

基于 SSVEP 阻断与 P300 特征的混合范式脑-机接口

许敏鹏, 张力新, 明 东, 蔡宏志, 陈 龙, 马 岚, 万柏坤

(天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津市生物医学检测技术与仪器重点实验室, 天津 300072)

摘 要: 针对传统脑电型非侵入式脑-机接口判断正确率低、信息传输率低等问题, 设计了一种基于 SSVEP 阻断和 P300 双特征的混合范式 P300-SSVEP-Speller 脑-机接口系统. 对 12 位受试者进行了脑电诱发及目标识别实验, 结果表明: 本范式能够同时诱发出 SSVEP 阻断特征信号和 P300 特征信号, 采用联合特征的新型的 P300-SSVEP-Speller 系统比传统的 P300-Speller 系统具有更高的判断正确率和信息传输率.

关键词: 脑-机接口; 混合范式; P300; 稳态视觉诱发电位阻断

中图分类号: TP334.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 11-2247-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.11.021

A Hybrid BCI Based on the Combination of SSVEP Blocking and P300 Features

XU Min-peng, ZHANG Li-xin, MING Dong, QI Hong-zhi, CHEN Long, MA Lan, WANG Bai-kun

(College of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering,

Tianjin Key Laboratory of Biomedical Detecting Techniques and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: To solve the problems that the conventional brain-computer interfaces (BCIs) transfer the mental intents into the control commands with a low judgment accuracy and unsatisfied information transfer rate (ITR), a novel hybrid BCI called the P300-SSVEP-Speller was developed on the basis of the P300-Speller to combine SSVEP blocking (SSVEPB) features with P300 potentials. The offline usage of twelve subjects was investigated in the study. Results show that the elicited SSVEPB has little influence on the emergence of the P300 potentials in the degree of temporal signals. In addition, from the view of character recognition, the novel P300-SSVEP-Speller system has a better performance than the conventional P300-Speller on the judgment accuracy and ITR.

Key words: brain-computer interface (BCI); hybrid; P300; steady-state visual evoked potential blocking (SSVEPB)

1 引言

脑-机接口为大脑与外界环境之间的信息交流提供了一条非常规通路^[1,2]. 它可以不依赖于外周神经肌肉系统来实现直接的思维表达或指令操作. 基于头皮脑电方式的 BCI 系统有较高的时间分辨率, 并且其硬件系统运行稳定、使用方便、价格低廉, 因而受到了广泛的研究和应用^[3]. 传统的脑电信号诱发 BCI 范式主要利用单一的脑电特征信号, 稳态视觉诱发电位 (Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP)、P300 和事件相关去同步 (Event Related Desynchronization, ERD) 特征是当前脑电型 BCI 中效果最优的三种信号范式. 基于上述三种范式的 BCI 虽然可以获得较为稳定的特征诱发效果, 但是其较差的判

断正确率和较低的信息传输率仍然不能满足实际应用的需求^[4~11].

近年来, 混合范式 BCI (hybrid BCI, HBCI) 作为 BCI 技术发展的一个新方向而受到了广泛关注^[12,13], HBCI 系统是将一个子 BCI 系统与其他人-机接口系统结合, 从而更快、更准地输出控制命令. 其中, 纯混合范式的 BCI (Pure Hybrid BCI, PHBCI) 系统则是将多个子 BCI 系统结合在一起. 目前发展的 PHBCI 系统一般是将 SSVEP 与 ERD 信号^[14], 或 P300 与 ERD 信号^[15] 进行结合, 在这类 PHBCI 系统中, 两类 (或多类) EEG 特征信号被同时诱发, 但用来平行处理不同的目标辨识任务. 这种混合方式虽然能够在多任务情况下提高执行效率, 但是无助于改善单一任务的判断效率.

收稿日期: 2012-08-07; 修回日期: 2013-07-24; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61172008, No. 81171423, No. 81222021, No. 30970875, No. 90920015); 国家科技支撑计划 (No. 2012BAI34B02); 教育部新世纪优秀人才支持计划 (No. NCET-10-0618)

在三种经典范式中, ERD 范式不需外部刺激的诱发, 但其信息传输效率远低于 P300 和 SSVEP. 视觉诱发 P300 和 SSVEP 可达到较高的信息传输效率^[16], 但两者都需要外界提供的视觉刺激. 由于 P300 和 SSVEP 所需的视觉刺激类型不同, 而人体的视觉通路又具有单一性, 这为 P300 和 SSVEP 的同时诱发造成了困难. Edlinger 等人尝试了一种基于 P300 和 SSVEP 串行连接的 PHBCI, 即先利用 SSVEP 作为系统开关信号, 再利用 P300 信号进行指令输出. 这种串行连接方式增加了系统的整体操作便利度, 但提高了具体指令的时间代价, 对系统的信息传输效率带来了一定的损害^[17]. 2011 年, Panicker 等人首次尝试将 SSVEP 和 P300 信号进行平行诱发, 但在该系统中 SSVEP 信号仍然只作为一种系统开关信号, 不能提高具体指令的输出效率^[16].

国内方面, 华南理工大学李远清团队开发出了一种高效率的 PHBCI, 并用其实现了上网^[18]和轮椅控制^[19]功能; 国防科技大学胡德文团队利用 P300 和 SSVEP 的时频域特性, 设计了一种新型的 PHBCI 编码策

略, 从而大幅度的提高了 BCI 的字符拼写效率^[20]. 本文设计了一种新型的 PHBCI 视觉刺激模式, 该模式可以同时诱发 SSVEPB 与 P300 特征, 且可以通过时频分析将两类特征进行分离提取, 通过联合特征的识别, 可以有效提高 BCI 系统的单任务判别正确率和信息传输率.

2 实验

图 1 所示为 Farwell 发明的传统 P300-Speller 字符矩阵 BCI 诱发范式, 在计算机屏幕上显示 3×3 的字符矩阵, 字符按时间顺序随机闪烁, 给予受试者相应的刺激. 在一个刺激组 (Round) 内, 所有字符不重复闪烁 (Event) 一次, 即受试者能够接受 9 种不同的视觉刺激. 当受试者所关注的目标字符 (Target) 闪烁时, 即受试者接受 Target 刺激时, 可诱发其脑电产生 P300 成分. 而其他字符对受试者的刺激, 即接受 Nontarget 刺激时, 不能诱发其产生 P300 电位. 因此, 该 BCI 系统可以通过判断 P300 电位的有无来确定受试者的目标字符.

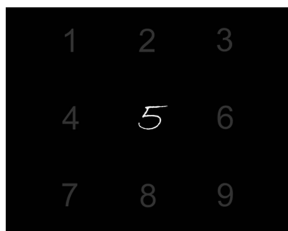
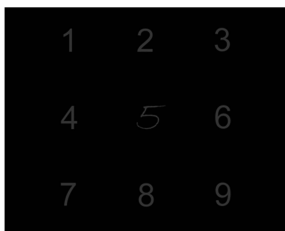
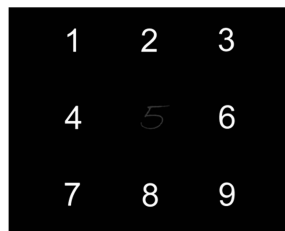


图1 P300-Speller范式



(a)



(b)

图2 P300-SSVEP-Speller范式

本文设计了 P300-SSVEP-Speller 范式, 在 Farwell 字符矩阵范式基础上引入了 SSVEP 诱发及阻断策略. 如图 2 所示, 每个字符不再以闪烁方式刺激受试者, 而是通过改变字体刺激其产生 P300 电位. 与此同时, 其他字符以一定频率稳定闪烁. 当字符 5 作为刺激时, 图 2(a) 和图 2(b) 分别在计算机屏幕上交替呈现, 其频率为 15Hz. 因此, 当受试者接受非 target 刺激时, 能够诱发其产生 SSVEP 特征脑电; 当受试者接受 target 刺激时, SSVEP 信号将受到阻断, 产生一种 SSVEP 阻断特征, 可称之为 SSVEP Blocking (SSVEPB), 与此同时, P300 电位也可以同时出现.

图 3(a) 是传统 Farwell P300-speller 范式的单个字符闪烁时序图, 在字符发生 event 外, 其他时间都是空白期, 即该字符不产生任何动作. 图 3(b) 是本文提出的 P300-SSVEP-Speller 范式的单个字符闪烁时序图. 与传统范式相比, 新范式将原有的空白期换成闪烁期, 即在发生 event 外, 该字符一直以某个固定的频率闪烁.

为了验证 P300-SSVEP-Speller 的有效性, 12 位受试者 (右利手, 23 ~ 36 岁, 5 名女性) 均分别利用 P300-

Speller 和 P300-SSVEP-Speller 两种刺激范式对 45 个字符进行选择, 每个字符连续进行 5 次 round 实验. 其中 6 名受试者先使用 P300-Speller, 其余受试者先利用 P300-SSVEP-Speller. 刺激界面由 Eprime2 系统生成, 脑电信号的采集利用 Neuroscan Synamps2 系统, 采样率为 1000Hz, 经过 0.1 ~ 200Hz 带通处理. 脑电采集使用 32 导电极帽, 其电极分布符合 10-20 国际标准, 参考电极放置在顶叶. 本次研究只采用了传统的 8 导 (Fz, Cz, Pz, P3, P4, P7, P8 和 Oz) 数据进行分析. 预处理数据时将参考点转换成左右乳突, 且对各导联信号进行 1 ~ 30Hz 带通滤波并降采样至 200Hz.

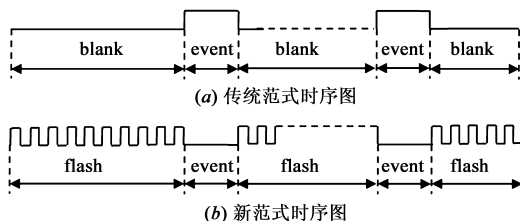


图3 P300-Speller时序图与P300-SSVEP-Speller时序图

3 结果

3.1 SSVEPB 与 P300 特征

由于 P300 电位在 Cz 导联处最明显,而 SSVEP 在 Oz 导联处最易观察.因此首先通过分析 Cz 和 Oz 导联处的数据来分析新范式下诱发的脑电特征.图 4 显示了对 225 次试验数据叠加平均所得的时域波形和 15Hz 功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)变化曲线.0ms 是 target/nontarget 刺激产生时刻.从时域波形上看,当大脑在接受新范式的 target 刺激时,仍然能够在 Cz 和 Oz 导联处产生明显的 P300 电位,而在 nontarget 刺激的情况下不产生 P300 电位.另外, Oz 导联处的信号在没有 target 刺激的情况下,存在稳定的 15Hz 振荡.这可以从 15Hz 的 PSD 变化曲线上获得验证,即大脑在接受 target 刺激时, Oz 导联处的 PSD 要明显低于 nontarget 刺激处的 PSD.因此,新范式在保证不影响原有 P300 信号产生的同时,在 Oz 等导联处诱发了与闪烁频率一致的 SSVEP 信号.而该 SSVEP 信号的能量又在 target 刺激发生时受到了抑制,即产生了 SSVEPB 特征信号.

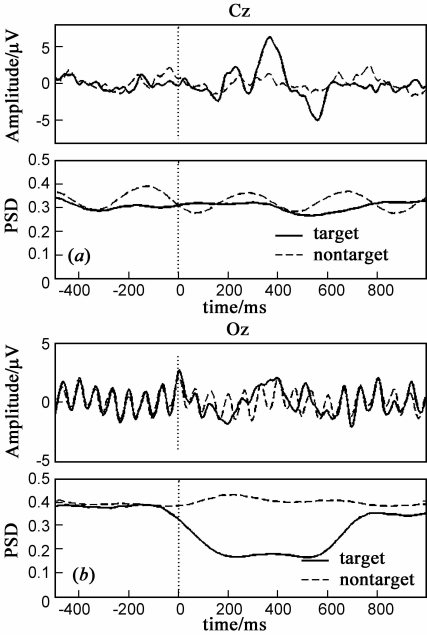


图4 时域波形和15Hz的PSD变化曲线

3.2 字符识别结果

本文采用 Stepwise Linear Discriminant Analysis(SWLDA)算法构建模式识别分类器. SWLDA 被广泛的应用于 P300-Speller 的识别问题中,并且取得了优异的表现. SWLDA 在 fisher LDA 的基础上结合了前向与后向逐步回归法,从原有特征空间中选择相对较重要的特征. SWLDA 的判别函数为

$$\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x} + b = 0 \tag{1}$$

式中: $\boldsymbol{w}$ 为权重向量, $\boldsymbol{x}$ 为特征向量, b 为偏移量. 分类器训练过程中, SWLDA 的起始判别函数不包含任何特征, 特征向量的标签 $(-b)$ 为 $\{-1, 1\}$, 其中 target 的标签为 1. 利用最小二乘回归法, 在每一次前向回归时选取一个最具显著性差异 ($p\text{-value} < 0.1$) 的特征移入判别函数. 当一个新特征移入后, 通过后向回归法将特征函数内最不具显著性差异 ($p\text{-value} > 0.15$) 的特征移除. 整个过程的终止条件为没有新的特征移入且没有特征移除而终止, 或者当特征函数的特征量达到了设定值(60)时终止. 测试过程中, 对于一个新的样本, 其相应的特征向量为 $\boldsymbol{x}_{\text{new}}$. 则预测标签为

$$\text{pre-label} = \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x}_{\text{new}} \tag{2}$$

对于 target 字符的识别为

$$\text{pre-char} = \underset{\text{char}}{\operatorname{argmax}} \left[\sum_{i_{\text{char}}} \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x}_{i_{\text{char}}} \right] \tag{3}$$

式中: char 代表 Speller 中的 9 个字符, i_{char} 代表该字符的第 i 次 event.

对 12 位受试者分别使用 P300-Speller 和 P300-SSVEP-Speller 的判断正确率进行了比较. 其中, ERP 特征采用 0.1 ~ 10Hz 的时域波形表示, SSVEPB 特征采用 15Hz 的时域波形表示, 采样率为 30Hz. 利用 9 折交叉验证的 SWLDA 对其分类. 结果如图 5 所示. 黑色方柱代表 P300-Speller 的字符识别结果, 白色方柱代表 P300-SSVEP-Speller 的字符识别结果. 横坐标代表受试者对同一字符的选择次数. 从每个人的个体结果来看, s2, s3, s7, s9, s10 在传统范式下有较高的正确率, 其新范式的正确率不低于传统范式. s4, s5, s8, s11, s12 的传统范式正确率较低, 而其新范式的正确率相对于传统范式有了较明显的提高. s1, s6 的新范式正确率略低于传统范

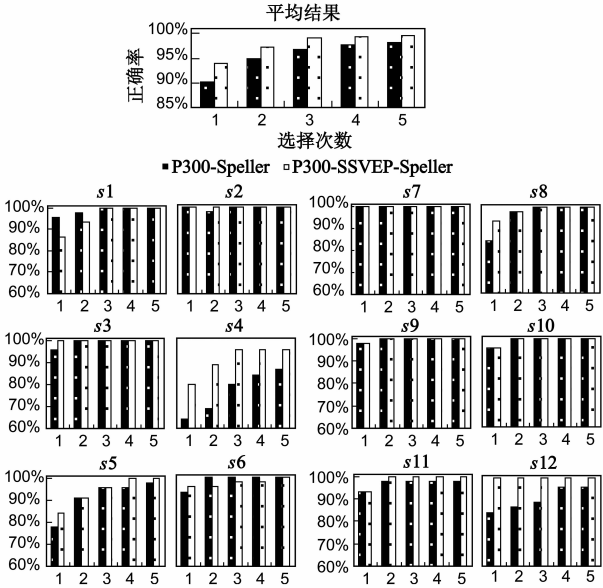


图5 字符识别正确率

式正确率.从 12 个人的平均结果来看,新范式在不同选择次数下的正确率均高于传统范式.利用配对 t 检验对上述结果进行分析,发现新范式的字符识别正确率显著性的高于传统范式的字符识别正确率($p < 0.05$).

3.3 信息传输率

ITR (bit/min)	P300-Speller	P300-SSVEP-Speller	Boosted rate
s_1	46	37	-19.6%
s_2	53	53	0.0%
s_3	46	53	15.2%
s_4	19	31	63.2%
s_5	29	35	20.7%
s_6	44	46	4.5%
s_7	53	53	0.0%
s_8	35	44	25.7%
s_9	49	49	0.0%
s_{10}	46	46	0.0%
s_{11}	44	44	0.0%
s_{12}	35	53	51.4%
mean	42	45	13.4%

通常利用信息传输率来表示 BCI 系统的工作效率,其表达式如下

$$ITR = \frac{60(P \log_2 P + (1 - P) \log_2(\frac{1 - P}{N - 1}) + \log_2 N)}{T} \quad (4)$$

式中: P 为字符识别正确率, N 为待选字符数, T 为选择时间.表 1 显示了各受试者使用不同 Speller 的最高 ITR.最后一列是新范式传输率相对于传统范式传输率的提升比率.除了 s_1 之外,新范式的传输率均不低于传统范式.新范式的平均提升率为 13.4%,并且 s_4 的提升率最高,达到 63.2%.对所有受试者的最高 ITR 结果做配对 t 检验,结果表明 P300-SSVEP-Speller 可以获得显著的信息传输效率的提升($p < 0.05$).

4 结论

本文提出了一种新型的混合 BCI 诱发新范式:P300-SSVEP-Speller,该范式可以同时诱发出 SSVEP 阻断特征和 P300 特征.通过将两类特征进行联合提取和识别,可以有效的提高 Speller 系统的字符识别率与信息传输率.

此外,新范式诱发出的 SSVEP 阻断信号作为一种新的 EEG 特征信号,具有更多潜在的应用和研究价值:(1)SSVEP 阻断信号是一种可以在频率和时间两个维度上进行调制的诱发脑电信号,这有助于构建更复杂的 BCI Speller 范式;(2)SSVEPB 作为一种特殊的脑电信号,它反映了大脑视觉系统从激活到平复的动态变化,提供了一个新的研究神经活动规律的角度.

参考文献

- [1] McFarland D J, Wolpaw J R. Brain-computer interfaces for communication and control[J]. Commun ACM, 2011, 54(5): 60 - 66.
- [2] Vaughan TM, Heetderks WJ, Trejo LJ et al. Brain-computer interface technology: a review of the second international meeting [J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2003, 11(2): 94 - 109.
- [3] Allison B Z, Wolpaw E W, Wolpaw J R. Brain-computer interface systems: progress and prospects[J]. Expert Rev Med Devices, 2007, 4(4): 463 - 474.
- [4] Vaughan T M, McFarland D J, Schalk G, et al. The wadsworth BCI research and development program: at home with BCI[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2006, 14(2): 229 - 233.
- [5] Nijboer F, Sellers E W, Mellinger J, et al. A P300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis [J]. Clin. Neurophysiol. 2008, 119(8): 1909 - 1916.
- [6] Sellers E W, Vaughan T M, Wolpaw J R. A brain-computer interface for long-term independent home use [J]. Amyotroph Lateral Scler, 2010, 11(5): 449 - 455.
- [7] Vialatte F-B, Maurice M, Dauwels J et al. Steady-state visually evoked potentials: focus on essential paradigms and future perspectives[J]. Prog Neurobiol, 2010, 90(4): 418 - 438.
- [8] Regan D. Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine[M]. New York: Elsevier, 1989.
- [9] Volosyak I. SSVEP-based Bremen-BCI interface-boosting information transfer rates[J]. J Neural Eng, 2011, 8(3): 036020.
- [10] 吴边, 苏煜, 张剑慧, 等. 基于 P300 电位的新型 BCI 中文输入虚拟键盘系统[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1733 - 1738.
Wu Bian, Su yu, Zhang Jianhui, et al. A virtual chinese keyboard BCI system based on P300 potentials [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1733 - 1738. (in Chinese)
- [11] 徐宝国, 宋爱国, 费树岷. 在线脑机接口中脑电信号的特征提取与分类方法[J]. 电子学报, 2011, 38(5): 1025 - 1030.
Xu Baoguo, Song Aiguo, Fei Shumin. Feature extraction and classification of EEG in online brain-computer interface[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 38(5): 1025 - 1030. (in Chinese)
- [12] Müller-Putz G R, Breitwieser C, Cincotti F, et al. Tools for Brain-Computer Interaction: A General Concept for a Hybrid BCI [J/OL]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3223392/>, 2011-11-24.
- [13] Pfurtscheller G, Allison B Z, Brunner C et al. The hybrid BCI [J/OL]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2891647/>, 2010-4-21.

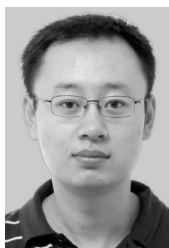
- [14] Horki P, Solis-Escalante T, Neuper C et al. Combined motor imagery and SSVEP based BCI control of a 2 DoF artificial upper limb[J]. Med Biol Eng Comput, 2011, 49(5): 567 – 577.
- [15] Long J, Li Y, Yu T et al. Target selection with hybrid feature for BCI-Based 2-D cursor control[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2012, 59(1): 132 – 140.
- [16] Panicker R C, Puthusserypady S, Sun Y. An asynchronous P300 BCI with SSVEP-based control state detection[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2011, 58(6): 1781 – 1788.
- [17] Edlinger G, Holzner C, Guger C. A hybrid brain-computer interface for smart home control[J]. Human-Computer Interaction Techniques and Environments, 2011, 6762, 417 – 426.
- [18] Yu T, Li Y, Long J, et al. Surfing the internet with a BCI mouse[J]. J Neural Eng, 2012, 9(3): 036012.
- [19] Li Y, Pan J, Wang F, et al. A hybrid BCI system combining P300 and SSVEP and its application to wheelchair control[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2012, 20(5): 720 – 729.

- [20] Yin E, Zhou Z, Jiang J, et al. A novel hybrid BCI speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm [J]. J Neural Eng, 2013, 10(2): 026012.

作者简介



许敏鹏 男, 天津大学精密仪器与光电子工程学院生物医学工程系博士研究生, 主要研究领域为神经与康复工程, 研究方向包括脑-机接口和脑电信号分析。



秦宏志(通讯作者) 男, 天津大学精密仪器与光电子工程学院生物医学工程系讲师, 工学博士, 主要研究领域为神经与康复工程, 研究方向包括脑-机接口, 生物医学信号处理, 脑电信号分析, 生物特征识别等。

E-mail: qhz@tju.edu.cn