

基于 ERP 时序调制 SSVEP 范式的在线脑控机器人系统^{*}

李诚喆 毛晓前 樊春玲

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

摘要: 在脑控机器人系统中稳态视觉诱发电位(SSVEP)因其高信噪比(SNR)、高信息传输速率等优势,已成为当前应用最广泛的脑电(EEG)信号之一。然而,受“BCI盲”现象影响,部分被试难以诱发稳定的 SSVEP 响应,限制了该技术在实际场景中的应用。为提升 SSVEP 信号的可识别性,提出了一种融合事件相关电位时间序列的新型调制 SSVEP 范式,并设计了一个基于该范式的在线脑控机器人系统,能够实现在复杂场景下对轮式机器人的协调控制。首先,在不改变标准 SSVEP 频率特征的前提下,通过嵌入事件相关电位刺激以增强用户注意力,从而提高信号质量;然后,采集 8 名被试在该调制范式和标准范式下产生的 EEG 信号,通过对比其在滤波器组典型相关分析(FBCCA)和任务相关分析(TRCA)两种算法下的离线分析结果,验证调制范式对 EEG 信号的提升效果并选择正确率高的算法用于在线系统的数据处理;最后,基于该范式开发在线脑控机器人系统并进行在线实验。离线分析结果表明调制范式产生 EEG 信号相较于标准 SSVEP 范式在多种分类算法下的分类准确率提升了 2%~32%,有效缓解“BCI盲”问题,在线脑控机器人系统在多个受试者中均表现出较好的分类性能,平均信息传输效率(ITR)为 30.74 bits/min,证明了其在实际应用中的可行性与有效性。

关键词: 脑机接口;稳态视觉诱发电位;时间序列调制范式;在线脑控机器人系统

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Online brain-controlled robot system by SSVEP paradigm based on ERP time sequence modulation

Li Chengzhe Mao Xiaolian Fan Chunling

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: Steady-state visual evoked potentials (SSVEP) have become one of the most widely used EEG signals in brain-controlled robot systems due to their advantages of high signal-to-noise ratio (SNR) and high information transmission rate. However, due to the phenomenon of 'BCI blindness', some subjects have difficulty inducing stable SSVEP responses, which limits the application of this technology in practical scenarios. To improve the recognizability of SSVEP signals, this paper proposes a novel modulation SSVEP paradigm that integrates event-related potential time series, and designs an online brain-controlled robot system based on this paradigm, which can achieve coordinated control of wheeled robots in complex scenarios. Firstly, without changing the standard SSVEP frequency characteristics, embedding event-related potential stimuli can enhance user attention and improve signal quality; then, EEG signals generated by 8 subjects under the modulation paradigm and standard paradigm were collected. By comparing their offline analysis results under the filter group canonical correlation analysis and task correlation analysis algorithms, the improvement effect of modulation paradigm on EEG signals was verified, and the algorithm with high accuracy was selected for data processing in the online system; finally, this paper develops an online brain-controlled robot system based on this paradigm and conducts online experiments. The offline analysis results show that the modulation paradigm generates EEG signals with a classification accuracy improvement of 2%~32% compared to the standard SSVEP paradigm under various classification algorithms, effectively alleviating the problem of 'BCI blindness'. The online brain-controlled robot system has shown good classification performance in multiple subjects, with an average information transmission rate (ITR) of 30.74 bits/min, proving its feasibility and effectiveness in practical applications.

Keywords: brain-computer interface; steady-state visual evoked potential; time sequence modulation paradigm; online brain-controlled robot system

0 引言

脑机接口(brain-computer interface, BCI)^[1-3]是指不依赖

传统的外周神经和肌肉等大脑信息输出通路直接利用脑电(electroencephalogram, EEG)信号来建立人与计算机或其他电子设备的交流通道的实时通信系统。随着 BCI 技术的发

展,基于稳态视觉诱发电位 (steady-state visual evoked potential, SSVEP)^[4-7]的脑控机器人系统因具有高信息传输效率 (information transfer rate, ITR)^[8]和高信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR)^[9-10]、较快的响应速度与较低的训练需求,在外部设备控制领域中得到了广泛关注。近年来,越来越多的研究致力于将 SSVEP-BCI 系统与智能机器人控制相结合^[11-13],实现人脑意图与物理行为的无缝衔接,为失能人士提供辅助工具,也为人机协作开辟了新路径。

当被试注视某一特定频率闪烁的目标时,SSVEP 信号主要在枕叶区域产生,并在刺激频率及其谐波处表现出明显的频谱峰值^[14]。基于此特性,SSVEP-BCI 系统通常通过设置不同的非谐波频率来区分控制目标,且具有训练时间短、响应速度快、适应性强等优点。在过去数年里,基于 SSVEP 的 BCI 在控制机器人臂、外骨骼、助控设备等方向获得了显著进展^[15-17]。通过刺激设计、信号处理、在线控制、系统集成等环节实现了对机器人的控制,验证了低通道数、较简易硬件条件下 SSVEP-BCI 机器人控制的可行性。

尽管 SSVEP-BCI 系统在多个领域取得了显著进展,但该系统仍面临诸多挑战。标准 SSVEP 范式通常要求用户高度集中注意力,长时间注视某一特定频率的刺激,这对于存在注意力障碍或疲劳的用户来说,系统性能会显著下降;已有研究指出,系统性能可能受到年龄、性别等个体因素的影响,更严重的是,部分用户因缺乏有效的 SSVEP 反应而出现“BCI 盲”现象^[18],较高的个体差异性导致部分被试无法正常使用该类系统,这对系统的普适性和实际应用构成了障碍。

在 BCI 研究中,调制范式是提高 SSVEP-BCI 系统性能的重要手段之一。“范式”通常用于指代具体的实验设计或刺激呈现模式^[19]。通过不断探索新的刺激范式,研究人员旨在挖掘更强的脑信号反应,进而提升系统的识别性能与交互效率。近年来,BCI 范式调制技术逐渐成为研究热点,其核心目标是增强 EEG 信号响应强度,提高识别算法的稳定性与准确性^[20]。

Sun 等^[21]提出一种新型的双频调制稳态视觉诱发电位 BCI 范式,利用圆偏振光技术构建了双频双目视觉 SSVEP-BCI 系统并使用该系统进行了离线和在线实验,结果表明,这种新的双频 SSVEP-BCI 范式可以在完成双频编码的同时抑制不可预测的互调谐波并产生更高质量的响应。卢美林等^[22]设计了 4 种频率的 4 种波形激励诱发范式,并首次提出倒锯齿波激励范式。实验发现不同激励对被试的准确率产生不同的影响,在此基础上,选择诱发被试最高能量的波形组成定制范式,结果表明,倒锯齿波的激励效果要好于传统激励范式。Mu 等^[23]研究了使用 LCD 屏幕、透明 LED 和磨砂 LED 提供闪光刺激之间的脑电图解码精度的比较,结果表明 LCD 屏幕和磨砂 LED 的平均精度相似,均明显优于透明 LED,LED 的背景对比度对 SSVEP 的解码精度没有显著影响。

上述研究在频率、波形、颜色与设备等维度上对 SSVEP 刺激进行了充分探索。然而,面对 SSVEP 对被试注意力的高依赖性和“BCI 盲”问题的根本挑战,上述研究并没有给出有效的解决方案。本文提出了一种融合 ERP 时间序列特征的 SSVEP 范式调制方法,在标准 SSVEP 范式中引入 ERP 时间序列刺激事件,可弥补标准 SSVEP 对注意力依赖的缺陷,增强神经响应的能量强度与可识别性。然后,基于该新型调制范式设计并实现了一套在线脑控机器人系统。实验结果表明,该调制范式能够显著提升脑电信号的分类准确率和 SNR,有效缓解“BCI 盲”问题,在线脑控机器人系统在多个受试者中均表现出较好的分类性能和 ITR,充分验证了所提方法在解决“BCI 盲”问题和提升 BCI 交互效果方面的潜力与应用价值。

1 系统设计

1.1 在线系统描述

本文提出的在线 BCI 系统包含 3 个核心模块:激励界面、数据处理与执行机构。为了确保系统的流畅性,激励界面与数据处理分别在两台计算机上进行,从而避免相互干扰。EEG 数据通过 WIFI 传输至数据处理计算机,在数据预处理后,使用 SSVEP 分类算法对 EEG 信号进行分类。最终,控制指令被传递至执行机构,控制轮式机器人执行任务。

在线脑控机器人系统使用的机器人为 WHEELTEC 公司生产的轮式机器人,采用蓝牙模块实现对控制信号的接收,通过 ROS 主控获取控制信息并根据功能需要对数据进行处理、解析,然后控制机器人执行运动动作。在线脑控机器人系统的结构如图 1 所示。

实验开始时范式中的 4 个目标以特定的频率闪烁,持续时间为 1 s,被试佩戴脑电帽注视范式中的目标接受特定频率的刺激,产生的相应频率的 EEG 信号。EEG 信号被脑电帽上的电极收集,经过放大器放大后,通过 WIFI 发送给数据处理计算机,计算机截取时间长度为 1 s 的 EEG 信号,对其进行预处理和数据解码,数据解码结果为与范式目标相对应的数字编号,数字编号被映射为与轮式机器人运动相关的控制指令发送给执行机构,或直接发送给激励界面。这之后的 1.6 s 内,激励界面接收到结果反馈后会标记与结果对应的目标,帮助被试了解轮式机器人的运动状态,轮式机器人则根据接收到的控制信号去执行相关动作,一次完整的在线控制耗时 2.6 s。

1.2 ERP 时间序列调制 SSVEP 范式

标准 SSVEP 范式使用黑色背景上的 4 个白色方块作为诱发目标,4 个目标分别在 6、7.5、8.57 和 10 Hz 的频率下的方波调制亮度实现闪烁。本实验采用 MATLAB 中的 PSYCHTOOLBOX 工具箱来搭建激励界面,通过控制显示器每一帧刷新的目标图片,确保目标闪烁频率的准确性。本实验在标准 SSVEP 范式正常运行的同时将 ERP 时间序列引入标准 SSVEP 范式,如图 2 所示。

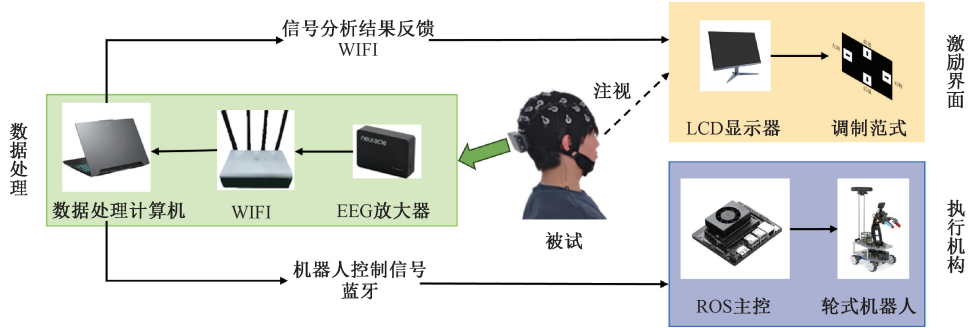


图 1 在线脑控机器人系统结构

Fig. 1 Structural of online brain-controlled robot system

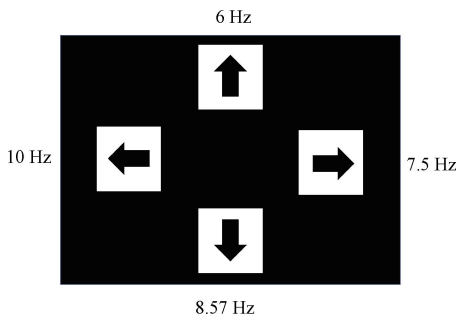


图 2 时间序列调制 SSVEP 范式

Fig. 2 Time series modulation SSVEP paradigm

在调制范式中,4 个目标分别对应前进、右转、后退、左转 4 道指令,根据标准 SSVEP 规则闪烁。同时,指向不同方向的黑色箭头作为特定事件刺激按照 ERP 时间序列规则随机依次出现和消失。特定事件出现的帧数为 9 帧,时间约为 150 ms,消失帧数为 5 帧,时间约为 83 ms,箭头的出现和消失共 14 帧,时间约为 233 ms,4 个不同朝向的箭头依次随机出现并消失一次为一个 epoch,共 56 帧,时间约为 0.93 s。4 个目标的闪烁与特定事件的出现和消失相互独立,互不影响,为了更直观地展示调制范式的刷新机制,图 3 展示了 4 个目标在 0~60 帧内的刷新图片。

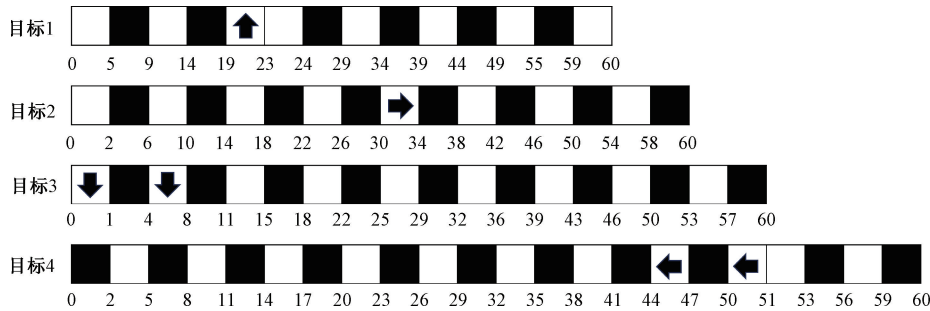


图 3 ERP 时间序列调制 SSVEP 范式刷新图片

Fig. 3 ERP time series modulation SSVEP paradigm refresh image

如图 3 所示,实验所使用的屏幕刷新率为 60 Hz,因此每个目标在 1 s 内刷新 60 帧,目标并非每次刷新都发生变化,而是当调制目标闪烁的方波发生变化或在目标处于高亮且特定事件刺激出现或消失时目标的刷新图片才会改变。

在离线实验中,每 6 次 epoch 之间间隔 1 s 的休息时间可以让被试适当放松并提示被试下一个注视目标,6 个 epoch,共 336 帧,时间约为 5.6 s,总时长为 6.6 s,至此为一个完整的 trial。一个 block 包含 28 个完整的 trail,分别包含 7 个上述 4 种频率的 SSVEP 特征,总时长为 184.8 s,一次实验包含 4 个 block。在线实验中,一个完整的 trail 呈现时间长度被缩短为 2 s,包含 1 s 的刺激呈现和 1 s 的

休息时间。

1.3 EEG 采集

实验被试通过佩戴 30 电极通道的脑电帽完成 EEG 采集,电极位置定位基于 10-20 国际标准导联系统,各电极的位置如图 4 所示,其中参考电极 REF 位于额叶区, F_{p1} 、 F_{p2} 、 F_z 这 3 个电极之间,地电极 GND 位于顶叶 C_z 与 P_z 之间。

实验中,需对电极注射导电膏使得头皮与电极之间的阻抗降低到有效范围内。设备的采样频率为 1 kHz,通过 EEG 帽的无线 EEG 放大器将大脑皮层诱发产生的脑电信号传输给多参数同步器 Trigger Box,再通过智能同步中心利用 WIFI 将数据传输给上位机进行数据采集。

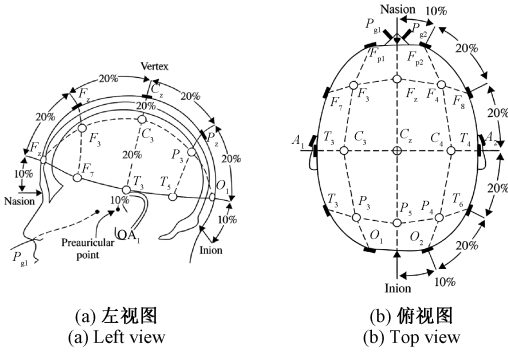


图4 10-20 国际标准导联系统电极位置安放示意
Fig.4 Schematic of electrode placement for 10-20 system
electrode distances

2 数据处理

2.1 预处理

为了减少数据量,降低计算复杂度,提高信号处理效率,本实验对原始 EEG 信号采取采样因子为 4 的降采样,在保留有用频段的同时,抛弃不必要的高频信息。

为了避免高频噪声干扰,需要对初始的 EEG 信号进行预处理,本实验使用具有不同通带的零相位 Chebyshev I 型无限脉冲响应(infinite impulse response, IIR)滤波器执行子带分解,使用 MATLAB 中的 filtfilt() 函数实现滤波^[24]。

刺激频率(6~10 Hz)的带宽为 4 Hz,且大部分被试的 EEG 信号基波和谐波的 SSVEP 分量在从刺激频率到约 80 Hz 的频带内表现出较高的 SNR,因此,滤波器组选择了[6 Hz, 80 Hz]内的频率进行分析。第 n 个子带的频率范围从 $6 \times n$ Hz 开始,直到 80 Hz 为止,实验共分析了 4 个子带,频率分别为[6 Hz, 80 Hz],[12 Hz, 80 Hz],[18 Hz, 80 Hz],[24 Hz, 80 Hz]。

2.2 分类算法

完成预处理后对数据进行分类,本文采用了滤波器组典型相关分析(filter bank canonical correlation analysis, FBCCA)和任务相关分析(task-related component analysis, TRCA)两种较为常见的 SSVEP 分类算法,并选择在调制范式中表现出更高分类准确率的算法构建在线脑控机器人系统。

1) FBCCA

在 FBCCA 中标准 CCA 被分别应用于每个子带分量^[25]。CCA 是一种用于测量两个多维变量之间潜在相关性的统计方法。为了以无监督的方式检测 SSVEP 的频率,使用正弦信号作为信号模板:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 t) \\ \cos(2\pi f_1 t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N f_k t) \\ \cos(2\pi N f_k t) \end{bmatrix}, t = \frac{1}{F}, \frac{2}{F}, \dots, \frac{i}{F} \quad (1)$$

式中: t 为时间, f_k 为第 k 个刺激频率,实验为 4 种频率, $k = 4, \mathbf{f} = [6, 7.5, 8.57, 10]$ 。 N 为谐波数,实验分析了 4 个子带分量, $N = 4$ 。 F 为采样频率,实验采用的实验设备采用率为 1 000 Hz,经过降采样后的 $F = 250$ 。信号长度 $i = 250$ 。

多通道 SSVEP 信号 $\mathbf{X}$ 和信号模板 $\mathbf{Y}$ 的线性组合为 $x = \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x$ 和 $y = \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y$, CCA 通过最大化对于 x 和 y 之间的相关系数 ρ 来找出权重向量 $\mathbf{W}_x$ 和 $\mathbf{W}_y$:

$$\max_{\mathbf{W}_x, \mathbf{W}_y} \rho(x, y) = \frac{E[\mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y]}{\sqrt{E[\mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x] E[\mathbf{W}_y^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y]}} \quad (2)$$

式中: ρ 相对于 $\mathbf{W}_x$ 和 $\mathbf{W}_y$ 的最大值是最大典型相关。

将标准 CCA 算法分别应用至每个子频带成分,得到每个子频带成分 $\mathbf{X}_{SB_N}$ 与信号模板 $\mathbf{Y}$ 之间的典型相关系数:

$$\boldsymbol{\rho}_k = \begin{bmatrix} \rho_{k1} \\ \rho_{k2} \\ \vdots \\ \rho_{kN} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho(\mathbf{X}_{SB_1}^T \mathbf{W}_x(\mathbf{X}_{SB_1} \mathbf{Y}), \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y(\mathbf{X}_{SB_1} \mathbf{Y})) \\ \rho(\mathbf{X}_{SB_2}^T \mathbf{W}_x(\mathbf{X}_{SB_2} \mathbf{Y}), \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y(\mathbf{X}_{SB_2} \mathbf{Y})) \\ \vdots \\ \rho(\mathbf{X}_{SB_N}^T \mathbf{W}_x(\mathbf{X}_{SB_N} \mathbf{Y}), \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y(\mathbf{X}_{SB_N} \mathbf{Y})) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\rho}_k$ 表示第 k 个刺激频率的 N 个子带与信号模板 $\mathbf{Y}$ 的典型相关系数, k 为刺激频率数量,本实验共有 4 种刺激频率,即 $k = 4$ 。将 $\boldsymbol{\rho}_k$ 中的 N 个典型相关系数($\rho_{k1}, \rho_{k2}, \rho_{k3}, \rho_{k4}$)的加权平方和 $\tilde{\rho}_k$ 作为刺激频率目标识别的特征:

$$\tilde{\rho}_k = \sum_{n=1}^N w(n) \cdot (\rho_{kN})^2 \quad (4)$$

式中: n 为子带的索引, $w(n)$ 为加权函数。由于 SSVEP 谐波的 SNR 随着响应频率的增加而降低,子带分量的权重被定义为:

$$w(n) = n^{-a} + b, n \in [1, N] \quad (5)$$

式中: a 和 b 是最大化分类性能的常数, $a = 1.25, b = 0.25$ 。实际上, a 和 b 可以使用离线分析的网格搜索方法来确定。

最后,对应于所有刺激频率的 $\tilde{\rho}_k$ (即 $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2, \tilde{\rho}_3, \tilde{\rho}_4$) 被用于确定 SSVEP 的频率。具有最大 $\tilde{\rho}_k$ 的参考信号的频率被认为是 SSVEP 的频率。

2) TRCA

TRCA 是一种通过最大化任务间的再现性来有效提取任务相关成分的方法^[26]。本文假设了两个源信号:(1)任务相关信号 $s(t) \in \mathbf{R}$; (2)任务无关信号 $n(t) \in \mathbf{R}$ 。假设采集到的 EEG 信号的线性生成模型为 $x(t) \in \mathbf{R}$, 构造模型函数:

$$x_i(t) = a_{1,i}s(t) + a_{2,i}n(t), j = 1, 2, \dots, N_c \quad (6)$$

式中: j 为通道索引, $a_{1,j}$ 和 $a_{2,j}$ 是将源信号映射到 EEG 信号的混合系数, N_c 为使用的通道数,实验使用了包含 $P_z, P_3, P_4, P_7, P_8, O_z, O_1, O_2$ 在内的 8 条通道。由于 $s(t)$ 之间保持着不变性而 $n(t)$ 是变化的,因此 $s(t)$ 之间的协方差为一正常数而 $s(t)$ 与 $n(t)$ 之间的协方差为 0。本实验

为了从 EEG 信号 $x(t)$ 中恢复任务相关分量 $s(t)$, 对多通道的 EEG 信号进行加权求和, 得到一个线性一维模型 $y(t)$, 即:

$$y(t) = \sum_{j=1}^{N_c} w_j x_j(t) = \sum_{j=1}^{N_c} (w_j a_{1,j} s(t) + w_j a_{2,j} n(t)) \quad (7)$$

式中: w_j 为多通道 EEG 信号的加权系数, 理想情况下, 式(7)的解为 $\sum_{j=1}^{N_c} w_j a_{1,j} = 1$ 且 $\sum_{j=1}^{N_c} w_j a_{2,j} = 0$, 从而得到最终解 $y(t) = s(t)$, 可以通过最大化 $s(t)$ 与 $n(t)$ 之间协方差来实现。第 h 次试验的 EEG 信号和预估的任务相关成分被描述为 $x^{(h)}(t)$ 和 $y^{(h)}(t)$, $h = 1, 2, \dots, N_t$, N_t 为用于训练的数据数量, 共 56 个。 $y^{(h)}(t)$ 的时间窗口固定为 $t \in [t_h, t_h + T]$ 。其中 T 是每个数据的持续时间。第 h_1 次试验和第 h_2 次试验之间的协方差描述为:

$$C_{h_1 h_2} = \text{Cov}(y^{(h_1)}(t), y^{(h_2)}(t)) = \sum_{j_1, j_2=1}^{N_c} w_{j_1} w_{j_2} \text{Cov}(x_{j_1}^{(h_1)}(t), x_{j_2}^{(h_2)}(t)) \quad (8)$$

所有可能的协方差组合总结为:

$$\sum_{h_1, h_2=1}^{N_t} C_{h_1 h_2} = \sum_{h_1, h_2=1}^{N_t} \sum_{j_1, j_2=1}^{N_c} w_{j_1} w_{j_2} \text{Cov}(x_{j_1}^{(h_1)}(t), x_{j_2}^{(h_2)}(t)) = \mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w} \quad (9)$$

式中: 矩阵 $\mathbf{S} = (\mathbf{S}_{j_1 j_2})_{1 \leq j_1, j_2 \leq N_c}$ 被定义为:

$$\mathbf{S}_{j_1 j_2} = \sum_{h_1, h_2=1}^{N_t} \text{Cov}(x_{j_1}^{(h_1)}(t), x_{j_2}^{(h_2)}(t)) \quad (10)$$

$h_1 \neq h_2$

为获取有限的解, 将 $y(t)$ 的方差约束为:

$$\text{Var}(y(t)) = \sum_{j_1, j_2=1}^{N_c} w_{j_1} w_{j_2} \text{Cov}(x_{j_1}^{(h_1)}(t), x_{j_2}^{(h_2)}(t)) = \mathbf{w}^T \mathbf{Q} \mathbf{w} = 1 \quad (11)$$

约束优化问题可求解为:

$$\hat{\mathbf{w}} = \text{argmax} \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{Q} \mathbf{w}} \quad (12)$$

式中: 最佳系数向量 $\hat{\mathbf{w}}$ 可以通过求解矩阵 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{S}$ 的特征向量得到。一般来说 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{S}$ 是一个 N_c 维的向量矩阵, 每一维对应一个特征值, 并且按特征值大小降序排列, 特征值的大小表示了按其对应的特征向量对 EEG 信号进行空间滤波后, $y(t)$ 在多个 EEG 数据之间的任务一致性。

3 实验结果及分析

3.1 被 试

本次实验共 8 名被试参与 EEG 采集实验。受试者年龄在 21~25 岁, 视力正常或矫正后视力正常的健康人员, 均无癫痫疾病或其他精神病史。其中, S5、S6、S7、S8 在本实验之前没有任何 BCI 经验。

实验采用一台 27 英寸刷新率为 60 Hz 的 LCD 显示屏

来显示 SSVEP 视觉激励界面, 受试者坐在距离显示器 60 cm 的舒适椅子上。

3.2 系统评价指标

SSVEP 信号具有固定频率成分的特点, 因此可以采用快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 分析 SSVEP 的频率特征^[27]。通过将信号从时域转换到频域, 可以清楚地揭示这些特定的频率特征。SNR 是评价信号质量和 BCI 系统性能的重要标准之一, SNR 计算公式为:

$$\text{SNR} = 10 \cdot \lg \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right) \quad (13)$$

式中: P_{signal} 为刺激频率处的信号能量, P_{noise} 为非刺激频率信号的平均能量, 本文计算了每位被试在调制范式和标准范式下 SSVEP 信号在 4 个目标频率 (即: 6、7.35、8.57 和 10 Hz) 处的 SNR。

ITR 是评价 BCI 系统的标准之一。ITR 考虑了 3 个指标: 分类目标的数量、分类精度和单个目标选择所需的时间, 是衡量 BCI 系统性能的重要指标。ITR 计算公式为:

$$\text{ITR} = \frac{60}{T} \left[\lg N + P \lg P + (1 - P) \lg \left(\frac{1 - P}{N - 1} \right) \right] \quad (14)$$

式中: P 表示分类精度, N 是分类对象的数量, T 是输出结果所需的时间。该公式表明, 这 3 个指标不是相互独立的。

3.3 离线数据分析

为了验证所提时间序列调制 SSVEP 范式的有效性, 本文对比了 8 位被试在标准 SSVEP 范式和时序调制范式下产生的 EEG 信号的 SNR, 同时对比了 1 s 的时间长度下 FBCCA、TRCA 两种分类算法的分类准确率, 实验结果如表 1 所示。

表 1 8 位被试在调制范式与标准范式下产生的脑电信号对比

Table 1 Comparison of EEG signals generated by 8 subjects under modulation paradigm and standard paradigm

被试	时间序列调制范式			标准范式		
	FBCCA/ %	TRCA/ %	SNR/ dB	FBCCA/ %	TRCA/ %	SNR/ dB
S1	79.46	84.82	29.55	66.07	66.07	28.95
S2	42.86	66.07	27.75	40.18	59.82	25.65
S3	62.50	77.67	22.33	60.71	76.79	27.93
S4	59.82	75.00	28.22	49.11	68.75	19.95
S5	75.89	86.61	25.54	62.50	80.36	23.25
S6	78.57	88.39	28.30	50.89	53.57	20.31
S7	83.93	87.50	32.16	65.18	82.14	30.73
S8	97.32	96.42	37.27	65.18	88.39	33.09
Mean	72.54	82.81	28.89	57.48	71.99	26.23

由于个体差异性的存在,每个被试 EEG 信号的分类准确率和 SNR 均有不同,除了被试 3 在 ERP 时间序列调制范式下产生的 EEG 信号的 SNR 低于标准 SSVEP 范式,其他所有被试在 ERP 时间序列调制范式下都表现出更高的 SNR;在 FBCCA 和 TRCA 两种不同的 EEG 信号解码方式对比中,ERP 时间序列调制范式表现出更高的分类准确率,除了 S8 在 ERP 时间序列调制范式下 FBCCA 的分类准确率略高于 TRCA,其他被试在两种范式下的分类准确率均为 TRCA 更优。综合来看,本文提出的 ERP 时间序列调制范式在 4 个基波频率处诱发信号的 SNR 均高于标准 SSVEP 激励范式,因此本文提出的 ERP 时间序列调制范式能够诱发更高质量的 EEG 信号特征。

3.4 频域分析

为了分析两种实验范式对 SSVEP 识别性能和个体差异的影响,对实验中采集的数据进行了 FFT 分析。如图 5(a)和(b)所示,显示了受试者在 ERP 时间序列调制范式和标准 SSVEP 范例下由 4 种不同刺激频率诱导的 SSVEP 频谱^[28]。

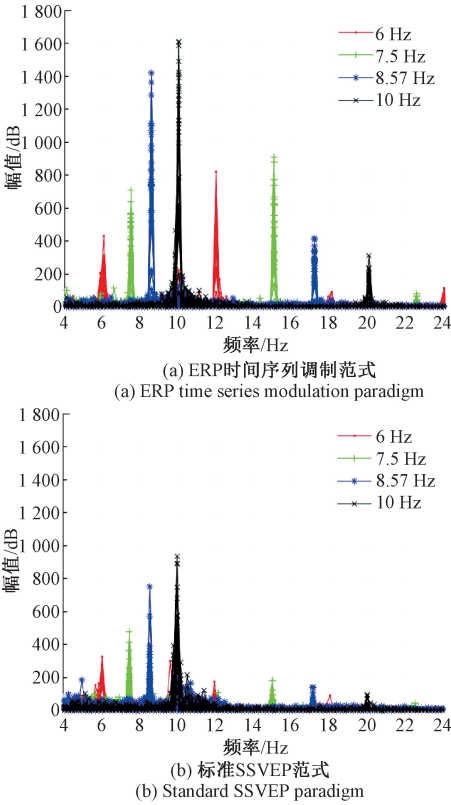


图 5 ERP 时间序列调制范式和标准 SSVEP 范式下不同频率刺激诱发的 SSVEP 频谱

Fig. 5 SSVEP spectra induced by different frequency stimuli under ERP time series modulation paradigm and standard SSVEP paradigm

SSVEP 的频谱图表明,频率响应在相应的刺激频率及其谐波处具有峰值,因此两种范式都能有效地诱发 SSVEP 特征。图 5(a)中 4 个目标频率的能量峰值均高于图 5(b),

两个图之间的比较表明,由 ERP 时间序列调制范式引起的能量高于标准 SSVEP 范式。被试对 ERP 时间序列调制范式的频率响应更强,并且可以诱导更高质量的 SSVEP 特征。

值得注意的是,除了能够增强基波的频率响应和特征质量,ERP 时间序列调制范式还可以诱发更强的谐波响应。例如,ERP 时间序列调制范式在 6 Hz 的二次谐波诱发能量明显高于标准 SSVEP 范式,甚至高于基波。因此,虽然两种范式在 6 Hz 处诱发的频率响应幅值接近,但由于本文所使用的方法均能提取基波和谐波的特征相关成分,ERP 时间序列调制范式诱发的信号在分类任务中依然拥有更高的分类准确率。

3.5 在线实验结果

通过离线实验的结果可以知道 TRCA 在调制范式中拥有更高的分类准确率,因此,在线实验采用 TRCA 进行在线数据的解码。

在线系统中,受试者可以控制轮式机器人完成前进、后退、左转、右转 4 个动作,为了验证在线系统的性能,本文设计了如图 6 所示的避障实验。

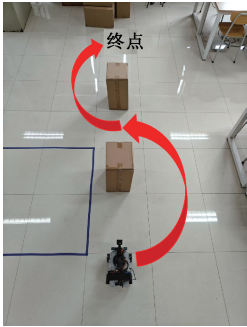


图 6 实验路线
Fig. 6 Experimental roadmap

被试需操控轮式机器人按照图中指定的路线运动,完成避障并到达终点,实验开始时被试控制轮式机器人右转绕过第一个障碍物,直行一段距离后左转,从两个障碍物中间穿过,然后右转,直行到达终点。由于轮式机器人位于被试的视线之外,实验过程中会有实验相关人员辅助被试确认轮式机器人的所处位置和运动姿态,帮助被试更好地完成实验。

表 2 记录了 5 位被试完成一次实验所需的时长、指令数量、指令识别准确率以及 ITR。

由于个体差异性的存在,5 位被试的准确率和 ITR 均不同,其中 S1 的时长、指令数量、准确率和 ITR 等性能指标均为最优,准确率和 ITR 的差异表明不同被试的 BCI 控制能力存在明显差异,可能与个体的神经系统反应、训练水平或 EEG 信号质量等有关。实验说明本文所提出的基于时间序列调制 SSVEP 范式的在线脑控机器人系统可以识别用户的控制意图,并准确识别控制指令,可以在

表 2 在线脑控机器人系统性能

Table 2 Performance of online brain controlled robot system

被试	时间/s	指令数量	准确率/%	ITR/(bits/min)
S1	115	44	95.45	36.84
S2	174	66	90.91	32.44
S3	204	78	84.61	26.03
S4	146	56	83.93	25.40
S5	162	62	80.65	22.55
Mean	164	61	87.11	30.74

保证指令识别准确率的情况下,实现用户的自主控制需求。

4 结 论

本研究所采用的范式调制方法没有直接改变 SSVEP 刺激频率本身,而在保持刺激频率、波形不变的条件引入了额外的时间序列成分,与标准 SSVEP 范式相比能够激发出更高质量的 EEG 信号,展现了范式调制技术在 BCI 领域的重要性,为 SSVEP 范式的调制研究提供了新思路。

基于 ERP 时间序列调制 SSVEP 范式搭建的在线脑控机器人系统,实现了 EEG 信号对轮式机器人高效稳定的控制,3 名受试者参加在线实验,验证了在线脑控放机器人系统的性能,证明了 BCI 在解决实际问题方面的潜力。

本研究同样也存在一定的局限性,如轮式机器人能完成的功能单一、执行指令精度不够;同时,范式刺激频率的选择、刺激目标数量、时间序列嵌入范式都有可能对实验结果产生影响。因此,在未来还需要进一步丰富轮式机器人的功能,提高在线脑控机器人系统的功能性,同时对调制范式做进一步的研究寻找更优的范式呈现方式,为 BCI 技术解决实际问题提供更多有用的探索。

参考文献

[1] ZHOU Y J, YU T Y, GAO W, et al. Shared three-dimensional robotic arm control based on asynchronous BCI and computer vision[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023, 31:3163-3175.

[2] MASLOVA O, KOMAROVA Y, SHUSHARINA N, et al. Non-invasive EEG-based BCI spellers from the beginning to today: A mini-review[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2023, 17: 1216648.

[3] VÄRBÜ K, MUHAMMAD N, MUHAMMAD Y. Past, present, and future of EEG-based BCI applications[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3331.

[4] 刘俊杰, 谢俊, 王虎, 等. 基于全局注意力的 Gam-EEGNet 在 SSVEP 分类中的应用[J]. 电子测量技术, 2024, 47(22):76-83.

LIU J J, XIE J, WANG H, et al. The application of

Gam-EEGNet with global attention mechanism in SSVEP classification [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(22): 76-83.

[5] 韩丹. 基于相关性分析和深度学习的 SSVEP-BCI 研究[D]. 太原:太原理工大学,2023.

HAN D. Research on SSVEP-BCI based on correlation analysis and deep learning [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2023.

[6] HANUMANTHAPPA H, BIRADAR G V, ARAKERI M. A transfer generalization framework for improved SSVEP-based BCI pattern recognition[J]. SN Computer Science, 2025, 6:847.

[7] 赵耀, 阎文婕, 王学栋, 等. 基于海明距离的 SSVEP-BCI 脑电信号编码与识别[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(12): 5073-5082.

ZHAO Y, YAN W J, WANG X D, et al. Encoding and recognition of SSVEP-BCI EEG singal based onhamming distance [J]. Science Technology & Engineering, 2025, 25(12): 5073-5082.

[8] SADEGHI S, MALEKI A. Accurate estimation of information transfer rate based on symbol occurrence probability in brain-computer interfaces[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 54: 101607.

[9] WANG J S, CUI Y T, ZHANG H X, et al. An asynchronous training-free SSVEP-BCI detection algorithm for non-equal prior probability scenarios[J]. IEEETransactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2024, 32:4120-4130.

[10] 杨抗, 王淋元, 高超, 等. 基于自编码器模型在复杂噪声环境中无监督式结构损伤检测算法的改进(英文)[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6):91-100.

YANG K, WANG L Y, GAO C, et al. Improving autoencoder-based unsupervised damage detection in uncontrolled structural health monitoring under noisy conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6): 91-100.

[11] ALBÁN-ESCOBAR M, NAVARRETE-ARROYO P, DE LA CRUZ-GUEVARA D R, et al. Assistance device based on SSVEP-BCI online to control a 6-DOF robotic arm[J]. Sensors, 2024, 24(6):1922.

[12] 邓鹏, 唐文涛, 罗静. 机器人大模型发展与挑战[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(12):12-25.

DENG P, TANG W T, LUO J. Robotic large model development and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12): 12-25.

[13] 尤波, 刘嘉琦, 程晨晨, 等. 基于 sEMG 的人机交互随动控制研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 123-142.

YOU B, LIU J Q, CHENG C C, et al. Human-computer

- interaction follow-up control based on sEMG[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 123-142.
- [14] ZHANG X, XU G H, RAVI A, et al. Fusing frontaland occipital EEG features to detect "brain switch" by utilizing convolutional neural network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 82817-82825.
- [15] QUILES E, DADONE J, CHIO N, et al. Cross-platform implementation of an SSVEP-based BCI for the control of a 6-DOF robotic arm[J]. Sensors, 2022, 22(13): 5000.
- [16] PENG F, LI M, ZHAO S N, et al. Control of a robotic arm with an optimized common template-based CCA method for SSVEP-based BCI[J]. Frontiers in Neurobotics, 2022, 16: 855825.
- [17] AI J K, MENG J J, MAI X M, et al. Bci control of a robotic arm based on ssvep with moving stimuli for reach and grasp tasks[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023, 27(8): 3818-3829.
- [18] LEE M H, KWON O Y, KIM Y J, et al. EEG dataset and OpenBMI toolbox for three BCI paradigms: An investigation into BCI illiteracy[J]. GigaScience, 2019, 8(5): giz002.
- [19] 李鹏海, 许敏鹏, 万柏坤, 等. 视觉诱发电位脑-机接口实验范式研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2340-2351.
- LI P H, XU M P, WAN B K, et al. Review of experimental paradigms in brain-computer interface based on visual evoked potential[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2340-2351.
- [20] ABIRI R, BORHANI S, SELLERS E W, et al. A comprehensive review of EEG-based brain-computer interface paradigms[J]. Journal of Neural Engineering, 2019, 16(1): 011001.
- [21] SUN Y K, LIANG L Y, SUN J N, et al. A binocular vision SSVEP brain-computer interface paradigm for dual-frequency modulation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2022, 70(4): 1172-1181.
- [22] 卢美林, 樊春玲, 毛晓前. 视觉激励调制对脑电信号识别的影响研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 120-126.
- LU M L, FAN C L, MAO X Q. Research on the influence of visual stimulation modulation on EEG signal recognition[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 120-126.
- [23] MU J, GRAYDEN D B, TAN Y, et al. Comparison of steady-state visual evoked potential (SSVEP) with LCD vs. LED stimulation[C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society(EMBC), 2020: 2946-2949.
- [24] 郭鹏. 基于MATLAB的巴特沃斯切比雪夫滤波器设计[J]. 教育现代化, 2016, 3(21): 126-128.
- GUO P. Design of Butterworth Chebyshev filter based on MATLAB[J]. Education Modernization, 2016, 3(21): 126-128.
- [25] CHEN X G, WANG Y J, GAO S K, 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.
- [26] NAKANISHI M, WANG Y J, CHEN X G, 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.
- [27] LIU J J, XIE J, ZHANG H Q, et al. Improvement of BCI performance with bimodal SSMVEPs: Enhancing response intensity and reducing fatigue[J]. Frontiers in Neuroscience, 2025, 19: 1506104.
- [28] 宋浩, 毛晓前, 李诚喆. 基于3D视觉激励的SSVEP系统性能提升[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(22): 9454-9462.
- SONG H, MAO X Q, LI C Z. Performance enhancement of SSVEP system based on 3D visual stimuli[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(22): 9454-9462.

作者简介

李诚喆, 硕士研究生, 主要研究方向为智能感知与信息处理。

E-mail: 13864057706@163.com

毛晓前(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为脑机接口、脑机融合、图像处理和自主机器人导航。

E-mail: maoxiaoqian@qust.edu.cn

樊春玲, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为脑机接口、机器视觉和信息处理、多相流传感技术与流体流动。

E-mail: chunlingfan@qust.edu.cn