

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210358

基于改进扩展典型相关分析的 SSVEP 信号识别方法*

芦鹏 戴凤智 尹迪 温浩康 高一婷

(天津科技大学电子信息与自动化学院 天津 300222)

摘要: 现有的稳态视觉诱发电位(SSVEP)的信号识别方法没有充分关注信号的相位特征在识别过程中的重要作用,为此提出一种扩展典型相关分析(eCCA)的改进方法。将联合频率-相位调制编码的刺激范式中的相位参数添加到由受试者训练数据所构造的参考信号,以此来实现对 eCCA 的相位约束,从而提升 eCCA 方法对 SSVEP 信号的识别性能。通过在公开数据集上与现有的 SSVEP 信号识别方法进行对比实验,表明所提方法对 SSVEP 信号的平均识别率提高到 82.76%,信息传输速率提高至 116.18 bits/min,且具有更好的稳定性。

关键词: 稳态视觉诱发电位;脑机接口;脑电信号;扩展典型相关分析

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

SSVEP signal identification method based on improved extended canonical correlation analysis

Lu Peng Dai Fengzhi Yin Di Wen Haokang Gao Yiting

(College of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: Many existing signal recognition methods for steady-state visual evoked potential (SSVEP) do not pay sufficient attention to the importance of the phase features. In this paper, an improved extended canonical correlation analysis (eCCA) method is proposed for SSVEP signal identification. The phase parameter in the stimulus paradigm of joint frequency-phase modulation coding is added to the reference signal constructed from subjects' training data as a way to achieve phase constraints on eCCA, thus improving the recognition performance of the eCCA method for SSVEP signals. Thus the eCCA-based SSVEP signal recognition performance is improved. To verify the effectiveness of the proposed method, SSVEP signal recognition experiments are conducted on a publicly available dataset and compared with the existing signal recognition methods. The experimental results show that the average recognition rate of the proposed method is improved to 82.76%, and the information transmission rate is reached to 116.18 bits/min with better stability.

Keywords: steady-state visual evoked potential (SSVEP); brain computer interface (BCI); electroencephalogram (EEG); extended canonical correlation analysis (eCCA)

0 引言

脑机接口(brain computer interface, BCI)是在脑与外部环境之间建立一种不依赖于外周神经和肌肉组织的交流与控制通道,从而实现脑与外部设备的直接交互^[1]。主要功能是通过采集大脑特定活动下产生的脑电信号(electroencephalogram, EEG),并对该信号进行特征提取与分类,将其解码成为对控制设备的指令,进而实现大脑直接与外部设备之间的通信与控制^[2]。因此有效提取脑电信

号特征并准确分类是 BCI 的关键。

在各种脑电信号中,稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)是由频率较高的周期性刺激诱发的脑电稳定振荡信号^[3]。研究发现,当受试者受到以某种频率周期性闪烁的视觉刺激时,在大脑皮层枕区可检测到与刺激频率或其谐波同频的 SSVEP 信号^[4-5]。由于 SSVEP 信号具有稳定的频谱成分,并且具有高信噪比和信息传递率高等特点,开发基于 SSVEP 信号的脑电信号识别方法成为近年来的研究热点^[6-7]。在基于 SSVEP 信号的脑

收稿日期:2022-06-18

* 基金项目:2021 年教育部高等学校电子信息类专业教学指导委员会教改项目(2021-JG-03)、2021 年天津科技大学研究生科研创新项目(YJSKC2021S09)资助

电信号识别方法中, Lin 等^[8] 首先将典型相关分析 (canonical correlation analysis, CCA) 方法应用到 SSVEP 信号的特征提取中。与传统的功率谱密度分析方法相比, 基于 CCA 的方法可以显著提高 SSVEP 信号的识别性能。Chen 等^[9] 进一步将 CCA 方法与受试者训练数据的皮尔逊相关系数相结合, 提出了一种扩展典型相关分析方法 (extended canonical correlation analysis, eCCA), 极大提升了 SSVEP-BCI 系统的信息传输率 (information transfer rate, ITR)。Mehdizavareh 等^[10] 提出了另一种 eCCA 方法, 该方法将 CCA 和受试者的训练数据相结合来提高 BCI 系统的性能。Nakanishi 等^[11] 于 2016 年将任务相关成分分析法 (task related component analysis, TRCA) 引入 SSVEP 中, 通过最大化多个任务之间的复现性, 从而提高信噪比、抑制自发脑电活动。

这些研究虽然取得了一定的成果, 但是并没有充分利用 SSVEP 信号的全部信息。这是因为, 在视觉刺激过程中, 频率和相位信息变化都会使得受试者的 SSVEP 信号受到相应的影响。而随着联合频率-相位调制编码刺激范式的出现, 在很小的频率范围内通过增加相位信息来增加视觉刺激的数量成为视觉刺激范式设计的主要方向。但是, 现有的 SSVEP 信号识别方法仅关注了 SSVEP 信号中的频率信息, 未能充分利用 SSVEP 信号中存在的相位信息来提高识别方法的性能。因此, 本文提出一种基于改进 eCCA 的 SSVEP 信号识别方法, 将联合频率-相位调制编码刺激范式的设计参数添加到受试者的训练数据参考信号中, 从而使得参考信号能够同时包含频率信息和相位信息, 以此实现了对 eCCA 的相位约束, 提高了 SSVEP-BCI 系统的识别准确率和信息传输率。

1 方 法

1.1 基于 eCCA 的信号识别方法

CCA 方法是通过分析多通道 SSVEP 脑电信号与每个刺激频率的参考信号之间的关系, 使用 CCA 来计算两者之间的最大相关系数, 从而得到 SSVEP 信号对应的刺激目标和输出的控制指令。它是一种无监督方法, 不使用任何预先获得的数据来训练系统。但众多研究发现, 如果将受试者的训练数据纳入到 SSVEP 信号识别方法, 可以更有效地捕获 SSVEP 响应的时变特征, 并提高基于 CCA 的方法的性能^[12-13]。通过受试者的训练数据能够获取如下 3 种多通道信息:

- 1) 测试数据 X ;
- 2) 从第 k 个受试者的训练数据的平均值中得到的模板信号 \hat{X}_k ;
- 3) 正弦参考信号 Y_k 。

通过计算上述 3 种多通道信息中的每对之间的 CCA, 可生成 6 个空间滤波器, 进而产生 10 个典型变量。然后再计算两两典型变量之间的共 45 个相关特征, 利用其中 36

个有效的相关特征能够进行 SSVEP 信号识别。

文献[8]将 CCA 和受试者训练数据的皮尔逊相关系数相结合提出了一种 eCCA 的方法: 通过选择测试数据 X 和模板信号 \hat{X}_k 之间的 5 个相关特征 $r_k(i), i = 1, 2, 3, 4, 5$, 来构建信号识别性能最佳的特征集:

$$r_k = \begin{bmatrix} r_k(1) \\ r_k(2) \\ r_k(3) \\ r_k(4) \\ r_k(5) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k), \mathbf{Y}_k^T \mathbf{W}_{Y_k}(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\hat{\mathbf{X}}_k \mathbf{Y}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\hat{\mathbf{X}}_k \mathbf{Y}_k)) \\ \rho(\hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k)) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\rho(a, b)$ 表示 a 与 b 的相关特征, $\mathbf{W}_A(AB)$ 表示由 CCA 计算的两个多通道信息 A 和 B 之间的空间滤波器。将这 5 个相关特征的加权平方和作为信号识别的最终特征表示:

$$\rho_k = \sum_{i=1}^5 \text{sign}(r_k(i)) \cdot (r_k(i))^2 \quad (2)$$

其中, $\text{sign}()$ 用于保留测试集 X 和训练数据模板信号 \hat{X}_k 之间的负相关系数的判别信息。通过确认最大相关系数对应的刺激即可实现目标识别分类。

文献[9]选择了 36 个有效相关特征中的 6 个相关特征 $r_k(i), i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$, 来构建信号识别性能最佳的特征集:

$$r_k = \begin{bmatrix} r_k(1) \\ r_k(2) \\ r_k(3) \\ r_k(4) \\ r_k(5) \\ r_k(6) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k), \mathbf{Y}_k^T \mathbf{W}_{Y_k}(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \hat{\mathbf{X}}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_X(\mathbf{X} \mathbf{Y}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\hat{\mathbf{X}}_k \mathbf{Y}_k), \hat{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\hat{\mathbf{X}}_k \mathbf{Y}_k)) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_{\hat{\mathbf{X}}_k}(\hat{\mathbf{X}}_k \mathbf{Y}_k), \mathbf{Y}_k^T \mathbf{W}_{Y_k}(\hat{\mathbf{X}}_k \mathbf{Y}_k)) \end{bmatrix} \quad (3)$$

将这 6 个相关特征的总和作为信号识别的最终特征表示:

$$\rho_k = \sum_{i=1}^6 r_k(i) \quad (4)$$

1.2 改进 eCCA 的信号识别方法

随着联合频率-相位调制编码的刺激范式的发展, 相位

信息逐渐成为 SSVEP 信号识别的关键信息之一^[14]。然而,在传统 eCCA 方法中,受试者训练数据的模板信号虽然包含着相位信息,但在正余弦参考信号中没有包括相位信息,并且通过正余弦参考信号线性组合成的拟合信号中也没有相位信息的痕迹。

所以本文在 eCCA 的基础上,将联合频率-相位调制编码的刺激范式的设计参数加入到参考信号中,通过优化参数得到参考信号的相位信息,从而实现对 eCCA 的相位约束。将改进后的算法记为 eCCA-Y。

将刺激范式的设计参数加入到参考信号中,约束后的参考信号为:

$$Y_{f_k, \theta_k} = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_k t + \theta_k) \\ \cos(2\pi f_k t + \theta_k) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f_k t + N_h \theta_k) \\ \cos(2\pi N_h f_k t + N_h \theta_k) \end{bmatrix}^T, t = \frac{1}{F_s}, \frac{2}{F_s}, \dots, \frac{N_t}{F_s} \quad (5)$$

其中, f_k 表示第 k 个刺激频率, F_s 表示采样率, N_t 表示时间点数量, N_h 表示正余弦参考信号的谐波数, θ_k 为刺激范式设计参数中的相位信息,当 $\theta_k = 0$ 时式(5)就是 CCA 的参考信号。 Y_{f_k, θ_k} 是含有第 k 个刺激频率相位信息 θ_k 的参考信号,此时通过构建信号识别性能最佳的特征集所获得的信号识别的最终特征表示,可以有效利用 SSVEP 信号中含有的相位信息以提升识别方法的性能。

在实验中,根据实验意图,研究者可以设计如下的刺激范式来决定 θ_k 的大小:

$$\theta_k = \theta_0 + \Delta\theta \times [(k_y - 1) \times 5 + (k_x - 1)] \quad (6)$$

其中, k_x 和 k_y 分别表示视觉刺激矩阵的行和列指数, θ_0 表示初始相位, $\Delta\theta$ 表示相位间隔。

如上所述,在充分考虑相位约束的情况下,本文在实验中发现将式(1)的前 4 项相关特征进行组合得到的特征集就可以得到较好的效果,因此本文所采用的特征组合公式为:

$$r_k = \begin{bmatrix} r_k(1) \\ r_k(2) \\ r_k(3) \\ r_k(4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho(X^T W_X (XY_k), Y_k^T W_{Y_k} (XY_k)) \\ \rho(X^T W_X (X\hat{X}_k), \hat{X}_k^T W_X (X\hat{X}_k)) \\ \rho(X^T W_X (XY_k), \hat{X}_k^T W_X (XY_k)) \\ \rho(X^T W_{\hat{X}_k} (\hat{X}_k Y_k), \hat{X}_k^T W_{\hat{X}_k} (\hat{X}_k Y_k)) \end{bmatrix} \quad (7)$$

将这 4 个相关特征的加权平方和作为信号识别的最终特征表示:

$$\rho_k = \sum_{i=1}^4 \text{sign}(r_k(i)) \cdot (r_k(i))^2 \quad (8)$$

2 实验数据

本文使用 Wang 等^[15]提出的数据集来验证所提出的

方法。该数据集是从 35 名受试者中收集的,其中 17 名女性,18 名男性,平均年龄 22 岁。8 名有过 SSVEP 实验经验,其余 27 名无经验。

该数据集所使用的实验范式是由 40 个目标字符组成的拼写系统,采用联合频率-相位调制编码对应 40 个频率编码,如图 1 所示。相邻两个目标之间的频率差为 0.2 Hz,相位差为 0.5π 。根据实验范式的矩阵排列,通过式(6)可知 $k_x = 1, 2, \dots, 5, k_y = 1, 2, \dots, 5$, 相位参数 $\theta_k = 19.5$ 。

8	9	10	11	12	13	14	15
0	0.5π	π	1.5π	0	0.5π	π	1.5π
8.2	9.2	10.2	11.2	12.2	13.2	14.2	15.2
0.5π	π	1.5π	0	0.5π	π	1.5π	0
8.4	9.4	10.4	11.4	12.4	13.4	14.4	15.4
π	1.5π	0	0.5π	π	1.5π	0	0.5π
8.5	9.5	10.5	11.5	12.5	13.5	14.5	15.5
1.5π	0	0.5π	π	1.5π	0	0.5π	π
8.8	9.8	10.8	11.8	12.8	13.8	14.8	15.8
0	0.5π	π	1.5π	0	0.5π	π	1.5π

图 1 实验刺激范式

每位受试者会进行 6 轮共计 240 个目标的视觉刺激实验,每一轮实验后可获得几分钟的休息时间。每个刺激目标的实验时间为 6 s,是通过计算机显示器随机地呈现给受试者。如图 2 所示,这 6 s 的实验安排是:1)以红色方块作为视觉刺激的提示,持续 0.5 s。2)提示后,所有的刺激开始在屏幕上同时闪烁 5 s。3)视觉刺激完成后,屏幕将有 0.5 s 的空白时间。在 5 s 的刺激时间内,受试者被要求避免眨眼。

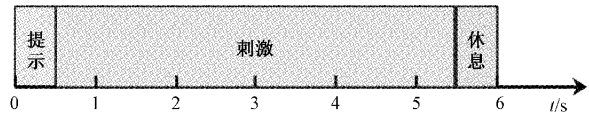


图 2 实验范式时序图

实验通过 Neuroscan 公司的 SynAmps2 系统采集 64 个电极的脑电信号,采样率为 1 000 Hz,脑电帽的电极按照国际 10~20 系统设置,接地电极位于 Fz 和 FPz 之间的中间位置,参考电极位于头顶,电极阻抗保持在 10 kΩ 以下。由 SSVEP 信号中提取的 14 Hz 频率刺激下的头皮地形图可知,受试者受到视觉刺激时顶叶和枕叶区域活动性很高^[16]。因此本文选择位于这些区域的 O_1 、 O_2 、 O_z 、 P_{03} 、 P_{04} 、 P_{05} 、 P_{06} 、 P_{0z} 、 P_z 这 9 个电极的信号数据进行处理,如图 3 所示。其中,以字母 P 标记的为顶叶区电极位置,字母 O 标记的为枕叶区电极位置。

3 实验结果分析

为了检验本文提出的方法,将提出的 eCCA-Y 方法与 TRCA 和传统 eCCA 识别方法进行了对比实验。采用留一法交叉验证来计算每位受试者的 240 次 SSVEP 信号识别

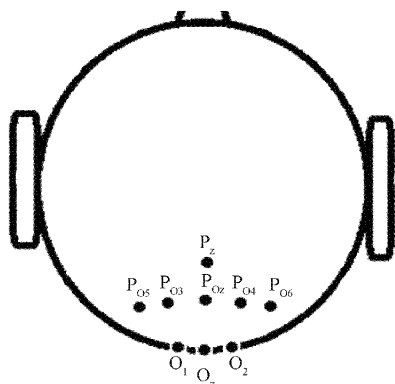


图 3 所选电极分布图

实验的平均识别准确率和平均 ITR, 并作为该受试者的最终识别准确率和 ITR。然后采用 35 位受试者的识别准确率的平均值和平均 ITR 作为识别方法表现性能的评估标准。其中准确率 P 为识别任务中正确识别的目标个数与目标个数的比值, 信息传输率的计算公式为^[17]:

$$ITR = \left[\log_2 N + p \log_2 p + (1-p) \log_2 \left(\frac{1-p}{N-1} \right) \right] \times \frac{60}{T} \quad (9)$$

式中: N 为目标总数, T 为目标单次刺激的时长。

3.1 不同时间窗长度下的性能比较

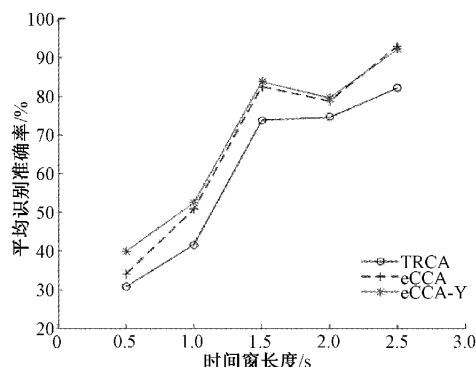
信号识别时间的长短是影响 SSVEP-BCI 系统信号识别性能的关键因素。一般情况下, 具有一定时间长度的脑电信号数据可以划分出若干个事件片段, 而每一个事件片段所对应的时间即为时间窗长度。本文首先在 $0 \sim 0.5$ s、 $0 \sim 1$ s、 $0 \sim 1.5$ s、 $0 \sim 2$ s、 $0 \sim 2.5$ s 的不同时间窗长度下对基于 TRCA、基于传统 eCCA 和提出的 eCCA-Y 方法的平均识别准确率和平均 ITR 进行对比实验, 实验结果如图 4 所示。

由图 4(a) 可以看出, 在 3 种方法中, eCCA-Y 和 eCCA 方法在不同时间窗长度内的平均识别率均高于 TRCA。并且 eCCA-Y 方法在绝大多数时间窗口内的平均识别率都高于 eCCA 方法。在图 4(b) 中可以看出, eCCA-Y 方法的平均 ITR 明显高于 TRCA, 并在绝大多数时间窗长度内较 eCCA 方法有小幅提升。尤其是在时间窗长度小于 2 s 时, eCCA-Y 方法的性能(平均识别准确率和平均 ITR)明显优于 TRCA 和 eCCA 方法。

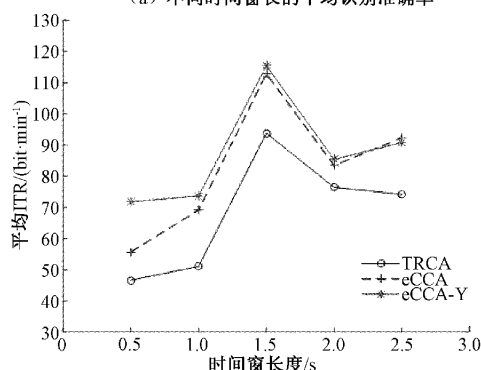
从图 4(a) 可以发现, 时间窗长度在 1.5~2.5 s 之间时 3 种方法的平均识别准确率上升幅度较小。而由式(9)可知, 当准确率增长较小时, 随着时间窗的增加, ITR 会随之减小。因此, 图 4(b) 中 3 种方法的平均 ITR 在 1.5 s 的时间窗长时达到最大, 随后出现快速降低。所以综合考虑, 本文采用 1.5 s 的时间窗长度进行后续的实验。

3.2 不同谐波个数下的性能比较

基于 eCCA 的识别方法在进行脑电信号识别时都要构造参考信号。为了检验参考信号的谐波数量对方法性能的



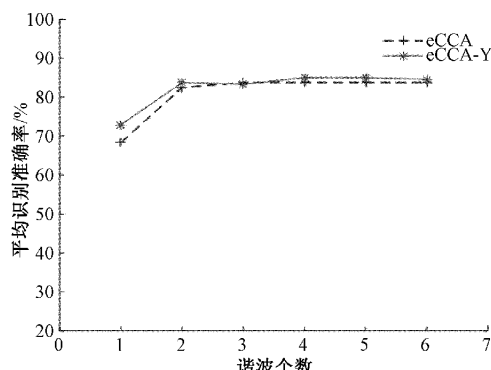
(a) 不同时间窗长的平均识别准确率



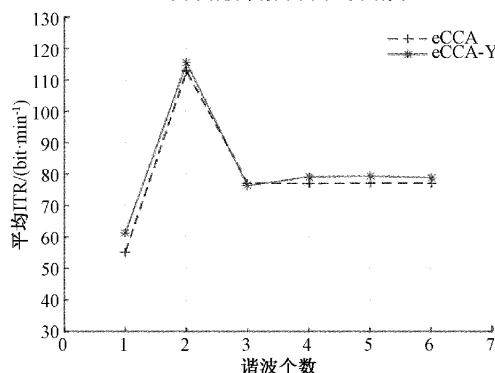
(b) 不同时间窗长的平均 ITR

图 4 不同时间窗长下 3 种方法的性能

影响, 本文使用不同谐波个数分别进行 eCCA 与 eCCA-Y 的 SSVEP 信号识别实验, 如图 5 所示。



(a) 不同谐波个数下的平均识别率



(b) 不同谐波个数下的平均 ITR

图 5 不同谐波次数下的两方法性能

从图 5(a)可知,当谐波个数由 1 增加到 2 时,两种方法的平均识别准确率均得到较大提升,而谐波个数为 2、3、4、5、6 时平均识别准确率波动很小。由图 5(b)可知,当谐波个数为 2 时,两种方法的平均 ITR 均达到最大值。因此,综合不同谐波个数下两种方法的性能表现,为使得方法性能在实验中最优,所以在后续实验中本文选择谐波个数为 2 作为实验条件之一。

3.3 eCCA-Y 实验结果

为了检验本文提出的方法,在综合考虑上面的两个预备实验的结果后,确定在谐波个数为 2、通道数量为 9、时间窗长为 1.5 s 的条件下,为 35 个受试者通过 TRCA, eCCA 和 eCCA-Y 3 种方法获取 SSVEP 信号并计算平均识别准确率和平均 ITR。

如图 6 所示,实验结果表明本文提出的 eCCA-Y 方法对 35 名受试者的 SSVEP 信号均获得了更好的识别效果。结合表 1 可以看到,eCCA-Y 方法和 eCCA 方法相比,平均识别准确率由 $81.08\% \pm 16.46\%$ (均值 \pm 标准差) 提升至 $82.76\% \pm 14.96\%$,平均 ITR 由 113 ± 34.65 bits/min (均值 \pm 标准差) 提升至 116.18 ± 31.6 bits/min。说明将刺激范式的设计参数加入到参考信号并通过优化参数得到参考信号的相位信息,进而实现对 eCCA 的相位约束后,提升了对 SSVEP 信号的识别性能。而 eCCA-Y 方法的性能更是

显著优于 TRCA 方法。同时,从表 1 可以发现,eCCA-Y 方法的平均识别准确率和平均 ITR 的标准差相比于其他两种方法也是显著减小的,这显示出该方法具有更好的稳定性。

表 1 各方法的平均识别准确率与平均 ITR

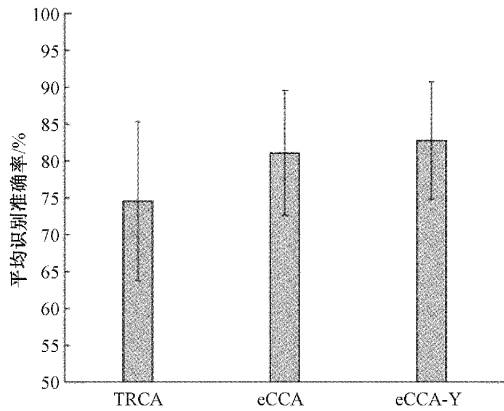
方法	平均识别准确率/ $\%$ (均值 \pm 标准差)	平均 ITR/(bits \cdot min $^{-1}$) (均值 \pm 标准差)
TRCA	74.56 ± 19.4	99.94 ± 40.16
eCCA	81.08 ± 16.46	113 ± 34.65
eCCA-Y	82.76 ± 14.96	116.18 ± 31.6

4 结 论

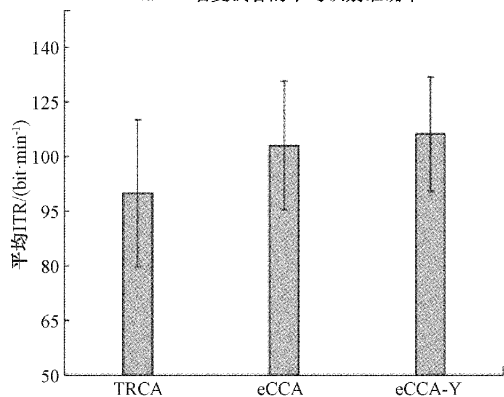
为了提高 SSVEP 信号识别方法的性能,本文在 eCCA 方法基础上进行了改进,设计了 eCCA-Y 信号识别方法。该方法将联合频率-相位调制编码的刺激范式的设计参数添加到参考信号,使得参考信号中同时含有频率信息和相位信息,从而在脑电信号的识别过程中,能够充分利用 SSVEP 信号中蕴含的频率和相位信息以提升信号识别效果。实验结果表明,eCCA-Y 方法与 TRCA 方法以及传统 eCCA 方法相比,能够有效提高短时间窗长下的 SSVEP 信号识别准确率,同时有效提升了 SSVEP 信号的信息传输率,能有效满足 SSVEP-BCI 系统的需求。但是 eCCA-Y 方法未能充分考虑参考信号谐波个数的变化对 ITR 变化的影响。在未来的工作中,将继续探究谐波个数与 ITR 之间的关系以进一步提高 eCCA-Y 方法的性能。

参考文献

- [1] 张绍荣,赵紫宁,莫云,等. 特征提取对通道选择方法的影响研究[J]. 国外电子测量技术,2020,39(9):1-6.
- [2] 王清杰,全海燕. 基于单形进化算法优化支持向量机的运动想象脑电分类研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(9):157-163.
- [3] 李丽,陈泉宇,随力. 稳态运动视觉诱发电位的诱发及在脑机接口中的应用进展[J]. 上海理工大学学报,2022,44(1):27-33.
- [4] 苏国传. 基于视觉通路的 SSVEP 仿真研究[J]. 电子测量技术,2018,41(2):83-87.
- [5] 迟新一,崔红岩,陈小刚. 结合稳态视觉诱发电位的多模态脑机接口研究进展[J]. 中国生物医学工程学报,2022,41(2):204-213.
- [6] 张杨松,夏敏,陈科,等. 稳态视觉诱发电位频率识别算法研究进展[J]. 生物医学工程学报,2022,39(1):192-197.
- [7] 孔丽文,薛召军,陈龙,等. 基于虚拟现实环境的脑机接口技术研究进展[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(3):317-327.



(a) 35名受试者的平均识别准确率



(b) 35名受试者的平均ITR

图 6 3 种方法的性能评估

- [8] LIN Z, ZHANG C, WU W, et al. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(12):2610-2614.
- [9] CHEN X, WANG Y, NAKANISHI M, et al. High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015, 112(44):E6058-E6067.
- [10] MEHDIZAVAREH M H, HEMATI S, SOLTANIAN-ZADEH H. Enhancing performance of subject-specific models via subject-independent information for SSVEP-based BCIs[J]. PloS One, 2020, 15(1):e0226048.
- [11] NAKANISHI M, WANG Y, CHEN X, et al. Enhancing detection of SSVEPs for a high-speed brain speller using task-related component analysis[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 65(1): 104-112.
- [12] MIRANDA R A, CASEBEER W D, HEIN A M, et al. DARPA-funded efforts in the development of novel brain-computer interface technologies [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2015, 244:52-67.
- [13] TANAKA H, KATURA T, SATO H. Task-related component analysis for functional neuroimaging and application to near-infrared spectroscopy data [J]. Neuro Image, 2013, 64:308-327.
- [14] NAKANISHI M, WANG Y, WANG Y T, et al. A high-speed brain speller using steady-state visual evoked potentials[J]. International Journal of neural Systems, 2014, 4(6):1450019.
- [15] 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.
- [16] 陈小刚,徐圣普. 稳态视觉诱发电位频率响应特性研究[J]. 北京生物医学工程, 2018, 37(3):259-264.
- [17] 那睿,胡纯,郑德智,等. 综合频率响应特征和权重系数的自适应脑机接口技术 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5):154-163.

作者简介

芦鹏, 硕士研究生, 主要研究方向为脑机接口技术、多传感器融合。

E-mail: lupeng970504@163.com

戴凤智(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为智能制造、人工智能、机器人技术。

E-mail: daifz@tust.edu.cn