

基于符号动力学的认知事件相关电位的复杂度分析*

刘小峰^{1)†} 俞文莉²⁾

1) 山东科技大学机器人研究中心, 青岛 266510)

2) 西安交通大学生物医学工程系, 西安 710049)

(2006 年 12 月 4 日收到, 2007 年 9 月 13 日收到修改稿)

引入了符号动力学方法分析认知事件相关电位(ERP)的复杂度. 以混合模型生成的随机时间序列为例, 对近似熵和符号熵作了比较. 应用符号熵分析了 Oddball 范式中不同任务条件(靶刺激和非靶刺激)下的 ERP 的复杂度. 研究发现, 额区、中央区和顶区的 ERP 复杂度在刺激呈现后的任务加工时间段内显著减小(非靶刺激和靶刺激分别在刺激呈现后 200—300 和 400—500 ms), 而且靶刺激 ERP 复杂度大约在 P300 成分的峰值时刻达到最小值, 在响应之后逐渐回升. 这表明基于符号动力学的复杂度分析能够反映认知任务加工的时间过程, 并且能够显著区分两种任务类型.

关键词: 事件相关电位, 符号动力学, 熵

PACC: 8790

1. 引言

人类的脑电是固有的动力学或外部刺激引起的脑部电活动的反映, 是大量神经元电活动的叠加. 因而采用非线性方法分析脑电时间序列有助于深入理解脑电活动的动力学特性^[1]. 计算相关维数是脑电时间序列非线性分析的常用方法之一, 广泛应用于分析各种脑状态下脑电的复杂度, 如睡眠、癫痫发作、精神分裂疾病以及思维、情绪加工等^[2—10].

事件相关电位(event-related potential, 简记为 ERP)是由心理活动或外部刺激诱发的脑电活动, 具有典型的非平稳特性^[11]. 它反映了认知过程中脑的神经电生理变化, 是研究认知过程中脑神经机制的重要工具. 在认知任务的加工过程中, 脑电信号由无序向有序状态转变, 达到同步协调, 脑电复杂度也随之降低. 因此, 复杂度可以在一定程度上反映不同认知过程或心理状态^[12, 13]. 在应用相关维数分析与认知负荷相关的脑电复杂度的研究^[7—9]中发现, 认知负荷导致相关维数的增加. 然而, 在计算相关维数时通常假设脑电是平稳的^[14], 可是脑电本质却是非平稳的^[15—17]. 此外, 还有研究表明噪声能够降低相关

维数的值^[18, 19].

符号动力学是通过将动力学系统的状态空间适当分割所获得的符号序列来研究动力学系统, 是现实复杂动力系统的抽象和粗粒化. 其早期发展开始于动力学系统复杂行为的研究工作, 被广泛应用于研究非线性和混沌动力学系统^[20]以及实验时间序列的量化分析^[21, 22]. 文献[21]应用符号动力学的互信息、香农熵和算法复杂度分析了太阳闪光中迸发的不同频率的棘波之间的关系, 这种方法适合于刻画其时空模式. 文献[23]应用符号序列的时变算法复杂度来分析磁畴壁(magnetic domain wall)模型的混沌状态, 并发现此方法比相关维数能更好地确定系统的特征. 基于符号动力学的分析方法能够捕获信号的非平稳特性^[21, 23, 24], 近年来被广泛用于分析生理数据, 如心肺系统的时间序列、脑电等.

在生理数据(如心率信号、脑电、性激素内分泌等)的分析研究中, 基于近似熵^[25]的复杂度^[26]的测度也是一种广泛应用的方法. 它反映了时间序列的不规则程度, 具有抗噪声能力强、所需数据点少、对确定信号和非确定信号都适用的特点. 近似熵还适用于分析不同认知状态或心理状态的 ERP 的复杂度. 文献[27]分析了被试者在静息状态(安静闭眼)

* 国家自然科学基金(批准号: 60543003)资助的课题.

† E-mail: xfliu@sdust.edu.cn

听古典音乐、听滚石音乐等不同心理状态下脑电信号的近似熵等非线性参数. 研究发现, 相对于正常的静息状态(安静闭眼), 听音乐时脑电的近似熵显著降低. 然而计算近似熵需要选取多个经验参数, 且这些参数的选取会影响计算精度. 文献[28]分析了 Logistic 映射和耦合映射格子两种系统产生的混沌伪随机序列的复杂度, 发现近似熵随着嵌入维数(参数 m)的不同, 计算的数值差异较大, 而基于符号动力学的符号熵在不同的短序列长度 L 下的结果稳定一致. 后者不仅计算相对简单^[28], 更重要的是还可捕获时间序列的非平稳特性. 本文首先通过仿真计算, 比较了符号熵和近似熵在分析非平稳随机信号中的有效性, 然后采用符号熵分析视觉 Oddball 任务中 ERP 的复杂度.

2. 符号化、符号序列及符号熵

时间序列最常用的粗粒化符号描述可以通过分割原始的观测数据集来实现. 本文采用一种简单的方法将时间序列符号化^[28].

已知一段时间序列 $X\{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, 给定一个由 M 个符号组成的符号集 $\{s_0, s_1, \dots, s_{M-1}\}$ 和一个 $M + 1$ 个临界点组成的集合 $\{c_0, c_1, \dots, c_M\}$, 可以通过以下规则将原始时间序列转换成一个符号序列 $X\{s(j) | j = 1, 2, \dots, N\}$.

如果 $c_k < x_j < c_{k+1}$, 那么

$$s(j) \equiv s_k. \tag{1}$$

将所得到的符号序列分割成长度为 L 的短序列, 构成伪随机序列矩阵 $u(1), \dots, u(N - L + 1)$, 其中 $u(i) = [s(i), s(i + 1), \dots, s(i + L - 1)]$, 这些短序列可以通过下式进行标记:

$$l_x(L, i) = \sum_{p=1}^L m^{L-p} s(p + i), \tag{2}$$

其中 m 是序列 $\{s_i | i = 0, 1, 2, \dots, M - 1\}$ 中不同整数的个数, L 是短序列的长度, i 代表符号化短序列的起始点. 将符号 s_k 用相应的整数 K 替代, 由(2)式可见, 每一个短序列都可以方便地用整数集 $\{0, 1, \dots, M^L - 1\}$ 中的一个整数唯一地进行标记和辨别. 这样可以用符号熵定量描述伪随机序列中包含的信息, 其定义为

$$E = - \frac{1}{L} \sum_x P_{l_x} \ln P_{l_x}, \tag{3}$$

其中 $P_{l_x} = n_{l_x} / n_{\text{sum}}$ 是 l_x 出现的概率, n_{l_x} 是 l_x 出现的

次数, 而 n_{sum} 是不同短序列标记的总数.

3. 混合模型生成的时间序列仿真实验

本文以混合模型(MIX(p))系统产生的随机序列为例进行仿真实验, 说明符号熵在信号复杂度分析中的应用.

MIX(p)模型定义^[26]如下: 确定性信号

$$X_j = \alpha^{-1/2} \sin(2\pi j/12), \tag{4}$$

其中

$$\alpha = \left(\sum_{j=1}^{12} \sin^2(2\pi j/12) \right) / 12 \quad (j = 1, 2, 3, \dots).$$

随机序列 Y_j 服从均匀分布, 其均值在 $[-\sqrt{3}, \sqrt{3}]$ 之间; 随机序列 Z_j 服从二项分布, $Z_j = 1$ 的概率为 p , $Z_j = 0$ 的概率为 $1 - p$, 其中 $0 \leq p \leq 1$. 对于固定的参数 p , 定义 MIX(p)模型生成的随机序列

$$S_{\text{MIX}j} = (1 - Z_j)X_j + Z_jY_j. \tag{5}$$

p 越大, MIX(p)系统产生的序列中随机序列 Y_j 出现的概率越大, 信号也越不规则. 图 1 所示为 $p = 0.1, 0.4, 0.8$ 时的 MIX(p)序列, 可见信号的复杂度随着 p 值的增加而增大.

现定义判决公式^[29]. 若

$$\sin^2 \left| \frac{j\pi}{2K} \right| < x \leq \sin^2 \left| \frac{(j+1)\pi}{2K} \right| \quad (j = 0, 1, 2, \dots, K - 1),$$

则

$$\sigma_c(x) = j. \tag{6}$$

由此先对(5)式产生的序列进行归一化, 映射为 $0-1$ 之间的序列, 再进行量化, 时间序列中的元素被一个适当的整数 K 取代, 从而得到 $K = 2^n$ 的符号化随机序列. 由(2)式可知, 伪随机序列可以通过数组 $\{0, 1, \dots, M^L - 1\}$ 中的元素表示, 通过(3)式可计算序列的符号熵.

这里取序列长度为 $N = 1000$, 参数 p 取 $0.1, 0.4$ 和 0.8 , 分别计算 $K = 2^3, K = 2^4, L = 1, 2, 3, 4, 5$ 时 MIX(p)系统产生的随机序列的符号熵, 结果见表 1. 由表 1 可见, 对于固定的 K , 符号熵的值随着 p 的增大而增大, 表明信号的复杂度增大. 这不仅与实际信号相符, 并且在不同的 L 取值下符号熵变化趋势一致. 当 $L \geq 2$ 时, 随着 p 的变化, 符号熵的变化均非常明显. 由表 1 还可以看到, $K = 2^4$ 时, 不同 p 值的随机序列的符号熵的差异比 $K = 2^3$ 时更明显. 这

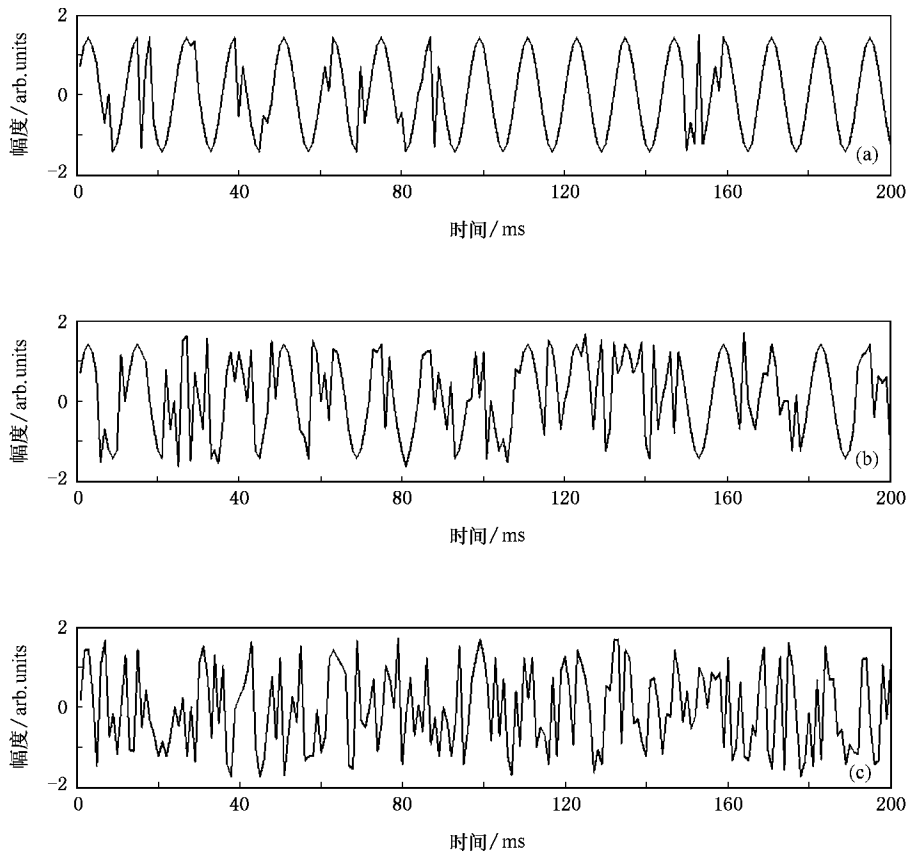


图1 MIX(p)模型生成的时间序列 (a) $p=0.1$, (b) $p=0.4$, (c) $p=0.8$

表明对于固定的 L, K 越大,即量化的精度越高,不同规则程度的 MIX(p)随机序列的符号熵的差异也越大.

表1 MIX(p)模型生成的时间序列的符号熵

L	$K=2^3$			$K=2^4$		
	$p=0.1$	$p=0.4$	$p=0.8$	$p=0.1$	$p=0.4$	$p=0.8$
	1	1.6871	1.8001	1.8416	1.9581	2.2915
2	1.3902	1.7843	1.9374	1.5954	2.1749	2.5394
3	1.1409	1.6550	1.8508	1.2379	1.8993	2.1852
4	0.9383	1.4661	1.6592	1.0488	1.5740	1.7175
5	0.8584	1.2639	1.3695	0.8714	1.3140	1.3802

此外,应用不同参数 p 下 MIX(p)系统产生的时间序列,将常用于生理数据分析的近似熵与符号熵作了比较.取参数 $r=0.1, N=1000$,计算不同嵌入维数 m 下的近似熵,结果如表2所列.从表2可以看出,近似熵在嵌入维数 m 较大的时候结果不稳定.计算表明,当短序列的长度 L 不是很大,适当选取 K 值时,符号熵的计算时间远少于近似熵的计算时间.由此可知,符号熵方法是分析随机序列复杂

度的一种简单而有效的方法.

表2 MIX(p)模型生成的时间序列的近似熵

m	1	2	3	4	5
$p=0.1$	1.0867	0.6656	0.4063	0.3074	0.2355
$p=0.4$	1.5048	1.3522	1.1084	0.6098	0.3182
$p=0.8$	1.6519	1.5733	1.2943	0.5643	0.1586

4. Oddball 实验 ERP 的符号熵分析

采用视觉呈现的 Oddball 范式实验,两种刺激随机呈现,其中靶刺激的概率为 70%,非靶刺激的概率为 30%.脑电使用 Neuroscan 公司放大器采集记录,采用国际 10/20 导联系统,以相连的左右乳突的电极作为参考,采样频率为 500 Hz,阻抗低于 5 k Ω .眼电由左眼眶上下和两眼眼角外侧共 4 个电极记录,作为去除眼动干扰的依据.ERP 分析时程为刺激前 600 ms 到刺激后 900 ms,同时去除眼动和眨眼伪迹.图2显示了靶刺激和非靶刺激 FCZ, CZ, CPZ 和 PZ 电极的 ERP,诱发出了典型的 P300 成分.

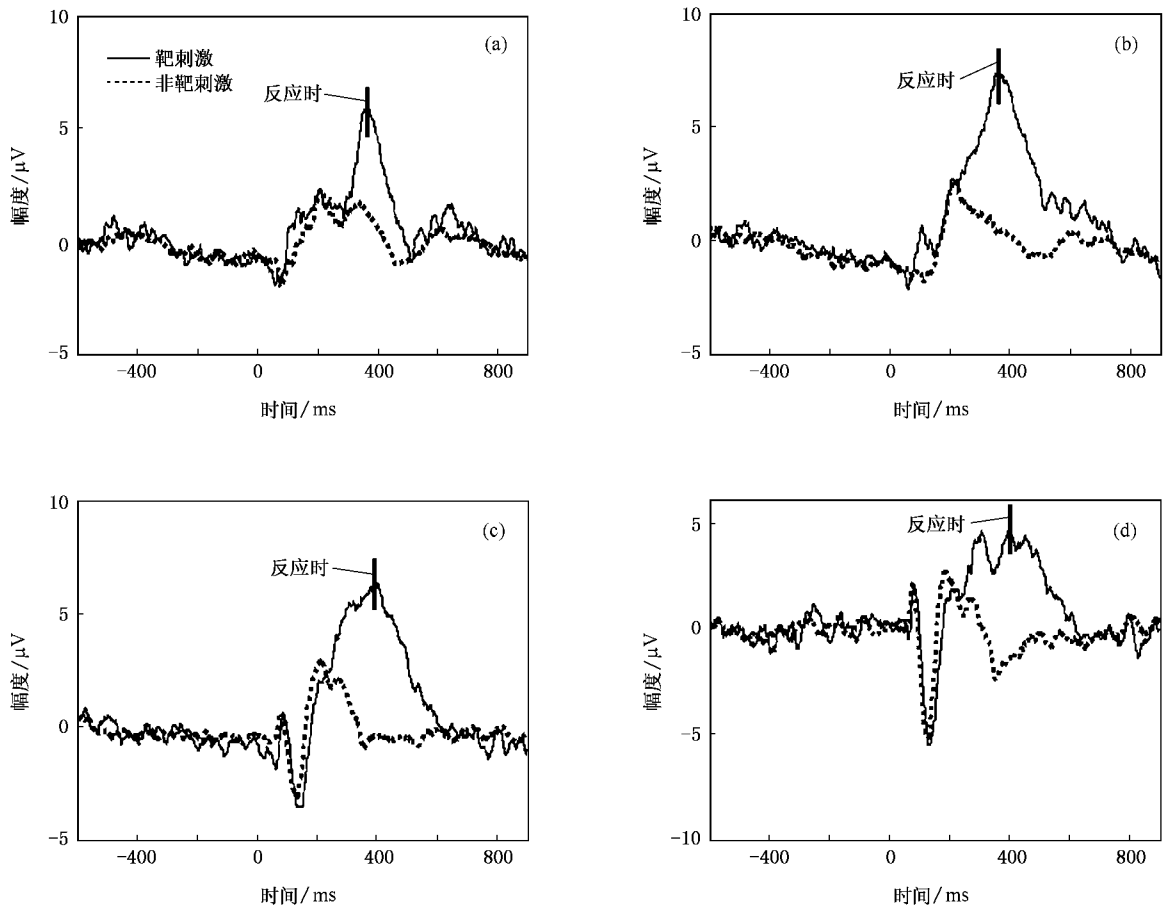


图2 视觉 Oddball 范式记录的 ERP 波形 (a) FCZ 电极, (b) CZ 电极, (c) CPZ 电极, (d) PZ 电极

我们首先对 ERP 信号进行归一化, 映射为 0—1 之间的序列, 再利用判决公式 (6) 进行量化计算序列的符号熵. 由脑电图仪所记录的 ERP 具有毫秒级时间分辨率, 可以反映认知加工早期的认知活动. 但是 ERP 信号持续时间较短, 通常小于 1 s, 相应地, 数据长度也较短. 为了反映其复杂度的动态时变特性, 采用了滑动重叠时间窗方法估计 ERP 的时变符号熵. 如图 3(a) 所示, 如果时间窗的窗宽 W 太窄 ($W = 20, 40$), 时变符号熵波形振荡, 无法反映信号特征; W 变宽 ($W = 60, 80$) 时, 时变符号熵的波形逐渐平滑. ERP 信号是短时快变信号, 时间窗过宽则无法反映复杂度的动态特性, 其时间分辨率降低, 而且计算量随着窗宽的增加而增大. 这里, 折衷选择窗宽 $W = 60$. 理论上, 当时间窗的宽度固定时, 重叠的部分越多, 计算得到的符号熵的数据越多, 所反映的脑电信号的时间动力学信息也越丰富, 但是计算量也随之大幅增加. 如图 3(b) 所示, 时间窗的重叠宽度 Δ 对于信号复杂度时变特性的趋势变化影响不大, 这里折衷选择重叠一半的窗宽. 以 CPZ 电极上的 ERP 为

例, 分析了量化精度 K 和短序列长度 L 两个关键参数对复杂度计算的影响. 如图 4 所示, 取 $K = 2^n$, n 越大, 量化精度越高, 刺激呈现前、后的复杂度以及两种类型间的复杂度差异就越明显. $n \geq 7$ 时, 符号熵可以反映信号复杂度的时变特性, n 继续增大, 刺激呈现前的 ERP 符号熵曲线更平滑, 接近一个稳定值, 而刺激响应期的熵值变化不大. 同时, 为减小计算量, 选择 $K = 2^7$. 如上所述, 当 $L \geq 2$ 时, 符号熵的方法可以有效地区分不同参数 p 的 $MIX(p)$ 系统产生的随机序列. 如图 5 所示, 当 L 取 3 和 7 时, 符号熵的波形特征无明显不同, 考虑到计算量, 这里选择 $L = 3$.

取 $K = 2^7$, $L = 3$, 窗宽 $W = 60$ (数据点数), 重叠一半的窗宽, 对靶刺激和非靶刺激的 ERP 信号采用滑动的时间窗计算时变符号熵, 图 6 中显示了 FCZ, CZ, CPZ 和 PZ 电极 ERP 的符号熵. 由图 6 可见, 刺激呈现前的两种刺激条件下的熵值很接近, 无显著差异 ($p = 0.781$). 刺激呈现后的任务加工阶段, 两种

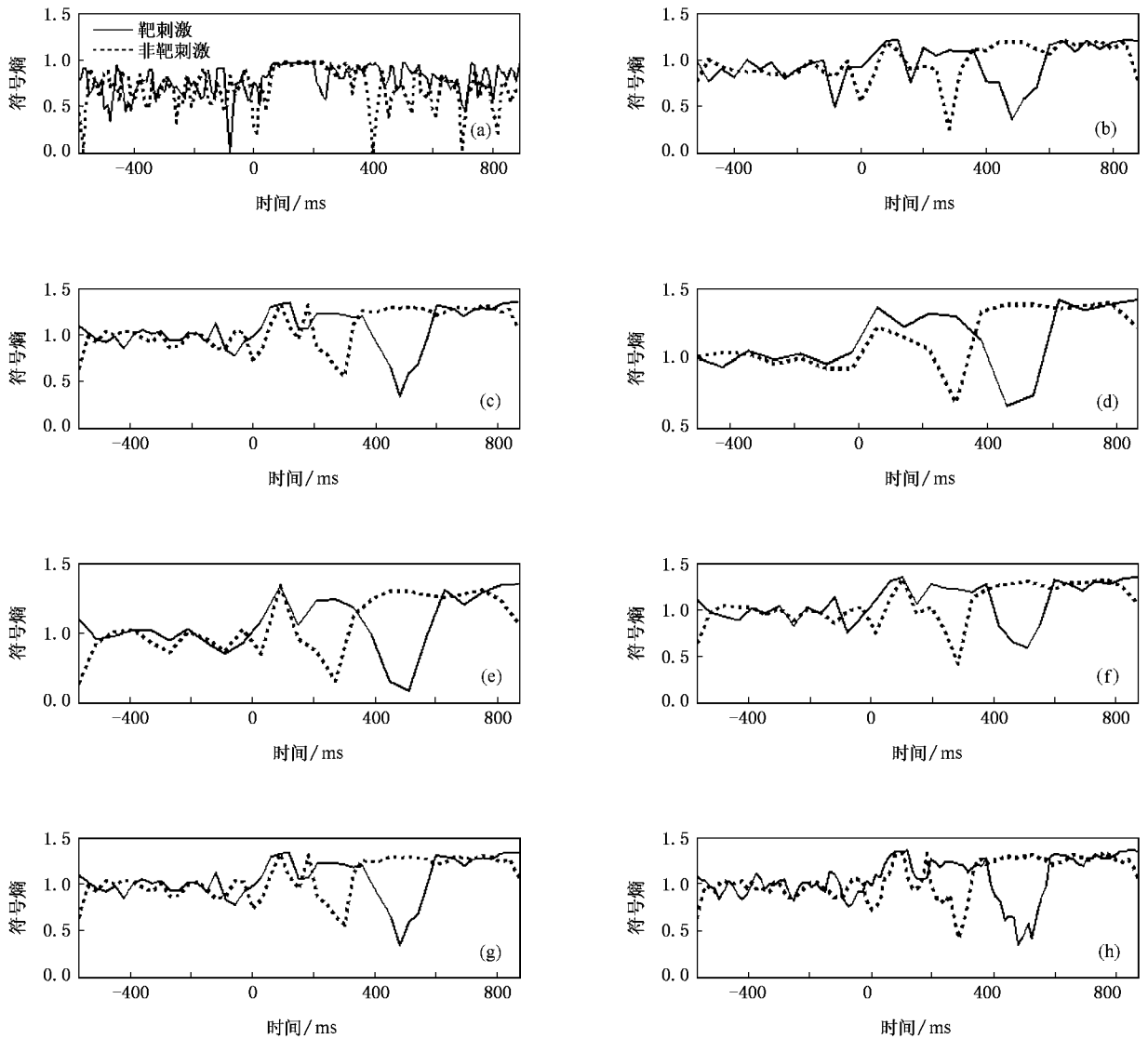


图3 以CPZ电极的ERP为例,分析窗宽 W 和重叠宽度 Δ 对符号熵计算的影响 (a) $\Delta = W/2, W = 20$; (b) $\Delta = W/2, W = 40$; (c) $\Delta = W/2, W = 60$; (d) $\Delta = W/2, W = 80$; (e) $W = 60, \Delta = 0$; (f) $W = 60, \Delta = W/4$; (g) $W = 60, \Delta = W/2$; (h) $W = 60, \Delta = 3W/4$

刺激条件下的额区、中央区、顶区电极的ERP符号熵值都有显著减小.对靶刺激而言,额区、中央区和顶区电极的ERP熵值,大约在刺激呈现后的400—600 ms显著降低($p < 0.05$),在大约400—500 ms达到最小值.对非靶刺激而言,额区、中央区和顶区电极的ERP熵值,大约在刺激呈现后的200—400 ms明显降低,未达到显著水平($p = 0.098$).此后,两种任务的ERP熵值迅速恢复到刺激前的水平.靶刺激的ERP熵的时序变化与ERP波形在时序上比较对应,即熵值出现波谷的时间过程与P300成分的时间过程比较一致,这与文献[10]中用点相关维数分析听觉Oddball实验的ERP的结果一致.顶区电极的

ERP的符号熵(图6(d)),无论靶刺激还是非靶刺激,均在大约150—300 ms出现大幅度下降($p = 0.086$),与顶区ERP波形中的PNP复合波的时间过程比较符合.因而,此熵减(entropy reduction)可能是由于视觉信息初级处理引起的.

就时序而言,靶刺激条件下熵减相对于非靶刺激的熵减有一定的延时,特别是在中央区和顶区非常明显(在中央区延时约200 ms,在顶区延时约100 ms).从符号熵值而言,刺激呈现前,两种刺激条件下的符号熵值差别不大,刺激呈现一段时期后,符号熵均开始减小,但靶刺激的熵减幅度远大于非靶刺激的熵减幅度.

上述结果表明:两种刺激任务的符号熵在刺激呈现前无明显差异.在刺激的加工过程中,两种刺激任务的符号熵出现显著差异,不仅表现在熵减的时序上,还表现在熵减的幅度上.刺激呈现前,被试者处于正常放松状态,脑电信号的随机程度高、不规则,相应的复杂度较高.刺激呈现后,被试者需要辨

识靶刺激与非靶刺激,还要对靶刺激进行响应,注意力高度集中,此时的脑电活动趋向于同步,相应的复杂度也降低.ERP符号熵的减小说明在认知过程中人脑对信号的加工处理使脑电信号更为有序,相应的复杂度也小.响应完成后,刺激的加工处理结束,符号熵恢复到刺激前的水平.

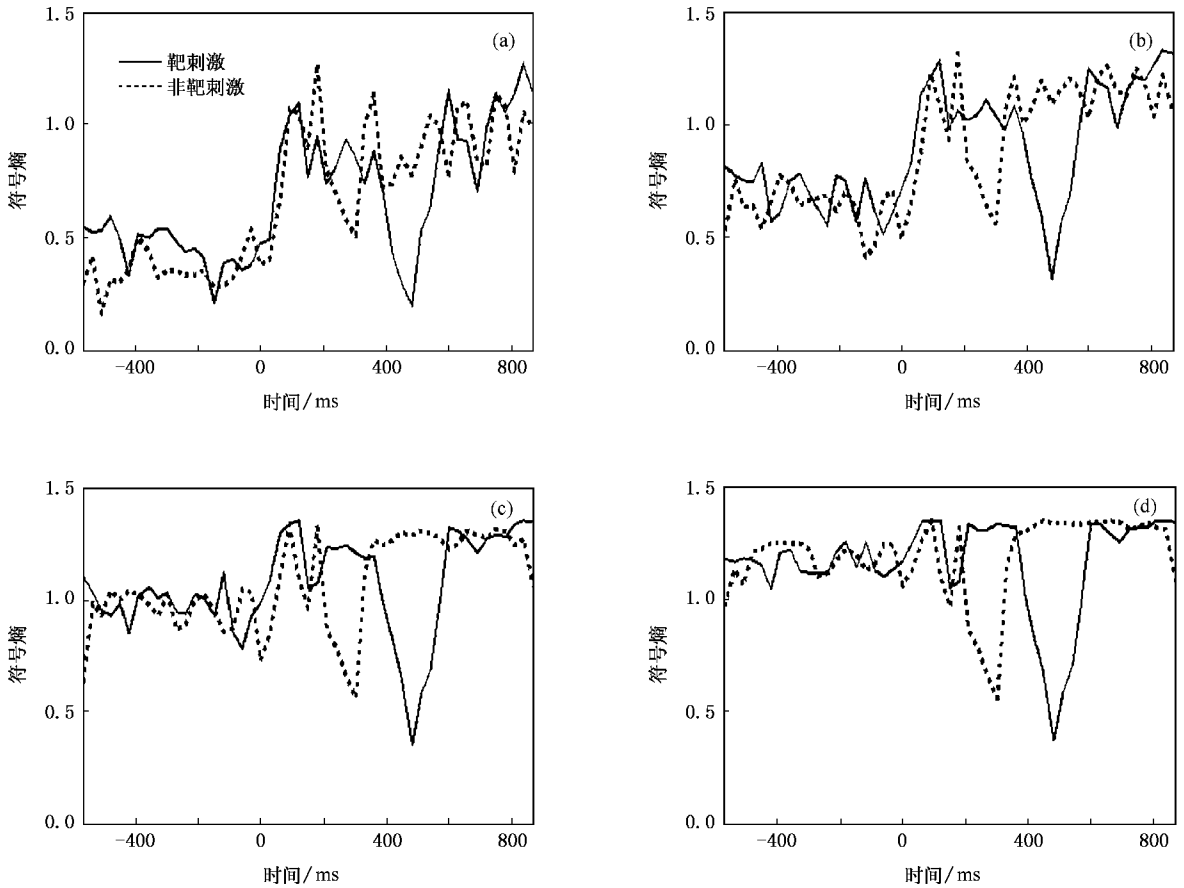


图4 当 $K = 2^5, 2^6, 2^7, 2^8$ 时,CPZ 电极的 ERP 的符号熵 (a) $K = 2^5$, (b) $K = 2^6$, (c) $K = 2^7$, (d) $K = 2^8$

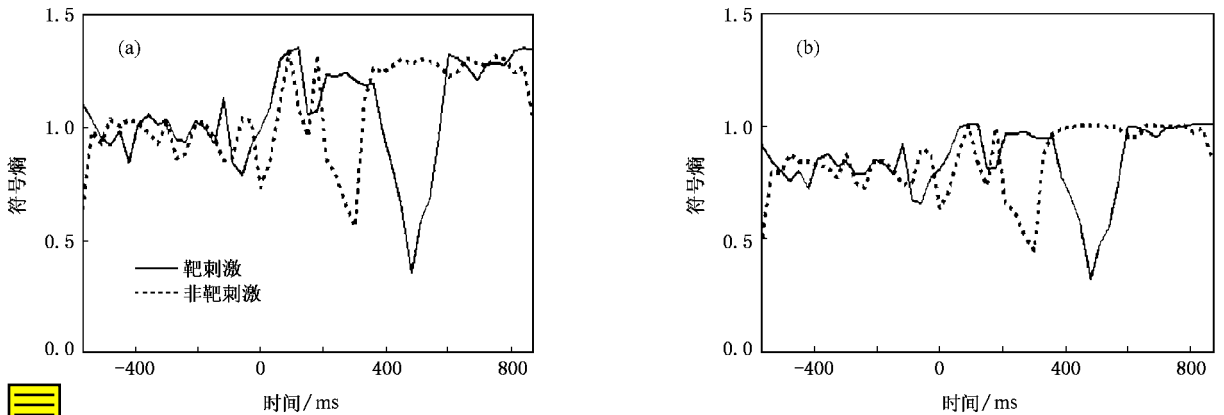


图5 当 $L = 3, 7$ 时,CPZ 电极的 ERP 的符号熵 (a) $L = 3$, (b) $L = 7$



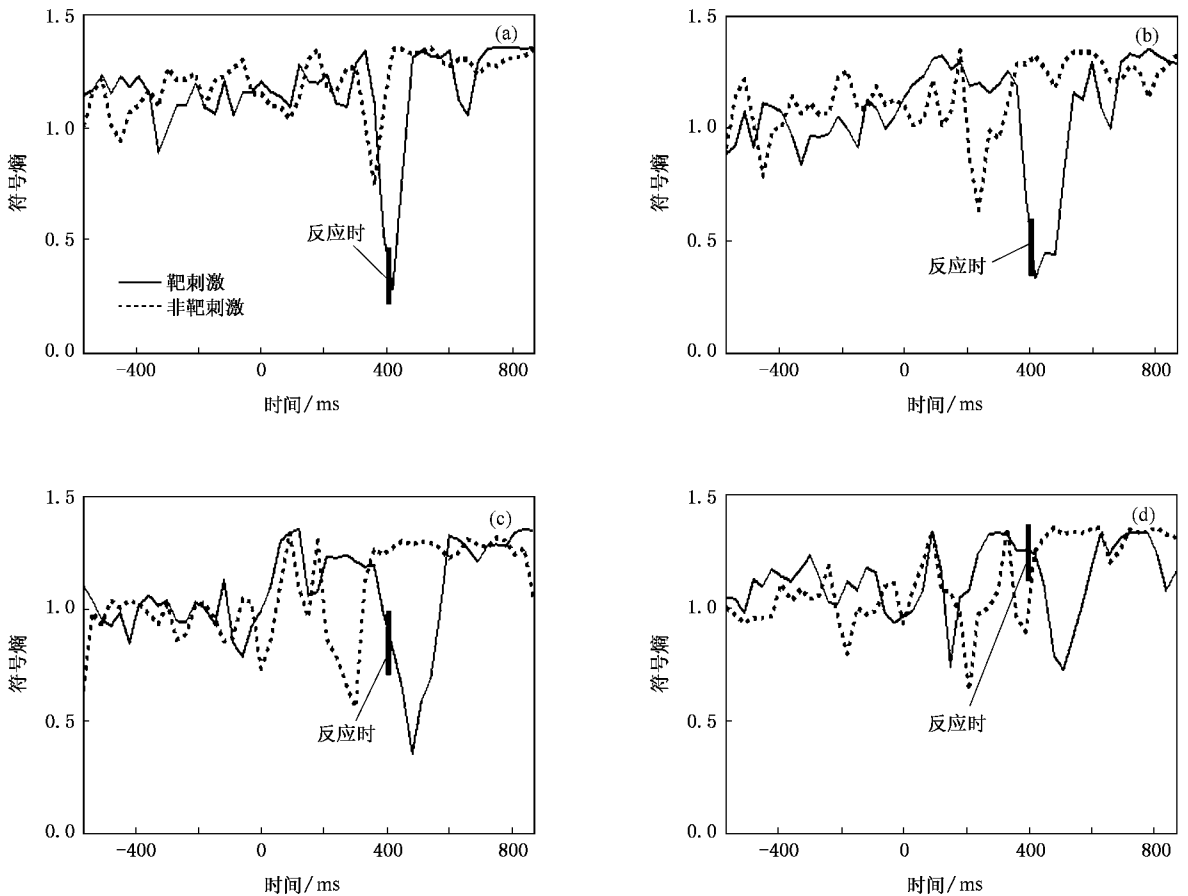


图6 ERP的时变符号熵 (a)FCZ电极,(b)CZ电极,(c)CPZ电极,(d)PZ电极

5. 结 论

脑在对刺激的加工处理过程中,脑电信号由无序向有序状态的转变.本文基于符号动力学的方法,

讨论了符号熵在ERP分析中的应用,发现在视觉Oddball实验中复杂度随着P300分量的出现而显著下降.此结果表明符号熵能够很好地表征认知加工的动态过程,而且能够敏感区分不同任务难度的刺激任务.

- [1] Haken H 2000 *Principles of Brain Functioning: A Synergetic Approach to Brain Activity, Behavior and Cognition* (Shanghai: Shanghai Scientific and Technological Education Publishing House) (in Chinese) [哈肯·赫尔曼 2000 大脑工作原理(中译本)(上海:上海科技教育出版社)]
- [2] Kirsch P, Besthorn C, Klein S, Rindfleisch J, Olbrich R 2000 *Int. J. Psychophysiol.* **36** 237
- [3] Koukkou M, Lehmann D, Wackermann J, Dvorak I, Henggeler B 1993 *Biol. Psychiatry* **33** 297
- [4] Hoffmann R E, Buchsbaum M S, Jensen R V, Guich S M, Tsai K, Nuechterlein K H 1996 *J. Neuropsychiatry Clin. Neurosci.* **8** 436
- [5] Molle M, Marshall L, Lutzenberger W, Pietrowsky R, Fehm H L, Born J 1996 *Neurosci. Lett.* **208** 61
- [6] Lutzenberger W, Flor H, Birbaumer N 1997 *Neurosci. Lett.* **226** 167
- [7] Gregson R A M 1992 *Biol. Psych.* **35** 165
- [8] Elbert T, Rockstroh B 1987 *J. Psychophysiol.* **4** 317
- [9] Rapp P E, Bashore T R, Martineire J M, Albano A M, Zimmerman I D, Mees A I 1989 *Brain Topogr.* **2** 99
- [10] Molnar M, Skinner J E, Csepe V, Winkler I, Karmos G 1995 *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* **95** 118
- [11] Gray C, Engel K, Konig P, Singer W 1992 *Vis. Neurosci.* **8** 337
- [12] Basar E 1980 *EEG-brain Dynamics* (Amsterdam: Elsevier)
- [13] Basar E 1998 *Brain Oscillations, Principles and Approaches* (Berlin: Springer)

- [14] Blanco S , Garcia H , Quiroga R Q , Romanelli L , Rosso O A 1995 *IEEE Eng. Med. Biol.* **4** 395
- [15] Barlow J S 1985 *J. Clin. Neurophysiol.* **2** 267
- [16] Jansen B H 1991 *Int. J. Biomed. Comput.* **27** 95
- [17] Layue S C , Meyer-Kress G , Holzfuss J 1986 *Dimensions and Entropies in Chaotic Systems* (Berlin : Springer-Verlag) p246
- [18] Osborne A R , Provenzale A 1989 *Physica D* **35** 357
- [19] Rapp P E , Albano A M , Schmah T I , Farwell L A 1993 *Phys. Rev. E* **47** 2289
- [20] Hao B , Zheng W 1998 *Applied Symbolic Dynamics and Chaos* (Singapore : World Scientific)
- [21] Schwarz U , Benz A O , Kurths J , Witt A 1993 *Astron. Astrophys.* **277** 215
- [22] Ebeling W , Nicolis G 1992 *Chaos Soliton Fract.* **6** 635
- [23] Buchner T , Zebrowski J J 1999 *Phys. Rev. E* **60** 3973
- [24] Beim Graben P , Saddy J D , Schlesewsky M , Kurths J 2000 *Phys. Rev. E* **60** 5518
- [25] Pincus S 1991 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **88** 2297
- [26] Pincus S 1995 *Chaos* **5** 110
- [27] Natarajan K , Acharya U R , Alias F , Tiboleng T , Puthusserypady S K 2004 *Biomed. Eng. Online* **16** 37
- [28] Xiao F H , Yan G R , Han Y H 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 2877 (in Chinese) [肖方红、阎桂荣、韩宇航 2004 物理学报 **53** 2877]
- [29] Cai J P , Li Z , Song W T 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 1871 (in Chinese) [蔡觉平、李 赞、宋文涛 2003 物理学报 **52** 1871]

A symbolic dynamics approach to the complexity analysis of event-related potentials^{*}

Liu Xiao-Feng¹† Yu Wen-Li²

¹ *Centre of Robot , Shandong University of Science and Technology , Qingdao 266510 , China*

² *Department of Biomedical Engineering , Xi'an Jiaotong University , Xi'an 710049 , China*

(Received 4 December 2006 ; revised manuscript received 13 September 2007)

Abstract

The symbolic dynamics was introduced to analyze the complexity of cognitive event-related potentials (ERPs). This method was first applied to the case of the MIX(p) system , and then was compared with the approximate entropy which had been successfully used to analyze the biological and medical experimental data. The complexity of ERPs in the Oddball paradigm was calculated with the symbolic dynamics. It was found that the complexity of ERPs over the frontal , central , and parietal areas declined significantly during the processing of tasks , reached at the minimum corresponding to the latency of P300 component , and rose back after the response was performed. In addition , this method was sensitive to the discrimination between target stimuli and non-target stimuli. The results indicate that the complexity based on the symbolic dynamics can sensitively reflect the processing of the cognitive task , and will be a promising tool to analyze the neural activity associated with the cognitive task.

Keywords : event-related potentials , symbolic dynamics , entropy

PACC : 8790

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60543003).

[†] E-mail : xfliu@sdust.edu.cn