

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314003

视觉激励调制对脑电信号识别的影响研究*

卢美林 樊春玲 毛晓前

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

摘要: 针对不同的视觉激励调制方式导致某些被试分类准确率较低的问题,本文设计了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。实验采集了8名被试的脑电信号并通过提取频率能量特征及分类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,并与各被试的其余范式进行平均分类准确率对比。结果表明,首次提出的倒锯齿波的激励效果要好于传统激励范式,同时,定制范式相比于单一波形激励的平均准确率提高了3%~12%。因此,倒锯齿波及定制视觉激励范式可以提高SSVEP-BCI系统的性能。

关键词: 脑机接口;稳态视觉诱发电位;视觉激励调制;定制诱发范式

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Research on the influence of visual stimulation modulation on EEG signal recognition

Lu Meilin Fan Chunling Mao Xiaoqian

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

Abstract: Aiming at the problems that different visual stimulation modulations methods will lead to low classification accuracies of some subjects, this paper designed four stimulation waveforms with four frequencies which were used to design the evoking paradigm, and the inverted sawtooth wave evoking paradigm was proposed for the first time. Eight subjects' EEG signals were collected in the experiment. By extracting and classifying frequency energy features, it was found that different stimuli have different influences on the classification accuracy. On this basis, the waveforms with the highest energy were selected to form a customized paradigm; the average classification accuracies among different stimulation waveforms and customized paradigm were compared. The experimental results show that the inverted sawtooth stimulation paradigm is better than any other traditional stimulation paradigm. Meanwhile, the average accuracy of the customized paradigm is 3%~12% higher than that of any other stimulation paradigm. Therefore, the stimulation paradigms of inverted sawtooth and customized waveforms can improve the performance of SSVEP-based BCI system.

Keywords: brain-computer interface; steady state visual evoked potential; visual stimulation modulation; customized evoking paradigm

0 引言

脑机接口(brain-computer interface, BCI)技术是一种对脑电信号进行解析,实现大脑与外部设备之间信息传递的新型人机交互技术^[1]。稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)^[2-4]是脑机接口技术主要的实现方式之一,是通过注视一定频率的视觉闪烁刺激而在大脑的对应区域诱发产生的一种电位^[5-7]。相比于其他

脑机接口实现方式,如事件相关电位^[8](event-related potential, ERP)、运动想象^[9](motor imagery, MI)等,SSVEP具有更快的信息传输速率和更高的信噪比等优点,被广泛应用于脑机接口技术领域的研究^[10]。

当在视野范围内提供具有恒定频率的闪烁光源刺激时,会在大脑中产生稳态视觉诱发电位,这种刺激为视觉激励^[11]。SSVEP视觉激励界面的影响因素主要有激励频率和激励调制方式等。激励频率主要分为低频带(5~

收稿日期:2023-07-03

* 基金项目:国家自然科学基金青年基金(62006135)、山东自然科学基金青年基金(ZR2020QF116)项目资助

12 Hz)、中频带(12~30 Hz)和 高频带(30 Hz 以上)。低频刺激比高频刺激更容易诱导 SSVEP 的产生,因此低频刺激常被用作编码刺激指令^[12]。而激励的调制方式,例如方波和正弦波激励同样存在差别^[13]。而在 Marcin 的研究中,通过使用正弦波、锯齿波、矩形波激励方式,将其放在 16 Hz 的闪烁频率下进行实验,结果发现,正弦波激励的信噪比最大,在大脑中起到的反应最强烈^[14]。Chen 等^[15]通过比较正弦波和方波的激励方式分析各自在 6~40 Hz 的 18 个刺激频率下诱发的 SSVEP 的信噪比、振幅等区别,证明了在数据长度较短的情况下,方波激励的分类性能明显高于正弦波激励。以上的研究结论均是在不同的频率下的最佳激励方式。不仅可以通过改变激励频率和激励调制方式实现更好的 SSVEP 诱导成功率,Xie 等^[16]还对实验激励的设备进行研究,通过比较红色 LED 显示模块和笔记本电脑的 LCD 屏幕的刺激显示,发现在高频下,LED 模块不可能获得稳定的频率,相比之下,电脑 LCD 屏幕可以更准确地产生可靠的 SSVEP 刺激并且可以实现在一块屏幕上实现多种激励,极大的降低了视觉激励设计的成本和难度。

虽然对于 SSVEP 激励方式和实验对比方法已存在一定的研究基础,但对于 SSVEP 范式下不同激励方式产生的大脑皮层激活区域及诱发效果的深入研究仍然未给出全面的解释及较为统一的结论。因此,从多角度、多指标进行 SSVEP 激励调制方式对诱发电位产生强度的深入分析,得出较为完善的 SSVEP 最佳激励范式解释仍然有待研究。本文针对传统 SSVEP 激励诱发范式进行了改进,提出新型倒锯齿波激励调制范式,通过对 4 种不同调制波形的视觉激励进行实验分析,采用典型相关分析及快速傅里叶变换,提取每种频率下能量最高的调制波形组成定制 SSVEP 范式。在定制范式下,被试的分类准确率得到了显著提高。实验结果表明,本文提出的新型倒锯齿波激励调制范式及定制 SSVEP 范式在脑机接口系统的分类任务中具有更高的准确率和鲁棒性。

1 不同调制方式下 SSVEP 范式设计

在常见的视觉激励设备中,液晶显示器可以通过软件编程实现不同刺激形状、颜色、大小等方案的调整,因此被广泛应用于脑机接口的实验中。视觉激励的实现方法有很多,本实验采用 MATLAB 中的 Psychtoolbox 工具箱来搭建 SSVEP 的视觉激励界面,由于液晶显示器以帧的方式成像,因此显示器的刷新率是实验中一个重要的限制条件。本实验使用 27 寸 60 Hz 刷新率的显示器,设计了四种频率的闪烁目标图片。为了产生稳定的频率,刺激频率和显示器刷新率的对应关系为 $f = F/N$,其中 f 为刺激频率, F 为屏幕刷新率, N 为正整数。

由于低频段的视觉刺激效果优于高频段,因此本文选取的频率为 6、7.5、8.57 及 10 Hz。4 种频率的激励界面布局如图 1 所示,液晶显示器的分辨率为 1 920×1 080,图片

大小为 150×150,图片闪烁采用图片与黑色背景按照特定的频率及特定调制波形的亮度变换逐帧呈现的方式进行。

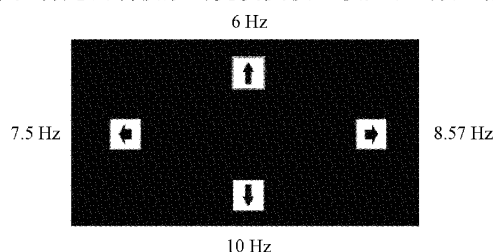


图 1 激励界面布局

在激励调制方式的设计上,正弦波、方波和锯齿波激励是最常用的 3 种激励方式,本实验首次加入了倒锯齿波激励,探究正弦波、方波、锯齿波以及倒锯齿波 4 种波形产生的图片亮度变化所引发的 SSVEP 响应,图 2 列举了 6 Hz 频率下 1 s 内图片亮度随屏幕刷新变化的 4 种波形图,其余频率的调制波形变化原理相同。

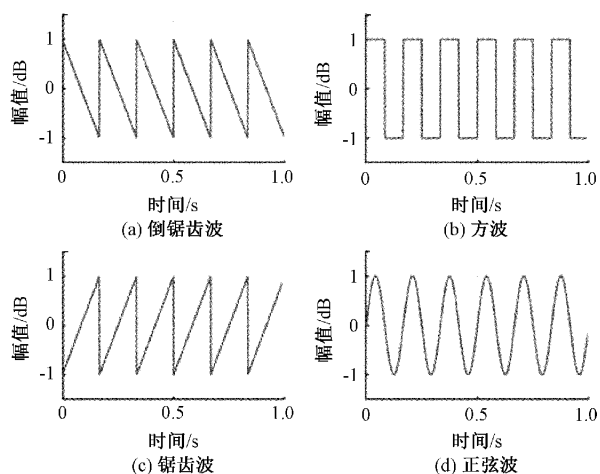


图 2 6 Hz 频率下的 4 种图片亮度调制波形图

2 数据采集

2.1 实验对象

本次实验共 8 名被试参与脑电采集实验。受试者年龄在 21~25 岁之间,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。

2.2 实验平台

采用一台 27 英寸 LCD 显示屏来显示 SSVEP 视觉激励界面。实验的脑电设备采用博睿康的 NeuSen W 无线数字脑电采集系统。

2.3 实验流程

被试坐在距离显示屏 80 cm 的位置平视显示器,佩戴 30 电极通道的脑电帽,如图 3 所示。

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。其中参考电极为 REF,地电极为 GND,实验中,需对电极注射导电膏使得头皮与电极之间

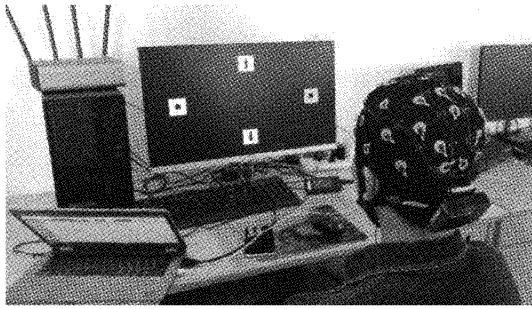


图 3 被试状态

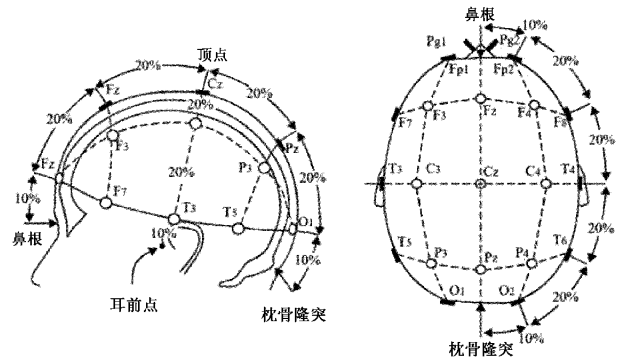


图 4 10-20 国际标准导联系统电极位置安放示意图

的阻抗降低到有效范围内。被试通过注视显示屏上不断闪烁的图片来诱发产生脑电信号,设备的采样频率为 1 kHz,通过脑电帽的无线 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。

2.4 实验范式

在实验开始之前,启动脑电采集设备对应的脑电采集分析软件进行记录。实验时,4 张激励图片同时进行对应

频率和方式的闪烁,首次启动需要经过 5 s 的闪烁,界面用绿框框出其中一张图片提示被试准备注视这张图片,等待 1.5 s 后激励图片会闪烁 4 s,之后绿框会框出下一张激励图片进行下一个激励。绿框按照 6 Hz, 7.5 Hz, 8.57 Hz, 10 Hz 对应图片的顺序依次出现。被试需要对每一种闪烁方式连续进行 3 次实验,每次实验需要循环闪烁 10 轮,以此进行不同视觉激励调制的实验。图 5 为实验流程。

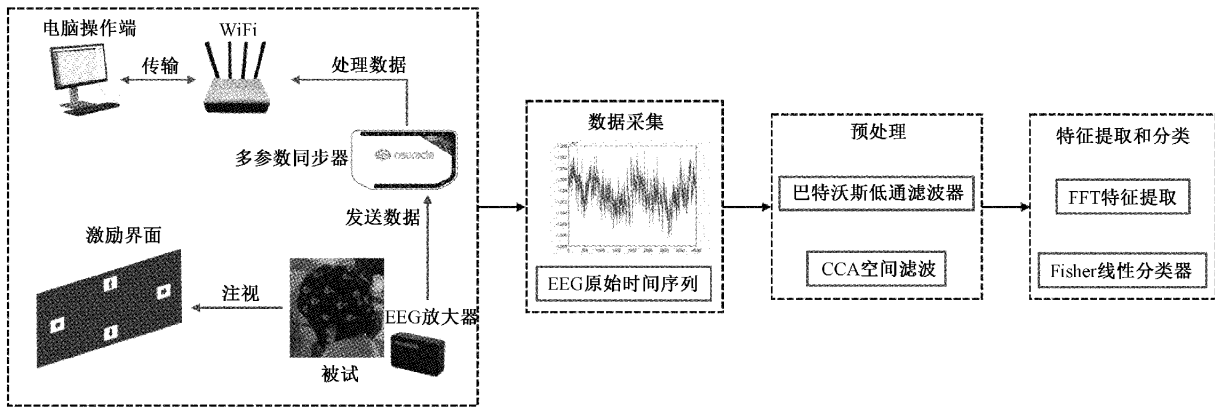


图 5 实验流程

3 数据处理

本实验采集的数据为了避免高频噪声干扰,需要对初步获得的脑电信号进行预处理,即使用巴特沃斯低通滤波 (Butterworth low-pass filter)。为了可以同时计算多个通道,提取更多的 SSVEP 相关信息,采用典型相关分析 (canonical correlation analysis, CCA) 进行空间滤波降噪。为获取各通道能量信息,采用快速傅里叶变换 (fast fourier transform, FFT) 进行特征提取,最后使用 Fisher 分类器进行分类,经过对比分析找到更高准确率的激励范式。

3.1 预处理

1) 巴特沃斯低通滤波器

由于本文的 SSVEP 采用低频段激励,巴特沃斯滤波器可以有效滤除信号中的高频信号^[17],因此本文采用巴特沃斯低通滤波器进行数据预处理, n 阶巴特沃斯低通滤波

器的振幅和频率关系为:

$$\mathbf{X}(n) = b_0 \cdot c(n) + b_1 \times c(n-1) + \dots + b_m \times c(n-m) - a_1 \times \mathbf{X}(n-1) - a_2 \times \mathbf{X}(n-2) - \dots - a_n \times \mathbf{X}(n-n) \quad (1)$$

式中: $c(n)$ 是多通道输入信号的当前采样值, $\mathbf{X}(n)$ 是多通道输出信号的当前采样值, b_m 是前向系数, a_n 是反馈系数, m 是前向系数的阶数, n 是反馈系数的阶数。本文采用 6 阶巴特沃斯低通滤波器,取 $n=6$ 。对数据进行 0.1~30 Hz 的巴特沃斯低通滤波。

2) 典型相关分析

典型相关分析是研究多组变量相关性的一种多元统计方法^[18],针对两组信号寻找一对线性组合,使得这两组信号在投影后得到的向量之间相关系数最大。

由于 SSVEP 响应包含了刺激频率的谐波分量,因此通常采用具有多个谐波成分的多维变量来拟合参考信号,

具体公式为:

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

式中: f_m 为第 m 个刺激频率, 实验为 4 种频率, $m=4$ 。 M 为谐波分量, 这里主要探究基频分量, 因此 $M=1$ 。 F_s 为采样频率。 信号长度 $N=160\ 000$ 。 此时的模板信号 \mathbf{Y} 可以表示为:

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \sin(2\pi f_1 t) \\ \cos(2\pi f_1 t) \\ \sin(2\pi f_2 t) \\ \cos(2\pi f_2 t) \\ \sin(2\pi f_3 t) \\ \cos(2\pi f_3 t) \\ \sin(2\pi f_4 t) \\ \cos(2\pi f_4 t) \end{pmatrix}, t = 0.001, 0.002, \dots, \frac{N}{1\ 000} \quad (3)$$

式中: f_1, f_2, f_3, f_4 分别表示 4 种刺激频率 6、7.5、8.57、10 Hz。 低通滤波后的多通道信号 \mathbf{X} 和模板信号 \mathbf{Y} 的线性组合 $\mathbf{x} = \mathbf{X}^T \boldsymbol{\omega}$ 和 $\mathbf{y} = \mathbf{Y}^T \mathbf{v}$, 对于 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 之间的相关系数 ρ 的计算公式为:

$$\rho = \max_{\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}} \frac{E[\mathbf{x}\mathbf{y}^T]}{\sqrt{E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T]}} = \frac{E[\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{X}\mathbf{Y}^T \mathbf{v}]}{\sqrt{E[\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{X}\mathbf{X}^T \mathbf{v}]E[\mathbf{v}^T \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \mathbf{v}]}} \quad (4)$$

$$\text{s. t.} = \begin{cases} E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = E[\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{X}\mathbf{X}^T \boldsymbol{\omega}] = 1 \\ E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T] = E[\mathbf{v}^T \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \mathbf{v}] = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: ρ 的最大值为变量 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 之间的最大典型相关性, 通过式(5)联立求解, $\boldsymbol{\omega}$ 和 \mathbf{v} 为典型变量。 再通过拉格朗日求解, 具体公式为:

$$\begin{aligned} C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}^{-1} C_{\mathbf{X}\mathbf{X}} C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}}^{-1} C_{\mathbf{Y}\mathbf{X}} \boldsymbol{\omega} &= \rho^2 \boldsymbol{\omega} \\ C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}}^{-1} C_{\mathbf{Y}\mathbf{X}} C_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1} C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} \mathbf{v} &= \rho^2 \mathbf{v} \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $C_{\mathbf{X}\mathbf{X}}, C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}}, C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}$ 是由矩阵 (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) 的协方差公式确定, 具体公式为:

$$C(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \hat{E} \left[\begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \end{pmatrix}^T \right] = \begin{bmatrix} C_{\mathbf{X}\mathbf{X}} & C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} \\ C_{\mathbf{Y}\mathbf{X}} & C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}} \end{bmatrix} = \mathbf{C} \quad (7)$$

由式(8)可以分别求得 $C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}^{-1} C_{\mathbf{X}\mathbf{X}} C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}}^{-1} C_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}$ 的特征向量 $\boldsymbol{\omega}$ 和 $C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}}^{-1} C_{\mathbf{Y}\mathbf{X}} C_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1} C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}$ 的特征向量 \mathbf{v} 。

$$\boldsymbol{\omega} = \begin{pmatrix} 0 & C_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} \\ C_{\mathbf{Y}\mathbf{X}} & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{v} = \begin{pmatrix} C_{\mathbf{X}\mathbf{X}} & 0 \\ 0 & C_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}} \end{pmatrix} \quad (8)$$

将原始信号通过 $\mathbf{x} = \mathbf{X}^T \boldsymbol{\omega}$ 进行变换后, 得到降维后的脑电数据 \mathbf{x} , 这样便可将经过低通滤波后的脑电信号降到一维。

3.2 特征提取

经过空间滤波后的数据为时域信号, 为了获得其对应

的频域特征, 需要将滤波后的数据 \mathbf{x} 进行快速傅里叶变换^[19], 求得其频谱分布, 具体公式为:

$$\mathbf{Z}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}(n) * e^{-i * 2\pi k n / N} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{Z}(k)$ 表示频域上的离散频率, k 是频率索引, 取值范围为 $0 \sim N-1$ (N 表示信号长度)。 $\mathbf{x}(n)$ 是滤波后的时域上的离散信号, n 是时间索引, 取值范围也为 $0 \sim N-1$ 。 通过快速傅里叶变换之后, 在频谱图上就能明显看出 4 种频率对应的峰值。

3.3 脑电信号分类

Fisher 线性判别分析 (fisher linear discriminant analysis, FLDA) 是一种将多维空间的信号压缩到一维空间的数学变换方法。 首先对经过快速傅里叶变换后的数据进行均值计算, 计算每个每组数据的均值向量, 具体公式为:

$$\mathbf{m}_j = \frac{1}{N} \mathbf{Z}, j = 1, 2, 3, 4 \quad (10)$$

式中: D_i 表示第 i 种频率数据集, N 为该频率的数据点的个数。

然后, 计算类内散布矩阵 \mathbf{S}_w 和类间散布矩阵 \mathbf{S}_b , 具体公式为:

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^N \sum_{\mathbf{x} \in D_i} (\mathbf{Z} - \mathbf{m}_i)(\mathbf{Z} - \mathbf{m}_i)^T \quad (11)$$

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^N n_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T \quad (12)$$

式中: \mathbf{m} 为所有频率数据的均值向量。

最后, 通过式(13)求解广义瑞利商得到 Fisher 判别函数:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_b \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w}} \quad (13)$$

式中: \mathbf{w} 为投影向量。 在求解过程中, 需要将 $J(\mathbf{w})$ 最大化, 并用所得的 \mathbf{w} 来分类测试数据。 求得 $J(\mathbf{w})$ 最大值的 \mathbf{w} , 具体公式为:

$$\mathbf{w} = \mathbf{S}_w^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) \quad (14)$$

将训练数据向最佳法线方向 \mathbf{w} 进行投影, 具体公式为:

$$r = \mathbf{w}^T \mathbf{x} \quad (15)$$

交叉验证是一种验证分类器性能的分析方法, 本文采用 10 折交叉验证。 将样本集分为 10 份, 每次取 9 份样本作为训练集进行训练, 剩下的 1 份作为测试集用于测试, 得出 10 个测试分类准确率, 取 10 个准确率的平均值作为 10 折交叉验证下的分类器性能指标。

4 实验结果及分析

本实验的主要研究目的为在 Neusen W 无线数字脑电采集系统下, 使用 MATLAB 中的 Psychtoolbox 设计不同视觉激励调制范式下的 SSVEP 激励界面, 通过设置 1 kHz 采样率对被试进行脑电信号的采集。 通过对脑电数据的

数据处理与分析,提取最佳激励波形并设计定制 SSVEP 范式,最后通过对比 4 种激励范式及定制范式下的激励效果,得出最优的视觉调制激励范式。

实验采集过程中,大脑不同区域对 SSVEP 激励的响应程度并不相同,选择对 SSVEP 激励敏感的电极通道对实验数据的处理及分类十分重要。因此,实验需要对脑电信号的最佳通道进行筛选。筛选方法通常有 t 检验^[20]、方差分析^[21]和脑地形图(brain terrain map)^[22]等,其中脑地形图是一种将脑电信号或其特征可视化的一种技术,将各个通道的脑电信号的幅值以地形图的形式绘制,可以直观地筛选出 SSVEP 实验过程中响应强烈的电极通道。因此,本文采用脑地形图进行通道筛选。

实验首先对采集到的 8 名被试的脑电数据进行数据预处理和特征提取,然后进行脑地形图分析,以便筛选出最佳通道。图 6 给出了部分被试各通道的能量分布。

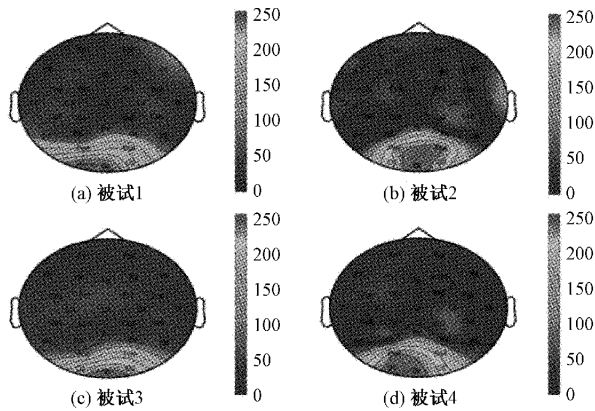


图 6 各电极通道能量分布脑地形图

从图 6 可以看出枕区能量明显高于其他部分,说明枕区对实验的视觉刺激更加敏感,从而使得稳态视觉诱发电位在大脑枕区更加活跃,因此选择枕区电极作为信号电极,即选择 PO3、PO4、O1、O2 和 Oz 这 5 个关键通道。将这 5 个通道数据进行预处理和特征提取,得到频谱图如图 7 所示。

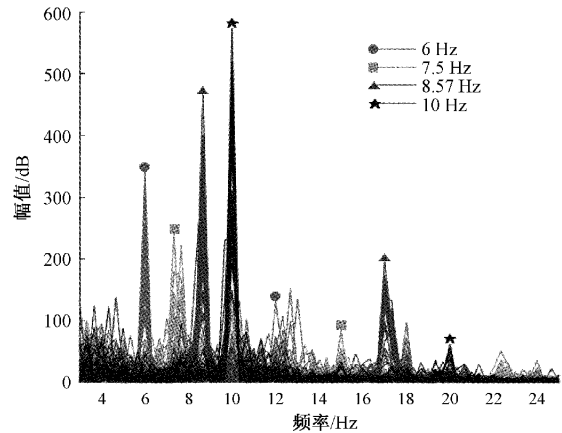


图 7 FFT 频谱图

图 7 展示的是激励频率及其一次谐波频率范围内的频谱图,从图中可以明显看出,在频率为 6、7.5、8.57 和 10 Hz 处均有明显峰值,并且在各自对应的一次谐波处也有峰值,说明特定频率的激励会在对应的脑区触发对应的频率特征,这些频率特征可以用来作为分类的特征向量。因此,选取对应频率处的 3 个临近点取最大值的平均值作为每种频率在不同波形下的平均能量,8 位被试的平均能量如表 1 所示。

表 1 8 位被试 4 种频率、4 种波形下的平均能量

频率/Hz	波形	Sub1	Sub2	Sub3	Sub4	Sub5	Sub6	Sub7	Sub8	平均
6	InS	280	71	173	148	223	104	152	243	174
6	Sqr	194	80	150	173	286	163	89	116	156
6	Swt	257	51	215	357	211	248	103	214	207
6	Sin	191	89	128	147	204	154	81	134	141
7.5	InS	304	88	158	108	112	62	130	121	135
7.5	Sqr	135	64	87	84	145	76	64	62	90
7.5	Swt	99	37	160	173	148	102	56	99	109
7.5	Sin	94	103	135	73	95	70	95	94	95
8.57	InS	500	165	175	114	145	82	143	207	191
8.57	Sqr	272	115	174	166	169	131	81	191	162
8.57	Swt	395	64	217	201	156	130	64	122	169
8.57	Sin	345	190	232	184	118	109	72	122	172
10	InS	738	269	439	386	498	64	177	412	373
10	Sqr	388	253	369	256	288	99	98	259	251
10	Swt	679	143	361	243	336	130	74	208	272
10	Sin	468	407	518	440	188	123	133	321	325

注:InS 为倒锯齿波激励;Sqr 为方波激励;Swt 为锯齿波激励;Sin 为正弦波激励

从表1中可以看出,在6 Hz频率下,锯齿波的能量平均值在4种激励中最高,且本文提出的倒锯齿波视觉调制范式在7.5、8.57和10 Hz频率下能够获得最高能量的频率响应。因此,本文提出的倒锯齿波调制范式可以作为一种新的视觉激励应用于SSVEP的诱发,较传统的方波或正弦波激励能够取得更好的效果,对常规激励方式进行了补充。同时,由于个体差异性的存在,每一位被试在不同频率、不同激励方式下的能量均不相同。因此,对每一位被试,选择每种频率中能量最大的波形激励组合成一种新型的激励范式,即定制范式,将会产生最高的频率响应。本文将每位被试的最佳定制范式下的数据进行提取组建新的数据库,并对其进行了定制范式下的数据预处理、特征提取及分类验证。各位被试分别在倒锯齿波、方波、锯齿波、正弦波和定制激励范式下的分类准确率如表2所示。

从表2中可以看出,倒锯齿波的平均准确率在4种固定波形激励中是最高的,说明在统一波形的激励方式中,倒锯齿波更适合作为激励界面设计的激励波形。而对于定制范式来说,大部分被试的分类准确率均比其使用单一波形激励的准确率高3%~12%,只有2号被试的定制范式准确率低于倒锯齿波激励,说明SSVEP实验依旧存在个体差异性的问题从而降低分类准确率。但是定制范式的平均准确率相比于4种波形独立激励的平均准确率都有明显的提高,说明为每一位被试按照刺激其产生最大能量的波形激励方式来定制适合他们的实验范式这一理念是可行的且有效的。通过定制范式的SSVEP实验可以获得更高的频率能量响应,从而用更少的实验数据获取更具代表性的特征向量,从而提高脑电信号的分类准确率及信息传输率,减少脑电解析的时间。

表2 8位被试四种波形激励下的分类准确率 %

被试	倒锯齿波	方波	锯齿波	正弦波	定制
Sub1	100	100	96.67	95.00	100
Sub2	88.33	85.00	60.00	87.50	87.50
Sub3	91.67	85.00	92.50	93.33	95.83
Sub4	83.33	77.50	90.00	81.67	94.17
Sub5	90.83	92.50	87.50	67.50	92.50
Sub6	71.67	74.17	81.67	72.50	81.67
Sub7	83.33	47.5	56.67	61.67	83.33
Sub8	98.33	79.17	70.00	84.17	98.33
平均	88.44	80.10	79.38	80.42	91.67

5 结论

本实验采集的稳态视觉诱发电位是被试佩戴脑电帽,在设定的实验范式下,通过脑电采集设备采集并处理的。其中,影响SSVEP信号质量的因素,除了与被试状态等个

人因素有关外,还与实验范式的设计有关。现有的众多有关稳态视觉诱发电位的研究中,基本上都是通过使用正弦波、方波或锯齿波调制方式来设计激励范式,而本文提出的倒锯齿波视觉激励调制范式与常见的范式进行对比,发现倒锯齿波激励比传统的激励范式具有更好的效果,此结果是对常规范式的一种补充,也可作为无SSVEP实验经历被试的首选方案。

同时,已有的研究大都针对同一种波形对分类准确率产生的影响,而增加了在不同频率下,将多种视觉激励调制范式进行优化组合,从而实现优于传统的单一波形激励范式所能达到的效果。最优波形组合的选取以四种波形在不同频率下激发出最高能量为原则,并结合脑电分类准确率作为其激励效果优劣的评价标准。

本文研究同样也存在一定的局限性,如激励频率的选择、激励目标数、激励图片的颜色、大小等均有可能对实验结果产生影响。因此,在未来还需要在激励范式上做更进一步的研究,在此基础上寻找更优的SSVEP实验范式为脑机接口技术提供更好的视觉激励诱发方案。

参考文献

- [1] 安兴伟,曹勇,焦学军,等.基于视听交互刺激的认知机理与脑机接口范式研究进展[J].电子测量与仪器学报,2017,31(7):983-993.
- [2] 陈晓蒙,覃玉荣,赵隆,等.听觉刺激对稳态视觉诱发电位影响研究[J].电子测量技术,2017,40(10):205-210.
- [3] 周丽丽,杜寅甫,刘彤军.基于稳态视觉诱发电位的脑机接口设计[J].自动化技术与应用,2023,42(2):132-134.
- [4] 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.
- [5] 芦鹏,戴凤智,尹迪,等.基于改进扩展典型相关分析的SSVEP信号识别方法[J].电子测量技术,2023,46(1):78-83.
- [6] 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.
- [7] 陈晓蒙,覃玉荣,赵隆,等.听觉刺激对稳态视觉诱发电位影响研究[J].电子测量技术,2017,40(10):205-210.
- [8] 陈万琼.事件相关电位及脑电图对癫痫患者认知功能的评估价值分析[J].医学理论与实践,2022,35(3):365-367.
- [9] 王鑫洋,朱莉,孔万增.新型多脑运动想象脑机接口系统[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2022,42(6):33-39.
- [10] HN S, KIM K, JUN S C. Steady-state somato sensory evoked potential for brain-computer interface

- present and future [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2015, 9(16): 1-6.
- [11] PUNSAWAD Y, WONGSAWAT Y. A multi-command SSVEP-based BCI system based on single flickering frequency half-field steady-state visual stimulation[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2017, 55(6): 965-977.
- [12] KEIHANI A, SHIRZHIYAN Z, FARAH M, et al. Use of sine shaped high-frequency rhythmic visual stimuli patterns for SSVEP response analysis and fatigue rate evaluation in normal subjects[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2018, 12(201): 1-16.
- [13] MARCIN J, ANNA C S. Stimuli design for SSVEP-based brain computer-interface[J]. *INTL Journal of Electronics and Telecommunications*, 2016, 62(2): 109-113.
- [14] JUKIEWICZ M, CYSEWSKA-SOBUSIAK A. Stimuli design for SSVEP-based brain computer-interface [J]. *INTL Journal of Electronics and Telecommunications*, 2016, 62(2): 109-113.
- [15] CHEN X G, WANG Y J, ZHANG S G, et al. Effects of stimulation frequency and stimulation waveform on steady-state visual evoked potentials using a computer monitor [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2020, 16(6): 1-18.
- [16] XIE S Y, LIU C, OBERMAYER K, et al. Stimulator selection in SSVEP-based spatial selective attention study[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, 2016(1): 1-9.
- [17] 杨辉. 巴特沃斯低通滤波器的设计与仿真分析[J]. *电子产品世界*, 2022, 29(12): 79-81.
- [18] 芦鹏, 戴凤智, 尹迪, 等. 基于改进扩展典型相关分析的 SSVEP 信号识别方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(1): 78-83.
- [19] 於玺. 快速傅里叶变换在信号处理中的应用[J]. *信息记录材料*, 2021, 22(10): 184-186.
- [20] 崔立杰, 赵丽, 孙永. 基于阻断的 SSVEP 和 P300 混合字符输入系统[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(6): 153-159.
- [21] 唐世泽, 张学军, 杨忆. 基于空间滤波器组典型相关分析的 SSVEP 信号处理[J]. *软件*, 2023, 44(4): 26-34.
- [22] EMGE D K, VIALATTE F B, DREYFUS G, et al. Independent vector analysis for SSVEP signal enhancement, detection, and topographical mapping[J]. *Brain Topography*, 2018, 31(1): 117-124.

作者简介

卢美林, 硕士研究生, 主要研究方向为智能感知与信息处理。

E-mail: lml1874807202@163.com

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

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 and 自主机器人导航。

E-mail: maoxiaoqian@qust.edu.cn