

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0019-07

# 基于 FBCCA 和 ITCCA 的 SSVEP 融合识别算法

黄欣舜, 吴嘉轩

(沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110000)

**摘要:** 稳态视觉诱发电位 (steady-state visual evoked potential, SSVEP) 经过视觉刺激后由大脑的枕叶区域产生, 具有特征明显、信号稳定和较高信噪比等特点。对 SSVEP 目标的识别以及如何提高 SSVEP 的分类准确率, 是近年来基于 SSVEP 的脑-机接口的热点问题。经典的典型相关分析 (canonical correlation analysis, CCA) 算法虽然能够识别出 SSVEP, 但是存在许多的缺点, 识别的效果有限。对于 CCA 的改进算法, 如滤波器组典型相关分析 (filter band canonical correlation analysis, FBCCA) 和基于个体模板的典型相关分析 (individual template-based canonical correlation analysis, ITCCA), 能够有效地提升 SSVEP 目标的分类性能。通过比较和分析这两种算法的改进思路, 本文提出一种新的 SSVEP 识别算法, 并将该算法与 FBCCA 和 ITCCA 算法进行对比, 实验的结果表明该算法在不同的条件下 (谐波数、时间窗口长度、滤波器组设计方案) 均具有优秀的识别效果。研究结果为 SSVEP 的识别提供了新的解决思路, 对基于 SSVEP 的脑-机接口的研究具有十分重要的作用。

**关键词:** 脑-机接口; 稳态视觉诱发电位; 典型相关分析; SSVEP 识别算法

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0019-07

## The SSVEP fusion recognition algorithm based on FBCCA and ITCCA

Huang Xinshun, Wu Jiaxuan

(School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110000, China)

**Abstract:** Steady-state visual evoked potential (SSVEP) is generated by the occipital region of the brain after visual stimulation, which has the characteristics of obvious characteristics, stable signal and high signal-to-noise ratio. The classification and recognition of SSVEP and how to improve the recognition accuracy of SSVEP are the core issues of SSVEP-based brain-computer interface. Although the traditional canonical correlation analysis (CCA) algorithm can identify SSVEP, there are many shortcomings and the recognition effect is limited. For the improved algorithms of CCA, such as filter band canonical correlation analysis (FBCCA) and individual template-based canonical correlation analysis (ITCCA), could effectively improve the classification accuracy of SSVEP. By comparing and analyzing the improved ideas of the two algorithms, this paper proposes a new SSVEP recognition algorithm, and compares the algorithm with FBCCA and ITCCA algorithm. The experimental results show that the algorithm has excellent recognition effect under different conditions (harmonic number, time window length, filter bank design). This study provides a new solution for the recognition of SSVEP, which is of great significance for the research and development of SSVEP-based brain-computer interface.

**Keywords:** brain-computer interface; steady-state visual evoked potential; canonical correlation analysis; SSVEP recognition algorithm

脑-机接口是一项对大脑的意识进行感知的技术, 通过对脑电 (electroencephalography, EEG) 信号的解析, 将大脑的意识活动解析成一系列的应用程序命令序列, 实现大脑与外界的直接交互<sup>[1]</sup>。脑-机接口首先应用于医学领域, 如对运动障碍患者的康复性和辅助性治疗。随着各项技术的不断发展成熟, 脑-机接口的应用领域也越来越广泛。现在的脑-机接口通过构建大脑与外部设备的信息交流通路, 完成对家用电器、轮椅、电子计算机和游戏应用等的控制<sup>[2]</sup>。

脑-机接口依据采集信号时的电极所在的位置可以分为侵入性和非侵入性两种类型<sup>[3]</sup>。侵入性脑-机接口使用的电极放置在大脑皮层中, 以获取更加精确的脑电信

号, 而非侵入性脑-机接口使用放置在头皮表面的电极读取大脑产生的电信号, 相比侵入性脑-机接口而言, 其信号保真度较低, 但是采集大脑信号的过程更安全<sup>[4]</sup>。脑电信号的种类有事件相关电位 (event related potential, ERP)、事件相关同步电位 (event related synchronization, ERS)/事件相关去同步电位 (event related desynchronization, ERD)、稳态诱发电位 (steady state evoked potential, SSEP)<sup>[5]</sup>。其中, 稳态诱发电位由周期性的刺激产生, 代表性的是稳态视觉诱发电位 (steady state visual evoked potential, SSVEP)<sup>[6]</sup>。在视觉刺激下, SSVEP 由大脑皮层的枕叶区域形成, 表现为连续的电位变化<sup>[7]</sup>, 且 SSVEP 的频率和视觉刺激的频率有特定的关系<sup>[8]</sup>。同时, 刺激频率的选择需要考虑谐波

收稿日期: 2024-10-30; 录用日期: 2024-12-23

基金项目: 国防基础科研计划 (JCKY2022410C002)

作者简介: 黄欣舜 (1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 计算机应用技术。

引用本文: 黄欣舜, 吴嘉轩. 基于 FBCCA 和 ITCCA 的 SSVEP 融合识别算法 [J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 19-25. (Huang Xinshun, Wu Jiaxuan. The SSVEP fusion recognition algorithm based on FBCCA and ITCCA [J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 19-25.)

的频率,新刺激的频率不能和基波的刺激频率相同,这样可以避免只增加基波的信噪比<sup>[9]</sup>。在SSVEP的频率检测中,信号对应的频谱图中会有多个峰值,这些波峰的频率(>4 Hz)与SSVEP及其谐波、次谐波的频率相对应,且波峰的幅值随着谐波次数的增加而减小<sup>[10]</sup>。在低频段下(5~12 Hz),诱发的SSVEP的频率在频谱图上的幅值最高。由于基于SSVEP的脑-机接口具有信息传输率(information transfer rate, ITR)高<sup>[11]</sup>、抗干扰性强和训练时长短等优点,越来越多的脑-机接口采用SSVEP作为传输信号进行处理<sup>[12]</sup>。

在基于SSVEP的脑-机接口中,如何对SSVEP进行识别分类是非常重要的。由于SSVEP的频率具有和刺激源的频率相同这一特性,许多算法利用这个先验频率知识进行SSVEP识别<sup>[13]</sup>。功率谱密度分析(power spectral-density analysis, PSDA)根据帕萨瓦尔(Parseval)定理和维纳-辛钦(Wiener-Khinchin)定理求得功率谱密度(power spectral-density, PSD)后,通过检测功率谱中最大功率的位置处横轴所在的频率进行分析,来获取SSVEP的频率<sup>[14]</sup>。CCA算法计算多维度的SSVEP和正余弦参考信号之间的相关系数,并使用最大的相关系数来获取SSVEP的频率<sup>[15]</sup>。

虽然CCA算法在识别SSVEP方面表现得很出色,但是CCA算法存在一些问题。首先,CCA算法在识别SSVEP时只参考了SSVEP的基波成分,没有很好地利用SSVEP的谐波成分。FBCCA算法是CCA算法的一个改进版,通过结合基波和谐波分量来提高识别效果<sup>[16]</sup>。其次,CCA算法构建的参考信号时缺失了大脑中的部分信息,并不能真实反映大脑的真实想法,提取SSVEP的效果不理想。ITCCA算法在CCA的基础上改进,使用真实的SSVEP来构建参考信号,来增强SSVEP的识别效果<sup>[17]</sup>。基于上述对CCA算法改进的思想,本文提出一种结合FBCCA和ITCCA的算法,既考虑到SSVEP的基频和谐波成分,又在构建参考信号时包含大脑中的真实成分。实验结果表明,改进的融合FBCCA和ITCCA算法能够提升SSVEP的识别准确率和信息传输率。

## 1 理论和方法

### 1.1 典型相关分析

典型相关分析(CCA)在数学中是一种计算两组向量之间相关性的多元统计方法,能够揭示两组向量之间的局部和整体联系<sup>[18]</sup>。假设存在两组多维向量 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{d_n \times n}$  ( $n$ 维特征,每一维特征有 $d_n$ 个采样点)和 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{d_m \times m}$ ,则两组向量的整体相关性,可以通过计算投影向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{d_n}$ 和 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{d_m}$ 的相关性来实现。将投影向量表示为两组向量 $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 与权重向量 $\mathbf{W}$ 之间的线性组合,如下所示。

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x \\ \mathbf{y} = \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y \end{cases} \quad (1)$$

向量 $\mathbf{x}, \mathbf{y}$ 的相关性反映出两个向量之间的相关程度,

可以通过皮尔森(Pearson)相关系数来进行度量,取值在-1~1之间。

$$\rho = \frac{\mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y}{\sqrt{\mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x \cdot \mathbf{W}_y^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y}} \quad (2)$$

对于给定的两组多维向量 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ ,CCA算法的目标就是找到两组权重向量 $\mathbf{W}_x$ 和 $\mathbf{W}_y$ ,使得投影向量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 具有最大的相关系数 $\rho$ 。由于分子分母都是变化的,要实现最大化相关系数 $\rho$ ,可以将分母看成固定的值而只求分子的最值。这样,该式的求解就转化成另外一个求最值的问题。

$$\begin{aligned} \max \quad & \mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x = 1, \mathbf{W}_y^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y = 1 \end{aligned} \quad (3)$$

在基于SSVEP的脑-机接口中,向量 $\mathbf{X}$ 表示为多通道的SSVEP, $\mathbf{Y}_k$ 表示特定频率的正余弦信号。

$$\mathbf{Y}_k = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_k t) \\ \cos(2\pi f_k t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f_k t) \\ \cos(2\pi N_h f_k t) \end{bmatrix}, t = \frac{1}{f_s}, \frac{2}{f_s}, \dots, \frac{N_s}{f_s} \quad (4)$$

其中, $f_s$ 表示采样频率, $f_k$ 表示第 $k$ 次的刺激频率, $N_s$ 表示采样点的数量, $N_h$ 表示谐波的数量。通过计算信号 $\mathbf{X}$ 与刺激频率为 $f_k$ 的参考信号 $\mathbf{Y}_k$ 之间的相关系数 $\rho$ ,当 $\rho$ 值最大时, $f_k$ 为SSVEP的频率。

$$\text{CCA}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_k) = \max_k \rho \quad (5)$$

### 1.2 滤波器组典型相关分析

SSVEP信号通常由基波和谐波两种分量组成,不仅基波含有SSVEP的主要信息,而且谐波中也存在识别SSVEP的信息<sup>[19]</sup>。由于CCA只部分地利用SSVEP基波中的信息,缺少对谐波分量的考虑。滤波器组典型相关分析(FBCCA)在CCA的基础上,通过增加一个滤波器组来充分利用SSVEP的谐波成分。相比CCA算法,FBCCA算法具有更为精确的分类性能。

在FBCCA算法中,假设 $\mathbf{X}$ 为采集得到的SSVEP,将信号 $\mathbf{X}$ 通过一个带通滤波器(1型切比雪夫滤波器)组可以生成不同的子频带信号 $\mathbf{X}_{\text{SB}_n}, n = 1, 2, 3, \dots, N$ 。对于参考频率为 $f_k$ 的正余弦信号 $\mathbf{Y}_k$ ,计算多个子成分 $\mathbf{X}_{\text{SB}_n}$ 与参考信号 $\mathbf{Y}_k$ 之间的相关系数,结果用向量 $\boldsymbol{\rho}^k$ 表示。

$$\boldsymbol{\rho}^k = \begin{bmatrix} \rho_1^k \\ \rho_2^k \\ \vdots \\ \rho_N^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho[\mathbf{X}_{\text{SB}_1}^T \mathbf{W}_x(\mathbf{X}_{\text{SB}_1} \mathbf{Y}_k), \mathbf{Y}_k^T \mathbf{W}_y(\mathbf{X}_{\text{SB}_1} \mathbf{Y}_k)] \\ \rho[\mathbf{X}_{\text{SB}_2}^T \mathbf{W}_x(\mathbf{X}_{\text{SB}_2} \mathbf{Y}_k), \mathbf{Y}_k^T \mathbf{W}_y(\mathbf{X}_{\text{SB}_2} \mathbf{Y}_k)] \\ \vdots \\ \rho[\mathbf{X}_{\text{SB}_N}^T \mathbf{W}_x(\mathbf{X}_{\text{SB}_N} \mathbf{Y}_k), \mathbf{Y}_k^T \mathbf{W}_y(\mathbf{X}_{\text{SB}_N} \mathbf{Y}_k)] \end{bmatrix} \quad (6)$$

将各子成分 $\mathbf{X}_{\text{SB}_n}$ 与参考信号 $\mathbf{Y}_k$ 的相关系数 $\rho_n^k, n = 1, 2, \dots, N$ 进行平方加权后求和,得到频率识别的结果 $\tilde{\rho}$ 。

$$\tilde{\rho} = \sum_{n=1}^N w(n) \cdot (\rho_n^k)^2 \quad (7)$$

$$w(n) = n^{-a} + b$$

其中,  $w(n)$  为子频带成分的权重函数, 包含两个常量  $a$  和  $b$ , 可以通过网格搜索法来确定  $a$  和  $b$ <sup>[20]</sup>。事实上, 常量  $a$  和  $b$  为固定值 ( $a = 1.25, b = 0.25$ )。最后, 当最大加权相关系数  $\tilde{\rho}$  时, 此时参考信号  $Y_k$  的频率  $f_k$  就是 SSVEP 的识别频率。

$$FBCCA(X, Y_k) = \max_k \tilde{\rho} \quad (8)$$

### 1.3 基于个人模板的典型相关分析

虽然 CCA 算法在许多实验中表现出不错的识别效果, 但是 CCA 算法中构建的参考信号是一种理想化的情况, 真实的 SSVEP 还会受到许多噪声的干扰<sup>[21]</sup>。而使用大脑的 SSVEP 构建的参考信号, 能够最大程度地模拟 SSVEP 的真实反应。因此, 基于个人模板的典型相关分析 (ITCCA) 算法在传统的 CCA 算法的基础上, 使用真实的 SSVEP 来构建参考信号来提升识别准确率。

在 ITCCA 算法中, 假设  $X$  为视觉刺激产生的 SSVEP, 在该刺激下持续进行  $k$  次, 将这  $k$  次刺激下的信号进行叠加并取平均得到模板  $\bar{X}$ , 则个体模板信号  $X_k$  由模板  $\bar{X}$  重复  $k$  次得到。然后, ITCCA 算法分别计算原始的信号  $X$  与个体模板信号  $X_n$  与正余弦信号  $Y_k$  的相关系数, 结果用向量  $\rho^k$  表示。

$$\rho^k = \begin{bmatrix} \rho_1^k \\ \rho_2^k \\ \rho_3^k \\ \rho_4^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho[X^T W_X(XY_k), Y_k^T W_Y(XY_k)] \\ \rho[X^T W_X(XX_k), X_k^T W_X(XX_k)] \\ \rho[X^T W_X(XY_k), X_k^T W_X(XY_k)] \\ \rho[X^T W_X(X_k Y_k), X_k^T W_X(X_k Y_k)] \end{bmatrix} \quad (9)$$

在第  $k$  次的刺激频率  $f_k$  下,  $\rho_1^k$  表示的是原始的信号  $X$  与正余弦信号  $Y_k$  的相关系数,  $\rho_2^k$  表示的是原始信号  $X$  与个体模板信号  $X_k$  的相关系数, 而  $\rho_3^k$  和  $\rho_4^k$  分别表示在原始信号  $X$  与正余弦信号  $Y_k$  和个体模板信号  $X_k$  取得最大相关系数的情况下, 所得到的权重向量  $W_X(XY_k)$ 、 $W_X(X_k Y_k)$  分别乘上  $X$  和  $X_k$  后得到的两向量之间的相关系数。

与 FBCCA 算法相似, ITCCA 算法用相关系数  $\tilde{\rho}$  作为目标识别的结果, 由 4 个不同的相关系数  $\rho_i^k, i = 1, 2, 3, 4$  进行非线性加权相加得到。

$$\tilde{\rho} = \sum_{i=1}^4 \text{sign}(\rho_i^k) \cdot (\rho_i^k)^2 \quad (10)$$

其中,  $\text{sign}(\cdot)$  表示符号函数, 保留原始信号  $X$  与个人模板信号  $X_k$  之间呈负相关系数的判别信息, 且防止丢失掉识别信息。根据多个相关系数计算得到的加权相关系数  $\tilde{\rho}$ , 可以作为 SSVEP 的最终特征用于识别分类。

$$ITCCA(X, X_k, Y_k) = \max_k \tilde{\rho} \quad (11)$$

### 1.4 典型相关分析

在 FBCCA 和 ITCCA 算法的基础上, 将两者的优点进行融合。基于个体模板的滤波器组典型相关分析 (IFCCA) 算法既利用 SSVEP 的基波和谐波等重要信息, 又在构建信号时参考训练集的部分 SSVEP 数据, 并且在生成最终的信号时对部分信号进行随机的删除, 排除因噪声产生的干扰, 这样构建的参考信号能够最大程度地模拟

大脑内部的真实反应, 且具有较强的抗干扰性。算法的计算过程如图 1 所示。

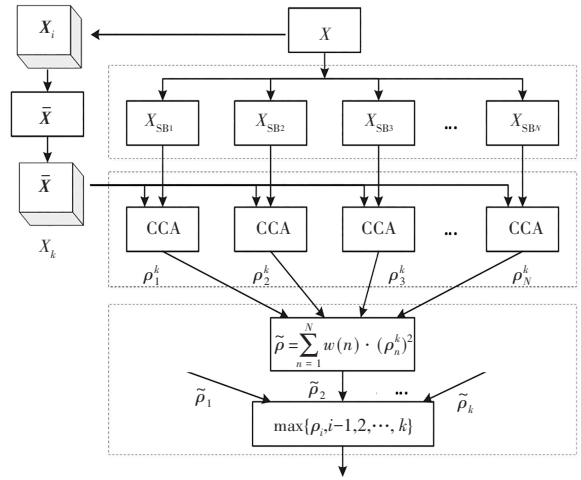


图 1 IFCCA 算法流程

Fig. 1 Flowchart of the IFCCA algorithm

假设  $X$  为经过刺激后产生的 SSVEP, 在第  $i$  次的刺激频率  $f_i$  下产生的 SSVEP 记为  $X_i$ 。在构建参考信号时, 从这  $k$  次产生的信号  $X_i, i = 0, 1, \dots, k$  中随机去掉  $m$  组, 使剩下的  $k - m$  组信号进行相加并取平均值, 得到个体的模板信号  $\bar{X}$ 。

$$\bar{X} = \left( \sum_{i=1}^k X_i - \sum_{i=\text{rand}(k)}^m X_i \right) / (k - m) \quad (12)$$

则构建的参考信号  $X_k$  由  $\bar{X}$  重复  $k$  次得到

$$X_k = [\underbrace{\bar{X} \bar{X} \dots \bar{X}}_k] \quad (13)$$

在第  $i (0 < i < k + 1)$  次进行刺激时, 将产生的信号  $X$  通过一个带通滤波器, 得到多个频带的子成分信号  $X_{SB_i}, i = 1, 2, \dots, N$ 。其中,  $N$  表示谐波的总个数。分别计算参考信号  $X_k$  与多个子成分信号  $X_{SB_i}$  的相关系数, 结果用向量  $\rho^k$  表示。

$$\rho^k = \begin{bmatrix} \rho_1^k \\ \rho_2^k \\ \vdots \\ \rho_N^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho[X_{SB_1}^T W_X(X_{SB_1} X_k), Y^T W_Y(X_{SB_1} X_k)] \\ \rho[X_{SB_2}^T W_X(X_{SB_2} X_k), Y^T W_Y(X_{SB_2} X_k)] \\ \vdots \\ \rho[X_{SB_N}^T W_X(X_{SB_N} X_k), Y^T W_Y(X_{SB_N} X_k)] \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中,  $\rho_i^k$  表示在第  $k$  次刺激下, 子成分信号  $X_{SB_i}$  与参考信号  $X_k$  的相关系数。加权相关系数  $\tilde{\rho}$  由多个相关系数  $\rho_i^k$  加权平方求和得到并且加权相关系数  $\tilde{\rho}$  的值最大时的频率  $f_k$  即为 SSVEP 的频率。

$$IFCCA(X, X_k) = \max \tilde{\rho} \quad (15)$$

## 2 实验

### 2.1 数据采集

实验的数据采集自 10 名健康的受试者 (7 名有经验,

3名没有),每名受试者在指导下按照特定的要求进行实验<sup>[22]</sup>。数据集中的数据为64通道离散化的SSVEP数据,采样率为250 Hz。对于每个受试者,数据由4个数据块组成,每个数据块采集的是该受试者在一轮实验中的SSVEP数据。数据集中的每个数据对应一个标签,标签的取值为1~40,不同的值对应不同的字符。

## 2.2 方法与流程

在进行实验时,脑-机接口的刺激界面由40个字符组成,其中包含26个字母、10个阿拉伯数字以及4个标点符号。每个字符位于140×140像素的正方形区域内,随机的分布在4×10矩阵中,且位置不固定。每个正方形区域的刺激频率,以初始为8 Hz,步长为0.2 Hz的方式,按照从左往右、从上往下依次递增。

实验中的视觉刺激界面,如图2所示,由MATLAB中的Psychtoolbox工具箱编写完成,通过联合频率和相位调制(joint frequency-phase modulation, JFPM)进行字符的编码,根据这种编码方式,界面中不同区域的字符对应的闪

烁频率不同。

实验总共分成4轮,每名受试者每一轮分别对各个字符进行测试。实验开始时,系统在屏幕中出现0.5 s的提示框,提示受试者需要关注的字符。然后,屏幕中所有的正方形区域,按照每个区域对应的频率进行闪烁,时间为5 s。出现下个提示框前,出现0.5 s的空白。由于每轮测试持续4 min,为了给受试者足够的时间休息,避免产生视觉疲劳,下一轮的间隔时间设置为2~3 min。

每一轮测试产生的SSVEP数据,通过64通道的电极帽进行采集,电极的分布采用的是标准的10~20系统。其中,10~20表示基线上的电极之间的长度为基线总长的20%,而基线末端与周围电极的长度为基线总长的10%。在10~20系统中,电极名称以一两个字母开头,表示电极放置的大脑区域。例如,字母O开头的电极在大脑的枕部。每个电极以数字或字母结尾,表示电极到中线的距离大小。奇数结尾的电极分布在左半球,偶数结尾的电极分布在右半球,放置在中线的电极以字母z结尾。

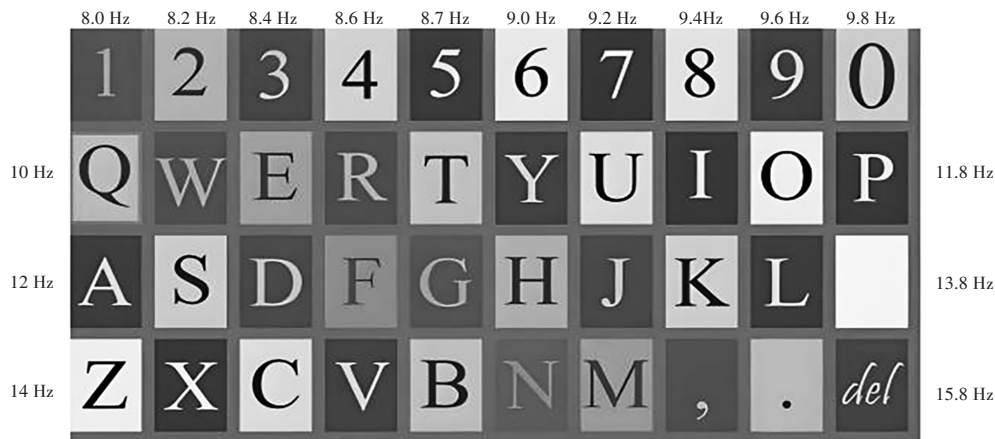


图2 视觉刺激界面:40个字符的字符拼写器,字符Q出现提示框

Fig. 2 Visual stimulation interface: a 40-character character speller with a prompt box for character Q appearing

然后,在Synamps2系统下以1 000 Hz的采样率进行SSVEP数据的记录。为了降低数据的长度,以便能够更好地进行分析,再降采样为250 Hz。由于视觉刺激的主要作用区域是大脑的枕叶,且SSVEP主要在大脑的枕叶区域分布,因此,实验中采用的是受试者s1~s10中Pz、POz、PO3、PO4、PO5、PO6、Oz、O1、O2这9个与大脑视觉中枢有密切联系的通道的数据,且可以降低自发脑电的干扰对SSVEP造成的影响,提高信号的信噪比。在进行信号预处理时,最终提高数据的质量。

受试者在受到视觉刺激时,根据接受刺激时所在屏幕区域的刺激频率,会在大脑的枕叶区域产生响应信号,响应信号的频率和眼球接受刺激时的频率一致。如图3所示,为受试者s2在观察字符A时Oz通道采集到的数据,字符A的闪烁频率为12 Hz。在频谱图中,可以看到12 Hz的位置处有明显的波峰,这也说明诱发信号的频率与刺激的频率有一定的关系。

最后,将采集到的数据通过一个的凹陷滤波器(50 Hz),以便消除因脑电信号采集的设备的工作频率

的干扰。最后,将采集到的SSVEP进行独立成分分析(ICA),以便去除信号中的眼电、肌电伪迹,其中,ICA算法分离SSVEP信号的过程由MATLAB中EEGLAB工具实现。

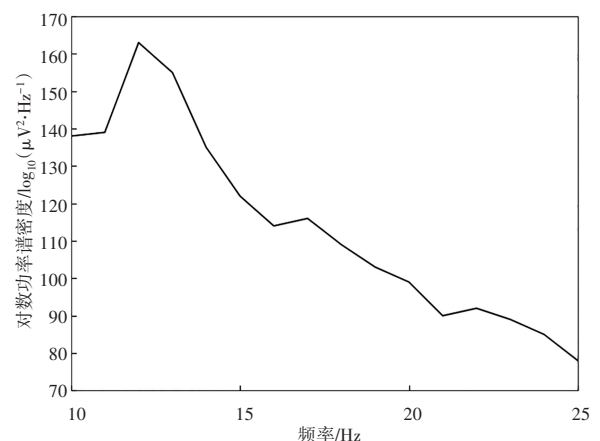


图3 刺激频率为12 Hz的SSVEP的频谱

Fig. 3 The spectrum diagram of SSVEP with a stimulation frequency of 12 Hz

另外,实验中对于滤波器组的设计,尝试了 3 种不同频带的滤波器组划分方案。不同的滤波器组分离出的子

成分信号不相同,且会对算法的识别准确率产生影响,如图 4 所示。

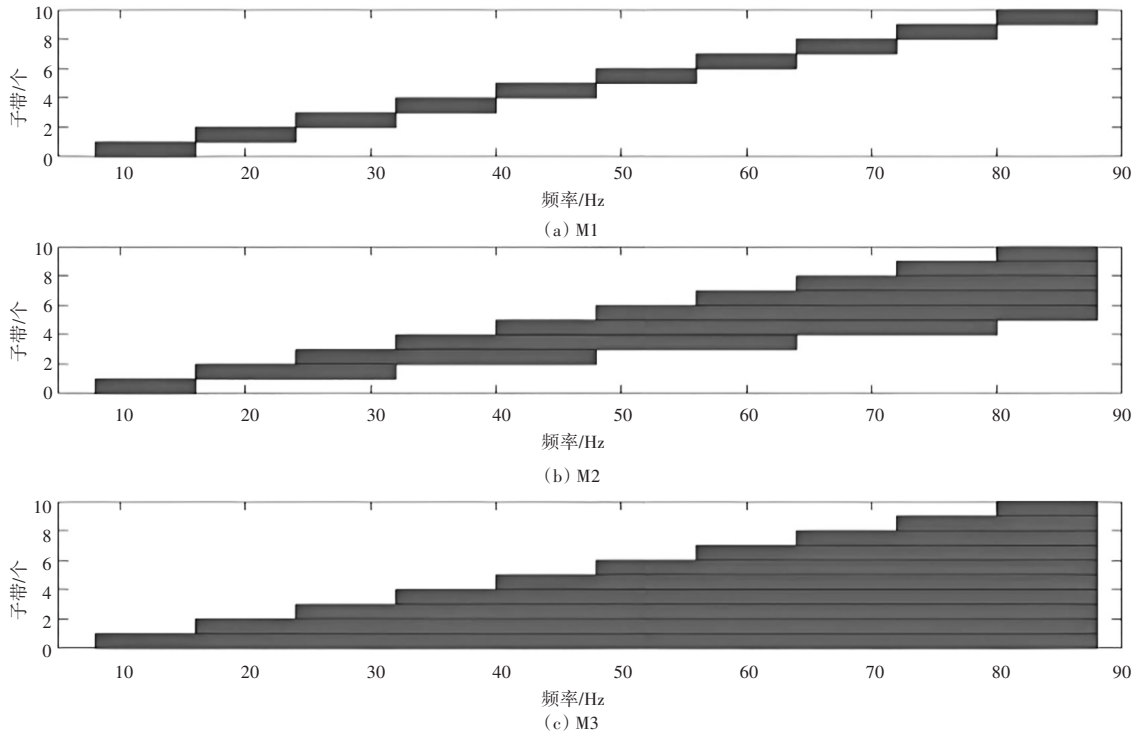


图 4 3 种不同的滤波器组设计方案

Fig. 4 Three different filter group design schemes

3 种设计方案均会在 8~88 Hz 的频带中生成数量  $N = 10$  的子频带。第 1 种方案 (M1) 将频带平均分成 10 个子频带,每个子频带的范围为 8 Hz。第 2 种方案 (M2) 根据谐波的范围分别来设计不同频带范围的滤波,第  $n$  ( $0 < n < N + 1$ ) 个子频带频率的取值范围为  $8 \cdot n$  到  $8 \cdot 2n$  Hz。第 3 种方案 (M3) 生成的谐波的截止频率均为 88 Hz,而起始频率按照 8 Hz 的步长依次递增。

### 2.3 性能指标

实验结果的评判准则主要有分类准确率 (ACC) 和信息传输率 (ITR) 两种,分类准确率描述的是算法识别出的类别与实际标签的类别之间的匹配率,影响脑-机接口的可靠性。假设 TP 表示能够正确分类的 SSVEP 的数量, FN 表示分类错误的 SSVEP 的数量,则准确率可以用下式计算

$$ACC = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

信息传输率描述的是单位时间内传输的数据量,衡量的是脑-机接口的传输速度,也是非常重要的指标,ITR 的定义如下:

$$ITR = \left[ \log_2 N + P \log_2 N + (1 - P) \log_2 \frac{1 - P}{N - 1} \right] \cdot \frac{60}{T} \quad (17)$$

其中,  $N$  表示类别的个数,  $P$  表示分类的准确率 (ACC),  $T$  表示目标刺激的时间窗口的长度。在本实验中,  $N$  的值为 40,  $T$  是一个动态的值,和数据的时间窗口有关。

### 2.4 结果分析

将实验采集到的数据平均分成 10 份,按照 1:9 的比

例来划分测试集和训练集。其中,训练集的数据来训练模型的参数并用于特征的识别,测试集的数据来评估模型的效果。然后,重复上述操作 5 次,按照相同的比例进行在实验采集的数据中随机地划分测试集和训练集,并使用 5 次的平均值作为最后的结果。

为了评估 IFCCA 算法在不同条件下的分类性能以及传输能力,设计了 3 个实验从不同角度来验证 IFCCA 算法的有效性。

在第一个实验中,研究了不同的谐波数量对于算法的影响,分别比较了 FBCCA、ITCCA 和 IFCCA 3 种算法在不同谐波数量 ( $N = 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$ ) 下的分类准确率。实验采用控制变量法,除了需要分析的因素外,其他条件都保持一致。

如图 5 所示,在不同的谐波数量下 ITCCA 算法均具有更为优秀的分类性能。在谐波数量较少时,随着谐波数量的增加 ( $N < 7$ ), FBCCA、ITCCA 和 IFCCA 这 3 种算法的分类准确率都在不断增加。其中, IFCCA 算法的分类准确率增加得最快, FBCCA 算法次之, ITCCA 算法的增加得非常少,几乎没有什么变化。可以发现, ITCCA 算法对于谐波的个数不敏感。虽然 FBCCA 和 IFCCA 两种算法都能够利用谐波中的信息,但是 FBCCA 算法提取的效果有限,而通过构建真实的参考信号,使得 IFCCA 算法能提取出的信息更多,因而表现得更出色。

当谐波的数量  $N = 7$  时, FBCCA 和 IFCCA 算法的准确率达到最大,分别为 77.2% 和 78.5%。相较 FBCCA 算法, IFCCA 算法提升了 1% 左右。这也从侧面说明, IFCCA

算法能够更好地利用谐波的信息。而当谐波的数量  $N > 7$  时,3 种分类准确率均有不同程度的下降。说明当谐波的频率超过 90 Hz 后,信号中的信噪比偏高,不利于信号的分类。因此,在进行实验时应避免出现信噪比过高的情况,否则得到的数据的质量偏低,影响最终分类效果。

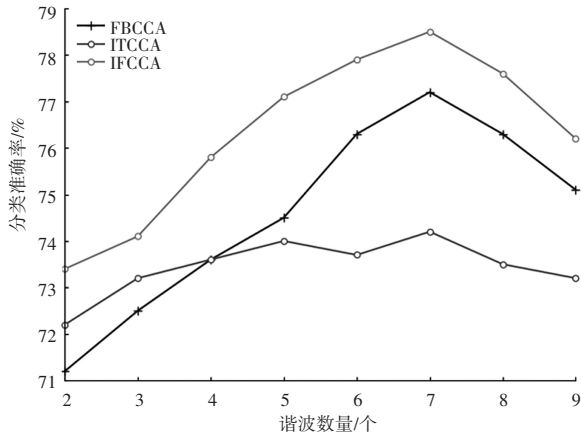


图5 谐波数量为 2~8 个时 FBCCA、ITCCA 和 IFCCA 3 种算法的分类准确率

Fig. 5 Classification accuracy rates of the three algorithms (FBCCA, ITCCA, and IFCCA) when the number of harmonics is 2 to 8

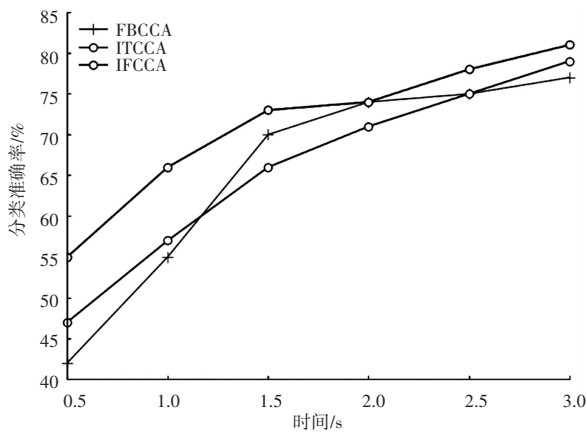


图6 时间窗口为 0.5~3.5 s 时 FBCCA、ITCCA 和 IFCCA 3 种算法的分类准确率

Fig. 6 Classification accuracy rates of the three algorithms (FBCCA, ITCCA, and IFCCA) when the time window is 0.5~3.5 seconds

在第 2 个实验中,分别研究了 3 种算法在不同时间窗口下的分类准确率和信息传输率。根据第一个实验中的结果,谐波数量  $N = 7$  时算法的分类准确最高。在实验时,将谐波的数量设置为 7 个,数据的时间窗口取值分别为 0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5 s, 根据时间窗口的不同来验证 ITCCA 算法的有效性。

根据图 6 可以看出,随着时间窗口的增加,3 种算法的分类准确率也在逐渐增加。当时间窗口的取值小于 2 s 时,3 种算法的分类准确率增加的速度较快,而当时间窗口的取值大于 2 s 时,分类准确率增长的趋势逐渐趋于平稳。在不同时间窗口的情况下,IFCCA 算法均比其他两种算法有更高的分类准确率。

对于不同算法的信息传输率,IFCCA 和 FBCCA、

ITCCA 算法的取值在图中都呈现为一条先增后减的曲线,如图 7 所示。相比 FBCCA 和 ITCCA 算法,当时间窗口大于 2 s 时,IFCCA 算法减少的速度较快,且当时间窗口大于 3.5 s 时,IFCCA 算法的信息传输率比另外两种算法更小。说明 IFCCA 算法处理较低的数据量时性能较好,一旦数据长度超过某个阈值,IFCCA 算法的传输性能不及 FBCCA 和 ITCCA 算法。

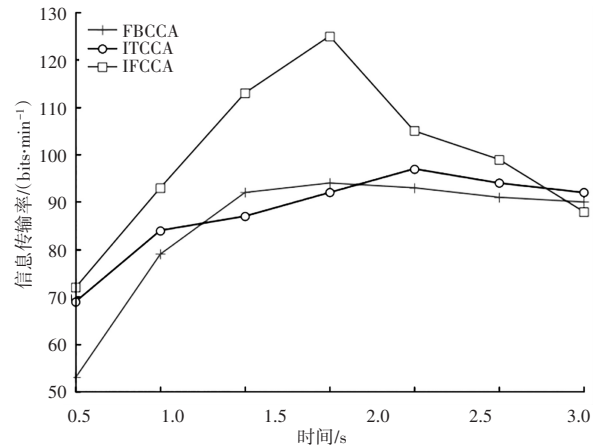


图7 时间窗口为 0.5~3.5 s 时 FBCCA、ITCCA 和 IFCCA 3 种算法的信息传输率

Fig. 7 Information transmission rates of the FBCCA, ITCCA and IFCCA algorithms when the time window is 0.5~3.5 seconds

最后一个实验研究了 FBCCA 和 IFCCA 这两种算法在不同滤波器组下的分类准确率。在 3 种设计方案下,IFCCA 算法的分类准确率均比 FBCCA 算法高,如图 8 所示。当采用第 3 种方案(M3)时,FBCCA 和 IFCCA 算法的分类准确率达到最高,分别为 73.5% 和 89.1%,相比 FBCCA 算法,IFCCA 算法的分类准确率要高出 15% 左右。

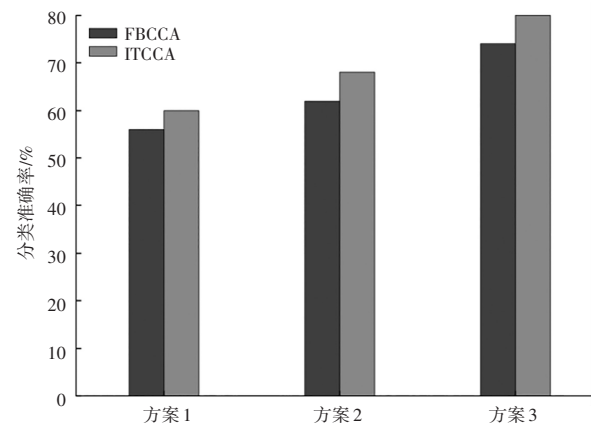


图8 在 M1、M2、M3 3 种方案下 FBCCA 和 IFCCA 两种算法的分类准确率

Fig. 8 Classification accuracy rates of the FBCCA and IFCCA algorithms under the three schemes of M1, M2, and M3

在不同的设计方案下,IFCCA 算法的分类准确率在最大和最小值之间相差 20% (M1 时 59.2%, M3 时 79.6%), 而 FBCCA 算法的分类准确率的差异也将近 20% (M1 时 55.4%, M3 时 73.5%)。因此,选择合适的滤波器组对于算法的性能有非常重要的关系。

### 3 结论

本文提出一种新的识别算法 IFCCA,为了研究算法在不同因素下的识别能力,分别设计实验来研究 IFCCA 算法在不同谐波数、不同数据长度和不同滤波器组设计方案的这 3 种情况下的分类性能。通过实验结果可知,IFCCA 算法在时间窗口短( $<2$  s)、谐波数量较多( $\leq 8$  个)时,具有良好的表现。此外,选择合适的滤波器组,如在第三个实验中的方案 M3,也能够提升 IFCCA 算法的分类性能。虽然在时间窗口极大时,IFCCA 算法的信息传输率严重降低,但是在绝大多数情况下,相比 FBCCA 和 ITCCA 算法,IFCCA 算法有更好的信息传输率和分类准确率。这也证明了 IFCCA 算法采用的融合策略的有效性,通过在脑-机接口中使用 IFCCA 算法来识别 SSVEP,能够显著提高脑-机接口的性能。

在未来的工作中,将继续提高 IFCCA 算法在极端条件下的性能,使得 IFCCA 算法构建的基于 SSVEP 的脑-机接口能够应用到实际应用中。

### 参考文献

- [1] Moore M M. Real-world applications for brain-computer interface technology[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 162-165.
- [2] Dhiman R. Machine learning techniques for electroencephalogram based brain-computer interface: a systematic literature review[J]. Measurement: Sensors, 2023: 100823.
- [3] King B J, Read G J M, Salmon P M. Identifying risk controls for future advanced brain-computer interfaces: a prospective risk assessment approach using work domain analysis[J]. Applied Ergonomics, 2023, 111: 104028.
- [4] Williams S C, Horsfall H L, Funnell J P, et al. Neurosurgical team acceptability of brain-computer interfaces: a two-stage international cross-sectional survey[J]. World Neurosurgery, 2022, 164: e884-e898.
- [5] Velasco-álvarez F, Fernández-rodríguez Á, Ron-angevin R. Brain-computer interface (BCI)-generated speech to control domestic devices [J]. Neurocomputing, 2022, 509: 121-136.
- [6] Yuan X, Zhang L, Sun Q, et al. A novel command generation method for SSVEP-based BCI by introducing SSVEP blocking response[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 146: 105521.
- [7] Tabanfar Z, Ghassemi F, Moradi M H. A subject-independent SSVEP-based BCI target detection system based on fuzzy ordering of EEG task-related Components [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 79: 104171.
- [8] Tang Z, Wang X, Wu J, et al. A BCI painting system using a hybrid control approach based on SSVEP and P300[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 150: 106118.
- [9] Jia C, Gao X, Hong B, et al. Frequency and phase mixed coding in SSVEP-based brain-computer interface [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 58(1): 200-206.
- [10] Na R, Hu C, Sun Y, et al. An embedded lightweight SSVEP-BCI electric wheelchair with hybrid stimulator[J]. Digital Signal Processing, 2021, 116: 103101.
- [11] Ma P, Dong C, Lin R, et al. Effect of local network characteristics on the performance of the SSVEP brain-computer interface [J]. IRBM, 2023, 44(4): 100781.
- [12] Wang K, Qiu S, Wei W, et al. A multimodal approach to estimating vigilance in SSVEP-based BCI[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 225: 120177.
- [13] Chen J, Zhang Y, Pan Y, et al. A Transformer-based deep neural network model for SSVEP classification[J]. Neural Networks, 2023, 164: 521-534.
- [14] Wang Y, Wang R, Gao X, et al. A practical VEP-based brain-computer interface [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2006, 14(2): 234-240.
- [15] Bin G, Gao X, Yan Z, et al. An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method [J]. Journal of Neural Engineering, 2009, 6(4): 046002.
- [16] Chen X, Wang Y, Gao S, et al. Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface[J]. Journal of Neural Engineering, 2015, 12(4): 046008.
- [17] Saidi P, Vosoughi A, Atia G. Detection of brain stimuli using Ramanujan periodicity transforms [J]. Journal of Neural Engineering, 2019, 16(3): 036021.
- [18] Wang H, Sun Y, Wang F, et al. Cross-subject assistance: inter- and intra-subject maximal correlation for enhancing the performance of SSVEP-based BCIs [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2021, 29: 517-526.
- [19] Zhao S, Wang R, Bao R, et al. Spatially-coded SSVEP BCI without pre-training based on FBCCA [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 84: 104717.
- [20] Kwon J, Im C H. Novel Signal-to-Signal translation method based on StarGAN to generate artificial EEG for SSVEP-based brain-computer interfaces [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 203: 117574.
- [21] Wang Y, Nakanishi M, Wang Y T, et al. Enhancing detection of steady-state visual evoked potentials using individual training data [C]//2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Chicago, IL, USA: IEEE, 2014: 3037-3040.
- [22] Wang Y, Chen X, Gao X, et al. A benchmark dataset for SSVEP-based brain-computer interfaces [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 25(10): 1746-1752.