



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108470182 A  
(43)申请公布日 2018.08.31

(21)申请号 201810065848.0

(22)申请日 2018.01.23

(71)申请人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路92号

(72)发明人 许敏鹏 肖晓琳 王仲朋 汤佳贝  
陈龙 明东

(74)专利代理机构 天津市北洋有限责任专利代  
理事务所 12201

代理人 刘玥

(51) Int. Cl.

G06K 9/62(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书1页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

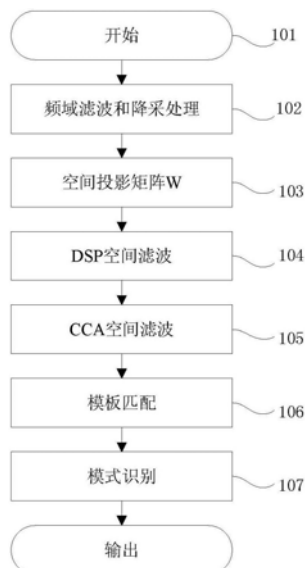
一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法

(57)摘要

本发明涉及一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法,包括如下步骤:步骤一,通过脑-机接口系统建立包括训练集 $X_k$ 、训练样本 $Y_1$ 和测试样本 $\cdot Y$ 的脑电信号模块;步骤二,对脑电信号模块中测试样本 $\cdot Y$ 进行频域滤波和降采样数据处理;步骤三,基于Fisher线性判别准则,对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 进行计算得到空间投影矩阵 $W$ ;步骤四,对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 和测试样本 $\cdot Y$ 按照如下公式进行DSP空间滤波获得 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量;步骤五,根据

$W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量进行CCA空间滤波构建投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ ;通过获得特征向量 $W^T \hat{X}_k$ 、 $W^T Y$ 、投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ 按照如下公式进行模板匹配生成特征向量 $\rho_1$ ;采用不同分类器模型对特征向量 $\rho_1$ 进行识别后输出;该方法提高脑电信号自身信噪比从而提高信号特征的分类识别效率。

CN 108470182 A



1. 一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤一,通过脑-机接口系统建立包括训练集 $X_k$ 、训练样本 $Y_l$ 和测试样本 $\cdot Y$ 的脑电信号数据集

步骤二,对脑电信号数据集中测试样本 $\cdot Y$ 进行频域滤波和降采样数据处理;

步骤三,基于Fisher线性判别准则,对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 进行计算得到空间投影矩阵 $W$ ;

步骤四,对脑电信号数据集中训练集 $X_k$ 和测试样本 $\cdot Y$ 按照如下公式进行DSP空间滤波获得 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量;

$$S_w^{-1} S_B * W = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{N_c} \end{bmatrix} * W$$

$$S_B = \Sigma_{11} + \Sigma_{22} - \Sigma_{12} - \Sigma_{21}$$

$$S_w = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$$

步骤五,根据 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量采用如下公式进行CCA空间滤波构建投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ ;

$$CCA(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) = \max_{U_k, V_k} \frac{\mathcal{E}[u_k^T W^T \hat{X}_k Y_l^T W v_k]}{\sqrt{\mathcal{E}[u_k^T W^T \hat{X}_k \hat{X}_k^T W u_k] \cdot \mathcal{E}[v_k^T W^T Y_l Y_l^T W v_k]}}$$

步骤六,通过获得特征向量 $W^T \hat{X}_k$ 、 $W^T Y$ 、投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ 按照如下公式进行模板匹配生成特征向量 $\rho_l$ ;

$$\rho_{k,l} = \begin{bmatrix} \rho_{k1,l} \\ \rho_{k2,l} \\ \rho_{k3,l} \\ \rho_{k4,l} \\ \rho_{k5,l} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{corr}(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ -\text{dist}(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ CCA(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ \text{corr}(U_k^T W^T \hat{X}_k, U_k^T W^T Y_l) \\ \text{corr}(V_k^T W^T \hat{X}_k, V_k^T W^T Y_l) \end{bmatrix}, k = 1, 2, l = 1, 2$$

步骤七,采用不同分类器模型对特征向量 $\rho_l$ 进行识别后输出。

2. 根据权利要求1所述的一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法,其特征在于:所述训练集 $X_k \in R^{N_c \times N_t \times N_s}$ , $k$ 表示两类特征,即 $k=1, 2$ ;所述训练样本 $Y_l \in R^{N_c \times N_t}$ ;所述测试样本 $Y \in R^{N_c \times N_t}$ ;其中 $N_c$ 表示采集脑电的通道数, $N_t$ 表示截取信号长度, $N_s$ 表示训练集样本个数。

## 一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及脑-机接口系统技术领域,具体涉及一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法。

### 背景技术

[0002] 脑-机接口(Brain-Computer Interface,BCI)是一个将中枢神经系统活动直接转化为人工输出的系统,它能够替代、修复、增强、补充或者改善中枢神经系统的正常输出,从而改善中枢神经系统与内外环境之间的交互作用。通过采集和分析不同刺激下受试者的脑电信号,再使用一定的工程技术手段建立起人脑与计算机或其它电子设备之间的交流和控制通道。BCI技术实现了一种全新的信息交互与控制方式,可以为残疾人尤其是那些基本肢体运动功能受损但思维正常的患者提供一种与外界进行信息交流和控制的途径,使他们无需进行语言或肢体动作即可同外界交流或操纵外界设备。为此,BCI技术也越来越受到重视。基于事件相关电位(Event-Related Potential,ERP)中P300特征的P300-speller和基于稳态视觉诱发电位(Steady-State Visual Evoked Potential,SSVEP)的SSVEP-BCI是应用较广泛的视觉刺激诱发的脑-机接口系统,其相关技术已经发展得较为稳定和成熟。

[0003] 对于实时数据采集系统,为了消除干扰信号,通常需要对采集到的数据进行数字滤波,传统滤波方法通常将特定波段频率滤除,如:低通滤波、高通滤波、带通滤波、陷波等等。脑电信号具有非线性及非平稳性的特征,在脑-机接口系统的研究中,如何对采集到的脑电信号进行处理分析,从繁杂的背景脑电中提取微弱的脑电信号特征并对不同特征进行分类识别是决定BCI系统性能的关键性因素,由于脑电信号存在频率特性,因此滤波手段也常用于脑电信号的处理分析中,通常滤波频段会根据不同脑电特征进行调整。滤波后,对传统脑电信号进行分类识别方法有线性判别分析(Linear Discriminant Analysis,LDA),共空间模式(Common Spatial Pattern,CSP),支持向量机(Support Vector Machine,SVM),典型相关分析(Canonical Correlation Analysis,CCA)等方法。这些方法均包含空间滤波的思想,即在高维空间选择一个或几个分类平面,将其向量作为空间滤波器对信号进行空间滤波,目的是将高维信号降至低维,便于对其进行分类。典型相关分析算法目前被普遍应用于SSVEP-BCI系统中,且有研究对该算法做了进一步改进,即在脑电信息处理过程中应用模板匹配原则引入了受试者自身信号,提升了系统的识别正确率和信息传输速率,为将BCI技术进一步向应用成果转化奠定了有力基础。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于克服上述背景技术存在的缺陷,提供一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法,该方法是结合判别模式空间滤波及模板匹配原则的特征分类方法,在现有的模板匹配CCA分类策略的基础之上,引入DSP空间滤波方法,并根据不同刺激范式的编码策略构建不同解码模板,以提高脑电信号自身信噪比从而提高信号特征的分类识别效率。

[0005] 本发明采用如下技术方案予以实施：

[0006] 一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法，包括如下步骤：

[0007] 步骤一，通过脑-机接口系统建立包括训练集 $X_k$ 、训练样本 $Y_1$ 和测试样本 $\cdot Y$ 的脑电信号数据集

[0008] 步骤二，对脑电信号数据集中测试样本 $\cdot Y$ 进行频域滤波和降采样数据处理；

[0009] 步骤三，基于Fisher线性判别准则，对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 进行计算得到空间投影矩阵 $W$ ；

[0010] 步骤四，对脑电信号数据集中训练集 $X_k$ 和测试样本 $\cdot Y$ 按照如下公式进行DSP空间滤波获得 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量；

$$[0011] \quad S_w^{-1} S_B * W = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{N_c} \end{bmatrix} * W$$

$$[0012] \quad S_B = \Sigma_{11} + \Sigma_{22} - \Sigma_{12} - \Sigma_{21}$$

$$[0013] \quad S_w = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$$

[0014] 步骤五，根据 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量采用如下公式进行CCA空间滤波构建投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ ；

$$[0015] \quad CCA(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) = \max_{U_k, V_k} \frac{\mathcal{E}[u_k^T W^T \hat{X}_k Y_l^T W v_k]}{\sqrt{\mathcal{E}[u_k^T W^T \hat{X}_k \hat{X}_k^T W u_k] \cdot \mathcal{E}[v_k^T W^T Y_l Y_l^T W v_k]}}$$

[0016] 步骤六，通过获得特征向量 $W^T \hat{X}_k$ 、 $W^T Y$ 、投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ 按照如下公式进行模板匹配生成特征向量 $\rho_1$ ；

$$[0017] \quad \rho_{k,l} = \begin{bmatrix} \rho_{k1,l} \\ \rho_{k2,l} \\ \rho_{k3,l} \\ \rho_{k4,l} \\ \rho_{k5,l} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{corr}(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ -\text{dist}(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ CCA(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ \text{corr}(U_k^T W^T \hat{X}_k, U_k^T W^T Y_l) \\ \text{corr}(V_k^T W^T \hat{X}_k, V_k^T W^T Y_l) \end{bmatrix}, k = 1, 2, l = 1, 2$$

[0018] 步骤七，采用不同分类器模型对特征向量 $\rho_1$ 进行识别后输出。

[0019] 所述训练集 $X_k \in R^{N_c \times N_t \times N_s}$ ， $k$ 表示两类特征，即 $k=1, 2$ ；所述训练样本 $Y_l \in R^{N_c \times N_t}$ ；所述测试样本 $Y \in R^{N_c \times N_t}$ ；其中 $N_c$ 表示采集脑电的通道数， $N_t$ 表示截取信号长度， $N_s$ 表示训练集样本个数。

[0020] 与现有技术相比，本发明具有的优点：

[0021] 1、本发明是用于非对称脑电特征的分类识别，可以有效提升识别信号的信噪比并提升分

[0022] 类正确率。

[0023] 2、本发明用于非对称脑电特征控制的脑-机接口系统中，对非对称脑电特征的平均分类正确率较传统分类方法提高了17.88%，证明利用该方法能进一步完善脑-机接口技术，促进该技术向应用成果转化；应用范围广泛。

[0024] 3、本发明已应用于基于非对称脑电特征控制的脑-机接口系统,设计实施了指令集为32的BCI-speller离线和在线脑-机接口系统实验;进一步研究可以得到完善的脑-机接口系统,有望获得可观的社会效益和经济效益。

### 附图说明

[0025] 图1为本发明一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法流程图。

[0026] 图2为本发明应在包含32指令集的脑-机接口系统结构示意图。

### 具体实施方式

[0027] 下面通过具体实施例和附图对本发明作进一步的说明。本发明的实施例是为了更好地使本领域的技术人员更好地理解本发明,并不对本发明作任何的限制。

[0028] 如图1所示,本发明提供一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法;

[0029] 步骤一101,通过脑-机接口系统建立包括训练集 $X_k$ 、训练样本 $Y_1$ 和测试样本 $\cdot Y$ 的脑电信数据集

[0030] 假定 $X_k \in R^{N_c \times N_t \times N_s}$ 为训练集, $k$ 表示两类特征,即 $k=1,2$ , $Y_l \in R^{N_c \times N_t}$ 为两类训练样本, $l=1,2$ , $Y \in R^{N_c \times N_t}$ 为测试样本,其中 $N_c$ 表示采集脑电的通道数, $N_t$ 表示截取信号长度, $N_s$ 表示训练集样本个数。训练集和测试集都在时间尺度上进行了零均值处理,即每一个时间点的数值 $s_t$ 都减去时间窗 $[t_1, t_2]$ 内的时间平均值 $\bar{s}$ ,如公式(1)所示:

$$[0031] \quad \hat{s}_t = s_t - \bar{s}, t \in [t_1, t_2] \quad (1)$$

[0032] 对训练集所有样本求均值得到类别 $k$ 的模板信号,由 $\hat{X}_k \in R^{N_c \times N_t}$ 表示。两类模板之间的协方差矩阵 $\begin{bmatrix} \hat{X}_1 \\ \hat{X}_2 \end{bmatrix}$ 表示为:

$$[0033] \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{X}_1 \hat{X}_1^T & \hat{X}_1 \hat{X}_2^T \\ \hat{X}_2 \hat{X}_1^T & \hat{X}_2 \hat{X}_2^T \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0034] 两类信号 $X_1$ 和 $X_2$ 的方差分别表示为:

$$[0035] \quad \sigma_1^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_s} (X_{1,i} - \hat{X}_1)(X_{1,i} - \hat{X}_1)^T \quad (3)$$

$$[0036] \quad \sigma_2^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_s} (X_{2,i} - \hat{X}_2)(X_{2,i} - \hat{X}_2)^T \quad (4)$$

[0037] 步骤二102,从脑电信号数据集中选 $Y \in R^{N_c \times N_t}$ 测试样本进行频域滤波和降采样数据处理;

[0038] 步骤三103,基于Fisher线性判别准则,对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 进行计算得到空间投影矩阵 $W$ ;

[0039] 步骤四104,对脑电信号数据集中训练集 $X_k$ 和测试样本 $\cdot Y$ 按照如下公式进行DSP空间滤波获得 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量

[0040] 基于Fisher线性判别准则,DSP算法求得一个投影矩阵 $W$ 使两类特征信号投射之后具有更大的可分性,该矩阵 $W$ 可被当做空间滤波器,其求解方法为:

$$[0041] \quad S_w^{-1} S_B * W = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{N_c} \end{bmatrix} * W \quad (5)$$

$$[0042] \quad S_B = \Sigma_{11} + \Sigma_{22} - \Sigma_{12} - \Sigma_{21} \quad (6)$$

$$[0043] \quad S_w = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 \quad (7)$$

[0044] 其中 $\lambda_i$ 是矩阵 $W$ 中第 $i$ 列的特征向量, $N_w$ 表示被挑选出的空间滤波器个数。经 $W$ 空间滤波可以滤除两类信号之间的共模信号,而应用CCA算法可以通过构造两个投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ 来计算DSP空间滤波后 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 之间的相关性,CCA空间滤波器 $U_k$ 和 $V_k$ 由下述公式(8)计算得到。

[0045] 步骤五105,根据 $W^T \hat{X}_k$ 和 $W^T Y$ 特征向量采用如下公式进行CCA空间滤波构建投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$

$$[0046] \quad CCA(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) = \max_{U_k, V_k} \frac{\mathcal{E}[u_k^T W^T \hat{X}_k Y_l^T W v_k]}{\sqrt{\mathcal{E}[u_k^T W^T \hat{X}_k \hat{X}_k^T W u_k] \cdot \mathcal{E}[v_k^T W^T Y_l Y_l^T W v_k]}} \quad (8)$$

[0047] 其中, $\mathcal{E}[\cdot]$ 表示数学期望。典型相关分析是衡量两个多维变量之间的线性相关关系的统计分析方法。区别于在线性回归中利用直线来拟合样本点,CCA是将多维特征向量都看作一个整体,利用数学方法寻求一组最优解,使得两个整体之间有最大关联的权重,即令公式(8)计算得到的数值最大,这就是典型相关分析的目的。

[0048] 步骤六106,通过获得特征向量 $W^T \hat{X}_k$ 、 $W^T Y$ 、投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ 按照如下公式进行模板匹配生成特征向量 $\rho_1$ ;

[0049] 在模板匹配过程中,由训练集数据构建模板,根据刺激方式的不同,模板构建也可进行相应调整,以对非对称脑电特征信号的分类为例,公式(9)所示的向量 $\rho_k$ 表示训练模板和训练样本信号 $l$ 之间的相似性。

$$[0050] \quad \rho_{k,l} = \begin{bmatrix} \rho_{k1,l} \\ \rho_{k2,l} \\ \rho_{k3,l} \\ \rho_{k4,l} \\ \rho_{k5,l} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{corr}(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ -\text{dist}(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ CCA(W^T \hat{X}_k, W^T Y_l) \\ \text{corr}(U_k^T W^T \hat{X}_k, U_k^T W^T Y_l) \\ \text{corr}(V_k^T W^T \hat{X}_k, V_k^T W^T Y_l) \end{bmatrix}, k = 1, 2, l = 1, 2 \quad (9)$$

[0051] 其中 $\text{corr}(\ast)$ 表示皮尔森相关系数, $\text{dist}(\ast)$ 表示欧几里德距离。若 $\rho_{k1}$ 、 $\rho_{k2}$ 、 $\rho_{k3}$ 、 $\rho_{k4}$ 和 $\rho_{k5}$ 越大,则表示 $Y_l$ 和 $\hat{X}_k$ 之间的相关性越大。连接 $\rho_{1 \cdot, 1}$ 和 $\rho_{2 \cdot, 1}$ 即可得到训练模板和训练样本经特征提取后得到的特征向量 $\rho_M$ ,由公式(10)所示:

$$[0052] \quad \rho_1 = (\rho_{1 \cdot, 1}, \rho_{2 \cdot, 1}), l = 1, 2 \quad (10)$$

[0053] 步骤七107,采用不同分类器模型对特征向量 $\rho_1$ 进行识别后输出。

[0054] 根据特征向量 $\rho_1$ 建立线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等不同模式识别算法的不同分类器模型,测试样本 $Y$ 经预处理和特征提取后送入分类器进行模式识别,进而预测该样本的类别并输出结果,如图1所示。

[0055] 图2所示为本发明算法应用的包含32指令集的脑-机接口系统结构示意图。该系统包括液晶显示器刺激界面、脑电电极和脑电放大器等脑电采集系统以及计算机处理平台等

部分。该系统应用视觉刺激范式诱发两类非对称脑电特征,采用NeuroScan公司生产的脑电数字采集系统采集脑电信号,将信号经过脑电放大器放大、滤波后输入计算机,应用本发明算法对两类脑电特征进行分类,最终将脑电信号解码后转化为BCI指令进行输出。刺激呈现及数据处理分析均基于Matlab平台完成。

[0056] 计算两类非对称脑电特征信号的信噪比(signal-to-noise rate, SNR)分别为-17.98dB和-14.90dB, SNR定义为信号能量与噪声能量之比,其计算公式为:

$$[0057] \quad SNR = 10 \times \log_{10} \frac{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AMP_i\right)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AMP_i^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AMP_i\right)^2} \quad (11)$$

[0058] 其中 $AMP_i$ 表示第 $i$ 个试次时间窗内的信号的平均幅值, $N$ 表示试次数量。

[0059] 本发明算法应用的BCI系统对12名受试者进行了测试。实验结果表明,在应用本发明算法后,12名被试的平均分类正确率提升17.88%,有显著性提升(配对T检验结果为: $t_{11} = -8.91, p < 0.01$ ),且两类特征信号的信噪比经DSP空间滤波后分别提升至-9.71dB和-8.68dB。

[0060] 应当理解的是,这里所讨论的实施方案及实例只是为了说明,对本领域技术人员来说,可以加以改进或变换,而所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

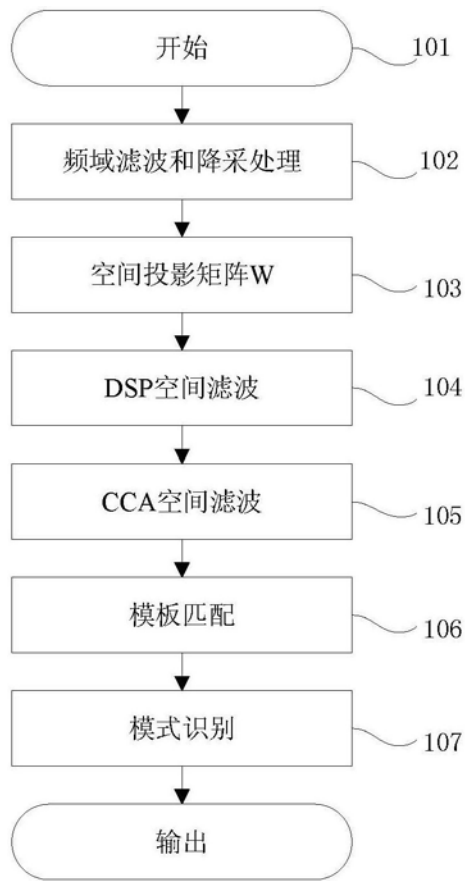


图1

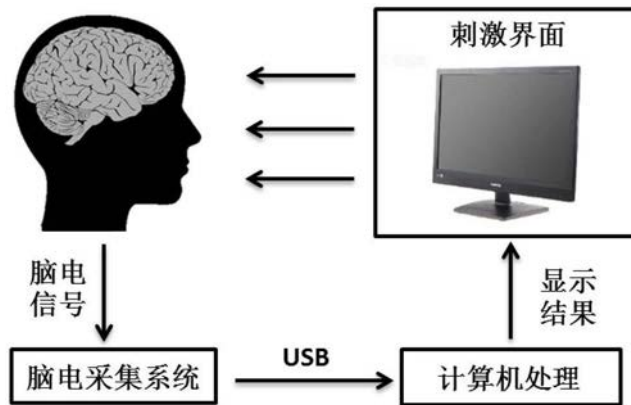


图2

专利名称(译)	一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN108470182A</a>	公开(公告)日	2018-08-31
申请号	CN201810065848.0	申请日	2018-01-23
[标]申请(专利权)人(译)	天津大学		
申请(专利权)人(译)	天津大学		
当前申请(专利权)人(译)	天津大学		
[标]发明人	许敏鹏 肖晓琳 王仲朋 汤佳贝 陈龙 明东		
发明人	许敏鹏 肖晓琳 王仲朋 汤佳贝 陈龙 明东		
IPC分类号	G06K9/62 G06K9/00 A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	G06K9/00503 A61B5/0476 A61B5/7264 G06K9/00523 G06K9/00536 G06K9/6256		
代理人(译)	刘玥		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明涉及一种用于非对称脑电特征增强与识别的脑-机接口方法，包括如下步骤：步骤一，通过脑-机接口系统建立包括训练集 $X_k$ 、训练样本 $Y_l$ 和测试样本 $Y$ 的脑电信号模块；步骤二，对脑电信号模块中测试样本 $Y$ 进行频域滤波和降采样数据处理；步骤三，基于Fisher线性判别准则，对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 进行计算得到空间投影矩阵 $W$ ；步骤四，对脑电信号模块中训练集 $X_k$ 和测试样本 $Y$ 按照如下公式进行DSP空间滤波获得和 $WTY$ 特征向量；步骤五，根据和 $WTY$ 特征向量进行CCA空间滤波构建投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ ；通过获得特征向量 $WTY$ 、投影矩阵 $U_k$ 和 $V_k$ 按照如下公式进行模板匹配生成特征向量 $\rho_l$ ；采用不同分类器模型对特征向量 $\rho_l$ 进行识别后输出；该方法提高脑电信号自身信噪比从而提高信号特征的分类识别效率。

