

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2313859

结合表面肌电与稳态视觉诱发电位的混合脑机接口关键技术研究

冯 莉

(中国医学科学院北京协和医学院生物医学工程研究所 天津 300192)

摘要: 脑-机接口技术旨在大脑与外部环境之间建立一种全新的不依赖于外周神经和肌肉的交流与控制通道。基于稳态视觉诱发电位的脑-机接口是目前信息传输率最高的无创脑-机接口范式,但是仍低于传统的交互方式。提出一种结合表面肌电与稳态视觉诱发电位的混合脑-机接口,以进一步提高系统的信息传输率。通过不同频率的高频稳态视觉诱发电位结合 sEMG 编码,实现二者混合脑-机接口系统。利用典型相关分析方法对 SSVEP 信号进行频率识别,sEMG 的检测则采用频域分析方法。来自 8 名健康受试者的离线结果表明该系统能够获得 84.28% 的平均准确率,平均信息传输率为 72.63 bits/min。这些结果为结合表面肌电与稳态视觉诱发电位的混合脑-机接口研究奠定了基础。

关键词: 脑-机接口;稳态视觉诱发电位;表面肌电;典型相关分析

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Combined sEMG and SSVEP research on key technologies of hybrid brain computer interface

Feng Li

(Institute of Biomedical Engineering, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Tianjin 300192, China)

Abstract: Brain-computer interface (BCI) technology aims to establish a new communication and control channel between the brain and the external environment that does not depend on peripheral nerves and muscles. The steady-state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) is currently the non-invasive BCI paradigm with the highest information transmission rate, but it is still lower than the traditional interaction mode. In this paper, a hybrid brain-computer interface (BCI) combining surface electromyography (sEMG) and steady-state visual evoked potentials is proposed to further improve the information transmission rate of the system. A hybrid BCI system was realized by combining the SSVEP encoding at different frequencies with sEMG. The canonical correlation analysis method is used to identify the frequency of SSVEP signal, and the frequency domain analysis method is used to detect sEMG signal. Offline results from 8 healthy subjects show that the system can achieve an average accuracy of 84.28% and an average information transfer rate of 72.63 bits/min. These results lay the foundation for hybrid brain-computer interface studies combining surface EMG and steady-state visual evoked potentials.

Keywords: brain-computer interface; steady-state visual evoked potential; surface electromyography; canonical correlation analysis

0 引 言

脑-机接口(brain-computer interface,BCI)旨在大脑与外部环境之间建立一种全新的交流方式,即不依赖于神经系统和肌肉来实现大脑与外部设备直接交互^[1],这种全新的交互方式为残疾人的日常护理带来福音,提供了新思路,

是近年来脑科学研究取得的一个重要进展。BCI 系统有多种范式:基于运动想象^[2]、事件相关电位^[3]、稳态视觉诱发电位^[4]等。虽然基于稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)的脑-机接口是目前基于脑电的脑-机接口中信息传输率(information translate rate, ITR)最高的范式^[5-6],但是目前其速率远低于语音/键

盘等传统人机交互方式。低信息传输率仍是限制脑-机接口广泛应用的主要障碍,因此高速率脑-机接口是脑-机接口技术发展的趋势。将其他生理信号加入到传统的脑-机接口中进而形成的混合脑-机接口范式在脑-机接口的性能和系统灵活性方面均显现出优势。

2014年,Wang等^[7]结合P300,运动想象和眼电图(electrooculogram,EOG)3种生理信号实现对轮椅在方向和速度上的控制,结果证明该系统与以往的研究相比更具灵活性和鲁棒性。同年,Bi等^[8]研究基于SSVEP和P300的混合范式用于对速度-方向的光标控制,结果显示该混合脑机接口的准确率超过90%。2020年,Akshay等^[9]构建了基于P300和SSVEP的混合脑机接口,该系统的分类准确率达到92.30%,ITR为82.38 bits/min。2021年,Deepak Kapgate评估基于SSVEP与P300用于控制四轴飞行器的可行性,结果表明该系统的性能优于传统的单一信号控制的系统,系统的信息传输率提升至19.6 bits/min^[10]。同年,刘志民等^[11]基于SSVEP和注意力脑电对机器人进行控制,被控机器人到达目的地的准确率达到100%,表明基于2种信号提取的特征在进行分类时有突出优势。2022年,Ha等^[12]将SSVEP信号与眼电图相结合,构建虚拟现实应用的混和BCI,结果显示准确率和信息传输率都有显著提高。虽然并行的混合脑-机接口范式下的信息传输率有明显提高,但是结合不同的信号构建的混合BCI系统的性能有较大差异。

近年来,基于表面肌电信号的脑-机接口被广泛应用于各个领域。肌电信号具有辨识度强,信号稳定的特点,能够直观反映使用者的意图^[13]。Lin等^[14]将SSVEP与肌电信号结合构建混合拼写器,通过提取sEMG包络数和SSVEP信号的频率成分实现对目标的识别;Cui等^[15]结合脑电图、肌电图和肌动图(mechanomyography,MMG)构建了一种多模态融合框架,并对融合算法进行了对比和评价;Chai等^[16]通过SSVEP与咬肌结合设计了智能控制系统的辅助操作。目前结合SSVEP与sEMG的多模态BCI仍大多基于低频刺激,但不论是在舒适度还是可选频率范围的扩展上,高频SSVEP均具有一定优势^[17]。因此,本文将高频稳态视觉诱发电位与表面肌电相结合,开发并行混合的混合脑-机接口范式。通过设计合理且实用的实验范式,选取合适的特征提取和分类算法,以期进一步提高脑-机接口系统的目标编码效率,构建兼具性能及舒适的混合脑机接口系统。

1 方 法

1.1 受试者

本实验共有8名健康受试者,年龄在22~25岁之间,均为右利手,视力正常或矫正视力正常,无临床视力病史。实验开始前,受试者清洗头发以降低阻抗,给受试者戴好脑电采集装置以及贴好贴片电极,讲解实验流程,直到受试者

完全明白实验流程后开始实验。实验过程中,受试者坐在舒适的椅子上,距离电脑屏幕70 cm。每名受试者在实验前均签署实验知情同意书,实验结束后得到一定的报酬。

1.2 视觉刺激系统设计

本实验利用频率的编码方法构建了16目标高频稳态视觉诱发的BCI系统,结合sEMG的编码2目标,从而实现32目标系统。系统框图如图1所示。

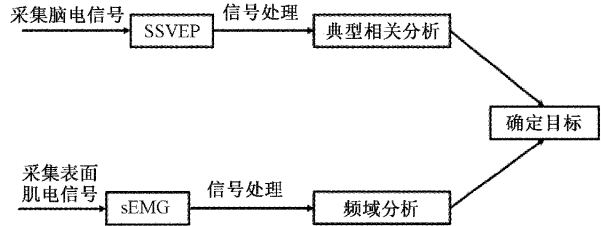


图1 系统框图

sEMG的编码通过屈/伸2个动作实现。系统的界面是4×8的矩形阵列,中间用虚线分割为左右两侧。每个目标呈现在大小为173×129像素的矩形中,任意2个相邻的目标之间间隔100像素。整个界面通过计算机显示器(刷新率:120 Hz,分辨率:3 840×1 080像素)呈现。刺激程序是在MATLAB(MathWorks, Inc.)下开发的,使用的是第3版的工具箱。

32目标分布在屏幕左右两侧,每一侧的16个目标分别被不同的频率编码,采用高频刺激,范围为31~34.75 Hz,间隔0.25 Hz。左侧每个目标的频率值和相位值可通过式(1)得到:

$$f(k_x, k_y) = f_0 + \Delta f \times [(k_y - 1) \times 4 + (k_x - 1)]$$

$$k_x \in [1, 4], k_y \in [1, 4] \quad (1)$$

式中: k_x 和 k_y 分别表示行和列的索引。

右侧每个目标的频率和相位与左侧对应位置目标的相同,即:

$$f(k_x, k_y) = f(k_x, k_y) \quad (2)$$

1.3 离线实验设计

实验过程由12个block组成。每个block中,受试者要求凝视每一个视觉刺激2 s,并完成32个所有对应目标的刺激。每次试验都从一个视觉线索(一个红色方块)开始,这个线索是随机出现的,由刺激程序产生,提示在屏幕上出现1 s。在此时间内,受试者被要求尽快将目光转移到所提示的目标上,同时手腕做好屈/伸动作准备(目标在左侧为屈,右侧为伸)。之后,所有刺激在显示器上开始同时闪烁2 s,受试者做出相应的屈/伸动作。闪烁结束后有1 s的休息时间等待下一次的线索提示。为了减少眼动伪影,受试者被要求在刺激期间避免眨眼。为了避免视觉疲劳,在根据受试者的情况在2个连续的block之间休息几分钟。

1.4 数据采集

SSVEP数据通过NeuroScan公司的Synamps2系统

记录,电极帽为国际 10~20 系统扩展的 64 导 Ag/AgCl,采样频率为 1 000 Hz,参考电极为头顶,所有电阻抗低于 10 k Ω 。SSVEP 信号是由枕区做出的生理反应^[18],记录枕部区域 9 个电极(Oz、O1、O2、POz、PO5、PO3、PO4、PO6 和 Pz)的脑电图数据。sEMG 数据通过贴片电极连接到 NeuroScan 公司的 Synamps2 系统的差分放大器上记录,贴片电极采集手臂尺侧腕伸肌和桡侧腕屈肌位置的表面信号,在记录前用酒精擦拭手臂以降低电极和皮肤接口的电阻抗。

2 数据处理

提取 SSVEP 和 sEMG 信号在任务期间 2 s 的离线数据,并对数据进行降采样处理,将采样频率由 1 000 Hz 降为 250 Hz。将第 m 个受试者的数据用 4 维向量 $\boldsymbol{x}^{(m)} = (\boldsymbol{x})_{njkh} \in R^{N_c \times N_s \times N_T \times N_f}$ 表示。其中, n 表示通道索引; N_c 表示通道个数; j 表示样本点索引; N_s 表示样本点数; k 表示试验次数索引; N_t 表示试验次数; h 表示刺激目标索引; N_f 表示刺激目标数。

2.1 SSVEP 的幅度谱和信噪比

利用 MATLAB 的 fft 函数对 SSVEP 数据进行频谱分析,选取 2 s 的数据长度,频率分辨率为 0.5 Hz。在 SSVEP 的研究中,信噪比是一项重要的衡量指标^[19]。SSVEP 在频率 f_n 处的信噪比(signal-to-noise, SNR)定义为 SSVEP 在频率 f_n 处的幅度与周围 q 个频率处的平均幅度值之比^[18]:

$$\text{SNR} = 20 \lg \frac{y(f)}{\frac{1}{q} \sum_{k=1}^{q/2} [y(f-0.5k) + y(f+0.5k)]} \quad (3)$$

其中, $y(f)$ 为频率 f 处的傅里叶变化幅值。

2.2 sEMG 的目标识别

所有受试者在做屈/伸动作时尺侧腕伸肌和桡侧腕屈肌位置的 sEMG 信号均有明显的差异,图 2 为随机选取的其中 1 名受试者的信号时域图。幅度谱可以表明 sEMG 信号的能量信息,将时域信号经过傅里叶变化到频域后,利用幅度谱的特征值可以识别受试者的动作。将各频率处幅度的平均值作为特征值进行目标识别。第 j 个通道的幅度平均值为:

$$\bar{F}_j = \frac{\sum_{n=1}^N |y_n|}{N} \quad (j = 1, 2) \quad (4)$$

其中, y_n 为信号经过傅里叶变化后的幅度值, N 为数据长度, n 为样本数。

通过对比不同通道的幅度均值来识别受试者所做的动作,若 $\bar{F}_1 > \bar{F}_2$, 则识别该动作为屈,识别刺激目标分布在左侧;否则为伸,刺激目标分布在右侧。

2.3 SSVEP 的目标识别

典型相关分析(canonical correlation analysis, CCA)是指计算信号与不同刺激频率的参考信号之间的相关系数,

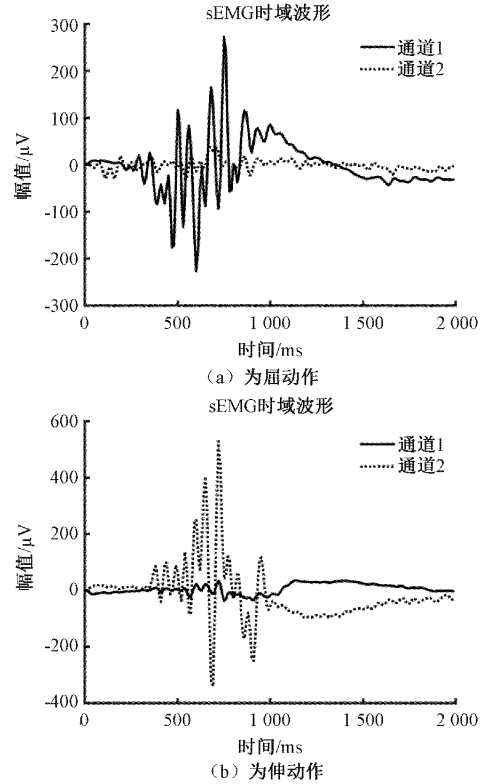


图 2 受试者 A 屈/伸动作对应的表面肌电信号时域图

选取最大的相关系数值,其对应的频率作为最终的识别结果^[18]。CCA 是一种度量 2 个多维信号之间线性相关性的方法,其核心问题是解决式(5)的优化问题。即在 2 个信号 X 和 Y 之间找到一组线性组合 W_X 和 W_Y ,使得 $x = X^T W_X$ 和 $y = Y^T W_Y$ 之间的相关系数最大。

$$\max_{W_X, W_Y} \rho(x, y) = \frac{E[W_X^T X Y^T W_Y]}{E[W_X^T X X^T W_X] E[W_Y^T Y Y^T W_Y]} \quad (5)$$

其中, X 表示多通道 EEG 数据, Y_i 为参考信号,通常由刺激频率 $f_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 对应的的正余弦信号组成:

$$Y_{f_i} = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_i n) \\ \cos(2\pi f_i n) \\ \vdots \\ \sin(2\pi M_h f_i n) \\ \cos(2\pi M_h f_i n) \end{bmatrix}, n = \left[\frac{1}{f_s}, \frac{2}{f_s}, \dots, \frac{N}{f_s} \right] \quad (6)$$

其中, M_h 表示谐波次数, n 表示样本点数, f_s 表示采样率。 X 和 Y 具有相同的数据长度。

CCA 的基本过程为:计算信号与各刺激频率 $f_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 对应的正余弦参考信之间的典型相关系数。对于信号 X 与刺激频率 f_i 之间的典型相关系数为:

$$\rho_i = (X^T W_X (X Y_{f_i}^T), Y_{f_i}^T W_{Y_{f_i}} (X Y_{f_i}^T)) \quad (7)$$

最后将各刺激频率对应的 ρ_i 作为特征值进行频率识别,将最大相关系数 ρ_i 所对应的参考信号的频率作为 SSVEP 信号的频率:

$$f_{target} = \max_{f_i} \rho_i, i = 1, 2, \dots, 16 \quad (8)$$

3 结 果

3.1 SSVEP 的幅度谱和信噪比

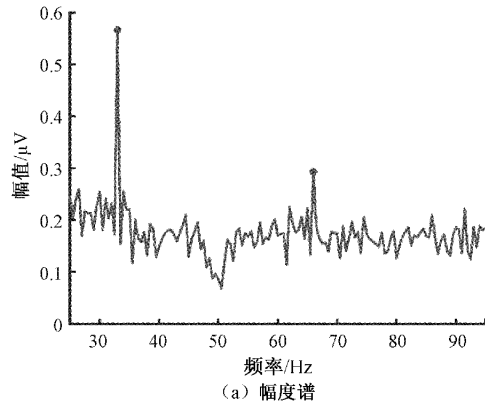
图 3 显示了当 $q=12$ 时从 Oz 电极记录的 33 Hz 下的总平均幅度谱和信噪比。如图 3 所示,幅度谱和信噪比在 33 Hz 和 66 Hz 时均具有明显的峰值(33 Hz: $0.57 \mu\text{V}$, 9.20 dB;66 Hz: $0.29 \mu\text{V}$,4.63 dB)。且二次谐波处的峰值较基频处明显降低。此外,随着激励频率的增加,二次谐波的幅值谱和信噪比逐渐减小。因此采用 CCA 算法通过计算信号与不同频率参考信号的相关系数能够有效识别出信号的频率,从而识别目标。

3.2 sEMG 目标识别结果

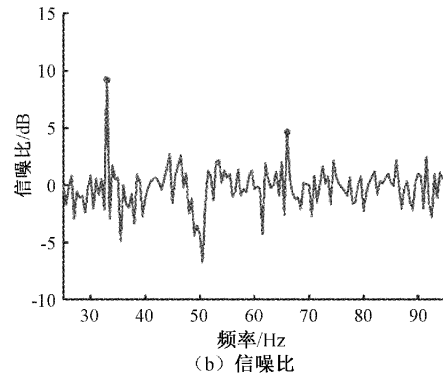
提取 2 s 内的 sEMG 信号的数据,对其进行 FFT 变化,根据式(4)求频域上幅度的平均值,判断受试者的动作,表 1 显示了 8 名受试者 12 次试验下的平均分类准确率,结果表明在 2 s 的数据长度下,8 名受试者的平均准确率达到 $98.70\% \pm 1.39\%$ 。这表明 sEMG 信号具有很强的辨识性,同时也验证了利用 sEMG 信号来增大编码的目标数量,从而进一步提高系统的信息传输率是可行的。

3.3 结合 sEMG 混合 SSVEP-BCI 系统的识别结果

图 3 信噪比的分析结果为 SSVEP 信号的滤波器频带设计提供了参考,滤波器的起始频率为 31 Hz,截止频率为 90 Hz。在设计带通滤波器时,为了保证基频不失真,在起



(a) 幅度谱



(b) 信噪比

图 3 刺激频率 33 Hz 时 SSVEP 的幅度谱和信噪比

注:实心圆圈为刺激频率的基频和谐波成分

表 1 数据长度为 2 s 时对应的分类准确率和 ITR

受试者	sEMG		SSVEP		hBCI	
	分类准确率/%	ITR/(bits/min)	分类准确率/%	ITR/(bits/min)	分类准确率/%	ITR/(bits/min)
S1	97.92	17.08	83.07	53.65	81.77	68.24
S2	99.74	19.48	90.36	63.32	90.10	80.88
S3	99.74	19.48	86.46	57.98	86.20	74.74
S4	99.48	19.06	97.40	74.48	96.88	92.89
S5	99.22	18.68	92.97	67.16	92.19	84.35
S6	95.83	15.00	81.77	52.05	78.13	63.17
S7	99.74	19.48	71.61	40.61	71.61	54.66
S8	97.92	17.08	79.17	48.96	77.34	62.11
平均值±标准差	98.70 ± 1.39	18.17 ± 1.63	85.35 ± 8.23	57.28 ± 10.81	84.28 ± 8.55	72.63 ± 12.89

始频率处增加 2 Hz 的带宽,即滤波器的通带频率为 29~90 Hz,表 1 显示了结合 sEMG 信号基于 CCA 方法所得到的目标识别结果,结果表明基于 CCA 方法的系统的目标识别的平均准确率为 $84.28\% \pm 8.55\%$,平均 ITR 为 72.63 ± 12.89 bits/min。

4 讨 论

本研究旨在开发一种结合表面肌电和稳态视觉诱发电位的混合脑机接口。结合表面肌电信号扩大编码的目标数量,从而提高系统的信息传输率。通过对 8 名健康受

试者的离线实验的分析,本文提出的混合 BCI 系统离线实验结果的平均准确率为 84.28%,平均 ITR 为 72.63 bits/min,验证了本文提出的混合 BCI 系统的可行性。

此外,本实验采用 31~34.75 Hz 的高频进行刺激,与中低频 SSVEP 的 BCI 相比,高频 SSVEP 的 BCI 性能仍然较低(通常小于 70 bits/min)。实验结果显示,该混合系统的平均准确率为 84.28%,平均 ITR 为 72.63 bits/min。准确率高于 80% 便被认为 BCI 系统是可行的,可以实现有效的沟通^[20]。因此基于以上研究表明,本文提出的 BCI 系统适用于与通信相关的 BCI 应用。与以往的研究相比,本

文研究的 BCI 系统性能提高是由于引入了表面肌电信号进一步扩大了编码目标数量,从而提高了系统的信息传输率。

本研究初步验证了所构建的基于 sEMG 的混合 SSVEP-BCI 的可行性,在离线实验中采用的被试样本有限,未来会针对样本量及在线实验结果的证明,在未来会针对在线系统做进一步深入研究,增加反馈环节来实时评估系统性能,证实系统的实际应用价值。此外,在之后的研究中会使用更有效的识别算法进行分类,以进一步提高系统的准确率和信息传输率。

5 结 论

本研究通过频率编码方法设计了 16 目标高频稳态视觉诱发电位脑-机接口系统,结合 sEMG 编码的 2 目标,从而实现 32 目标系统。分别利用频域分析法和典型相关分析方法对 sEMG 和 SSVEP 信号进行目标识别。这些结果验证了构建基于表面肌电和稳态视觉诱发电位的混合脑机接口的可行性,为结合表面肌电与稳态视觉诱发电位的混合脑-机接口研究奠定了基础。

参考文献

- [1] CHAUDHARY U, BIRBAUMER N, RAMOS A. Corrigendum brain-computer interfaces for communication and rehabilitation[J]. *Nature Reviews Neurology*, 2017, 13(3): 513-525.
- [2] ZHENG M, YANG B, XIE Y. EEG classification across sessions and across subjects through transfer learning in motor imagery-based brain-machine interface system[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2020, 58(7): 1515-1528.
- [3] LI M, YANG G, LI H. Effect of the concreteness of robot motion visual stimulus on an event-related potential-based brain-computer interface [J]. *Neuroscience Letters*, 2020, 720(16): 134752.
- [4] WEI Q, ZHU S, WANG Y, et al. A training data-driven canonical correlation analysis algorithm for designing spatial filters to enhance performance of SSVEP-based BCIs[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2020, 30(5): 2050020.
- [5] ZHANG Y, XIE S Q, WANG H, et al. Data analytics in steady-state visual evoked potential-based brain-computer interface[J]. *A review. IEEE Sens*, 2021, 21(2): 1124-1138.
- [6] 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 Bio-Medical Engineering*, 2018, 65(1): 104-112.
- [7] WANG H, LI Y, LONG J, et al. An asynchronous wheelchair control by hybrid EEG-EOG brain-computer interface [J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2014, 8(5): 399-409.
- [8] BI L Z, LIAN J L, JIE K, et al. A speed and direction-based cursor control system with P300 and SSVEP[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14(11): 126-133.
- [9] AKSHAY K, RAJESH S. A novel hybrid paradigm based on steady state visually evoked potential & P300 to enhance information transfer rate[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 59(3):101884.
- [10] KAPGATE D. Efficient quadcopter flight control using hybrid SSVEP + P300 visual brain computer interface [J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2022, 38(1): 42-52.
- [11] 刘志民, 姜旭, 化建宁. 基于稳态视觉诱发电位和注意力脑电的混合脑-机接口系统[J]. *信息与控制*, 2021, 50(6): 748-753.
- [12] HA J, PARK S, IM CH. Novel hybrid brain-computer interface for virtual reality applications using steady-state visual-evoked potential-based brain-computer interface and electrooculogram-based eye tracking for increased information transfer rate [J]. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2022, 16: 758537.
- [13] 李赵春, 顾权, 王玉成. 基于肌电信号稀疏特征的手势识别方法研究[J]. *电子技术应用*, 2020, 46(4): 82-88.
- [14] LIN K, CHEN X, HUANG X, et al. A hybrid bci speller based on the combination of emg envelopes and ssvep[J]. *Applied Informatics*, 2015 16(2):1-12.
- [15] CUI C, BIAN G B, HOU Z G, et al. A multimodal framework based on integration of cortical and muscular activities for decoding human intentions about lower limb motions [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits & Systems*, 2017, 11 (4): 889-899.
- [16] CHAI X, ZHANG Z, GUAN K, et al. A hybrid bci controlled smart home system combining ssvep and emg for individuals with paralysis [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 5(6): 101687.
- [17] 迟新一, 崔红岩, 陈小刚. 结题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.
- [18] 陈小刚. 高速率稳态视觉诱发电位脑-机接口的关键技术研究[D]. 北京:清华大学, 2015.
- [19] SUTOYO D, SRINIVASAN R. Nonlinear SSVEP responses are sensitive to the perceptual binding of visual hemifields during conventional eye rivalry and interocular percept rivalry [J]. *Brain Res*, 2009, 12(5): 245-255.
- [20] RENTON A I, MATTINGLEY J B, PAINTER D R. Optimising non-invasive brain-computer interface systems for free communication between naïve human participants[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 18705.

作者简介

冯莉(通信作者),博士,主要研究方向为脑机接口、电生理信号处理和神经调控。

E-mail:fengli_tju@126.com