



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110321856 A

(43)申请公布日 2019.10.11

(21)申请号 201910609453.7

(22)申请日 2019.07.08

(71)申请人 山东大学

地址 250199 山东省济南市历城区山大南路27号

(72)发明人 周卫东 刘国洋

(74)专利代理机构 济南金迪知识产权代理有限公司 37219

代理人 许德山

(51) Int. Cl.

G06K 9/00(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

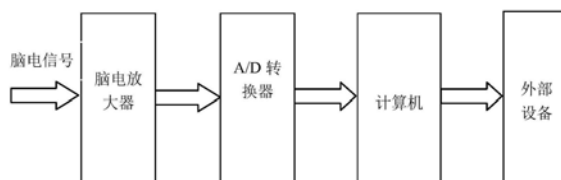
权利要求书3页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法及装置

(57)摘要

本发明涉及一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法及装置,首先通过脑电放大器和A/D转换采集脑电信号,然后将采集到的脑电信号送至计算机进行处理,实现脑电信号的时频多尺度分割、时频脑电段的选择,通过一对一CSP及一对多SVM生成时频多尺度分类器,并通过时频多尺度分类器完成对脑电信号的分类。本发明利用在时域频域多尺度分割、时频脑电段选择、散度CSP等方法,提高了运动想象脑机接口的运行速度,提高了识别准确率。



1. 一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,其特征在于,包括步骤如下:

1) 使用脑电放大器和A/D转换器采集实验者想象K个类别运动时产生的脑电信号,并存储至计算机中;采样频率为 F_s ,脑电信号长度为 L ,每个类别采集 N 次,总共采集 $M=N \times K$ 个样本;实验者想象第 k 个类别运动时其脑电信号 S_k 对应的类别标签为 k ; $k=1, \dots, K$;

2) 将脑电信号 S_k 在时域上进行 N_t 个尺度分割,在尺度 n 下将脑电信号 S_k 按每一段与上一段重叠50%的方式分割为 $\tilde{N}_t^{(n)}$ 个长度为 T_n 的脑电段, $n=1, \dots, N_t$;若最后分割后的脑电段长度有剩余,则再取一段包含该剩余长度的长度为 T_n 的脑电段作为该尺度下的分段;脑电信号 S_k 在时域上共可被分割为 N_{st} 个时频脑电段;

$$N_t = 1 + \text{round}\left(\log_2 \frac{L}{F_s}\right), \quad T_n = \text{round}\left(\frac{L}{2^{n-1}}\right), \quad \tilde{N}_t^{(n)} = \text{ceil}\left(\frac{2L}{T_n}\right) - 1, \quad N_{st} = \sum_{n=1}^{N_t} \tilde{N}_t^{(n)}, \quad \text{round}()$$

为四舍五入取整函数, $\text{ceil}()$ 为向上取整函数;

3) 针对步骤2)分割后的每一段脑电段,在频域上的频带范围 $[F_{\min}, F_{\max}]$ 内进行 N_f 个尺度分割; $0 < F_{\min} < F_{\max} < F_s$, F_{\min} 为频带下限频率, F_{\max} 为频带上限频率;在尺度 m 下将脑电段按每一频带与上一频带重叠50%的方式分割为 $\tilde{N}_f^{(m)}$ 个频带宽度为 D_m 的脑电段, $m=1, \dots, N_f$;若在频带范围 $[F_{\min}, F_{\max}]$ 内分割后仍有剩余,则不使用剩余的频带;步骤2)中得到的每个脑电段共被分割为 N_{sf} 个频带宽度为 D_m 的时频脑电段; $N_f = \text{floor}(\log_2(F_{\max} - F_{\min} + 1) - 1)$, $D_m = 1 + 2^{m-1}$,

$$\tilde{N}_f^{(m)} = \text{floor}\left(\frac{2(F_{\max} - F_{\min} + 1)}{D_m - 1}\right) - 1, \quad N_{sf} = \sum_{m=1}^{N_f} \tilde{N}_f^{(m)}, \quad \text{floor}()$$

4) 经过步骤2)和3)所获得的时频脑电段进行包裹式时频脑电段选择,包裹式时频脑电段选择的步骤为:

a) 设时频脑电段总数为 $E = N_{st} \times N_{sf}$,采用每个时频脑电段 P_s 对应的 N_p 个样本的集合 \mathbb{C} 进行一对一散度CSP训练,得到 V 个散度CSP滤波器 W_s , $V = C_K^2$, $W_s \in \mathbb{R}^{d \times Ch}$, Ch 为脑电通道数目, d 为散度CSP算法中设定截取的行数;将每个时频脑电段 P_s 分别投影至 V 个散度CSP滤波器上,进行一对一散度CSP滤波,得到滤波后的时频脑电段 $\tilde{S}_{ws} = W_s \times P_s$;

b) 对 \tilde{S}_{ws} 的每行数据进行对数特征提取,得到特征值向量 $F_{ws} = \{F_{ws}^{(i)} \in \mathbb{R}, i=1, \dots, d\}$:

$$F_{ws}^{(i)} = -\ln \frac{\text{var}(\tilde{S}_{ws}^{(i)})}{\sum_{i=1}^d \text{var}(\tilde{S}_{ws}^{(i)})}, \quad \text{为特征值向量 } F_{ws} \text{ 中的第 } i \text{ 个特征值, } \tilde{S}_{ws}^{(i)} \text{ 为 } \tilde{S}_{ws} \text{ 中的第 } i \text{ 行数据, } \text{var}$$

(\cdot) 为计算方差的函数,将每个时频脑电段对应的 V 个特征值向量 F_{ws} 连接成一个总特征向量 $\tilde{F}_{ws} \in \mathbb{R}^Q$, $Q = V \times d$ 为总特征向量中包含的特征数目;

c) 将每个时频脑电段计算出的总特征向量对应的 N_p 个样本的集合作为训练集,其余的 $M - N_p$ 个样本的总特征向量集合作为验证集,训练 E 个 K 分类输出的单层人工神经网络并在相应的验证集上进行测试,得到 E 个准确率;将 E 个准确率连接成一个向量,得到准确率向量 $A = \{A_j \in \mathbb{R}, j=1, \dots, E\}$, A_j 为第 j 个准确率;

d) 将得到的准确率向量 A 进行降序排序,将前 G 个准确率值对应的时频脑电段作为选择

的时频脑电段；

5) 将步骤4)中得到的G个时频脑电段中的每个时频脑电段 P_a 对应的M个样本的集合 \mathbb{Q} 经过一对一散度CSP训练,得到V个散度CSP滤波器矩阵 $W_a \in \mathbb{R}^{d \times Ch}$;将每个时频脑电段 P_a 分别投影至V个散度CSP滤波器上进行一对一散度CSP滤波,得到滤波后的时频脑电段 $\tilde{S}_{wa} = W_a \times P_a$;对 \tilde{S}_{wa} 的

每行数据进行对数特征提取,得到特征值向量 $F_{wa} = \{F_{wa}^{(i)} \in \mathbb{R}, i=1, \dots, d\}$, $F_{wa}^{(i)} = -\ln \frac{\text{var}(\tilde{S}_{wa}^{(i)})}{\sum_{i=1}^d \text{var}(\tilde{S}_{wa}^{(i)})}$

为特征向量 F_{wa} 中的第i个特征值, $\tilde{S}_{wa}^{(i)}$ 为 \tilde{S}_{wa} 中的第i行数据, $\text{var}(\cdot)$ 为计算方差的函数,将M个样本的G个时频脑电段对应的V次散度CSP得到的特征向量连接成一个总特征集合 $\tilde{F}_w \in \mathbb{R}^{H \times M}$, $H=V \times d \times G$ 为每个样本对应的特征个数;

6) 将步骤5)中得到的总特征集合 \tilde{F}_w 以及对应的类别标签送入一对多SVM进行训练,即将每一个类别与另外K-1个类别的样本送入二分类SVM中进行训练,得到K个SVM分类器;

7) 将步骤5)中得到的 $V \times G$ 个散度CSP滤波器以及步骤6)中得到的K个SVM模型组成时频多尺度分类器;时频多尺度分类器先对输入的时频脑电段进行一对一散度CSP滤波,并获得对数特征,后对获得的对数特征进行一对多SVM分类;

8) 将采集的脑电信号得到的G个时频脑电段送入时频多尺度分类器中进行分类,获得脑电信号的类别标签 $p, p=1, \dots, K$;

9) 根据类别标签 p 转化为对应的控制命令控制外部设备。

2. 根据权利要求1所述的一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,其特征在于,步骤3)中对频带进行分割是指:利用J阶的巴特沃斯滤波器对脑电段进行带通滤波。

3. 根据权利要求2所述的一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,其特征在于, $J=7$ 。

4. 根据权利要求1所述的一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,其特征在于,步骤4)中,一对一散度CSP训练,实现步骤包括:

①取集合 \mathbb{C} 、 \mathbb{Q} 中某一时频脑电段的数据样本 $X^* = \{X_j^* \in \mathbb{R}^{Ch \times T_n}, j=1, \dots, N^*\}$ 中的未重复使用过的两类,设为 X_1^* 、 X_2^* , N^* 为训练集样本数目, T_n 为在时域上的第n个尺度下脑电段的长度, $n=1, \dots, N_t$;

②计算 X_1^* 与 X_2^* 的协方差矩阵 Σ_1 、 Σ_2 ,并计算白化矩阵 $P = (\Sigma_1 + \Sigma_2)^{-\frac{1}{2}}$;

③随机初始化旋转矩阵 $R \in \mathbb{R}^{Ch \times Ch}$;

④计算白化并旋转后的协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}} = (RP)\Sigma_{\{1/2\}}(RP)^T$;

⑤选定一个最大迭代次数 N_e , n_e 代表迭代次数,从 $n_e=1$ 开始进行以下循环迭代:

e) 计算梯度矩阵 $\nabla_R J(R)$,目标函数 $J(R)$ 如式(I)所示:

$$J(R) = (1-\lambda) \times D_{\text{KL}}((I_d RP)^T \Sigma_1 (I_d RP) \parallel (I_d RP)^T \Sigma_2 (I_d RP)) - \lambda \times \frac{1}{2N^*} \sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{N^*} D_{\text{KL}}((I_d RP)^T \Sigma_c^i (I_d RP) \parallel (I_d RP)^T \Sigma_c (I_d RP)) \quad (\text{I})$$

式(I)中, D_{KL} 为KL散度函数, I_d 为截断矩阵前d行的单位矩阵; $0 \leq \lambda \leq 1$ 为惩罚系数; c 为

类别序号, i 为样本序号;

f) 设 $H = \nabla J(U)$ 为目标函数在更新旋转矩阵 $U = I$ 处的梯度, I 为单位矩阵, 在 $(0, 1]$ 的范围内按递减的规律搜索 $t \in \mathbb{R}$, 使得 $J(e^{tH}) \leq J(R)$;

g) 令 $U = e^{tH}$, 更新旋转矩阵 R 为 UR 以, 更新旋转协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}}$ 为 $U\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}}U^T$;

h) 若 $n_e = N_e$, 则迭代结束, 跳出循环, 进入步骤⑥, 否则, 令 n_e 加1, 返回步骤e);

⑥对矩阵 $(I_d RP) \Sigma_1 (I_d RP)^T$ 进行矩阵特征值分解, 得到对应的特征向量矩阵 B ;

⑦按特征值从大到小对特征向量矩阵进行排序, 将排序后的特征向量矩阵 \tilde{B} 投影到旋转矩阵 RP 上, 得到第 a 个散度 CSP 滤波器矩阵 $L_p^{(a)} = (I_d RP)\tilde{B}$;

⑧若 $a < V$, 则跳转到步骤①继续执行, 否则, 返回一对一散度 CSP 滤波器 L_p 。

5. 根据权利要求4所述的一种时频多尺度散度 CSP 的脑机接口方法, 其特征在于, $d = 4$, $\lambda = 0.1$ 。

6. 根据权利要求1所述的一种时频多尺度散度 CSP 的脑机接口方法, 其特征在于, 步骤4) 中所述的单层人工神经网络, 输入层包括 Q 个神经元, 输出层包括 K 个神经元; $Q = V \times d$ 为总特征向量中的包含的特征数目; 输入层和输出层之间采用全连接的方式连接; 输出层采用 softmax 函数输出概率值; 用交叉熵函数作为模型训练的损失函数, 设 θ 为模型的所有训练参数, 则优化目标 $CE(\theta)$ 如式 (II) 所示:

$$CE(\theta) = \arg \min_{\theta} \left\{ - \sum_{i=1}^{N^*} \sum_{j=1}^K 1\{y^{(i)} = j\} \ln \left(\frac{e^{z_j^{(i)}}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k^{(i)}}} \right) \right\} \quad (II)$$

式 (II) 中, $z_j^{(i)}$ 是样本 i 对于第 j 个神经元所有的加权和, $z_k^{(i)}$ 是样本 i 对于第 k 个神经元所有的加权和, $y^{(i)}$ 代表了第 i 个样本的真正标签, $1\{\cdot\}$ 为示性函数, N^* 为输入模型的样本数目, 采用随机梯度下降的方法更新单层人工神经网络的权重; 迭代次数设为 E_p 次。

7. 根据权利要求6所述的一种时频多尺度散度 CSP 的脑机接口方法, 其特征在于, $E_p = 20$ 。

8. 根据权利要求1所述的一种时频多尺度散度 CSP 的脑机接口方法, 其特征在于, 步骤7) 所述的一对多 SVM 分类指: 将输入特征送入 K 个二分类 SVM 模型, 将输入特征分类为具有最大分类函数值的那一类。

9. 一种利用权利要求1-8任一所述的一种时频多尺度散度 CSP 的脑机接口方法进行脑机接口的装置, 其特征在于, 包括电路依次连接的脑电放大器、A/D 转换器和计算机, 所述计算机中设置有检测脑电状态的脑电检测模块, 利用脑电放大器和 A/D 转换器对脑电信号进行采集后传输到计算机中, 利用脑电检测模块对脑电信号进行多尺度时频分割、时频脑电段选择、一对一散度 CSP 以及一对多 SVM, 形成时频多尺度分类器对脑电信号进行分类, 获取样本预测标签并转化为对外部设备的控制命令。

一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法及装置,属于脑机接口的技术领域。

背景技术

[0002] 目前,现实生活中有很多病人因患有严重的运动障碍,如脑卒中或肌肉萎缩性脊髓侧索硬化症等,而丧失基本的与外界进行语言或者肢体沟通的能力。这严重影响了患者的生活质量,也给其家庭和社会造成重大的负担。随着生物医学工程的发展以及人们对康复医学领域的重视,脑机接口(Brain Computer Interface,BCI)技术成为近几年研究的热点之一。脑机接口是一种不依赖于常规的脑外周神经和肌肉系统,直接在大脑和计算机等电子设备之间建立起信息交流和控制的通讯系统。在康复医学领域,脑机接口技术能够帮助肢体残疾或者大脑损伤的患者实现对外部设备的控制,如控制轮椅、假肢、家用电器等。

[0003] 不同的运动想象模式所激活的大脑皮层的区域也不同;单边肢体运动或想象运动能激活主要的感觉运动皮层,大脑对侧产生事件相关去同步电位(Event Related Desynchronization,ERD),大脑同侧产生事件相关同步电位(Event Related Synchronization,ERS);ERD是指当某一皮层区域活跃起来时,特定频率的节律性活动表现出幅度的降低,ERS是指当某一活动在一定时刻没有使相关皮层区域明显地活跃起来,特定频率就表现出幅度升高。运动想象会导致频率为8-12Hz的 α 节律和频率为13-28Hz的 β 节律的幅度压制即事件相关去同步化ERD,或幅度增加即事件相关同步ERS。

[0004] 目前,运动想象方面已经有多种特征提取方法,如共空域模式滤波器(Common Spatial Pattern,CSP)、频带功率、自回归系数和黎曼方差特征等。目前,在运动想象分类方面效果较好的方法是CT Guan等人在2008年提出的滤波器库CSP(Filter Bank CSP)算法,但他们提出的算法没有在时域和频域上对脑电段进行多尺度分割,准确率不高,泛化性不好。

发明内容

[0005] 针对现有技术的不足,本发明提出了一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法。该方法是将采集到的脑电信号在时域和频域进行多尺度分割,然后对每一尺度段进行一对一散度CSP(Divergence-based Common Spatial Pattern)提取特征,将得到的特征利用单层神经网络进行时频脑电段选择,对选择的时频脑电段进行一对一散度CSP特征提取及一对多SVM生成时频多尺度分类器对脑电信号进行分类,进而获得脑电状态检测结果。

[0006] 本发明还提供一种执行上述时频多尺度散度CSP的脑机接口方法的装置。

[0007] 发明概述

[0008] 一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,基于脑电放大器、采集和计算机构成的硬件平台实现对脑电状态的检测;首先通过脑电放大器和A/D转换采集脑电信号,然后将采集到的原始脑电信号送至计算机进行处理,对脑电信号在时域和频域进行多尺度分割、时

频脑电段选择,对选择的时频脑电段进行一对一散度CSP特征提取及一对多SVM生成时频多尺度分类器,最终通过时频多尺度分类器完成对脑电信号的分类,发出控制命令。

[0009] 术语解释:

[0010] 二分类SVM是指可实现二分类的支持向量机分类器。

[0011] 发明详述

[0012] 本发明的技术方案如下:

[0013] 一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,包括步骤如下:

[0014] 1) 使用脑电放大器和A/D转换器采集实验者想象K个类别运动时产生的脑电信号,并存储至计算机中;采样频率为 F_s ,脑电信号长度为 L ,每个类别采集 N 次,总共采集 $M=N \times K$ 个样本;实验者想象第 k 个类别运动时其脑电信号 S_k 对应的类别标签为 k ; $k=1, \dots, K$; K 个类别运动例如想象左手、右手、脚趾和舌头运动;

[0015] 2) 将脑电信号 S_k 在时域上进行 N_t 个尺度分割,在尺度 n 下将脑电信号 S_k 按每一段与上一段重叠50%的方式分割为 $\tilde{N}_t^{(n)}$ 个长度为 T_n 的脑电段,其中 $n=1, \dots, N_t$;若最后分割后的脑电段长度有剩余,则再取一段包含该剩余长度的长度为 T_n 的脑电段作为该尺度下的分段;脑电信号 S_k 在时域上共可被分割为 N_{st} 个时频脑电段;其中,

$$N_t = 1 + \text{round}\left(\log_2 \frac{L}{F_s}\right), \quad T_n = \text{round}\left(\frac{L}{2^{n-1}}\right), \quad \tilde{N}_t^{(n)} = \text{ceil}\left(\frac{2L}{T_n}\right) - 1, \quad N_{st} = \sum_{n=1}^{N_t} \tilde{N}_t^{(n)}, \quad \text{round}()$$

为四舍五入取整函数,ceil()为向上取整函数;

[0016] 3) 针对步骤2)分割后的每一段脑电段,在频域上的频带范围 $[F_{\min}, F_{\max}]$ 内进行 N_f 个尺度分割; $0 < F_{\min} < F_{\max} < F_s$, F_{\min} 为频带下限频率, F_{\max} 为频带上限频率;在尺度 m 下将脑电段按每一频带与上一频带重叠50%的方式分割为 $\tilde{N}_f^{(m)}$ 个频带宽度为 D_m 的脑电段, $m=1, \dots, N_f$;若在频带范围 $[F_{\min}, F_{\max}]$ 内分割后仍有剩余,则不使用剩余的频带;这样,步骤2)中得到的每个脑电段共被分割为 N_{sf} 个频带宽度为 D_m 的时频脑电段;其中, $N_f = \text{floor}(\log_2(F_{\max} - F_{\min} + 1) - 1)$, $D_m = 1 + 2^{m-1}$, $\tilde{N}_f^{(m)} = \text{floor}\left(\frac{2(F_{\max} - F_{\min} + 1)}{D_m - 1}\right) - 1$, $N_{sf} = \sum_{m=1}^{N_f} \tilde{N}_f^{(m)}$, floor()为向下取整函

数;

数;

[0017] 4) 经过步骤2)和3)所获得的时频脑电段进行包裹式时频脑电段选择,包裹式时频脑电段选择的步骤为:

[0018] a) 设时频脑电段总数为 $E = N_{st} \times N_{sf}$,采用每个时频脑电段 P_s 对应的 N_p 个样本的集合 \mathbb{C} 进行一对一散度CSP训练,得到 V 个散度CSP滤波器 W_s , $V = C_K^2$, $W_s \in \mathbb{R}^{d \times Ch}$, Ch 为脑电通道数目, d 为散度CSP算法中设定截取的行数;将每个时频脑电段 P_s 分别投影至 V 个散度CSP滤波器上,进行一对一散度CSP滤波,得到滤波后的时频脑电段 $\tilde{S}_{ws} = W_s \times P_s$;

[0019] b) 对 \tilde{S}_{ws} 的每行数据进行对数特征提取,得到特征值向量 $F_{ws} = \{F_{ws}^{(i)} \in \mathbb{R}, i=1, \dots, d\}$:

$$F_{ws}^{(i)} = -\ln \frac{\text{var}(\tilde{S}_{ws}^{(i)})}{\sum_{i=1}^d \text{var}(\tilde{S}_{ws}^{(i)})}, \quad \text{为特征值向量 } F_{ws} \text{ 中的第 } i \text{ 个特征值, } \tilde{S}_{ws}^{(i)} \text{ 为 } \tilde{S}_{ws} \text{ 中的第 } i \text{ 行数据, } \text{var}(\cdot)$$

为计算方差的函数,将每个时频脑电段对应的 V 个特征值向量 F_{ws} 连接成一个总特征向量 $\tilde{F}_{ws} \in \mathbb{R}^Q$,其中 $Q=V \times d$ 为总特征向量中包含的特征数目;

[0020] c) 将每个时频脑电段计算出的总特征向量对应的 N_p 个样本的集合作为训练集,其余的 $M-N_p$ 个样本的总特征向量集合作为验证集,训练 E 个 K 分类输出的单层人工神经网络并在相应的验证集上进行测试,得到 E 个准确率;将 E 个准确率连接成一个向量,得到准确率向量 $A = \{A_j \in \mathbb{R}, j = 1, \dots, E\}$, A_j 为第 j 个准确率;

[0021] d) 将得到的准确率向量 A 进行降序排序,将前 G 个准确率值对应的时频脑电段作为选择的时频脑电段;

[0022] 5) 将步骤4)中得到的 G 个时频脑电段中的每个时频脑电段 P_a 对应的 M 个样本的集合 \mathcal{Q} 经过一对一散度CSP训练,得到 V 个散度CSP滤波器矩阵 $W_a \in \mathbb{R}^{d \times Ch}$;将每个时频脑电段 P_a 分别投影至 V 个散度CSP滤波器上进行一对一散度CSP滤波,得到滤波后的时频脑电段 $\tilde{S}_{wa} = W_a \times P_a$;对 \tilde{S}_{wa} 的每行数据进行对数特征提取,得到特征值向量

$$F_{wa} = \{F_{wa}^{(i)} \in \mathbb{R}, i = 1, \dots, d\}, \quad F_{wa}^{(i)} = -\ln \frac{\text{var}(\tilde{S}_{wa}^{(i)})}{\sum_{i=1}^d \text{var}(\tilde{S}_{wa}^{(i)})}$$

为特征向量 F_{wa} 中的第 i 个特征值, $\tilde{S}_{wa}^{(i)}$ 为 \tilde{S}_{wa}

中的第 i 行数据, $\text{var}(\cdot)$ 为计算方差的函数,将 M 个样本的 G 个时频脑电段对应的 V 次散度CSP得到的特征向量连接成一个总特征集合 $\tilde{F}_w \in \mathbb{R}^{H \times M}$,其中 $H=V \times d \times G$ 为每个样本对应的特征个数;

[0023] 6) 将步骤5)中得到的总特征集合 \tilde{F}_w 以及对应的类别标签送入一对多SVM进行训练,即将每一个类别与另外 $K-1$ 个类别的样本送入二分类SVM中进行训练,得到 K 个SVM分类器;

[0024] 7) 将步骤5)中得到的 $V \times G$ 个散度CSP滤波器以及步骤6)中得到的 K 个SVM模型组成时频多尺度分类器;时频多尺度分类器先对输入的时频脑电段进行一对一散度CSP滤波,并获得对数特征,后对获得的对数特征进行一对多SVM分类;

[0025] 8) 将采集的脑电信号得到的 G 个时频脑电段送入时频多尺度分类器中进行分类,获得脑电信号的类别标签 $p, p = 1, \dots, K$;

[0026] 9) 根据类别标签 p 转化为对应的控制命令控制外部设备。

[0027] 根据本发明优选的,步骤3)中对频带进行分割是指:利用 J 阶的巴特沃斯滤波器对脑电段进行带通滤波。

[0028] 进一步优选的, $J=7$ 。

[0029] 根据本发明优选的,步骤4)中,一对一散度CSP训练,实现步骤包括:

[0030] ①取集合 \mathcal{C} 、 \mathcal{Q} 中某一时频脑电段的数据样本 $X^* = \{X_j^* \in \mathbb{R}^{Ch \times T_n}, j = 1, \dots, N^*\}$ 中的未重复使用过的两类,设为 X_1^* 、 X_2^* , N^* 为训练集样本数目, T_n 为在时域上的第 n 个尺度下脑电段的长度, $n = 1, \dots, N_t$;

[0031] ②计算 X_1^* 与 X_2^* 的协方差矩阵 Σ_1 、 Σ_2 ,并计算白化矩阵 $P = (\Sigma_1 + \Sigma_2)^{-\frac{1}{2}}$;

[0032] ③随机初始化旋转矩阵 $R \in \mathbb{R}^{Ch \times Ch}$;

[0033] ④计算白化并旋转后的协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}} = (RP)\Sigma_{\{1/2\}}(RP)^T$;

[0034] ⑤选定一个最大迭代次数 N_e , n_e 代表迭代次数, 从 $n_e = 1$ 开始进行以下循环迭代:

[0035] e) 计算梯度矩阵 $\nabla_R J(R)$, 目标函数 $J(R)$ 如式 (I) 所示:

$$J(R) = (1 - \lambda) \times D_{KL}((I_d RP)^T \Sigma_1 (I_d RP) \| (I_d RP)^T \Sigma_2 (I_d RP)) \\ - \lambda \times \frac{1}{2N^*} \sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{N^*} D_{KL}((I_d RP)^T \Sigma_c^i (I_d RP) \| (I_d RP)^T \Sigma_c (I_d RP)) \quad (I)$$

[0037] 式 (I) 中, D_{KL} 为 KL 散度函数, I_d 为截断矩阵前 d 行的单位矩阵; $0 \leq \lambda \leq 1$ 为惩罚系数; c 为类别序号, i 为样本序号;

[0038] f) 设 $H = \nabla J(U)$ 为目标函数在更新旋转矩阵 $U = I$ 处的梯度, I 为单位矩阵, 在 $(0, 1]$ 的范围内按递减的规律搜索 $t \in \mathbb{R}$, 使得 $J(e^{tH}) \leq J(R)$;

[0039] g) 令 $U = e^{tH}$, 更新旋转矩阵 R 为 UR , 更新旋转协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}}$ 为 $U \tilde{\Sigma}_{\{1/2\}} U^T$;

[0040] h) 若 $n_e = N_e$, 则迭代结束, 跳出循环, 进入步骤⑥, 否则, 令 n_e 加 1, 返回步骤 e) ;

[0041] ⑥对矩阵 $(I_d RP) \Sigma_1 (I_d RP)^T$ 进行矩阵特征值分解, 得到对应的特征向量矩阵 B ;

[0042] ⑦按特征值从大到小对特征向量矩阵进行排序, 将排序后的特征向量矩阵 \tilde{B} 投影到旋转矩阵 RP 上, 得到第 a 个散度 CSP 滤波器矩阵 $L_p^{(a)} = (I_d RP) \tilde{B}$;

[0043] ⑧若 $a < V$, 则跳转到步骤①继续执行, 否则, 返回一对一散度 CSP 滤波器 L_p 。

[0044] 进一步优选的, $d = 4, \lambda = 0.1$ 。

[0045] 根据本发明优选的, 步骤 4) 中所述的单层人工神经网络, 输入层包括 Q 个神经元, 输出层包括 K 个神经元; $Q = V \times d$ 为总特征向量中的包含的特征数目; 输入层和输出层之间采用全连接的方式连接; 输出层采用 softmax 函数输出概率值; 用交叉熵函数作为模型训练的损失函数, 设 θ 为模型的所有训练参数, 则优化目标 $CE(\theta)$ 如式 (II) 所示:

$$CE(\theta) = \arg \min_{\theta} \left\{ - \sum_{i=1}^{N^*} \sum_{j=1}^K 1\{y^{(i)} = j\} \ln \left(\frac{e^{z_j^{(i)}}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k^{(i)}}} \right) \right\} \quad (II)$$

[0047] 式 (II) 中, $z_j^{(i)}$ 是样本 i 对于第 j 个神经元所有的加权和, $z_k^{(i)}$ 是样本 i 对于第 k 个神经元所有的加权和, 其与 θ 有关。 $y^{(i)}$ 代表了第 i 个样本的真正标签, $1\{\cdot\}$ 为示性函数, N^* 为输入模型的样本数目, 采用随机梯度下降的方法更新单层人工神经网络的权重; 迭代次数设为 E_p 次。

[0048] 进一步优选的, $E_p = 20$ 。

[0049] 根据本发明优选的, 步骤 7) 所述的一对多 SVM 分类指: 将输入特征送入 K 个二分类 SVM 模型, 将输入特征分类为具有最大分类函数值的那一类。

[0050] 一种利用上述方法进行脑机接口的装置, 包括电路依次连接的脑电放大器、A/D 转换器和计算机, 所述计算机中设置有检测脑电状态的脑电检测模块, 利用脑电放大器和 A/D 转换器对脑电信号进行采集后传输到计算机中, 利用脑电检测模块对脑电信号进行多尺度时频分割、时频脑电段选择、一对一散度 CSP 以及一对多 SVM, 形成时频多尺度分类器对脑电

信号进行分类,获取样本预测标签并转化为对外部设备的控制命令。

[0051] 本发明的有益的效果是:

[0052] 将脑电信号在时域和频域中按一定规则进行多尺度分割和包裹式时频脑电段选择,对选择的时频脑电段进行一对一散度CSP及一对多SVM,形成多尺度时频分类器对脑电信号进行分类,从而得到脑电信号类别标签及控制信号控制外部设备。本发明利用在时域频域多尺度分割的方法,提高了识别准确率;通过时频脑电段选择,筛除冗余的时频脑电段,提高了运动想象脑机接口的运行速度。

附图说明

[0053] 图1为本发明脑机接口的装置的结构框图;

[0054] 图2为本发明时频多尺度散度CSP的脑机接口方法流程示意图;

[0055] 图3为将准确率向量按对应的时域范围和频域范围组合相加后的可视化时频图像示意图;

[0056] 图4为在12个志愿者的运动想象脑电信号上使用不同数量的时频脑电段所达到的平均准确率示意图。

具体实施方式

[0057] 下面结合说明书附图与实例对本发明做进一步说明,本发明并不限于此;

[0058] 实施例1

[0059] 如图1-4所示;

[0060] 本发明通过电极采集脑电信号,脑电信号经过脑电放大器放大及A/D转换器,输入计算机实现脑电信号的分类,并产生控制命令控制外部设备;

[0061] 一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法,其流程图如图2所示,包括以下步骤:

[0062] 1) 使用脑电放大器和A/D转换器采集实验者想象左手、右手、脚趾和舌头4个运动时产生的 $K=4$ 个类别脑电信号,并存储至计算机中;采样频率为 $F_s=250\text{Hz}$,脑电信号长度为 $L=1000$,每个类别采集 $N=90$ 次,总共采集 $M=N \times K=360$ 个样本;实验者想象第 k 个类别运动时其脑电信号 S_k 对应的标签为 $k; k=1, \dots, 4$;

[0063] 2) 将脑电信号 S_k 在时域上进行 N_t 个尺度分割,在尺度 n 下将脑电信号 S_k 按每一段与上一段重叠50%的方式分割为 $\tilde{N}_t^{(n)}$ 个长度为 T_n 的脑电段,其中 $n=1, \dots, N_t$;若最后分割后的脑电段长度有剩余,则再取一段包含该剩余长度的长度为 T_n 的脑电段作为该尺度下的分段;脑电信号 S_k 在时域上共可被分割为 $N_{st}=11$ 个脑电段;其中,

$$N_t = 1 + \text{round}\left(\log_2 \frac{L}{F_s}\right) = 3, \quad T_n = \text{round}\left(\frac{L}{2^{n-1}}\right), \quad \tilde{N}_t^{(n)} = \text{ceil}\left(\frac{2000}{T_n}\right) - 1, \quad \text{round}(\cdot) \text{ 为四舍五入}$$

取整函数, $\text{ceil}(\cdot)$ 为向上取整函数。长度为1000点的脑电信号在尺度1下分割为1-1000点的1个长度为1000的脑电段;在尺度2下分割为1-500点, 251-750点, 501-1000点的3个长度为500的脑电段;在尺度3下分割为1-250点, 126-375点, 251-500点, 376-625点, 501-750点, 626-875点, 751-1000点的7个长度为250的脑电段;

[0064] 3) 针对步骤2) 分割后的每一段脑电段,在频域上的频带范围 $[F_{\min}=4\text{Hz}, F_{\max} =$

38Hz]内划进行 N_f 个尺度分割,在尺度 m 下将脑电段按每一频带与上一频带重叠50%的方式分割为 $\tilde{N}_f^{(m)}$ 个频带宽度为 D_m 的脑电段,其中 $m=1, \dots, N_f$;若在频带范围 $[F_{\min}=4\text{Hz}, F_{\max}=38\text{Hz}]$ 内分割后仍有剩余,则不使用剩余的频带;这样,步骤2)中得到的每个脑电段共可被

分割为 $N_{sf} = \sum_{m=1}^{N_f} \tilde{N}_f^{(m)} = 27$ 个频带宽度为 D_m 的脑电段;其中, $N_f = \text{floor}(\log_2(F_{\max}-F_{\min}+1))-1 = 4$, $D_m = 1+2^{m+1}$, $\tilde{N}_f^{(m)} = \text{floor}(\frac{69}{D_m-1})-1$, $\text{floor}()$ 为向下取整函数。4-38Hz的频带范围在尺

度1下分割为4-8Hz, 6-10Hz, 8-12Hz, 10-14Hz, 12-16Hz, 14-18Hz, 16-20Hz, 18-22Hz, 20-24Hz, 22-26Hz, 24-28Hz, 26-30Hz, 28-32Hz, 30-34Hz, 32-36Hz, 34-38Hz的16个频带宽度为4Hz的频段;在尺度2下分割为4-12Hz, 8-16Hz, 12-20Hz, 16-24Hz, 20-28Hz, 24-32Hz, 28-36Hz的7个频带宽度为8Hz的频段;在尺度3下分割为4-20Hz, 12-28Hz, 20-36Hz的3个频带宽度为16Hz的频段;在尺度1下分割为4-36Hz的1个频带宽度为32Hz的频段;

[0065] 步骤3)中对频带进行分割是指:利用 J 阶的巴特沃斯滤波器对脑电段进行带通滤波, $J=7$;

[0066] 4)对经过步骤2)和3)所获得的时频脑电段进行包裹式时频脑电段选择,包裹式时频脑电段选择的步骤为:

[0067] a) 设时频脑电段总数为 $E = N_{st} \times N_{sf} = 297$,采用每个时频脑电段 P_s 对应的 $N_p = 180$ 个样本的集合 \mathbb{C} 进行一对一散度CSP训练,得到 $V=6$ 个散度CSP滤波器 $W_s \in \mathbb{R}^{d \times Ch}$,其中 $Ch=60$ 为通道数目, $d=4$ 为散度CSP算法中设定截取的行数;将每个时频脑电段 P_s 分别投影至 V 个散度CSP滤波器上进行一对一散度CSP滤波,得到滤波后的时频脑电段 $\tilde{S}_{ws} = W_s \times P_s$;

[0068] b) 对 \tilde{S}_{ws} 的每行数据进行对数特征提取,得到特征值向量 $F_{ws} = \{F_{ws}^{(i)} \in \mathbb{R}, i=1, \dots, s\}$,

其中, $F_{ws}^{(i)} = -\ln \frac{\text{var}(\tilde{S}_{ws}^{(i)})}{\sum_{i=1}^d \text{var}(\tilde{S}_{ws}^{(i)})}$ 为特征向量 F_{ws} 中的第 i 个特征值, $\tilde{S}_{ws}^{(i)}$ 为 \tilde{S}_{ws} 中的第 i 行数据, $\text{var}(\cdot)$

为计算方差的函数。将每个时频脑电段对应的 V 个特征向量 F_{ws} 连接成一个总特征向量 $\tilde{F}_{ws} \in \mathbb{R}^Q$,其中 $Q=V \times d$ 为总特征向量中的包含的特征数目;

[0069] c) 将每个时频脑电段计算出的总特征向量对应的 N_p 个样本的集合作为训练集,其余的 $M-N_p$ 个样本的总特征向量集合作为验证集,训练 E 个 K 分类输出的单层神经网络并在相应的验证集上进行测试,得到 E 个准确率;将 E 个准确率连接成一个向量,得到准确率向量 $A = \{A_j \in \mathbb{R}, j=1, \dots, E\}$,其中 A_j 为第 j 个准确率。将准确率向量按对应的时域范围和频域范围组合相加后的可视化时频图像示意图如图3所示;

[0070] d) 将得到的准确率向量 A 进行降序排序,将前 $G=150$ 个准确率值对应的时频脑电段作为选择的时频脑电段;

[0071] 5) 将步骤4)中得到的 G 个时频脑电段中的每个时频脑电段 P_a 对应的 M 个样本的集合 \mathbb{Q} 经过一对一散度CSP训练得到 V 个散度CSP滤波器矩阵 $W_a \in \mathbb{R}^{d \times Ch}$;将每个时频脑电段 P_a 分别投影至 V 个散度CSP滤波器上进行一对一散度CSP滤波,得到滤波后的时频脑电段

$\tilde{S}_{wa} = W_a \times P_a$; 对 \tilde{S}_{wa} 的每行数据进行对数特征提取, 得到特征值向量 $F_{wa} = \{F_{wa}^{(i)} \in \mathbb{R}, i=1, \dots, d\}$:

其中, $F_{wa}^{(i)} = -\ln \frac{\text{var}(\tilde{S}_{wa}^{(i)})}{\sum_{i=1}^d \text{var}(\tilde{S}_{wa}^{(i)})}$ 为特征向量 F_{wa} 中的第 i 个特征值, $\tilde{S}_{wa}^{(i)}$ 为 \tilde{S}_{wa} 中的第 i 行数据, $\text{var}(\cdot)$ 为计算方差的函数。将 M 个样本的 G 个时频脑电段对应的 V 次散度 CSP 得到的特征向量连接成一个总特征集合 $\tilde{F}_w \in \mathbb{R}^{H \times M}$, 其中 $H = V \times d \times G$ 为每个样本对应的特征个数;

[0072] 6) 将步骤 5) 中得到的总特征集合 \tilde{F}_w 以及对应的类别标签送入一对多 SVM 进行训练, 即将每一个类别与另外 3 个类别的样本送入二分类 SVM 中进行训练, 得到 4 个 SVM 分类器;

[0073] 7) 将步骤 5) 中得到的 $V \times G$ 个散度 CSP 滤波器以及步骤 6) 中得到的 4 个 SVM 模型组成一个时频多尺度分类器; 时频多尺度分类器首先对输入的时频脑电段进行一对一散度 CSP 滤波, 并获得对数特征, 然后对获得的对数特征进行一对多 SVM 分类;

[0074] 8) 将采集的脑电信号得到的 G 个时频脑电段送入时频多尺度分类器中进行分类, 获得脑电信号的类别标签 p ($p=1, \dots, 4$);

[0075] 9) 根据类别标签 p 转化为对应的控制命令控制外部设备。当 $p=1$ 时, 判断此时脑电状态为想象左手时的脑电信号, 并转换为控制命令 1; 当 $p=2$ 时, 判断此时脑电状态为想象右手时的脑电信号, 并转换为控制命令 2; 当 $p=3$ 时, 判断此时脑电状态为想象脚趾时的脑电信号, 并转换为控制命令 3; 当 $p=4$ 时, 判断此时脑电状态为想象舌头时的脑电信号, 并转换为控制命令 4。

[0076] 实施例 2

[0077] 根据实施例 1 所述的一种时频多尺度散度 CSP 的脑机接口方法, 其区别在于:

[0078] 步骤 4) 中, 一对一散度 CSP 训练, 实现步骤包括:

[0079] ① 取集合 \mathbb{C} 、 \mathbb{Q} 中某一时频脑电段的数据样本 $X^* = \{X_j^* \in \mathbb{R}^{Ch \times T_n}, j=1, \dots, N^*\}$ 中的未重复使用过的两类, 设为 X_1^* 、 X_2^* , N^* 为训练集样本数目, T_n 为在时域上的第 n 个尺度下脑电段的长度, $n=1, \dots, N_t$;

[0080] ② 计算 X_1^* 与 X_2^* 的协方差矩阵 Σ_1 、 Σ_2 , 并计算白化矩阵 $P = (\Sigma_1 + \Sigma_2)^{-\frac{1}{2}}$;

[0081] ③ 随机初始化旋转矩阵 $R \in \mathbb{R}^{Ch \times Ch}$;

[0082] ④ 计算白化并旋转后的协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}} = (RP)\Sigma_{\{1/2\}}(RP)^T$;

[0083] ⑤ 选定一个最大迭代次数 N_e , n_e 代表迭代次数, 从 $n_e=1$ 开始进行以下循环迭代:

[0084] a) 计算梯度矩阵 $\nabla_R J(R)$, 目标函数 $J(R)$ 如式 (I) 所示:

$$J(R) = (1 - \lambda) \times D_{\text{KL}}((I_d RP)^T \Sigma_1 (I_d RP) \| (I_d RP)^T \Sigma_2 (I_d RP)) \\ - \lambda \times \frac{1}{2N^*} \sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{N^*} D_{\text{KL}}((I_d RP)^T \Sigma_c^i (I_d RP) \| (I_d RP)^T \Sigma_c (I_d RP)) \quad (\text{I})$$

[0086] 式 (I) 中, D_{KL} 为 KL 散度函数, I_d 为截断矩阵前 d 行的单位矩阵; $0 \leq \lambda \leq 1$ 为惩罚系数; c 为类别序号, i 为样本序号;

[0087] b) 设 $H = \nabla J(U)$ 为目标函数在更新旋转矩阵 $U=I$ 处的梯度, 其中, I 为单位矩阵。在

(0,1]的范围内按递减的规律搜索 $t \in \mathbb{R}$, 使得 $J(e^{th}) \leq J(R)$;

[0088] c) 令 $U = e^{th}$, 更新旋转矩阵 R 为 UR , 更新旋转协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}}$ 为 $U\tilde{\Sigma}_{\{1/2\}}U^T$;

[0089] d) 若 $n_e = N_e$, 则迭代结束, 跳出循环, 进入步骤⑥, 否则, 令 n_e 加1, 重复上述循环;

[0090] ⑥对矩阵 $(I_d RP) \Sigma_1 (I_d RP)^T$ 进行矩阵特征值分解, 得到对应的特征向量矩阵 B ;

[0091] ⑦按特征值从大到小对特征向量矩阵进行排序, 将排序后的特征向量矩阵 \tilde{B} 投影到旋转矩阵 RP 上, 得到第 a 个散度 CSP 滤波器矩阵 $L_p^{(a)} = (I_d RP)\tilde{B}$;

[0092] ⑧若 $a < V$, 则跳转到步骤①继续执行。否则返回一对一散度 CSP 滤波器 L_p 。

[0093] $d=4, \lambda=0.1$ 。

[0094] 步骤4) 中所述的单层人工神经网络, 输入层包括 Q 个神经元, 输出层包括 K 个神经元; 其中 $Q=V \times d$ 为总特征向量中包含的特征数目; 输入层和输出层之间采用全连接的方式连接; 输出层采用 softmax 函数输出概率值; 用交叉熵函数作为模型训练的损失函数, 设 θ 为模型的所有训练参数, 则优化目标 $CE(\theta)$ 如式 (II) 所示:

$$[0095] \quad CE(\theta) = \arg \min_{\theta} \left\{ - \sum_{i=1}^{N^*} \sum_{j=1}^K 1\{y^{(i)} = j\} \ln \left(\frac{e^{z_j^{(i)}}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k^{(i)}}} \right) \right\} \quad (II)$$

[0096] 式 (II) 中, $z_j^{(i)}$ 是样本 i 对于第 j 个神经元所有的加权和, $z_k^{(i)}$ 是样本 i 对于第 k 个神经元所有的加权和, 其与 θ 有关。 $y^{(i)}$ 代表了第 i 个样本的真正标签, $1\{\cdot\}$ 为示性函数, N^* 为输入模型的样本数目。采用随机梯度下降的方法更新神经网络的权重; 迭代次数设为 E_p 次。 $E_p = 20$ 。

[0097] 步骤7) 所述的一对多 SVM 分类指: 将输入特征送入 K 个二分类 SVM 模型, 将输入特征分类为具有最大分类函数值的那一类。

[0098] 实施例3

[0099] 一种利用如实施例1或2所述方法进行脑机接口的装置, 如图1所示, 包括以电路连接的脑电放大器、A/D转换器和计算机, 所述计算机中设置有检测脑电状态的脑电检测模块, 利用脑电放大器和对脑电信号进行采集后经过A/D转换传输到计算机中, 利用脑电检测模块对脑电信号进行多尺度时频分段、时频脑电段选择、一对一散度 CSP 以及一对多 SVM, 形成时频多尺度分类器对脑电信号进行分类, 获取脑电信号的类别标签并转化为轮椅左、右、前、后移动的控制命令。

[0100] 利用本发明对12人测试脑电样本进行检测, 选择150个时频脑电段时的四分类平均识别正确率达79.86%。选择的时频脑电段的数量对12个人四分类平均识别准确率的影响如图4所示。

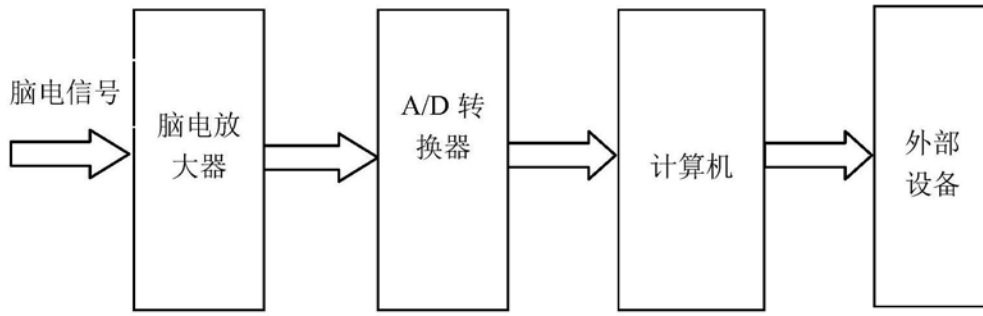


图1

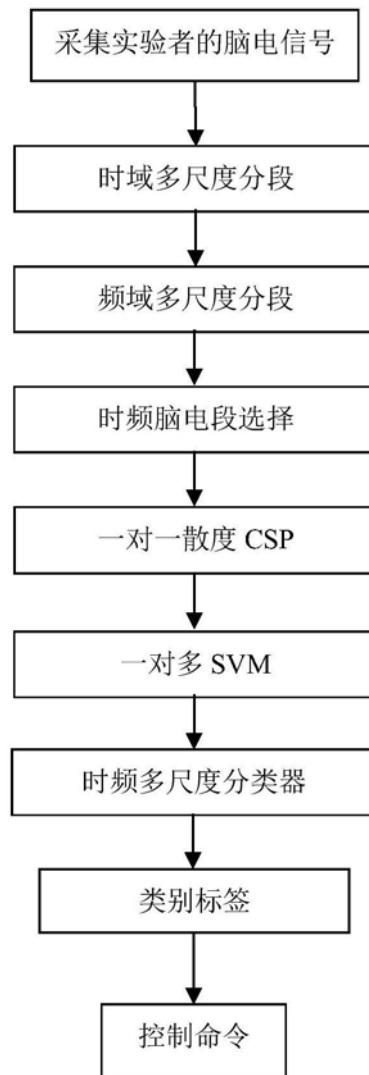


图2

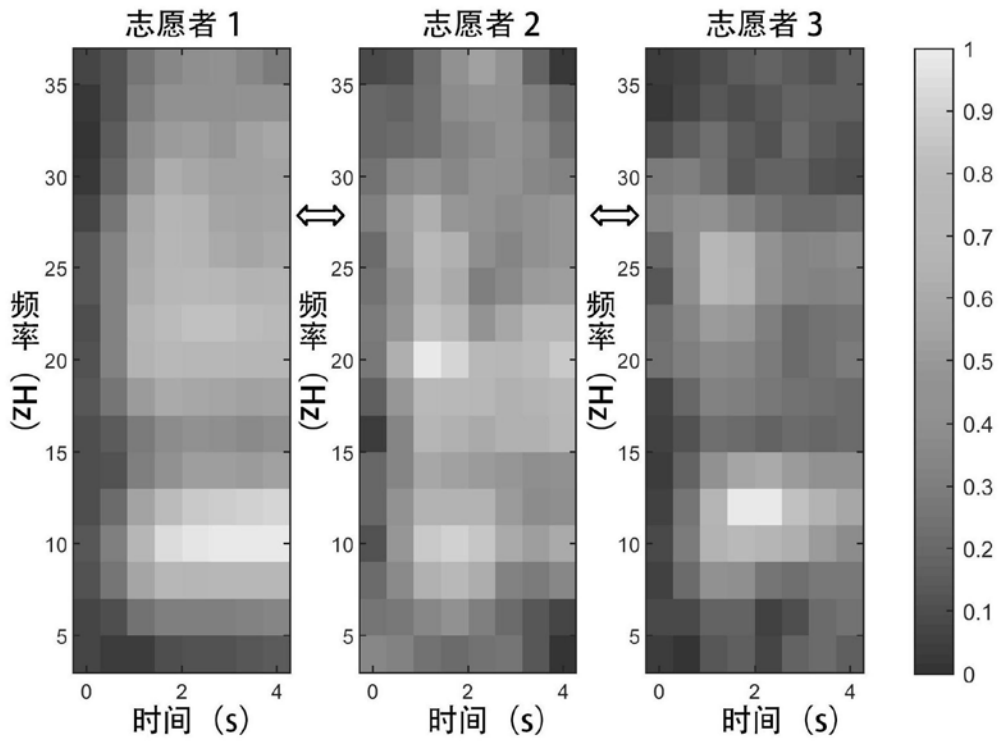


图3

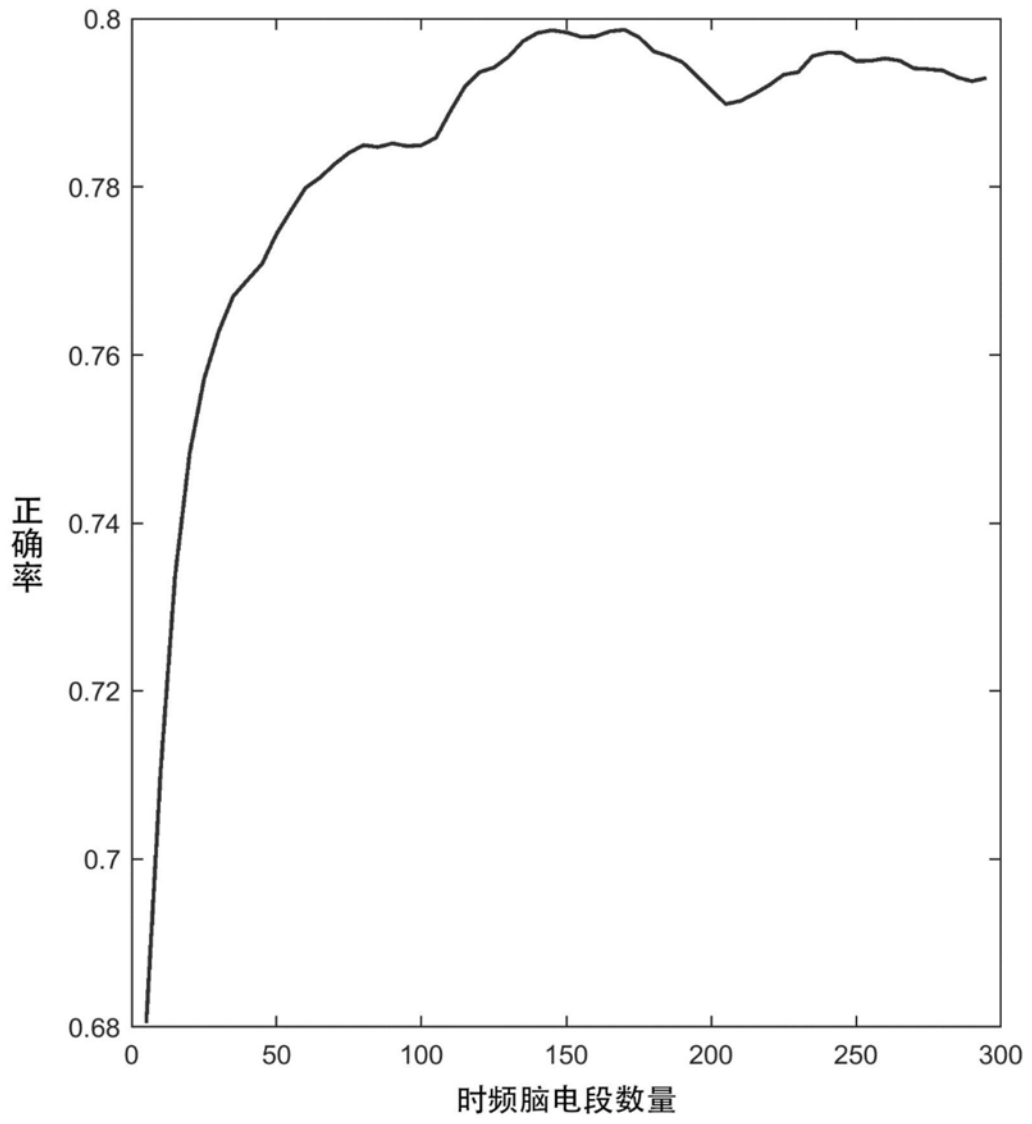


图4

专利名称(译)	一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法及装置		
公开(公告)号	CN110321856A	公开(公告)日	2019-10-11
申请号	CN201910609453.7	申请日	2019-07-08
[标]申请(专利权)人(译)	山东大学		
申请(专利权)人(译)	山东大学		
当前申请(专利权)人(译)	山东大学		
[标]发明人	周卫东 刘国洋		
发明人	周卫东 刘国洋		
IPC分类号	G06K9/00 A61B5/00 A61B5/0476 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/7264 G06K9/00523 G06K9/00536 G06K9/6269		
代理人(译)	许德山		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种时频多尺度散度CSP的脑机接口方法及装置，首先通过脑电放大器和A/D转换采集脑电信号，然后将采集到的脑电信号送至计算机进行处理，实现脑电信号的时频多尺度分割、时频脑电段的选择，通过一对一CSP及一对多SVM生成时频多尺度分类器，并通过时频多尺度分类器完成对脑电信号的分类。本发明利用在时域频域多尺度分割、时频脑电段选择、散度CSP等方法，提高了运动想象脑机接口的运行速度，提高了识别准确率。

