062] 根据分类字典识别出清醒类型的样本数据和睡眠类型的样本数据, 利用所述清醒类型的样本数据和睡眠类型的样本数据训练出睡眠状态分类器。

[0063] S103, 判断采集到所述用户的脑电信号数据的数量是否未超过设定阈值, 若是, 转步骤 S104, 若否, 转步骤 S105;

[0064] S104, 当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时, 将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别, 识别用户当前的状态, 并以所述状态检测器所识别出的信号特征数据为样本数据, 输入到分类器的自学习过程中;

[0065] 在本步骤中, 当采集到的个人脑电信号数据不多时, 利用预先训练好的预设分类器和状态检测器进行识别, 其中状态检测器包括清醒状态检测器和睡眠状态检测器, 清醒状态检测器能够识别用户的清醒状态, 睡眠状态检测器能够识别出用户的睡眠状态, 在识别时, 清醒状态检测器作出是否的判断, 当判断为“是”时, 确定用户处于清醒状态, 如果判断为“否”, 则是未确定状态, 不能认为是睡眠状态, 同理, 睡眠状态检测器作出是否的判断, 当判断为“是”时, 确定用户处于睡眠状态, 如果判断为“否”, 则是未确定状态, 不能认为是清醒状态。

[0066] 通过识别出状态后, 同时将当前一帧脑电信号加入到训练个人分类器的自学习过程中, 训练执行相同识别任务的个人分类器。

[0067] S105, 根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器, 将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别;

[0068] 在本步骤中, 当采集到了足够多的个人脑电信号数据, 则在使用中利用个人脑电

信号数据来训练个人分类器,在并以此个人分类器对检测的脑电信号进行识别,监测用户的睡眠状态。

[0069] 上述实施例的方案,利用预先训练好的预设分类器进行识别,并利用数据训练个人分类器来进行识别,提高了对睡眠状态监测的准确性,而且也提高了监测效率

[0070] 在一个实施例中,对于提取相应的信号特征数据的方案,本发明提供若干实施例,以更好低识别用户睡眠状态,具体过程包括如下:

[0071] (1) 提取电信号的基线,计算所述基线的变化幅度;其中,所述变化幅度为基线最大值减去最小值;

[0072] (2) 在去掉基线后,对所述脑电信号进行小波分解,获得小波系数,并根据小波系数计算小波系数的特征参数;其中,所述特征参数包括小波系数的均值、方差、峭度系数和/或斜度系数;

[0073] 为了更好地分解出所述各种频率波形,小波分解的层数与脑电信号的采样频率满足如下关系: $f=2^{N+2}$ ,其中, $f$ 为脑电信号的采样频率, $N$ 为小波分解的层数;例如,当信号的降采样率为128Hz时,可以选择4层分解,当信号的采样率为256Hz时,则可以进行5层分解。

[0074] (3) 在去掉基线后,计算脑电信号的LZ复杂度和样本熵;

[0075] 将所述基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ复杂度和样本熵设为所述信号特征数据;

[0076] 由上述实施例的方案,作为信号特征的数据包括了基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ复杂度和样本熵等。

[0077] 进一步地,为了更准确地识别用户睡眠状态,还可以利用血氧数据特征来进行识别,具体方案包括:

[0078] (4) 采集的血氧浓度参数,并根据所述浓度参数计算血氧饱和度参数;将所述血氧饱和度参数也作为信号特征数据输入分类器进行识别。

[0079] 进一步地,还可以利用脑电信号的多个波段的波形来进行识别,在小波重构中提取所述脑电信号的 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段和 $\beta$ 波频段的信号;根据频率的不同,脑电信号是可以分为4种节律脑电波: $\delta$ 波(1-3Hz), $\theta$ 波(4-7Hz), $\alpha$ 波(8-12Hz), $\beta$ 波(14-30Hz),在此,可以提取出这四种频段的信号后,利用这些信号的相关特征,进行睡眠状态识别。

[0080] 具体方案包括:

[0081] (5) 分别计算 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段, $\beta$ 波频段的能量在脑电信号总能量中的比例系数,将该比例也作为信号特征数据输入分类器进行识别,计算方法可以包括如下公式:

$$[0082] \quad r_{\delta} = \sum (y_{\delta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0083] \quad r_{\theta} = \sum (y_{\theta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0084] \quad r_{\alpha} = \sum (y_{\alpha})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0085] \quad r_{\beta} = \sum (y_{\beta})^2 / p_{\text{total}}$$

[0086] 其中 $p_{\text{total}} = \sum (y_{\delta})^2 + \sum (y_{\theta})^2 + \sum (y_{\alpha})^2 + \sum (y_{\beta})^2$ , $y_{\delta}$ , $y_{\theta}$ , $y_{\alpha}$ 和 $y_{\beta}$ 分别表示重构后的 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号, $r_{\delta}$ , $r_{\theta}$ , $r_{\alpha}$ 和 $r_{\beta}$ 分别代表 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号的能量在总能量的比例;

[0087] (6) 分别计算在一帧脑电信号内,所述 $\delta$ 波频段, $\theta$ 波频段, $\alpha$ 波频段, $\beta$ 波频段能量最

大的时间长度,将该时间也作为信号特征数据输入分类器进行识别,技术方法可以包括如下公式:

$$[0088] \quad c_{\delta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\delta}^i, f_{\delta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\delta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\delta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0089] \quad c_{\theta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\theta}^i, f_{\theta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\theta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\theta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0090] \quad c_{\alpha} = \sum_{i=1}^{30} f_{\alpha}^i, f_{\alpha}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\alpha}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\alpha}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0091] \quad c_{\beta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\beta}^i, f_{\beta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\beta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\beta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

[0092] 式中,  $c_{\delta}$ ,  $c_{\theta}$ ,  $c_{\alpha}$ 和  $c_{\beta}$ 表示 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号在当前帧内所占能量比例最大的时间长度,  $r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i$ 分别表示第*i*秒内 $\delta$ 频段、 $\theta$ 频段、 $\alpha$ 频段和 $\beta$ 频段的信号的能量在总能量的比例。

[0093] 综合上述各实施例,在提取信号特征数据中,利用了脑电信号的基线的变化幅度的特征、小波系数的特征参数和LZ复杂度和样本熵,还有血氧饱和度参数、 $\delta$ 波频段,  $\theta$ 波频段,  $\alpha$ 波频段,  $\beta$ 波频段的特征参数;还有 $\delta$ 波频段,  $\theta$ 波频段,  $\alpha$ 波频段,  $\beta$ 波频段能量在总能量中的比例系数及其在将当前帧信号特征数据内所占的时间等信号特征,用来监测识别睡眠状态;能够明显提高识别的准确性,提高识别效率。

[0094] 在一个实施例中,步骤S105中,在训练分类器时,可以通过如下方式进行训练:

[0095] 采用网格测试方法选择最优的惩罚因子C和RBF核的参数 $\sigma$ ;其中,惩罚因子C的取值范围可以为 $[2^{-2}, 2^{12}]$ ,所述参数 $\sigma$ 的取值范围可以为 $[2^{-2}, 2^{10}]$ ;

[0096] 调节所述惩罚因子C和参数 $\sigma$ ,将识别率最高时对应的参数设为最优参数;

[0097] 利用所述最优参数重新训练分类器,并对该分类器进行测试;将测试中识别率最优的分类器设为个人分类器;具体的,由于训练数据是从采集数据中随机抽取的,因此此过程可以重复若干次,最后将在测试数据上取得总体识别率最优的分类器作为个人分类器进行应用。

[0098] 作为一个实施例,本发明提供的基于自学习的睡眠状态监测方法,可以用于识别的睡眠状态,包括清醒,非眼快动睡眠和眼快动睡眠;其中,非眼快动睡眠入睡期,浅睡期,中等睡眠期和深度睡眠期四个状态等。

[0099] 参考图4所示,图4为一个实施例的基于自学习的睡眠状态监测系统结构示意图,包括:

[0100] 脑电信号采集模块,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号;

[0101] 信号特征提取模块,用于根据预先训练的预设分类器的识别任务,从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据;

[0102] 预设分类器识别模块,用于当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时,将所述信号特征数据输入所述预设分类器进行识别,识别用户当前的状态,并以所述信号特征数据为样本数据,输入到训练分类器的自学习过程中;

[0103] 个人分类器识别模块,用于当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时,则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器,将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。

[0104] 本发明的基于自学习的睡眠状态监测系统与本发明的基于自学习的睡眠状态监测方法一一对应,在上述基于自学习的睡眠状态监测方法的实施例阐述的技术特征及其有益效果均适用于基于自学习的睡眠状态监测系统的实施例中,特此声明。

[0105] 以上所述实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0106] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,本发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。

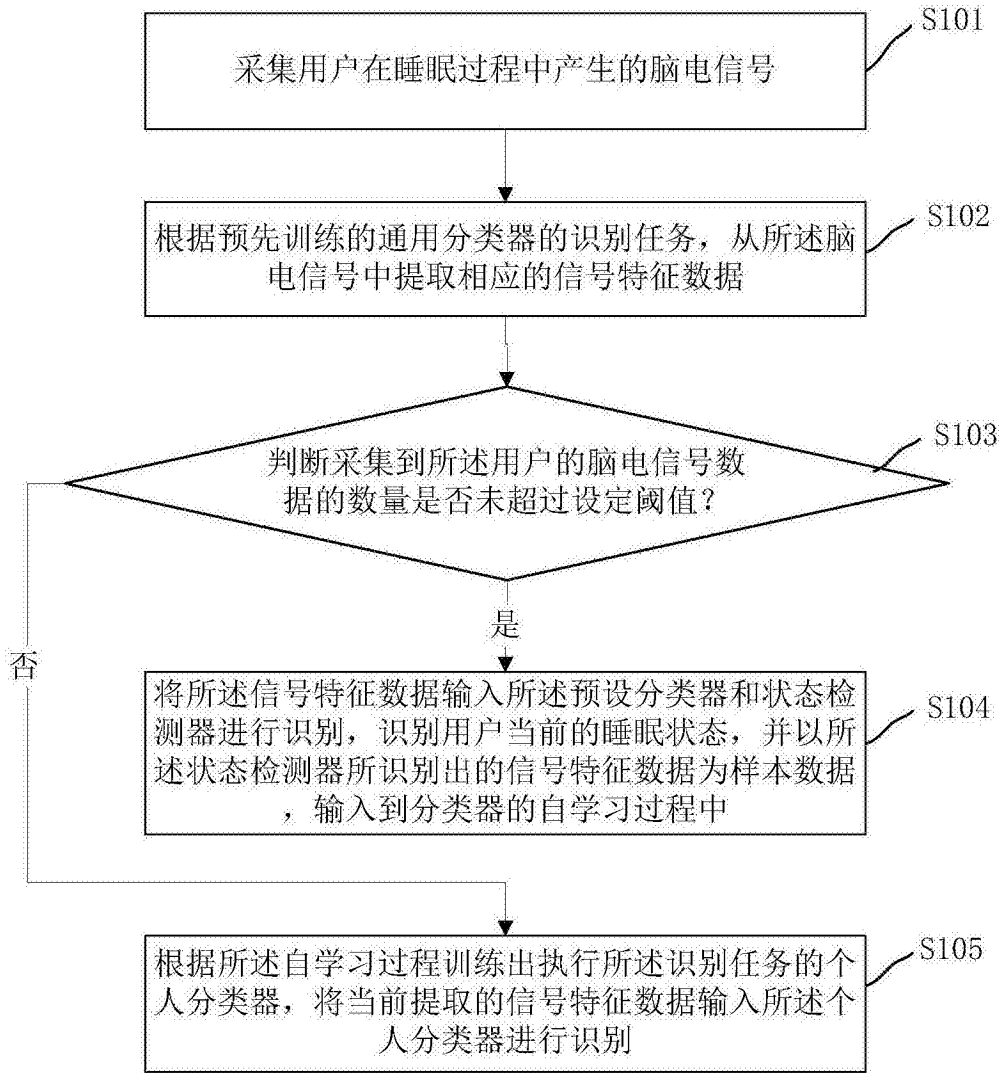


图1

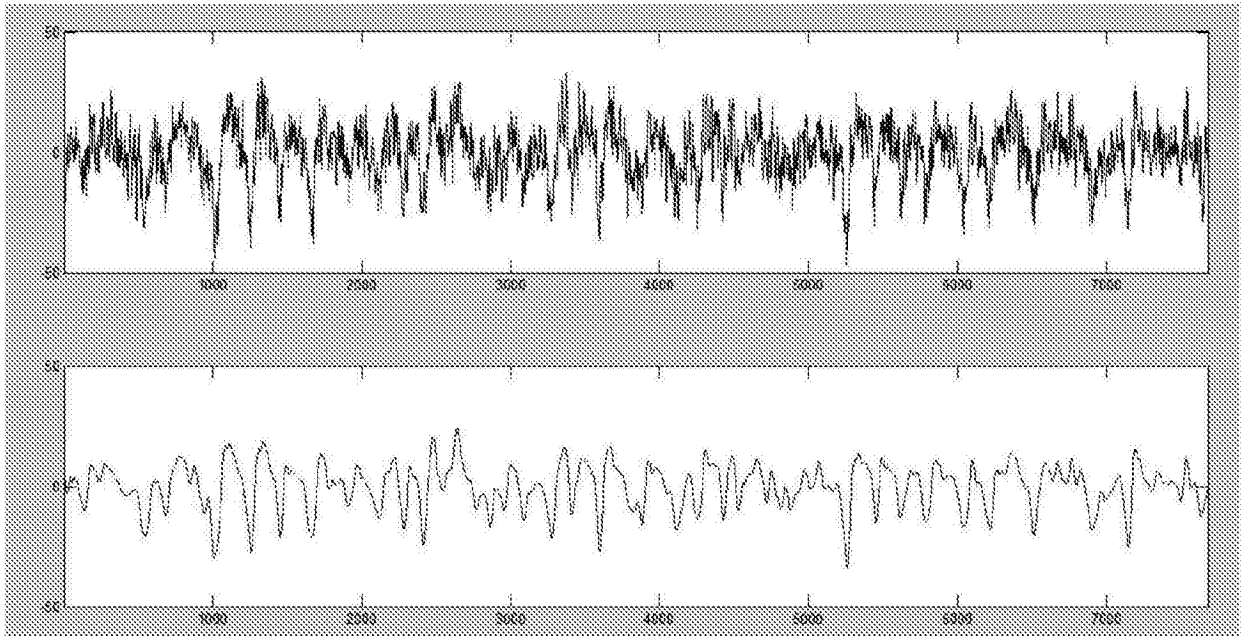


图2

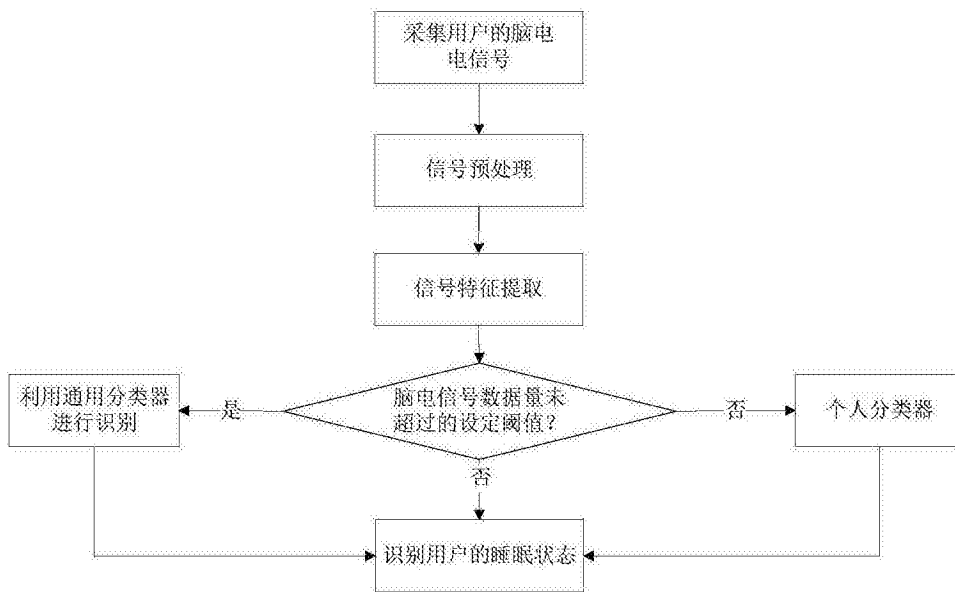


图3

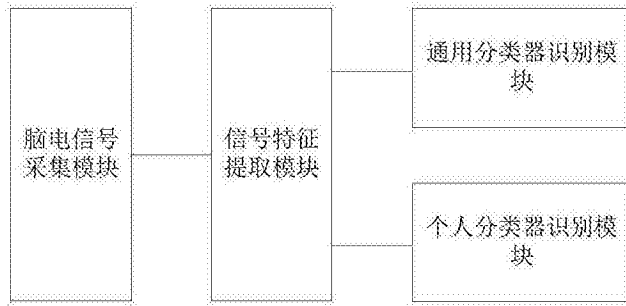


图4

专利名称(译)	基于自学习的睡眠状态监测方法和系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN106333681A</a>	公开(公告)日	2017-01-18
申请号	CN201610843584.8	申请日	2016-09-21
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
[标]发明人	赵巍 胡静 韩志		
发明人	赵巍 胡静 韩志		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/145 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/14542 A61B5/4809 A61B5/4812 A61B5/4815 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/7267		
代理人(译)	潘桂生		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明涉及一种基于自学习的睡眠状态监测方法和系统，其中所述方法包括：采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号；根据预先训练的预设分类器的识别任务，从所述脑电信号中提取相应的信号特征数据；当采集到所述用户的脑电信号数据的数量未超过设定阈值时，将所述信号特征数据输入所述预设分类器和状态检测器进行识别，识别用户当前的状态，并以所识别出的信号特征数据为样本数据，输入到训练分类器的自学习过程中；当采集到的脑电信号数据的数量超过设定阈值时，则根据所述自学习过程训练出执行所述识别任务的个人分类器，将当前提取的信号特征数据输入所述个人分类器进行识别。本发明提高了对睡眠状态监测的准确性，而且也提高了监测效率。

