

基于 Tsallis 熵和近似熵的认知事件相关 电位动态复杂度分析

赵南¹, 刘小峰², 王素品¹, 万明习¹, 刘菲¹

(1. 西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安;

2. 山东科技大学机器人研究中心, 266510, 青岛)

摘要: 提供了两种分析认知事件相关电位(ERP)复杂度动态变化的估计算法——时变 Tsallis 熵(E_{TsEn})和时变近似熵(E_{ApEn}),并将其应用于分析 Stroop 任务中 ERP 的动态复杂度. 实验发现: E_{TsEn} 比 E_{ApEn} 能更好地反映不同刺激类型的 ERP 复杂度差异; E_{ApEn} 比 E_{TsEn} 能更准确地体现 ERP 复杂度随时间变化的规律. 额区、中央区 and 顶区的 ERP 的 E_{TsEn} 和 E_{ApEn} 在刺激前、刺激处理过程中、刺激处理后均有显著差异,即在刺激前熵较大且无明显变化,刺激处理过程中熵显著减小,刺激处理完成后熵恢复至刺激前状态,其变化的时序与行为数据基本一致. 结果证明了时变的 Tsallis 熵和近似熵对动态复杂度从不同方面度量的有效性,为客观度量 ERP 的复杂度提供了新方法.

关键词: 时变 Tsallis 熵;时变近似熵;复杂度;事件相关电位

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)02-0245-05

Dynamic Complexity Analysis to Cognitive Event-Related Potential Based on Tsallis Entropy and Approximate Entropy

Zhao Nan¹, Liu Xiaofeng², Wang Supin¹, Wan Mingxi¹, Liu Fei¹

(1. MOE Key Laboratory of Biomedical Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Center of Robotics, Shandong University of Science & Technology, Qingdao 266510, China)

Abstract: Two estimating algorithms, time-dependent Tsallis entropy (E_{TsEn}) and time-dependent approximate entropy (E_{ApEn}), are provided to analyze the dynamic transformation of cognitive event-related potential complexity in Stroop tasks. It is discovered that E_{TsEn} reflects the differences of ERP complexity between different stimulation types more profitably than E_{ApEn} , while E_{ApEn} represents the time-dependent regulation of ERP complexity better than E_{TsEn} . Moreover, the E_{TsEn} and E_{ApEn} of ERP show remarkable differences among three durations (pre-stimulation, within-response, post-response) over frontal, central, and parietal regions, i. e. entropy before stimulation has a superior value and less diversification, while declines significantly within response period and comes back after response. The temporal variation of entropy is consistent with the behavior data. Clearly, E_{TsEn} and E_{ApEn} enable to measure dynamic complexity effectively from different aspects for objective ERP complexity evaluation.

Keywords: time-dependent Tsallis entropy; time-dependent approximate entropy; complexity; event-related potential

近年来,复杂度分析已经成为研究生理系统特征的有效方法之一. 自 1865 年 Clausius 引入熵的概念之后,熵的定义不断发展,并有多种算法. 常用的熵,如 B-G 熵、K-S 熵等,由于其理论模型过于理想^[1-2],或者其计算需要较长的数据^[3-5]等缺陷,很难将其应用于复杂的生理信号分析. Tsallis 于 1988 年提出的 Tsallis 熵(E_{TsEn}),即非广延熵,推广了 B-G 熵模型的应用范围^[1],使得近年来 Tsallis 熵被广泛地应用于脑电信号(EEG)分析^[6-7]、癫痫检测^[8]以及单位动作电位发放检测^[9]等生理数据复杂度的研究. 同时,Pincus 于 20 世纪 90 年代初提出的近似熵(E_{ApEn})相对于 K-S 熵具有计算所需数据点少、抗噪声能力强、对于确定信号和随机信号都适用等特点^[3-4]. 由于 E_{ApEn} 的这些优点,它被成功用于生理时间序列分析中(心率信号、脑电信号和性激素分泌曲线的分析^[10-12]).

认知事件相关电位(ERP)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. 由于 ERP 信号具有持续时间比较短(通常小于 1 s)、数据不长(通常少于 1 000 点)及非平稳等特点,分析 ERP 复杂度的研究还少见报道. 采自各个脑区上记录电极的 ERP 信号,一般认为是非广延系统,适用于 Tsallis 熵算法. 同时,ERP 数据点较少,又是典型的随机生理信号,也适用于近似熵算法. 本文采用 Tsallis 熵和近似熵,分析了认知任务中的 ERP 数据(Stroop 任务的 ERP 数据),研究了这两种熵在 ERP 复杂度研究中的有效性,并对其做了比较.

1 Tsallis 熵和近似熵的定义

1.1 Tsallis 熵

Tsallis 熵的概念是由 Shannon 熵推广而来的^[1]. 基于 B-G 统计力学,Shannon 熵的定义认为所描述的系统具有可加性,即广延性. 当假设组成系统的子系统互相独立或者其间的相互影响忽略不计,就定义系统的 Shannon 熵

$$E_{ShEn} = - \sum_{i=1}^M p_i \ln(p_i)$$

式中: p_i 为系统出现在第 i 个状态的概率; M 为系统状态的个数,有 $\sum_{i=1}^M p_i = 1$. 当考虑系统不具有这种广延性时,Tsallis 提出定义系统的非广延熵

$$E_{TsEn} = \frac{1 - \sum_{i=1}^M p_i^q}{q - 1}$$

式中: q 为非广延系数,当 $q \rightarrow 1$ 时,有 $E_{TsEn} \rightarrow E_{ShEn}$. Tsallis 熵通过引入非广延系数 q ,把熵的计算推广到了不具有可加性(子系统间影响显著)的系统中.

1.2 近似熵

Pincus 针对 K-S 熵等传统非线性动力学参数计算时需要数据较长、抗噪能力差、只适用于确定信号等不足,提出了近似熵估计算法^[3]:由 N 点时间序列 $\{u(j): 1 \leq j \leq N\}$ 组成向量 $\mathbf{x}_m(i) \{i | 1 \leq i \leq N - m + 1\}$,其中 $\mathbf{x}_m(i) = \{u(i+k): 0 \leq k \leq m-1\}$, u 为时间序列, m 为向量维数, r 为给定阈值, N 为时间序列长度. 两向量间的距离定义为 $d[\mathbf{x}(i), \mathbf{x}(j)] = \max\{|u(i+k) - u(j+k)|: 0 \leq k \leq m-1\}$. 设 B_i 为向量 $\mathbf{x}_m(j)$ 中到 $\mathbf{x}_m(i)$ 距离小于 r 的向量个数,定义函数 $C_i^m(r) = (B_i)/(N - m + 1)$ 和 $\Phi^m(r) = (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln[C_i^m(r)]$,则有限序列的近似熵的估计值为 $E_{ApEn}(u, m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)$. 近似熵的提出为实现有限序列复杂度的分析提供了有效可行的工具.

2 时变 ERP 熵估计算法

基于上节介绍的 Tsallis 熵和近似熵的算法特点,我们将其应用在 ERP 数据的复杂度分析上. 由于 ERP 信号是一种特殊的诱发电位,其数据源来自各个脑区上的记录电极,一般认为是非广延系统,适合使用 Tsallis 熵算法. ERP 数据点较少,又是典型的随机生理信号,也适用近似熵算法. 考虑到 ERP 具有高时间分辨率的特征,对其动态复杂度变化的分析会更有意义. 因此,本文提供了一种基于 Tsallis 熵和近似熵的估计时变 ERP 熵的算法.

首先构造如下 ERP 的数据模型:设 $y_k^m(n)$ 为第 m 位被试者($m=1, \dots, M$)在第 k 次实验($k=1, \dots, K$)中第 t_n 时刻($n=1, \dots, N$)的值. 在第 t_n 时刻的观测值可以用一个矩阵 $\mathbf{Y}(n) \in R^{K \times M}$ 表示

$$\mathbf{Y}(n) = \begin{bmatrix} y_1^1(n) & \cdots & y_1^M(n) \\ y_2^1(n) & \cdots & y_2^M(n) \\ \vdots & & \vdots \\ y_K^1(n) & \cdots & y_K^M(n) \end{bmatrix}$$

通过叠加平均的方法获得每位被试者与 K 次实验数据的均值 $\{y^m(n): 1 \leq m \leq M; 1 \leq n \leq N\}$,计算其 Tsallis 熵和近似熵,然后对被试者平均,获得总平均 Tsallis

lis 熵和总平均近似熵. 将第 m 位被试者 ($m=1, \dots, M$) 的 K 次试验数据均值的 Tsallis 熵记作 $E_{TsEn}(y^m(n))$, 近似熵记作 $E_{ApEn}(y^m(n))$, 则 M 位被试者 K 次总平均 Tsallis 熵为 $E_{TsEn \text{ of ERP}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_{TsEn}(y^m(n))$, 总平均近似熵为 $E_{ApEn \text{ of ERP}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_{ApEn}(y^m(n))$.

为了进一步得到 ERP 的时变熵(时变 Tsallis 熵和时变近似熵), 定义滑动时间窗口

$$W(n; w; \Delta) = \{u(i), i = 1 + n\Delta, \dots, w + n\Delta\} \\ n = 0, 1, \dots, [N/\Delta] - w + 1$$

式中: Δ 为滑动窗口的滑动步长; w 为窗宽, 且 $1 \leq w \leq N$. 长度为 N 点的序列共有 $(N-w)/\Delta$ 个窗口. 在每个窗中计算得到的熵估计值为该窗口中点时刻的熵, 窗口滑动的步长为时变熵的时间分辨率, 这样就能得到所分析数据随时间变化的熵值.

3 实验

3.1 材料与方法

实验设计为两种刺激类型组成的汉语 Stroop 任务(一致类型与不一致类型), 被试者为年龄 20~24 岁的健康在校大学生. 被试者对刺激做出相应反应, 并同时记录行为数据和脑电信号. 关于汉语 Stroop 实验的具体描述见文献[13].

实验设备为 EEG 放大器(SynAmps, NEUROSCAN, USA)和一个 32 导电极帽(Quik-Cap), 连续记录 EEG 活动. 所有电极以相互连接的左右乳突处的电极为参考电极(国际 10/20 系统). 离线数据分析时, 所有记录以平均参考作为参考电极. EEG 通道通过一个 0.1~30 Hz 的带通滤波器放大, 采样频率为 200 Hz, 阻抗小于 5 k Ω . 眼电(EOG)活动通过 4 个电极(2 个位于左眼的上、下, 2 个位于每个眼睛的眼角外侧)记录.

记录的脑电信号经过去伪迹、去均值、去相关等预处理后, 叠加平均得到各个被试者的 ERP 数据, 使用上一节介绍的时变 ERP 熵, 估计算法计算出各个电极位置的 ERP 熵随时间变化的曲线, 进行 ERP 动态复杂度的分析. 计算时变 Tsallis 熵时, 非广延系数 q 取 1.5, M 取 100 并等分 ERP 数据幅值区间^[14]. 计算时变近似熵时, 分别取 $m=2$ 和 $r=0.2 \sigma(u)$ ($\sigma(u)$ 为 u 的标准差)^[11]. 考虑 ERP 数据长度(850 点)和分辨率需要, 滑动时间窗口的窗宽取 200.

3.2 实验结果

3.2.1 额区 ERP 动态复杂度分析 图 1、图 2 所示分别为 Stroop 实验中额区 4 个电极(F3、F4、F7、F8)位置上的两种类型刺激诱发的时变 ERP Tsallis 熵和近似熵结果. 可以看出, 两种熵均能有效地跟踪 ERP 复杂度的动态变化, 产生明显的时序改变, 两种熵的结果都在时序上大致分成了 3 个时间段, 即刺激呈现前(-600~0 ms)、刺激处理中(0~500 ms)、刺激处理后(500~700 ms), 且被试者响应中的熵值较刺激前和响应后出现了明显的下降, 并在 0 ms 和 400 ms 左右出现 2 次下降峰值. 单因素方差统计分析表明, 3 个时段的 Tsallis 熵均值 ($F(2, 16)=16.835, P=0.000$) 和近似熵均值 ($F(2, 16)=55.746, P=0.000$) 都存在显著差异.

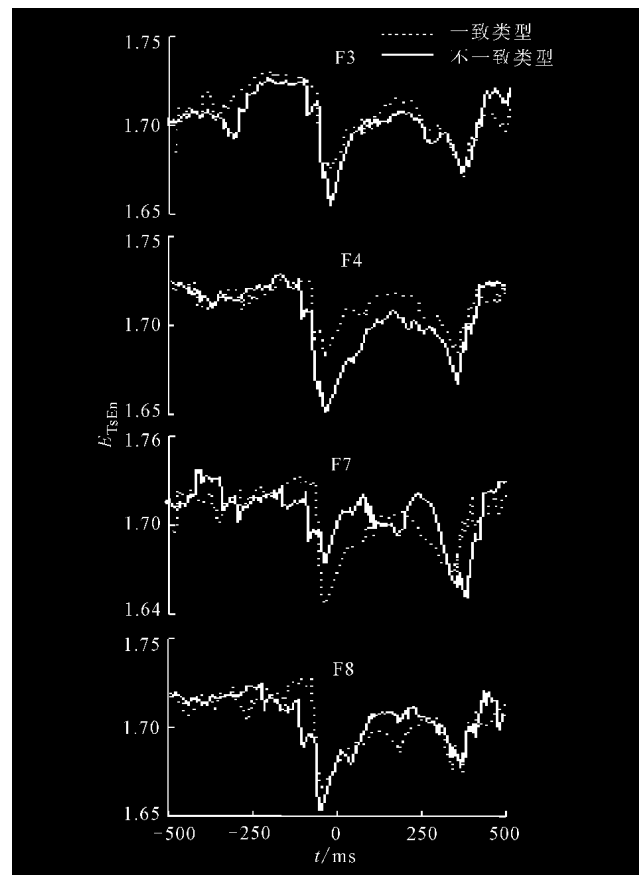


图1 额区电极处 Stroop 刺激诱发的 ERP 时变 Tsallis 熵

这种 ERP 复杂度在时序上的下降变化(即脑神经活动的规律性加强)可能反映了被试者某种注意力集中的过程. 当刺激呈现时(不论一致还是不一致类型), ERP 的复杂度会迅速下降到第一个峰值, 体现被试者对刺激的注意和反应, 反应过程中复杂度的又一个下降峰值体现了对刺激的反应和再思考的过程, 反应结束后复杂度的回升(即脑神经活动的规

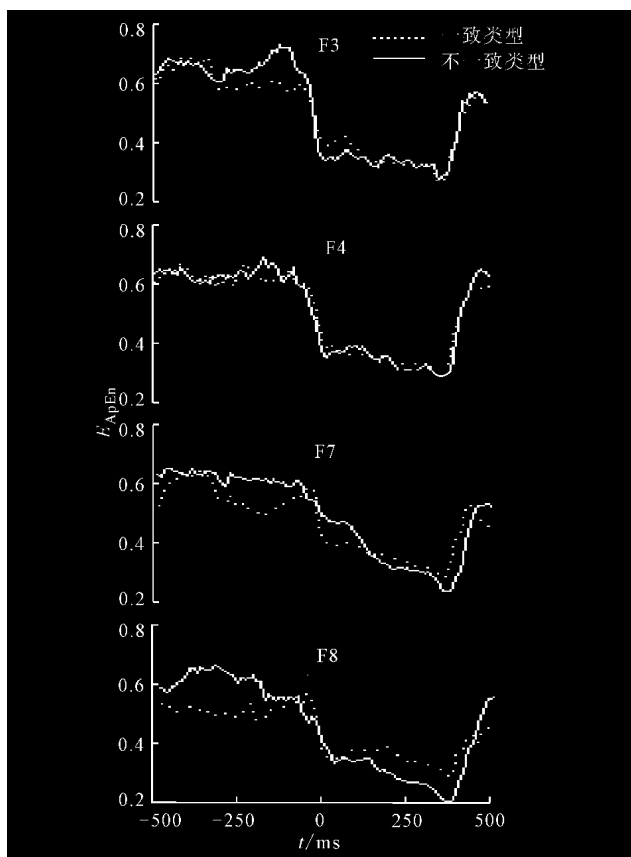


图2 额区电极处 Stroop 刺激诱发的 ERP 时变近似熵

律性减弱)反映了认知加工的结束。

3.2.2 两种熵的比较 对比两种熵的结果,还能发现相对于近似熵, Tsallis 熵更好地反映了不同刺激类型产生的 ERP 复杂度之间的差异. 对被试者在不同刺激类型下两种熵的均值做单因素方差统计显示, Tsallis 熵对刺激类型存在显著差异 ($F(2,16)=7.879, P=0.009$), 而近似熵对刺激类型的差异不显著 ($F(2,16)=0.270, P=0.605$). 这种类型间的复杂度差异说明, 人脑在对不同难度认知任务的完成过程中需要不同程度的加工机制. 本实验中对不一致刺激做出正确反应需要更大程度的认知加工, 也就使得不一致刺激产生的 Tsallis 熵比一致刺激的小(不一致刺激诱发出更规律的脑神经活动), 这点和行为数据结果一致(不一致刺激的反应时间 (610 ± 139) ms, 显著大于一致刺激的反应时间 (550 ± 120) ms)。

另一方面, 相对于 Tsallis 熵, 近似熵能更好地体现 ERP 复杂度的时变特性. 由于注意力集中, 从刺激呈现开始到反应结束, ERP 的复杂度会出现明显的降低过程. 图 2 中近似熵的结果很好地体现了这一 ERP 的低复杂度过程, 而图 1 中 Tsallis 熵的结果对这一过程的跟踪就不十分明显, 只表现为 2

次降低的峰值. 此外, Tsallis 熵对复杂度时序变化的跟踪也不如近似熵准确, 近似熵的下降基本出现在刺激呈现的时刻(0 ms), 但 Tsallis 熵的时变特性有一定程度的提前, 见图 1. 这一误差产生的原因应该是由 Tsallis 熵的计算模型考虑了信号长程间的相互作用, 当窗口宽度较大时, 信号复杂度在后面的变化对当前时刻产生了影响, 而近似熵则是通过信号自身比较产生新息的概率衡量复杂度, 对动态复杂度的跟踪在时间上就更为准确。

4 结 论

本文利用 Tsallis 熵和近似熵的定义, 提供了一种客观度量 ERP 动态复杂度的新方法, 并且应用该方法对 Stroop 认知实验中得到的 ERP 数据进行了复杂度分析. 结果显示, 两种时变熵均能较好地跟踪 ERP 复杂度随时间改变的规律, 两种熵根据各自的特性对 ERP 复杂度的变化在不同方面有不同程度的体现, Tsallis 熵对刺激类型敏感, 近似熵对时序变化敏感. 证明 Tsallis 熵和近似熵相结合能够有效直观地分析认知加工过程中 ERP 的复杂度动态特征, 可以用于脑电复杂度的意识特征识别^[15]。

参考文献:

- [1] Tsallis C. Possible generalization of Boltzman-Gibbs statistics [J]. Journal of Statistical Physics, 1988, 52: 479-487.
- [2] Tsallis C. Nonextensive statistics: theoretical, experimental and computational evidences and connections [J]. Brazilian Journal of Physics, 1999, 29: 1-35.
- [3] Pincus S. Approximate entropy as a measure of system complexity [J]. Proc Natl Acad Sci USA, 1991, 88: 2297-2301.
- [4] Pincus S. Approximate entropy (ApEn) as a complexity measure [J]. Chaos, 1995, 5(1): 110-117.
- [5] Pincus S. Irregularity and asynchrony in biologic network signals [J]. Methods in Enzymology, 2000, 321: 149-182.
- [6] Capurro A, Diambra L, Lorenzo D, et al. Tsallis entropy and cortical dynamics: the analysis of EEG signals [J]. Physica: A, 1998, 257: 149-155.
- [7] Capurro A, Diambra L, Lorenzo D, et al. Human brain dynamics: the analysis of EEG signals with Tsallis information measure [J]. Physica: A, 1999, 265: 235-254.
- [8] 唐世钧, 张辉, 郑崇勋. 基于多分辨率 Tsallis 熵的癫痫 EEG 分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2001, 18

- (3): 378-380.
- Tang Shijun, Zhang Hui, Zheng Chongxun. Detection of spikes in epileptic EEG based on multiresolution Tsallis' entropy [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2001, 18(3): 378-380.
- [9] 梁政, 杨基海, 瞿洋, 等. 基于非广度熵的运动单位动作电位(MUAP)发放检测[J]. *航天医学与医学工程*, 2004, 17(3): 219-223.
- Liang Zheng, Yang Jihai, Qu Yang, et al. A motor unit action potential (MUAP) onset detection method of EMG signal based on nonextensive entropy [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2004, 17(3): 219-223.
- [10] Pincus S, Singer B. Randomness and degrees of irregularity [J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1996, 93: 2083-2088.
- [11] Pincus S, Mulligan T, Iranmanesh A, et al. Older males secrete luteinizing hormone and testosterone more irregularly, and jointly more asynchronously, than younger males [J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1996, 93: 14100-14105.
- [12] Pincus S, Goldberger A. Physiological time-series analysis: what does regularity quantify? [J]. *Am J Physiol*, 1994, 266: H1643-H1656.
- [13] Liu Xiaofeng, Qi Huan, Wang Supin, et al. Wavelet-based estimation of EEG coherence during Stroop task [J]. *Comput Biol Med*, 2006, 36(12): 1303-1315.
- [14] Shen Minfen, Zhang Qianhua, Beadle P. Nonextensive entropy analysis of non-stationary ERP signals [C]// *IEEE Int Conf Neural Networks & Signal Processing*. Los Angeles, USA: IEEE, 2003: 14-17.
- [15] 裴晓梅, 郑崇勋, 宾光宇. 基于多通道脑电特征运动意识任务的分类[J]. *西安交通大学学报*, 2005, 39(8): 904-907.
- Pei Xiaomei, Zheng Chongxun, Bin Guangyu. Classification of the mental tasks based on multichannel electroencephalogram features [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2005, 39(8): 904-907.
- (编辑 杜秀杰)