

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902871

# 异步 BCI 的大脑工作和空闲状态的辨识方法研究\*

宫铭鸿<sup>1,2</sup> 徐桂芝<sup>1,2</sup> 李梦凡<sup>1,2</sup> 林放<sup>1,2</sup>

(1. 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室 天津 300132;

2. 河北工业大学 天津市生物电工与智能健康重点实验室 天津 300132)

**摘要:**基于事件相关电位的脑-机接口系统难以检测大脑的空闲状态,限制了被试在任意时间输出指令的自由。利用欧德堡范式同时诱发 N200 电位、P300 电位和瞬态视觉诱发电位。根据瞬态视觉诱发电位的频域特征区分大脑的工作状态和空闲状态;在工作状态下利用 N200 和 P300 电位的时域特征识别被试的控制意图,从而构建异步的脑-机接口系统。通过对 7 名健康被试进行发送指令与观看视频反馈两种状态的实验,实现大脑的工作状态和空闲状态之间的切换。该方法识别大脑状态或者意图的准确率为 98.21%,与基于事件相关电位识别空闲状态的方法相比提高了 50.89%。

**关键词:**脑-机接口;事件相关电位;瞬态视觉诱发电位;异步系统

**中图分类号:** TP334.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Research on identification method of brain working and idle state of asynchronous BCI

Gong Minghong<sup>1,2</sup> Xu Guizhi<sup>1,2</sup> Li Mengfan<sup>1,2</sup> Lin Fang<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300132, China; 2. Tianjin Key Laboratory of Bioelectromagnetic Technology and Intelligent Health, Hebei

University of Technology, Tianjin 300132, China)

**Abstract:** The brain-computer interface system based on event-related potentials is difficult to detect the idle state of the brain, which limits the freedom of the subjects to output instructions at any time. Oddball paradigm can induce the N200 potential, P300 potential and transient visual evoked potential simultaneously. the working state and idle state of the brain are distinguished according to the frequency domain characteristics of transient visual evoked potential. In the working state, the time-domain features of N200 and P300 potential are used to identify the control intention of the subject. Through the experiment of sending instructions and watching video feedback on seven healthy subjects, the switch between the working state and the idle state of the brain is realized. The accuracy of the method to identify the state or intention of the brain is 98.21%, which is 50.89% higher than that of the method to identify the idle state based on the event-related potential.

**Keywords:** brain-computer interface; event-related potential; transient visual evoked potential; asynchronous system

## 0 引言

脑-机接口 (brain-computer interface, BCI) 是不依赖于大脑外周神经系统和肌肉组织,通过计算机或其他电子设备将采集的脑电信号转化为控制指令并传输到外部设备,实现大脑直接控制设备的技术<sup>[1]</sup>。事件相

关电位 (event-related potential, ERP)<sup>[2]</sup> 是一种常用于 BCI 系统的脑电信号,它是通过有意地给予一定刺激所引起的脑诱发电位<sup>[3]</sup>。常见的 ERP 包括 N200 电位和 P300 电位<sup>[4]</sup>。樊恩伯等<sup>[5]</sup>利用 P300 电位设计拼读器;Li 等<sup>[6]</sup>利用 N200 电位和 P300 电位控制 Nao 机器人在复杂的环境中移动;Zhang 等<sup>[7]</sup>设计了基于 P300 电位控制多关节的机械臂系统,辅助病人完成喝水等

收稿日期: 2019-12-29 Received Date: 2019-12-29

\* 基金项目: 河北省自然科学基金 (F2018202088)、国家自然科学基金 (61806070, 51737003, 51977060) 资助项目

动作;Mak 等<sup>[8]</sup>提出面向肌萎缩患者的基于 P300 电位的智能家居系统。

BCI 系统按照运行方式分为同步系统和异步系统。同步 BCI 系统是要求被试人员仅可以在规定时间内输出控制指令的系统<sup>[9]</sup>。ERP 的信噪比较低,包含与不包含 ERP 的脑电信号的特征相似,这导致当被试大脑处于空闲状态时,系统仅根据时域特征进行分类会出现错误的判断,从而发送控制指令,造成被试与设备的伤害。因此常见的基于 ERP 的 BCI 系统为同步系统,即被试必须在系统规定的时间段内输出指令。王金甲等<sup>[10]</sup>设计了基于 P300 的脑控智能家居系统;Rebsamen 等<sup>[11]</sup>实现了基于 P300 电位的智能轮椅控制。指令输出与实验范式的同步限制了被试任意时间输出控制意图的自由,不利于被试的实时控制,尤其是难以适应复杂多变的环境。异步 BCI 系统是在连续采集脑电信号过程中,能够区分被试人员大脑信号的工作状态和空闲状态,并只有在工作状态才进行指令输出的系统<sup>[12]</sup>。异步系统允许被试在工作与空闲状态任意切换,使得被试人员能够随时根据实际情况做出反应动作,增加了控制系统的灵活性。为实现基于 ERP 的 BCI 系统异步化,现阶段研究多采用多种范式相结合的方法来构建。Edlinger 等<sup>[13]</sup>设计了一个基于 P300 和 SSVEP 的异步拼写系统,他们在基于 P300 的拼写界面中为每个闪烁块添加了一个特殊的闪烁频率,并使用 SSVEP 来识别空闲状态;Li 等<sup>[14]</sup>设计了一种基于 P300 和 SSVEP 相结合的方法来检测大脑的空闲状态,在诱发界面中增加一定频率的闪烁块诱发 SSVEP,通过颜色变换诱发 P300,进而控制轮椅;明东等<sup>[15]</sup>构建了基于 SSVEP 和 P300 异步并行诱发策略的脑-机接口系统,该系统并行诱发 SSVEP 和 P300 信号。上述方法由于采用两种脑电范式来实现空闲状态的监测,使得被试需要熟悉多种范式,增加了训练负担和操作难度。

瞬态视觉诱发电位(transient visual evoked potential, TSVEP)是当人体受到低于 4 Hz 的视觉刺激大脑产生的诱发电位<sup>[16]</sup>,其较低的闪烁频率不易造成视觉疲劳。吴太银等<sup>[17]</sup>设计了基于 TSVEP 的 BCI 系统,进行残疾人士的康复训练。本文在前期研究中发现欧德堡范式可以诱发 TSVEP 信号,因此提出在单一范式下同时诱发 ERP 和 TSVEP,并通过提取时-频特征构建异步 BCI 系统(E-T BCI)。本文采用快速傅里叶变换提取 TSVEP 的频域特征,根据该特征区分大脑的工作与空闲状态。并且在工作状态下根据 ERP 时域特征进一步识别控制意图。通过结合脑电信号的时-频域特征,实现对大脑工作和空闲状态的辨识。本文研究的 E-T BCI 系统在两种状态下的辨识目标准确率达到了 98.21%,与仅提取时域 ERP 特征的 BCI 系统(ERP BCI)的准确率提高了 50.89%;信息传输率为 12.39 bits/min,提升了 7.45 bits/min。本文

提出通过时-频信号结合的方法来辨识大脑空闲状态,并在工作状态下识别目标指令,相对于仅采用 ERP 时域特征的辨识方法,大幅度提高了区分大脑空闲状态的准确率。此外,本研究是在单一范式下同时诱发两种电位,未增加界面制作的难度和被试的任务压力,提高了系统的实用性和被试使用系统的灵活性,具有一定的实用性。

## 1 实验

### 1.1 界面

实验界面由视觉诱发界面和小车运动视频组成,如图 1 所示。图 1(a)是视觉诱发界面,由 16 张图片以 4×4 的排列组成,每张图片的内容分别表示小车的动作指令,对应关系如表 1 所示。屏蔽图片是中间为白色圆圈,背景为黑色的图片。

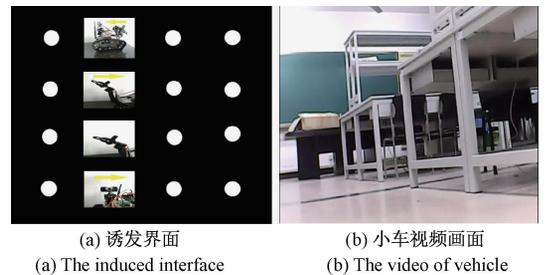


图 1 实验界面

Fig. 1 The interface of experiment

表 1 控制指令

Table 1 The instructions of control

	第 1 列	第 2 列	第 3 列	第 4 列
第 1 行	前进	后退	左转	右转
第 2 行	机械臂向前	机械臂向后	机械臂左转	机械臂右转
第 3 行	机械臂张开	机械臂闭合	摄像头向前	摄像头向后
第 4 行	摄像头右转	摄像头左转	超声波避障	红外避障

视觉诱发界面采用行列方式闪烁图片。视觉诱发界面中,每行每列随机逐一闪烁,每行或每列闪烁持续的时间为 200 ms,闪烁的间隔时间为 100 ms,因此闪烁的刺激频率为 3.3 Hz。本文定义“实验周期”是所有的行和列均闪烁一次的过程;“实验单元”是由若干个实验周期组成的过程<sup>[18]</sup>。实验要求被试人员在每个实验单元内应注视同一个视觉刺激以输出图片所表达的控制意图。被试所注视的刺激定义为靶刺激,其他未被注视的刺激定义为非靶刺激。

图 2 所示为视觉诱发界面诱发 ERP 和 TSVEP 的示意图。视觉诱发界面中行和列随机闪烁,蓝色块表示不含有靶刺激的行或列闪烁;红色块表示含有靶刺激的行或者列闪烁。红色块出现表明界面在闪烁被试注视的图片,大脑中诱发出具有时域特性的 ERP;红色块和蓝色块

持续出现,构成了所有的行与列在固定频率下闪烁的视觉刺激,诱发出具有频域特性的TSVEP。

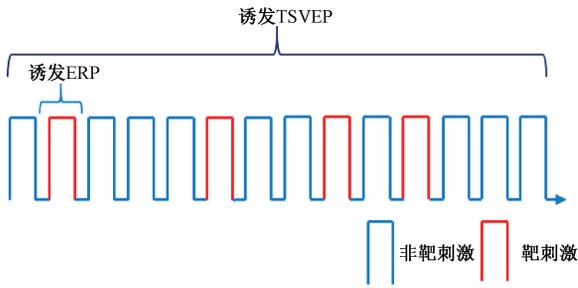


图2 诱发电位产生示意图

Fig. 2 The schematic diagram of evoked potential generation

小车运动视频为智能小车在实验室行驶时的前方画面(分辨率为640×480),如图1(b)所示,该视频由安装在小车的摄像头录制。小车始终处于运动状态,在小车的行进路线中存在各种需要规避的障碍物,例如桌子等。实验过程中,摄像头将采集的画面信息通过无线设备传输到电脑,并通过屏幕反馈给被试。

### 1.2 工作与空闲状态切换的交互场景

本研究模拟常见的被试在脑机交互系统中切换工作和空闲状态的场景。当被试拟输出控制意图时,需要观看诱发界面中的相应刺激来产生控制指令,本文定义该状态为工作状态。当被试需要获取小车的行驶状况时,需要观看小车运动视频来获取视觉反馈信息,而不需要发送控制指令,本文定义该状态为空闲状态。本研究假设被试在工作状态下将被诱发ERP和TSVEP电位;在空闲状态下则不会产生该两种电位。

### 1.3 实验过程

实验数据来自7名被试人员,年龄在23~26岁,均为右利手,视力正常或者矫正正常,无癫痫等精神疾病,实验前均签署实验自愿协议书。本实验通过河北工业大学生物医学伦理审查会审查。脑电采集设备为Neuroscan脑电采集仪,以1000 Hz采样率采集30个通道的脑电信号。电导的阻抗值均在5 kΩ<sup>[19]</sup>以下,参考电极为双耳乳突。显示器尺寸为23.8 in,分辨率为1920×1080 pixels。被试人员坐在距离电脑屏幕60 cm的舒适座椅上,并保持视线与界面在同一水平线。

每位被试被要求进行指令输出和视频观看实验,以使大脑分别从处于工作状态和空闲状态。实验过程如图3所示,进行指令输出时,受试者在每次试验中都注意左侧屏幕上的目标刺激,而忽略了右侧屏幕上播放的视频。观看视频时,被试注视右侧屏幕中的画面信息,而左侧屏幕持续进行闪烁刺激。在工作状态实验中,被试共进行16个实验单元,每个实验单元包含10个实验周期。在空闲状态实验中,被试进行16次观看,每次观看时长为42 s。

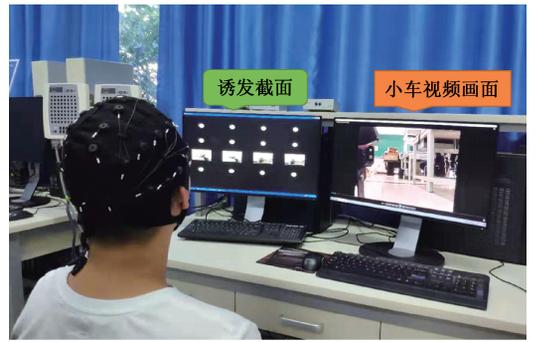


图3 实验过程

Fig. 3 The process of experimental

## 2 方法

### 2.1 TSVEP 特征提取

本文首先截取刺激产生前1000 ms至产生后1000 ms的脑电数据作为一个数据段;其次在时域上对一个实验周期内所有数据段进行叠加平均,再次采用0.1~30 Hz的3阶巴特沃斯滤波器对其滤波,得到时域TSVEP<sup>[20]</sup>,最后利用快速傅里叶变换对每个滤波后的数据段进行频域特征的提取。快速傅里叶变换<sup>[21]</sup>是离散傅里叶变换的快速算法,能够减少运算时间,常用于视觉诱发电位的频域特征提取<sup>[22]</sup>。傅里叶变换公式如下:

$$x(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^k \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

式中:  $W_N = e^{-j2\pi/Nn}$ ,  $x(n)$  为采集到的脑电信号,  $N$  为傅里叶变换的点数。TSVEP 主要存在于大脑枕部区域,本文以OZ通道为特征提取通道,对每个数据段的频域TSVEP提取0~30 Hz的频域特征形成30维的数据作为辨识TSVEP的一个特征向量,每个实验周期内包含一个特征向量。

### 2.2 ERP 特征提取

针对每个视觉刺激截取刺激产生后的750 ms的脑电数据。首先采用0.1~20 Hz的3阶巴特沃斯滤波器进行滤波;其次,以激励前50 ms的数据作基线进行基线校正<sup>[23]</sup>;最后,将数据降采样至40 Hz,从而在每个通道得到28维的数据。本文采用30个通道作为特征提取通道,所以每个数据段最终形成840维的数据作为一个特征向量,每个实验周期内包含8个特征向量。

### 2.3 Fisher 线性判别

Fisher 线性判别分析 (fisher linear discriminant analysis, FLDA) 是一种常用的二类分类器。它的主要思想为在两类数据样本所在的空间中寻求一条最佳投影轴,使两类数据样本在该轴上的投影之间的距离尽可能远,而每一类样本的投影尽可能紧凑,使得分类效果最

佳。计算公式如下：

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 \quad (2)$$

式中： $\mathbf{w}$  为最佳投影轴的法向量， $w_0$  为两类投影的中心均值。

根据  $f(\mathbf{x})$  的正负判断样本的类型：

$$C \in \begin{cases} \text{靶刺激}, f(\mathbf{x}_{\text{ERP}} > 0) \\ \text{非靶刺激}, f(\mathbf{x}_{\text{ERP}} < 0) \end{cases} \quad (3)$$

或：

$$C \in \begin{cases} \text{工作状态}, f(\mathbf{x}_{\text{TSVEP}} > 0) \\ \text{空闲状态}, f(\mathbf{x}_{\text{TSVEP}} < 0) \end{cases} \quad (4)$$

式中： $C$  表示待判别的样本； $f(\mathbf{x}_{\text{ERP}})$  分类器分类 ERP 的结果； $f(\mathbf{x}_{\text{TSVEP}})$  是分类器分类 TSVEP 的结果。 $f(\mathbf{x}_{\text{TSVEP}}) > 0$  表示被试在观看刺激界面，大脑处于工作状态， $f(\mathbf{x}_{\text{TSVEP}}) < 0$  表示被试在观看小车视频。当时， $f(\mathbf{x}_{\text{ERP}}) > 0$  系统判断为靶刺激；当  $f(\mathbf{x}_{\text{ERP}}) < 0$  时，系统判断为非靶刺激。

### 2.4 ERP 和 TSVEP 融合

ERP 和 TSVEP 融合的流程如图 4 所示。通过 TSVEP 检测空闲状态，ERP 识别目标刺激，构建异步 BCI 系统。BCI 系统在采集脑电信号后，首先进行 TSVEP 的特征提取和分类。其次识别被试是否被诱发出 TSVEP。若存在 TSVEP，则系统判断被试人员处于工作状态，即观看刺激界面，进而提取 ERP 特征与判断目标，输出目标所对应的指令。若不存在 TSVEP，则系统判断被试人员处于空闲状态，即观看小车视频，因此不进行 ERP 的提取与分类。

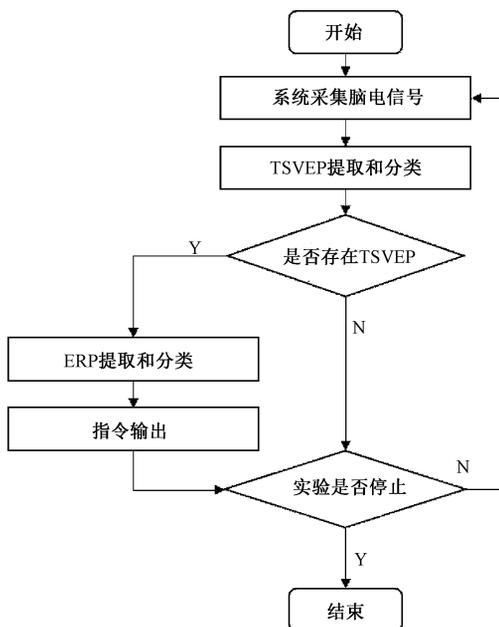


图 4 ERP 和 TSVEP 融合流程

Fig. 4 The fusion flow chart of ERP and TSVEP

### 2.5 对照组

为进一步体现 TSVEP 在识别空闲状态方面的优势，本文设计只提取时域 ERP 电位作为特征的辨识方法作为对照组，即 ERP BCI 系统。该对照组类同基于 ERP 的同步系统中的识别方式，仅利用 ERP 电位来进行工作与空闲状态，靶刺激与非靶刺激的辨识。

### 2.6 分类准确率和信息传输率

本文采用分类准确率和信息传输率作为评价系统性能的指标。准确率是指正确识别出大脑的空闲状态，或者在工作状态下的靶刺激的实验单元占有所有实验单元的比率。公式如下：

$$Acc = \frac{N_{IC} + N_{VC}}{N_I + N_V} \quad (5)$$

式中： $N_I$  是视觉诱发界面中实验单元个数； $N_V$  是小车运动视频中实验单元个数； $N_{IC}$  为正确判断靶刺激的个数； $N_{VC}$  为正确判断空闲状态的个数。本文定义  $Acc_{\text{ERP-BCI}}$  是 ERP BCI 系统的分类准确率， $Acc_{\text{E-T BCI}}$  是 E-T BCI 系统的分类准确率，并均采用 16 折交叉验证法计算平均准确率。

信息传输率 (information transfer rate, ITR) 是指单位时间内所传输的数据量<sup>[24]</sup>。计算公式为：

$$ITR = \{ \text{lb}N + \text{plb}Acc + (1 - Acc)\text{lb}[(1 - Acc)/(N - 1)] \} \times M \quad (6)$$

$$M = \frac{60 \times 1\,000}{T \times n + t} \quad (7)$$

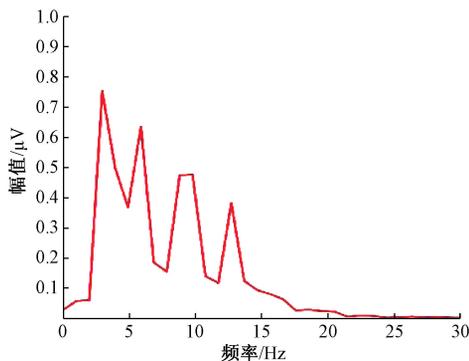
式中： $N$  为供选择的目标指令的数量，设为 16； $ITR$  为信息传输率； $M$  为 1 min 输出的指令数量； $n$  为一个实验单元中的重复数； $T$  为一个实验周期的时间，设为 2 000 ms； $t$  为切换视角的时间，设为 500 ms。

## 3 结果

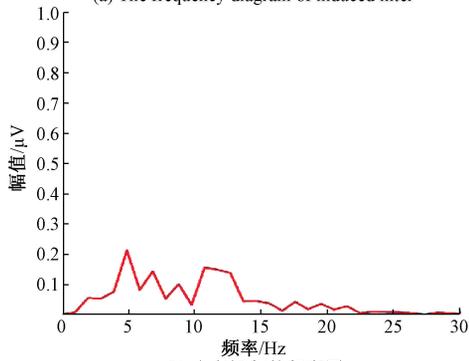
### 3.1 频率特性与能谱

图 5(a) 所示是被试观看视觉诱发界面的频谱特性图，从图 5(a) 看出在 3、6 和 9 Hz 处出现了局部峰值，并且在 3 Hz 处达到了峰值，为 0.76  $\mu\text{V}$ 。图 5(b) 所示是被试观看小车视频的频谱特性图，从图 5(b) 看出平均幅值小于 0.20  $\mu\text{V}$ ，最高幅值只有 0.22  $\mu\text{V}$ ，与图 4(a) 存在明显的差异，说明通过辨别 TSVEP 能够很好的区分被试在观看视觉诱发界面还是小车视频界面。

图 6 所示分别是在注视视觉诱发界面和观看小车视频环境下的 O1、OZ、O2、P3、PZ、P4 通道的能量谱图。当注视诱发界面时，6 个通道在 3~12 Hz 处能量较高，且在 3、6、9 Hz 和 12 Hz 处出现局部峰值，其中 OZ 通道在 3 Hz 处的能量值达到了 15 W，与 TSVEP 在视觉刺激频率及



(a) 诱发界面的频率图  
(a) The frequency diagram of induced inter



(b) 小车视频的频率图  
(b) The frequency diagram of vehicle video

图5 OZ 通道脑电信号频率谱图

Fig. 5 The frequency spectrum of OZ channel EEG signals

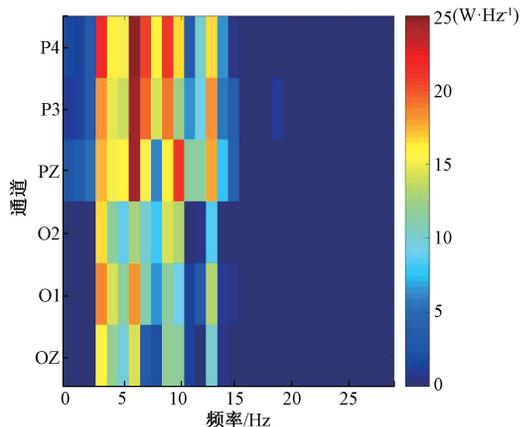
其倍频处产生局部峰值的研究结果一致<sup>[25]</sup>。该实验结果表明诱发界面可同时诱发 ERP 和 TSVEP, 而不需要增加额外的刺激。该发现使得系统可以在不增加操作难度的前提下增加系统的灵活性。在观看小车的动态视频时, 枕部区域未有明显的能量峰值, 与注视视觉诱发界面情况下的能量具有明显差异。

### 3.2 ERP 波形

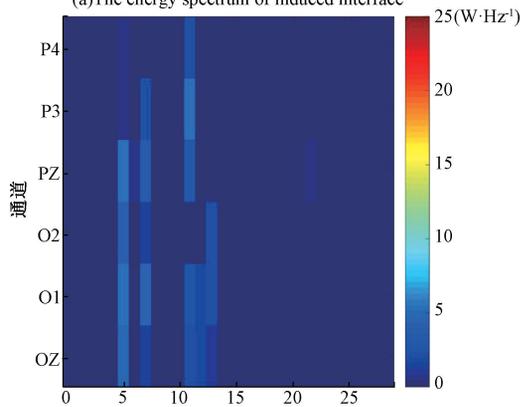
图7所示是 POZ 和 OZ 通道的脑电信号经过叠加平均后提取到的 ERP 信号, 时间截取 0~600 ms, 幅值范围在 -5~5 μV。图中在刺激产生后的 200 ms 左右, 诱发出 N200 信号, 在刺激产生后的 300 ms 左右诱发出 P300 信号。POZ 通道在刺激产生后 210 ms 处产生 N200 信号, 幅值达到了 -4 μV, 在刺激产生后的 290 ms 处产生了 P300 信号, 幅值达到了 4.2 μV; OZ 通道的信号幅值较 POZ 通道更加显著, N200 和 P300 的幅值在 180 ms 和 290 ms 处分别达到了 -5 和 4.3 μV。说明在本文研究的单一刺激范式能够诱发出显著的 ERP 信号, 为 ERP 信号的分类提供了较好的特征。

### 3.3 分类准确率与信息传输率

图8所示是不同叠加次数下的分类准确率。图8(a)的  $Acc_{E-T BCI}$  呈现明显上升趋势, 多次叠加后,  $Acc_{E-T BCI}$  接近 100%。单次叠加的  $Acc_{E-T BCI}$  为 70.31%, 比图8(b)



(a) 诱发界面的能量谱图  
(a) The energy spectrum of induced interface



(b) 小车视频的能量谱图  
(b) The energy spectrum of vehicle video

图6 P4、P3、PZ、O2、OZ、O1 通道脑电信号能量谱图

Fig. 6 The energy spectrum of EEG signal in P4、P3、PZ、O2、OZ、O1 channel

提高了 36.83%, 4 次和 9 次叠加下的  $Acc_{E-T BCI}$  分别达到了 91.07% 和 98.21%, 比图 8(b) 提高了 47.32% 和 50.89%, 7 名被试的分类准确率如表 2 所示, 被试 1、2 和 6 分别在 6 次、8 次和 4 次叠加下达到了 100.00%。相较于图 8(b), 分类准确率提升明显, 说明在分类过程中系统通过辨识 TSVEP 的方式提高了识别空闲状态的准确率, 当被试处于工作状态时, 再通过分类 ERP 判别靶刺激, 保证了指令的准确输出, 从而使得整体的准确率得到提升。

图 8(b) 整体准确率较低, 均低于 50.00%。单次叠加的  $Acc_{ERP BCI}$  为 33.48%, 在 4 次和 9 次叠加后的  $Acc_{ERP BCI}$  也只分别达到了 43.75% 和 47.32%。低的准确率无法满足系统正确输出指令的要求。造成准确率低的原因在于 FLDA 通过分类 ERP 无法正确辨别被试大脑的状态, 将大脑处于空闲状态错误的判断为工作状态。当被试在观看小车视频时, 系统仍会错误地认为被试处于工作状态, 故而输出错误的指令。

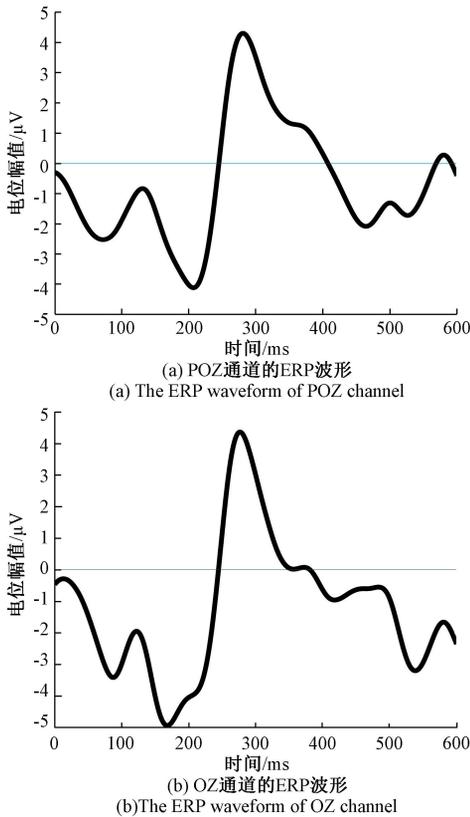


图 7 ERP 波形

Fig. 7 The ERP waveform

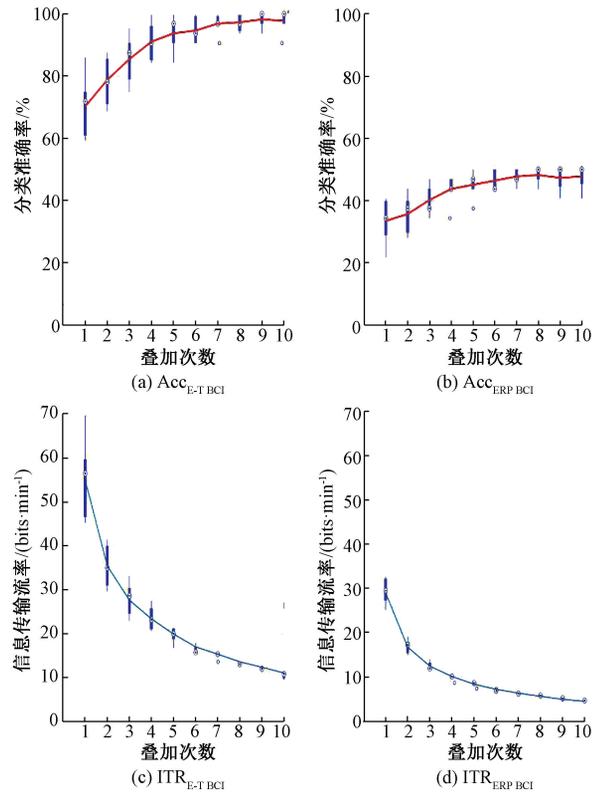


图 8 E-T BCI 系统和 ERP BCI 系统的 Acc 和 ITR

Fig. 8 The Acc and ITR of E-T BCI and ERP BCI

表 2 E-T BCI 系统的分类结果

Table 2 Classification results of E-T BCI

(%)

受试者	1次	2次	3次	4次	5次	6次	7次	8次	9次	10次
S1	85.93	85.93	95.31	96.87	96.87	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
S2	75.00	87.50	90.62	93.75	96.87	93.75	96.87	100.00	100.00	100.00
S3	59.37	78.12	78.12	87.50	90.62	90.62	96.87	96.87	96.87	96.87
S4	65.62	84.37	87.50	90.62	90.62	96.87	96.87	93.75	96.87	96.87
S5	59.37	68.75	75.00	84.37	96.87	90.62	96.87	96.87	100.00	100.00
S6	75.00	78.12	90.62	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
S7	71.87	68.75	81.25	84.37	84.37	90.62	90.62	93.75	93.75	90.62
平均值	70.31	78.79	85.49	91.07	93.75	94.64	96.87	97.32	98.21	97.76
标准差	±8.87	±7.17	±6.92	±5.64	±5.01	±3.99	±2.89	±2.60	±2.27	±3.32

图 8(c) 和(d)所示为在 FLDA 分类器下 E-T BCI 系统和 ERP BCI 系统的 ITR。横坐标为叠加次数,纵坐标为 ITR。随着叠加次数的增多,ITR 在两种情况下都呈现下降的趋势。图 8(c) 是 E-T BCI 系统的 ITR, 单次叠加下的 ITR 为 54.93 bits/min; 图 8(d) 是 ERP BCI 系统的 ITR, 在单次叠加中, ITR 为 29.10 bits/min。图 8(c) 单次叠加的 ITR 比图 8(d) 提高了 25.83 bits/min。表 3 为 E-T BCI 系统和 ERP BCI 系统准确率和 ITR 的对比, 其中被试 5 准确率达到 100%, ITR 为 14.53 bits/min, 相对 ERP BCI 系统提高了 56.25% 和 9.89 bits/min。结果

表明, ERP 和 TSVEP 融合后能够使得准确率和 ITR 获得很大的提升。

### 3.4 异步系统方法对比

表 4 对比了本文异步系统与其他异步系统的性能。1) 本文通过在单一范式下结合时域 ERP 和频域 TSVEP 的方法构建异步系统, 准确率达到 98.21%, 满足系统要求。2) 文献[15]采用 P300 与 SSVEP 相结合的方法构建异步系统, 通过两组闪烁块分别诱发 SSVEP 和 P300。系统的准确率为 90.50%。与 E-T BCI 系统相比, 本文将异步系统的准确率和 ITR 提高了 7.71%。3) 文献[16]

表3 E-T BCI系统与ERP BCI系统的Acc和ITR对比

Table 3 The comparison of Acc and ITR between E-T BCI system and ERP BCI system

受试者	$Acc_{E-T BCI} / \%$	$Acc_{ERP BCI} / \%$	$ITR_{E-T BCI} / (\text{bits} \cdot \text{min}^{-1})$	$ITR_{ERP BCI} / (\text{bits} \cdot \text{min}^{-1})$
S1	100.00	50.00	14.53	5.17
S2	100.00	40.62	14.53	4.40
S3	96.87	50.00	12.00	5.17
S4	96.87	50.00	12.03	5.17
S5	100.00	43.75	14.53	4.64
S6	100.00	46.87	14.53	4.90
S7	93.75	50.00	11.31	5.17
平均值	98.21	47.32	12.39	4.94
标准差	$\pm 2.27$	$\pm 3.51$	$\pm 1.68$	$\pm 0.29$

表4 异步系统比较

Table 4 The comparison of asynchronous system

构建方法	Acc/%
P300+N200+TSVEP	98.21
P300+SSVEP <sup>[14]</sup>	90.50
P300+SSVEP <sup>[15]</sup>	84.50
P300+SSVEP <sup>[26]</sup>	88.00

通过诱发SSVEP的模块阻断诱发P300的方法构建异步系统,虽然取得较高的ITR,但是准确率为84.50%,而本文的E-T BCI系统准确率提高13.71%。4)文献[26]以6行6列的拼写器为诱发界面,利用每行或者每列的闪烁来诱发P300,通过每个字符以不同频率闪烁的方式诱发SSVEP。该方法的准确率为88.00%。与该方法相比,E-T BCI系统将准确率和ITR提高了10.21%。本文的E-T BCI系统与上述3种方法相比准确率和ITR均有提高。上述3种方法均采用多种范式诱发电位构建异步系统,需要被试掌握多种脑电诱发方法;而E-T BCI系统仅采用单一范式来构建异步系统,被试的操作负担较小,系统设计更为简单化。

## 4 结论

本文在单一的欧德堡范式下同时诱发ERP和TSVEP两种视觉诱发电位,通过TSVEP判断大脑空闲状态,进而通过ERP判断目标指令的辨识方法来判定大脑的状态和识别意图。通过设计实际BCI交互中较为常见的工作状态与空闲状态切换的场景实验,验证本文的辨识方法在区分空闲状态与工作状态,靶刺激与非靶刺激两方面的可行性。相对于ERP BCI系统,本文的E-T BCI系统识别准确率和ITR达到了98.21%与12.39 bits/min,提高了50.89%和7.45 bits/min。上述结果表明,采用在异步系统下通过ERP和TSVEP融合辨

识大脑工作和空闲状态的方法,在不添加额外刺激的情况下,满足被试能够在任意时间输出控制指令的需求,增加了系统的灵活性和异步性质,推进了基于ERP的BCI系统的实用化。

## 参考文献

- [1] 李明爱,张梦,孙炎璐.基于小波包和深度信念网络的脑电特征提取方法[J].电子测量与仪器学报,2018,32(1):111-118.  
LI M AI, ZHANG M, SUN Y J. EEG feature extraction method based on wavelet packet and deep belief network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(1):111-118.
- [2] TREDER M S, BLANKERTZ B. Covert attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface [J]. Behavioral & Brain Functions, 2010, 6(1):28-28.
- [3] 马征,邱天爽.视觉ERP脑-机接口中实验范式的研究进展[J].中国生物医学工程学报,2016,35(1):96-104.  
MA ZH, QIU T SH. A review of experimental paradigms in visual event-related potential-based brain computer interfaces [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2016, 35(1):96-104.
- [4] 明东.用于脑机接口的感觉刺激事件相关电位研究进展[J].电子测量与仪器学报,2009,23(6):1-6.  
MING D. Research progress on event-related potentials of sensory stimulation for brain-computer interface [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2009, 23(6):1-6.
- [5] 樊恩伯,陈曦.基于P300高性能BCI打字机的研究与实现[J].计算技术与自动化,2013,32(4):80-83.  
FAN E B, CHEN X. Research and implementation of high performance BCI typewriter based on P300 [J]. Computing Technology & Automation, 2013, 32(4):80-83.
- [6] LI M, NIU L, ZHOU H, et al. An event-related potential-based adaptive model for telepresence control of humanoid robot motion in an environment cluttered with obstacles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(2):1696-1705.
- [7] ZHANG Z J, HUANG Y Q, CHEN S Y, et al. An intention-driven semi-autonomous intelligent robotic system for drinking [J]. Frontiers in Neurorobotics, 2017, DOI:3389/fnbot.2017.00048.
- [8] MAK J N, WOLPAW J R. Clinical applications of brain-computer interfaces: Current state and future prospects [J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2009, 2(1):187-199.

- [ 9 ] BORISOFF J F, MASON S G, BIRCH G E. Brain interface research for asynchronous control applications[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2006, 14(2):160-164.
- [ 10 ] 王金甲,杨成杰. P300 脑-机接口控制智能家居系统研究[J]. 生物医学工程学志, 2014, 31(4):762-766.  
WANG J J, YANG CH J. Research of controlling of smart home system based on P300 brain-computer interface[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2014, 31(4):762-766.
- [ 11 ] REBSAMEN B, GUAN C, ZHANG H, et al. A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011, 18(6):590-598.
- [ 12 ] 杨红宇, 徐鹏, 陈彦. 异步脑-机接口技术现状及发展趋势[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(5):774-780.  
YANG H Y, XU P, CHEN Y. Current status and trend of asynchronous brain-computer interface [ J ]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2011, 30 ( 5 ): 774-780.
- [ 13 ] EDLINGER G, HOLZNER C, GUGER C. A hybrid brain-computer interface for smart home control [ C ]. Human-computer Interaction Interaction Techniques & Environments-international Conference, 2011.
- [ 14 ] LI Y, PAN J, WANG F, et al. A hybrid BCI system combing P300 and SSVEP and its application to wheelchair control[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2013, 60(11):3156-3166.
- [ 15 ] 明东, 肖晓琳, 汤佳贝, 等. 基于异步并行诱发策略的混合范式脑-机接口技术[J]. 纳米技术与精密工程, 2015, 13(5):333-338.  
MING D, XIAO X, TANG J, et al. A technical study of hybrid brain-computer interface based on asynchronous parallel evoked strategy[J]. Nanotechnology & Precision Engineering, 2015, 13(5):333-338.
- [ 16 ] 吴海静, 何庆华, 田逢春. 基于瞬态视觉诱发电位的识别算法研究[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(4):47-49.  
WU H J, HE Q H, TIAN F C. Study of recognition algorithm based on transient visual evoked potential[J]. Transducer & Microsystem Technologies, 2012 31(4):47-49.
- [ 17 ] 吴太银, 吴宝明, 何庆华. 一种基于瞬态视觉诱发电位的实时脑-机接口系统的研制[J]. 医疗卫生装备, 2010, 31(5):10-13.  
WU T Y, WU B M, HE H. Realization of real-time brain-computer interface system based on transient visual evoked potential [ J ]. Chinese Medical Equipment Journal, 2010, 31(5):10-13.
- [ 18 ] 马忠伟, 高上凯. 基于 P300 的脑-机接口: 视觉刺激强度对性能的影响[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2008, 48(3):415-418.  
MA ZH W, GAO SH K. P300-based brain-computer interface: effect of stimulus intensity on performance[J]. Journal of Tsinghua University ( Science and Technology ), 2008, 48(3):415-418.
- [ 19 ] 李鹏海, 王丽余, 刘瀛涛, 等. 下肢运动想象和运动执行的 EEG 节律特性研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(3):207-214.  
LI P H, WANG L Y, LIU Y T, et al. Study on EEG rhythm features of lower limb motor imagery and motor performance [ J ]. Journal of Instrumentation, 2017, 39(3):207-214.
- [ 20 ] 高倩, 王涛, 詹长安. 基于叠加原理的合成稳态视觉诱发电位[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(4):410-417.  
GAO Q, WANG T, ZHAN CH AN. Synthesized steady-state visual evoked potentials based on the superposition hypothesis [ J ]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(4):410-417.
- [ 21 ] CHAMANZAR A, SHABANY M, MALEKMOHAMMADI A, et al. Efficient hardware implementation of real-time low-power movement intention detector system using FFT and adaptive wavelet transform [ J ]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2017 11 ( 3 ): 585-596.
- [ 22 ] 胥彪. 基于视觉诱发电位的实时脑机接口系统研究与实现[D]. 重庆:重庆大学, 2008.  
XU B. Research and implementation of real-time brain-computer interface system based on visual evoked potential[D]. Chongqing: Chongqing University, 2008.
- [ 23 ] 周福超, 徐进, 廖文. 脑-机接口系统关键技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(5):68-72.  
ZHOU F CH, XU J, LIAO W. Research on key technologies of a brain computer interfaces symmetry [ J ]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(5):68-72.
- [ 24 ] MCFARLAND D J, SARNACKI W A, WOLPAW J R. Brain-computer interface ( BCI ) operation: optimizing information transfer rates [ J ]. Biological Psychology, 2003, 63(3):0-251.
- [ 25 ] 王洪涛. 视觉诱发电位脑-机接口关键技术研究[J]. 重庆高教研究, 2010, 29(1):69-74.  
WANG H T. Research on key technologies of visual evoked potential - computer interface [ J ]. Chongqing

higher education research, 2010, 29(1):69-74.

- [26] PANICKER R C, PUTHUSSERYPADY S, SUN Y. An asynchronous P300 BCI with SSVEP-based control state detection [ J ]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(6):1781-1788.

## 作者简介



**宫铭鸿**, 2017 年于山东科技大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为脑-机接口。

E-mail: gmh\_0101@126.com

**Gong Minghong** received his B. Sc. degree from Shandong University of Science and Technology in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at Hebei University of Technology. His main research interest includes brain-computer interface.



**徐桂芝**, 1983 年于河北工业大学获得学士学位, 1999 年于河北工业大学获得硕士学位, 2002 年于河北工业大学获得博士学位, 现为河北工业大学教授, 主要研究方向为生物医学电磁技术。

E-mail: gxzu@hebut.edu.cn

**Xu Guizhi** received her B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Hebei University of

Technology in 1999, and Ph. D. degree from Hebei University of Technology in 2002. Now she is a professor at Hebei University of Technology. Her main research interests include biomedical electromagnetic technology.



**李梦凡** (通信作者), 2011 年于河北工业大学获得学士学位, 2017 年于天津大学获得硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学副教授, 主要研究方向为脑-机器人交互。

E-mail: mfli@hebut.edu.cn

**Li Mengfan** (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2011, M. Sc. degree and Ph. D. degree from Tianjin University in 2017. Now she is an assistant professor at Hebei University of Technology. Her main research interests include Brain-robot interaction.



**林放**, 2015 年于北京航空航天大学获得学士学位, 2019 年于河北工业大学获得硕士学位, 主要研究方向为脑-机接口技术。

E-mail: buaafangfang@163.com

**Lin Fang** received his B. Sc. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 2015, M. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2019. His main research interests include brain-computer interface.