

融合眼动追踪和目标动态可调的稳态视觉诱发电位脑机接口系统设计

何柳诗, 谢俊, 于鸿伟, 任志远, 杨育喆, 李敏, 徐光华
(西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对视觉脑机接口应用过程中,刺激目标数量多且面积小时视觉响应不强,被试者疲劳时难以将注意力集中在同等大小刺激目标上的问题,设计了一种基于眼动追踪和视觉目标动态可调的脑机接口系统。该系统利用 TCP/IP 传输协议实现眼动信号和脑电信号的同步采集,并将眼动信号以视觉反馈的形式实时呈现在刺激显示界面,即有提示被试者视线落点位置以便集中注意力到目标刺激上的作用,起到控制目标刺激大小的作用。该系统结合了眼动追踪快速高效和稳态视觉诱发电位脑机接口(SSVEP-BCI)频谱稳定、信噪比高等优势,眼动反馈信号快速调控刺激目标增大并吸引被试者注意,以激发更高的脑电响应和提升识别正确率。将无眼动反馈刺激目标动态可变、无眼动反馈刺激目标不变作为对照组进行实验,结果表明:有眼动反馈目标动态可变的脑机接口系统能比无眼动反馈目标动态可变、无眼动反馈目标不变系统在更短的时间窗内达到 80% 以上的识别正确率,且具有更高的脑电响应幅值;在 3 s 时间窗内,有眼动反馈目标动态可变的脑机接口系统的平均识别正确率为 92.97%,脑电响应幅值为 1.824 μV ,高于平均识别正确率为 88.39% 及脑电响应幅值为 1.379 μV 的无眼动反馈目标动态可变系统,且高于平均识别正确率为 79.48% 及脑电响应幅值为 0.987 μV 的无眼动反馈目标不变系统,这表明有眼动反馈且刺激目标动态可调的脑机接口系统具有更好的识别效果且能诱发更高的脑电响应,工作性能更好。

关键词: 稳态视觉诱发电位;眼动追踪;脑机接口;视觉反馈;动态可调

中图分类号: TP23 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202110010 **文章编号:** 0253-987X(2021)10-0087-09



OSID 码

A Design of Brain-Computer Interface System for Steady-State Visual Evoked Potential Integrating Eye Movement Tracking and Target Dynamical Adjustment

HE Liushi, XIE Jun, YU Hongwei, REN Zhiyuan, YANG Yuzhe, LI Min, XU Guanghua
(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In the application of visual brain-computer interface (BCI), a BCI system based on eye movement tracking and dynamic adjustment of visual targets is designed to solve the problems that the visual response is weak when the number of stimulate targets is large and the area is small, and it is difficult for the subjects to focus on specific targets of the same size when they are tired. The system uses TCP/IP transmission protocol to realize the synchronous acquisition of eye movement signals and electroencephalogram (EEG) signals, and presents the eye tracking results in the form of visual feedback on the stimulation display interface in real time. It has the

role in controlling the size of the desired target, and promoting the subjects to focus their attention on the desired target efficiently. The system combines the advantages of fast and efficient eye movement tracking and steady-state visual evoked potential BCI with stable EEG spectrum and high signal-to-noise ratio. The rapid regulation of eye tracking feedback stimulates the target to enlarge and attracts the attention of subjects, so as to evoke higher EEG response and improve the recognition accuracy. An experiment is carried out with dynamically variable of non-eye movement feedback stimulation targets and invariable of non-eye movement feedback stimulation targets as a comparison group. The results show that the BCI system with eye movement tracking feedback and dynamic adjustment of visual targets achieves more than 80% recognition accuracy and much higher EEG response amplitude in a short time window length than the system without eye tracking feedback and the system with the constant target size. In the 3 s time window length, the average recognition accuracy and EEG response amplitude of the BCI system with eye tracking based dynamic adjustment of visual targets are 92.97% and 1.824 μV , respectively, which are higher than 88.39% and 1.379 μV of the BCI system without eye tracking feedback respectively, and higher than 79.48% and 0.987 μV of the BCI system with the constant target size respectively. These results indicate that the proposed BCI system with eye movement tracking based dynamic adjustment of visual targets has a better recognition effect, higher EEG response and better performance.

Keywords: steady-state visual evoked potential; eye tracking; brain-computer interface; visual feedback; dynamic adjustment

脑-机接口(BCI)是一种通信系统,无需使用大脑外周神经和肌肉作为正常输出路径,而是通过采集并分析大脑信号并将其转化为控制指令传递给外部设备^[1]。在无创BCI的研究中,从头皮记录的脑电图(EEG)活动是应用最广泛的脑电采集方式^[1]。BCI技术不仅能用于提高严重残疾人群的生活质量,还能够将神经退行性疾病患者的想法传递给照顾者,而且近年来也出现了针对健康用户娱乐方面的研究^[2]。得益于近年来BCI的快速发展,其应用涵盖了医学、教育、康复工程、心理学、军事、娱乐等领域^[3-5]。

当前BCI研究的一个关键挑战是如何尽可能准确地提取随机时变脑电信号的特征并分类^[6]。无创BCI常用的EEG脑电信号类型包含运动想象(MI)、稳态视觉诱发电位(SSVEP)、事件相关电位(ERP)等。其中,SSVEP包含平稳的周期性振荡,不易受眨眼和眼球运动产生的眼电和肌电伪迹干扰,频谱稳定且信噪比高,所需电极数量少,驱动BCI系统具有优势^[7]。文献[8]使用闪烁刺激诱发的SSVEP实现了对假肢手的异步控制。相比简单的闪烁刺激,复杂的棋盘格刺激产生的SSVEP响应更明显^[9],信息传输率比传统BCI高^[10]。但由于脑电信号微弱,辨识困难,易受外界环境干扰,目前

有研究表明,提供反馈可以极大地改善SSVEP-BCI系统的性能。文献[9]表明3D沉浸式反馈有助于维持对目标刺激的凝视并抑制分心。在SSVEP-BCI中,反馈会激发被试者的注意力,文献[11]的研究表明,视觉反馈提高了系统的分类正确率。由于现有的大多数SSVEP-BCI都需要注视,为了进一步扩大BCI的适用性,将SSVEP和非脑信号组合使用,能够实现更大的控制能力^[12]。文献[13]设计的SSVEP-BCI和眼动追踪组合的混合系统增强了智能家居环境的控制。因为眼动追踪具有高信息传输率且运行快速、无需强化训练、可自然表达用户关注焦点的特点,SSVEP-BCI和眼动追踪组成的混合BCI系统更加稳定,兼具二者优势。

目前,大多数眼动追踪技术选择目标时都依赖于停留时间,即用户要在一定时间内保持对目标的注视,而由于任务的复杂性,难以确定最佳停留时间^[14],这导致眼动追踪针对复杂任务容易误触发。文献[15]提出了一种眼动追踪/SSVEP混合系统,用高速的眼动系统进行粗略选择,用高分类精度的SSVEP-BCI进行精细目标激活,避免了因停留时间不当造成误触发,较单独使用BCI或眼动,混合系统的控制更稳定。文献[16]提出一种将异步眼动开关与基于同步SSVEP-BCI相结合的方法,以凝视

点作为控制训练的启停信号,提高了分类正确率,验证了混合 BCI 的可行性和用户友好性。文献[17]评估了混合式眼动追踪和 BCI 系统的普遍性。可见,因为眼动信号易于识别、处理,以眼动信号作为辅助,BCI 系统选择操作,既能够减少因眼睛的不当注视产生的假阳性结果,信息传输率也较单独的 BCI 系统高。然而,用户长时间集中精力诱发 SSVEP 响应时,可能由于视觉刺激亮度高、过度刺激和重复性任务造成疲劳、注意力不集中等^[18];在同屏大小下,目标刺激小而多的 SSVEP-BCI 会随目标数量增多,像素减少而导致性能,如识别正确率等的下降^[19]。

为了解决 SSVEP-BCI 使用过程中,因屏幕大小限制,当刺激目标多而小时刺激响应不强,当被试者疲劳时难以将注意力集中在大小相同目标上的问题,本文设计了一种眼动追踪与 SSVEP-BCI 相结合的混合系统,通过眼动仪采集被试者的眼动指标初步判断注视目标,并将刺激目标放大以吸引被试者注意力,诱发更强的响应。实验结果表明,与普通 SSVEP-BCI 范式相比,本文所提出的方法刺激响应更强、识别正确率更高,因而具有更好的识别效果。

1 眼动追踪/脑机接口混合系统搭建

1.1 混合系统设计

为了验证提出的利用眼动追踪动态调整视觉目标对脑机接口性能的积极影响,本文设计了一种眼动追踪和 SSVEP-BCI 相结合的混合系统。图 1 所示为混合系统的工作原理。它主要实现在实时的视觉反馈作用下动态调整视觉刺激目标,并对采集到的被试者脑电信号进行分析处理。其中,视觉刺激模块通过 MATLAB 平台和 Psychtoolbox 工具箱将棋盘格刺激范式呈现在屏幕上,以诱发被试者的 SSVEP 响应;信号采集模块包括脑电信号和眼动信

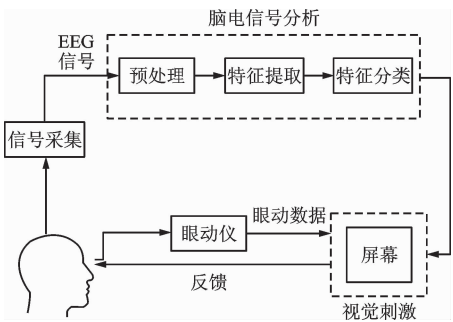


图 1 混合系统工作原理

Fig. 1 Working principle of the hybrid system

号的采集,脑电采集设备用于采集被试者的脑电信号,安装在屏幕正下方的眼动仪用于采集被试者的眼动数据,收集到的眼动数据将以视觉反馈的形式和刺激范式一起实时呈现在屏幕上,提醒被试者集中注意力并作为控制范式大小变化的信号;脑电信号分析模块是将脑电设备采集到的脑电信号经过预处理、特征提取、模式分类后完成对刺激目标的识别。

1.2 眼动调控设计

有研究表明,人的大脑每天通过感官接受的外部信息中,视觉占比 80% 以上,故本文应用视觉反馈以增强 SSVEP-BCI 的性能,实现眼动调控刺激目标的功能。对于实时视觉反馈环节的设计,其关键在于实时同步地采集眼动和脑电数据,并将采集到的眼动数据以视觉提示的形式实时传输到刺激显示界面,作为视觉反馈。其作用有两点,一是实现提示被试者集中注意力并调整视线落点;二是实现眼动调控 SSVEP-BCI 系统的刺激目标增大。数据的传输可以通过 TCP/IP 协议进行控制。

TCP/IP 传输协议即传输控制/网络协议,能够建立连接通道实现可靠的信息传输,发送数据时产生的时延一般不超过 200 ms。通过 TCP/IP 传输协议控制脑电设备和眼动设备同时开始采集,并将眼动仪采集到的眼动信号发送到脑电采集程序,以视觉反馈的形式在刺激显示屏幕上呈现,其流程如图 2 所示。

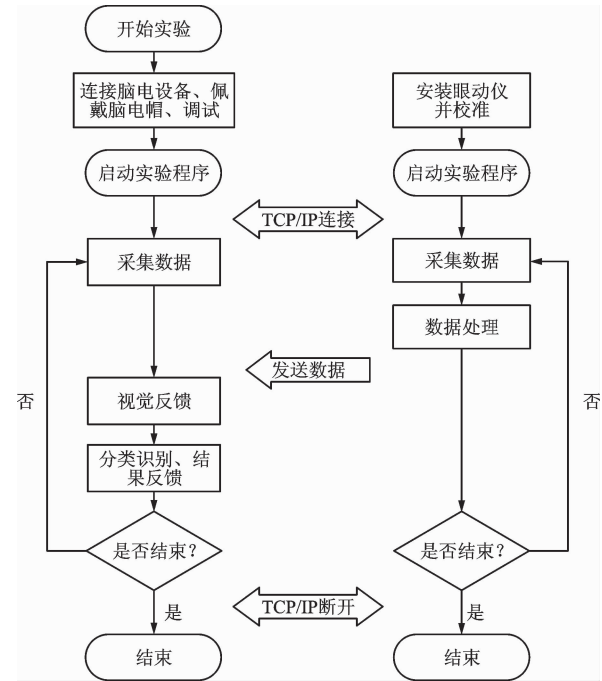


图 2 TCP/IP 实现流程

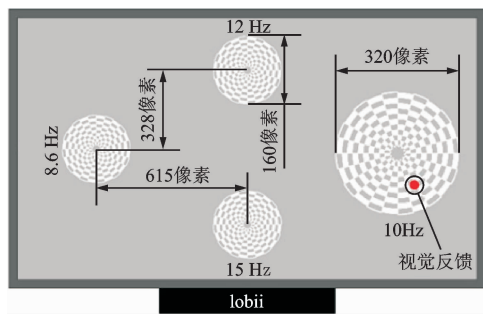
Fig. 2 TCP/IP implementation process

2 实验验证

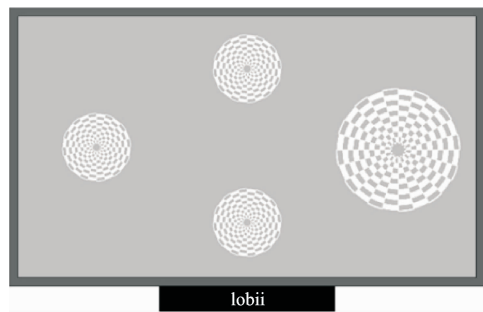
2.1 范式设计

本实验的范式设计是基于周期运动的振荡棋盘格运动刺激范式^[20],其能量集中,频率单一,能有效减少被试者的视觉疲劳。

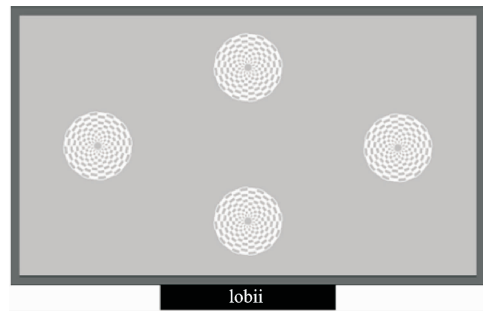
为验证眼动追踪下的目标动态可调方式对 SS-VEP-BCI 性能的提升,本文设计了 T1、C1、C2 这 3 种范式,如图 3 所示。3 种范式均有 4 个刺激目标分别分布在屏幕左右上下 4 个位置,并以 8.6、10、12、15 Hz 的频率进行收缩与扩张运动以诱发 SS-VEP 响应^[21]。其中,图 3a 范式作为测试组 T1,有眼动反馈且目标动态可变,即具有实时视觉反馈环节,以眼动调控目标放大,将被试者的视线落点以红



(a) T1 范式



(b) C1 范式



(c) C2 范式

图 3 视觉刺激范式

Fig. 3 Working principle of the hybrid system

点的形式实时呈现在刺激显示界面,由于范式的收缩扩张运动可能会导致被试者眼球随之飘移,使得视线无法始终保持停留在棋盘格内,所以当视线落在刺激开始前 50 帧内,进入某一目标刺激范围内超过 20 帧,且大于视线停留在其余 3 个目标上的帧数时,则锁定这一棋盘格为目标刺激并将其放大 2 倍,而其余 3 个刺激目标保持大小不变并持续单次刺激时长;图 3b 范式作为控制组 C1,无眼动反馈且目标动态可变,即不具备红点作为实时视觉反馈,但棋盘格放大机制同 T1 组原理相同,即当后台检测到眼动视线时,目标刺激也放大 2 倍;图 3c 范式作为控制组 C2,无眼动反馈且目标不变,即无实时视觉反馈环节且目标大小在实验过程中保持不变。3 种范式除刺激目标大小有所变化外,每个刺激目标的中心位置不变,收缩扩张频率和视觉刺激灰度等均不变。

刺激范式的设计和呈现由 MATLAB 环境的 Psychtoolbox 工具箱实现。实验所使用的显示器尺寸为 43.942 cm (17.3 英寸),分辨率为 $1\,920 \times 1\,080$ 像素,刷新频率为 144 Hz。

2.2 实验流程

本实验分为测试组 T1 和控制组 C1、C2。测试组 T1 是为了验证有眼动反馈目标动态可变的 SS-VEP-BCI 的性能,即以红点表示被试者的视线落点并实时呈现在屏幕上,刺激开始后 50 帧内,当被试者的视线落点停留在刺激目标范围内超过 20 帧,则锁定此刺激目标为被试者的注视目标并将其放大 2 倍,单次刺激时长内保持该放大状态,若不超过 20 帧则刺激目标不变,此时因达不到实验效果故判定该次刺激无效。控制组 C1 是无眼动反馈目标动态可变的 SSVEP-BCI,即不在屏幕上以提示的形式呈现被试者的视线落点,但当被试者保持注视某一刺激目标时,也锁定其为注视目标并放大 2 倍,单次刺激时长内保持该放大状态,如若刺激目标不变则判定该次刺激无效。控制组 C2 是无眼动反馈目标不变的 SSVEP-BCI,即在实验过程中刺激目标的大小不变,且屏幕上无表示被试者视线落点的红点。本文通过分析 3 组实验的脑电响应和目标识别正确率以比较眼动追踪对脑机接口性能的积极影响。

选取 6 名被试者(S1~S6)进行实验,所有被试者皆身体健康,双眼视力正常或矫正后视力正常,没有精神病史或神经病史,没有光或运动知觉障碍或损伤报告。实验在安静的房间进行,被试者在实验开始前调整眼睛距离屏幕的位置,以 60 cm 处效果

为佳,定位和设置板块如图 4a 所示,图中人脸圆圈重合为一个,并以八点法校准眼动仪,校准结果如图 4b 所示,左右眼数据点集中分布在校准点周围为佳。

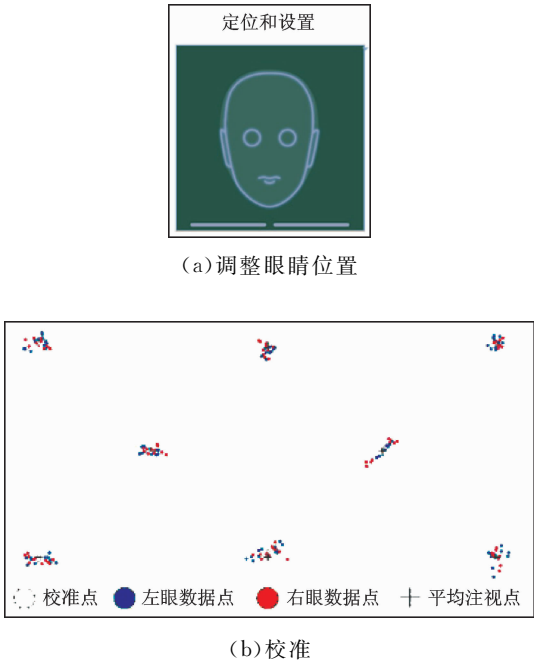


图 4 眼动仪的定位设置和校准

Fig. 4 Position setting and calibration of the eye tracker

每个被试者在实验过程中应保持头部固定,并按照刺激范式 T1、C1、C2 的顺序分 3 组依次注视以 8.6、10、12、15 Hz 运动的 4 个刺激目标。每个刺激目标进行 3 组实验,在屏幕上共呈现 120 次,连续 20 次为一轮,一轮结束后被试者可休整一定时间。每轮实验的刺激时序如图 5 所示,开始时有 2 s 准备时间,每轮实验重复 20 次,单次刺激的持续时间为 3 s,单次刺激完成后有 2 s 的间隔时间,系统在 2 s 间隔内进行在线结果识别并将结果展示在屏幕上,然后重复下一次实验。3 组实验除了范式不同外,其余实验设置均保持一致。

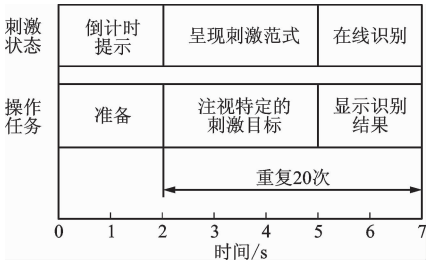


图 5 刺激时序图

Fig. 5 Stimulus sequence diagram

2.3 信号采集

本实验需采集的信号包括脑电信号和眼动信

号。使用奥地利生产的 g. USBamp 生物信号放大器和 g. GAMMASys 有源电极系统,搭配 g. GAMMAcap 电极帽完成被试者的脑电信号采集,采样率为 1 200 Hz。如图 6 所示,根据国际标准 10-20 系统布置电极,采用覆盖视觉皮层区域的 O₁、O₂、O₃、PO₃、PO₄ 共 6 个电极实现脑电信号的采集,参考电极安放在单侧耳垂 A1 或 A2 处,地电极安放在前额 F_{pz} 处。脑电信号以 6×3 600(6 表示采集信号的 6 个通道,3 600 表示以 1 200 Hz 的采样率连续采集 3 s 数据)。矩阵形式存储为 MATLAB 数据格式,使用瑞典生产的 Tobii Pro X2-30 眼动仪完成被试者的眼动数据采集,主要应用瞳孔角膜向量反射技术记录眼球运动,采样率为 30 Hz。眼动仪通过 USB 与电脑相连,并粘贴在刺激显示屏正下方。眼动仪的输出数据包括:瞳孔直径(mm)、视线落点、时间戳(μs)、有效性数据(0、1)等,并以结构数组的形式存储为 MATLAB 数据格式。眼动数据坐标系采用显示区域坐标系(DACS),以屏幕左上角为原点,二维数组标示视线落点,范围缩放为[0,0]~[1,1]。

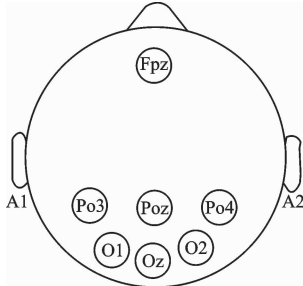


图 6 脑电电极位置安放示意图

Fig. 6 A schematic diagram of placement of EEG electrodes

2.4 分类方法

脑电信号经过预处理、特征提取和模式分类以识别刺激目标,常用的信号分类方法有典型相关分析(CCA)、支持向量机(SVM)、线性判别分析(LDA)等。CCA 是一种利用综合变量对之间的相关关系来反映两组指标之间的整体相关性的多元统计分析方法。它可以通过计算两个随机变量之间的典型相关系数来度量两组随机变量之间的线性相关性。基于 CCA 算法来识别 SSVEP 刺激目标是较为流行的方法之一^[22],标准 CCA 使用纯正弦和余弦信号的人工参考模板,其频率与视觉刺激的频率相对应。本文即使用典型相关分析算法对采集到的脑电信号进行分类处理。利用 CCA 计算脑电信号与不同频率的参考模板信号之间的相关系数,判定

相关性最高的参考信号频率对应的刺激单元为被试者的注视目标。

假设有两组随机变量,其中一组随机变量 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{P \times N}$ 为单次刺激采集到的 EEG 数据, P 代表采集信号的通道数即 6 个通道, N 代表每个通道采集到的数据个数即 3 600 个;另一组随机变量 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{2Q \times N}$ 为参考信号,由具有特定刺激频率的谐波频率的正余弦信号组成, Q 代表谐波数量,设

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_i t) \\ \cos(2\pi f_i t) \\ \sin(2\pi 2f_i t) \\ \cos(2\pi 2f_i t) \\ \sin(2\pi Qf_i t) \\ \cos(2\pi Qf_i t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: f_i 表示特定刺激频率; $t = [\frac{1}{F_s}, \frac{2}{F_s}, \dots, \frac{N}{F_s}]$, F_s 为采样率。由于本实验设计了 $M(M=4)$ 个刺激目标,故可取 $i=1,2,3,4$ 。对单次刺激采集到的 P 通道脑电数据与 M 个特定刺激频率的参考模板信号做 CCA 分析,可得到相关系数 $\rho \in \mathbf{R}^{1 \times M}$,其原理如图 7 所示。

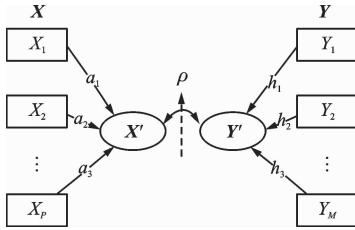


图 7 CCA 算法原理示意图

Fig. 7 A schematic diagram of CCA algorithm principle

CCA 将多维随机变量 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 进行线性变换,即投影到一维维度,得到 $\mathbf{X}' = \mathbf{a}^T \mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}' = \mathbf{b}^T \mathbf{Y}$,再计算 $\mathbf{X}'$ 和 $\mathbf{Y}'$ 的相关系数

$$\rho_i = \frac{E(\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{b})}{\sqrt{E(\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{a}) E(\mathbf{b}^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{b})}} \quad (2)$$

每个频率 f_i 都对应一个相关系数值 ρ_i ,通过比较 ρ_i 的大小来预测被试者注视的目标刺激单元。相关系数最大的参考信号频率 f_{target} 对应的刺激单元为注视目标,即有

$$f_{\text{target}} = \arg \max_{f_i} \rho_i \quad (3)$$

3 结果分析

3.1 脑电响应分析

实验共采集数据 $6 \times 4 \times 3 \times 20 \times 2$ 组(6 名被试

者 $\times 4$ 个刺激单元 $\times 3$ 组范式实验 $\times 20$ 组单次刺激 $\times 2$ 轮重复实验),每组包含 6×3 600 个数据,采样率 1 200 Hz,时长为 3 s。使用带通滤波器对信号进行预处理,取 O_z 通道数据叠加平均后进行傅里叶变换,得到不同刺激频率下的脑电响应频谱如图 8 所示。

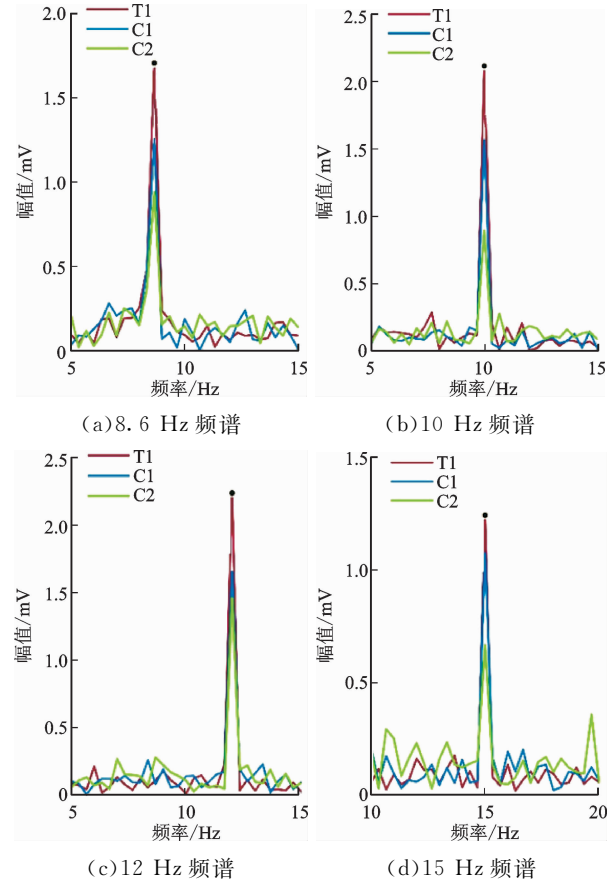


图 8 4 种刺激频率下的脑电响应频谱图

Fig. 8 Spectrogram of EEG responses at four stimulation frequencies

由图 8 可见,被试者大脑响应中包含了对应刺激频率的脑电信号,其中红色曲线表示测试组 T1 的频谱图,幅值最高,蓝色曲线表示控制组 C1 的频谱图,幅值次之,绿色曲线代表控制组 C2 的频谱图,幅值最低。4 个刺激目标对 T1、C1、C2 组的平均脑电响应幅值分别为 1.824、1.379、0.987 μV 。故无眼动反馈目标不变的 SSVEP-BCI 引起的脑电响应幅值低于无眼动反馈目标动态可变的 SSVEP-BCI 引起的脑电响应幅值,又低于有眼动反馈目标动态可变的 SSVEP-BCI 引起的脑电响应幅值。即在无眼动反馈的前提下,目标动态可变比目标不变的脑机接口效果更好;在受眼动调控目标动态可变的前提下,具有实时视觉反馈环节的有眼动反馈脑机

接口效果更好。

3.2 识别结果分析

CCA 算法可直接对多通道脑电信号数据和参考模板信号进行相关性分析,按照不同刺激频率统计测试组 T1(Enlarge & Feedback 曲线代表 T1 组)和控制组 C1、C2(Enlarge 曲线代表 C1 组,Normal 曲线代表 C2 组)的目标识别正确率。采用横轴为时间窗,总采样时长为 3 s,纵轴为平均识别正确率,4 种刺激频率下的识别正确率对比如图 9 所示。

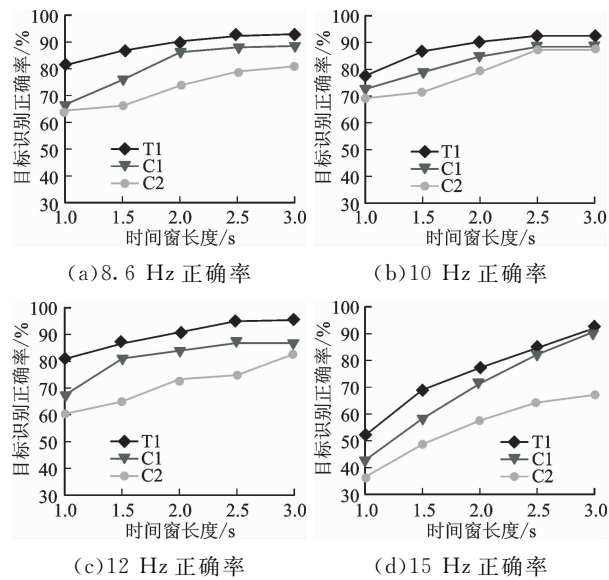


图 9 4 种刺激频率下的识别正确率对比图

Fig. 9 Comparisons of recognition accuracies under four stimulus frequencies

由图 9 可见,随着时间窗长的增大,3 组实验的平均正确率都呈上升趋势,在 3 s 时间窗长时,T1 组的平均正确率最高,正确率值为 92.97%,C1 组次之,正确率值为 88.39%,C2 组最低,正确率值为 79.48%,折线层次区分明显。在 10 Hz 的刺激频率

表 1 T1、C1、C2 组在 1.5 s 时间窗长度下的目标识别正确率

Table 1 Table of recognition accuracies of T1,C1 and C2 groups in 1.5 s time window length

被试者	识别正确率/%											
	T1				C1				C2			
	8.6 Hz	10 Hz	12 Hz	15 Hz	8.6 Hz	10 Hz	12 Hz	15 Hz	8.6 Hz	10 Hz	12 Hz	15 Hz
S1	90.00	100.00	95.00	80.00	90.00	90.00	100.00	70.00	76.00	88.00	64.00	60.00
S2	100.00	100.00	100.00	90.00	95.00	95.00	100.00	80.00	95.00	85.00	85.00	80.00
S3	80.00	90.00	100.00	90.48	50.00	65.00	85.00	85.00	45.00	60.00	70.00	55.00
S4	93.33	80.00	86.67	73.33	80.00	80.00	83.33	73.33	66.67	73.33	80.00	36.67
S5	53.33	56.67	43.33	40.00	60.00	56.67	40.00	23.33	40.00	53.33	13.33	16.67
S6	100.00	85.00	100.00	70.00	95.00	90.00	95.00	70.00	85.00	75.00	95.00	65.00
平均	86.11	85.28	87.5	73.97	77.22	79.45	83.06	66.94	67.95	72.44	67.89	52.22

下,当时间窗长度为 3 s 时,T1 和 C1 正确率相近,大于 C2。此时 T1 和 C1 的正确率接近可能是因为当时间窗长度超过一定阈值时,对平均识别正确率的提升有限,视觉反馈此时没有明显优势。

对 3 组实验的识别正确率数据做统计显著性分析,为保证统计意义需样本量足够大,每组数据点取 120 个(4 个频率×5 个时间点×6 个受试者),影响正确率的因素是实验方法,且因 T1、C1 组数据不满足正态性假定,故采用单因素非参数方差分析,Kruskal-Wallis 检验得到 3 组实验数据具有显著性($\chi=33.39,P=5.61\times10^{-8}$),箱型图如图 10a 所示,多重比较结果如图 10b 所示,其中 T1 组和 C1 组具有显著性($\chi=66.37,P=0.0238$),T1 组和 C2 组具有显著性($\chi=108.46,P=2.46\times10^{-8}$),C1 组和 C2 组具有显著性($\chi=73.41,P=0.0047$)。

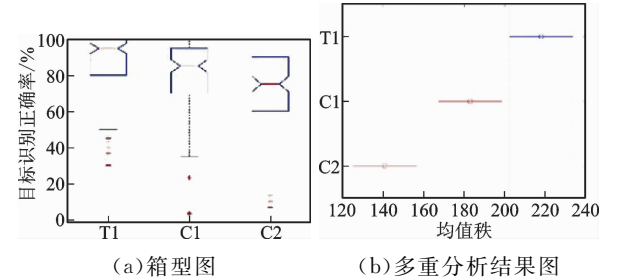


图 10 3 组实验的统计显著性分析结果示意图

Fig. 10 Statistical significance analysis results of three groups of experiments

时间窗长度取 1.5 s,6 个被试者分别在 4 个刺激频率下进行测试组 T1、控制组 C1、控制组 C2 实验的识别正确率如表 1 所示。从表中可见,T1 组的总平均识别正确率达 83.21%,C1 组的总平均识别率达 77.15%,C2 组的总平均识别率达 65.13%。若去除 SSVEP 诱发脑电响应效果差的被试者 S5,

T1 组的总平均识别正确率可达 90.19%, C1 组的总平均识别正确率可达 83.58%, C2 组总平均识别正确率为 71.98%。分析可知, 本文提出的有眼动反馈目标动态可变的眼动追踪/脑机接口混合系统比无眼动反馈目标动态可变的混合系统有优势, 又比无眼动反馈目标不变的 SSVEP-BCI 更具有优势, 可达到较高的识别正确率。

4 结 论

针对实验过程中, 因屏幕尺寸限制、刺激目标多且面积小而致被试者脑电响应不强、容易产生疲劳、难以将注意力集中在同等大小的刺激目标上等问题, 本文提出了一种基于眼动追踪的视觉目标动态可变的 SSVEP-BCI 系统。该混合系统以眼动追踪技术提供视觉反馈, 并对刺激目标大小加以调节, 兼具了眼动追踪快速高效和 SSVEP 平稳高信噪比的优势。实验结果表明, 被试者使用有眼动反馈目标动态可变的脑机接口时, 其识别正确率和脑电响应幅值均高于使用无眼动反馈目标动态可变的脑机接口, 又高于使用无眼动反馈目标不变的脑机接口。对于 CCA 分类方法, 在 4 种刺激频率下, T1 组较 C1 和 C2 组能在更短的时间窗内达到 90% 的识别正确率。对照实验说明, 视觉反馈与目标动态可调对脑电响应幅值和识别正确率有影响。推测 C1 组脑机接口性能优于 C2 组是由于目标刺激放大后, 受试者观察刺激时更加清晰, 人眼感知到的收缩扩张运动更加明显, 导致性能增强; 推测 T1 组优于 C1 组是由于眼动反馈的存在有效吸引受试者的目光, 从无意识的观察刺激转变为主动调整视线并观察目标刺激, 一定程度上提升了受试者的注意力水平, 使性能增强。总而言之, 实验结果表明了有眼动反馈目标动态可变的混合系统能有效地激发被试者的注意力, 具有更好的识别优势, 能引起更高的脑电响应, 驱动 BCI 系统更具有优势。

该方向可进一步深入研究, 如增加刺激目标数量, 使用本文方法进行比较, 探索有眼动反馈目标动态可变的脑机接口技术在多目标识别中的优势; 改变视觉反馈的提示形式(颜色、形状等), 探索视觉反馈对脑机接口技术的积极影响。

参考文献:

- [1] 陈小刚, 王毅军. 基于脑电的无创脑机接口研究进展[J]. 科技导报, 2018, 36(12): 22-30.
- CHEN Xiaogang, WANG Yijun. A review of non-

- invasive electroencephalogram-based brain computer interfaces [J]. Science & Technology Review, 2018, 36(12): 22-30.
- [2] AHN M, LEE M, CHOI J, et al. A review of brain-computer interface games and an opinion survey from researchers, developers and users [J]. Sensors, 2014, 14(8): 14601-14633.
- [3] 于淑月, 李想, 于功敬, 等. 脑机接口技术的发展与展望 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(10): 5-12.
- YU Shuyue, LI Xiang, YU Gongjing, et al. The development and prospect of brain-computer interface technology [J]. Computer Measurement and Control, 2019, 27(10): 5-12.
- [4] CHAMOLA V, VINEET A, NAYYAR A, et al. Brain-computer interface-based humanoid control: a review [J]. Sensors, 2020, 20(13): 3620.
- [5] 葛松, 徐晶晶, 赖舜男, 等. 脑机接口: 现状、问题与展望 [J]. 生物化学与生物物理进展, 2020, 47(12): 1227-1249.
- GE Song, XU Jingjing, LAI Shunnan, et al. Brain computer interface: current situation, problems and prospects [J]. Progress in Biochemistry and Biophysics, 2020, 47(12): 1227-1249.
- [6] 高上凯. 脑机接口的现状与未来 [J]. 机器人产业, 2019(5): 40-44.
- GAO Shang-kai. The status and future of brain-computer interface [J]. Robot Industry, 2019(5): 40-44.
- [7] 杜光景, 谢俊, 张玉彬, 等. 用于稳态视觉诱发电位脑机接口目标识别的深度学习算法 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(11): 42-48.
- DU Guangjing, XIE Jun, ZHANG Yubin, et al. A deep learning method for target recognition in steady-state visual evoked potential-based brain-computer interface [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(11): 42-48.
- [8] MULLER-PUTZ G R, PFURTSCHELLER G. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(1): 361-364.
- [9] LALOR E C, KELLY S P, FINUCANE C, et al. Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2005, 2005(19): 1-9.
- [10] DEHZANGI O, FAROOQ M. Portable brain-computer interface for the intensive care unit patient communication using subject-dependent SSVEP identification [J]. BioMed Research International, 2018, 2018:

- 9796238.
- [11] MAGGI L, PARINI S, PICCINI L, et al. A four command BCI system based on the SSVEP protocol [C]//2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1264-1267.
 - [12] CHOI I, RHIU I, LEE Y, et al. A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: taxonomy and usability perspectives [J]. PLoS One, 2017, 12(4): e0176674.
 - [13] PUTZE F, WEI D, VORTMANN L M, et al. Augmented reality interface for smart home control using SSVEP-BCI and eye gaze [C]//2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 2812-2817.
 - [14] PAULUS Y T, REMIJN G B. Usability of various dwell times for eye-gaze-based object selection with eye tracking [J]. Displays, 2021, 67: 101997.
 - [15] PIOTR S, FELIX G, AYA R, et al. A novel hybrid mental spelling application based on eye tracking and SSVEP-based BCI [J]. Brain Sciences, 2017, 7(12): 35.
 - [16] ZHANG Yubin, XIE Jun, XU Guanghua, et al. Asynchronous eye-tracking-actuated switch for steady-state visual evoked potential based brain-computer interface applications [C]//2019 9th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 360-364.
 - [17] KIM M, KIM B H, JO S. Quantitative evaluation of a low-cost noninvasive hybrid interface based on EEG and eye movement [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 23(2): 159-168.
 - [18] ZHENG X, XU G, ZHANG Y, et al. Anti-fatigue performance in SSVEP-based visual acuity assessment: a comparison of six stimulus paradigms [J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2020, 14: 301.
 - [19] GEMBLER F, STAWICKI P, VOLOSAYAK I. Exploring the possibilities and limitations of multitarget SSVEP-based BCI applications [C]//2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1488-1491.
 - [20] YAN W, XU G, LI M, et al. Steady-state motion visual evoked potential (SSMVEP) based on equal luminance colored enhancement [J]. PLoS One, 2017, 12(1): e0169642.
 - [21] 徐光华, 郑小伟, 田沛源, 等. 视觉诱发电位视力客观检查技术的研究进展 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(3): 1-10.
XU Guanghua, ZHENG Xiaowei, TIAN Peiyuan, et al. Research progress in objective visual acuity examination technology based on visual evoked potential [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(3): 1-10.
 - [22] SHI Minghui, LIU Chang, CHEN Tingting, et al. A method for SSVEP recognition based on weighted canonical correlation analysis [C]//2019 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 399-403.

(编辑 刘杨)