

文章编号:1004-9037(2013)05-0539-07

# 视觉 P300 脑机接口中的 SOA 扰动现象

邱天爽 马 征

(大连理工大学生物医学工程系,大连,116024)

**摘要:**异步操控性是脑机接口走向实际应用的关键技术之一。其关键点在于寻找一种可有效区分脑机接口工作状态和空闲状态的指标。建立了针对 P300 脑机接口的刺激起始异步(SOA)扰动模型,在仿真实验和实测数据中观察到 SOA 扰动谱线,并根据所提出的模型给出了合理解释。研究了 SOA 扰动的频域特性,结果表明,当 SOA 位于 220 ms 附近时,SOA 扰动的强度最大,而当 SOA 低于 150 ms 时,SOA 扰动强度将急剧减小。同时 SOA 扰动所具有的锁相性使得可以通过时域相干平均法进一步提高信噪比。SOA 扰动可作为脑机接口处于工作状态的标志,为异步脑机接口的实现提供了一种新的研究思路。

**关键词:**脑机接口;SOA 扰动;异步 BCI; P300 Speller

**中图分类号:**R318;TN911.72

**文献标志码:**A

## SOA Perturbation in Visual P300 Brain Computer Interfaces

Qiu Tianshuang, Ma Zheng

(Department of Biomedical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, 116024, China)

**Abstract:** Asynchronous operating performance is one of the vital factors towards the practical use of brain computer interfaces (BCIs). The key point is to find an indicator from brain activities that can effectively distinguish between control states and non-control states of the BCI system. A stimulus onset asynchrony (SOA) perturbation analysis model is built for the P300 BCI. Spectral lines of the SOA perturbation are observed in both the simulation experiment and real experiments, which can be explained by the current analysis model. It turns out that the strength of the SOA perturbation is largest when SOA is around 220 ms, but it decreases dramatically when SOA becomes lower than 150 ms. The phase-locking property of the SOA perturbation can be used to improve its signal-to-noise ratio. The SOA perturbation can be used as an asynchronous indicator of the BCI system and it gives a new direction for the implementation of asynchronous BCIs.

**Key words:** brain computer interface; SOA perturbation; asynchronous BCI; P300 Speller

## 引 言

脑机接口(Brain-computer interfaces, BCIs)在最近十多年来得到广泛而深入的研究<sup>[1]</sup>。BCI绕过外周神经通路,直接对大脑活动产生的神经电生理信号进行解码,得到反映意识信息的控制信号,实现大脑对外部设备的操控<sup>[2]</sup>。由于脊柱损伤或罹患闭锁综合症而失去外周神经控制能力的患者可以依靠 BCI 实现对辅助设备的控制及同他人

的交流<sup>[3]</sup>。

异步 BCI 可根据使用者的意图在工作状态和空闲状态之间切换,是 BCI 研究的重要内容,影响着 BCI 走向实际应用的进程<sup>[4-8]</sup>。异步 BCI 的难点在于需要从复杂多变的大脑活动中区分出可用于控制 BCI 系统的大脑活动。迄今为止,BCI 研究以同步 BCI 为主。近几年,针对以运动想象任务作为范式的异步 BCI(称为异步  $\mu$ -BCI)得到不少学者的研究<sup>[4,5]</sup>,而基于 P300 信号的异步 BCI(称为异步 P300 BCI)仅有少量文献发表<sup>[6-8]</sup>。对于异

步 P300 BCI, 当前的研究或是建立在对脑机接口处于不同状态下脑电信号的统计学习基础之上, 如 Zhang 等<sup>[8]</sup> 和 Aloise 等<sup>[7]</sup> 的研究, 或是通过将 SS-VEP BCI 和 P300 BCI 混合, 并利用前者实现异步状态检测, 如 Panicker 等<sup>[6]</sup> 的研究, 均达到了一定的检测效果。但这些方法的计算复杂度或系统实现复杂度较高, 而且检测性能尚有提高空间。

刺激起始异步 (Stimulus onset asynchrony, SOA) 是 P300 BCI 的一个重要参数, 影响着靶刺激诱发的 P300 成分的幅度<sup>[9]</sup>, 并进一步影响整个系统的信息传输速率<sup>[9,10]</sup>。本文通过对视觉 P300 BCI 中单通道信号进行分析, 提出 SOA 扰动模型, 并首次在仿真实验和实测数据中观察到 SOA 扰动谱线, 认为 SOA 参数同样影响着 SOA 扰动谱线的频率和幅度。SOA 扰动可作为 BCI 处于工作状态的标志, 因此为异步 BCI 的实现提供了一种新的研究思路。

## 1 SOA 扰动模型

P300 BCI 以 oddball 范式为原型, 检测顺序呈现一个刺激序列中低概率的靶刺激所诱发的 P300 脑电成分<sup>[2]</sup>。假设观测到的脑电信号由自发脑电 (EEG 噪声) 和由刺激引起的诱发脑电构成, 则单通道脑电信号模型可描述为

$$x(t) = s(t) + u(t) * h(t) \quad (1)$$

式中:  $x(t)$  为观测信号,  $s(t)$  为诱发脑电,  $u(t)$  为均值为零、方差为  $\sigma^2$  高斯白噪声,  $h(t)$  为描述脑电信号特性的时变线性系统,  $u(t) * h(t)$  反映了自发脑电产生的过程。

诱发脑电信号  $s(t)$  可描述为

$$s(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} (a_n s_T(t - nT_{\text{soa}}) + (1 - a_n) s_{\text{NT}}(t - nT_{\text{soa}})) \quad (2)$$

式中:  $a_n \sim b(1, P)$ ,  $P$  为靶刺激的呈现概率,  $T_{\text{soa}}$  为刺激呈现间隔 (即 SOA 值),  $s_T(t)$  为靶刺激诱发的 P300 信号,  $s_{\text{NT}}(t)$  为非靶刺激诱发的脑电信号。

现在对  $s(t)$  的功率谱密度进行分析。如果用  $S_T(f)$  和  $S_{\text{NT}}(f)$  分别表示  $s_T(t)$  和  $s_{\text{NT}}(t)$  对应的频谱密度, 则  $s(t)$  的双边功率谱密度可表示为

$$P_s(f) = f_{\text{soa}} P(1 - P) | S_T(f) - S_{\text{NT}}(f) |^2 + f_{\text{soa}}^2 \sum_{m=-\infty}^{+\infty} | PS_T(mf_{\text{soa}}) + (1 - P) S_{\text{NT}}(mf_{\text{soa}}) |^2 \delta(f - mf_{\text{soa}}) \quad (3)$$

式中:  $f_{\text{soa}}$  为  $T_{\text{soa}}$  的倒数,  $\delta(f)$  为狄拉克函数。可见,  $P_s(f)$  由连续谱和一系列基频为  $f_{\text{soa}}$  的线谱构成。

考虑到在 P300 BCI 中, 靶刺激诱发的 P300 成分要远大于非靶刺激诱发的成分, 同时, 靶刺激的出现概率较低 (一般为 1/6 或更低), 而且 P300 信号的有效频带集中在几赫兹之下的低频段, 而 SOA 往往在 120~300 ms 之间 (对应  $f_{\text{soa}}$  为 3.33~8.33 Hz), 因此可忽略掉高次线谱的影响, 并将式 (3) 简化为

$$P_s(f) = f_{\text{soa}} P | S_T(f) |^2 + f_{\text{soa}}^2 | PS_T(f_{\text{soa}}) |^2 \delta(f - f_{\text{soa}}) \quad (4)$$

因此, 可以认为  $s(t)$  的功率谱密度由靶刺激诱发的 P300 信号的连续谱和一个线谱构成。此线谱位于  $f_{\text{soa}}$  处, 在本文中被称为 SOA 扰动。

通过功率谱估计的方法对 SOA 扰动谱线进行检测时, 可以用局部信噪比来衡量估计性能。局部信噪比定义为信号功率谱中信号频率  $f_0$  处的幅值与同频背景噪声 (干扰) 之比, 表达式为

$$\text{SNR} = \frac{\lim_{\Delta f \rightarrow 0} \int_{f_0 - \Delta f}^{f_0 + \Delta f} P_s(f) df}{P_n(f_0)} \quad (5)$$

式中:  $P_n(f)$  为噪声功率谱密度。

## 2 信号仿真与分析

### 2.1 P300 仿真信号

在视觉 P300 BCI 的总平均波形中观察到的 P300 信号通常是一个单极性正电位, 其峰值出现在 300 ms 左右, 大小在 5  $\mu\text{V}$  以内。忽略单次诱发电位中幅度和潜伏期的微小变化, 可用式 (6) 对所述的单次 P300 信号进行仿真

$$s_T(t) = \begin{cases} 2\cos(10\pi(t - 0.3)) + 2 \mu\text{V} & 0.2 \text{ s} \leq t \leq 0.4 \text{ s} \\ 0 \mu\text{V} & t < 0.2 \text{ s} \text{ 或 } t > 0.4 \text{ s} \end{cases} \quad (6)$$

结合式 (1) 和式 (2), 并忽略非靶刺激诱发的脑电信号, 即可产生单通道仿真信号。

图 1 和图 2 分别为真实总平均波形和仿真总平均波形的对比。可以看到仿真信号与真实信号在主要波形特征上具有较高的相似度。图 1 的结果来自于 BCI Competition II, dataset IIB 中 Cz 通道 30 个 trial 的数据, 并经过 40 Hz 的低通滤波处理。图 2 中仿真数据的噪声标准差  $\sigma$  取 15, 其他条件与处理方法和真实数据相同。

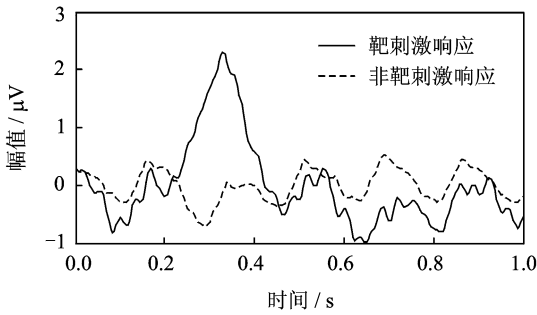


图 1 P300 BCI 真实总平均波形

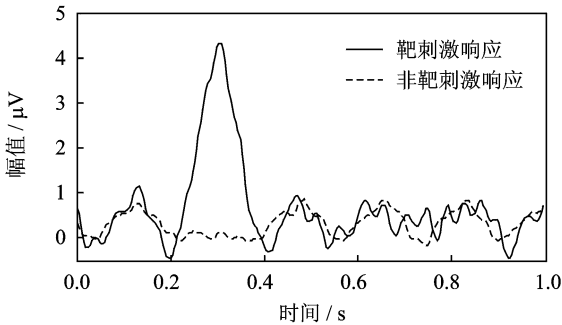


图 2 P300 BCI 仿真总平均波形

## 2.2 仿真实验结果

进行数据仿真时,设定  $P=1/6, T_{soa}=160\text{ ms}$  ( $f_{soa}=6.25\text{ Hz}$ ),  $s_{NT}(t)=0, \sigma$  取 8。  $h(t)$  用截止频率为 40 Hz 的 8 阶 Butterworth 低通滤波器模拟。采样率 250 Hz。共生成 30 段仿真信号,每段长度 20 s。使用 Bartlett (Bart) 法进行功率谱估计,各段功率谱使用快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 计算。在计算时对原始数据进行了补零,以得到更准确的线谱估计。在计算局部信噪比时,使用  $f_{soa}$  两侧 1 Hz 范围内功率谱的均值作为噪声功率的估计。

如图 3 所示为  $s(t)$  的功率谱。可以看出  $P_s(f)$  由一个处于低频段的连续谱和  $f_{soa}$  处的一个明显的谱线,即 SOA 扰动构成,与 SOA 扰动模型描述一致。当加入仿真的自发脑电噪声后,依然可以观察到清晰的 SOA 扰动谱线,如图 4 所示。

根据 SOA 扰动模型,SOA 扰动由单极性低频 P300 信号引起,因此,它是时域锁相的。Bart 法的

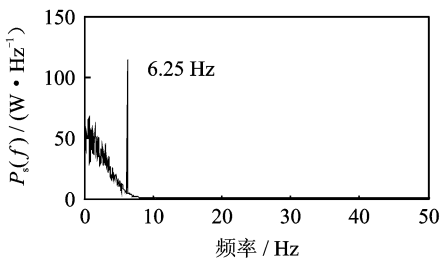


图 3 诱发脑电信号的功率谱仿真

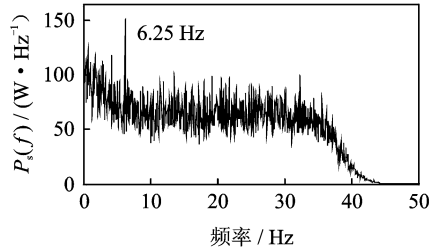


图 4 带噪信号的功率谱仿真

实质是对逐段信号各自功率谱的平均,而功率谱本身却不包含相位信息。相干平均法 (Coherence average, Coh) 则有效利用了信号的相位信息,可用于提高锁相信号的信噪比。如图 5 所示,当  $\sigma$  增加到 15 时,在 Bart 法估计的功率谱中已经无法分辨出 SOA 扰动谱线,而对于 Coh 法,依然可以分辨出明显的谱线(见图 6)。图 7 给出了两种方法在不同噪声强度下所估计的局部信噪比的对比。可见随着噪声的增加,Bart 法的性能急剧下降,明显不如 Coh 法。

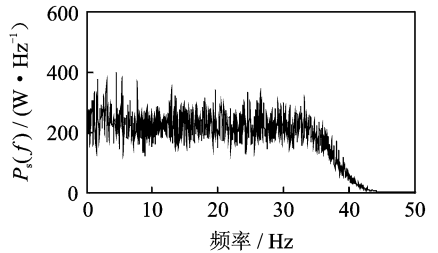


图 5 大噪声下 Bart 法得到的功率谱

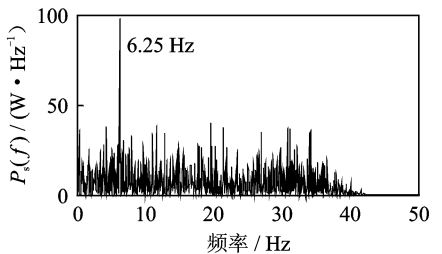


图 6 大噪声下 Coh 法得到的功率谱

根据式(4),SOA 扰动线谱的强度与 P300 信号功率谱在  $f_{soa}$  处的大小成正比。由于 P300 信号为一低频带限信号,从图 3 也可以看出其仿真功率谱主要集中的数赫兹的低频区域,因此 SOA 扰动的强度应该与 SOA 的大小密切相关。图 8 给出了两种方法估计的局部信噪比随 SOA 扰动的变化曲线,可见在 SOA 位于 220 ms 左右时,SOA 扰动的局部信噪比达到最大,而当 SOA 低于 150 ms 时,SOA 扰动的局部信噪比急剧下降。

图 7 和图 8 所示数据为 100 次实验的平均结果。

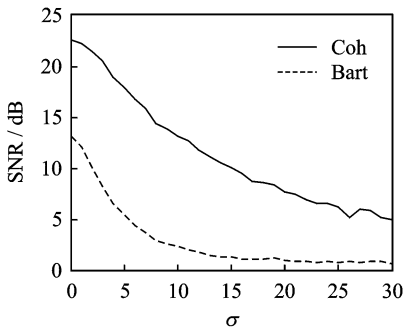


图 7 局部信噪比随噪声强度的变化

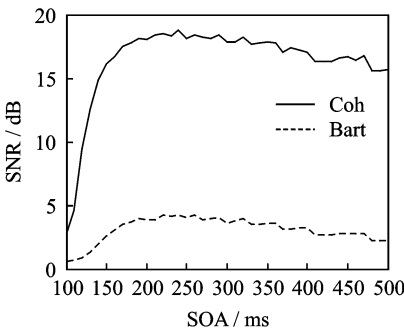


图 8 SOA 对信噪比的影响

### 3 实测数据分析与讨论

#### 3.1 P300 BCI 实验

4 名被试 (S1~S4, 均为男性, 右利手, 年龄 22~25 岁) 参与了 P300 BCI 实验。

实验在 BCI2000<sup>[11]</sup> 框架下设计和实现。一个长宽比为 4:3 的 19 寸液晶显示器被用来呈现刺激和反馈。字母和数字组成一个 6 行 6 列的字符矩阵, 并按行或按列以一定间隔闪烁。行或列的每一次闪烁形成一个刺激, 得到 12 种不同的刺激。一组连续呈现的刺激构成一个 subtrial。各刺激随机呈现, 但在一个 subtrial 中每类刺激只呈现一次。P300 Speller 每输出一个字符对应一个 trial。每个 trial 由 15 个 subtrial 构成。参与者需要默数目标字符的闪烁次数。实验包括 3 个 session (SS1, SS2, SS3)。每个 session 包括 4 次 run, 每个 run 被试需要输出 9 个字符。SS1, SS2 的目标字符由系统随机分配; 在 SS3 中, 被试自由选择字符作为关注目标, 但需要随后报告所选择的字符。被试 S1~S3 在实验中的 SOA 被设置为 160 ms, 刺激持续时间为 80 ms。对于被试 S4, 在 SS1 和 SS2 中第 1, 3 次 run 的 SOA 被设置为 160 ms (刺激持续 80 ms), 第 2, 4 次 run 的 SOA 为 120 ms (刺激

持续 40 ms)。

采用 Neuroscan Nuamps40 放大器采集脑电信号, 采样率为 250 Hz。电极材质为 Ag/AgCl。共记录 36 导电电极的数据 (包括 30 个脑电电极, 4 个眼电电极和 2 个参考电极)。电极按照标准的 10-20 国际系统放置。前额接地, 以双侧乳突的平均作为参考。对放大器设置了 0.05 Hz 的高通滤波。

#### 3.2 对比数据来源

来自于 BCI Competition II, dataset IIB 中的数据也被用作对比分析。数据来自于一名被试在经典 6 行 6 列的 P300 Speller 实验中的记录。使用一个 64 通道的放大器记录, 采样率为 240 Hz, SOA 为 175 ms (刺激持续 100 ms), 每个 trial 包括 15 个 subtrial。

#### 3.3 实验结果

为消除各数据集容量差异可能造成的影响, 在数据分析时仅选取每名被试在 Cz 电极处的前 30 个 trial 的数据。共得到 6 组数据, 分别记为  $S_1, S_2, S_3, S_4, S_4^*, S_5$ , 其中  $S_1 \sim S_4$  为 4 名被试在 SOA 为 160 ms 条件下的数据,  $S_4^*$  为被试  $S_4$  在 SOA 为 120 ms 条件下的数据,  $S_5$  则是来自于 BCI Competition II, dataset IIB 的数据。数据使用 5 阶 0.5 Hz 的 Butterworth 高通滤波器和 8 阶 40 Hz 的 Butterworth 低通滤波器处理。分别使用 Bart 法和 Coh 法对功率谱进行估计。

图 9 给出了使用 Bart 法估计得到的功率谱。可以看出, 除  $S_4^*$  外, 在其他数据集中均观察到明显的 SOA 扰动谱线。这是因为  $S_4^*$  的 SOA 较小, 为 120 ms, 此时 SOA 扰动的强度较低, 符合 SOA 扰动模型和仿真分析结果。图 10, 11 分别给出了 Coh 法得到的时域平均波形 (图中仅绘制了前 5 s 的数据) 及其功率谱。可以看出, 利用 Coh 法可观察到更明显的 SOA 扰动谱线, 和仿真结果一致。

由于参与平均的分段数影响着信号的信噪比, 而分段长度则影响着功率谱估计的分辨率, 因此有必要研究两者和 SOA 扰动局部信噪比之间的关系。这里取 3 种分段长度, 分别为包括 1/6, 1/3, 1/2 个 trial 的数据分段, 而总数据长度则从 1 个 trial 按 0.5 递增至 5 个 trial。根据自举法 (Bootstrapping) 在每种条件下重复 1 000 次实验得到估计的局部信噪比。结果表明, 除  $S_4^*$  外, 其他各组数据表现了相似的信噪比变化范围, 它们的平均变化曲线如图 12(a) 所示。可见 Coh 法对数据长度

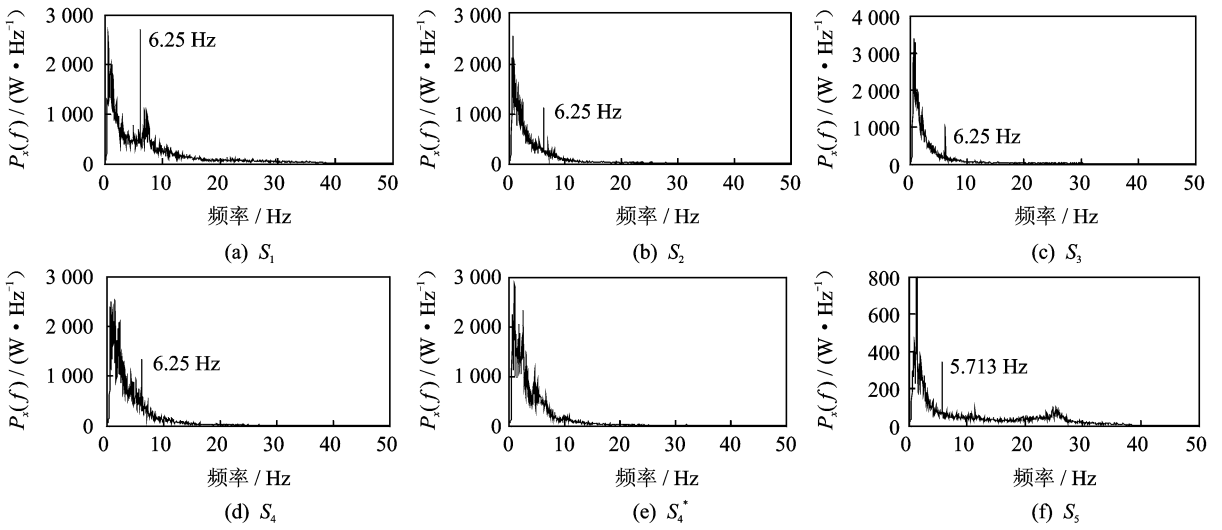


图 9 Bart 法估计的功率谱

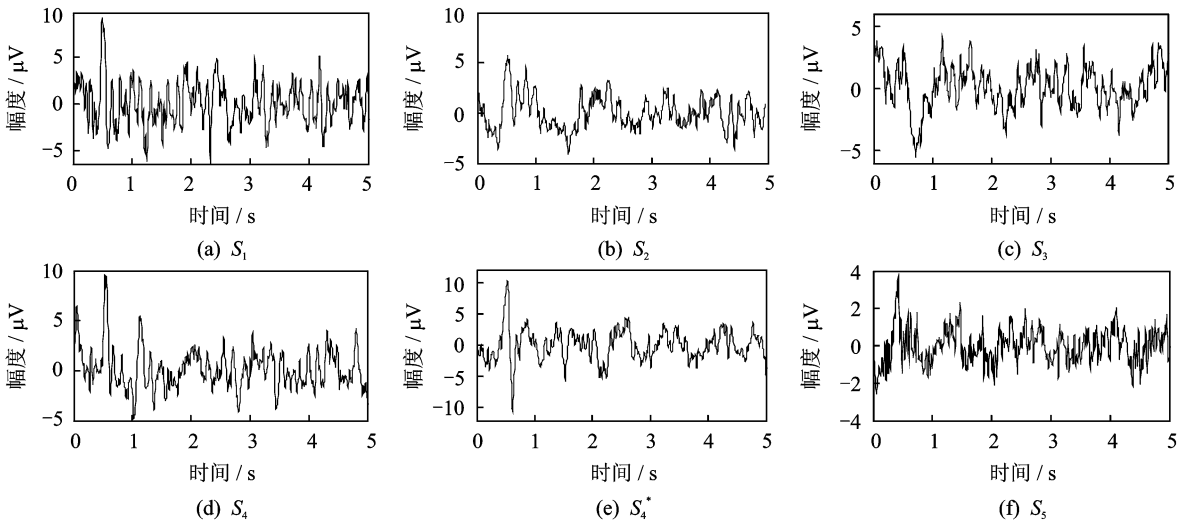


图 10 Coh 法得到的时域波形

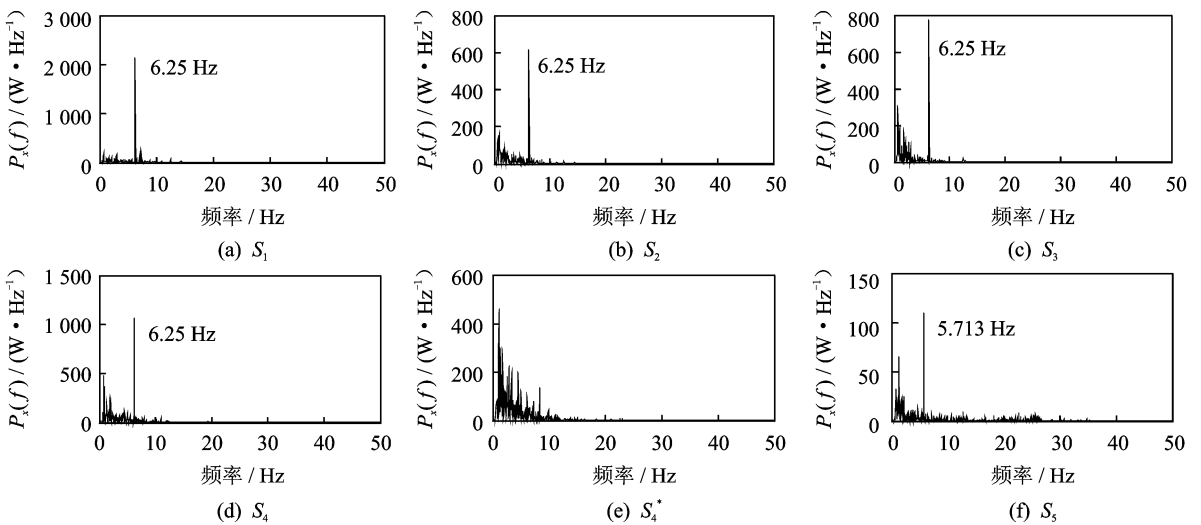


图 11 Coh 法估计的功率谱

较为敏感,而对分段长度不敏感,在同一数据长度下随着分段数的增加信噪比改善不大。相反,Bart

法则对分段长度比较敏感,而在同一分段长度下,得到的局部信噪比随数据长度变化不大。总体而

言, Coh 法比 Bart 法具有更大优势, 尤其是在数据比较充足的情况下。而在 SOA 为 120 ms 的条件下, 由于 SOA 扰动的强度较小, 即使数据长度增加, 使用 Coh 法对信噪比的提高也不显著, 如图 12(b) 所示。

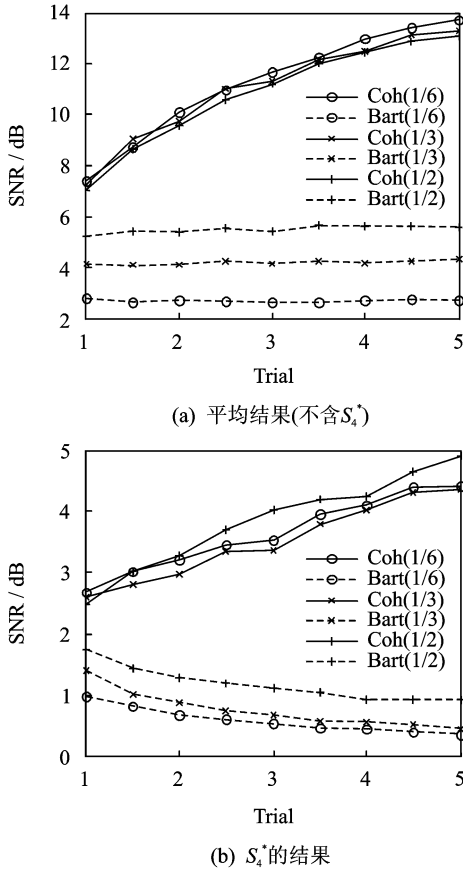


图 12 不同分段长度下局部信噪比随数据长度的变化关系

### 3.4 实验结果讨论

在 P300 BCI 实验范式中, 被试被要求将视觉焦点固定在所关注字符上, 而靶及非靶刺激以 SOA 的间隔顺序呈现。此范式和稳态视觉诱发电位(Steady-state visual evoked potential, SSVEP)的实验范式有相似之处, 因此, 要考虑 SOA 扰动是否存在类似的神经生理机制。SSVEP 要求所关注的视觉焦点处始终以固定时间间隔闪烁, 但在 P300 BCI 中, 所关注字符则以较低的概率闪烁, 同时非靶刺激则以“非焦点”的方式闪烁。目前尚未有研究支持低概率的不连续刺激可诱发 SSVEP 信号的假设, 而且一般认为 SSVEP 的产生依赖于视觉焦点<sup>[12,13]</sup>。因此, 没有理由相信 SOA 扰动具有与 SSVEP 相似的脑机制。但根据本文的模型, SOA 扰动至少是由刺激序列中靶刺激诱发的 P300 响应引起的。关于此过程中是否有其他脑机

制的协同作用尚需进一步研究。

不论 SOA 扰动是由 P300 响应引起, 还是存在其他未知的脑机制, 它都是在被试利用 BCI 输出命令或字符时产生的, 因此可以被用来作为 BCI 工作状态的标志。如果 SOA 扰动存在, 则认为系统处于工作状态, 否则认为系统处于空闲状态。从而可以通过对 SOA 扰动的检测, 实现脑机接口的异步操控。混沌振子对于微弱周期信号检测有着独特优势<sup>[14,15]</sup>, 因此下一步的研究可考虑将其引入到异步 BCI 当中, 以实现 SOA 扰动的实时检测。

对于 P300 BCI, 以往研究表明当 SOA 处于 125 ms 以下时, 系统性能将显著下降<sup>[16]</sup>。而根据本文对仿真结果和实测数据结果的分析, SOA 同样影响着 SOA 扰动的强度。为了保证较高的 SOA 扰动强度, 可参考图 8 的结果, 将 SOA 取较大的数值。但如果 SOA 过大, 系统的信息传输速率将会降低, 此时就需要两者的折中。

## 4 结束语

本文针对 P300 BCI 建立信号分析模型, 并在仿真实验和实测数据中对 SOA 扰动现象进行了研究。认为 SOA 扰动现象是由 P300 响应在频域引起的线谱, 其频率和强度与 SOA 具有密切的关系。SOA 扰动可作为 BCI 处于工作状态的标志, 这为异步 BCI 的研究提供了新的思路。另外, 虽然本文的研究是根据视觉 P300 BCI 实验展开的, 但 SOA 扰动模型并未限定所依赖的信号类型, 因此 SOA 扰动现象可能同样存在于听觉 P300 BCI, 但尚需进一步研究。

### 参考文献:

- [1] Fazel-Rezai R. Recent advances in brain-computer interface systems[M]. Rijeka; InTech, 2011.
- [2] Donchin E, Spencer K M, Wijesinghe R. The mental prosthesis: Assessing the speed of a P300-based brain-computer interface[J]. IEEE T Rehabil Eng, 2000, 8(2):174-179.
- [3] 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: 187-199.
- [4] Marquez-Chin C, Popovic M R, Sanin E, et al. Real-time two-dimensional asynchronous control of a computer cursor with a single subdural electrode[J]. Journal of Spinal Cord Medicine, 2012, 35(5):382-391.

- [5] Kus R, Valbuena D, Zygierevicz J, et al. Asynchronous BCI based on motor imagery with automated calibration and neurofeedback training[J]. IEEE T Neur Sys Reh, 2012,20(6): 823-835.
- [6] Panicker R C, Puthusserypady S, Sun Y. An asynchronous P300 BCI with SSVEP-based control state detection[J]. IEEE T Bio-Med Eng, 2011, 58(6): 1781-1788.
- [7] Aloise F, Schettini F, Arico P, et al. P300-based brain-computer interface for environmental control: An asynchronous approach[J]. J Neural Eng, 2011, 8(2): 025025.
- [8] Zhang H H, Guan C T, Wang C C. Asynchronous P300-based brain-computer interfaces: A computational approach with statistical models[J]. IEEE T Bio-Med Eng, 2008,55(6): 1754-1763.
- [9] Citi L, Poli R, Cinel C. Documenting, modelling and exploiting P300 amplitude changes due to variable target delays in Donchin's speller[J]. J Neural Eng, 2010,7(5): 056006.
- [10] Lu J, Speier W, Hu X, et al. The effects of stimulus timing features on P300 speller performance[J]. Clin Neurophysiol, 2013,124(2): 306-314.
- [11] Schalk G, Mcfarland D, Hinterberger T, et al. BCI 2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) system[J]. IEEE T Bio-Med Eng, 2004, 51(6): 1034-1043.
- [12] Allison B, Luth T, Valbuena D, et al. BCI demographics: How many (and what kinds of) people can use an SSVEP BCI? [J]. IEEE T Neur Sys Reh, 2010,18(2): 107-116.
- [13] Volosyak I, Valbuena D, Luth T, et al. BCI demographics II: How many (and what kinds of) people can use a high-frequency SSVEP BCI? [J]. IEEE T Neur Sys Reh, 2011,19(3): 232-239.
- [14] 刘海波,吴德伟,金伟,等. Duffing 振子微弱信号检测方法研究[J]. 物理学报,2013,62(5):42-47.  
Liu Haibo, Wu Dewei, Jin Wei, et al. Study on weak signal detection method with Duffing oscillators [J]. Acta Phys Sin, 2013, 62(5): 42-47.
- [15] 孙文军,芮国胜,张洋,等. 混沌振子弱信号能量检测方法[J]. 数据采集与处理,2013,28(3):352-357.  
Sun Wenjun, Rui Guosheng, Zhang Yang, et al. Chaotic oscillator detection method for weak signals [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(3): 352-357.
- [16] Allison B Z, Pineda J A. Effects of SOA and flash pattern manipulations on ERPs, performance, and preference: Implications for a BCI system[J]. Int J Psychophysiol, 2006,59(2): 127-140.

**作者简介:**邱天爽(1954-),男,教授,博士生导师,研究方向:脑机接口、数字信号处理理论、生物医学信号处理、非平稳与非高斯信号处理等,E-mail: qitutsh@dlut.edu.cn;马征(1984-),男,博士研究生,研究方向:脑机接口、脑电信号处理。