



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106618486 A

(43)申请公布日 2017.05.10

(21)申请号 201610843777.3

(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 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

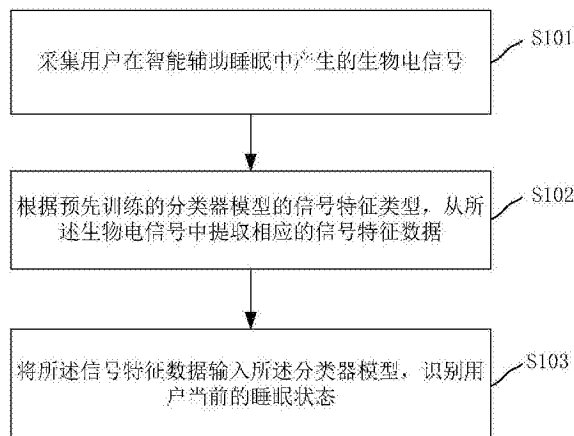
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统

(57)摘要

本发明涉及一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统,其中所述方法包括:采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态。本发明在对用户进行智能辅助睡眠过程中,采集其产生的生物电信号,根据预先训练的分类器模型,提取相应的信号特征数据输入所述分类器模型识别睡眠状态,该方案能够较为准确地识别出睡眠状态,而且提高了识别效率。



1. 一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,包括:

采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;

根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;

将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态。

2. 根据权利要求1所述的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,所述从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据的步骤包括:

对生物电信号进行基线提取,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;

在生物电信号去掉基线后,对所述生物电信号进行小波分解,获得小波系数;根据小波系数计算小波系数的特征参数;包括均值、方差,峭度系数和/或斜度系数;

在生物电信号去掉基线后,计算生物电信号的LZ复杂度和样本熵;

所述将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态的步骤包括:

将所述基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ复杂度和样本熵输入所述分类器模型。

3. 根据权利要求1所述的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,所述将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态的步骤包括:

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,则判定用户当前处于清醒状态。

4. 根据权利要求2所述的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,所述生物电信号包括为脑电信号;

所述从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据的步骤,还包括:

在小波重构中提取所述生物电信号的 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号;

计算 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的能量在总能量中的比例系数;

计算 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;

其中,输入所述分类器模型的数据包括:所述变化幅度、特征参数、LZ复杂度、血氧饱和度参数、比例系数及。

5. 根据权利要求4所述的基于催眠术的智能辅助睡眠方法,其特征在于,所述计算 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的能量在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_{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 频段的信号的能量在总能量的比例。

6. 根据权利要求4所述的基于催眠术的智能辅助睡眠方法,其特征在于,所述计算 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_{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, $r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i$ 分别表示第 i 秒内 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量在总能量的比例。

7. 根据权利要求1至6任一项所述的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,还包括:在训练所述分类器模型时,采用网格测试方法选择最优的惩罚因子 C , rbf核的参数 σ 的参数 σ ,其中,所述惩罚因子 C 、参数 σ 的取值范围分别是 $C: 2^{-2} \sim 2^{12}$, $\sigma: 2^{-2} \sim 2^{10}$;

同时调节惩罚因子 C 和参数 σ ,将识别率最高的参数作为最优的参数;并在获得最优的参数后,利用最优的参数在训练数据上重新训练分类器,然后在测试数据上进行测试;

将在测试数据上取得最优总体识别率的分类器模型作为最佳的分类器模型进行使用。

8. 根据权利要求1所述的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,所述睡眠状态包括: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。

9. 根据权利要求1所述的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,其特征在于,检测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包括如下步骤:

从脑电信号中检测K综合波,当检测到K综合波时,判断用户当前处于非眼快动睡眠的S2周期;

根据 δ 波波形特征从所述脑电波中检测 δ 波,统计检测到 δ 波的数量;并根据 δ 波的数量确定用户的非眼快动睡眠的S3和S4周期。

10. 一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别系统,其特征在于,包括:

采集模块,用于采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;

提取模块,用于根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;

识别模块,用于将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态。

智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及辅助睡眠技术领域,特别是涉及一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统。

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] 智能辅助睡眠是一种结合现代科技的睡眠方法,当被试者进入催眠状态后,其受暗示性明显提高,能与催眠师保持密切的感应关系,会不加批判地接受其暗示指示。将催眠术应用于辅助睡眠时,当催眠者被催眠师所催眠后,催眠师发出睡眠指令即可使被催眠者进入睡眠状态。与药物干预(安眠药)相比,基于催眠术的辅助睡眠对身体的副作用较小,比较适合日常应用。

[0004] 在智能辅助睡眠中,如何准确地识别睡眠状态是重要因素,只有在合适的睡眠状态下,才可采用相应的辅助策略,以提高辅助睡眠效果,目前主要采用觉察方式识别睡眠行为,准确性难以保证,效率低。

发明内容

[0005] 基于此,有必要针对上述问题,提供一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统,有效地提高辅助睡眠效果。

[0006] 一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法,包括:

[0007] 采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;

[0008] 根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;

[0009] 将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态。

[0010] 一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别系统,包括:

[0011] 采集模块,用于采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;

[0012] 提取模块,用于根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;

[0013] 识别模块,用于将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态。

[0014] 上述智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统,在对用户进行智能辅助睡眠过程中,采集其产生的生物电信号,根据预先训练的分类器模型,提取相应的信号特征数据输入所述分类器模型识别睡眠状态,该方案能够较为准确地识别出睡眠状态,而且提高了识别效率。

附图说明

- [0015] 图1为本发明的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法的流程图；
- [0016] 图2为预处理前后的脑电信号示意图；
- [0017] 图3为一个实例的睡眠状态的识别流程图；
- [0018] 图4为一个实施例的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别系统结构示意图。

具体实施方式

[0019] 下面结合附图阐述本发明的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统的实施例。

[0020] 参考图1所示,图1为本发明的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法的流程图,包括:

[0021] S101,采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;

[0022] 在本步骤中,在对用户进行智能辅助睡眠时,通过用户佩戴相关传感设备,检测用户的生物电信号,可以采集脑电信号、眼电信号等生物电信号。

[0023] 在采集生物信号时,一般是以30s为一帧进行采集,每帧作为一个样本,后续对每帧脑电信号进行分析处理。

[0024] S102,根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;

[0025] 在本步骤中,利用预先训练的分类器模型来进行识别,该分类器模型是通过采集人体的样本数据,以其相关的特征信息进行训练得到,因此,通过分类器模型对应的信号特征类型,从当前正在进行智能辅助睡眠的用户所采集的生物电信号,提取同类型的信号特征,输入分类器模型进行识别。

[0026] 在一个实施例中,在提取信号特征数据前,可以对所述采集的生物电信号进行带通滤波,并滤除工频干扰。例如,脑电信号的有用信息多集中在0-100Hz的范围内,而在采集过程中,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。

[0027] 作为一个实施例,针对于主要的高频噪声,可以设计一个50/60Hz的陷波器来滤除工频干扰。参考图2所示,图2为预处理前后的脑电信号示意图,上图为原始信号,下图为经过预处理之后的信号,可以发现大部分的高频噪声已被滤除。

[0028] 在一个实施例中,在进行信号特征参数提取时,以每30秒检测一次(即30秒一帧)对生物电信号进行处理。

[0029] S103,将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态;

[0030] 在本步骤中,将提取的信号特征数据输入所述分类器模型,分类器模型就能够识别出用户当前的睡眠状态。

[0031] 在一个实施例中,所述分类器模型识别睡眠状态的方法,可以包括如下步骤:

[0032] 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,则判定用户当前处于清醒状态,反之则不能确定状态,需要分类器做进一步的识别。

[0033] 其中,样本熵阈值的计算公式可以如下:

$$[0034] \quad sampen_thre = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sampen_val_i + \frac{v}{n} \left(\sum_{i=1}^n sampen_val_i^2 - \sum_{i=1}^n sampen_val_i \right)$$

[0035] $sampen_val_i = sampen(y[p_start:p_end])$

[0036] $p_start = (i-1) * time_length * fs + 1$

[0037] $p_end = t_start + time_length * fs - 1$

[0038] $p_end < T * fs$

[0039] 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。

[0040] 上述实施例的技术方案,通过对用户进行智能辅助睡眠过程中,采集其产生的生物电信号,根据预先训练的分类器模型,提取相应的信号特征数据输入所述分类器模型识别睡眠状态,该方案能够较为准确地识别出睡眠状态,而且提高了识别效率。

[0041] 为了更加清晰本发明的技术方案,下面进一步阐述相关实施例。

[0042] 对于提取相应的信号特征数据的方法,本发明还可以提供如下实施例:

[0043] (1) 对生物电信号进行基线提取,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;

[0044] (2) 在生物电信号去掉基线后,对所述生物电信号进行小波分解,获得小波系数;根据小波系数计算小波系数的特征参数;包括均值、方差,峭度系数和/或斜度系数;

[0045] (3) 在生物电信号去掉基线后,计算生物电信号的LZ复杂度和样本熵;

[0046] 相应地,在步骤S103中,将所述基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ复杂度和样本熵输入所述分类器模型。

[0047] 进一步地,还可以提取如下信号特征数据:

[0048] (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。

[0049] (5) 在小波重构中提取所述生物电信号的 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号;计算 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号的能量在总能量中的比例系数;以及计算在一帧脑电信号内, δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号能量最大的时间。

[0050] 作为实施例,为了更好地分解出所述 δ 波,小波分解的层数与生物电信号的采样频率满足如下关系: $f = 2^{N+2}$,其中, f 为生物电信号的采样频率, N 为小波分解的层数;例如,当信号的采样率为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。

[0051] 相应地,在步骤S103中,输入所述分类器模型的数据包括:所述变化幅度、特征参数、LZ复杂度、血氧饱和度参数、比例系数及。

[0052] 上述计算 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的能量在总能量中的比例系数的方法,可以包括如下公式:

$$[0053] \quad r_\delta = \sum (y_\delta)^2 / p_{total}$$

$$[0054] \quad r_\theta = \sum (y_\theta)^2 / p_{total}$$

$$[0055] \quad r_\alpha = \sum (y_\alpha)^2 / p_{total}$$

$$[0056] \quad r_\beta = \sum (y_\beta)^2 / p_{total}$$

[0057] 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 频段的信号的能量在总能量的比例;

[0058] 上述计算在一帧脑电信号内, δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号能量最大的时间的方法, 可以包括如下公式:

$$[0059] \quad c_{\delta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\delta}^i, f_{\delta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\delta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\delta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0060] \quad c_{\theta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\theta}^i, f_{\theta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\theta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\theta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0061] \quad c_{\alpha} = \sum_{i=1}^{30} f_{\alpha}^i, f_{\alpha}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\alpha}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\alpha}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0062] \quad c_{\beta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\beta}^i, f_{\beta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\beta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\beta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

[0063] 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 频段的信号的能量在总能量的比例。

[0064] 上述实施例的方案, 通过与生物电信号和人体血氧密切相关的多维特征数据, 训练分类器模型用于睡眠状态识别, 能够准确地识别当前用户的睡眠状态。

[0065] 在一个实施例中, 对于所述分类器模型的训练过程, 可以采用如下方式:

[0066] 采用网格测试方法选择最优的惩罚因子 C , RBF 核 (Radial Basis Function, 径向基函数) 的参数 σ , 其中, 所述惩罚因子 C 、参数 σ 的取值范围分别是 $C: 2^{-2} \sim 2^{12}$, $\sigma: 2^{-2} \sim 2^{10}$; 同时调节惩罚因子 C 和参数 σ , 将识别率最高的参数作为最优的参数; 并在获得最优的参数后, 利用最优的参数在训练数据上重新训练分类器, 然后在测试数据上进行测试; 将在测试数据上取得最优总体识别率的分类器模型作为最佳的分类器模型进行使用。

[0067] 由于训练数据是从采集数据中随机抽取的, 因此可以将此过程重复若干次, 最后将在测试数据上取得最优总体识别率的分类器模型作为最佳的分类器模型, 并在实际中应用。

[0068] 参考图3所示, 图3为一个实例的睡眠状态的识别流程图, 以脑电信号为例, 在采集到脑电信号后, 以30s为一帧进行处理, 先对脑电信号进行预处理, 提取信号特征数据, 然后送入采用了 rbf 核的 SVM (Support Vector Machin, 支持向量机) 分类器模型进行训练, 当采集到的用户的脑电信号数据不多时, 利用预先训练好的通用分类器模型进行识别, 并将当前帧的信号特征数据加入到自学习过程中。若采集到了足够多的个人数据, 则利用个人数据训练出个人模型, 并以此个人模型进行识别。

[0069] 作为一个实施例, 本发明提供的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法, 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。

[0070] 在一个实施例中, 检测非眼快动睡眠入睡期, 浅睡期, 中等睡眠期和深度睡眠期四

个状态包括如下步骤:

[0071] (1) 从脑电信号的中检测K综合波,当检测到K综合波时,判断用户当前处于非眼快动睡眠的S2周期;

[0072] 进一步地,当检测到K综合波时,在检测到K综合波与 δ 波的时间窗口内,对眼电信号的幅度进行检测,当眼电信号的幅值超过预设幅度阈值,则判定检测到的K综合波与 δ 波属于伪阳性结果;或者在检测到 δ 波的时间窗口内,对眼电信号的幅度进行检测,当眼电信号的幅值超过预设幅度阈值,则判定检测到 δ 波属于伪阳性结果。

[0073] (2) 根据 δ 波波形特征从所述脑电波中检测 δ 波,统计检测到 δ 波的数量;并根据 δ 波的数量确定用户的非眼快动睡眠的S3和S4周期;具体可以包括如下:

[0074] 当 δ 波数量属于 $[f_L(m), f_H(m)]$ 时,判定用户当前处于非眼快动睡眠的S3周期;当 δ 波数量大于等于 $f_0(m)$ 时,判定用户当前处于非眼快动睡眠的处于S4周期;

[0075] $f_L(m) = m/t \times p_L$;

[0076] $f_L(m) = m/t \times p_H$;

[0077] $f_0(m) = f_H(m) + 1$;

[0078] 其中,检测脑电波的时间窗口的长度为 m , t 为 δ 波持续时间的均值, (p_L, p_H) 为 δ 波占脑电信号的时间范围。

[0079] 综合上述实施例,本发明的技术方案,利用生物电信号识别催眠深度,能准确的识别当前睡眠状态;在提取信号特征数据中,利用了生物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;以及血氧饱和度参数、 δ 波、 θ 波、 α 波和 β 波;计算 δ 波、 θ 波、 α 波和 β 波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;利用预先训练的分类器模型进行识别,从而识别用户当前睡眠状态。

[0080] 参考图4所示,图4为一个实施例的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别系统结构示意图,包括:

[0081] 采集模块101,用于采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号;

[0082] 提取模块102,用于根据预先训练的分类器模型的信号特征类型,从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据;

[0083] 识别模块103,用于将所述信号特征数据输入所述分类器模型,识别用户当前的睡眠状态。

[0084] 本发明的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别系统与本发明的智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法一一对应,在上述智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法的实施例阐述的技术特征及其有益效果均适用于智能辅助睡眠中的睡眠状态识别系统的实施例中,特此声明。

[0085] 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。

[0086] 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,发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。

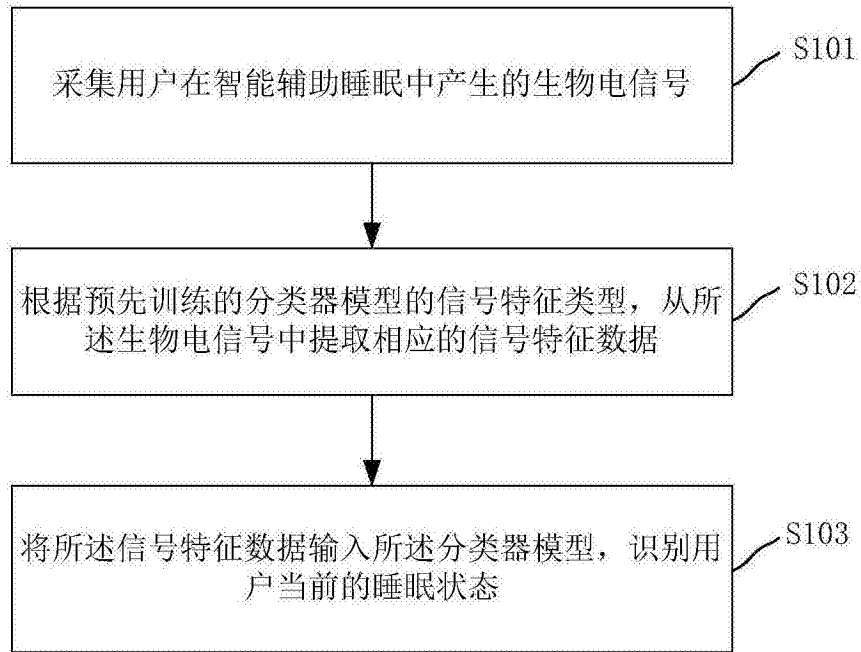


图1

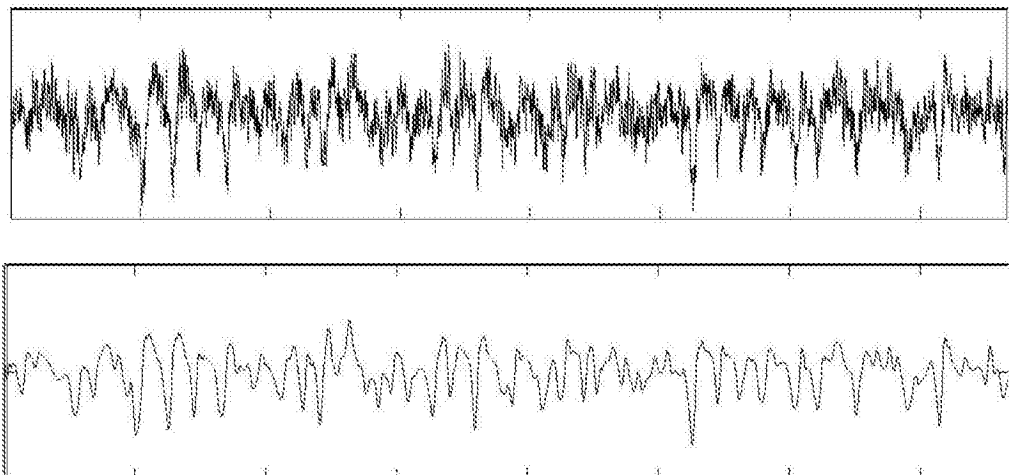


图2

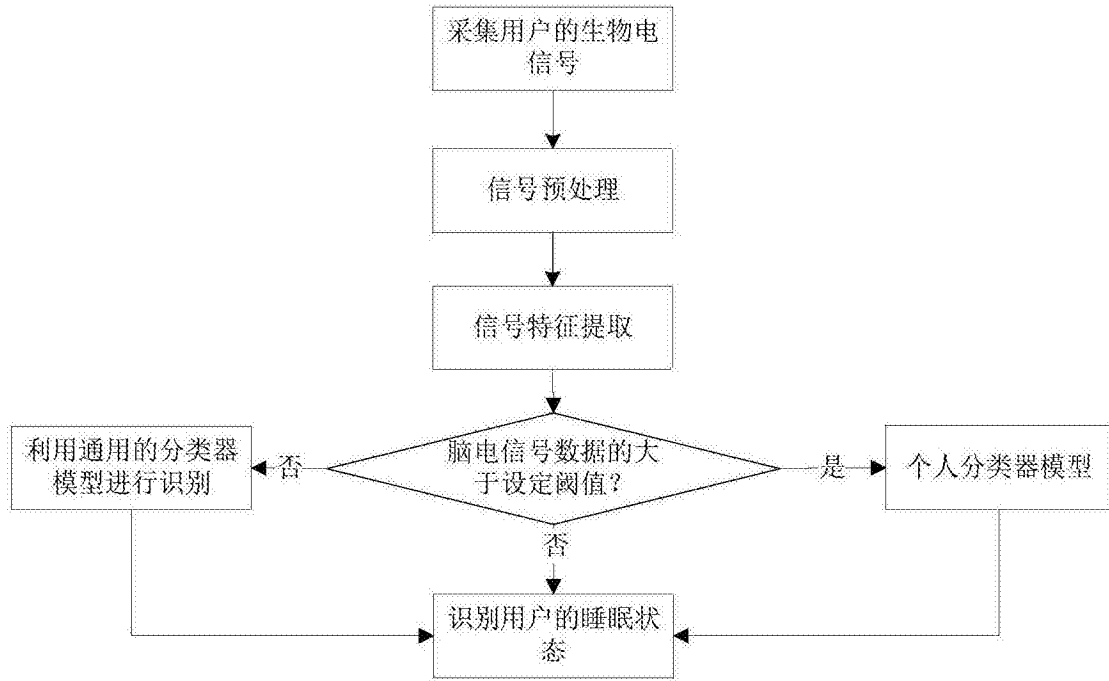


图3

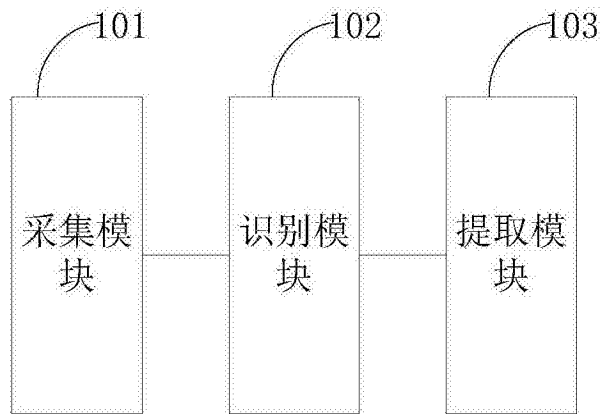


图4

专利名称(译)	智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统		
公开(公告)号	CN106618486A	公开(公告)日	2017-05-10
申请号	CN201610843777.3	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	A61B5/00 A61B5/04		
CPC分类号	A61B5/04 A61B5/4809		
代理人(译)	潘桂生		
其他公开文献	CN106618486B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种智能辅助睡眠中的睡眠状态识别方法和系统，其中所述方法包括：采集用户在智能辅助睡眠中产生的生物电信号；根据预先训练的分类器模型的信号特征类型，从所述生物电信号中提取相应的信号特征数据；将所述信号特征数据输入所述分类器模型，识别用户当前的睡眠状态。本发明在对用户进行智能辅助睡眠过程中，采集其产生的生物电信号，根据预先训练的分类器模型，提取相应的信号特征数据输入所述分类器模型识别睡眠状态，该方案能够较为准确地识别出睡眠状态，而且提高了识别效率。

