

视觉空间注意事件相关电位的协同学分析

尹刚, 尧德中

(电子科技大学生命科学与技术学院, 成都 610054)

摘要: 在用事件相关电位 (event-related potentials, ERP) 研究视觉空间注意问题时, 直接观察 ERP 数据就可得出, 空间注意的主要作用是对视觉信息处理的调制, 它出现在刺激开始后大约 80~250 ms, 主要表现为枕叶的 P1、N1 和 P2 波有明显的增强但它们的潜伏期没有变化。采用基于协同学的时空模式分解方法, 把视觉空间注意 ERP 分解为 3 个模式成分。结果表明, 注意不仅使模式 1 的第一个正波成分 (P11)、第一个负波成分 (N11) 以及第二个正波成分 (P12) 增强, 还使模式 3 的第一个正波成分 (P31) 的潜伏期缩短。用探照灯模型对这些现象作了初步解释, 说明该方法是研究注意 ERP 的一种有潜力的新方法。

关键词: 协同学; 空间注意; ERP; 探照灯模型

中图分类号: Q421

1 引言

为了分析人类认知 (如空间注意) 过程中脑神经的活动, 我们不仅要找出脑神经活动的‘源’, 而且还要找到相应‘源’的活动时程。尽管脑成像技术已经有了很大的发展, 如 fMRI 已能提供毫米量级的空间分辨率, 但它的时间分辨率很低。虽然脑电 (EEG) 和脑磁 (MEG) 的空间分辨率还不理想 (厘米量级), 但它们具有可跟踪大脑信息处理过程的高时间分辨率 (毫秒量级), 至今仍被当作窥视脑功能的一个重要窗口。在现行的研究中, 人们往往以数据驱动的方式来研究 EEG/MEG 信号, 其典型特征是把 EEG/MEG 信号的时间与空间方面的信息分别处理, 忽视了两者的有机联系^[1]。同时, 脑电时空分解的现行研究中往往是以线性分解为主, 其中最具有代表性的两种时空分解方法为基于 PCA 的时空分解^[2,3]和基于空间微状态的分解^[4,5], 这些方法没有考虑到脑功能中的非线性相互作用。Uhl 等^[6,7]在 1998 年提出了基于协同学的 EEG/MEG 信号的时空模式分解分析方法, 为脑电的分析处理展示了一条新的途径。本文就是利用这一新的方法, 对视觉空间注意问题进行的新探索。视觉空间注意的事件相关电位 (ERP) 为人类视觉处理包括空间注意作用提供了重要的电生理时程信息, 视觉 ERP 早期成分主要有 P1 (80~130 ms) 和 N1 (140~200 ms) 成分。有研究表明, 对空间的注意会使 P1 与 N1 成分变大, 而 P1 与 N1 的潜伏期保持不变, 对应的头表电位分布也不变^[8,9]。这种现象可被解释为在刺激开始后的 80~200 ms 之间, 空

间注意加强了被选择的沿视觉通路传输的信号的程度, 使得信号的信噪比得以提高, 以便从相关的视野中提取更多的信息^[10]。

我们注意到, 现有文献中对空间注意 ERP 的分析是以数据为核心的, 如关于注意增强 P1 与 N1 成分的结论就是以枕部个别电极的记录波形为依据而得出的。由于大脑是一个分布式的信息处理系统, 有关的脑功能是多多个脑区协同工作的结果, 因此, 进一步采用时空动力学模式分解的方法, 从整体上把握脑的功能 (如注意的机理) 具有明显的意义。本文以下的工作就是在这方面进行的一个尝试。

2 方法原理

2.1 基于协同学原理的模式分解

Haken^[11]的协同学理论的基础可表述为: 任何一个大的复杂系统都是由其内部非线性相互作用的子系统构成的, 因此引入状态变量 Q 来描述这个复杂系统, 它满足如下的微分方程:

$$\dot{Q}(t) = D[Q, c] + F(t) \quad (1)$$

其中 D 为一非线性方程算子, c 为该系统的控制参

收稿日期: 2003-08-07

基金项目: 973 项目 (2003CB71610), 国家自然科学基金项目 (90208003), 教育部科学技术研究重点项目 (02065), 高等学校博士学科点专项科研基金, 霍英东基金 (91041)

通讯作者: 尧德中, 电话: (028)83206124

E-mail: dyao@uestc.edu.cn

数, $F(t)$ 为与时间相关的噪音项。在控制参数 c 的临界量附近, 一个高维的复杂系统可用一个低维的参数集描述。

状态变量 Q 可用状态量 V_i 和时间相关的幅度 $\xi_i(t)$ 的低维叠加概述

$$Q \approx \sum_i \xi_i(t) V_i \quad (2)$$

显然, 方程 (2) 展示了一个基于协同学的模式分解。其中 $\xi_i(t)$ 满足郎之万方程:

$$\dot{\xi}_i = d_i[\{\xi_j\}] + f_i(t) \quad (3)$$

其中 d_i 为一非线性方程, $f_i(t)$ 为噪音。

2.2 EEG 信号的模式分解

在微观意义上, 大脑可以被看成是由无数个相互作用的神经元构成的复杂系统。而在讨论诸如注意等高级功能时, 则可以认为, 大脑拥有多个功能区, 每个功能区对应了大脑的特殊功能, 而功能区之间是协同工作完成有关的认知过程, 从而为协同学原理的应用奠定了生理的基础^[6]。

在这里我们取状态变量 Q 为头表脑电记录 ERP, 根据 (2) 式, 它可以被分解为一个与空间分布有关的状态量和一个与时间相关的幅度, 空间分布的状态量对应于头表面的电位场分布, 而与时间相关的幅度代表了头表电位场分布的活动过程。

$$Q \approx \sum_{i=1}^N \vec{x}'_i(t) v_i \quad (4)$$

其中 N 为模式的个数, Q 代表了所测的 ERP 信号, 模式 v_i 代表了头表的空间场分布, $\vec{x}'_i(t)$ 代表了空间模式 v_i 的活动过程。

模式的相互作用可以假设为以下的微分方程:

$$\dot{\vec{x}}_i(t) = d_i[\{\vec{x}_j(t)\}] \quad (5)$$

在这里, ERP 信号是经过了迭加平均和低通滤波处理的结果, 信噪比较高, 因此忽略了 (3) 式中的噪音项 $f_i(t)$ ^[6], d_i 为一非线性方程, $\dot{\vec{x}}_i(t)$ 代表向量 $\vec{x}_i(t)$ 关于时间的微分。

微分方程 (5) 可采用如下的三阶多项式近似^[6]:

$$\begin{aligned} \dot{\vec{x}}_i(t) = d_i[\{\vec{x}_j(t)\}] = & \sum_{j=1}^N a_{ij} \vec{x}_j(t) + \sum_{j=1}^N \sum_{k=j}^N a_{ijk} \vec{x}_j(t) \cdot \vec{x}_k(t) + \\ & \sum_{j=1}^N \sum_{k=j}^N \sum_{l=k}^N a_{ijkl} \vec{x}_j(t) \cdot \vec{x}_k(t) \cdot \vec{x}_l(t) \end{aligned} \quad (6)$$

可以看出如上基于方程 (4) ~ (6) 的 ERP 时空模式分解, 既考虑到了认知过程中各个功能区的相互作用, 又使得分解结果同时兼容了 ERP 的空间和时间信息, 对从整体上把握脑电的时 - 空演化过程具有重要的意义。有关算法的具体细节请参考文献^[6,7]以及附录 1 中的说明。

3 应用效果

3.1 数据收集^[12]

3.1.1 被试

10 名视力正常或矫正后正常的研究生与本科生参加了本实验。其中男性 7 人, 女性 3 人, 年龄为 22~34 岁, 均为右利手。

3.1.2 实验过程

屏幕距被试 60 cm, 背景色为黑色, 背景高 9.0° 视张角, 宽 22.7° 视张角, 实验过程中屏幕中间始终呈现一个绿色的十字作为注视点。刺激图形为圆形的黑白棋盘格, 大的棋盘格视觉张角为 1.5°, 小棋盘为 1.0°, 刺激图形中心距注视点 3°, 以上图像由 NEUROSCAN 公司的 STIM 软件包产生, 并由它产生随机刺激序列, 刺激呈现时间为 17 ms。刺激时间间隔 (ISI) 随机分布在 350~550 ms 之间。实验在安静、光线较弱的室内进行, 棋盘按左、右侧视野等概率地出现在屏幕一侧的水平子午线上。包含 16 组实验, 每组由两侧数目相等的共 100 个刺激图形组成, 其中 80 个大棋盘为标准刺激, 20 个小棋盘为靶刺激, 被试的任务是在盯住注视点的条件下, 注意左或右侧视野, 并对注意视野的靶刺激做按键反应, 在实验前进行 2 组练习。

对每种数据进行叠加平均和低通滤波处理后得到表 1 所示的 4 组 ERP 数据。(实验原始记录是 120 道脑电信息, 剔除一个坏道, 实际数据为 119 道, 采样频率为 250 Hz, 采样时间为 600 ms。)

Table 1 List of the ERP data

Data	Attention	Targets
Data1	right	right
Data2	right	left
Data3	left	left
Data4	left	right

3.2 数据处理方法

采用模式分解的方法处理 ERP 与基于数据的 ERP 分析方法不同。基于数据的 ERP 分析方法是选取某一道或几道有代表意义的 ERP 信号进行分析^[8,12]，并在直观上认为这些电极代表了特定的大脑区域的活动。基于时 - 空模式分解的方法得到的

空间分布模式代表的是参与某一认知过程的主要脑区的整体的活动，是总体性的或区域性的概念，而对应的时间过程不再是某一电极的记录信号，而是这个不变的空间分布的整体的幅度变化过程。如后面图 1、2、3、4 所示，在这里，原始的 ERP 记录（图略）被分解成了三个空间模式 (v_1, v_2, v_3)

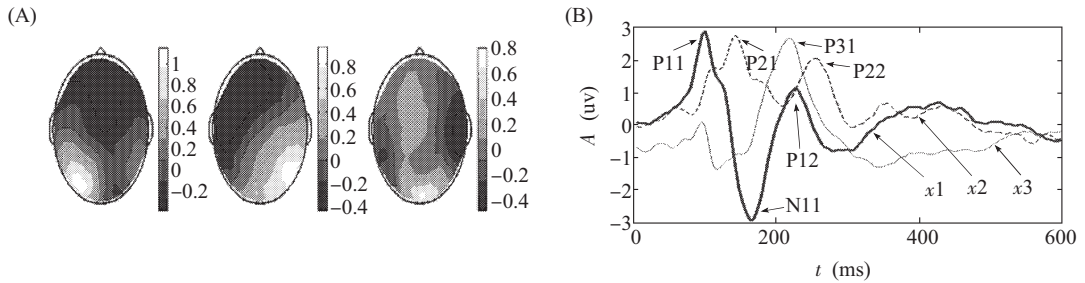


Fig.1 Attended to right visual field and targets presented in right visual field. (A) The spatial distribution of modes; (B) The time course of modes

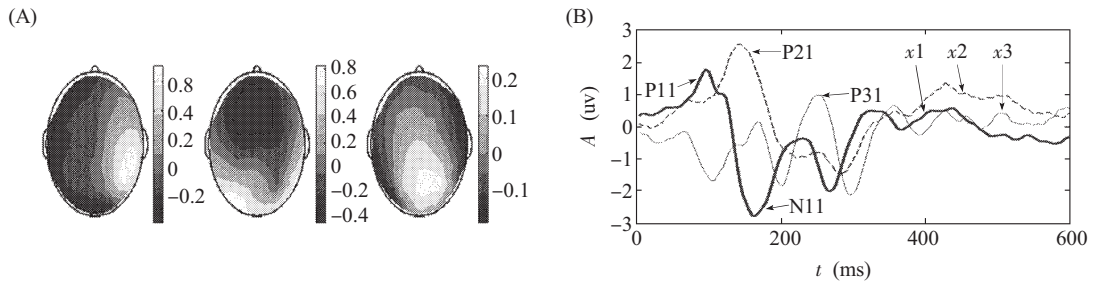


Fig.2 Attended to right visual field and targets presented in left visual field. (A) The spatial distribution of modes; (B) The time course of modes

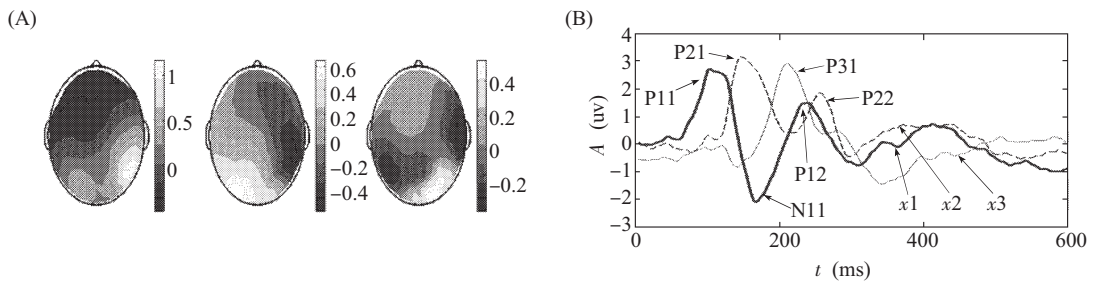


Fig.3 Attended to left visual field and targets presented in left visual field. (A) The spatial distribution of modes; (B) The time course of modes

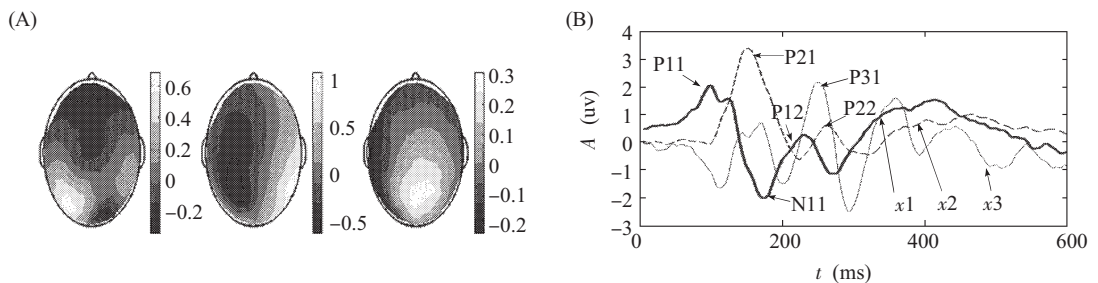


Fig.4 Attended to left visual field and targets presented in right visual field. (A) The spatial distribution of modes; (B) The time course of modes

按随时间变化的强度 (x_1, x_2, x_3) 的叠加。

由于模式分解中涉及的参数很多, 是一个典型的多参数优化过程, 本工作采用了遗传算法^[13], 它具有较好的鲁棒性, 能较快速而又可靠地给出结果^[14]。在方法的应用中, 模式数目 (式(4)中的 N) 和初值的选择对结果有重要的影响, 而现阶段尚没有有效地选取模式数目和初值的方法^[6]。在本工作中, 我们基于对问题的初步判断, 即信号中应该有“刺激、注意和对注意的调控成分”三类基本信息, 将模式的数量选择为 3 (选取过多的模式会导致优化计算和解释的困难^[6,7])。我们对每组数据分别做了 10 次优化运算, 然后以 10 次处理的平均作为结果, 并把 10 次结果的方差作为刻画分解效果的收敛性指标。下述表 2 所示的较小的方差表明, 我们得到了比较稳定可靠的结果, 为以下进行客观的数据解释奠定了基础。

3.3 时空模式分解结果

对表 1 中四组数据的分解结果如图 1、图 2、

图 3 和图 4 所示。在图中, 我们按出现的先后次序对主要的成份进行了编号, 如 P11 表示第一个模式的第一个正波成份, N11 表示第一个模式的第一个负波成份, 空间模式 v_1, v_2, v_3 与相应的时间过程 x_1, x_2, x_3 分别对应。

表 2 给出了 10 次模式分解结果的方差和相对误差, 较小的方差和误差表明, 本工作进行的模式分解过程是稳定的。较小的相对误差表明, 有关结果对于定性研究注意问题是合适的。其中方差和相对误差的详细计算请参考附录 2 中的说明。

图 1、图 2、图 3、图 4 和表 2 给出的分解结果表明, 视觉空间注意 ERP 可以大致地分解为左枕叶区的活动、右枕叶区的活动以及枕叶之间和前额叶的活动共三个基本的活动模式。在不同的时刻这三个模式活动的强度不一样。显然, 这种分解方式更紧密地联系了时间和空间的信息。有关这几种情况的差异和它们蕴涵的功能意义将在下一小节予以讨论。

Table 2 Efficiency of the ERP spatiotemporal decomposition

Data	Variance of mode (σ_v^2)	Variance of course (σ_x^2)	Total variance (σ^2)	Relative error (ε)
Data1	0.0462	0.1826	0.1884	14.82%
Data2	0.0429	0.3694	0.3719	8.57%
Data3	0.0432	0.2438	0.2476	9.21%
Data4	0.0226	0.1771	0.1785	12.08%

4 有关空间注意的讨论

4.1 注意增强 P11、N11 和 P12

在对注意问题的研究中, 现行的研究方法普遍采用了注意状态和非注意状态的脑电记录的直接对比^[12], 为了进一步突出注意的作用, 文献中常使用基于数据的相减方法来得到注意的影响^[15]。但这种直接对比的方法是基于对单个电极的比较, 未提供注意过程中的空间信息。为了便于与现行相减法对

比, 我们选取模式分解后的同一个模式进行相减处理。由于模式分解结果中的空间模式 \vec{v}_i 和其对应的

时间过程 $\vec{x}_i(t)$ 满足方程 $Q \approx \sum_{i=1}^N \vec{x}_i(t) \vec{v}_i$, 因此为了统一反映时间过程 $\vec{x}_i(t)$ 或空间模式 \vec{v}_i 的大小, 在下面的相减过程中我们采用了时间过程相减时把空间模式归一化、空间模式相减时把时间过程归一化的处理 (具体归一化过程见附录 3)。图 5A、B 分别为 Data1 分解后的模式 v_1 以及对应的

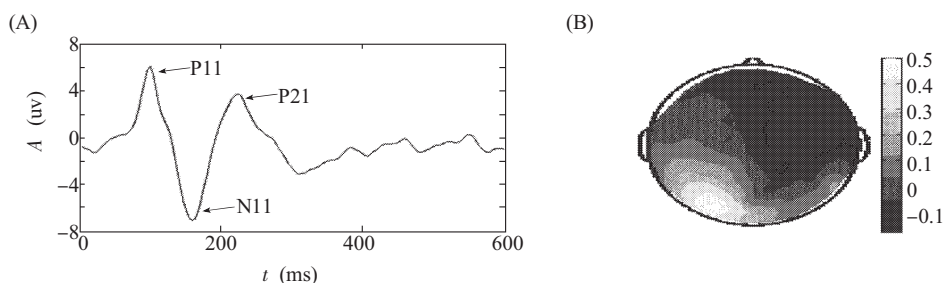


Fig.5 Results of modes subtraction. (A) (Data1- x_1)-(Data4- x_1); (B) (Data1- v_1)-(Data4- v_1)

(图 1 中的 $v_{1,x1}$) 与 Data4 分解后的模式 v_1 以及对应的时间过程 x_1 (图 4 中的 $v_{1,x1}$) 相减后的时间过程和空间分布。

可以清楚地看到, 注意使 P11、N11 及 P12 明显增强, 但对各成分的潜伏期没有明显的影响。从图 5A 可见, 这里的 P11、N11、P12 与枕叶电极 102 记录^[12]的 P1、N1、P2 是对应的。传统的对比法是, 选取与刺激物对应的初级视皮层外的左侧枕叶的一个代表性电极 (如 102 电极) 进行注意和非注意的对比。而图 5B 则说明注意的影响表现为以左侧枕叶兴奋为主的一个空间模式。

4.2 注意对 P21 的影响

在图 1、图 2、图 3 和图 4 中, 可以看到四种情况下的 P21 的幅度都比较大, 而且它们的潜伏期没有明显的变化。由于这四种情况中都有注意的参与, 因此可以认为注意对 P21 有影响。其中图 1 和图 3 的 P21 可能是受较大 P11 (图 1 中 B 和图 3 中 B) 的后续影响而有比较大的幅度, 而图 2 和图 4 中的 P21 则可能是由于空间注意的直接调控的结果, 因此也有较大的幅度。产生 P21 的空间模式

v_2 是以刺激视物的同侧枕叶皮层反应为主的模式, 在现行的基于数据的减法中一般未予以讨论。

4.3 注意与刺激同侧时将使 P31 的潜伏期缩短

图 6 给出了 Data1-x3 和 Data4-x3 以及 Data3-x3 和 Data2-x3 的时间过程的对比, 可以看出, 注意与刺激同侧时, 将使 P31 的潜伏期明显缩短。而对应的模式反映的兴奋区更靠近枕叶 (图 1A 中的 v_3 和图 3A 中的 v_3), 而刺激与注意不同侧时, 不仅 P31 的潜伏期变长, 且兴奋的区域更宽 (图 2A 中的 v_3 和图 4A 中的 v_3)。心理学研究表明, 识别提示下靶刺激的反应时快于无提示靶刺激的反应时^[16,17]。联系本工作中注意与刺激同侧时反应时会缩短的事实 (在这里, 有效提示对应直接对刺激的注意, 无效提示对应对刺激的忽视), 似乎可以认为 P31 是一个决策性的成分。此外, 注意与刺激同侧时的 v_3 模式的波形 x_3 较为单一, 而注意与刺激不同侧时 v_3 模式的波形 x_3 表现出了较多的振荡。这些结果都是在上面的基于数据的相减法中没有得到反映的。

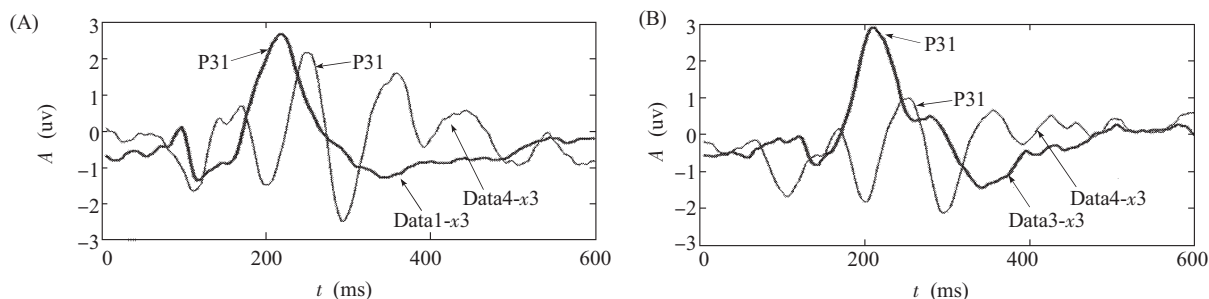


Fig.6 Results of modes comparison. (A) (Data1-x3) with (Data4-x3); (B) (Data3-x3) with Data2-x3

4.4 关于注意机制的讨论和假设

在文献中, 有多种注意的理论并存^[10,18], 如注意的探照灯模型(searchlight model)^[19]、注意的过滤器模型(filter model)^[20]等。本文以上结果似乎支持了比较经典的“探照灯”模型。在这一模型中, 注意犹如一盏心智的照明灯, 照亮注意的区域。具体的机制可能是在注意区域所对应的初级视皮层募集了较多的神经元, “准备”对可能到来的刺激做出“同步”的反应。而这种“准备”虽不会直接影响初级视皮层响应的时程, 但它提高了输入响应的信噪比。由于初级视皮层 (extrastriate) 的主要任务是基本的视觉特征与模式的表达, 而更高信噪比的表达显然有利于后续时段对目标的识别和更快地做出响应。对比图 5 和图 1、图 2、图 3、图 4 可见,

注意对 P11、N11、P12 的增强作用明显。同时可以看到, 4 种情况都有较大的 P21, 但相互间的差别不明显。我们推测其原因可能与神经元集群响应的“饱和性”有关。在未受注意时 (图 1: Data1-P21, 图 3: Data3-P21), P21 的较高幅度可能是源于 P11 兴奋, 在这种情况下 P11 因受注意调控而较大, 相应地导致 P21 也较大, 可见在这里注意对 P21 起了间接调控增大的作用; 图 2 中 Data2-P21 和图 4 中 Data4-P21 的情况, P11 未受到注意的增强作用, 但因 P21 的空间模式 (v_2) 的主要兴奋位于注意对应的视场的对侧枕叶, 如果我们假设这种“注意”募集了较多的神经元等候在那里, 则可以认为注意对此时的 P21 有直接的调控放大作用。这些分析表明, 4 种情况下的 P21 都

受到了注意的调控,且由于神经元集群的饱和性,致使他们的差异不够明显。

5 讨 论

本文借助脑电的协同学模式分解,建立了研究空间选择性注意的一种新方法。利用该方法分析不仅验证了注意会使某些成份增强但不会改变其潜伏期,而且还首次得到注意对ERP中特定成分的时程(P31)的影响,即注意与刺激同侧时会使P31潜伏期缩短,从而在电生理过程中找到了在行为实验中发现的注意时反应时会缩短的依据;其次,此方法的分解结果展示了脑功能活动模式间的非线性相互作用过程。文中对这些现象统一用探照灯模型(searchlight model)作了初步的解释。这些结果初步表明,基于协同学的模式分解方法优于传统的基于数据的方法。利用该方法有可能在ERP中挖掘出更多、更有意义的信息。而本文中得到的一些新认识也需要借助更多的实验,尤其是如fMRI等先进的成像技术加以进一步的综合验证。

参考文献:

- [1] 尧德中. 脑功能探测的电学理论与方法. 北京: 科学出版社, 2003. 309~322
- [2] Lehmann D, Michel CD. Intracerebral dipole source localization for FFT power maps. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1990,76:271~276
- [3] Jackson C, Sherratt M. A novel spatio-temporal decomposition of the EEG: derivation, validation and clinical application. *Clinical Neurophysiology*, 2004,115(2004):227~237
- [4] Koenig T, Lehmann D, Merlo MC, Kochi K, Hell D, Koukkou M. A deviant EEG brain microstate in acute, neuroleptic-naive schizophrenics at rest. *Eur Arch Psychiatry Clin Neurosci*, 1999,249:205~211
- [5] Pascual-Marqui RD, Christoph M, Lehmann D. Segmentation of brain electrical activity into microstates: mode estimation and validation. *IEEE Transactions on Engineering*, 1995,42(7): 658~665
- [6] Uhl C, Kruggel F, Opitz B, Cramon DY. A new concept for EEG/MEG signal analysis: detection of interacting spatial modes. *Human Brain Mapping*, 1998,6:137~149
- [7] Uhl C, Huff A, Kruggel F. Improvement of Source Localization by dynamical systems based modeling (DSBM). *Brain Topography*, 2001,13:219~226
- [8] Hillyard SA, Anillo-vento L. Event-related brain potentials in the study of visual selective attention. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1998,95:781~787
- [9] Hillyard SA, Mangun GR, Woldorff MG, Luck SJ. Neural systems mediating selective attention. In: Gazzaniga MS, ed. *The cognitive neurosciences*. Cambridge, MA: MIT Press, 1995. 665~681
- [10] Yao D. Computation of implicit component of ERP in attention. *Brain Topography*, 2003,16(1):65~70
- [11] Haken H. *Advanced synergetics*. 2nd ed. Berlin: Springer-Verlag, 1987
- [12] 敖新宇, 范思陆, 何逊, 陈霖. 上下视野空间选择性注意的ERP研究. *生物物理学报*, 2000,16(1):73~81
- [13] Holland JH. *Adaption in natural and artificial systems*. Ann Arbor: Michigan University Press, 1975
- [14] Kruggel F, Lohmann G. A toolkit for the analysis of multimodal brain data sets. In: Lemke HV, Inamura K, Jaffe CC, Vannier MW, ed. *Computer assisted radiology (CAR 96)*. Berlin: Springer Verlag, 1996. 323~328
- [15] Natanen R. The role of attention in auditory information processing as revealed by event-related potentials and other brain measures of cognitive function. *Behav Brain Sci*, 1990, 13:201~288
- [16] 高文斌, 罗跃嘉, 魏景汉, 彭小虎, 卫星. 固定位置区域提示下视觉注意范围等级的ERP研究. *心理学报*, 2002,34(5): 433~438
- [17] Posner MI. Orienting of attention. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 1980,32:3~25
- [18] 唐孝威, 郭爱克. 选择性注意的统一模型. *生物物理学报*, 2000,16(1):187~189
- [19] Crick F. Function of the thalamic reticular complex: the searchlight hypothesis. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1984,81: 4586~4590
- [20] Haberlandt K. *Cognitive psychology*. 2nd ed. Boston: Allyn and Bacon, 1997. 64~68

STUDY ON VISUAL SPATIAL ATTENTION EVENT RELATED POTENTIALS BASED ON SYNERGETICS ANALYSIS

Yin Gang, Yao De-zhong

(School of Life Science & Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: It can be derived directly through observing the visual event-related potentials (ERP) data that the main function of spatial attention is the modulation of visual signal processing when the mechanism of visual spatial attention is investigated with ERP. The visual ERPs consisted of several characteristic voltage deflections emerging about 80 ms after the stimulus onset that include the P1 (80~130 ms), N1 (140~200 ms) and P2 (200~250 ms) components. Directing attention to the location of a stimulus typically results in an amplitude enhancement of the P1 and N1 components evoked by that stimulus with little or no change in component latencies or scalp distributions. The spatiotemporal signal decomposition based on synergetic was applied into visual ERP data analysis, three spatial modes were produced, and the results showed that attention not only enhanced the amplitude of the first positive component of mode1 (P11), the first negative component of mode1 (N11) and the second positive component of mode1 (P12) , but also shortened the latency of the first positive component of mode3 (P31). The searchlight model is adopted here to make preliminary explanation for the results, it shows that the synergetic analysis is a promising method for investigating attention ERP.

Key Words: Synergetic; Spatial attention; Event-related potentials (ERP); Searchlight model

附录 1: 时空模式分解方法^[6,7]1 信号的预处理^[6]

首先对数据做 PCA 处理, 可得到 $\mathbf{q}(t)=\mathbf{Q}(t)\cdot\mathbf{W}$, $\mathbf{Q}(t)$ 为原始信号, $\mathbf{q}(t)=\{\vec{q}_i(t)\}_{i=1,\dots,s}$, $\vec{q}_i(t)$ 是原始信号 $\mathbf{Q}(t)$ 的第 i 个主成分分量, \mathbf{W} 为由特征向量组成的单位正交矩阵, 为了减少计算量同时除去不必要的噪声, 本工作选择 $s=8$, 因为此时 $\mathbf{q}(t)$ 能代表原信号 $\mathbf{Q}(t)$ 96% 以上的信息量, 因此在下面的计算中我们用 $\mathbf{q}(t)$ 来代表原始信号 $\mathbf{Q}(t)$ 。

2 双正交模式的引入^[6]

假设由 ERP 信号分解得到的一个模式的时域过程 $\vec{x}_i(t)$ 可以表示为原始信号到一个向量 \vec{u}_i 的投影:

$$\vec{x}_i(t)=\vec{u}_i\cdot\mathbf{q}(t) \quad (7)$$

并假设该模式的空间分布 \vec{v}_i 与 \vec{u}_i 之间满足如下的双正交关系^[6]:

$$\vec{u}_i\vec{v}_j=\delta_{ij} \quad (8)$$

3 椭球表面解空间的引入^[6]

利用模式的固定分布来约束信号

$$\langle\vec{x}_i(t)^2\rangle=\langle(\vec{u}_i\cdot\mathbf{q}(t))^2\rangle=c, \quad i=1, \dots, N \quad (9)$$

c 为常数, 我们取 $c=150$ (保持分解后模式的幅度在同一量级), i 为模式数量, 本工作中取 $N=3$ 。因为 $\mathbf{q}(t)$ 为原始信号在主成分空间的投影

$$\mathbf{q}(t)=\{\vec{q}_j(t)\}_{j=1,\dots,s} \quad (10)$$

$\vec{q}_j(t)$ 为 $\mathbf{q}(t)$ 中的第 j 个成分, $\langle\vec{q}_i(t)\vec{q}_j(t)\rangle=\delta_{ij}$, $i\neq j$ 。因此有

$$\langle\vec{x}_i(t)^2\rangle=\langle(\vec{u}_i\cdot\mathbf{q}(t))^2\rangle=\sum_{j=1}^s\langle\xi_j^2\rangle\langle u_i(j)^2\rangle=c \quad (11)$$

其中 $\langle\xi_j^2\rangle=\vec{q}_j(t)\cdot\vec{q}_j(t)$

式 (11) 代表了一个 s 维的椭球。 $u_i(j)$ 表示向量 \vec{u}_i 中的第 j 个元素, 他们可以表示为:

$$u_i(1)=r(1)\cos(\phi_i(1)) \quad (12)$$

$$u_i(j)=r(j)\cos(\phi_i(j))\prod_{k=1}^{j-1}\sin(\phi_i(k)), \quad j\neq 1, \quad j\neq s \quad (13)$$

$$u_i(s)=r(s)\prod_{k=1}^{s-1}\sin(\phi_i(k)) \quad (14)$$

其中 $r(j)=\sqrt{c/\langle\vec{q}_j(t)^2\rangle}$ (15)

式 (12) ~ (14) 中的 ϕ_i 是新引入的中间变量, $\phi_i(k)$ 表示向量 \vec{u}_i 的第 k 个元素。据此, 可以通过确定椭球坐标系下的 ϕ_i 来确定 \vec{u}_i , 又因为 $\phi_i(k)\in[0,2\pi]$, $k=1, \dots, s$, 所以 \vec{u}_i 的解空间范围也就确定了。

4 优化函数的确定

经过以上分析得到 \vec{u}_i 的解空间, 下面就是引入具体的目标函数来优化出最佳的解。

(1) 反映模式非线性相互作用的代价函数

方程(6)可以被写作:

$$\vec{x}_i(t)=\sum_{\alpha=1}^M a_{i\alpha}\xi_{i\alpha} \quad (16)$$

其中

$$\{a_{i\alpha}\}_{\alpha=1,\dots,M}=\{\{a_{ij}\}_{j=1,\dots,N}\{a_{ik}\}_{k=j,\dots,N}\{a_{i\beta}\}_{\beta=j,\dots,N}\}$$

$$\{\xi_{i\alpha}\}_{\alpha=1,\dots,M}=\{\{\vec{x}_j(t)\}_{j=1,\dots,N}\{\vec{x}_j(t)\cdot\vec{x}_k(t)\}_{j=1,\dots,N;k=j,\dots,N}\}$$

$$\{\vec{x}_j(t)\cdot\vec{x}_k(t)\cdot\vec{x}_l(t)\}_{j=1,\dots,N;k=j,\dots,N;l=k,\dots,N}\}$$

取价函数 D 为:

$$D=\sum_{i=1}^N\frac{\langle\left(\vec{x}_i(t)-\sum_{\alpha=1}^M a_{i\alpha}\xi_{i\alpha}\right)^2\rangle}{\langle\vec{x}_i(t)^2\rangle} \quad (17)$$

对于本工作的问题, 我们取 $N=3$, 因此可确定非线性函数参数的个数为 $M=19$ 。令

$$\frac{\partial D}{\partial a_{j\beta}}=0\Rightarrow\sum_{\alpha=1}^M\langle\xi_{j\alpha}\xi_{j\beta}\rangle a_{j\alpha}=\langle\vec{x}_j(t)\xi_{j\beta}\rangle \quad (18)$$

解这个方程得到参数 a

$$\vec{a}_i=\mathbf{Q}_i^{-1}\vec{b}_i \quad (19)$$

其中

$$(\vec{a}_i)_\alpha=a_{i\alpha}(\mathbf{Q}_i)_{\alpha\beta}=\langle\xi_{i\alpha}\xi_{i\beta}\rangle, (\vec{b}_i)_\beta=\langle\vec{x}_i(t)\xi_{i\beta}\rangle$$

(2) 反映分解失真度的均方误差代价函数

双正交模式中的 \vec{u}_i 确定后, 那么由 $\vec{u}_i\vec{v}_j=\delta_{ij}$ 求出空间模式 \vec{v}_i 的问题是一个多解性的问题, 因此我们需要另外一个约束条件, 即反映分解失真度的均方误差函数

$$S=\frac{\langle\left(\mathbf{q}(t)-\sum_{i=1}^N(\vec{u}_i\cdot\mathbf{q}(t))\vec{v}_i\right)^2\rangle}{\langle\mathbf{q}(t)^2\rangle} \quad (20)$$

这个代价函数反映分解后的信号和原始信号的最小均方误差。令

$$\frac{\partial S}{\partial v_j}=0\Rightarrow\sum_{i=1}^N\langle\vec{x}_i(t)\vec{x}_i(t)\rangle\vec{v}_j=\langle\mathbf{q}(t)\vec{x}_i(t)\rangle \quad (21)$$

解 (21) 得到空间模式 \vec{v}_i 。

(3) 确保模式分散性的约束

为了防止优化过程中出现

$$\vec{x}_i(t)\approx\vec{x}_j(t), \quad i\neq j$$

可再引入了一个约束项 K , 以确保分解得到的模式具有分散性。取

$$K=\sum_{i,j}\left|\vec{u}_i\vec{u}_j\right| \quad i\neq j \quad (22)$$

最后, 综合 (17) 和 (20) 以及 (22) 式可以得到一个总的代价函数 C 。

$$C=D+\alpha\cdot S+\beta\cdot K \quad (23)$$

其中 α 、 β 为约束项的加权系数, 它反映了相应的约束项在整个代价函数中的比重。在这里, 目前尚没有 α 、 β 的具体给定方法。本工作中, 因为我们的主要目的是得到非线性作用的参数, 因此非线性约束项的权重应更大一些。需要说明的是, 文献[6]、[7]中对 C 的定义分别为

$C=D+\rho \cdot K$ 和 $C=D+S$

其中 ρ 为加权系数。而本工作中的代价函数更综合地考虑了各种因数，因此更具有代表性。

在本工作中，我们给定 $\alpha=0.5$ 、 $\beta=0.1$ 。

5 具体计算过程

通过上面的分析我们已经得出： D 是由 $\hat{x}_i(t)$ 来决定的， S 也是由 $\hat{x}_i(t)$ 来决定的，而由 (7) 式可以看出 $\hat{x}_i(t)$ 是由其 \vec{u}_i 决定的，同时椭球表面解空间的引入可以得出 \vec{u}_i 是由 $\vec{\phi}_i$ 决定的，所以整个优化函数 C 的最终变量是 $\vec{\phi}_i$ 。

在实际计算过程中我们把整个算法分为两步。第一步，当不考虑模式间的非线性作用时，这时的优化函数变为 $C=S+\beta \cdot K$ ，取 $\beta=0.5$ ，然后随机初始化向量 $\vec{\phi}_i$ ，对 $\vec{\phi}_i$ 中元素采用 10 位二进制编码，然后采用标准遗传算法进行运算，实验表明，这种情况下能得到一个稳定的 $\vec{\phi}_i$ ；第二步，加上非线性约束项 D ，以第一步计算结果的 $\vec{\phi}_i$ 做初值，这时优化函数变为 $C=D+\alpha \cdot S+\beta \cdot K$ ， $\alpha=0.5$ ， $\beta=0.1$ ，这样进行 10 次运算，再取他们的平均值作为结果。这样我们就可以得到分解结果 $\hat{x}_i(t)$ 和 \vec{v}_i 。

6 得出空间模式图以及空间模式的活动时程

联系上面信号的预处理过程可得出如下方程

$$q(t)=Q(t) \cdot W = \sum_{i=1}^3 \hat{x}'_i(t) \vec{v}_i = X'V \Rightarrow Q(t)=X'VW=X'\Gamma \tag{24}$$

其中 $X=\{\hat{x}_i(t)\}_{i=1,2,3}$ ， $V=\{\vec{v}_i\}_{i=1,2,3}$ ， $\Gamma=VW=\{\vec{T}_i\}_{i=1,2,3}$ ， \vec{T}_i 就是最终分解结果的空间模式， $\vec{T}_i(i=1,2,3)$ 分别对应于图 1、图 2、图 3、图 4 中的 v_1 、 v_2 、 v_3 ， $\hat{x}_i(i=1,2,3)$ 分别对应于图 1、图 2、图 3、图 4 中的 x_1 、 x_2 、 x_3 。

附录 2:

因优化计算往往存在多解性问题，为检验分解结果的稳定性，我们对每种情况进行了 10 次优化计算，然后看有关方差的情况。空间模式的方差 σ_v ，时间过程的方差 σ_x ，模式分解总的方差 σ 分别定义为

$$\sigma_v^2 = \langle (V - \langle V \rangle)^2 \rangle; \quad \sigma_x^2 = \langle (X - \langle X \rangle)^2 \rangle; \tag{25}$$

其中 $X=\{\hat{x}_i(t)\}_{i=1,2,3}$ ， $V=\{\vec{v}_i\}_{i=1,2,3}$ 。模式分解的相对误差为 ε

$$\varepsilon = \frac{\langle (q(t) - \sum_{i=1}^3 \hat{x}'_i(t) \vec{v}_i)^2 \rangle}{\langle (q(t))^2 \rangle} \tag{26}$$

$q(t)$ 为原始数据， \vec{v}_i 为空间模式， $\hat{x}_i(t)$ 为空间模式对应的时间过程。

附录 3:

由式 (24) 可知最终的分解结果可以表述为如下方程

$$q(t)=Q(t) \cdot W = \sum_{i=1}^3 \hat{x}'_i(t) \vec{v}_i = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\hat{x}'_i}{|\hat{x}'_i|} \right) (|\hat{x}'_i| \vec{v}_i) \tag{27}$$

$$q(t)=Q(t) \cdot W = \sum_{i=1}^3 \hat{x}'_i(t) \vec{v}_i = \sum_{i=1}^3 (|\vec{v}_i| |\hat{x}'_i|) \left(\frac{\vec{v}_i}{|\vec{v}_i|} \right) \tag{28}$$

其中 $|\cdot|$ 表示向量的模，(27) 式为时间过程归一化过程，这样处理后，相减时的空间模式为

$$\Gamma = \{ |\hat{x}'_i| \vec{T}_i \}_{i=1,2,3}$$

(28) 式为空间模式归一化过程，这样处理后，相减时的时间过程为

$$X = \{ |\vec{v}_i| \hat{x}_i(t) \}_{i=1,2,3}$$

致谢：本文所用数据为中国科学院研究生院、生物物理所认知科学重点实验室提供，特此表示感谢！