

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局



(43) 国际公布日
2020年3月5日 (05.03.2020)

(10) 国际公布号
WO 2020/042511 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06K 9/00 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2018/125926
- (22) 国际申请日: 2018年12月30日 (30.12.2018)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201810988364.3 2018年8月28日 (28.08.2018) CN
201810995425.9 2018年8月29日 (29.08.2018) CN
- (71) 申请人: 天津大学 (TIANJIN UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国天津市南开区卫津路92号天津大学, Tianjin 300072 (CN)。
- (72) 发明人: 明东 (MING, Dong); 中国天津市南开区卫津路92号天津大学, Tianjin 300072 (CN)。王坤 (WANG, Kun); 中国天津市南开区卫津路92号天津大学, Tianjin 300072 (CN)。许敏鹏 (XU, Minpeng); 中国天津市南开区卫津路92号天津大学, Tianjin 300072 (CN)。
- (74) 代理人: 天津市北洋有限责任专利代理事务所 (BEI & OCEAN); 中国天津市南开区鞍山西道时代公寓A座603室, Tianjin 300193 (CN)。
- (81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK,

(54) Title: MOTION POTENTIAL BRAIN-MACHINE INTERFACE ENCODING AND DECODING METHOD BASED ON SPATIAL FILTERING AND TEMPLATE MATCHING

(54) 发明名称: 基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法

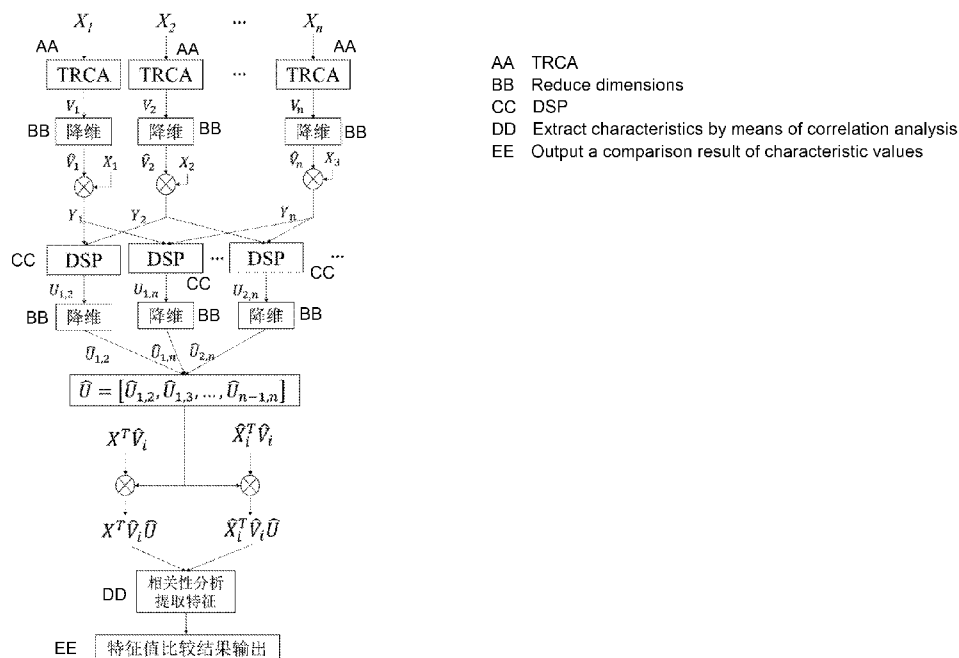


图2

(57) Abstract: A motion potential brain-machine interface encoding and decoding method based on spatial filtering and template matching, comprising: in terms of encoding, encoding a brain signal by using left-hand and right-hand sequence keys; in terms of decoding, on one hand, constructing a task-related component filter and a discriminant spatial mode filter respectively, constructing template data after training data passes through the two filters respectively, matching and analyzing test data with corresponding template

WO 2020/042511 A1

LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

data after the test data passes through the two filters respectively, and finally performing decision classification; on the other hand, first constructing a task-related component filter, and constructing a discriminant spatial mode filter after training data undergoes first-time spatial filtering; and constructing template data after training data passes through two spatial filters respectively in sequence, matching and analyzing test data with template data after the test data sequentially passes through the two spatial filters, and finally performing decision classification. The described method which combines task-related component analysis and discriminant spatial mode analysis for the first time may effectively identify different modes of brain activity by means of template matching.

(57) 摘要: 一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法, 包括: 在编码方面, 用左手与右手序列按键编码脑电信号。在解码方面, 一方面分别构建任务相关成分滤波器与判别空间模式滤波器, 训练数据分别经过两个滤波器后构建模板数据, 测试数据分别经过两个滤波器后与对应的模板数据匹配分析, 最后决策分类; 另一方面首先构建任务相关成分滤波器, 训练数据经过第一次空间滤波后构建判别空间模式滤波器; 训练数据先后经过两个空间滤波器后构建模板数据, 测试数据先后经过两个空间滤波器与模板数据匹配分析, 最后决策分类。首次结合任务相关成分分析与判别空间模式分析的方法, 通过模版匹配可实现对大脑活动不同模式的有效识别。

基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法

技术领域

5 本发明涉及运动相关电位检测领域，尤其涉及一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法。

背景技术

10 脑电 (Electroencephalography, EEG) 反映了大脑神经元的生物电活动。通过检测 EEG 模式可用于控制脑-机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 输出。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。运动皮质相关电位 (Movement-related cortical potentials, MRCPs) 是人体在执行提示性或自主性运动时调用大脑中与运动相关的认知资源时所产生的低频电位。基于 MRCPs 检测的 BCI 系统可用于康复训练、智能假肢和机械外骨骼控制等多种场合，因而得到了研究者的广泛关注。15 然而编码方法简单，传统的编码方法主要包括左、右手，双脚，舌等简单肢体运动想象，因此 BCI 的指令集小，对于实现交流必须的大指令控制具有极大的难度。

MRCPs 可以看作是与运动相关的事件相关电位。由于脑电信号的信噪比低，单试次的 MRCP 波形特征很难有效提取。常用的方法为叠加平均，提高信噪比。但是，叠加平均的方法需要使用者多次执行同一任务后输出一个结果，时间成本较高。单试次的运动任务相关 EEG 波形特征很难有效提取。头皮脑电信号可以看作是大脑中不同的源产生的信号在头皮的叠加。可以利用空间滤波的方法提取特征。空间滤波的主要思想是：通过对原始脑电各路信号分配权重，提取感兴趣源信号成分，剔除噪声信号，从而提高特征信号的信噪比。模板匹配的主要思想是通过将特征信号与不同模式的模板信号进行匹配，寻找匹配度最高的模板作为识别模式。

25

发明内容

本发明提供了一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，在编码方面本发明设计一种基于序列运动的运动意图编码方法，提供一种新的指令编码方法，能够有效的扩展运动意图解码 BCI 的指令集，在解码方面利用一种基于任务相关成分分析与判别空间模式分析的空间滤波方法提高脑电信号信噪比，与传统方法相比，可提高运动相

30

关电位检测效率，进一步的研究可为 BCI 的发展开辟新的发展方向，有望获得可观的社会效益和经济效益，详见下文描述：

一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，所述方法包括以下步骤：

5 利用预处理后的脑电数据构建任务相关成分空间滤波器，脑电数据经过任务相关成分空间滤波器滤波后为第一滤波数据；

利用预处理后的脑电数据构建空间模式滤波器，脑电数据经过判别空间模式滤波器滤波后为第二滤波数据；

10 根据第一滤波数据和第二滤波数据分别构建两个模板数据，测试数据分别经过任务相关成分空间滤波器、判别空间模式滤波器后与两个模板数据分别进行匹配分析，最后进行决策分类。

15 另一实施例，一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，所述方法基于任务相关成分分析与判别空间模式分析，对脑电信号进行空间滤波，且通过模板匹配实现对大脑活动不同模式的有效识别，所述方法包括以下步骤：

利用预处理后的脑电数据构建任务相关成分空间滤波器，预处理后的脑电数据经过第一次空间滤波后用于构建判别空间模式滤波器，即 DSP 滤波器；

滤波后的数据经过第二次空间滤波后构建模板数据，测试数据经过两次空间滤波与模板数据进行匹配分析，最后进行决策分类。

20

本发明提供的技术方案的有益效果是：

1、本发明首次利用基于任务相关成分分析结合判别空间模式分析的方法，可实现运动相关电位准确识别；

25 2、本发明提出的方法可用于基于运动意图检测的脑-机接口系统，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；

3、本发明提出序列编码的设计，有效的扩展了基于运动意图解码 BCI 的指令集，与传统范式的字符拼写器（如基于 P300 的 Oddball 范式）相比，不需要外界刺激，使用者仅需要自主的控制自己的运动意图输出指令，可真正实现意念控制。本发明提出的编码方式，为 MI-BCI 系统大指令集操作奠定基础。

30

附图说明

图 1 为一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法的流程图；

图 2 为一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法的另一流程图。

5 具体实施方式

为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面对本发明实施方式作进一步地详细描述。

本发明实施例中涉及的空间滤波方法包括：任务相关成分分析(Task-related component analysis, TRCA) 与判别空间模式分析(Discriminative spatial pattern, DSP)。TRCA 旨在从线性加权的多重时间序列中提取任务相关成分。其主要思想是最大化同一类任务不同试次之间的协方差或者相关性。DSP 的目的是使不同模式之间的特征差异最大化。该方法是 Fisher 线性判别分析思想在空间分析方面的拓展，在强调类间离差投影最大和类内离差投影最小的情况下获得空间滤波器。本发明实施例的模板匹配方法涉及皮尔森相关系数、欧式距离和典型相关分析(Canonical correlation analysis, CCA) 方法和特征值比较方法。

15

实施例 1

本发明实施例提供了一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法。运动相关皮质电位(MRCPs) 是人们在想象或执行身体运动时产生的富含运动信息、有严格锁时和锁相的脑电信号模式。因其在揭示人体运动神经机制、指导运动康复训练等方面具有重要的研究价值，受到了研究者的广泛关注。本发明实施例设计了基于空间滤波的运动相关电位检测方法，可以提高识别正确率。

其技术流程是：利用预处理后的脑电数据 1 构建任务相关成分空间滤波器，数据 1 经过任务相关成分空间滤波器滤波后为数据 2，利用预处理后的脑电数据 1 构建判别空间模式滤波器，数据 1 经过判别空间模式滤波器滤波后为数据 3，分别根据数据 2 和数据 3 构建模板数据，测试数据分别经过任务相关成分空间滤波器、判别空间模式滤波器后与两个模板数据进分别行匹配分析（即进行相干性分析的过程），最后进行决策分类（即特征值比较的过程）。

综上所述，本发明实施例首次将 TRCA、DSP 空间滤波方法结合模板匹配方法用于运动相关电位的检测，将有利于提高识别效率，对基于运动相关电位检测的 BCI 走向实用化

具有重要意义。

实施例 2

下面结合图 1、以及具体的计算公式对实施例 1 中的方案进行进一步地介绍，详见下文描述：

图 1 为本发明实施例计算的流程图，可用于运动相关电位检测。假设 $X_i = \{x^{(m)}\}_i$ 为第 i 类运动模式相关脑电训练数据的集合 ($i=1,2,\dots,n; m=1,2,\dots,M$)，其中每一类训练数据集中有 M 个样本 $x \in R^{N_c \times N_t}$ ， $x^{(m)}$ 表示第 m 个样本， $X \in R^{N_c \times N_t}$ 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。对训练集所有样本求均值得到训练样本的模板信号 $\hat{X}_i \in R^{N_c \times N_t}$ ，如公式 (1) 所示。

数据处理主要包括了数据预处理、构建空间滤波器并对数据空间滤波、相关性分析提取特征和模板匹配四个步骤。

$$\hat{X}_i = \frac{1}{M} \sum_{\substack{m=1 \\ x \in X_i}}^M x^{(m)} \quad (1)$$

一、数据预处理

脑电信号首先进行预处理。通常脑电信号的采样频率为 1000Hz 或更高，为在保证信号质量的前提下节约计算成本，首先降采样到 200Hz。使用切比雪夫滤波器对信号做 0.5~45Hz 的滤波。且对训练集和测试集都在时间尺度上进行了零均值处理。

二、空间滤波

在本发明实施例中，空间滤波分为两个步骤，首先是 TRCA 滤波，提取任务相关成分，第二步是 DSP 滤波，最大化两类数据的差异。

1、构建 TRCA 空间滤波器

TRCA 算法属于一种空间滤波器，目的是通过滤波器 V 最大化同一个任务内不同试次间的协方差之和，该协方差之和的计算方法如公式 (2) 所示， $x \in R^{N_c \times N_t}$ ，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， m_1 与 m_2 表示样本的编号， k_1 与 k_2 表示导联的编号， $x_{k_1}^{(m_1)}$ 表示第 m_1 个样本导联 k_1 的信号， x 为样本集。

$$\begin{aligned}
\sum_{\substack{m_1, m_2=1 \\ m_1 \neq m_2}}^{N_s} C_{h_1, h_2} &= \sum_{\substack{m_1, m_2=1 \\ m_1 \neq m_2}}^{N_s} \sum_{k_1, k_2=1}^{N_c} v_{k_1} v_{k_2} \text{Cov}(\mathbf{x}_{k_1}^{(m_1)}, \mathbf{x}_{k_2}^{(m_2)}) \\
&= \mathbf{v}^T \mathbf{S} \mathbf{v}
\end{aligned} \tag{2}$$

其中，Cov 为协方差； $v_{k_1} v_{k_2}$ 分别为 k_1, k_2 导联对应的滤波器； \mathbf{v} 为滤波器矩阵； \mathbf{S} 为
5 试次间的协方差矩阵。

为了得到限定的解，设置约束条件如公式 (3)：

$$\sum_{k_1, k_2=1}^{N_c} v_{k_1} v_{k_2} \text{Cov}(\mathbf{x}_{k_1}, \mathbf{x}_{k_2}) = \mathbf{v}^T \mathbf{Q} \mathbf{v} = 1 \tag{3}$$

其中， \mathbf{Q} 为导联间的协方差矩阵。

因此最终的优化函数如公式 (4)：

$$10 \quad \mathbf{V} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{S} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{Q} \mathbf{v}} \tag{4}$$

其中，最优解 \mathbf{V} 是矩阵 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{S}$ 的特征向量。

对于本发明实施例，训练集 $X_i \in R^{N_c \times N_t}$ 通过计算得到 TRCA 滤波器 $V_i \in R^{N_c \times N_c} (i = 1, 2, \dots, n)$ ，共得到 n 个子滤波器。

15 为得到最优滤波器，可对子滤波器降维 $\hat{V}_i \in R^{N_c \times N'_c}$ ，选取的维度 N'_c 可根据经验确定，也可根据算法优化调整。对降维后的子滤波器组合变为 $\hat{\mathbf{V}} \in R^{N_c \times (n \cdot N'_c)}$ ：

$$\hat{\mathbf{V}} = [\hat{V}_1, \hat{V}_2, \dots, \hat{V}_n] \tag{5}$$

对训练样本的模板信号及测试数据经过子空间滤波后，得到 $\hat{X}_i^T \hat{\mathbf{V}}$ 以及 $X^T \hat{\mathbf{V}}$ 。

其中， N'_c 为降维后滤波器的维度， \hat{X}_i^T 为模板信号的转置， \hat{V}_i 为降维后的第 i 类 TRCA
20 滤波器。

2、构建 DSP 空间滤波器

DSP 是一种空间滤波方法，目的是使不同模式之间的特征差异最大化。该方法是 Fisher 线性判别分析思想在空间分析方面的拓展，在强调类间离差投影最大和类内离差投影最小

的情况下获得空间滤波器。其中类间散度矩阵 S_b 如公式(6)所示, $\hat{X}_i \in R^{N_c \times N_t}$ 和 $\hat{X}_j \in R^{N_c \times N_t}$ 为对第*i*类和第*j*类训练集所有样本求均值得到两类训练样本的模板信号。

$$S_b = (\hat{X}_i - \hat{X}_j)(\hat{X}_i - \hat{X}_j)^T = \hat{X}_i \hat{X}_i^T + \hat{X}_j \hat{X}_j^T - \hat{X}_i \hat{X}_j^T - \hat{X}_j \hat{X}_i^T \quad (6)$$

类内散度矩阵 S_w 如公式(7)所示:

$$S_w = \sum_{x \in X_i} (x - \hat{X}_i)(x - \hat{X}_i)^T + \sum_{x \in X_j} (x - \hat{X}_j)(x - \hat{X}_j)^T \quad (7)$$

其中, $X_i \in R^{N_c \times N_t}$ 为第*i*类训练集, $X_j \in R^{N_c \times N_t}$ 为第*j*类训练集。

因此最终的目标函数如公式(8):

$$U = \operatorname{argmax}_u \frac{u^T S_b u}{u^T S_w u} \quad (8)$$

10

其中, 最优解 U 是矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的特征向量, u 为每个导联对应的滤波器。

对于本发明实施例, 两类训练集 $X_i \in R^{N_c \times N_t}$ 和 $X_j \in R^{N_c \times N_t}$ 通过计算后得到 DSP 滤波器 $U_{i,j} \in R^{N_c \times N_c}$ ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$ 且 $j \neq i$)。

对每两类训练集计算 DSP 滤波器, 则得到 $\frac{n \times (n-1)}{2}$ 个子滤波器。为得到最优滤波器, 可对子滤波器降维 $\hat{U}_{i,j} \in R^{N_c \times N'_c}$, 选取的维度 N'_c 可根据经验确定, 也可根据算法优化调整。

对降维后的子滤波器组合变为 $\hat{U} \in R^{N_c \times (\frac{n \times (n-1)}{2} \cdot N'_c)}$:

$$\hat{U} = [\hat{U}_{1,2}, \hat{U}_{1,3}, \dots, \hat{U}_{n-1,n}] \quad (9)$$

对训练样本的模板信号 $\hat{X}_i \in R^{N_c \times N_t}$ 以及测试数据进行空间滤波, 得到 $\hat{X}_i^T \hat{U}$ 以及 $X^T \hat{U}$ 。

其中, $\hat{U}_{i,j}$ 为第*i*类训练数据和第*j*类数据通过计算后得到的降维后的子滤波器; \hat{U} 为包括所有子滤波器的滤波器组。

三、相关性分析

在本发明中使用的相关性分析的方法为皮尔森相关系数、欧式距离和典型相关分析 (Canonical correlation analysis, CCA) 方法。

25 皮尔森相关系数的定义为: 两个连续变量 X, Y 的皮尔森相关性系数等于它们之间的协方差 $\operatorname{cov}(X, Y)$ 除以它们各自标准差的乘积 $\sigma_X \sigma_Y$ 。系数的取值范围为[-1,1], 接近 0 的变量

被称为无相关性，接近 1 或者-1 被称为具有强相关性。在这里使用corr(*)表示皮尔森相关系数。

欧式距离是欧几里得度量的简称，指在 m 维空间中两个点之间的真实距离，在本发明实施例中，计算了测试样本与两类训练模板的距离，认为距离越近，相关性越强。在这里 dist(*)表示欧式距离。

CCA 算法的基本原理是：为了从总体上把握两组指标之间的相关关系，分别在两组变量中提取有代表性的两个综合变量 A 和 B（分别为两个变量组中各变量的线性组合），利用这两个综合变量之间的相关关系来反映两组指标之间的整体相关性。应用 CCA 算法可以将空间滤波后的数据投影到新的空间并计算相关性。在这里使用 CCA(*)表示 CCA 分析。

以下为计算特征的详细说明。

首先计算经过 TRCA 空间滤波后测试数据与各模板的皮尔森相关系数：

$$\rho_{i1} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V}, X^T \hat{V}) \quad (10)$$

计算经过 TRCA 空间滤波后测试数据与各模板的欧式距离：

$$\rho_{i2} = \text{dist}(\hat{X}_i^T \hat{V}, X^T \hat{V}) \quad (11)$$

对经过 TRCA 空间滤波后测试数据与各模板进行 CCA 分析并在新的投影空间计算皮尔森相关系数：

$$[A_i, B_i] = \text{CCA}(\hat{X}_i^T \hat{V}, X^T \hat{V}) \quad (12)$$

$$\rho_{i3} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V} A_i, X^T \hat{V} A_i) \quad (13)$$

$$\rho_{i4} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V} B_i, X^T \hat{V} B_i) \quad (14)$$

计算经过 DSP 空间滤波后测试数据与各模板的皮尔森相关系数：

$$\rho_{i5} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{U}, X^T \hat{U}) \quad (15)$$

计算经过 DSP 空间滤波后测试数据与各模板的欧式距离：

$$\rho_{i6} = \text{dist}(\hat{X}_i^T \hat{U}, X^T \hat{U}) \quad (16)$$

对经过 DSP 空间滤波后测试数据与各模板进行 CCA 分析并在新的投影空间计算皮尔森相关系数：

$$[A_i, B_i] = \text{CCA}(\hat{X}_i^T \hat{U}, X^T \hat{U}) \quad (17)$$

$$\rho_{i7} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{U} A_i, X^T \hat{U} A_i) \quad (18)$$

$$\rho_{i8} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{U} B_i, X^T \hat{U} B_i) \quad (19)$$

由此，测试数据与每一类训练数据的模板匹配计算后得到了特征向量 $\rho_i = [\rho_{i1}, \rho_{i2}, \rho_{i3}, \rho_{i4}, \rho_{i5}, \rho_{i6}, \rho_{i7}, \rho_{i8}]^T$ ， $\rho_i \in R^{8 \times 1}$ 。

其中，CCA(*)表示 CCA 分析，corr(*)表示皮尔森相关系数， A_i, B_i 为线性投影矩阵， ρ_{i1} 为第 i 类特征向量的第一个特征元素， ρ_{i2} 为第 i 类特征向量的第二个特征元素， ρ_{i3} 为第 i 类特征向量的第三个特征元素， ρ_{i4} 为第 i 类特征向量的第四个特征元素， ρ_{i5} 为第 i 类特征向量的第五个特征元素， ρ_{i6} 为第 i 类特征向量的第六个特征元素， ρ_{i7} 为第 i 类特征向量的第七个特征元素， ρ_{i8} 为第 i 类特征向量的第八个特征元素。

10 四、特征值比较

如前文所述，本发明实施例中提取的特征表征的是相关性，因此特征值越大表示与某一类越相似。通过比较特征值的大小判定测试样本与哪一类训练样本更为匹配。在这里，加入权重系数 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6, \omega_7, \omega_8]$ ， $\omega \in R^{1 \times 8}$ ，优化匹配结果。

$$I = \underset{i}{\operatorname{argmax}} (\omega \rho_i) \quad (20)$$

15 选取最大的 $\omega \rho_i$ ，则测试数据的识别结果为第 I 类运动相关模式。权重系数 ω 可根据经验确定，也可根据算法优化调整。

实际应用时会发现传统的运动意图解码脑-机接口系统的指令集中指令个数较少，这对于实现交流必需的大指令控制具有极大的难度。上述空间滤波算法可实现对运动相关电位的快速解码，基于此，本发明提出了一种新的运动意图脑电信号编码方法，利用上述空间滤波算法对脑电信号解码，可有效扩展基于运动意图解码脑-机接口的指令集。

其技术流程是：使用者根据本发明提出的编码范式自主序列按键，同时采集脑电信号，用于解码分析。

具体技术方案：

25 编码范式：由于大脑对于肢体运动的控制为对侧控制，即左侧大脑的运动功能区控制右侧肢体的运动，右侧大脑的运动功能区控制左侧肢体的运动，故用户在使用左手按键时，大脑右侧对应空间位置运动相关脑电信号特征较为明显，用户在使用右手按键时，大脑左侧对应空间位置运动相关脑电信号特征较为明显。在本发明中，将用于的左手按键定义为编码 1，右手按键定义为编码 0，利用“0/1”二进制编码思想，可实现大指令编码。以编码

4 个指令为例，2 位编码即可实现，如表 1 所示：

表 1 编码方法示意

编码指令	编码范式	编码序列（两位）
指令 1	先左手按键，后左手按键	11
指令 2	先左手按键，后右手按键	10
指令 3	先右手按键，后左手按键	01
指令 4	先右手按键，后右手按键	00

由此，通过增加按键次数即编码位数可实现大指令集的控制。具体说来，当编码的位数为 n 时，编码的指令个数为 2^n 个。每次按键之间的间隔时间 T 取决于脑电模式识别算法能够有效检测的最短时间。

信号采集：使用 Neuroscan 公司的 64 导联脑电采集系统采集脑电信号，使用 Ag/AgCl 电极（阻抗小于 15000 欧姆），所有导联的脑电信号以头顶为参考，以前额为地，根据 10-20 国际标准导联位置摆放。脑电采样频率为 1000Hz，滤波通带为 0~100Hz，并采用 50Hz 陷波器去除工频干扰。

综上所述，与传统方法相比，本方法可提高运动相关电位检测效率。另外本发明提出的检测方法进一步研究可以得到完善的基于运动意图检测的脑-机接口系统，用于残疾人、特殊人群辅助输出，与外界进行信息交互，并在电子娱乐、工业控制等领域，有望获得可观的社会效益和经济效益。

实施例 3

本发明实施例提供了一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法。脑电信号反映了大脑神经元的生物电活动。脑电振荡模式与大脑认知活动密切相关。由于其在揭示大脑神经机制、实现脑-机接口控制等方面具有重要的研究价值，受到了研究者的广泛关注。本发明实施例结合 TRCA 与 DSP，设计了复合空间滤波方法，可提高脑电模式识别的准确性。

其技术流程是：利用预处理后的脑电数据 1 构建任务相关成分空间滤波器，数据 1 经过第一次空间滤波后为数据 2，利用数据 2 构建判别空间模式空间滤波器，数据 2 经过第二次空间滤波后构建模板数据，测试数据经过两次空间滤波与模板数据进行匹配分析（即进行相干性分析的过程），最后进行决策分类（即特征值比较的过程）。

本发明实施例，设计了结合 TRCA、DSP 的复合空间滤波方法以及模板匹配的算法用

于 EEG 模式识别，将有利于提高识别准确率，对基于 EEG 的 BCI 进一步向应用成果转化奠定了有力基础。

实施例 4

5 下面结合图 2、以及具体的计算公式对实施例 1 中的方案进行进一步地介绍，详见下文描述：

图 2 为本发明实施例计算的流程图，可用于运动相关电位检测。假设 $X_i = \{x^{(m)}\}_i$ 为第 i 类运动模式相关脑电训练数据的集合 ($i=1,2,\dots,n; m=1,2,\dots,M$)，其中每一类训练数据集中有 M 个样本 $x \in R^{N_c \times N_t}$ ， $x^{(m)}$ 表示第 m 个样本， $X \in R^{N_c \times N_t}$ 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。对训练集所有样本求均值得到训练样本的模板信号 $\hat{X}_i \in R^{N_c \times N_t}$ ，如公式 (21) 所示。

数据处理主要包括了数据预处理、构建空间滤波器并对数据空间滤波、相关性分析提取特征和模板匹配四个步骤。

$$\hat{X}_i = \frac{1}{M} \sum_{\substack{m=1 \\ x \in X_i}}^M x^{(m)} \quad (21)$$

15 一、数据预处理

脑电信号首先进行预处理。通常脑电信号的采样频率为 1000Hz 或更高，为在保证信号质量的前提下节约计算成本，首先降采样到 200Hz。使用切比雪夫滤波器对信号做 0.5~45Hz 的滤波。且对训练集和测试集都在时间尺度上进行了零均值处理。

20 二、空间滤波

在本发明实施例中，空间滤波分为两个步骤，首先是 TRCA 滤波，提取任务相关成分，第二步是 DSP 滤波，最大化两类数据的差异。

TRCA 算法属于一种空间滤波器，目的是通过滤波器 V 最大化同一个任务内不同试次间的协方差之和，该协方差之和的计算方法如公式 (22) 所示， $x \in R^{N_c \times N_t}$ ，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， m_1 与 m_2 表示样本的编号， k_1 与 k_2 表示导联的编号， $x_{k_1}^{(m_1)}$ 表示第 m_1 个样本导联 k_1 的信号。

$$\begin{aligned}
\sum_{\substack{m_1, m_2=1 \\ m_1 \neq m_2}}^{N_s} C_{h_1, h_2} &= \sum_{\substack{m_1, m_2=1 \\ m_1 \neq m_2}}^{N_s} \sum_{k_1, k_2=1}^{N_c} v_{k_1} v_{k_2} \text{Cov}(\mathbf{x}_{k_1}^{(m_1)}, \mathbf{x}_{k_2}^{(m_2)}) \\
&= \mathbf{v}^T \mathbf{S} \mathbf{v}
\end{aligned} \tag{22}$$

其中，Cov 为协方差； $v_{k_1} v_{k_2}$ 分别为 k_1, k_2 导联对应的滤波器； \mathbf{v} 为滤波器矩阵； \mathbf{S} 为试次间的协方差矩阵。

5

为了得到限定的解，设置约束条件如公式 (23)：

$$\sum_{k_1, k_2=1}^{N_c} v_{k_1} v_{k_2} \text{Cov}(\mathbf{x}_{k_1}, \mathbf{x}_{k_2}) = \mathbf{v}^T \mathbf{Q} \mathbf{v} = 1 \tag{23}$$

其中， \mathbf{Q} 为导联间的协方差矩阵。

因此最终的优化函数如公式 (24)：

$$\mathbf{V} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{S} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{Q} \mathbf{v}} \tag{24}$$

其中，最优解 \mathbf{V} 是矩阵 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{S}$ 的特征向量。

对于本发明实施例，训练集 $X_i \in R^{N_c \times N_t}$ 通过计算得到 TRCA 滤波器 $V_i \in R^{N_c \times N_c}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)，共得到 n 个子滤波器。

为得到最优滤波器，可对子滤波器降维 $\hat{V}_i \in R^{N_c \times N'_c}$ ，对训练样本的模板信号及测试数据经过子空间滤波后，得到 $\hat{X}_i^T \hat{V}_i \in R^{N_t \times N'_c}$ 以及 $X^T \hat{V}_i \in R^{N_t \times N'_c}$ 。

其中， N'_c 为降维后滤波器的维度， \hat{X}_i^T 为模板信号的转置， \hat{V}_i 为降维后的第 i 类 TRCA 滤波器。

DSP 滤波器的目的是使不同模式之间的特征差异最大化。该方法是 Fisher 线性判别分析思想在空间分析方面的拓展，在强调类间离差投影最大和类内离差投影最小的情况下获得空间滤波器。

$\hat{X}_i^T \hat{V}_i \in R^{N_t \times N'_c}$ 和 $\hat{X}_j^T \hat{V}_j \in R^{N_t \times N'_c}$ 为对第 i 类和第 j 类训练集模板 \hat{X}_i 和 \hat{X}_j 经过对应的 TRCA 滤波器滤波后的新模板， $Y_i = \{(x^{(m)})^T \hat{V}_i\}_i$ 与 $Y_j = \{(x^{(m)})^T \hat{V}_j\}_j$ 为第 i 类和第 j 类训练数据集和经过 TRCA 滤波后的新集合，集合中的样本 $x' \in R^{N_t \times N'_c}$ 。其中类间散度矩阵 S_b 如公式 (25)

所示:

$$S_b = (\hat{X}_i^T \hat{V}_i - \hat{X}_j^T \hat{V}_j)(\hat{X}_i^T \hat{V}_i - \hat{X}_j^T \hat{V}_j)^T \quad (25)$$

类内散度矩阵 S_w 如公式 (26) 所示:

$$S_w = \sum_{x' \in Y_i} (x' - \hat{X}_i^T \hat{V}_i)(x' - \hat{X}_i^T \hat{V}_i)^T + \sum_{x' \in Y_j} (x' - \hat{X}_j^T \hat{V}_j)(x' - \hat{X}_j^T \hat{V}_j)^T \quad (26)$$

5 因此最终的目标函数如公式 (27):

$$U = \operatorname{argmax}_u \frac{u^T S_b u}{u^T S_w u} \quad (27)$$

最优解 U 是矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的特征向量。

对于本发明实施例, 两类新训练数据通过计算后得到 DSP 滤波器:

10 $U_{i,j} \in R^{N'_c \times N'_c}$ ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$ 且 $j \neq i$)。对每两类训练集计算 DSP 滤波器, 则得到 $\frac{n \times (n-1)}{2}$ 个子滤波器。

为得到最优滤波器, 可对子滤波器降维 $\hat{U}_{i,j} \in R^{N'_c \times N''_c}$, 选取的维度 N''_c 可根据经验确定, 也可根据算法优化调整。对降维后的子滤波器组合变为 $\hat{U} \in R^{N'_c \times (\frac{n \times (n-1)}{2} \cdot N''_c)}$;

$$\hat{U} = [\hat{U}_{1,2}, \hat{U}_{1,3}, \dots, \hat{U}_{n-1,n}] \quad (28)$$

15 对训练样本的模板信号 $\hat{X}_i^T \hat{V}_i$ 以及测试数据进行空间滤波, 得到 $\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U}$ 以及 $X^T \hat{V}_i \hat{U}$ 。

三、相关性分析

在本发明中使用的相关性分析的方法为皮尔森相关系数、欧式距离和典型相关分析 (Canonical correlation analysis, CCA) 方法。

20 皮尔森相关系数的定义为: 两个连续变量 X, Y 的皮尔森相关性系数等于它们之间的协方差 $\operatorname{cov}(X, Y)$ 除以它们各自标准差的乘积 $\sigma_X \sigma_Y$ 。系数的取值范围为 $[-1, 1]$, 接近 0 的变量被称为无相关性, 接近 1 或者-1 被称为具有强相关性。在这里使用 $\operatorname{corr}(\cdot)$ 表示皮尔森相关系数。

25 欧式距离是欧几里得度量的简称, 指在 m 维空间中两个点之间的真实距离, 在本发明实施例中, 计算了测试样本与两类训练模板的距离, 认为距离越近, 相关性越强。在这里 $\operatorname{dist}(\cdot)$ 表示欧式距离。

CCA 算法的基本原理是：为了从总体上把握两组指标之间的相关关系，分别在两组变量中提取有代表性的两个综合变量 A 和 B（分别为两个变量组中各变量的线性组合），利用这两个综合变量之间的相关关系来反映两组指标之间的整体相关性。应用 CCA 算法可以将空间滤波后的数据投影到新的空间并计算相关性。在这里使用 CCA(*)表示 CCA 分析。

以下为计算特征的详细说明。

首先计算经过复合空间滤波后测试数据与各模板的皮尔森相关系数：

$$\rho_{i1} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U}, X^T \hat{V}_i \hat{U}) \quad (29)$$

计算经过复合空间滤波后测试数据与各模板的欧式距离：

$$\rho_{i2} = \text{dist}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U}, X^T \hat{V}_i \hat{U}) \quad (30)$$

对经过复合空间滤波后测试数据与各模板进行 CCA 分析并在新的投影空间计算皮尔森相关系数：

$$[A_i, B_i] = \text{CCA}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U}, X^T \hat{V}_i \hat{U}) \quad (31)$$

$$\rho_{i3} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U} A_i, X^T \hat{V}_i \hat{U} A_i) \quad (32)$$

$$\rho_{i4} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U} B_i, X^T \hat{V}_i \hat{U} B_i) \quad (33)$$

由此，测试数据与每一类训练数据的模板匹配计算后得到了特征向量 $[\rho_{i1}, \rho_{i2}, \rho_{i3}, \rho_{i4}]^T$ ， $\rho_i \in R^{4 \times 1}$ 。

四、特征值比较

如前文所述，本发明实施例中提取的特征表征的是相关性，因此特征值越大表示与某一类越相似。通过比较特征值的大小判定测试样本与哪一类训练样本更为匹配。在这里，加入权重系数 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4]$ ， $\omega \in R^{1 \times 4}$ 优化匹配结果。

$$I = \underset{i}{\text{argmax}} (\omega \rho_i) \quad (34)$$

选取最大的 $\omega \rho_i$ ，则测试数据的识别结果为第 I 类脑电模式。权重系数 ω 可根据经验确定，也可根据算法优化调整。

实际应用时会发现传统的运动意图解码脑-机接口系统的指令集中指令个数较少，这对于实现交流必需的大指令控制具有极大的难度。上述空间滤波算法可实现对运动相关电位的快速解码，基于此，本发明提出了一种新的运动意图脑电信号编码方法，利用上述空间滤波算法对脑电信号解码，可有效扩展基于运动意图解码脑-机接口的指令集。

5 其技术流程是：使用者根据本发明提出的编码范式自主序列按键，同时采集脑电信号，用于解码分析。

具体技术方案：

编码范式：由于大脑对于肢体运动的控制为对侧控制，即左侧大脑的运动功能区控制右侧肢体的运动，右侧大脑的运动功能区控制左侧肢体的运动，故用户在使用左手按键时，
10 大脑右侧对应空间位置运动相关脑电信号特征较为明显，用户在使用右手按键时，大脑左侧对应空间位置运动相关脑电信号特征较为明显。在本发明中，将用于的左手按键定义为编码 1，右手按键定义为编码 0，利用“0/1”二进制编码思想，可实现大指令编码。以编码 4 个指令为例，2 位编码即可实现，如实施例 2 中的表 1 所示。

由此，通过增加按键次数即编码位数可实现大指令集的控制。具体说来，当编码的位
15 数为 n 时，编码的指令个数为 2^n 个。每次按键之间的间隔时间 T 取决于脑电模式识别算法能够有效检测的最短时间。

信号采集：使用 Neuroscan 公司的 64 导联脑电采集系统采集脑电信号，使用 Ag/AgCl 电极（阻抗小于 15000 欧姆），所有导联的脑电信号以头顶为参考，以前额为地，根据 10-20 国际标准导联位置摆放。脑电采样频率为 1000Hz，滤波通带为 0~100Hz，并采用 50Hz
20 陷波器去除工频干扰。

本领域技术人员可以理解附图只是一个优选实施例的示意图，上述本发明实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。

以上所述仅为本发明的较佳实施例，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则
25 之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

权利要求

1、一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述方法包括以下步骤：

5 利用预处理后的脑电数据构建任务相关成分空间滤波器，脑电数据经过任务相关成分空间滤波器滤波后为第一滤波数据；

利用预处理后的脑电数据构建空间模式滤波器，脑电数据经过判别空间模式滤波器滤波后为第二滤波数据；

10 根据第一滤波数据和第二滤波数据分别构建两个模板数据，测试数据分别经过任务相关成分空间滤波器、判别空间模式滤波器后与两个模板数据分别进行匹配分析，最后进行决策分类。

2、根据权利要求 1 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述利用预处理后的脑电数据构建任务相关成分空间滤波器具体为：

15 训练集 $X_i \in R^{N_c \times N_t}$ 通过计算得到任务相关成分分析滤波器；

$V_i \in R^{N_c \times N_c}, i = 1, 2, \dots, n$ 共得到 n 个子滤波器；其中 N_c 表示滤波器的维度， N_t 表示截取信号长度；

对子滤波器降维 $\hat{V}_i \in R^{N_c \times N'_c}$ ，对降维后的子滤波器组合变为 $\hat{V} \in R^{N_c \times (n \cdot N'_c)}$ ；

$$\hat{V} = [\hat{V}_1, \hat{V}_2, \dots, \hat{V}_n]$$

20 对训练样本的模板信号及测试数据经过子空间滤波后，得到 $\hat{X}_i^T \hat{V}$ 以及 $X^T \hat{V}$ ；

其中， N'_c 为降维后滤波器的维度， \hat{X}_i^T 为模板信号的转置， \hat{V}_i 为降维后的第 i 类 TRCA 滤波器。

3、根据权利要求 2 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述利用预处理后的脑电数据构建空间模式滤波器具体为：

25 对每两类训练集计算 DSP 滤波器，则得到 $\frac{n \times (n-1)}{2}$ 个子滤波器，对子滤波器降维 $\hat{U}_{i,j} \in R^{N_c \times N'_c}$ ，对降维后的子滤波器组合变为 $\hat{U} \in R^{N_c \times (\frac{n \times (n-1)}{2} \cdot N'_c)}$ ；

$$\hat{U} = [\hat{U}_{1,2}, \hat{U}_{1,3}, \dots, \hat{U}_{n-1,n}]$$

对训练样本的模板信号 $\hat{X}_i \in R^{N_c \times N_t}$ 以及测试数据进行空间滤波, 得到 $\hat{X}_i^T \hat{U}$ 以及 $X^T \hat{U}$; 其中, $\hat{U}_{i,j}$ 为第 i 类训练数据和第 j 类数据通过计算后得到的降维后的子滤波器; \hat{U} 为包括所有子滤波器的滤波器组。

- 5 4、根据权利要求 3 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法, 其特征在于, 所述测试数据分别经过任务相关成分空间滤波器、判别空间模式滤波器后与两个模板数据分别进行匹配分析的过程为: 对经过 TRCA 空间滤波后测试数据与各模板进行 CCA 分析并在新的投影空间计算皮尔森相关系数的过程;

具体计算公式如下:

$$10 \quad [A_i, B_i] = \text{CCA}(\hat{X}_i^T \hat{V}, X^T \hat{V})$$

$$\rho_{i3} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V} A_i, X^T \hat{V} A_i)$$

$$\rho_{i3} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V} A_i, X^T \hat{V} A_i)$$

计算经过 DSP 空间滤波后测试数据与各模板的皮尔森相关系数:

$$\rho_{i5} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{U}, X^T \hat{U})$$

- 15 计算经过 DSP 空间滤波后测试数据与各模板的欧式距离:

$$\rho_{i6} = \text{dist}(\hat{X}_i^T \hat{U}, X^T \hat{U})$$

对经过 DSP 空间滤波后测试数据与各模板进行 CCA 分析并在新的投影空间计算皮尔森相关系数:

$$20 \quad [A_i, B_i] = \text{CCA}(\hat{X}_i^T \hat{U}, X^T \hat{U})$$

$$\rho_{i7} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{U} A_i, X^T \hat{U} A_i)$$

$$\rho_{i8} = \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{U} B_i, X^T \hat{U} B_i)$$

由此, 测试数据与每一类训练数据的模板匹配计算后得到了特征向量 $[\rho_{i1}, \rho_{i2}, \rho_{i3}, \rho_{i4}, \rho_{i5}, \rho_{i6}, \rho_{i7}, \rho_{i8}]^T$, $\rho_i \in R^{8 \times 1}$

- 其中, CCA(*) 表示 CCA 分析, corr(*) 表示皮尔森相关系数, A_i, B_i 为线性投影矩阵, ρ_{i1} 为第 i 类特征向量的第一个特征元素, ρ_{i2} 为第 i 类特征向量的第二个特征元素, ρ_{i3} 为第 i 类特征向量的第三个特征元素, ρ_{i4} 为第 i 类特征向量的第四个特征元素, ρ_{i5} 为第 i 类特征向量的第五个特征元素, ρ_{i6} 为第 i 类特征向量的第六个特征元素, ρ_{i7} 为第 i 类特

征向量的第七个特征元素， ρ_{i8} 为第 i 类特征向量的第八个特征元素。

5、根据权利要求 4 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述决策分类的过程即为特征值比较的过程，具体为：

5 通过比较特征值的大小判定测试样本与哪一类训练样本更为匹配，加入权重系数， $\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6, \omega_7, \omega_8]$ ， $\omega \in R^{1 \times 8}$ 优化匹配结果：

$$I = \underset{i}{\operatorname{argmax}} (\omega \rho_i)$$

选取最大的 $\omega \rho_i$ ，则测试数据的识别结果为第 I 类运动相关模式。

10 6、根据权利要求 1-5 中任一权利要求所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述方法还包括：用左手按键定义为编码 1，用右手按键定义为编码 0，利用“0/1”二进制编码思想序列编码，当编码的位数为 n 时，编码的指令个数为 2^n 个。

15 7、一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述方法基于任务相关成分分析与判别空间模式分析，对脑电信号进行空间滤波，且通过模板匹配实现对大脑活动不同模式的有效识别，所述方法包括以下步骤：

利用预处理后的脑电数据构建任务相关成分空间滤波器，预处理后的脑电数据经过第一次空间滤波后用于构建判别空间模式滤波器，即 DSP 滤波器；

20 滤波后的数据经过第二次空间滤波后构建模板数据，测试数据经过两次空间滤波与模板数据进行匹配分析，最后进行决策分类。

25 8、根据权利要求 7 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述利用预处理后的脑电数据构建任务相关成分空间滤波器具体为：

训练集 $X_i \in R^{N_c \times N_t}$ 通过计算得到任务相关成分分析滤波器：

$V_i \in R^{N_c \times N_c}, i=1, 2, \dots, n$ 共得到 n 个子滤波器；其中 N_c 表示滤波器的维度， N_t 表示截取信号长度；

30 对于滤波器降维 $\hat{V}_i \in R^{N_c \times N'_c}$ ，对训练样本的模板信号及测试数据经过子空间滤波后，得到 $\hat{X}_i^T \hat{V}_i \in R^{N_t \times N'_c}$ 以及 $\hat{X}_j^T \hat{V}_j \in R^{N_t \times N'_c}$ ；

其中, N'_c 为降维后滤波器的维度, 由经验确定, \hat{X}_i^T 为模板信号的转置, \hat{V}_i 为降维后的第*i*类TRCA滤波器; \mathbf{R} 为实数集。

9、根据权利要求 8 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解
5 码方法, 其特征在于, 所述预处理后的脑电数据经过第一次空间滤波后用于构建判别空
间模式滤波器具体为:

两类新训练数据通过计算后得到 DSP 滤波器:

$U_{i,j} \in R^{N'_c \times N'_c}$ ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$ 且 $j \neq i$), 其中 $U_{i,j}$ 表示第*i*类训练数据和
第*j*类数据通过计算后得到的 DSP 滤波器;

10 对每两类训练集计算 DSP 滤波器, 则得到 $\frac{n \times (n-1)}{2}$ 个子滤波器;

对子滤波器降维 $\hat{U}_{i,j} \in R^{N'_c \times N''_c}$, 其中 N''_c 为滤波器降维后的维度, 对降维后的子滤波
器组合变为 $\hat{U} \in R^{N'_c \times (\frac{n \times (n-1)}{2} \cdot N''_c)}$;

$$\hat{U} = [\hat{U}_{1,2}, \hat{U}_{1,3}, \dots, \hat{U}_{n-1,n}]$$

对训练样本的模板信号 $\hat{X}_i^T \hat{V}_i$ 以及测试数据进行空间滤波, 得到 $\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U}$ 以及 $X^T \hat{V}_i \hat{U}$ 。

15 10、根据权利要求 9 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解
码方法, 其特征在于, 所述测试数据经过两次空间滤波与模板数据进行匹配分析的过程
即为: 对经过复合空间滤波后测试数据与各模板进行典型相关分析, 即 CCA, 并在新的
投影空间计算皮尔森相关系数的过程;

具体计算公式如下:

$$\begin{aligned} 20 \quad [A_i, B_i] &= \text{CCA}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U}, X^T \hat{V}_i \hat{U}) \\ \rho_{i3} &= \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U} A_i, X^T \hat{V}_i \hat{U} A_i) \\ \rho_{i4} &= \text{corr}(\hat{X}_i^T \hat{V}_i \hat{U} B_i, X^T \hat{V}_i \hat{U} B_i) \end{aligned}$$

由此, 测试数据与每一类训练数据的模板匹配计算后得到了特征向量:

$$\rho_i = [\rho_{i1}, \rho_{i2}, \rho_{i3}, \rho_{i4}]^T, \quad \rho_i \in R^{4 \times 1};$$

25 其中, CCA(*)表示 CCA 分析, corr(*)表示皮尔森相关系数, A_i, B_i 为线性投影矩阵,
 ρ_{i1} 为第*i*类特征向量的第一个特征元素, ρ_{i2} 为第*i*类特征向量的第二个特征元素, ρ_{i3} 为

第 i 类特征向量的第三个特征元素， ρ_{i4} 为第 i 类特征向量的第四个特征元素。

11、根据权利要求 10 所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述决策分类的过程即为特征值比较的过程，具体为：

5 通过比较特征值的大小判定测试样本与哪一类训练样本更为匹配，加入权重系数 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4]$ ， $\omega \in R^{1 \times 4}$ 优化匹配结果；

$$I = \underset{i}{\operatorname{argmax}} (\omega \rho_i)$$

其中，选取最大的 $\omega \rho_i$ ，则测试数据的识别结果为第 I 类脑电模式。

10 12、根据权利要求 7-11 中任一权利要求所述的一种基于空间滤波与模版匹配的运动电位脑机接口编解码方法，其特征在于，所述方法还包括：用左手按键定义为编码 1，用右手按键定义为编码 0，利用“0/1”二进制编码思想序列编码，当编码的位数为 n 时，编码的指令个数为 2^n 个。

15

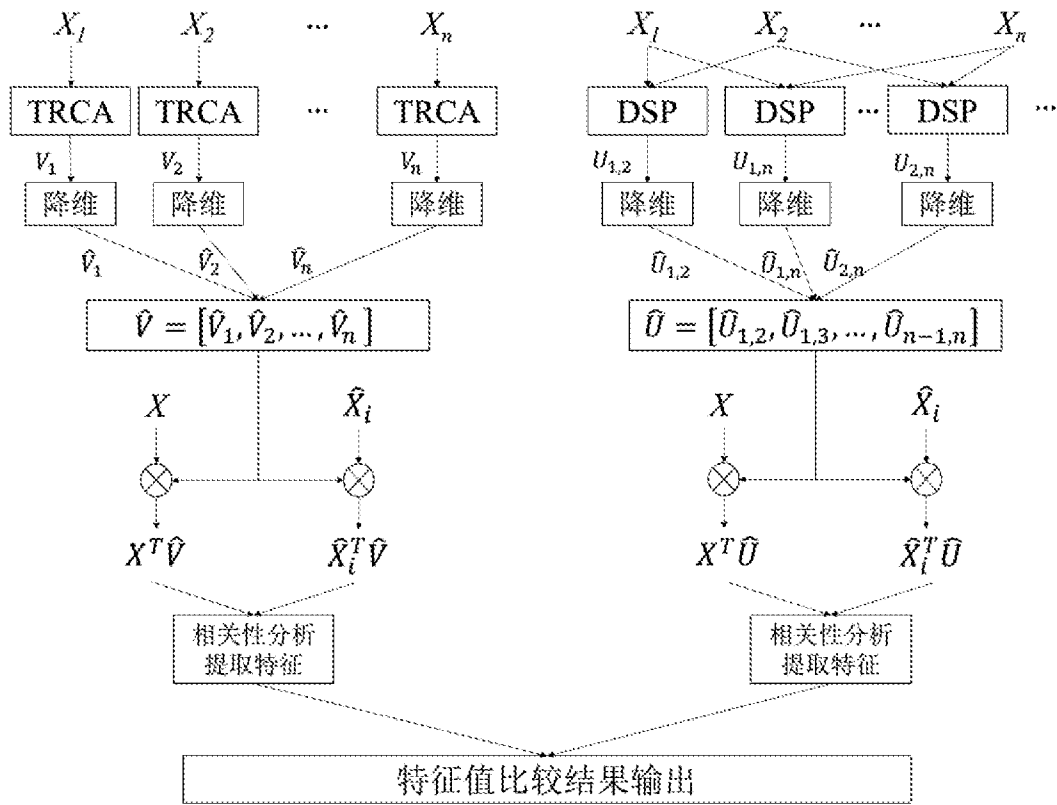


图 1

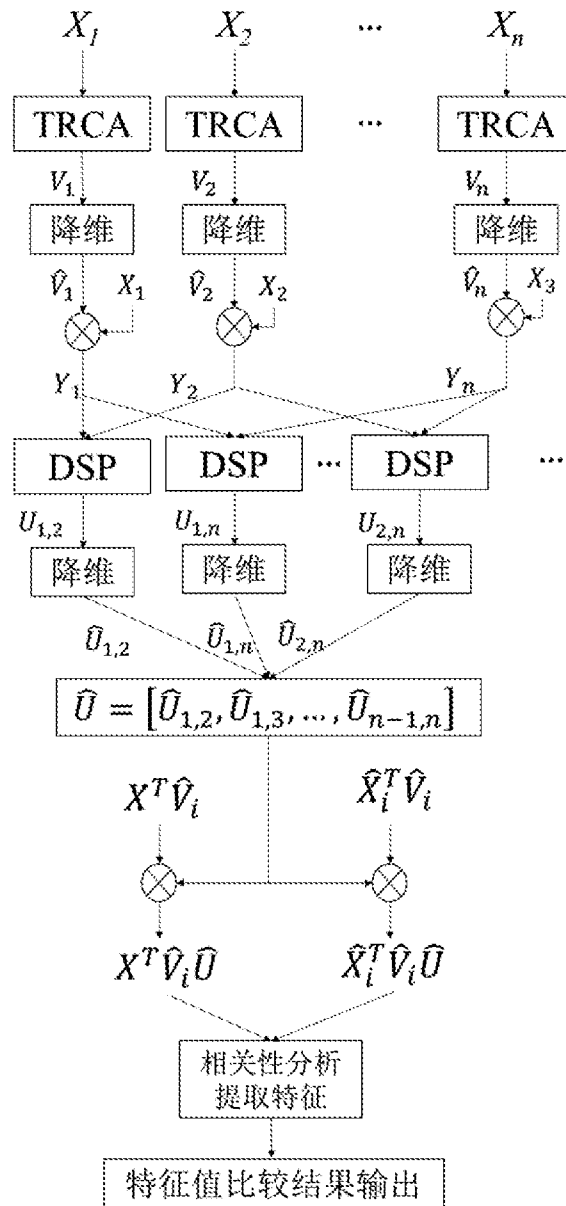


图 2

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/125926

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER		
G06K 9/00(2006.01)i		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
B. FIELDS SEARCHED		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)		
G06K		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)		
CNKI, CNPAT, WPI, EPODOC, IEEE: 明东, MRCP, 复合空间滤波, CCA, 空间滤波, 模版匹配, 复合, 双, 两个, 天津大学, EEG, 并行, 任务, 任务相关成分, TRCA, 判别, 王坤, 运动相关皮质电位, 串行, 欧式距离, 皮尔森, DSP, BCI, 滤波, 空间, spatial filter, combine, template matching, task related, Electroencephalography, movement related, canonical correlation analysis		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	LIAO, Xiang et al. "Combining Spatial Filters for the Classification of Single-Trial EEG in a Finger Movement Task" <i>IEEE Transactions on Biomedical Engineering</i> , Vol. 54, No. (5), 31 May 2007 (2007-05-31), page 821, abstract and page 823, right-hand column, part IV to page 830, left-hand column, part VII, and figure 5	1-12
Y	NAKANISHI, M. et al. "Independent Component Analysis-Based Spatial Filtering Improves Template-Based SSVEP Detection" <i>2017 39th Annual International Conference of The IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)</i> , 31 December 2017 (2017-12-31), page 3620, abstract and page 3621, left-hand column, part II to page 3622, left-hand column, paragraph 2, and figures 1-2	1-12
A	CN 102940490 A (XIDIAN UNIVERSITY) 27 February 2013 (2013-02-27) entire document	1-12
A	CN 101219048 A (BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 16 July 2008 (2008-07-16) entire document	1-12
A	CN 106200984 A (TIANJIN UNIVERSITY) 07 December 2016 (2016-12-07) entire document	1-12
<input checked="" type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> See patent family annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified) "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed "T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art "&" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search		Date of mailing of the international search report
14 May 2019		30 May 2019
Name and mailing address of the ISA/CN		Authorized officer
State Intellectual Property Office of the P. R. China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088 China		
Facsimile No. (86-10)62019451		Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/125926

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 105824418 A (TIANJIN UNIVERSITY) 03 August 2016 (2016-08-03) entire document	1-12
<hr/>		

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/125926

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	102940490	A	27 February 2013	CN	102940490	B	18 June 2014
CN	101219048	A	16 July 2008	CN	101219048	B	23 June 2010
CN	106200984	A	07 December 2016	None			
CN	105824418	A	03 August 2016	CN	105824418	B	27 November 2018

C. 相关文件		
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 105824418 A (天津大学) 2016年 8月 3日 (2016 - 08 - 03) 全文	1-12

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/125926

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	102940490	A	2013年 2月 27日	CN 102940490	B 2014年 6月 18日
CN	101219048	A	2008年 7月 16日	CN 101219048	B 2010年 6月 23日
CN	106200984	A	2016年 12月 7日	无	
CN	105824418	A	2016年 8月 3日	CN 105824418	B 2018年 11月 27日