

(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
2025 年 2 月 13 日 (13.02.2025)



(10) 国际公布号
WO 2025/030833 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06F 18/20 (2023.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2024/081370
- (22) 国际申请日: 2024 年 3 月 13 日 (13.03.2024)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
202310981789.2 2023年8月7日 (07.08.2023) 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 号天津大学卫
津路校区, Tianjin 300072 (CN)。
- (72) 发明人: 柯余峰(KE, Yufeng); 中国天津市南开
区卫津路 92 号天津大学卫津路校区, Tianjin

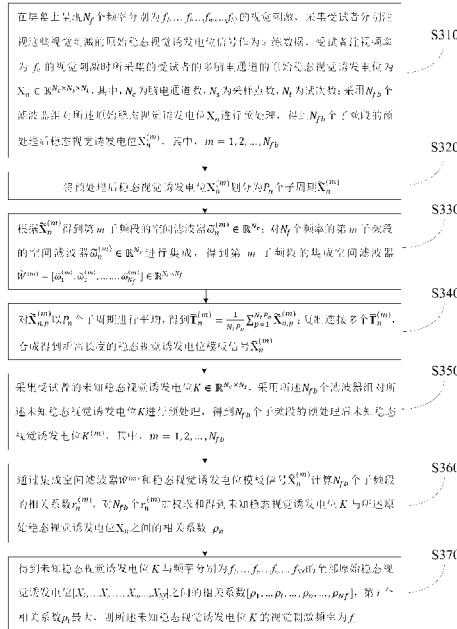
300072 (CN)。刘爽(LIU, Shuang); 中国天津市
南开区卫津路 92 号天津大学卫津路校区,
Tianjin 300072 (CN)。明东(MING, Dong); 中国
天津市南开区卫津路 92 号天津大学卫津
路校区, Tianjin 300072 (CN)。

(74) 代理人: 北京智鸿港知识产权代理有限
公司(BEIJING ZHIHONGGANG INTELLECTUAL
PROPERTY AGENCY CO., LTD); 中国北京市丰
台区航丰路 1 号院 2 号楼 12 层 1210,
Beijing 100070 (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,
CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI,
GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ,

(54) Title: LOW-TRAINING-COST ELECTROENCEPHALOGRAM FEATURE DECODING METHOD FOR STEADY-STATE VISUAL EVOKED POTENTIAL

(54) 发明名称: 面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法



S310 Present on a screen N visual stimuli respectively having frequencies of $f_1, \dots, f_2, \dots, f_N$, and collect as training data original steady-state visual evoked potential signals of a subject respectively gazing at these visual stimuli, wherein original steady-state visual evoked potentials of a plurality of electroencephalogram channels of the subject that are collected when the subject gazes at a visual stimulus having a frequency of f_m are FORMULA 1, wherein N_s is the number of electroencephalogram channels, N_t is the number of sampling points, and N_c is the number of trials, and use N_b filter banks to preprocess the original steady-state visual evoked potentials X_n , so as to obtain preprocessed steady-state visual evoked potentials FORMULA 2 of N_b sub-bands, wherein $m = 1, 2, \dots, N_b$.

S320 Divide the preprocessed steady-state visual evoked potentials FORMULA 2 into P_n sub-periods (I).

S330 On the basis of (I), obtain spatial filters FORMULA 3 of m -th sub-bands, and integrate the spatial filters FORMULA 3 of the m -th sub-bands of N_b frequencies, so as to obtain an integrated spatial filter FORMULA 4 of the m -th sub-bands.

S340 Average (IV) according to the P_n sub-periods, so as to obtain FORMULA 5, and copy and correct a plurality of (V), and perform synthesis to obtain a steady-state visual evoked potential template signal (VI) having a required length.

S350 Collect an unknown steady-state visual evoked potential FORMULA 6 of the subject, and use the N_b filter banks to preprocess the unknown steady-state visual evoked potential K , so as to obtain preprocessed unknown steady-state visual evoked potentials $K^{(m)}$ of the N_b sub-bands, wherein $m = 1, 2, \dots, N_b$.

S360 Calculate correlation coefficients FORMULA 7 of the N_b sub-bands by means of the integrated spatial filter (III) and the steady-state visual evoked potential template signal (VI), and perform weighted summation on the N_b FORMULA 7, so as to obtain correlation coefficients p_n between the unknown steady-state visual evoked potential K and the original steady-state visual evoked potentials X_n .

S370 Obtain correlation coefficients $[p_1, \dots, p_2, \dots, p_N]$ between the unknown steady-state visual evoked potential K and all the original steady-state visual evoked potentials $[X_1, \dots, X_2, \dots, X_N]$ respectively having the frequencies of $f_1, \dots, f_2, \dots, f_N$, wherein an i -th correlation coefficient p_i is the greatest, and the frequency of a visual stimulus of the unknown steady-state visual evoked potential K is f_i .

图 3

$\bar{w}_n^{(m)}$ (I) $\hat{w}_n^{(m)}$ (II) $\bar{w}_n^{(m)}$ (III) $\bar{w}_n^{(m)}$ (IV) $\bar{w}_n^{(m)}$ (V) $\bar{w}_n^{(m)}$ (VI)

(57) Abstract: Disclosed in the present application is a low-training-cost electroencephalogram feature decoding method for a steady-state visual evoked potential. The method comprises: collecting original steady-state visual evoked potential signals of a subject as training data; using filter banks to preprocess original steady-state visual evoked potentials X_n , so as to obtain preprocessed steady-state visual evoked potentials $X_n^{(m)}$; dividing the preprocessed steady-state visual evoked potentials $X_n^{(m)}$ into P_n sub-periods (I); on the basis of (I),



IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ,
LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN,
MU, 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, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ,
UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, 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, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SC, 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, ME, 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))。

obtaining spatial filters (II) of m-th sub-bands; integrating the spatial filters (II) to obtain an integrated spatial filter (III); averaging (IV) to obtain (V); copying and connecting a plurality of (V), and performing synthesis to obtain a steady-state visual evoked potential template signal (VI) having a required length; and identifying an unknown steady-state visual evoked potential K by means of the integrated spatial filter (III) and the steady-state visual evoked potential template signal (VI).

(57) 摘要: 本申请公开了面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法, 该方法包括: 采集受试者的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据; 采用滤波器组对原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理, 得到预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$; 将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期(I); 根据(I)得到第m子频段的空问滤波器(II); 对空问滤波器(II)进行集成, 得到集成空问滤波器(III); 对(IV)进行平均, 得到(V); 复制连接多个(V), 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号(VI); 通过集成空问滤波器(III)和稳态视觉诱发电位模板信号(VI)对未知稳态视觉诱发电位K进行识别。

面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法

本申请要求在 2023 年 8 月 7 日提交中国专利局、申请号为 202310981789.2 的中国专利申请的优先权，该申请的全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请实施例涉及脑机接口信号的编码及解码技术，例如涉及一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法及脑机接口系统。

背景技术

近年来，随着科研工作者对脑电波（Electroencephalogram, EEG）的深入研究，基于头皮脑电的非侵入式脑机接口（Brain Computer Interface, BCI）得到了突飞猛进的发展。其中，基于视觉诱发电位（Visually Evoked Potential, VEP）的 BCI 因其较高的信息传输率和解码可靠性受到广泛关注。稳态视觉诱发电位（Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP）BCI 范式更因其具有诱发特征稳定、信噪比高等特点，已成为 BCI 的主流范式之一。

相关技术中，以任务相关成分分析（Task-Related Component Analysis, TRCA）算法为代表的 SSVEP 解码算法需要依赖大量的训练数据才能获得较高识别精度。相对于使用标准正余弦作为模板而言，预先训练有助于算法从个体的脑电数据中学习并生成符合被试脑电特征的空间滤波器和脑电模板信号，从而使算法获得满意的识别结果。由于 TRCA 算法本身的原理是最大化试次间的重复信号成分，因此当训练数据较少时识别性能往往会大幅度下降，特别是在每个频率仅有单试次训练数据时，识别性能很差。

发明内容

本申请提供一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法及脑机接口，以实现提高未知视觉刺激识别准确率的技术效果。

第一方面，本申请实施例提供了一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法，包括：

在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激，采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据，受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ，其中， N_c 为脑电通道数， N_s 为采样点数， N_t 为试次数；采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

将所述预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ ；

根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ ；对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成，得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$ ；

对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均，得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ ；复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$ ，合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ ；

采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$ ，采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

通过所述集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和所述稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$ ，对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到所述未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ；

得到所述未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的全部原

始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_i, \dots, X_n, \dots, X_{N_f}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_i, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{N_f}]$, 第 i 个相关系数 ρ_i 最大, 则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

第二方面, 本申请还提供了一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置, 包括:

预处理模块, 设置为在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_i, \dots, f_n, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激, 采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据, 受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$, 其中, N_c 为脑电通道数, N_s 为采样点数, N_t 为试次数; 采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$;

子周期划分模块, 设置为将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$;

集成空间滤波器获取模块, 设置为根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$; 对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成, 得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$;

模板信号获取模块, 设置为对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均, 得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$; 复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$;

未知稳态视觉诱发电位采集模块, 设置为采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$, 采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$;

相关系数计算模块, 设置为通过集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位

模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$ ，对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ；

视觉刺激频率获取模块，设置为得到未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{Nf}$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_b, \dots, X_m, \dots, X_{Nf}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_i, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{Nf}]$ ，第 i 个相关系数 ρ_i 最大，则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

第三方面，本申请实施例还提供了一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑机接口系统，包括：

至少一个处理器；

存储器，设置为存储至少一个程序，

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行时，使得所述至少一个处理器实现如实施例中任一所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法。

第四方面，本申请实施例还提供了一种包含计算机程序的计算机可读存储介质，所述计算机程序在由处理器执行时实现如实施例中任一所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法。

附图说明

图1为稳态视觉诱发电位（SSVEP）脑机接口系统的组成结构示意图；

图2为典型的稳态视觉诱发电位在频域上的信噪比特征示意图；

图3为本申请实施例一提供的一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法的流程图；

图4为不同算法的未知视觉刺激的识别正确率百分比图；

图5(a)为试次数为1的不同算法的测试数据长度对识别正确率的影响示意图；

图 5 (b) 为试次数为 1 的不同算法的测试数据长度对信息传输效率的影响示意图；

图 6 为不同试次数的 ePRCA 算法和 eTRCA 算法的识别正确率对比图；

图 7 为本申请实施例二提供的一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置的结构示意图；

图 8 为本申请实施例三提供的一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑机接口系统的结构示意图。

具体实施方式

实施例一

基于头皮脑电的 BCI 可以无创地建立大脑与外部设备之间的信息传输通道，从而帮助患有严重运动障碍的病人或者其他有需求的健康人群与外界环境进行友好沟通。图 1 为稳态视觉诱发电位 (SSVEP) 脑机接口系统的组成结构示意图，该系统主要包括刺激模块、采集模块以及处理模块。其中，刺激模块是指由显示器编码出固定频率的视觉刺激。当受试者注视视觉刺激时，在受试者的大脑枕区能够诱发出稳态视觉诱发电位。采集模块通过电极从受试者的大脑皮层或大脑颅腔内获取表征大脑思维及认知活动的脑电生理信号。处理模块则通过一系列的信号处理方法从脑电生理信号中提取出相应的脑电特征信号并进行模式识别，从而将脑电特征信号转换为机器语言指令。

图 2 为典型的稳态视觉诱发电位在频域上的信噪比特征示意图。稳态视觉诱发电位 (SSVEP) 信号是由固定频率的视觉刺激所诱发的，当视觉刺激以特定频率进行周期性呈现 (如闪烁、图形翻转、图形缩放等)，受试者的视觉系统会受到影响而产生稳定频域特征的诱发响应，该响应包含视觉刺激的频率成分及其高次谐波成分。图 2 为多个试次的稳态视觉诱发电位平均之后的结果，多个试次进行平均能够抵消随机噪声、提高信噪比。在单个试次的情况下，可能并不能达到图 2 所示的在视觉刺激频率和高次谐波频率处的高信噪比效果。

稳态视觉诱发电位还具有空域特征，例如，SSVEP 信号的不同频率成分来自于受试者不同的脑区，因此当 SSVEP 信号传导至受试者头皮表面的不同处时各次谐波的信噪比也不尽相同。

图 3 为本申请实施例一提供的一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法的流程图。本实施例可适用于提供一种空间滤波器来对稳态视觉诱发电位的脑电特征进行解码，该空间滤波器的训练可以基于较少试次的实验数据，甚至基于单次实验数据。该方法可以由计算机执行，例如包括如下步骤：

其中，步骤 S310-步骤 S340 为训练得到空间滤波器的过程，步骤 S350-步骤 S370 则利用训练好的空间滤波器对未知稳态视觉诱发电位进行滤波分析，从而得到未知稳态视觉诱发电位所表征的含义，即得到受试者所注视的视觉刺激的频率信息。

S310、在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_n, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激，采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据，受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ，其中， N_c 为脑电通道数， N_s 为采样点数， N_t 为试次数；采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ 。

假设受试者关注频率为 f_n 的视觉刺激，采集受试者此时的脑电信号，得到原始稳态视觉诱发电位 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ，其中， $n = 1, 2, \dots, N_f$ ； N_f 为视觉刺激的频率类型数， N_c 、 N_s 、 N_t 分别为脑电通道数、采样点数以及试次数。

可选的，在对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理之前，可以对采集到的多脑电通道脑电信号 X_n 进行带通滤波和工频陷波，滤除掉明显的噪声信号，例如，视觉刺激与高次谐波的频率通常在 8 Hz~80 Hz 之间，则对多脑电通道脑电信号 X_n 进行大范围的带通滤波，得到频率为 8 Hz~80 Hz 之间的信号。

采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理, 即将原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行频率划分, 得到不同的子带信号, 得到 N_{fb} 个特定频段的子带信号 $X_n^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$; N_{fb} 为滤波器组的个数, 滤波器组中的滤波器可根据实际需要进行设置。例如, $m = 2$ 的滤波器组中有 8 个滤波器, 通带分别为 16 Hz~80 Hz、24 Hz~80 Hz、32 Hz~80 Hz、40 Hz~80 Hz、48 Hz~80 Hz、56 Hz~80 Hz、64 Hz~80 Hz 和 72 Hz~80 Hz。上述采用滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理的步骤在此不再赘述。

S320、将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 。

受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时, 采集受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位 X_n 。例如, 该视觉刺激以闪烁的形式呈现, 一个试次为持续 2 秒闪烁 (也可以根据情况选择合适的时长), 在这 2s 内, 闪烁了多次从而诱发了受试者的原始稳态视觉诱发电位 X_n 。与多次闪烁相对应的, 稳态视觉诱发电位 (SSVEP) 是周期性重复的正弦类信号, 且 SSVEP 是由瞬态视觉诱发电位的时间叠加形成的。考虑到以上事实, 本申请提出了最大化 SSVEP 的周期性重复成分 (Periodically Repeated Component, PRC) 的方法, 即周期性重复成分分析 (Periodically Repeated Component Analysis, PRCA) 算法, 该算法改进了 TRCA 算法的性能。

可选的, 将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$, 包括: 将原始稳态视觉诱发电位 X_n 划分为 P_n 个子周期, $P_n = \text{floor}(N_s f_n / F_s)$, 每个子周期采样点的数量为 $L_n = \text{round}(F_s / f_n)$, 其中, F_s 为采样频率, floor 为向下取整函数, round 为四舍五入函数; 根据子周期采样点的数量 L_n 分割 $X_n^{(m)}$, 得到 $\tilde{X}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times L_n \times (N_t P_n)}$ 。

由于在计算协方差矩阵时, 高次谐波的周期长度太短容易受噪声影响, 因此对于所有的 $X_n^{(m)}$, 子周期采样点的数量均采用 f_n 计算, 因而原始稳态视觉诱发电位 X_n 的子周期采样点的数量 L_n 同样可以应用于预处理后稳态视觉诱发电

位 $\mathbf{X}_n^{(m)}$ 。根据子周期采样点的数量 L_n 分割 $\mathbf{X}_n^{(m)}$ 得到新的三维张量 $\tilde{\mathbf{X}}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times L_n \times (N_t P_n)}$ ，其中包含 $N_t P_n$ 个周期的数据，可将 $\tilde{\mathbf{X}}_n^{(m)}$ 称为 $\mathbf{X}_n^{(m)}$ 的周期性重复成分（PRC）矩阵。

通过应用 floor 函数和 round 函数，给出了对预处理后稳态视觉诱发电位 $\mathbf{X}_n^{(m)}$ 进行子周期划分的一种方案，进而得到 $N_t P_n$ 个周期的数据。

S330、根据 $\tilde{\mathbf{X}}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的第 p 子周期空间滤波器 $\tilde{\omega}_{n,p}^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ ；对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成，得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$ 。

由于容积导体效应与封闭电场的影响，采集受试者头皮脑电信号的空间分辨率不高，只能达到厘米级，同时采集到的脑电信号也非常微弱，一般在微伏级别，而噪声信号相对于有用信号幅度偏大，故采集得到的头皮脑电信号的信噪比较低。

头皮脑电信号的信噪比会影响后续脑电特征信号的提取和模式识别，继而影响脑机接口的性能。研究证明空间滤波方法在降低 SSVEP 脑电信号的信噪比上发挥了重要作用，空间滤波方法的基本原理是：将不同脑电通道记录到的脑电信号进行信号转换，增强特定信号成分的强度，减弱脑电通道中的共有噪声，得到可以较好地地区分有用信号与噪声信号的投影方式，即空间滤波器。例如，本申请中的空间滤波器是 N_c 维的向量，每一个分量对应一个脑电通道的权重。

可选的，根据 $\tilde{\mathbf{X}}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 包括：

根据如下广义特征值分解进行计算

$$\tilde{\omega}_n^{(m)} = \arg_{\omega} \max \frac{\omega^T \tilde{S}_n^{(m)} \omega}{\omega^T \tilde{Q}_n^{(m)} \omega} \quad (1)$$

$$\tilde{S}_n^{(m)} = \sum_{\substack{p_1, p_2=1 \\ p_1 \neq p_2}}^{N_t \times P_n} \text{Cov}(\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}, \tilde{X}_{n,p_2}^{(m)})$$

$$\tilde{Q}_n^{(m)} = \sum_{p_1=p_2=1}^{N_t \times P_n} \text{Cov}(\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}, \tilde{X}_{n,p_2}^{(m)})$$

其中, 这里 $\tilde{S}_n^{(m)}$ 是跨周期协方差矩阵的总和, $\tilde{Q}_n^{(m)}$ 是周期自协方差的总和, $\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}$ 和 $\tilde{X}_{n,p_2}^{(m)}$ 表示 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 中第 p_1 和第 p_2 个周期。函数 Cov 表示协方差运算, 为了使方程 (1) 具有有限解, 方程 (1) 的分母被限制为 1, 那么得到的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)}$ 就是矩阵 $(\tilde{Q}_n^{(m)})^{-1} \tilde{S}_n^{(m)}$ 的最大特征值对应的特征向量。

上述计算过程给出了根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 求解第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)}$ 的计算过程。

对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成, 得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$, 也就是说, 将相同 m 的 N_f 个空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)}$ 组合使用, 得到组合空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$, $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}]$ 。

S340、对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均, 得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$; 复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 。

计算稳态视觉诱发电位 (SSVEP) 信号的子周期的模板, 即周期性重复成分 $\bar{T}_n^{(m)}$, $\bar{T}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times L_n}$ 。为了可以同 TRCA 算法那样应用基于 SSVEP 模板的模板匹配方法, 可以通过复制和连接 $\bar{T}_n^{(m)}$ 来重建所需长度的 SSVEP 模板 $\hat{X}_n^{(m)}$, 重建获取 $\hat{X}_n^{(m)}$ 的理论依据在于, 不考虑可能的瞬时响应时, SSVEP 本质上是由 PRC 组成的。

可选的, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$, 包括:

复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$, $\hat{X}_n^{(m)} = [\bar{T}_n^{(m)}, \bar{T}_n^{(m)}, \dots, \bar{T}_n^{(m)}, \tilde{T}_n^{(m)}]$, 其中, $\tilde{T}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times l} (l \leq L_n)$, $\tilde{T}_n^{(m)}$ 为 $\bar{T}_n^{(m)}$ 的

一部分, $\hat{X}_n^{(m)}$ 的采样点数为 N_s 。

$\tilde{T}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times l} (l \leq L_n)$ 是矩阵 $\bar{T}_n^{(m)}$ 从第一个采样点到第 l 个采样点的部分。在后续未知稳态视觉诱发电位 K 的采样点数为 N_s 的情况下, $\hat{X}_n^{(m)}$ 的采样点数也合成为 N_s , 其中, $n = 1, 2, \dots, N_f; m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ 。

根据后续未知稳态视觉诱发电位 K 的采样点数来合成所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$, $\hat{X}_n^{(m)}$ 可以根据情况选择合适的采样点数, 增加了 $\bar{T}_n^{(m)}$ 的适用范围。

S350、采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$, 采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ 。

对未知稳态视觉诱发电位 K 采用与训练集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 时相同的 N_{fb} 个滤波器组进行预处理, 得到预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$, 该预处理的含义, 详见 S310, 在此不再赘述。

S360、通过集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$, 对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n 。

可选的, 通过集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$, 包括:

根据如下公式求取相关系数 $r_n^{(m)}$

$$r_n^{(m)} = \rho \left((K^{(m)})^T \tilde{W}^{(m)}, (\hat{X}_n^{(m)})^T \tilde{W}^{(m)} \right)$$

其中, ρ 表示计算二维相关系数。 $r_n^{(m)}$ 为未知稳态视觉诱发电位 K 的第 m 个子频段信号 $K^{(m)}$ 与频率为 f_n 的视觉刺激所诱发的脑电信号的第 m 个子频段信号 $X_n^{(m)}$ 之间的相关系数。

可选的, 得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之

间的相关系数 ρ_n ，包括：

根据如下公式求取相关系数 ρ_n

$$\rho_n = \sum_{m=1}^{N_{fb}} a(m) \cdot r_n^{(m)}$$

其中， $a(m)$ 被定义为 $a(m) = m^{-s} + \beta$ ， α 和 β 取值可通过网格搜索确定最优参数，也可取经验值 $s = 1.25$ ， $\beta = 0.25$ 。

对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到所述未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ， $\rho_n = \sum_{m=1}^{N_{fb}} a(m) \times r_n^{(m)}$ ，其中， $a(m)$ 为各个特定频段的相关系数 $r_n^{(m)}$ 的加权系数，该加权系数可以最终识别正确率为目标函数根据网格搜索确定。

上述得到未知稳态视觉诱发电位 K 与原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n 的方法称为集成周期性重复成分分析（Ensemble Periodically Repeated Component Analysis, ePRCA）算法。

S370、得到未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_n, \dots, f_{N_f}$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_b, \dots, X_n, \dots, X_{N_f}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_b, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{N_f}]$ ，第 i 个相关系数 ρ_i 最大，则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

稳态视觉诱发电位识别本质上是为了确定所采集的未知稳态视觉诱发电位是受试者注视哪一频率视觉刺激所诱发的信号。因此，在得到相关系数 ρ_n 之后，根据全部 N_f 个 ρ_n 中的最大值确定未知稳态视觉诱发电位 K 是哪一频率视觉刺激对应的信号，即识别结果为 $\tau = \max_n \rho_n$ ，未知稳态视觉诱发电位 K 与哪一频率的原始稳态视觉诱发电位的相关系数最大，则该未知稳态视觉诱发电位 K 即为受试者关注哪一频率的视觉刺激所诱发的信号，即实现了对未知视觉刺激的识别。

图4为不同算法的未知视觉刺激的识别正确率百分比图。如图4所示，本

申请所述的 ePRCA 算法与相关技术的集成任务相关成分分析(ensemble TRCA, eTRCA) 算法的未知视觉刺激识别正确率的比较结果如下：在试次长度 T_{test} 为 0.5s 和 1s 时，不同脑电通道数与不同试次数下，本申请的 ePRCA 算法的识别正确率始终优于 eTRCA 算法。并且随着训练试次数和脑电通道数的减少，本申请相比较于 eTRCA 算法的识别正确率优势更加突出。值得关注的是，本申请方法在训练试次数为 1 的情况下能够获得与 eTRCA 算法训练试次数为 5 相当的识别正确率。其中，训练试次数为在对空间滤波器进行训练时，对受试者施加单个频率视觉刺激的单位时长的次数。脑电通道数为佩戴在受试者头部不同位置处的电极数量。

图 5 (a) 为试次数为 1 的不同算法的测试数据长度对识别正确率的影响示意图。图 5 (b) 为试次数为 1 的不同算法的测试数据长度对信息传输效率的影响示意图，其中 T_{train} 为训练试次的的数据长度。图 5 的结果表明本申请的 ePRCA 算法的识别正确率和信息传输效率始终高于 eTRCA 算法。结合图 4、图 5 (a) 和图 5 (b)，可以看出本申请的 ePRCA 算法能够在试次数少的情况下求解出更可靠空间滤波器，从而使 SSVEP-BCI 获得更好的识别效果。

图 6 为不同试次数的 ePRCA 算法和 eTRCA 算法的识别正确率对比图。如图 6 所示，本申请所述的 ePRCA 算法的识别正确率在不同试次数下均有优势，特别是在试次数为 1 时，ePRCA 算法平均识别正确率超过 90%，而 eTRCA 算法的平均识别正确率不超过 40%。

本实施例的技术方案，通过在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激，采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据，受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ；采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ ；将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ ；根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$

得到第 m 子频段的空问滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$; 对 N_f 个频率的第 m 子频段的空问滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成, 得到第 m 子频段的集成空问滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$; 对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均, 得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$; 复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$; 采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$, 采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$; 通过集成空问滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$, 对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ; 得到未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_l, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_l, \dots, X_b, \dots, X_m, \dots, X_{N_f}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_l, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{N_f}]$, 第 i 个相关系数 ρ_i 最大, 则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。解决了使用 TRCA 算法时当训练数据较少时识别性能大幅度下降, 特别是在仅有单试次训练数据时, 识别性能很差的技术问题, 达到了提高未知视觉刺激识别准确率的技术效果。

实施例二

图 7 为本申请实施例二提供的一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置的结构示意图。该脑电特征解码装置可以执行本申请实施例一所提供的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法, 具备执行方法相应的功能模块和效果。

一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置, 包括:

预处理模块 610, 设置为在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_l, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激, 采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作

为训练数据, 受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$, 其中, N_c 为脑电通道数, N_s 为采样点数, N_t 为试次数; 采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$;

子周期划分模块 620, 设置为将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$;

集成空间滤波器获取模块 630, 设置为根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$; 对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成, 得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$;

模板信号获取模块 640, 设置为对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均, 得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$; 复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$;

未知稳态视觉诱发电位采集模块 650, 设置为采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$, 采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$;

相关系数计算模块 660, 设置为通过集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$, 对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ;

视觉刺激频率获取模块 670, 设置为得到未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_b, \dots, X_m, \dots, X_{N_f}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_i, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{N_f}]$, 第 i 个相关系数 ρ_i 最大, 则所述未知稳态视

觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

可选的，所述子周期划分模块 620 设置为：

将原始稳态视觉诱发电位为 X_n 划分为 P_n 个子周期， $P_n = \text{floor}(N_s f_n / F_s)$ ，每个子周期采样点的数量为 $L_n = \text{round}(F_s / f_n)$ ，其中， F_s 为采样频率， floor 为向下取整函数， round 为四舍五入函数；根据子周期采样点的数量 L_n 分割 $X_n^{(m)}$ ，得到 $\tilde{X}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times L_n \times (N_t P_n)}$ 。

可选的，所述模板信号获取模块 640 设置为：

复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$ ，合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ ， $\hat{X}_n^{(m)} = [\bar{T}_n^{(m)}, \bar{T}_n^{(m)}, \dots, \bar{T}_n^{(m)}, \tilde{T}_n^{(m)}]$ ，其中， $\tilde{T}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times l} (l \leq L_n)$ ， $\tilde{T}_n^{(m)}$ 为 $\bar{T}_n^{(m)}$ 的一部分， $\hat{X}_n^{(m)}$ 的采样点数为 N_s 。

可选的，所述集成空间滤波器获取模块 630 设置为：

根据如下广义特征值分解进行计算

$$\begin{aligned} \tilde{\omega}_n^{(m)} &= \arg \max_{\omega} \frac{\omega^T \tilde{S}_n^{(m)} \omega}{\omega^T \tilde{Q}_n^{(m)} \omega} \\ \tilde{S}_n^{(m)} &= \sum_{\substack{p_1, p_2=1 \\ p_1 \neq p_2}}^{N_t \times P_n} \text{Cov}(\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}, \tilde{X}_{n,p_2}^{(m)}) \\ \tilde{Q}_n^{(m)} &= \sum_{p_1=p_2=1}^{N_t \times P_n} \text{Cov}(\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}, \tilde{X}_{n,p_2}^{(m)}) \end{aligned}$$

其中，这里 $\tilde{S}_n^{(m)}$ 是跨周期协方差矩阵的总和， $\tilde{Q}_n^{(m)}$ 是周期自协方差矩阵的总和， $\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}$ 和 $\tilde{X}_{n,p_2}^{(m)}$ 表示 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 中第 p_1 和第 p_2 个周期。

可选的，所述相关系数计算模块 660 设置为：

根据如下公式求取相关系数 $r_n^{(m)}$

$$r_n^{(m)} = \rho \left((K^{(m)})^T \tilde{W}^{(m)}, (\hat{X}_n^{(m)})^T \tilde{W}^{(m)} \right)$$

其中， ρ 表示计算二维相关系数。

可选的，所述相关系数计算模块 660 设置为：

根据如下公式求取相关系数 ρ_n

$$\rho_n = \sum_{m=1}^{N_{fb}} a(m) \cdot r_n^{(m)}$$

其中， $a(m)$ 被定义为 $a(m) = m^{-s} + \beta$ ， s 和 β 取值可通过网格搜索确定最优参数，也可取经验值 $s = 1.25$ ， $\beta = 0.25$ 。

本实施例的技术方案，解决了使用 eTRCA 算法时当训练数据较少时识别性能大幅度下降，特别是在仅有单试次训练数据时，识别性能很差的技术问题，达到了提高未知视觉刺激识别准确率的技术效果。

实施例三

图 8 为本申请实施例三提供的一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑机接口系统的结构示意图，如图 8 所示，该系统包括处理器 710、存储器 720、输入装置 730 和输出装置 740；系统中处理器 710 的数量可以是至少一个，图 8 中以一个处理器 710 为例；系统中的处理器 710、存储器 720、输入装置 730 和输出装置 740 可以通过总线或其他方式连接，图 8 中以通过总线连接为例。

存储器 720 作为一种计算机可读存储介质，可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块，如本申请实施例中的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法对应的程序指令/模块（例如，一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置中的预处理模块 610、子周期划分模块 620、集成空间滤波器获取模块 630、模板信号获取模块 640、未知稳态视觉诱发电位采集模块 650、相关系数计算模块 660 和视觉刺激频率获取模块 670）。处理器 710 通过运行存储在存储器 720 中的软件程序、指令以及模块，从而执行系统的各种功能应用以及数据处理，即实现上述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法。

存储器 720 可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序；存储数据区可存储根据终端的使用所创建的数据等。此外，存储器 720 可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中，存储器 720 可包括相对于处理器 710 远程设置的存储器，这些远程存储器可以通过网络连接至系统。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

输入装置 730 可用于接收输入的数字或字符信息，以及产生与系统的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。输出装置 740 可包括显示屏等显示设备。

实施例四

本申请实施例四还提供一种包含计算机程序的计算机可读存储介质，所述计算机程序在由处理器执行时设置为执行一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法，该方法包括：

在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_n, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激，采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据，受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ，其中， N_c 为脑电通道数， N_s 为采样点数， N_t 为试次数；采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ ；

根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ ；对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成，得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$ ；

对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均，得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ ；复制连接多个

$\bar{\mathbf{T}}_n^{(m)}$ ，合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{\mathbf{X}}_n^{(m)}$ ；

采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$ ，采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

通过集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{\mathbf{X}}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$ ，对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 $\mathbf{X}_n$ 之间的相关系数 ρ_n ；

得到未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_N$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_b, \dots, X_m, \dots, X_N]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_b, \dots, \rho_n, \dots, \rho_N]$ ，第 i 个相关系数 ρ_i 最大，则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

当然，本申请实施例所提供的一种包含计算机程序的计算机可读存储介质，其计算机程序不限于如上所述的方法操作，还可以执行本申请任意实施例所提供的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法中的相关操作。

需要注意的是，本申请所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法也可应用于稳态听觉诱发电位、稳态体感诱发电位等类型信号的信噪比增强和信号识别，并基于此构建相应的脑机接口系统。

通过以上关于实施方式的描述，所属领域的技术人员可以清楚地了解到，本申请可借助软件及必需的通用硬件来实现，当然也可以通过硬件实现，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对相关技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中，如计算机的软盘、只读存储器（Read-Only Memory, ROM）、随机存取存储器（Random Access Memory, RAM）、闪存（FLASH）、硬盘或光盘等，包括多个指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等等）执行本申请实施例所述的方法。

值得注意的是，上述面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置的实施例中，所包括的各个单元和模块只是按照功能逻辑进行划分的，但并不局限于上述的划分，只要能够实现相应的功能即可；另外，各功能单元的名称也只是为了便于相互区分，并不用于限制本申请的保护范围。

权 利 要 求 书

1、一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法，包括：

在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激，采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据，受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ，其中， N_c 为脑电通道数， N_s 为采样点数， N_t 为试次数；采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

将所述预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ ；

根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ ；对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成，得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$ ；

对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均，得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ ；复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$ ，合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ ；

采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$ ，采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

通过所述集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和所述稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$ ，对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到所述未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ；

得到所述未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_b, \dots, X_n, \dots, X_{N_f}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_b, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{N_f}]$ ，第 i 个相关系数 ρ_i 最大，则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

2、根据权利要求1所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解

码方法，其中，所述将所述预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ ，包括：

将所述原始稳态视觉诱发电位为 X_n 划分为 P_n 个子周期， $P_n = \text{floor}(N_s f_n / F_s)$ ，每个子周期采样点的数量为 $L_n = \text{round}(F_s / f_n)$ ，其中， F_s 为采样频率， floor 为向下取整函数， round 为四舍五入函数；根据子周期采样点的数量 L_n 分割 $X_n^{(m)}$ ，得到 $\tilde{X}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times L_n \times (N_t P_n)}$ 。

3、根据权利要求1所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法，其中，所述合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ ，包括：

合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ ， $\hat{X}_n^{(m)} = [\bar{T}_n^{(m)}, \bar{T}_n^{(m)}, \dots, \bar{T}_n^{(m)}, \tilde{T}_n^{(m)}]$ ，其中， $\tilde{T}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c \times l} (l \leq L_n)$ ， $\tilde{T}_n^{(m)}$ 为 $\bar{T}_n^{(m)}$ 的一部分， $\hat{X}_n^{(m)}$ 的采样点数为 N_s 。

4、根据权利要求1所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法，其中，所述根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 包括：

根据如下广义特征值分解进行计算

$$\tilde{\omega}_n^{(m)} = \arg \max_{\omega} \frac{\omega^T \tilde{S}_n^{(m)} \omega}{\omega^T \tilde{Q}_n^{(m)} \omega}$$

$$\tilde{S}_n^{(m)} = \sum_{\substack{p_1, p_2=1 \\ p_1 \neq p_2}}^{N_t \times P_n} \text{Cov}(\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}, \tilde{X}_{n,p_2}^{(m)})$$

$$\tilde{Q}_n^{(m)} = \sum_{p_1=p_2=1}^{N_t \times P_n} \text{Cov}(\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}, \tilde{X}_{n,p_2}^{(m)})$$

其中，这里 $\tilde{S}_n^{(m)}$ 是跨周期协方差矩阵的总和， $\tilde{Q}_n^{(m)}$ 是周期自协方差矩阵的总和， $\tilde{X}_{n,p_1}^{(m)}$ 和 $\tilde{X}_{n,p_2}^{(m)}$ 表示 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 中第 p_1 和第 p_2 个周期。

5、根据权利要求1所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解

码方法，其中，所述通过所述集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和所述稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$ ，包括：

根据如下公式求取相关系数 $r_n^{(m)}$

$$r_n^{(m)} = \rho \left((K^{(m)})^T \tilde{W}^{(m)}, (\hat{X}_n^{(m)})^T \tilde{W}^{(m)} \right)$$

其中， ρ 表示计算二维相关系数。

6、根据权利要求1所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法，其中，所述得到所述未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ，包括：

根据如下公式求取相关系数 ρ_n

$$\rho_n = \sum_{m=1}^{N_{fb}} a(m) \cdot r_n^{(m)}$$

其中， $a(m)$ 被定义为 $a(m) = m^{-s} + \beta$ ， s 和 β 取值可通过网格搜索确定最优参数，也可取经验值 $s = 1.25$ ， $\beta = 0.25$ 。

7、一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码装置，包括：

预处理模块（610），设置为在屏幕上呈现 N_f 个频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_n, \dots, f_{N_f}$ 的视觉刺激，采集受试者分别注视这些视觉刺激的原始稳态视觉诱发电位信号作为训练数据，受试者注视频率为 f_n 的视觉刺激时所采集的受试者的多脑电通道的原始稳态视觉诱发电位为 $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t}$ ，其中， N_c 为脑电通道数， N_s 为采样点数， N_t 为试次数；采用 N_{fb} 个滤波器组对所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 进行预处理，得到 N_{fb} 个子频段的预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ ，其中， $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$ ；

子周期划分模块（620），设置为将预处理后稳态视觉诱发电位 $X_n^{(m)}$ 划分为 P_n 个子周期 $\tilde{X}_n^{(m)}$ ；

集成空间滤波器获取模块（630），设置为根据 $\tilde{X}_n^{(m)}$ 得到第 m 子频段的空间

滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$; 对 N_f 个频率的第 m 子频段的空间滤波器 $\tilde{\omega}_n^{(m)} \in \mathbb{R}^{N_c}$ 进行集成, 得到第 m 子频段的集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)} = [\tilde{\omega}_1^{(m)}, \tilde{\omega}_2^{(m)}, \dots, \tilde{\omega}_{N_f}^{(m)}] \in \mathbb{R}^{N_c \times N_f}$;

模板信号获取模块 (640), 设置为对 $\tilde{X}_{n,p}^{(m)}$ 以 P_n 个子周期进行平均, 得到 $\bar{T}_n^{(m)} = \frac{1}{N_t P_n} \sum_{p=1}^{N_t P_n} \tilde{X}_{n,p}^{(m)}$; 复制连接多个 $\bar{T}_n^{(m)}$, 合成得到所需长度的稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$;

未知稳态视觉诱发电位采集模块 (650), 设置为采集受试者的未知稳态视觉诱发电位 $K \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$, 采用所述 N_{fb} 个滤波器组对所述未知稳态视觉诱发电位 K 进行预处理, 得到 N_{fb} 个子频段的预处理后未知稳态视觉诱发电位 $K^{(m)}$, 其中, $m = 1, 2, \dots, N_{fb}$;

相关系数计算模块 (660), 设置为通过集成空间滤波器 $\tilde{W}^{(m)}$ 和稳态视觉诱发电位模板信号 $\hat{X}_n^{(m)}$ 计算 N_{fb} 个子频段的相关系数 $r_n^{(m)}$, 对 N_{fb} 个 $r_n^{(m)}$ 加权求和得到未知稳态视觉诱发电位 K 与所述原始稳态视觉诱发电位 X_n 之间的相关系数 ρ_n ;

视觉刺激频率获取模块 (670), 设置为得到未知稳态视觉诱发电位 K 与频率分别为 $f_1, \dots, f_b, \dots, f_m, \dots, f_{N_f}$ 的全部原始稳态视觉诱发电位 $[X_1, \dots, X_b, \dots, X_m, \dots, X_{N_f}]$ 之间的相关系数 $[\rho_1, \dots, \rho_b, \dots, \rho_n, \dots, \rho_{N_f}]$, 第 i 个相关系数 ρ_i 最大, 则所述未知稳态视觉诱发电位 K 的视觉刺激频率为 f_i 。

8、一种面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑机接口系统, 包括:

至少一个处理器;

存储器, 设置为存储至少一个程序,

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行时, 使得所述至少一个处理器实现如权利要求 1-6 中任一所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成本脑电特征解码方法。

9、一种包含计算机程序的计算机可读存储介质, 所述计算机程序在由处理器执行时实现如权利要求 1-6 中任一所述的面向稳态视觉诱发电位的低训练成

本脑电特征解码方法。

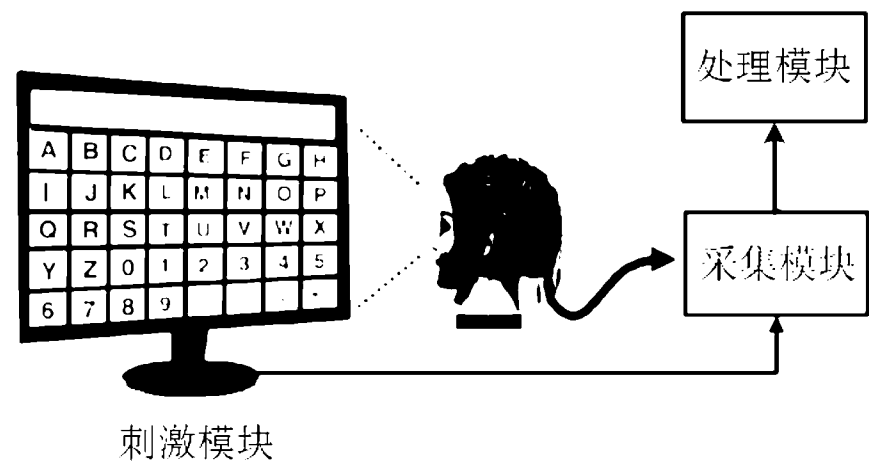


图 1

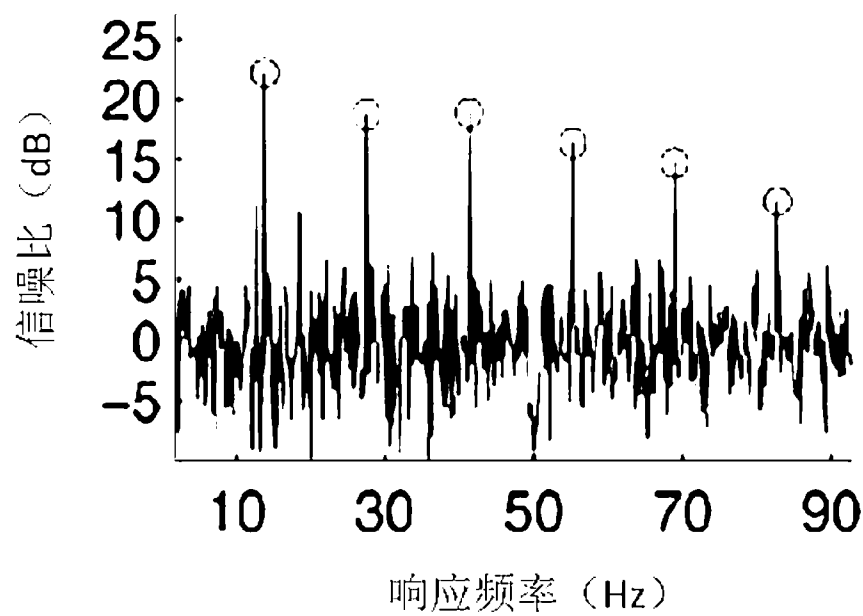


图 2

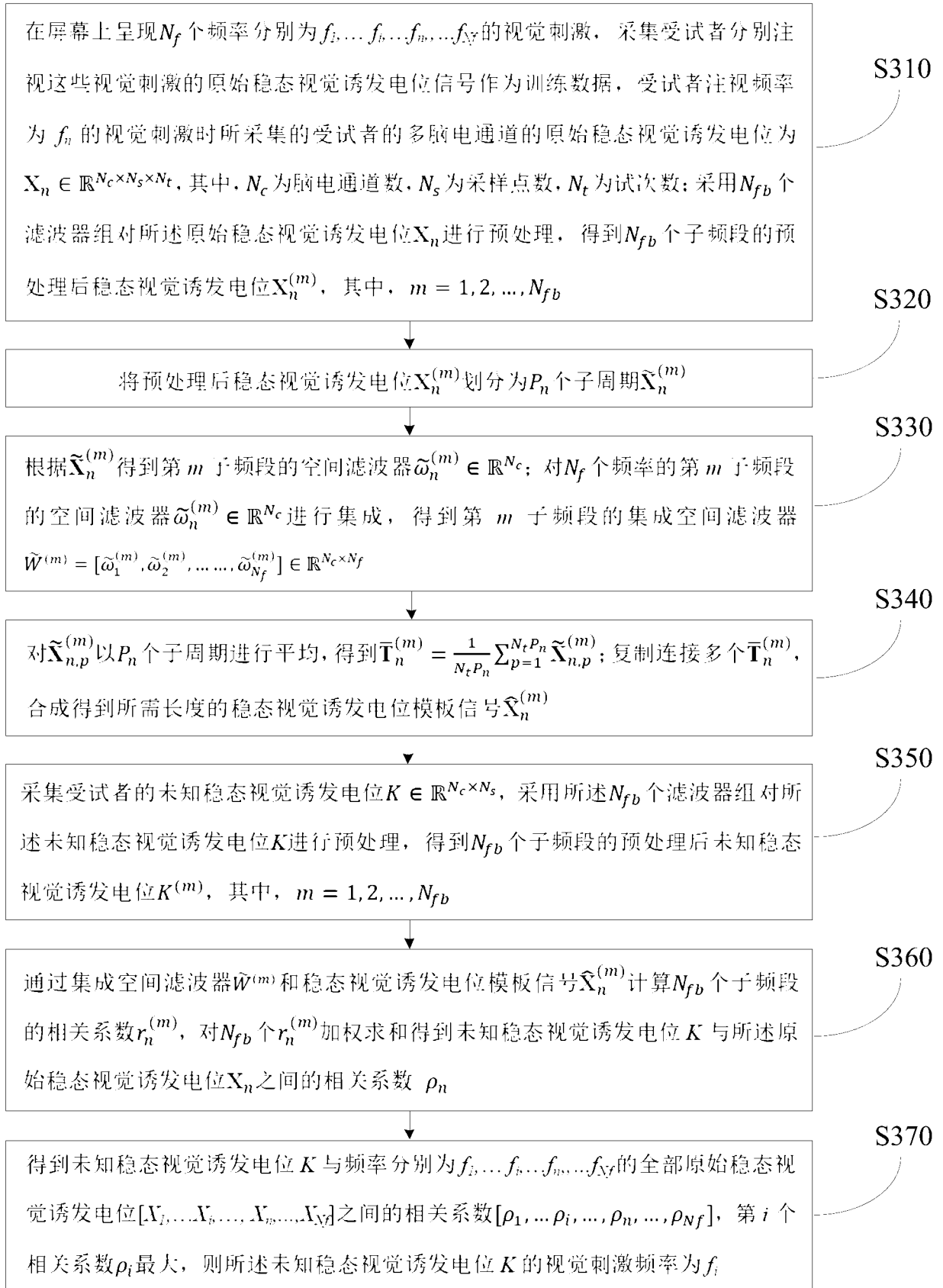


图 3

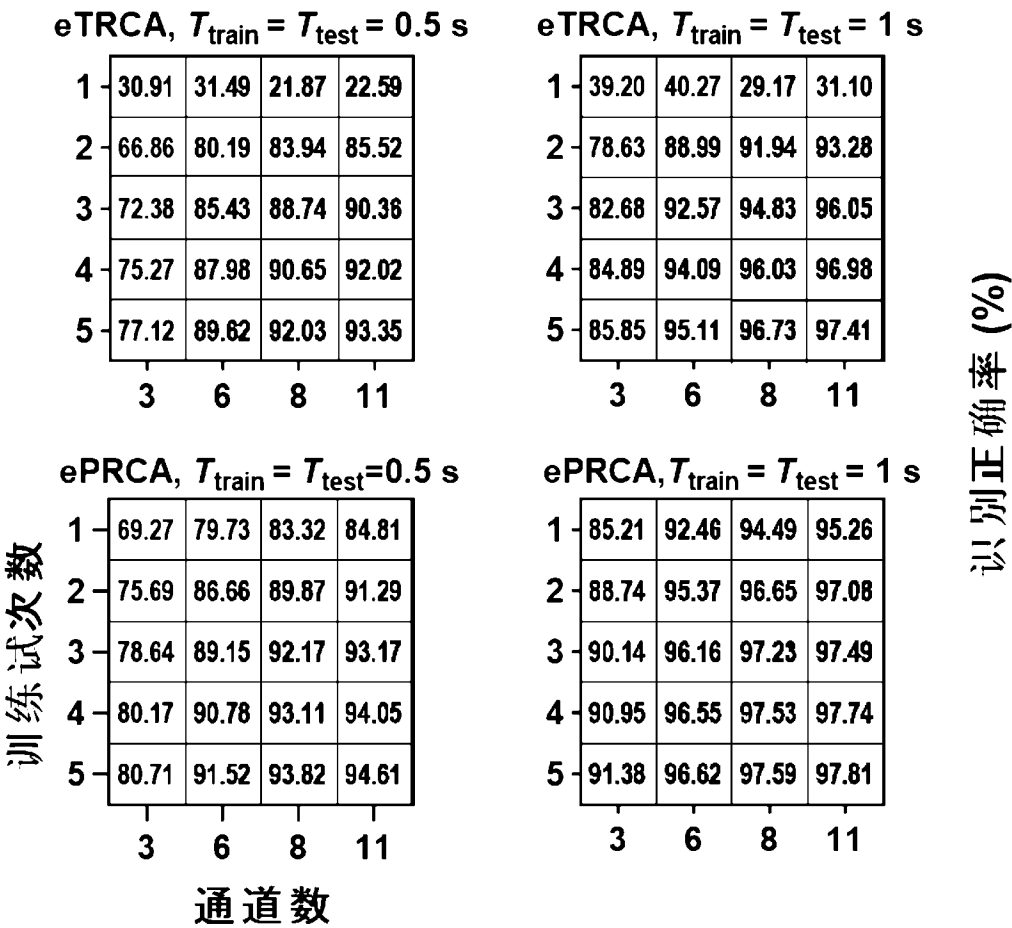


图 4

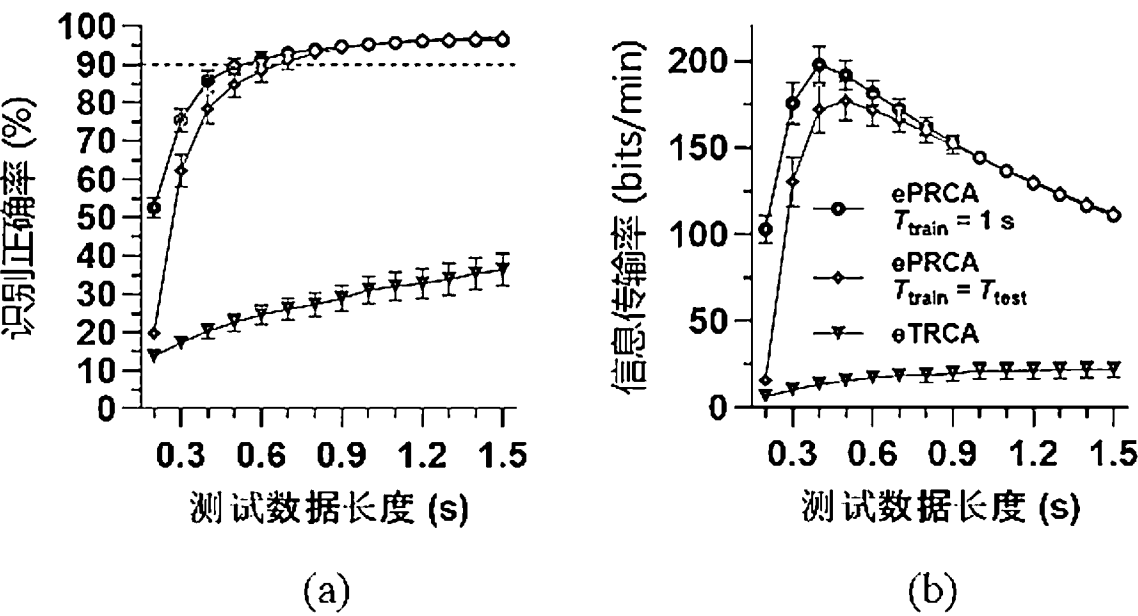


图 5

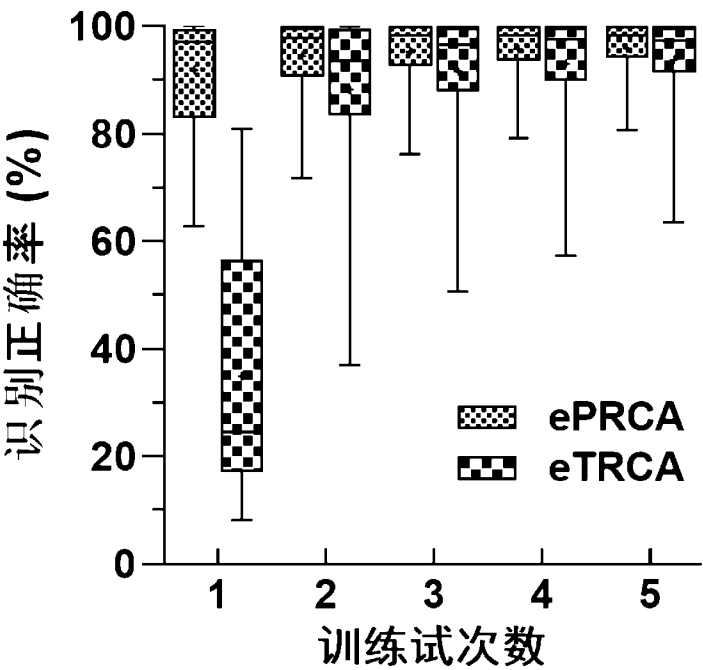


图 6

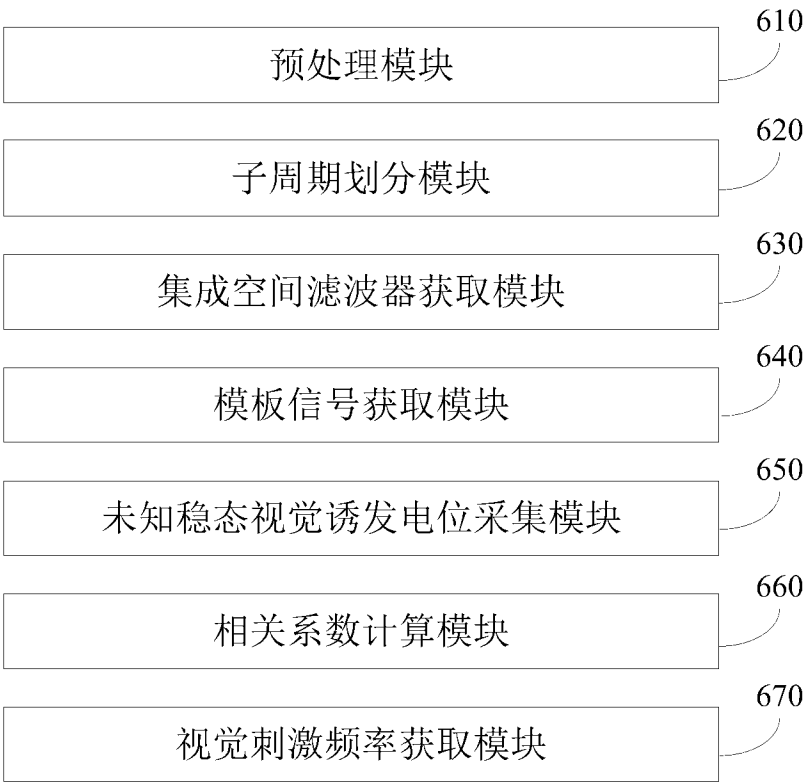


图 7

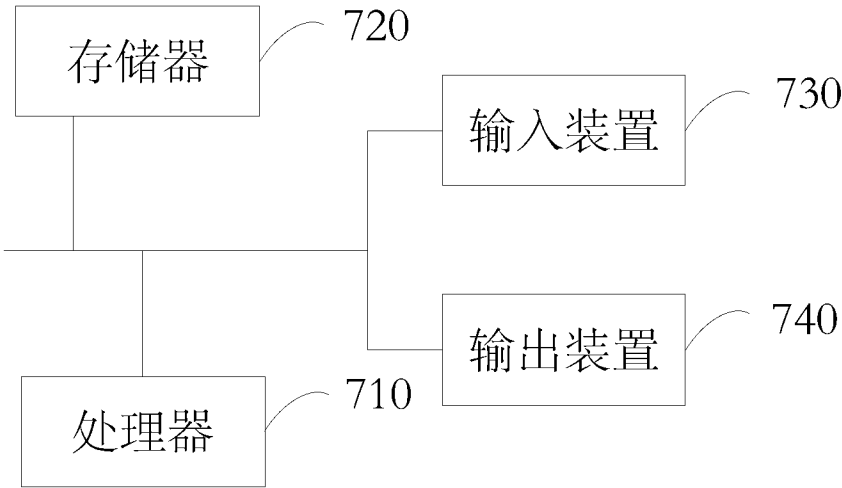


图 8

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2024/081370

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER G06F 18/20(2023.01)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) G06F 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) VEN, CNABS, CNTXT, WOTXT, USTXT, EPTXT, CNKI, IEEE: 视觉诱发电位, 解码, 脑电, 采样点, 周期, 空间滤波器, 集成, 平均, 连接, 模板信号, 频段, visual evoked potential, decoding, brain electricity, sampling point, period, spatial filter, integration, average, connection, template signal, frequency, band		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 117009766 A (TIANJIN UNIVERSITY) 07 November 2023 (2023-11-07) claims 1-9	1-9
Y	CN 116451017 A (TIANJIN UNIVERSITY) 18 July 2023 (2023-07-18) claim 1, and description, paragraphs 33-176	1-9
Y	CN 114371784 A (TIANJIN UNIVERSITY) 19 April 2022 (2022-04-19) description, paragraphs 45-91	1-9
A	CN 107748622 A (INSTITUTE OF BIOMEDICAL ENGINEERING, CHINESE ACADEMY OF MEDICAL SCIENCES) 02 March 2018 (2018-03-02) entire document	1-9
A	CN 113100786 A (NANJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 13 July 2021 (2021-07-13) entire document	1-9
☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☒ 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 “D” document cited by the applicant in the international application “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 24 April 2024		Date of mailing of the international search report 10 May 2024
Name and mailing address of the ISA/CN China National Intellectual Property Administration (ISA/CN) China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088		Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2024/081370

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	117009766	A	07 November 2023	None	
CN	116451017	A	18 July 2023	None	
CN	114371784	A	19 April 2022	None	
CN	107748622	A	02 March 2018	None	
CN	113100786	A	13 July 2021	None	

A. 主题的分类

G06F 18/20(2023.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

VEN, CNABS, CNTXT, WOTXT, USTXT, EPTXT, CNKI, IEEE: 视觉诱发电位, 解码, 脑电, 采样点, 周期, 空间滤波器, 集成, 平均, 连接, 模板信号, 频段, visual evoked potential, decoding, brain electricity, sampling point, period, spatial filter, integration, average, connection, template signal, frequency, band

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
PX	CN 117009766 A (天津大学) 2023年11月7日 (2023 - 11 - 07) 权利要求1-9	1-9
Y	CN 116451017 A (天津大学) 2023年7月18日 (2023 - 07 - 18) 权利要求1, 说明书33-176段	1-9
Y	CN 114371784 A (天津大学) 2022年4月19日 (2022 - 04 - 19) 说明书45-91段	1-9
A	CN 107748622 A (中国医学科学院生物医学工程研究所) 2018年3月2日 (2018 - 03 - 02) 全文	1-9
A	CN 113100786 A (南京邮电大学) 2021年7月13日 (2021 - 07 - 13) 全文	1-9

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。

☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“D” 申请人在国际申请中引证的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2024年4月24日

国际检索报告邮寄日期

2024年5月10日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

授权官员

马春黎

电话号码 (+86) 010-53961336

PCT/ISA/210 表(第2页) (2022年7月)

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2024/081370

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	117009766	A	2023年11月7日	无	
CN	116451017	A	2023年7月18日	无	
CN	114371784	A	2022年4月19日	无	
CN	107748622	A	2018年3月2日	无	
CN	113100786	A	2021年7月13日	无	