论 文

脑机接口中的一种事件相关电位分离模型

马征, 邱天爽*

大连理工大学电子信息与电气工程学部生物医学工程系, 大连 116024

* 通信作者. E-mail: qitutsh@dlut.edu.cn

收稿日期: 2014-07-31; 接受日期: 2014-10-14; 网络出版日期: 2015-03-31

国家自然科学基金 (批准号: 81241059, 61172108, 61139001) 和国家科技支撑计划 (批准号: 2012BAJ18B06) 资助项目

摘要 事件相关电位 (ERPs) 分析揭示了脑机接口的认知神经机制, 并为脑机接口技术的突破提供新的思路. 然而与传统 ERP 研究不同的是, 脑机接口中刺激呈现的时间间隔要远小于前者, 并在平均信号中可以观察到较强的周期性干扰, 致使其中包含的 ERP 成分的幅度和潜伏期等重要参数较难准确得到, 为进一步的 ERP 分析造成障碍. 目前关于这一干扰的形成原因和消除方法尚缺乏相关研究. 本文首先建立了 ERP 信号的分离模型. 模型认为 ERP 成分的混叠效应解释了平均信号中的周期性干扰. 而后提出 Toeplitz 方法和差异波方法对模型进行求解, 以消除干扰并恢复 ERP 成分. 使用实测实验数据和公开数据库的数据对所提出模型与求解方法进行分析, 结果表明, Toeplitz 方法可以从非靶刺激平均信号中恢复出 ERP 成分, 而差异波方法则可以有效地抑制混叠效应, 并分离出基线平稳且各成分突出的 ERP 信号, 从而验证了所提出模型与方法的合理性. 本文的研究为脑机接口的 ERP 分析中周期性干扰的解释与消除提供了依据, 并进一步为脑机接口的认知研究提供保障.

关键词 脑机接口 事件相关电位 信号模型 认知 P300

1 引言

脑机接口 (brain computer interfaces, BCIs) 依赖大脑活动产生的神经电信号实现人对外部设备的控制^[1,2]. 基于事件相关电位 (event related potentials, ERPs) 的脑机接口 (称为 ERP BCI)^[3,4], 与基于运动想象的脑机接口 (称为运动想象 BCI 或 mu BCI)^[5,6] 及基于稳态视觉诱发电位 (steady-state visual evoked potential, SSVEP) 的脑机接口 (称为 SSVEP BCI)^[7,8] 构成了脑机接口研究的几个重要分支. ERP BCI 使用一个类似于 Oddball 的实验范式^[9], 通过识别靶刺激诱发的可区别于非靶刺激所诱发响应的 P300 成分 (或称为 P3) 来实现 BCI 的输出, 因此也被称为 P300 BCI^[10,11]. Sellers 等^[12] 通过离线和在线实验研究, 发现除了中央—顶区的 P300 成分外, 位于后部顶枕区的一个负成分也对 BCI 的分类率产生重要贡献. Shishkin 等^[13] 认为这一负成分属于早期视觉成分 N1, 并和空间注意有关. Treder 等^[3] 对 P300 BCI 中的各 ERP 成分进行了系统研究, 认为相对于隐式注意 BCI 主要依赖于 P3 成分, 在外显注意 BCI 中, 早期视觉成分 N1, P2 提供了比 P3 更多的可区分信息, 是当前分类主要依靠的成分, 并将其称为 ERP BCI.

信息传输速率 (information transfer rate, ITR) 是制约脑机接口走向实际应用的关键因素之一^[14,15]. 随着模式识别和机器学习技术的进步, 许多性能优异的算法被应用到脑机接口中, 显著提高

引用格式: 马征, 邱天爽. 脑机接口中的一种事件相关电位分离模型. 中国科学: 信息科学, 2015, 45: 1218–1228, doi: 10.1360/N112014-00163

了 ITR 的水平^[16~18]. 另一些学者则将传统 ERP 研究中的经典方法应用于 ERP BCI, 对其 ERP 响应的认知神经机制和影响因素进行研究, 从源本身寻找解决思路^[19~21]. Salvaris 等^[20]研究了 ERP BCI 中的感知错误, 认为 AB (attentional blink) 和 RB (repetition blindness) 效应影响着分类率, Citi 等^[19]通过研究发现 ERP BCI 中的 P3 成分受 TTI (target-to-target interval) 的制约. Townsend 等^[22]则考虑到这些效应的影响, 设计了新的棋盘格刺激范式, 显著提高了 ITR. 对 ERP 成分和认知神经机制的探讨也为我们设计新型的 BCI 提供了重要的指导.

由于 ERP 信号的信噪比很低, 传统的 ERP 研究采用多次刺激后叠加平均的方法来获得相对纯净的 ERP 响应. 这就要求连续两次刺激的间隔即刺激起始异步 (stimulus onset asynchrony, SOA) 要足够长, 以保证所诱发的 ERP 响应恢复到基线水平. 因此在标准的 ERP 实验中, 通常要求 SOA 在数秒以上. 这一刺激间隔对于 ERP BCI 而言明显是不合适的, 因为这将使 BCI 的信息传输速率变得很低. 当前 ERP BCI 中所使用的 SOA 通常在 120~300 ms 之间. 当 SOA 较小时, 如果一个 ERP 响应尚未恢复到基线水平, 那么一个新的靶刺激的出现所诱发的 ERP 响应将对其晚成分的分析造成影响, 而新响应自身的早期成分也同样会受到它的影响. 同时, 在进行叠加平均处理时, 较小的 SOA 还可能会导致相邻数据分段中 ERP 成分的混叠^[3]. 在脑机接口的平均信号中可以观察到显著的周期性干扰, 为进一步的 ERP 分析造成障碍. 关于这一周期性干扰是否与 ERP 成分的混叠效应有关, 其特性如何以及怎样消除尚缺乏研究. Treder 等^[3]为了避免由于 SOA 较小所导致的靶刺激对应 ERP 成分的混叠, 舍弃了两个连续靶刺激间隔在 500 ms 以内的那些分段数据. 其他一些研究则使用了相减技术, 分析靶刺激和非靶刺激所诱发响应的差异^[3,13,23]. 相减技术^[24]是传统 ERP 研究中的一项重要技术, 例如失匹配负波 (MMN)^[25]就是一种差异波. 相减技术的前提是建立在对两种刺激各自诱发响应合理解释的基础上的, 但在相关文献中却缺乏对各自特性的准确描述^[3,13,23], 因此将这种方法应用于 BCI 的合理性也遭到质疑.

本文首先建立了脑机接口中的 ERP 信号分析模型, 并进一步基于此模型研究了 ERP 信号的分离方法. 根据所建立的模型, ERP 成分的混叠效应解释了平均信号中的周期性干扰. 同时, 所提出的 Toeplitz 方法可以从非靶刺激平均波形中恢复出靶刺激所诱发的 ERP 成分, 而差异波方法则可以有效的分离出信号突出且基线平稳的 ERP 成分, 为进一步的认知研究提供了保障.

2 方法与数据

2.1 模型的假设条件

本研究在以下假设条件下开展:

- (1) 忽略 ERP BCI 中存在的可能对 ERP 响应产生影响的各种知觉效应, 如 AB 效应、RB 效应、TTI 效应等.
- (2) 忽略非靶刺激可能诱发的 ERP 成分.
- (3) ERP 响应满足叠加模型, 即如果一个刺激诱发的 ERP 响应尚未恢复到基线水平, 后面刺激所诱发的 ERP 成分将叠加其上.

2.2 基本模型的建立

在上面的假设条件下, ERP BCI 中单个通道观测到的脑电信号可描述为

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} K_n e(t - n\Delta) + u(t), \quad (1)$$

其中, $e(t)$ 为靶刺激诱发的 ERP 响应, 其支集为 $[0, t_0]$; Δ 为刺激间隔, 即 SOA; K_n 取 0 或 1, 分别代表第 n 个刺激为非靶刺激或靶刺激; $u(t)$ 为脑电噪声. 在 ERP BCI 中, 靶刺激以一个较低的概率 p 出现.

在一个特定长度为 M 的刺激序列中, 假设所有刺激的序号用 Γ 表示, 即 $\Gamma \triangleq \{m | m = 1, \dots, M\}$. 其中, 靶刺激序号为 $A \triangleq \{\alpha_k | k = 1, \dots, K; \alpha_k \in \Gamma; K = Mp\}$, 非靶刺激序号为 $B \triangleq \Gamma - A = \{\beta_l | l = 1, \dots, L\}$. 此时, (1) 式可进一步表示为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K e(t - \alpha_k \Delta) + u(t). \quad (2)$$

使用叠加平均法可得对应于靶刺激的平均信号为

$$a(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x(t + \alpha_k \Delta) = a_s(t) + a_u(t), \quad t \in [0, t_e], \quad (3)$$

其中, t_e 为平均波形的有效时间, 即 ERP 研究中的分段长度, $t_e \geq t_0$. $a_s(t)$ 和 $a_u(t)$ 分别为信号项和噪声项. 噪声项 $a_u(t)$ 对应脑电噪声的叠加平均, 并随着叠加平均次数 K 的增大而逐渐削弱.

信号项

$$\begin{aligned} a_s(t) &= \frac{1}{K} \sum_{k_1=1}^K \sum_{k_2=1}^K e(t + (\alpha_{k_1} - \alpha_{k_2}) \Delta) \\ &= e(t) + \frac{1}{K} \sum_{m=1}^{M-1} \theta_m (e(t + m\Delta) + e(t - m\Delta)), \quad t \in [0, t_e], \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\theta_m = \text{card}(\Theta_m)$, $\Theta_m = \{(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2}) | |\alpha_{k_1} - \alpha_{k_2}| = m; \alpha_{k_1}, \alpha_{k_2} \in A; k_1, k_2 = 1, \dots, K\}$, $\text{card}(\cdot)$ 为集合的势.

θ_m 是一个随机变量, 依刺激序列具体实现的不同而不同. θ_m 满足

$$E[\theta_m] = (M - m)p^2, \quad (5)$$

且当 M 足够大时, 可以认为 $\theta_m \doteq E[\theta_m] = (M - m)p^2$. 证明见附录 A.

从而

$$\begin{aligned} a_s(t) &= e(t) + \frac{1}{K} \sum_{m=1}^{M-1} (M - m)p^2 (e(t + m\Delta) + e(t - m\Delta)) \\ &= e(t) + \sum_{m=1}^{M-1} \left(1 - \frac{m}{M}\right) p (e(t + m\Delta) + e(t - m\Delta)) \\ &= e(t) + e_d(t), \quad t \in [0, t_e]. \end{aligned} \quad (6)$$

由此可见, $a_s(t)$ 是 $e(t)$ 与一个干扰项 $e_d(t)$ 之和; $e_d(t)$ 则是 $e(t)$ 按 Δ 间隔分别左右平移并在幅度上衰减 $\lambda(m) = (1 - \frac{m}{M})p$ 倍后叠加而成.

同时, 在 $a_s(t)$ 的定义域内, 事实上只有有限 M_0 个 $e(t)$ 的叠加对 $e_d(t)$ 起作用, 且 $M_0 \leq \frac{t_e}{\Delta}$. 在 ERP BCI 中, 一般 t_e 在 1 秒以内, 不难得出 $M_0 \ll M$.

从而 $\lambda(m) = (1 - \frac{m}{M})p \approx p$, $m \leq M_0$.

因此, 对于 ERP BCI 而言, (6) 式可简化为

$$a_s(t) \doteq e(t) + p \sum_{m=1}^{M_0} (e(t+m\Delta) + e(t-m\Delta)), \quad t \in [0, t_e]. \quad (7)$$

同样, 用 $b(t)$ 和 $c(t)$ 分别表示非靶刺激和所有刺激的叠加平均结果, 则 $b(t)$ 中的信号项 (推导过程见附录 B)

$$b_s(t) \doteq p \sum_{m=1}^{M_0} (e(t+m\Delta) + e(t-m\Delta)), \quad t \in [0, t_e]. \quad (8)$$

从而, $c(t)$ 中的信号项

$$\begin{aligned} c_s(t) &= \frac{1}{M} \left(\sum_{k=1}^K a_s(t + \alpha_k \Delta) + \sum_{l=1}^L b_s(t + \beta_l \Delta) \right) \\ &\doteq p \sum_{m=-M_0}^{M_0} e(t+m\Delta), \quad t \in [0, t_e]. \end{aligned} \quad (9)$$

(7), (8), (9) 式构成了 ERP BCI 中平均信号的基本分离模型.

2.3 模型的求解

ERP BCI 中 ERP 信号分离的问题可等效为对所建立模型中 $e(t)$ 的估计. 从模型中 (7) 式可以看出, 平均信号中的周期性干扰是由 ERP 成分的混叠导致的. 因此现有的信号处理方法, 如频域滤波、小波分析、ICA 等将不适合此模型的求解. 这里在不考虑脑电噪声的条件下尝试从模型自身进行求解, 即认为经过足够多次叠加平均得到的信号足够纯净. 此时, 可以用 $a(t)$, $b(t)$, $c(t)$ 分别代替 (7), (8), (9) 式中的 $a_s(t)$, $b_s(t)$, $c_s(t)$.

(1) Toeplitz 方法

在 ERP BCI 中, 由于非靶刺激的平均次数要远高于靶刺激, 其所对应的平均信号的信噪比在理论上也高于后者. 因此这里仅给出模型中非靶刺激所对应的 (8) 式的分析结果.

将 (8) 式的连续信号进行离散化之后, 得到差分方程

$$p \sum_{m=1}^{M_0} (e(n+m\delta) + e(n-m\delta)) = b(n), \quad (10)$$

其中, $\delta = \Delta \cdot f_s$, f_s 为采样率, $n = 0, \dots, N-1$. f_s 的取值应满足 $\delta = \Delta \cdot f_s$ 为整数.

(10) 式可写成 Toeplitz 方程组的形式, 并存在如下形式的解 (证明见附录 C)

$$e(n) = \frac{1}{pM_0} \left((1-M_0)b(n) + \sum_{m=1}^{M_0} (b(n+m\delta) + b(n-m\delta)) \right). \quad (11)$$

使用类似的方法, 也可对模型中 (7) 式和 (9) 式求解. 但需要注意的是, 由于 (9) 式对应线性方程组的秩为 δ , 而 $\delta < N$, 因此无解.

根据分离模型, 非靶刺激平均信号可以理解为由幅度衰减的 ERP 信号向左右分别做周期性延拓形成的, 其对应的离散线性差分方程的系数矩阵刚好是一个 Toeplitz 矩阵. Toeplitz 方法则证实了此差分方程解的存在性, 并从中解出 ERP 信号.

(2) 差异波方法

对 (9) 式和 (8) 式所分别代表的所有刺激和非靶刺激平均信号求差异波, 可以得到

$$e(t) = \frac{1}{p} (c(t) - b(t)). \quad (12)$$

如果 $b(t)$, $c(t)$ 足够纯净, (12) 式可以作为 ERP 响应 $e(t)$ 的估计.

分离模型说明所有刺激和非靶刺激平均信号中存在共模干扰成分, 而差异波方法则利用了其差异刚好反映真实 ERP 信号的事实.

2.4 实验数据

实验数据来自于由 4 名被试参与的 ERP BCI 实验^[26]和 BCI Competition 的公开数据. 共得到 6 名被试的 6 组数据, 分别记为 S1, S2, S3, S4, S5, S6, 其中 S1~S4 对应了 ERP BCI 实验中 SOA 为 160 ms 的条件下 4 名被试的数据, S5 来自于 BCI Competition II 的 dataset IIB, S6 来自于 BCI Competition III 中 dataset II 的 Subject A. S5 和 S6 的 SOA 为 175 ms. 这 6 组数据均采用经典的 P300 Speller 实验范式^[15], 仅在采样率和 SOA 等实验参数上存在差异. 根据 Treder 等^[3]的研究, 本文选择中央 — 顶区的 Fz, Cz 导联以观察 P2 和 P3 成分, 并选择枕区的 O1, O2 导联以观察 P1, N1, N2 成分 (对于 S5 和 S6 则分别选择顶 — 枕区的 PO7, PO8 导联).

3 结果与讨论

3.1 实验结果

使用一个截止频率为 0.5 Hz 的 5 阶 Butterworth 高通滤波器和一个截止频率为 40 Hz 的 8 阶 Butterworth 低通滤波器先后对采集到的连续数据进行预处理, 而后按照各刺激的发生时刻对滤波后的信号进行长度为 1 s 的分段处理. 将靶刺激、非靶刺激和所有刺激对应的分段数据分别进行叠加平均, 得到各自对应的平均信号. 最后, 根据所建立的模型对其中的真实 ERP 成分进行分离.

各数据集对应的靶刺激次数分别为 780, 1080, 1080, 540, 1170, 2550 个, 非靶刺激数量是靶刺激的 5 倍. 如图 1(a) 所示, 细实线给出了被试 S5 在 PO7 导联处原始包含干扰的 ERP 信号, 从中可以看出明显的周期性干扰现象, 而较难准确判断所包含的 ERP 成分及估计对应的幅度和潜伏期. 图 1(a) 中的粗实线给出了差异波的处理结果, 从中则可以清楚的观察到其中的 N1 和 P3 成分, 而计算差异波所用的非靶刺激和所有刺激分别对应的平均信号在图 1(b) 中给出. 图 1(c) 给出了被试 S6 在 Fz 导联处利用 Toeplitz 方法的分离结果, 可以看出 Toeplitz 方法从非靶刺激平均信号中恢复出了 ERP 成分.

使用本文提出的方法对各数据集中的 ERP 信号进行分离, 结果如图 2 所示, 其中细实线、粗实线和虚线分别对应了靶刺激平均信号、差异波分离结果和 Toeplitz 方法分离结果. 可以看出, 对于大部分数据集, 差异波方法有效的抑制了混叠效应, 突出了平均信号中的 ERP 成分, 同时也得到了比较平稳的基线. 以 S1 为例, 与原始平均信号相比, Cz 导联处的 P2, N2, P3 成分和 O2 导联处的负成分均得到了较好的分离. 对于 S2, 在 O1, O2 导联处的 P2, N2 成分也得到了更好的呈现. 这使得进一步的 ERP 分析更加真实可靠. 而对于 S4 的 O1 导联, N1, N2 成分得到了分离, 而 N1 成分在原始信号中几乎淹没于混叠效应而无法被直接观察. 需要注意的是, 对于 S1, Fz 导联处分离结果的基线不够平稳, 这可能是信号中的其他干扰造成的. 因此, 为确定某一 ERP 成分, 仍需要在后续的 ERP 分析中结合

图 1 ERP BCI 中的 ERP 信号

Figure 1 ERP signals in the ERP BCI. (a) The interfered ERP signal and the isolated result. The thin line shows the original ERP signal corresponding to the target stimuli, and the thick line gives the result isolated with difference wave methods; (b) the averaged signals corresponding to non-target stimuli (thin line) and all stimuli (dash line); (c) the ERP signal (thick line) recovered from the averaged non-target signal (dash line) with the Toeplitz method. The averaged target signal is also given (thin solid line)

脑地形图等技术进行观察. 相对于差异波方法, Toeplitz 方法虽然可以从非靶刺激平均信号中恢复出靶刺激对应的 ERP 信号, 但对于其中的混叠效应却未能有效的抑制.

3.2 讨论

3.2.1 假设条件的合理性

本文的研究在分别针对知觉效应、非靶刺激响应和叠加模型的 3 个假设条件下展开. 研究表明^[19,20] ERP BCI 中的知觉效应对靶刺激诱发成分的幅度有抑制作用, 但是潜伏期不受影响, 而本文模型中所描述的是平均信号中的 ERP 成分. 从叠加平均的意义上讲, 即使个别的单次 ERP 受到抑制, 所建立模型中的 ERP 成分依然与真实平均信号中的 ERP 成分是不同的. 关于第二个假设, 即忽略非靶刺激响应, 在 ERP 研究中一般认为平均信号中非靶刺激诱发的响应处于基线水平, 而在 ERP BCI 中尚未见有相关研究. 非靶刺激响应可能包含了反映早期视觉加工的成分, 在当前的 ERP BCI 实验范式下较难进行准确衡量, 但它的存在可能有助于解释某些通道干扰强度过大的现象. 第三个假设认为 ERP 响应满足叠加模型. 实际的 ERP 响应既可能是叠加模型, 也可能是抑制模型或者是替代模型. 叠加模型指两个连续的 ERP 响应满足线性叠加的关系, 抑制模型指第一个刺激或 (与) 第二个刺

图 2 ERP 信号分离结果

Figure 2 The isolated ERP results of the experimental data. Data from four channels are shown for each of the six participants. The thin solid lines, the bold solid lines and the dotted lines correspond respectively to the averaged target signal, the results isolated with the difference wave method and the results isolated with the Toeplitz method

激所诱发的响应被抑制, 而替代模型指第二个刺激所诱发的响应替代了前面的响应. 真实情况可能与产生诱发响应的神经元的活动特性有关, 尚缺乏直接的证据. 而关于 AB 和 RB 的研究结果^[27,28]为抑制模型提供了一定的支持. 和第一个假设的情况类似, 从叠加平均的意义上讲, 抑制模型也可以使用叠加模型来描述. 然而, 如果 ERP 响应之间是替代模型的关系, 从信号建模的角度讲, 前面一个靶刺激诱发的响应将失去连续性, 从而较难进行进一步的分析. 因此, 本文的 3 个假设既具有一定的合理性, 同时也简化了模型.

3.2.2 模型对数据的解释

根据所建立的模型, 在 ERP BCI 平均信号中观察到的周期与刺激间隔时间相同的低幅度振荡是由于 ERP 成分的叠加效应造成的, 其幅度仅为 ERP 成分的 p 倍. 从图 2 所示的 ERP 信号分离结果看, 在大部分情况下, 尤其对于中央—顶区的 Fz, Cz 导联, 基本符合这一规律. 同时, 通过差异波方法和 Toeplitz 方法均从真实数据中恢复出了 ERP 成分, 这也说明了所建立模型的合理性. 需要注意

的是, 对于 S1 的 O1 和 O2 导联和 S5 的 PO7 和 PO8 导联, 这一振荡强度要大大高于模型预测的结果. 在图 2 的结果中, 振荡强度较高的导联均位于顶枕区的视皮层上方, 因此它们可能包含了其他未知的响应成分. 这有待进一步研究.

根据本文的研究结果, 差异波方法可以有效的分离出平均信号中的 ERP 成分. 在已有研究中所使用的相减技术计算了靶刺激和非靶刺激对应平均信号之差^[3,13,23], 这实质上与本文所提出的差异波方法 ((12) 式) 是一致的. 从信号处理的角度讲, 差异波方法虽然可以抑制信号中的共模成分, 但对其中的脑电噪声却进行了一定程度的放大. 下一步的研究可以完善模型的求解方法, 以得到更好的结果.

4 结论

本文针对脑机接口中进行 ERP 成分分析时产生的周期性干扰进行研究, 提出了 ERP 分离模型, 同时研究了模型的求解方法. 所提出的模型对平均信号中的周期性干扰给出了合理解释, 而基于此模型提出的 ERP 分离方法则有效的抑制了平均信号中的混叠效应, 并分离出 ERP 成分. 本文的研究表明了差异波处理方法对 ERP BCI 成分分析的可行性和有效性, 并进一步为脑机接口的认知研究提供保障.

参考文献

- 1 Lebedev M. Brain-machine interfaces: an overview. *Transl Neurosci*, 2014, 5: 99–110
- 2 Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin Neurophysiol*, 2002, 113: 767–791
- 3 Treder M S, Blankertz B. (C)overt attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface. *Behav Brain Funct*, 2010, 6: 28
- 4 Bianchi L, Sami S, Hillebrand A, et al. Which physiological components are more suitable for visual ERP based brain-computer interface? A preliminary MEG/EEG study. *Brain Topogr*, 2010, 23: 180–185
- 5 Houdayer E, Degardin A, Salleron J, et al. Movement preparation and cortical processing of afferent inputs in cortical tremor: an event-related (de) synchronization (ERD/ERS) study. *Clin Neurophysiol*, 2012, 123: 1207–1215
- 6 Delgado Saa J F, Cetin M. Discriminative methods for classification of asynchronous imaginary motor tasks from EEG data. *IEEE Trans Neur Syst Reh*, 2013, 21: 716–724
- 7 Muller-Putz G R, Pfurtscheller G. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. *IEEE Trans Bio-Med Eng*, 2008, 55: 361–364
- 8 Guo C, Gao X R. Eye gaze tracking based on analysis of electrooculography and steady-state visual evoked potentials. *Chin J Bio-Med Eng*, 2012, 31: 382–387 [郭琛, 高小榕. 基于眼电和稳态视觉诱发电位分析的目光跟踪方法. *中国生物医学工程学报*, 2012, 31: 382–387]
- 9 Polich J. Neuropsychology of P300. In: Luck S J, Kappenman E S, eds. *The Oxford Handbook of Event-Related Potential Components*. New York: Oxford University Press, 2012. 159–188
- 10 Postelnicu C C, Talaba D. P300-based brain-neuronal computer interaction for spelling applications. *IEEE Trans Bio-Med Eng*, 2013, 60: 534–543
- 11 Farwell L A, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroen Clin Neuro*, 1988, 70: 510–523
- 12 Sellers E W, Krusienski D J, McFarland D J, et al. Noninvasive brain-computer interface research at the Wadsworth Center. In: Dornhege G, Millan J d R, Hinterberger T, et al, eds. *Toward brain-computer interfacing*. Cambridge MA: The MIT Press, 2007. 31–42
- 13 Shishkin S L, Ganin I P, Basyul I A, et al. N1 wave in the P300 BCI is not sensitive to the physical characteristics of stimuli. *J Integr Neurosci*, 2009, 8: 471–485

- 14 Yuan P, Gao X R, Allison B, et al. A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces. *J Neural Eng*, 2013, 10: 026014
- 15 Donchin E, Spencer K M, Wijesinghe R. The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. *IEEE Trans Rehabil Eng*, 2000, 8: 174–179
- 16 Zhang Y, Zhou G, Zhao Q, et al. Spatial-temporal discriminant analysis for ERP-based brain-computer interface. *IEEE Trans Neur Syst Reh*, 2013, 21: 233–243
- 17 Huang L, Li R, Gu J. EEG signals classification based on AR model and SVM algorithm. *Sci Technol Rev*, 2013, 31: 24–27 [黄璐, 李然, 谷军. 基于 AR 模型和 SVM 的脑电信号分类. *科技导报*, 2013, 31: 24–27]
- 18 Li M A, Cui Y, Yang J F, et al. An adaptive multi-domain fusion feature extraction with method HHT and CSSD. *Acta Electron Sin*, 2013, 41: 2479–2486 [李明爱, 崔燕, 杨金福, 等. 基于 HHT 和 CSSD 的多域融合自适应脑电特征提取方法. *电子学报*, 2013, 41: 2479–2486]
- 19 Citi L, Poli R, Cinel C. Documenting, modelling and exploiting P300 amplitude changes due to variable target delays in Donchin's speller. *J Neural Eng*, 2010, 7: 056006
- 20 Salvaris M, Sepulveda F. Perceptual errors in the Farwell and Donchin matrix speller. In: *Proceedings of the 4th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, Antalya, 2009. 275–278
- 21 Martens S M M, Hill N J, Farquhar J, et al. Overlap and refractory effects in a brain-computer interface speller based on the visual P300 event-related potential. *J Neural Eng*, 2009, 6: 026003
- 22 Townsend G, Lapallo B K, Boulay C B, et al. A novel P300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: moving beyond rows and columns. *Clin Neurophysiol*, 2010, 121: 1109–1120
- 23 Liu Y, Zhou Z, Hu D. Gaze independent brain-computer speller with covert visual search tasks. *Clin Neurophysiol*, 2011, 122: 1127–1136
- 24 Wei J H, Luo Y J. *Principle and Technique of Event-Related Brain Potentials*. Beijing: Science Press, 2010. 177–178 [魏景汉, 罗跃嘉. *事件相关电位原理与技术*. 北京: 科学出版社, 2010. 177–178]
- 25 Duncan C C, Barry R J, Connolly J F, et al. Event-related potentials in clinical research: guidelines for eliciting, recording, and quantifying mismatch negativity, P300, and N400. *Clin Neurophysiol*, 2009, 120: 1883–1908
- 26 Qiu T S, Ma Z. SOA perturbation in visual P300 brain computer interfaces. *J Data Acquisit Process*, 2013, 28: 539–545 [邱天爽, 马征. 视觉 P300 脑机接口中的 SOA 扰动现象. *数据采集与处理*, 2013, 28: 539–545]
- 27 Chun M M. Types and tokens in visual processing: a double dissociation between the attentional blink and repetition blindness. *J Exp Psychol Hum Percept Perform*, 1997, 23: 738–755
- 28 Koivisto M, Revonsuo A. Comparison of event-related potentials in attentional blink and repetition blindness. *Brain Res*, 2008, 1189: 115–126

附录 A

证明 (5) 式.

假设 (1) 式中的刺激序列 K_n 是一个白噪声过程 (一些 ERP BCI 根据 TTI 效应对 K_n 进行了干预, 本文的研究不涉及这种情况), 则 $K_n = \gamma$, $\gamma \sim B(p)$. 显然 Θ_m 对应了 K_n 中间距为 m 且两端为 1 的序列, 记为 Φ_m . 用 Φ_m^l 表示此序列中含有 l 个 0 的情况, 其概率为 $P(\Phi_m^l) = p^{m-l+1}(1-p)^l$. 则 Φ_m 的概率

$$P(\Phi_m) = \sum_{l=0}^{m-1} P(\Phi_m^l) = \sum_{l=0}^{m-1} p^{m-l+1}(1-p)^l = p^2(p + (1-p))^{m-1} = p^2.$$

长度为 M 的序列所包含的间距为 m 的所有子序列的总数为 $(M-m)$ 个, 则 $E\left[\frac{\theta_m}{M-m}\right] = P(\Phi_m) = p^2$, 从而 $E[\theta_m] = (M-m)p^2$. 当 M 足够大时, 可以近似认为 $\theta_m \doteq E[\theta_m] = (M-m)p^2$.

附录 B

证明 (8) 式.

非靶刺激的平均信号 $b(t) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L x(t + \beta_l \Delta) = b_s(t) + b_u(t)$. 考虑信号项 $b_s(t)$.

$$b_s(t) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L e(t + (\beta_l - \alpha_k) \Delta) = \frac{1}{L} \sum_{\substack{m=-(M-1), \\ m \neq 0}}^{M-1} \tilde{\theta}_m e(t + m\Delta),$$

其中, $\tilde{\theta}_m = \text{card}(\tilde{\Theta}_m)$, $\tilde{\Theta}_m = \{(\beta_l, \alpha_k) | \beta_l - \alpha_k = m; \beta_l \in B; \alpha_k \in A; l = 1, \dots, L; k = 1, \dots, K\}$.

同样, 用随机过程 K_n 描述, (β_l, α_k) 对应了第 β_l 处为 0, 而第 α_k 处为 1 的序列, 将其记为 $\tilde{\Phi}_m$. 其发生概率为 $P(\tilde{\Phi}_m) = (1-p)p$. 则 $\tilde{\theta}_m \doteq E[\tilde{\theta}_m] = (M - |m|)(1-p)p$.

从而

$$\begin{aligned} b_s(t) &= \frac{1}{L} \sum_{\substack{m=-(M-1) \\ m \neq 0}}^{M-1} (M - |m|)(1-p)pe(t+m\Delta) \\ &= \sum_{m=1}^{M-1} \left(1 - \frac{m}{M}\right) p(e(t+m\Delta) + e(t-m\Delta)), \quad t \in [0, t_e]. \end{aligned}$$

和靶刺激对应情况一样, 上式中的衰减系数 $\lambda(m) = (1 - \frac{m}{M})p \approx p$, $m \leq M_0$. 从而

$$b_s(t) \doteq p \sum_{m=1}^{M_0} (e(t+m\Delta) + e(t-m\Delta)).$$

附录 C

证明 (11) 式.

将 (10) 式写成线性方程组形式 $\mathbf{W}\mathbf{e} = \mathbf{b}$, 其中 $\mathbf{W}$ 是一个 Toeplitz 矩阵, 由向量 $\mathbf{w}$ 生成, $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^N$, $\mathbf{w}^T$ 和 $\mathbf{w}$ 分别构成了 $\mathbf{W}$ 的第一行和第一列, $\mathbf{w} = [\underbrace{0, \dots, 0}_{\delta-1 \uparrow 0}, \underbrace{p, 0, \dots, 0}_{\delta-1 \uparrow 0}, p, 0, \dots]^T$, $\mathbf{e} = [e(0), e(1), \dots, e(N-1)]^T$, $\mathbf{b} = [b(0), b(1), \dots,$

$b(N-1)]^T$.

如果将观测数据长度 N 截取为 δ 的整数倍, 即 $N = (M_0 + 1)\delta$. 此时, $\mathbf{W}$ 可写成如下分块阵的形式:

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}_\delta & p\mathbf{I}_\delta & \cdots & p\mathbf{I}_\delta \\ p\mathbf{I}_\delta & \mathbf{0}_\delta & \cdots & p\mathbf{I}_\delta \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p\mathbf{I}_\delta & \cdots & \cdots & \mathbf{0}_\delta \end{pmatrix}_{(M_0+1) \times (M_0+1)},$$

其中, $\mathbf{I}_\delta$ 为 $\delta \times \delta$ 的单位阵, 而 $\mathbf{0}_\delta$ 为 $\delta \times \delta$ 的零阵.

令

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} \alpha\mathbf{I}_\delta & \beta\mathbf{I}_\delta & \cdots & \beta\mathbf{I}_\delta \\ \beta\mathbf{I}_\delta & \alpha\mathbf{I}_\delta & \cdots & \beta\mathbf{I}_\delta \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta\mathbf{I}_\delta & \cdots & \cdots & \alpha\mathbf{I}_\delta \end{pmatrix}_{(M_0+1) \times (M_0+1)}.$$

同时令

$$(\mathbf{W} \cdot \mathbf{V})_{ij} = \begin{cases} \mathbf{I}_\delta, & i = j, \\ \mathbf{0}_\delta, & i \neq j, \end{cases}$$

可建立关于 α, β 的方程组, 并解得 $\alpha = (1 - M_0)/(pM_0)$, $\beta = 1/pM_0$, 且 $\mathbf{V} = \mathbf{W}^{-1}$.

可以看出, $\mathbf{V}$ 同样是一个 Toeplitz 矩阵. 因此, (10) 式的解存在, 且为 $\mathbf{e} = \mathbf{V}\mathbf{b}$. 将此解写成离散方程的形式即可得到 (11) 式.

An isolation model of event-related potentials in brain-computer interfaces

MA Zheng & QIU TianShuang*

Department of Biomedical Engineering, Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

*E-mail: qiutsh@dlut.edu.cn

Abstract The underlying neural cognitive basis of brain-computer interfaces (BCIs) can be revealed by event-related potentials (ERPs) analysis, which provides another way of perceiving the extraordinary advancements in the BCI field. However, the stimulus onset asynchronies in BCIs are far shorter than those in traditional ERP studies. Moreover, strong periodic disturbances can be observed in averaged BCI signals; these cause difficulties in evaluating ERP component parameters such as amplitudes and latencies, which are required for ERP analysis. The mechanisms of such disturbances, as well as the methods to suppress them, are still unknown in the literature. In this study, an ERP signal isolation model of a BCI was built, which demonstrated that the overlapping effect of ERP components contributed to the periodic disturbances. To isolate ERP components from the contaminated signals, a Toeplitz method and difference-wave method were further proposed for the solution of the model. Experimental results showed that, by using the Toeplitz method, ERP components could be recovered from the averaged signal corresponding to the non-targets of the BCI; meanwhile, the difference wave exhibited a strong ability to suppress the overlapping effect, and ERP signals with relatively flat baselines could be obtained. These results validated the rationality of the proposed model. The study provides grounds for the explanation and suppression of the periodic disturbances in ERP analyses, while providing reasonable support for cognitive research of BCI.

Keywords brain-computer interface, event-related potentials, signal model, cognition, P300

MA Zheng was born in 1984. He received his B.S. degree in electronic engineering from Dalian University of Technology in 2006. Currently, he is a Ph.D. student in the Department of Biomedical Engineering at Dalian University of Technology. His research interests include brain-computer interfaces and biomedical signal processing.

QIU TianShuang was born in 1954. He received his Ph.D. degree in electrical engineering from Southeast University in 1996. He was a Research Scientist with Dalian Institute of Chemical Physics, Chinese Academy of Sciences, during 1983 and 1996. Currently, he is a Professor in the Department of Biomedical Engineering, Dalian University of Technology. His research interests include brain-computer interfaces, non-Gaussian and nonstationary signal

processing, radio frequency signal processing, and biomedical signal processing.