



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106377251 B

(45)授权公告日 2020.06.16

(21)申请号 201610843529.9

审查员 朱晓旻

(22)申请日 2016.09.21

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 106377251 A

(43)申请公布日 2017.02.08

(73)专利权人 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 5/048(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

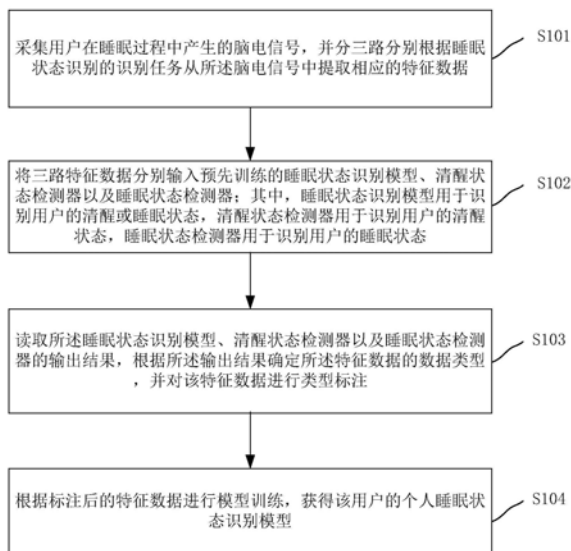
权利要求书4页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统

(57)摘要

本发明涉及一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统,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,并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器;读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果,根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型,并对该特征数据进行类型标注;根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型。该方案训练的睡眠状态识别模型,切合了用户个人特异性,剔除外界信号所干扰,提高了模型识别的准确性。



1. 一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,包括:

采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器;其中,睡眠状态识别模型用于识别用户的清醒或睡眠状态,清醒状态检测器用于识别用户的清醒状态,睡眠状态检测器用于识别用户的睡眠状态;

读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果,根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型,并对该特征数据进行类型标注;

根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型;

所述清醒状态检测器通过以下方案实现:对实时脑电信号进行小波分解,并根据设定低频段的小波系数进行信号重建得到脑电信号;计算所述脑电信号的样本熵,将该样本熵与预先计算的样本熵阈值进行比较;若所述样本熵大于所述样本熵阈值,则判定当前脑电信号处于清醒状态;

所述样本熵阈值的计算方法为:获取设定时间内的脑电信号;将设定时间内的脑电信号分成多个样本,并分别计算各个脑电信号样本的样本熵,得到样本熵集合;根据所述样本熵集合计算样本熵阈值;

利用样本熵集合计算样本熵阈值的计算公式如下:

$$sampen_thre = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sampen_val_i + \frac{v}{n} \left(\sum_{i=1}^n sampen_val_i^2 - \sum_{i=1}^n sampen_val_i \right)$$

$sampen_val_i = sampen(y[p_start:p_end])$

$p_start = (i-1) * time_length * fs + 1$

$p_end = p_start + time_length * fs - 1$

$p_end < T * fs$

式中,其中 $sampen_thre$ 为样本熵阈值, $sampen_val_i$ 为样本熵集合中第 i 个样本的样本熵, $sampen$ 为求样本熵的运算,其输入 $y[p_start:p_end]$ 为脑电信号 y 在第 p_start 点开始到第 p_end 点为止的部分, $time_length$ 为计算样本熵的每个样本的时间长度, fs 为脑电信号的采样率, T 为开始采集脑电信号后的设定时间, v 为设定参数。

2. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,所述睡眠状态识别模型用于识别用户是否处于清醒或睡眠状态,输出结果为“清醒”或“睡眠”;

所述清醒状态检测器用于识别用户是否处于清醒状态,若判断用户处于清醒状态,输出结果为“是”,反之则输出结果为“否”;

所述睡眠状态检测器用于识别用户是否处于睡眠状态,若判断用户处于睡眠状态,输出结果为“是”,反之则输出结果为“否”。

3. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,若清醒状态检测器与睡眠状态检测器的输出结果一致,根据预先训练的睡眠状态识别模型的输出结果,将特征数据的类型标注为相应的类型;

若清醒状态检测器与睡眠状态检测器的输出结果不一致,根据输出结果为“是”的检测器的检测结果,将特征数据的类型标注为相应的类型。

4. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,若清醒状态检测器与睡眠状态检测器的输出结果同为“是”或同为“否”,获取预先训练的睡眠状态识别模型的输出结果,若输出结果为清醒状态,将特征数据的类型标注为清醒状态特征数据,若输出结果为睡眠状态,将特征数据的类型标注为睡眠状态特征数据;

若清醒状态检测器输出结果为“是”、睡眠状态检测器的输出结果为“否”,将特征数据的类型标注为清醒状态特征数据;

若睡眠状态检测器输出结果为“是”、清醒状态检测器的输出结果为“否”,将特征数据的类型标注为睡眠状态特征数据。

5. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,所述根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型的步骤包括:

获取已标注数据类型的特征数据,从不同类型的特征数据中随机抽取相同数量的样本作为训练数据,其余作为测试数据;

将所述训练数据输入支持向量机进行训练,训练过程中采用网格测试方法选择最优的惩罚因子C和RBF核的参数 σ ;调节所述惩罚因子C和参数 σ ,将识别率最高时对应的参数设为最优参数;

利用所述最优参数重新训练睡眠状态识别模型,并利用所述测试数据对该睡眠状态识别模型进行测试,将测试中识别率最优的睡眠状态识别模型设为个人睡眠状态识别模型。

6. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,所述从所述脑电信号中提取相应的特征数据的步骤包括:

提取脑电信号的基线,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特征数据。

7. 根据权利要求4所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,还包括:

在小波重构中提取所述脑电信号的 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段;

分别计算所述 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量在总能量中的比例;

分别计算在一帧脑电信号内,所述 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量最大的时间长度;

将所述比例和时间长度设为所述特征数据。

8. 根据权利要求7所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,所述分别计算所述 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量在总能量中的比例的步骤包括如下公式:

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

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

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

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

其中 $p_{\text{total}} = \sum (y_{\delta})^2 + \sum (y_{\theta})^2 + \sum (y_{\alpha})^2 + \sum (y_{\beta})^2$, y_{δ} , y_{θ} , y_{α} 和 y_{β} 分别表示重构后的 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号, r_{δ} , r_{θ} , r_{α} 和 r_{β} 分别代表 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量占总能量的比例。

9. 根据权利要求7所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法, 其特征在于, 所述分别计算在一帧脑电信号内, δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量最大的时间长度的步骤包括如下公式:

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

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

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

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

式中, c_{δ} , c_{θ} , c_{α} 和 c_{β} 表示 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号在当前帧内所占能量比例最大的时间长度, r_{δ}^i , r_{θ}^i , r_{α}^i , r_{β}^i 分别表示第 i 秒内 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量占总能量的比例。

10. 一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练系统, 其特征在于, 包括:

特征数据提取模块, 用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号, 并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

检测器检测模块, 用于将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器; 其中, 睡眠状态识别模型用于识别用户的清醒或睡眠状态, 清醒状态检测器用于识别用户的清醒状态, 睡眠状态检测器用于识别用户的睡眠状态;

数据类型标注模块, 用于读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果, 根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型, 并对该特征数据进行类型标注;

个人模型训练模块, 用于根据标注后的特征数据进行模型训练, 获得该用户的个人睡眠状态识别模型;

所述清醒状态检测器通过以下方案实现: 对实时脑电信号进行小波分解, 并根据设定低频段的小波系数进行信号重建得到脑电信号; 计算所述脑电信号的样本熵, 将该样本熵与预先计算的样本熵阈值进行比较; 若所述样本熵大于所述样本熵阈值, 则判定当前脑电信号处于清醒状态;

所述样本熵阈值的计算方法为: 获取设定时间内的脑电信号; 将设定时间内的脑电信号分成多个样本, 并分别计算各个脑电信号样本的样本熵, 得到样本熵集合; 根据所述样本熵集合计算样本熵阈值;

利用样本熵集合计算样本熵阈值的计算公式如下：

$$sampen_thre = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sampen_val_i + \frac{v}{n} \left(\sum_{i=1}^n sampen_val_i^2 - \sum_{i=1}^n sampen_val_i \right)$$

$sampen_val_i = sampen(y[p_start:p_end])$

$p_start = (i-1) * time_length * fs + 1$

$p_end = p_start + time_length * fs - 1$

$p_end < T * fs$

式中,其中 $sampen_thre$ 为样本熵阈值, $sampen_val_i$ 为样本熵集合中第 i 个样本的样本熵, $sampen$ 为求样本熵的运算,其输入 $y[p_start:p_end]$ 为脑电信号 y 在第 p_start 点开始到第 p_end 点为止的部分, $time_length$ 为计算样本熵的每个样本的时间长度, fs 为脑电信号的采样率, T 为开始采集脑电信号后的设定时间, v 为设定参数。

基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统

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脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统。

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] 目前临床上主要采用多导睡眠图识别睡眠状态,主要是利用脑电信号来对睡眠进行分析,通过训练睡眠状态模型来识别被测者是属于睡眠或清醒状态,但由于脑电信号的个人特异性很强,并且强度很弱,在信号采集时极易被外界信号所干扰。因此一般训练出来的睡眠状态模型对很多测试数据的识别效果较差,模型识别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,提供一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统,有效地提高睡眠状态识别模型识别的准确性。

[0006] 一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,包括:

[0007] 采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[0008] 将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器;其中,睡眠状态识别模型用于识别用户的清醒或睡眠状态,清醒状态检测器用于识别用户的清醒状态,睡眠状态检测器用于识别用户的睡眠状态;

[0009] 读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果,根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型,并对该特征数据进行类型标注;

[0010] 根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型。

[0011] 一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练系统,包括:

[0012] 特征数据提取模块,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[0013] 检测器检测模块,用于将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器;其中,睡眠状态识别模型用于识别用户的清醒或睡眠状态,清醒状态检测器用于识别用户的清醒状态,睡眠状态检测器用于识别用户的睡眠状态;

[0014] 数据类型标注模块,用于读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果,根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型,并对该特征数据进行类型标注;

[0015] 个人模型训练模块,用于根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型。

[0016] 上述基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统,基于脑电信号的特征数据,在预先训练的睡眠状态识别模型基础上,进一步设置了清醒状态和睡眠状态的二分类检测器,融合模型识别结果和检测器输出结果对特征数据进行标注,进而通过标注的特征数据训练出个人睡眠状态识别模型。该方案训练的睡眠状态识别模型,切合了用户个人特异性,剔除外界信号所干扰,提高了模型识别的准确性。

附图说明

[0017] 图1为一个实施例的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法的流程图;

[0018] 图2为滤波处理前后的脑电信号示意图;

[0019] 图3是对特征数据进行标注的示意图;

[0020] 图4为一个实施例的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练系统结构示意图。

具体实施方式

[0021] 下面结合附图阐述本发明的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统的实施例。

[0022] 参考图1所示,图1为一个实施例的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法的流程图,包括:

[0023] 步骤S101,采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[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] 根据需要进行睡眠状态识别的任务,确定特征数据类型,从脑电信号中提取与之相应的特征数据;例如,要识别清醒状态或睡眠状态,提取用于进行这两种状态识别的特征数据。

[0026] 在一个实施例中,提取特征数据前,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。

[0027] 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] 对于提取特征数据的方案,本发明提供若干实施例,具体过程包括如下:

[0029] (1) 提取脑电信号的基线,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;

[0030] (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;

[0031] 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。

[0032] (3) 在去掉基线后,计算脑电信号的LZ复杂度和样本熵;

[0033] 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特征数据;

[0034] 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。

[0035] 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 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段;根据频率的不同,脑电信号是可以分为4种节律脑电波: δ 波(1-3Hz), θ 波(4-7Hz), α 波(8-12Hz), β 波(14-30Hz),在此,可以提取出这四种脑电波后,利用这些脑电波来计算相关特征,具体方案可以如下:

[0036] (4) 分别计算所述 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量在总能量中的比例;将该比例也作为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:

$$[0037] \quad r_{\delta} = \sum (y_{\delta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0038] \quad r_{\theta} = \sum (y_{\theta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0039] \quad r_{\alpha} = \sum (y_{\alpha})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0040] \quad r_{\beta} = \sum (y_{\beta})^2 / p_{\text{total}}$$

[0041] 其中 $p_{\text{total}} = \sum (y_{\delta})^2 + \sum (y_{\theta})^2 + \sum (y_{\alpha})^2 + \sum (y_{\beta})^2$, y_{δ} , y_{θ} , y_{α} 和 y_{β} 分别表示重构后的 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号, r_{δ} , r_{θ} , r_{α} 和 r_{β} 分别代表 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量占总能量的比例。

[0042] (5) 分别计算在一帧脑电信号内, δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量最大的时间长度;将该时间也作为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:

$$[0043] \quad c_{\delta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\delta}^i, f_{\delta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\delta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\delta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0044] \quad c_{\theta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\theta}^i, f_{\theta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\theta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\theta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0045] \quad c_{\alpha} = \sum_{i=1}^{30} f_{\alpha}^i, f_{\alpha}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\alpha}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\alpha}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0046] \quad c_{\beta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\beta}^i, f_{\beta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\beta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\beta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

[0047] 式中, c_{δ} , c_{θ} , c_{α} 和 c_{β} 表示 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号在当前帧内所占能量比例最大的时间长度, r_{δ}^i , r_{θ}^i , r_{α}^i , r_{β}^i 分别表示第*i*秒内 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量占总能量的比例。

[0048] 步骤S102,将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器;其中,睡眠状态识别模型用于识别用户的清醒或睡眠状态,清醒状态检测器用于识别用户的清醒状态,睡眠状态检测器用于识别用户的睡眠状态;

[0049] 对于上述预先训练的睡眠状态识别模型,可以是采用RBF核的SVM(Support Vector Machin,支持向量机)分类器模型,也可以采用神经网络、决策树的分类器模型。该模型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,事先采集训练数据上训练出来的睡眠状态识别模型,因此,对于部分测试数据来说其效果并不理想。

[0050] 基于上述现象,在本步骤中,设置了清醒状态和睡眠状态的二分类检测器以对特征数据进行标注,进而通过标注的特征数据训练出个人睡眠状态识别模型。

[0051] 参考图所示,图3是对特征数据进行标注的示意图。标注过程中除了利用其他样本数据的较为平衡的睡眠状态识别模型(Cb)之外,还设计两个检测器,清醒状态检测器(DW)或睡眠状态检测器(DS),分别用来监测用户是否处于清醒状态或睡眠状态。

[0052] 上述检测器一般选取一定敏感度(sensitivity)的前提下,具有较高的准确度(precision)的检测器。

[0053] 另外,为了获得较为理想的检测器,清醒状态检测器和睡眠状态检测器可以采用理想检测器,利用调整对应样本的惩罚因子的方法来训练所述清醒状态检测器和睡眠状态检测器。实验结果表明,这两种检测器的敏感度均高于70%,准确度均高于95%。

[0054] 对于检测器,根据分类任务的评价指标,总体准确度(over accuracy),敏感率(sensitivity,有时称为召回率,recall)和精确率(precision)。以清醒状态和睡眠状态二分类问题为例,其混淆矩阵见下表:

真实类别\识别类别	类别 1	类别 2	敏感度
类别 1	n_{11}	n_{12}	$n_{11}/(n_{11}+n_{12})$
类别 2	n_{21}	n_{22}	$n_{22}/(n_{21}+n_{22})$
精确度	$n_{11}/(n_{11}+n_{21})$	$n_{22}/(n_{12}+n_{22})$	

[0056] 总体准确度 $\frac{n_{11} + n_{22}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}}$ 反映的是所有类型样本的总的分类准确性。敏感度指的是所有第i类样本中,被准确识别的比例。精确度指的是在所有被识别成第i类的样本中,真实属于第i类的样本比例。

[0057] 在一个实施例中,对于睡眠状态识别模型、清醒状态检测器和睡眠状态检测器,功能设置可以如下:

[0058] 所述睡眠状态识别模型用于识别用户是否处于清醒或睡眠状态,输出结果为“清醒”或“睡眠”。

[0059] 所述清醒状态检测器用于识别用户是否处于清醒状态,若判断用户处于清醒状态,输出结果为“是”,反之则输出结果为“否”;具体应用中,根据识别结果来标注特征数据类型,若清醒状态检测器与睡眠状态检测器的输出结果一致,根据预先训练的睡眠状态识别模型的输出结果,将特征数据的类型标注为相应的类型。

[0060] 所述睡眠状态检测器用于识别用户是否处于睡眠状态,若判断用户处于睡眠状态,输出结果为“是”,反之则输出结果为“否”;具体应用中,根据识别结果来标注特征数据类型,若清醒状态检测器与睡眠状态检测器的输出结果不一致,根据输出结果为“是”的检测器的检测结果,将特征数据的类型标注为相应的类型。

[0061] 基于睡眠状态识别模型、清醒状态检测器和睡眠状态检测器的识别结果,判断特征数据类型,可以依据以下原则:

[0062] 若清醒状态检测器与睡眠状态检测器的输出结果同为“是”或同为“否”,获取预先训练的睡眠状态识别模型的输出结果,若输出结果为清醒状态,将特征数据的类型标注为清醒状态特征数据,若输出结果为睡眠状态,将特征数据的类型标注为睡眠状态特征数据;

[0063] 若清醒状态检测器输出结果为“是”、睡眠状态检测器的输出结果为“否”,将特征数据的类型标注为清醒状态特征数据;

[0064] 若睡眠状态检测器输出结果为“是”、清醒状态检测器的输出结果为“否”,将特征数据的类型标注为睡眠状态特征数据。

[0065] 在一个实施例中,对于睡眠状态检测器,可以通过如下方案来实现。

[0066] 对用户睡眠过程中产生的脑电信号进行小波分解,并根据预设的低频段的小波系数重建脑电信号,得到低频脑电信号;从重建的所述低频脑电信号上提取脑电波;根据K综合波和 δ 波的波形特征,从所述脑电波中检测K综合波与 δ 波;统计检测到K综合波与 δ 波的数量,当所述数量超过预设的数量阈值时,判定当前脑电信号为睡眠状态。

[0067] 其中,提取脑电波的方法包括:

[0068] 从低频脑电信号的波形上找出局部极小值点,并将其标记为波谷;将相邻两个波谷之间最大的局部极大值点标记为波峰;根据波形上每个左波谷-波峰-右波谷对的高度判断出脑电波。

[0069] 其中,检测K综合波与 δ 波的方法可以包括如下公式:

$$[0070] \quad w_k = true, \quad if \quad \begin{cases} height_{EOG}^{trough_lef:trough_right} < height_thre_{EOG} \\ 1 < (p_{trough_right} - p_{trough_left}) / fs < 2 \\ amp_{EEG}^{trough} < trough_thre_{EEG} \\ amp_{EEG}^{peak} > peak_thre_{EEG} \end{cases}$$

$$[0071] \quad w_\delta = true, \quad if \quad \begin{cases} height_{EOG}^{trough_lef:trough_right} < height_thre_{EOG} \\ 0.5 < (p_{trough_right} - p_{trough_left}) / fs < 2 \\ height_{EEG}^{trough_lef:trough_right} > height_thre_{EEG} \end{cases}$$

[0072] 式中, p_{trough_right} 与 p_{trough_left} 分别表示左右波谷数据点的坐标, fs 为脑电波的采样率, $height_{EOG}^{trough_lef:trough_right}$ 与 $height_{EEG}^{trough_lef:trough_right}$ 分别表示脑电信号与眼电信号在区间

$[p_{trough_right}, p_{trough_left}]$ 上的最大值减最小值的取值, $peak_thre_{EEG}$ 与 $trough_thre_{EEG}$ 分别表示K综合波的波峰阈值与波谷阈值, $height_thre_{EEG}$ 表示 δ 波的幅度阈值; w_k 表示K综合波, w_δ 表示 δ 波,true表示判断结果为真,if表示满足的条件。

[0073] 在一个实施例中,对于清醒状态检测器,可以通过如下方案来实现。

[0074] 对所述实时脑电信号进行小波分解,并根据设定低频段的小波系数进行信号重建得到脑电信号;计算所述脑电信号的样本熵,将该样本熵与预先计算的样本熵阈值进行比较;若所述样本熵大于所述样本熵阈值,则判定当前脑电信号处于清醒状态。

[0075] 对于样本熵阈值的计算方法,可以从开始采集脑电信号后,获取设定时间内的脑电信号;将设定时间内的脑电信号分成多个样本,并分别计算各个脑电信号样本的样本熵,得到样本熵集合;根据所述样本熵集合计算样本熵阈值。

[0076] 利用样本熵集合计算样本熵阈值的计算公式如下:

$$[0077] \quad sampen_thre = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sampen_val_i + \frac{v}{n} \left(\sum_{i=1}^n sampen_val_i^2 - \sum_{i=1}^n sampen_val_i \right)$$

[0078] $sampen_val_i = sampen(y[p_start:p_end])$

[0079] $p_start = (i-1) * time_length * fs + 1$

[0080] $p_end = t_start + time_length * fs - 1$

[0081] $p_end < T * fs$

[0082] 式中,其中 $sampen_thre$ 为样本熵阈值, $sampen_val_i$ 为样本熵集合中第 i 个样本的样本熵, $sampen$ 为求样本熵的运算,其输入 $y[p_start:p_end]$ 为脑电信号 y 在第 p_start 点开始到第 p_end 点为止的部分, $time_length$ 为计算样本熵的每个样本的时间长度, fs 为脑电信号的采样率, T 为开始采集脑电信号后的设定时间, v 为设定参数。

[0083] 上述实施例设计的睡眠状态检测器和清醒状态检测器,具有较高的准确率,经过多个实例的实验,其准确率都达到95%以上。

[0084] 步骤S103,读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果,根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型,并对该特征数据进行类型标注;

[0085] 步骤S104,根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型。

[0086] 在一个实施例中,可以采用RBF核的SVM训练个人睡眠状态识别模型,该个人睡眠状态识别模型用于针对该特定用户的睡眠状态识别;具体技术方案可以如下:

[0087] (1) 获取已标注数据类型的特征数据,从不同类型的特征数据中随机抽取相同数量的样本作为训练数据,其余作为测试数据;

[0088] (2) 将所述训练数据输入支持向量机进行训练,训练过程中采用网格测试方法选择最优的惩罚因子 C 和RBF核的参数 σ ;调节所述惩罚因子 C 和参数 σ ,将识别率最高时对应的参数设为最优参数;其中,惩罚因子 C 的取值范围可以为 $[2^{-2}, 2^{12}]$,所述参数 σ 的取值范围可以为 $[2^{-2}, 2^{10}]$;上述训练过程中,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;

[0089] (3) 利用所述最优参数重新训练睡眠状态识别模型,并利用所述测试数据对该睡眠状态识别模型进行测试,将测试中识别率最优的睡眠状态识别模型设为个人睡眠状态识别模型。

[0090] 参考图4所示,图4为一个实施例的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练系统结构示意图,包括:

[0091] 特征数据提取模块101,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,并分三路分

别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据；

[0092] 检测器检测模块102,用于将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器;其中,睡眠状态识别模型用于识别用户的清醒或睡眠状态,清醒状态检测器用于识别用户的清醒状态,睡眠状态检测器用于识别用户的睡眠状态;

[0093] 数据类型标注模块103,用于读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果,根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型,并对该特征数据进行类型标注;

[0094] 个人模型训练模块104,用于根据标注后的特征数据进行模型训练,获得该用户的个人睡眠状态识别模型。

[0095] 本发明的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练系统与本发明的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法一一对应,在上述基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练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脑电信号的睡眠状态识别模型训练系统的实施例中,特此声明。

[0096] 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。

[0097] 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。

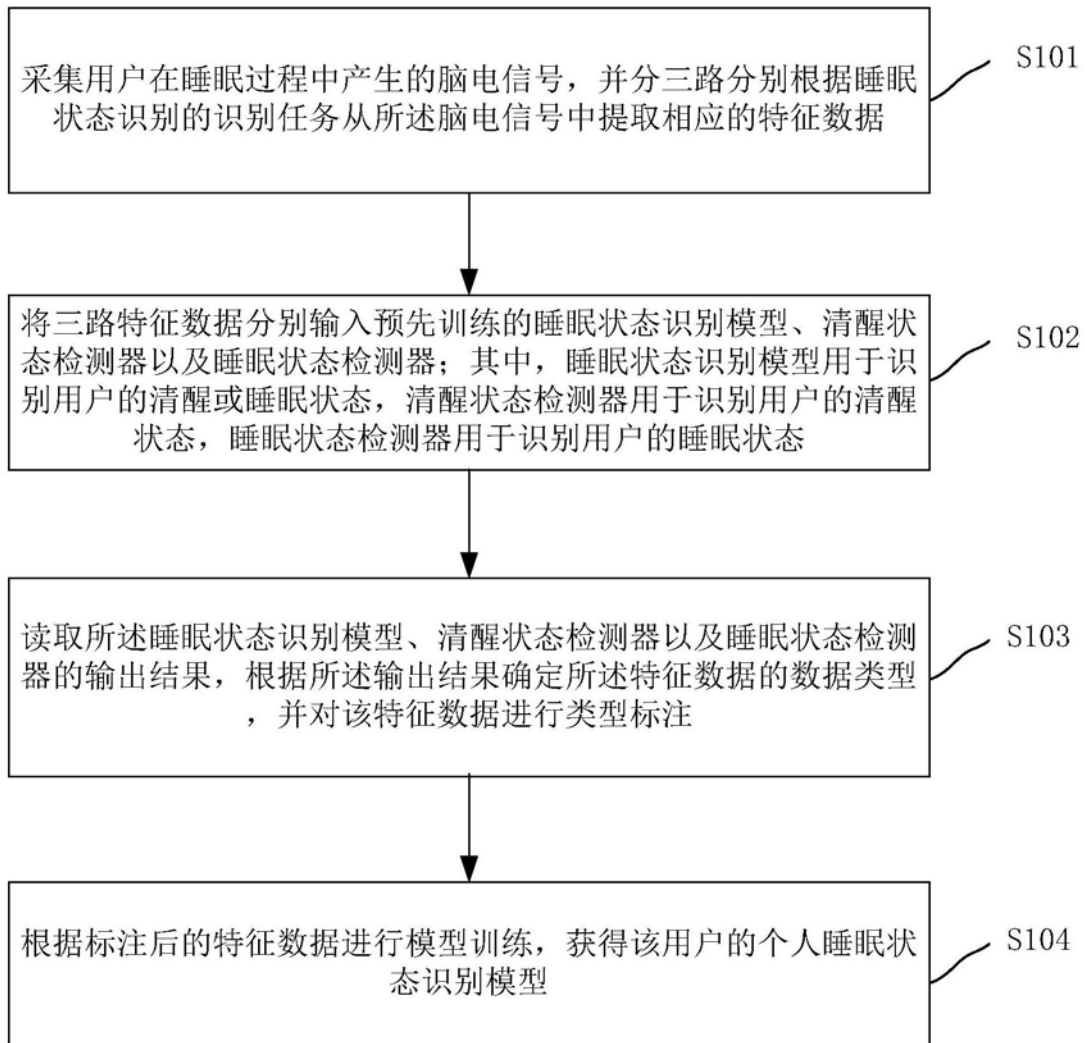


图1

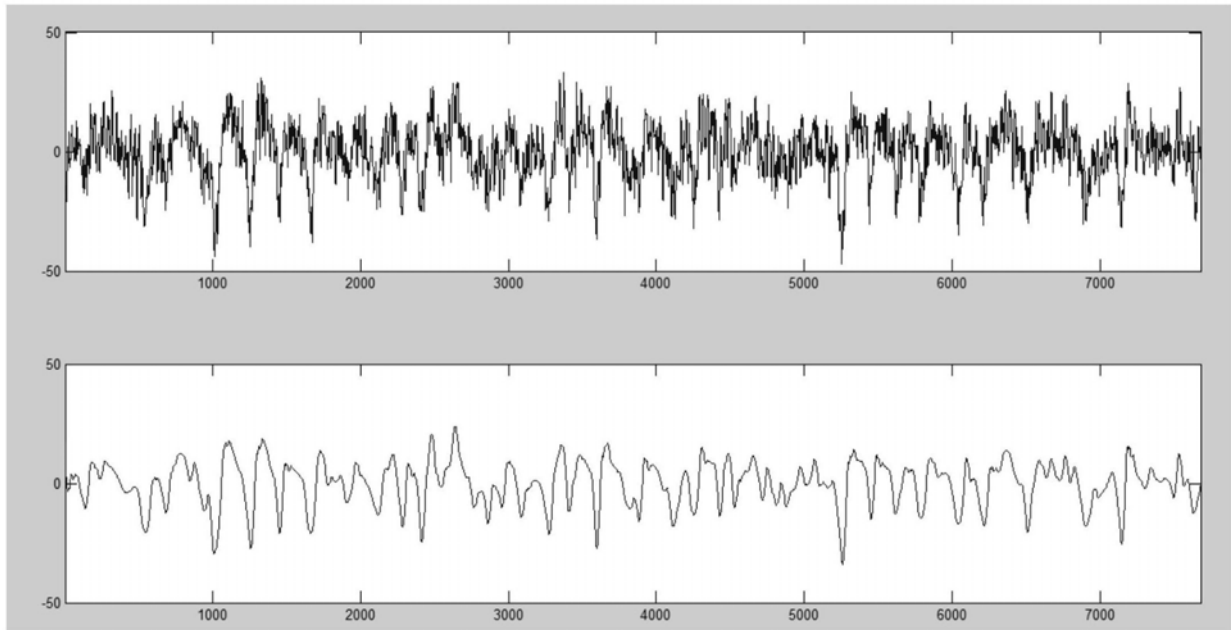


图2

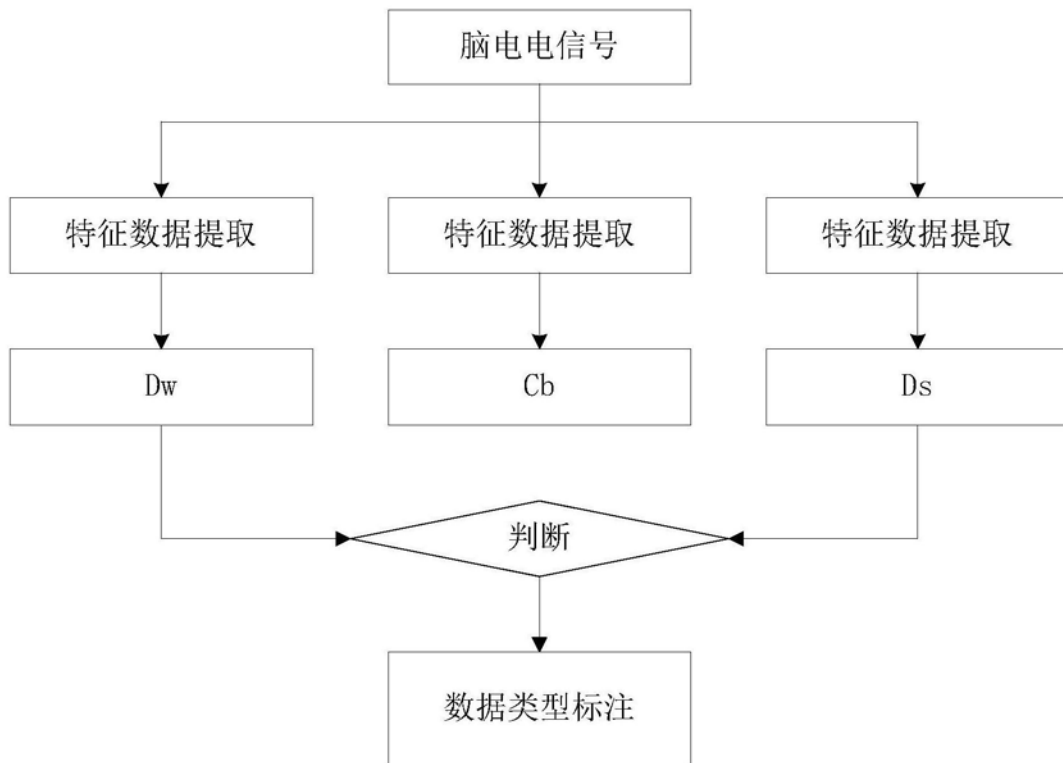


图3

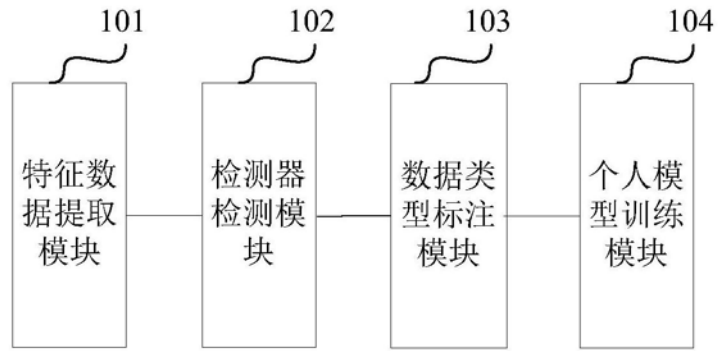


图4

专利名称(译)	基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统		
公开(公告)号	CN106377251B	公开(公告)日	2020-06-16
申请号	CN201610843529.9	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	A61B5/048 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/048 A61B5/4809 A61B5/7267		
代理人(译)	潘桂生		
其他公开文献	CN106377251A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法和系统，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，并分三路分别根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据；将三路特征数据分别输入预先训练的睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器；读取所述睡眠状态识别模型、清醒状态检测器以及睡眠状态检测器的输出结果，根据所述输出结果确定所述特征数据的数据类型，并对该特征数据进行类型标注；根据标注后的特征数据进行模型训练，获得该用户的个人睡眠状态识别模型。该方案训练的睡眠状态识别模型，切合了用户个人特异性，剔除外界信号所干扰，提高了模型识别的准确性。

