



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111067513 A

(43)申请公布日 2020.04.28

(21)申请号 201911269218.6

(22)申请日 2019.12.11

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2号大街

(72)发明人 彭勇 李晴熙

(74)专利代理机构 杭州君度专利代理事务所 (特殊普通合伙) 33240

代理人 黄前泽

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

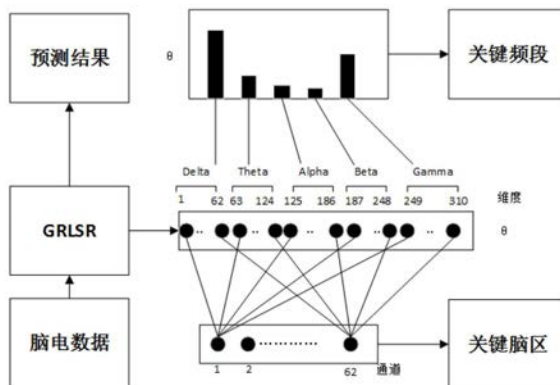
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法

(57)摘要

本发明提供一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法;属于脑电信号识别领域。本发明的睡眠质量评估方法如下:一、首先是对脑电数据的获取与处理。二、对处理之后的脑电数据使用GRLSR模型进行分类并获得特征权重值。三、利用特征权重值筛选关键频段。四、利用特征权重值筛选关键脑区。本发明将半监督学习模型以及脑机接口技术融入到脑电检测领域中,可以筛选出脑电信息检测的关键频段以及关键脑区,并利用关键脑区大幅提高脑电识别的正确率。



1. 一种基于特征权重的自适应学习关键脑区判定方法,其特征在于:步骤1、脑电数据的获取和处理;

1-1、被测人员佩戴64导联电极帽进行脑电数据采集,得到 $n_1$ 组脑电信号;

1-2、对采集得到的脑电数据降频滤波至1-50Hz;

1-3、对 $n_1$ 组脑电信号分五个频段进行特征提取,得到各频段上各通道的平均微分熵特征

步骤2、将 $n_1$ 组平均微分熵特征导入GRLSR模型,并进行调参,获取预测准确率;

2-1. 给定一个有标签数据 $X_L$ ,标签记为 $Y_L$ 以及未标记数据 $X_U$ ,标签记为 $Y_U$ ;矩阵 $X_L$ 为 $n_2 \times 5d$ 的矩阵;矩阵 $X_U$ 为 $n_1 \times 5d$ 的矩阵;矩阵 $X_U$ 的 $n_1$ 行元素分别为 $n_1$ 组平均微分熵特征;矩阵 $Y_L$ 为 $n_2 \times c$ 的矩阵, $c$ 为类别数;令 $X = [X_L, X_U]$ , $Y = [Y_L, Y_U]$ ;矩阵 $X$ 有 $n$ 行; $n = n_1 + n_2$ ;  $d$ 为被使用的通道数;

2-2. GRLSR模型具有 $\gamma$ 和 $\alpha$ 两个参数, $\gamma$ 和 $\alpha$ 采用网格搜索进行取值,网格搜索的范围为 $[10^{-3}, 10^{-2}, \dots, 10^3]$ ;  $\gamma$ 和 $\alpha$ 的每种取值组合均进行以下操作;

目标函数如下:

$$\min_{\widetilde{W}, \mathbf{b}, Y_U \geq 0, Y_U \mathbf{1} = 1} \|\mathbf{X}^T \widetilde{W} + \mathbf{1b}^T - \mathbf{Y}\|_F^2 + \gamma \|\widetilde{W}\|_{2,1}^2 + \alpha \text{Tr}(\widetilde{W}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \widetilde{W})$$

其中, $L$ 为图拉普拉斯矩阵; $\mathbf{b}$ 、 $\widetilde{W}$ 、 $Y$ 为目标函数的三个待求变量;

分别求得三个待求变量 $\mathbf{b}$ 、 $\widetilde{W}$ 、 $Y$ ;

$\mathbf{b}$ 的求解公式为:

$$\mathbf{b} = \frac{1}{n} (\mathbf{Y}^T \mathbf{1} - \widetilde{W} \mathbf{X} \mathbf{1})$$

$\widetilde{W}$ 的求解公式为:

$$\widetilde{W} = (\mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{X}^T + \gamma \mathbf{Q} + \alpha \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{Y}$$

其中, $\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T$ , $\mathbf{Q}$ 是对角矩阵,其对角值为 $q_{jj} = \frac{\sum_{v=1}^d \sqrt{\|\widetilde{W}_v\|_2^2 + \varepsilon}}{\sqrt{\|\widetilde{W}_j\|_2^2 + \varepsilon}}$ ;  $\mathbf{I}$ 为 $n \times n$ 的单位矩

阵; $\widetilde{W}_v$ 为矩阵 $\widetilde{W}$ 的第 $v$ 行元素; $\widetilde{W}_j$ 为矩阵 $\widetilde{W}$ 的第 $j$ 行元素; $\varepsilon$ 为避免分母等于零的正数;

$Y$ 的求解公式为

$$\mathbf{y}_i = (\widetilde{W}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b} + \eta)_+$$

其中, $y_i$ 为矩阵 $Y$ 的第 $i$ 行元素, $x_i$ 为矩阵 $X$ 的第 $i$ 行元素; $\eta$ 为拉格朗日乘子法参数; $(a)_+ = \max(0, a)$ ;

对矩阵 $Y$ 求解后得到矩阵 $Y_U$ ;矩阵 $Y_U$ 的各个元素分别对应 $n_1$ 个预测时长;所得的矩阵 $Y_U$ 的各个元素与真实睡眠时长相比较,得到矩阵 $Y_U$ 的准确率;

每种 $\gamma$ 和 $\alpha$ 的取值组合均对应一个准确率;取所有准确率中最高的那个准确率作为当前所使用的脑区的预测准确率;

步骤3、取第一次执行步骤2时所得的预测准确率所对应的矩阵 $\widetilde{W}$ ,计算各频段上各通道

的特征权重值 $\theta_j$ ,  $j=1, 2, \dots, 310$ ;  $\theta_j = \frac{\|\bar{w}_j\|_2}{\sum_{i=1}^{310} \|\bar{w}_i\|_2}$ ;  $\bar{w}_j$ 为矩阵 $\bar{w}$ 的第j行元素;  $\bar{w}_i$ 为矩阵 $\bar{w}$ 的第i行元素;

步骤4、利用特征权重值筛选关键脑区;

4-1. 将310个特征权重值按照通道不同分为62组, 与62个脑区分别对应;

4-2. 对62组特征权重值各自求取通道权重均值;

4-3. 按照62个脑区按照通道权重均值从小到大进行排序;

4-4. 按照排列顺序逐个减少使用的脑区, 使得被使用的通道数d每次减小1; d每减小1, 均将剩余的各通道数据通过步骤2的方法计算预测准确率; 从而得到62个预测准确率; 取62个预测准确率中的最大值所对应的各个脑区作为被测人员的被测指标的关键脑区。

2. 根据权利要求1所述的一种基于特征权重的自适应学习关键脑区判定方法, 其特征在于: 步骤1-1中, 脑电信号由ESI神经扫描系统记录、按照国际10-20系统标准布置, 采样率为1000Hz, 所佩戴的64导联电极帽, 其中一个导联接地, 一个导联为参考电极, 采到的实际数据为62导联。

3. 根据权利要求1所述的一种基于特征权重的自适应学习关键脑区判定方法, 其特征在于: 步骤1-2中, 先将采集到的脑电信号的频率从1000Hz降至200Hz; 取出与坏电极对应的信号, 通过插值相邻进行再生; 再通过Butterworth带通滤波器将脑电图滤波至1-50Hz, 去除噪声。

4. 根据权利要求1所述的一种基于特征权重的自适应学习关键脑区判定方法, 其特征在于: 步骤1-3的具体过程如下:

首先从五个频段中提取了脑电图特征; 被提取的五个频段分别是Delta频段, Theta频段, Alpha频段, Beta频段, Gamma频段; 然后利用短时傅里叶变换来计算各频段上各通道的平均微分熵特征, 采用线性动力系统特征平滑; 最后, 对所有平均微分熵特征进行标准化。

5. 根据权利要求1所述的一种基于特征权重的自适应学习关键脑区判定方法, 其特征在于: 本发明还对利用特征权重值筛选关键频段; 过程如下:

①. 将310个特征权重值按照频段不同分为五组, 与Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma分别对应;

②. 将五组特征权重值各自求取频段权重平均值;

③. 将步骤②所得的五个频段权重平均值的大小, 确定五个频段对获取被测数据的重要性顺序; 本实施例所得的频段重要性对比情况如图2所示, Delta频段的脑电数据对被测人员的睡眠时长影响最大。

## 一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于生物特征识别领域中的脑电信号识别领域,具体涉及一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法。

### 背景技术

[0002] 在过去几十年里,基于生理信号的客观评价睡眠质量的方法逐渐被人们所使用的。由于脑电信号可以反映大脑皮层的神经活动,可以通过可穿戴设备获取,在近年的疲劳估计、情绪识别等多项研究中被广泛使用。而将脑-机接口与睡眠活动研究相结合就是睡眠质量评估中的一次新的尝试。通过脑-机接口技术采集受试者的脑电信号,并通过对脑电信号的处理与分析,判断出对象所处的睡眠阶段,

[0003] 而在使用脑电信号的睡眠质量评估任务中,当前还未有文献对睡眠质量评测的关键脑区进行研究与判定,在脑机的一些其它任务中例如情感,手势识别等,关于关键脑区的判断大多是使用尝试的方法,即手工选择某个脑区的电极进行识别,然而,由于脑区的电极凡多,要手动筛选,需要花费极大精力,实用性不大。

[0004] 睡眠是一种使我们保持健康状态的正常生理活动现象。在人类的日常生活中,充足的睡眠可以使我们精力充沛,更容易集中精力完成日常工作;但实际情况却并非如此,在如今生活压力日益增大的环境下,熬夜,加班,作息不规律成为了时代的代名词。越来越多的人深受睡眠障碍疾病的困扰。睡眠问题在现代社会不容小视。

[0005] 现有的睡眠质量评价方法大致可以分为主观睡眠质量评价方法和客观睡眠质量评价方法俩大类。其中主观质量评价方法由于以下局限性使得往往无法获得准确的评估信息:1) 由于在某些情况下,被调查者可能有意或无意地提供虚假信息,因此比较难以判断被调查者的自我评价和反馈是否是真实的;2) 在实际中填写问卷往往是比较麻烦、耗时、费力,特别是评估时间长、人口规模大的情况下;3) 往往很难获得被调查者的实际合作,从而无法获得准确可靠的评估信息。

### 发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法。

[0007] 本发明的具体步骤如下:

[0008] 步骤1、脑电数据的获取和处理。

[0009] 1-1、被测人员佩戴64导联电极帽进行脑电数据采集,得到 $n_1$ 组脑电信号。

[0010] 1-2、对采集得到的脑电数据降频滤波至1-50Hz。

[0011] 1-3、对 $n_1$ 组脑电信号分五个频段进行特征提取,得到各频段上各通道的平均微分熵特征

[0012] 步骤2、将 $n_1$ 组平均微分熵特征导入GRLSR模型,并进行调参,获取预测精度。

[0013] 2-1. 给定一个有标签数据 $X_L$ ,标签记为 $Y_L$ 以及未标记数据 $X_U$ ,标签记为 $Y_U$ 。矩阵 $X_L$ 为 $n_2 \times 5d$ 的矩阵;矩阵 $X_U$ 为 $n_1 \times 5d$ 的矩阵;矩阵 $X_U$ 的 $n_1$ 行元素分别为 $n_1$ 组平均微分熵特征;矩阵

$Y_L$ 为 $n_2 \times c$ 的矩阵, $c$ 为类别数。令 $X = [X_L, X_U]$ ,  $Y = [Y_L, Y_U]$ ; 矩阵 $X$ 有 $n$ 行; $n = n_1 + n_2$ 。 $d$ 为被使用的通道数。

[0014] 2-2.GRLSR模型具有 $\gamma$ 和 $\alpha$ 两个参数, $\gamma$ 和 $\alpha$ 采用网格搜索进行取值,网格搜索的范围为 $[10^{-3}, 10^{-2}, \dots, 10^3]$ 。 $\gamma$ 和 $\alpha$ 的每种取值组合均进行以下操作。

[0015] 目标函数如下:

$$[0016] \quad \min_{\widetilde{W}, \mathbf{b}, Y_U \geq 0, Y_U \mathbf{1} = \mathbf{1}} \|\mathbf{X}^T \widetilde{W} + \mathbf{1b}^T - \mathbf{Y}\|_F^2 + \gamma \|\widetilde{W}\|_{2,1}^2 + \alpha \text{Tr}(\widetilde{W}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \widetilde{W})$$

[0017] 其中, $L$ 为图拉普拉斯矩阵。 $\mathbf{b}$ 、 $\widetilde{W}$ 、 $Y$ 为目标函数的三个待求变量。

[0018] 分别求得三个待求变量 $\mathbf{b}$ 、 $\widetilde{W}$ 、 $Y$ 。

[0019]  $\mathbf{b}$ 的求解公式为:

$$[0020] \quad \mathbf{b} = \frac{1}{n} (\mathbf{Y}^T \mathbf{1} - \widetilde{W} \mathbf{X} \mathbf{1})$$

[0021]  $\widetilde{W}$ 的求解公式为:

$$[0022] \quad \widetilde{W} = (\mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{X}^T + \gamma \mathbf{Q} + \alpha \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{Y}$$

[0023] 其中, $\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T$ , $\mathbf{Q}$ 是对角矩阵,其对角值为 $q_{jj} = \frac{\sum_{v=1}^d \sqrt{\|\widetilde{w}_v\|_2^2 + \varepsilon}}{\sqrt{\|\widetilde{w}_j\|_2^2 + \varepsilon}}$ 。 $\mathbf{I}$ 为 $n \times n$ 的

单位矩阵; $\widetilde{w}_v$ 为矩阵 $\widetilde{W}$ 的第 $v$ 行元素; $\widetilde{w}_j$ 为矩阵 $\widetilde{W}$ 的第 $j$ 行元素; $\varepsilon$ 为避免分母等于零的正数。

[0024]  $Y$ 的求解公式为

$$[0025] \quad \mathbf{y}_i = (\widetilde{W}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b} + \eta)_+$$

[0026] 其中, $\mathbf{y}_i$ 为矩阵 $Y$ 的第 $i$ 行元素, $\mathbf{x}_i$ 为矩阵 $X$ 的第 $i$ 行元素; $\eta$ 为拉格朗日乘子法参数; $(a)_+ = \max(0, a)$ 。

[0027] 对矩阵 $Y$ 求解后得到矩阵 $Y_U$ ;矩阵 $Y_U$ 的各个元素分别对应 $n_1$ 个预测时长。所得的矩阵 $Y_U$ 的各个元素与真实睡眠时长相比较,得到矩阵 $Y_U$ 的准确率。

[0028] 每种 $\gamma$ 和 $\alpha$ 的取值组合均对应一个准确率;取所有准确率中最高的那个准确率作为当前所使用的脑区的预测准确率。

[0029] 步骤3、取第一次执行步骤2时所得的预测准确率所对应的矩阵 $\widetilde{W}$ ,计算各频段上

各通道的特征权重值 $\theta_j$ , $j = 1, 2, \dots, 310$ 。 $\theta_j = \frac{\|\widetilde{w}_j\|_2}{\sum_{i=1}^{310} \|\widetilde{w}_i\|_2}$ 。 $\widetilde{w}_j$ 为矩阵 $\widetilde{W}$ 的第 $j$ 行元素; $\widetilde{w}_i$ 为矩阵 $\widetilde{W}$ 的第 $i$ 行元素。

[0030] 步骤4、利用特征权重值筛选关键脑区。

[0031] 4-1.将310个特征权重值按照通道不同分为62组,与62个脑区分别对应。

[0032] 4-2.对62组特征权重值各自求取通道权重均值。

[0033] 4-3.按照62个脑区按照通道权重均值从小到大进行排序。

[0034] 4-4.按照排列顺序逐个减少使用的脑区,使得被使用的通道数 $d$ 每次减小1; $d$ 每减小1,均将剩余的各通道数据通过步骤2的方法计算预测准确率。从而得到62个预测准确率;取62个预测准确率中的最大值所对应的各个脑区作为被测人员的被测指标的关键脑区。

[0035] 作为优选,步骤1-1中,脑电信号由ESI神经扫描系统记录、按照国际10-20系统标准布置,采样率为1000Hz,所佩戴的64导联电极帽,其中一个导联接地,一个导联为参考电极,采到的实际数据为62导联。

[0036] 作为优选,步骤1-2中,先将采集到的脑电信号的频率从1000Hz降至200Hz。取出与坏电极对应的信号,通过插值相邻进行再生;再通过Butterworth带通滤波器将脑电图滤波至1-50Hz,去除噪声。

[0037] 作为优选,步骤1-3的具体过程如下:

[0038] 首先从五个频段中提取了脑电图特征。被提取的五个频段分别是Delta频段,Theta频段,Alpha频段,Beta频段,Gamma频段。然后利用短时傅里叶变换来计算各频段上各通道的平均微分熵特征,采用线性动力系统进行特征平滑;最后,对所有平均微分熵特征进行标准化。

[0039] 作为优选,本发明还对利用特征权重值筛选关键频段。过程如下:

[0040] ①.将310个特征权重值按照频段不同分为五组,与Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma分别对应。

[0041] ②.将五组特征权重值各自求取频段权重平均值。

[0042] ③.将步骤②所得的五个频段权重平均值的大小,确定五个频段对获取被测数据的重要性顺序。本实施例所得的频段重要性对比情况如图2所示,Delta频段的脑电数据对被测人员的睡眠时长影响最大。

[0043] 本发明具有的有益效果是:

[0044] 1、本发明基于半监督学习范式,建立脑电检测的主要关联脑电频段分析与脑区定位的统一计算模型。对于脑电计算特征提取的五个常用频段对被测指标的重要性进行判断;还对被测人员的被测指标的关键脑区进行判断。对于睡眠质量评价等指标的检测具有很重要的意义。

[0045] 2、通过本发明挑选出来的针对每个个体的关键脑区,有助于大幅提高对于个体睡眠时间长短的识别率;使得可以通过分析人们的脑电信号,精确地判断个体的睡眠是否充分;且一旦选出关键脑区;日后个体所需用到类似睡眠质量判断,均可使用同样关键脑区,无须重新筛选。具有广阔的应用场景。

## 附图说明

[0046] 图1为本发明的流程示意图。

[0047] 图2为本发明对应睡眠时长的关键频段的柱状对比图。

[0048] 图3为本发明实施例中在步骤五判断出的受试者的关键脑区示意图。

[0049] 图4为筛选出关键脑区之后的准确率与筛选出关键脑区之前的准确率的柱状对比图。

## 具体实施方式

[0050] 下面结合附图对本发明的较佳实施案例进行详细阐述,以使得本发明的优点和特征能更易于被本领域技术人员理解,从而对本发明的保护范围做出更为清楚明确的界定。

[0051] 如图1所示,一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法,具体步骤如

下:

[0052] 步骤1、脑电数据的获取和处理。

[0053] 1-1、被测人员佩戴64导联电极帽进行脑电数据采集,得到 $n_1$ 组脑电信号。脑电信号由ESI神经扫描系统记录、电极为64通道,其中1个通道为接地电极,一个通道为参考电极,故所得脑电数据为62通道,按照国际10-20系统标准布置,采样率为1000Hz。该被测人员的被测指标已知;被测指标为睡眠时长;该被测人员在数据采集前刚完成睡眠。

[0054] 1-2、对采集之后的数据进行预处理。将采集到的脑电信号的频率从1000Hz降至200Hz。取出与坏电极对应的信号,并通过插值相邻进行再生;再通过Butterworth带通滤波器将脑电图滤波至1-50Hz,去除噪声,尽可能的去除数据的噪声对分类正确率的干扰。

[0055] 1-3、对 $n_1$ 组脑电信号分别进行特征提取。本发明采用微分熵特征来评估睡眠质量,首先从五个频段中提取了脑电图特征。被提取的五个频段分别是Delta频段(1-3Hz), Theta(4-7Hz), Alpha频段(8-13Hz), Beta频段(14-30Hz), Gamma频段(31-50Hz)。然后利用短时傅里叶变换来计算各频段上各通道的平均微分熵特征(每组脑电信号各得到310个平均微分熵特征);采用线性动力系统特征平滑,来去除脑电图特征的快速变换。最后,对所有平均微分熵特征进行标准化。

[0056] 步骤2、使用GRLSR模型对被采集者的数据进行分类并获取相应的特征权重值。将 $n_1$ 组平均微分熵特征导入GRLSR模型,并进行调参,获取预测精度。

[0057] 给定一个有标签数据 $X_L$ ,标签记为 $Y_L$ 以及未标记数据 $X_U$ ,标签记为 $Y_U$ 。矩阵 $X_L$ 为 $n_2 \times 5d$ 的矩阵,为数据库中的脑电数据,该脑电数据已进行分类;矩阵 $X_U$ 为 $n_1 \times 5d$ 的矩阵;矩阵 $X_U$ 的 $n_1$ 行元素分别为 $n_1$ 组平均微分熵特征;矩阵 $Y_L$ 为 $n_2 \times c$ 的矩阵, $c$ 为类别数(本实施例中以睡眠时长进行分类,如4、6、8小时)。令 $X = [X_L, X_U]$ ,  $Y = [Y_L, Y_U]$ ;矩阵 $X$ 有 $n$ 行; $n = n_1 + n_2$ 。 $d$ 为被使用的通道数,初始为62个通道,经关键脑区的判断后,逐渐减小。

[0058] 本发明所使用的GRLSR模型,具有 $\gamma$ 和 $\alpha$ 两个参数, $\gamma$ 和 $\alpha$ 采用网格搜索进行取值,网格搜索的范围为 $[10^{-3}, 10^{-2}, \dots, 10^3]$ 。 $\gamma$ 和 $\alpha$ 共有49中取值组合;每种取值组合均进行以下操作。GRLSR的目标函数如下:

$$[0059] \quad \min_{\widetilde{W}, \mathbf{b}, Y_U \geq 0, Y_U \mathbf{1} = 1} \|\mathbf{X}^T \widetilde{W} + \mathbf{1b}^T - \mathbf{Y}\|_F^2 + \gamma \|\widetilde{W}\|_{2,1}^2 + \alpha \text{Tr}(\widetilde{W}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \widetilde{W})$$

[0060] 其中, $L$ 为图拉普拉斯矩阵。 $\mathbf{b}$ 、 $\widetilde{W}$ 、 $Y$ 为GRLSR的三个待求变量。; $\|\cdot\|_{2,1}^2$ 表示21范式运算的平方; $\|\cdot\|_F^2$ 表示F范式运算的平方。 $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹运算。

[0061] 通过固定其他变量的方式,分别求得三个待求变量 $\mathbf{b}$ 、 $\widetilde{W}$ 、 $Y$ 。

[0062]  $\mathbf{b}$ 的求解公式为

$$[0063] \quad \mathbf{b} = \frac{1}{n} (\mathbf{Y}^T \mathbf{1} - \widetilde{W} \mathbf{X} \mathbf{1})$$

[0064]  $\widetilde{W}$ 的求解公式为

$$[0065] \quad \widetilde{W} = (\mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{X}^T + \gamma \mathbf{Q} + \alpha \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{Y}$$

[0066] 其中, $\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T$ , $\mathbf{Q}$ 是对角矩阵,它的对角值为 $q_{jj} = \frac{\sum_{v=1}^d \sqrt{\|\widetilde{w}_v\|_2^2 + \varepsilon}}{\sqrt{\|\widetilde{w}_j\|_2^2 + \varepsilon}}$ 。 $\mathbf{I}$ 为 $n \times n$ 的

单位矩阵,  $\mathbf{1}$ 为 $n \times 1$ 的列向量;  $\bar{w}_v$ 为矩阵 $\bar{w}$ 的第 $v$ 行元素;  $\bar{w}_j$ 为矩阵 $\bar{w}$ 的第 $j$ 行元素;  $\|\cdot\|_2^2$ 表示二范数的平方。 $\varepsilon$ 为避免分母等于零的正数,取值为 $10^{-5}$ 。 $q_{jj}$ 为矩阵 $Q$ 第 $j$ 行第 $j$ 列的元素。

[0067]  $Y$ 的求解公式为

$$[0068] \quad \mathbf{y}_i = (\bar{w}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b} + \eta)_+$$

[0069] 其中, $y_i$ 为矩阵 $Y$ 的第 $i$ 行元素, $x_i$ 为矩阵 $X$ 的第 $i$ 行元素; $\eta$ 为拉格朗日乘子法参数; $(a)_+ = \max(0, a)$ ,表示0和 $a$ 中的最大值。

[0070] 对矩阵 $Y$ 求解后得到矩阵 $Y_U$ ;矩阵 $Y_U$ 的各个元素分别对应 $n_1$ 个预测类别(本实施例中为睡眠时长的预测值)。所得的矩阵 $Y_U$ 的各个元素与真实类别(即睡眠时长的真实值)相比较,得到矩阵 $Y_U$ 的准确率。

[0071] 每种 $\gamma$ 和 $\alpha$ 取值组合均对应一个准确率;取所有准确率中最高的那个准确率作为当前所使用的脑区的预测准确率。

[0072] 步骤3、取第一次执行步骤2(使用310维脑电数据)时,所得的预测准确率所对应的矩阵 $\bar{w}$ 来建立矩阵方程 $\bar{w} = \Theta w$ ,计算各频段上各通道的特征权重值 $\theta_j, j=1, 2, \dots, 310$ 。 $w$ 为投影矩阵, $\Theta$ 是一个对角矩阵, $\Theta_{jj} = \theta_j$ ;  $\Theta_{jj}$ 为矩阵 $\Theta$ 的第 $j$ 行第 $j$ 列的元素值;

$$\theta_j = \frac{\|\bar{w}_j\|_2}{\sum_{i=1}^{310} \|\bar{w}_i\|_2}。 \bar{w}_j \text{为矩阵 } \bar{w} \text{ 的第 } j \text{ 行元素; } \bar{w}_i \text{ 为矩阵 } \bar{w} \text{ 的第 } i \text{ 行元素;}$$

[0073] 步骤4、利用特征权重值筛选关键频段。

[0074] 4-1. 将310个特征权重值按照频段不同分为五组,与Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma分别对应。

[0075] 4-2. 将五组特征权重值各自求取频段权重平均值。

[0076] 4-3. 将步骤4-2所得的五个频段权重平均值的大小,确定五个频段对获取被测数据的重要性顺序。本实施例所得的频段重要性对比情况如图2所示,Delta频段的脑电数据对被测人员的睡眠时长影响最大。

[0077] 步骤5、利用特征权重值筛选关键脑区,并利用关键脑区获得更好分类效果。

[0078] 5-1. 将310个特征权重值按照通道(脑区采样点)不同分为62组,与62个脑区分别对应。

[0079] 5-2. 将62组特征权重值各自求取通道权重均值。

[0080] 5-3. 按照62个脑区按照通道权重均值从小到大进行排序。

[0081] 5-4. 按照排列顺序逐个减少使用的脑区,使得被使用的通道数 $d$ 每次减小1; $d$ 每减小1,均将剩余的各通道数据通过步骤2的方法计算预测准确率。从而得到62个预测准确率(分别为62个脑区共同检测、权重大的61个脑区共同检测、……、权重最大的那个脑区检测);取62个预测准确率中的最大值所对应的各个脑区作为被测人员的被测指标的关键脑区。

[0082] 在完成关键脑区判断后,对被测人员的被测指标检测只需要在各个关键脑区设置采集数据即可测得所需的指标,能够大大降低检测的复杂程度,同时还能够提高检测精度。

[0083] 本实施例中被测人员睡眠时长对应的的关键脑区为PZ、P1、P4、P6、P07、P05。从图4可以看出,挑选关键脑区后,预测的准确率得到了明显提升。

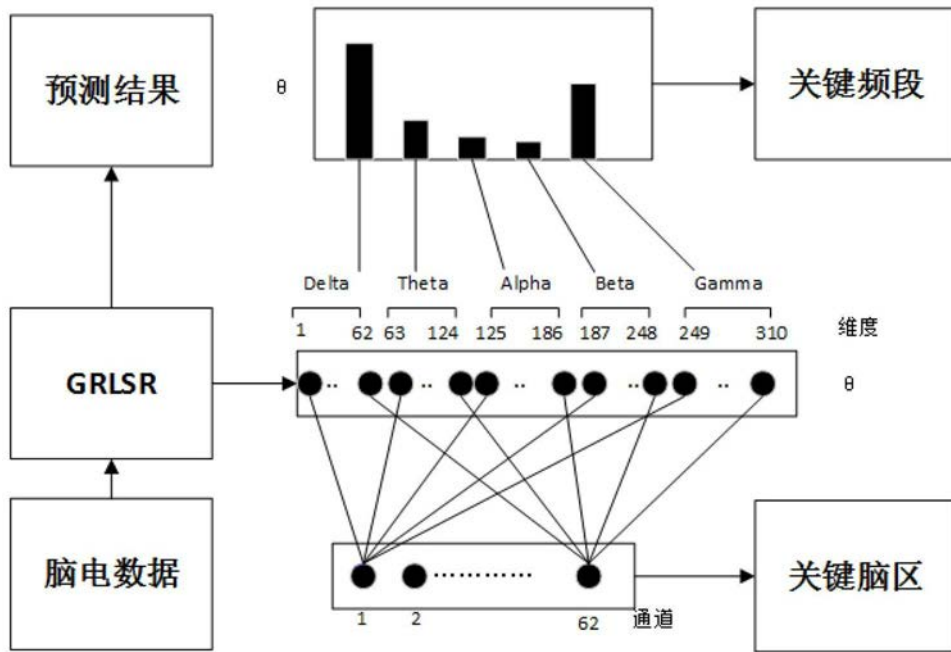


图1

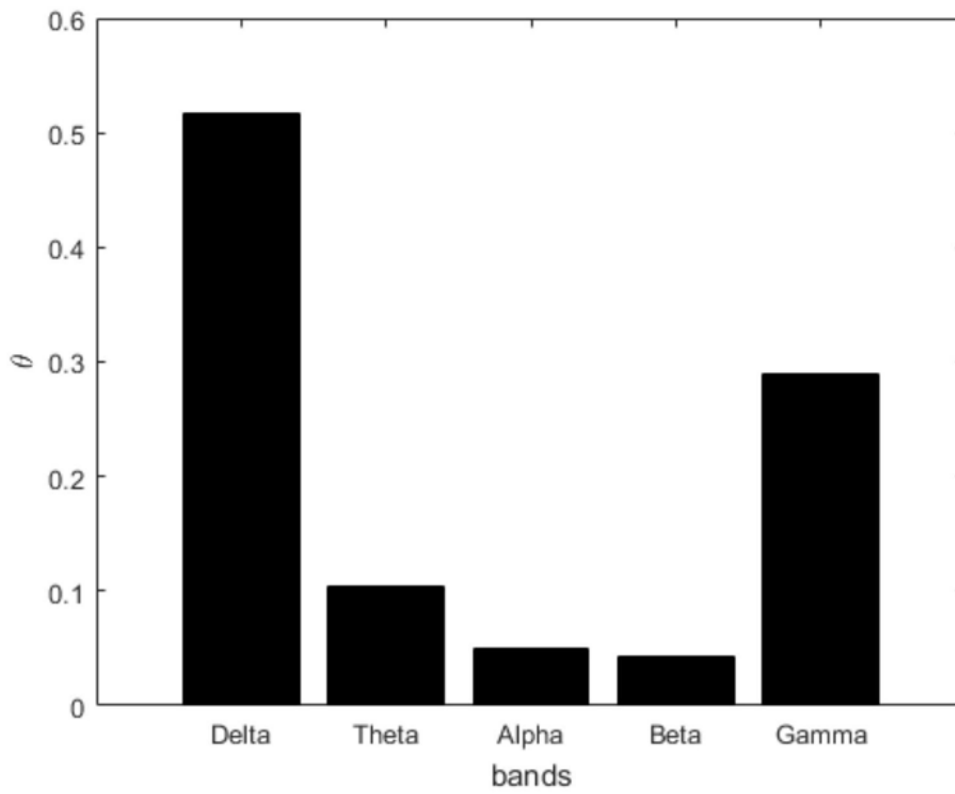


图2

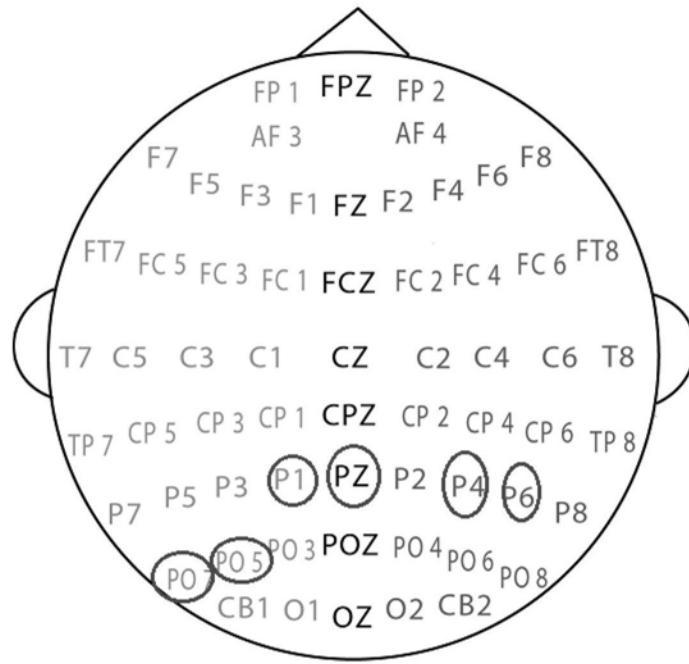


图3

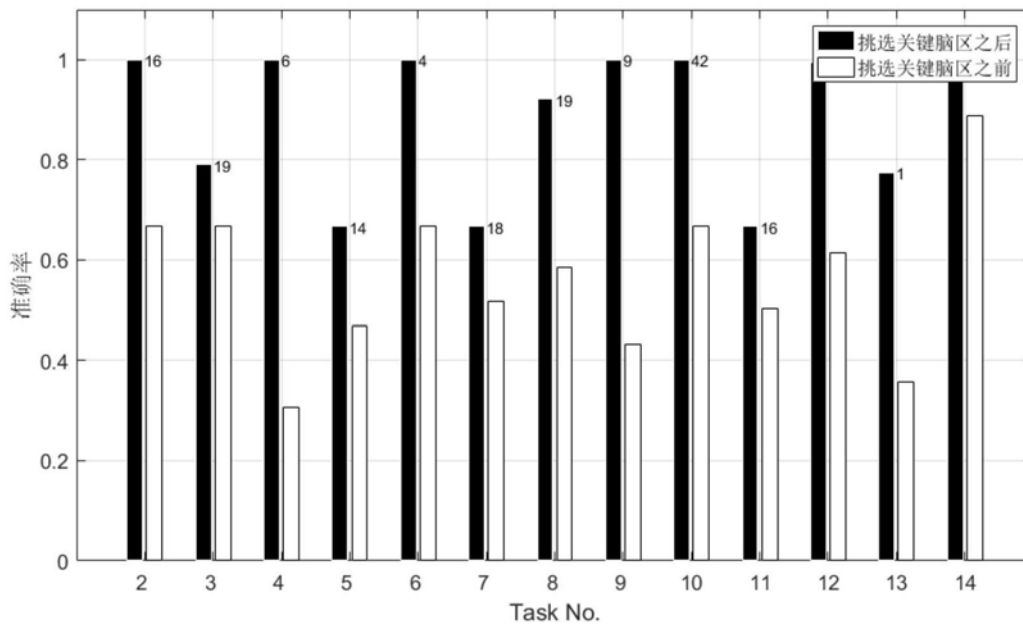


图4

专利名称(译)	一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN111067513A</a>	公开(公告)日	2020-04-28
申请号	CN201911269218.6	申请日	2019-12-11
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	彭勇		
发明人	彭勇 李晴熙		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4815 A61B5/72 A61B5/7225 A61B5/7257		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明提供一种特征权重自学习的睡眠质量检测关键脑区判定方法；属于脑电信号识别领域。本发明的睡眠质量评估方法如下：一、首先是对脑电数据的获取与处理。二、对处理之后的脑电数据使用GRLSR模型进行分类并获得特征权重值。三、利用特征权重值筛选关键频段。四、利用特征权重值筛选关键脑区。本发明将半监督学习模型以及脑机接口技术融入到脑电检测领域中，可以筛选出脑电信息检测的关键频段以及关键脑区，并利用关键脑区大幅提高脑电识别的正确率。

