

基于多导脑电复杂性测度的脑疲劳分析

刘建平, 张崇, 郑崇勋, 于晓琳

(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)

摘要: 通过对连续长时间脑力劳动前后状态下的脑电信号进行分析,提取了脑电信号的基本尺度熵和排列熵两种复杂性测度,研究了它们与脑疲劳程度之间的关系,以及它们在不同脑疲劳状态下的变化规律及其相关性.实验结果表明,基本尺度熵和排列熵与脑疲劳程度之间存在很强的关联性,对于不同的脑疲劳状态,随着脑疲劳程度的增加,其 α (8~12 Hz)、 β (13~30 Hz) 频率段和 total 频率段 (0.5~30 Hz) 脑电信号的基本尺度熵和排列熵逐渐降低.相对于 Tsallis 熵算法,基本尺度熵和排列熵可以更好地反映疲劳前后脑电信号复杂度的变化特性.同时,由于基本尺度熵和排列熵算法概念简单,运算量小,因而它们的计算复杂度大大降低,运算速度更快,使得实时分析与监测脑疲劳成为可能.脑电信号的基本尺度熵和排列熵有望成为衡量脑疲劳程度的指标.

关键词: 脑疲劳;脑电;基本尺度熵;排列熵

中图分类号: R318.04 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)12-1555-05

Mental Fatigue Analysis Based on Complexity Measure of Multichannel Electroencephalogram

LIU Jianping, ZHANG Chong, ZHENG Chongxun, YU Xiaolin

(Key Laboratory of Biomedical Information Engineering of Ministry of Education, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Evaluating the base-scale entropy and permutation entropy of electroencephalogram (EEG), the relationships among these entropy parameters of EEG and mental fatigue are investigated by analyzing EEG of different mental fatigue states before and after long term mental work, and the variations of base-scale entropy and permutation entropy of EEG under different mental fatigue level are sought out. The experimental results show that the base-scale entropy and permutation entropy of EEG in total (0.5-30 Hz), α (8-12 Hz) and β (13-30 Hz) frequency band decreases with the increasing mental fatigue level. The base-scale entropy and permutation entropy of EEG are strongly correlated with the mental fatigue. Compared with Tsallis entropy, the base-scale entropy and permutation entropy can effectively reflect the complexity change of EEG before and after mental fatigue. Meanwhile, since the concepts of base-scale entropy and permutation entropy are simple and the corresponding operation task gets lighter, thus, their computational complexity is reduced largely and arithmetic speed is very fast, which makes the real-time analysis and monitor of mental fatigue possible. The base-scale entropy and permutation entropy of EEG are expected to serve as the indices for detecting mental fatigue level.

Keywords: mental fatigue; electroencephalogram; base-scale entropy; permutation entropy

脑疲劳是一种常见的生理现象,严重影响了人们的健康和生命.在现代工业中,尤其是实时监控、车辆驾驶、航空航天、高风险作业等行业,许多事故

的发生都与脑疲劳有关.因此,认识脑疲劳的本质以及对疲劳程度进行分析和评价,对于保护健康和预防事故具有重要意义.

在脑疲劳研究中,脑电现已成为最广泛的评定中枢神经系统变化的指标之一,被誉为监测疲劳的金标准^[1]. Murata A 利用事件相关电位 P300 的幅度和潜伏期大小对脑疲劳进行分析,发现随着脑疲劳程度的增加、潜伏期延长,电位幅度降低^[2]. Jung T P 用脑电功率谱对大脑警觉性水平进行分析,发现脑电功率谱可以反映大脑警觉状态的波动情况^[3]. 虽然先前研究已取得了一些有意义的成果,但还不是很成熟. 因而,本文尝试采用适合于非平稳信号分析的基本尺度熵(BE)和排列熵(PE)两种复杂性测度共同对不同脑疲劳状态下的脑电信号进行分析,将有助于更好地解释脑疲劳现象及其机理,为脑疲劳研究开辟一条新途径.

1 复杂性测度

1.1 基本尺度熵

数据长度为 N 的时间序列 $u: \{u(i): 1 \leq i \leq N\}$, 对每一个 $u(i)$, 取 m 个连续点组成 m 维矢量 $\mathbf{X}(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$ (1)

对于每一个 m 维矢量, 计算出基本尺度 B_s . B_s 定义为 m 维矢量中所有相邻点数据间隔的差值方均根值, 即

$$B_s(i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{m-1} ((u(i+j) - u(i+j-1))^2 / (m-1))} \quad (2)$$

根据基本尺度, 选取划分符号的标准为 $a \times B_s$, 将每一个 m 维矢量转换成 m 维矢量符号序列 $\mathbf{S}_i(\mathbf{X}(i)) = \{s(i), \dots, s(i+m-1)\}$, $s \in A (A=0, 1, 2, 3)$. 具体转换如下^[4]

$$\mathbf{S}_i(\mathbf{X}(i)) = \begin{cases} 0 & \bar{u} < u \leq \bar{u} + a \times B_s \\ 1 & u_{i+k} > \bar{u} + a \times B_s \\ 2 & \bar{u} - a \times B_s < u_{i+k} \leq \bar{u} \\ 3 & u_{i+k} \leq \bar{u} - a \times B_s \end{cases} \quad (3)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N-m+1$; $k=0, 1, \dots, m-1$; $\bar{u}$ 代表第 i 个 m 维矢量的平均值; a 是个特殊参数, a 取得过大, 在把原始时间序列转化成符号序列时, 会导致细节信息的丢失, 不能很好地捕捉到信号中的动态信息, a 取得过小, 则易受噪声的影响, 具体取值用测试法得到, 本文取 $a=0.2$.

m 维矢量符号序列 $\mathbf{S}_i$ 的分布几率 $P(\mathbf{S}_i)$ 包含 0、1、2、3 四种符号的 $\mathbf{S}_i$ 共有 4^m 种不同的组合状态 π , 每种组合状态代表着该 m 维矢量的波动模式. 统计 π 中每一种状态出现的次数为 r , 若一状态出现

的概率为 0, 将此状态记为禁止状态. 统计每一种状态在整个 $N-m+1$ 个 m 维矢量中出现的概率

$$P(\pi) = r / (N-m+1) \quad (4)$$

基本尺度熵定义为

$$H(m) = - \sum P(\pi) \ln P(\pi) \quad (5)$$

其中 m 可以从 3 取到 7, N 只要大于 4^m 即可, 本文取 $m=4$. 式(5)中对所有可能状态 π 的分布几率求信息熵 $H(m)$, 该信息熵描述了时间序列中 m 个连续值所包含的波动信息. 很显然 $0 \leq H(m) \leq \ln 4^m$, 如果时间序列只出现一种可能状态, 那么 $H(m)=0$, 如果时间序列出现 π 种几率分布相同的状态, 则 $H(m)=\ln 4^m$, 如果时间序列出现若干种可能状态, 则 $H(m) \leq \ln 4^m$. 熵值越大, 表明 m 维矢量的波动模式越复杂, 序列的复杂性越高, 反之熵值越小, 序列的复杂性越低.

1.2 排列熵

排列熵^[5]算法描述如下. 设一时间序列为 $[x(i), i=1, 2, \dots, n]$, 对其中任意一个元素 $x(i)$ 进行相空间重构, 得到

$$\mathbf{X}(i) = [x(i), x(i+l), \dots, x(i+(m-1)l)] \quad (6)$$

式中: l 为延迟时间. 将 $\mathbf{X}(i)$ 的 m 个重构分量 $[x(i), x(i+l), \dots, x(i+(m-1)l)]$ 按照升序重新进行排列, 即

$$[x(i+(j_1-1)l) \leq x(i+(j_2-1)l) \leq \dots \leq x(i+(j_m-1)l)] \quad (7)$$

如果存在 $x(i+(j_{i1}-1)l) = x(i+(j_{i2}-1)l)$, 此时就按 j 的大小进行排序, 也就是当 $j_{i1} < j_{i2}$ 时, 有 $x(i+(j_{i1}-1)l) \leq x(i+(j_{i2}-1)l)$. 所以, 任意一个向量 $\mathbf{X}_i$ 都可以得到一组符号序列

$$A(g) = [j_1, j_2, \dots, j_m] \quad (8)$$

式中: $g=1, 2, \dots, k$, 且 $k \leq m!$, m 个不同的符号 $[j_1, j_2, \dots, j_m]$ 一共有 $m!$ 种不同的排列, 也就是一共有 $m!$ 种不同的符号序列, 符号序列 $A(g)$ 是其中一种. 计算每种符号序列出现的概率 $P_1, P_2, \dots, P_k$, 此时 $[x(i), i=1, 2, \dots, n]$ 的 k 种不同符号序列的 PE 就可以按照 Shannon 信息熵的形式定义为

$$H_p(m) = - \sum_{v=1}^k P_v \ln P_v \quad (9)$$

当 $P_v=1/m!$ 时, $H_p(m)$ 就达到了最大值 $\ln(m!)$. 为了方便起见, 通常 $H_p(m)$ 用 $\ln(m!)$ 进行标准化处理, 即

$$0 \leq H_p = H_p(m) / \ln(m!) \leq 1 \quad (10)$$

式中: H_p 表示时间序列 $[x(i), i=1, 2, \dots, n]$ 的随机

程度, H_p 越小,说明时间序列越规则,序列的复杂性越小,反之则时间序列越接近随机,序列复杂性越大, H_p 的变化反映并放大了时间序列 $[x(i), i=1, 2, \dots, n]$ 微小的细节变化. n 不能取太小,否则失去了其统计学的意义,一般 $1\,000 \leq n \leq 10\,000$, m 的取值范围一般为 $3 \leq m \leq 15$,本文计算和分析中选取 $m=4, l=1$.

2 脑疲劳实验设计及脑电数据采集

实验对象是在校学生自愿者 50 名,年龄为 20~27 岁,均为男性,身体健康,无重大脑部疾病史、心理疾患及器质性疾病史.实验前要求受试者保证充足的睡眠,避免酒、茶和咖啡等任何中枢兴奋或抑制性的食物和药物,避免剧烈运动.实验开始时间为上午 8 点左右,实验前受试者完全了解整个实验程序和要求,均自愿参加,合作态度良好.

正式实验前向受试者讲明实验步骤及测试方法,并进行预实验以适应和熟悉测试程序.对测试方法进行反复练习,达到正确理解指导语,能够熟练操作,以消除学习效应.实验开始后,首先对受试者进行主观疲劳程度的心理评测,而后要求受试者安静闭目尽可能什么也不想,尽可能放松,记录 5 min 的脑电信号,作为疲劳实验前的状态.然后要求受试者完成 3 种不同类型的脑力劳动任务直至筋疲力尽,或两小时结束.而后记录受试者安静闭目状态 5 min 的脑电信号,作为疲劳实验后的状态,同样对受试者的主观疲劳程度进行心理评测.

使用 Neuroscan 32 导脑电仪采集脑电数据,采用 10~20 导联头皮电极系统,记录了 Fp2、Fp1、F4、F3、C4、C3、P4、P3、Fz、Cz 和 Pz 共 11 通道脑电信号,同时记录了水平眼电和垂直眼电.参考电极置于双侧乳突连线,放大器的通带频带为 0.01~100 Hz,采样频率为 250 Hz,各导联阻抗均小于 5 k Ω .实验是在室内正常照明、安静、尽量舒适的环境(室温为 25 $^{\circ}\text{C}$)下进行的.

采用 SPSS 13.0 软件对实验数据进行分析,对连续脑力劳动任务前后受试者的主观疲劳量表得分以及脑电复杂性参数分别采用配对 T 检验.

3 实验结果

3.1 脑疲劳的主观评价

对实验前后的脑疲劳程度分别采用 SSS、KSS、SPC、SFS 和 CR-10 量表进行主观评价^[6-9],得分越大,表明主观感觉疲劳程度越高,实验前后脑疲劳程

度的主观评价结果如图 1 所示.

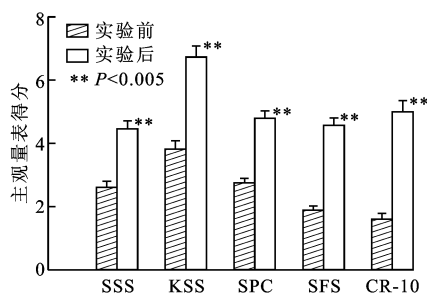


图 1 实验前后脑疲劳程度的主观评价

从图 1 可以看出,实验后主观疲劳量表得分显著增加($P<0.005$),表明受试者经过连续长时间脑力劳动任务后,主观感觉疲劳程度增加,说明连续长时间脑力劳动任务对受试者的心理产生了较大的影响,导致主观感觉疲劳程度增加.

3.2 脑疲劳的基本尺度熵分析

在计算基本尺度熵之前,首先选取连续 1 min 的脑电数据作为研究对象,对各导联脑电信号进行分段,选取前 10 s 采样数据为基本数据,每次的为移动 1 s 的数据.然后选用与脑电波形较相似的 Daubechies10 正交小波函数对各导脑电数据段分别进行 8 层分解与重构,得到 4 个频率段 total (0.5~30 Hz)、beta (13~30 Hz)、alpha (8~12 Hz) 和 theta (4~7 Hz) 的脑电信号.对各脑电数据段 4 个频率段的重构信号分别进行基本尺度熵分析,得到不同脑疲劳状态下 BE 随时间变化的时程.为减少 BE 值波动的影响,计算 1 min 内所有数据段 BE 的平均值,代表脑电信号在 1 min 内的 BE 值.疲劳前后各导脑电的 BE 值在 3 个频率段的变化如图 2 所示.

从图 2 的比较结果可以看出,疲劳前后 total 和 alpha 频率段的 BE 平均值在所有脑区均存在着显著性差异($P<0.05$),疲劳后 BE 平均值显著降低,达到了统计学意义.疲劳后 beta 频率段的 BE 平均值在顶区、左侧前额和右侧额区均显著降低($P<0.05$).疲劳前后 theta 频率段的脑电信号的 BE 平均值在所有脑区均没有显著性变化.

3.3 脑疲劳的排列熵分析

按照与计算 BE 相同的方法,对疲劳前后的各导脑电信号的 4 个频率段分别进行 PE 分析,得到不同脑疲劳状态下 PE 随时间变化的时程.为减少 PE 波动的影响,计算 1 min 内所有数据段 PE 的平均值,代表脑电信号在 1 min 内的 PE 值.疲劳前后各导脑电的 PE 值在 3 个频率段的变化如图 3 所示.

采用 SPSS 13.0 对疲劳前后各导脑电在 4 个频

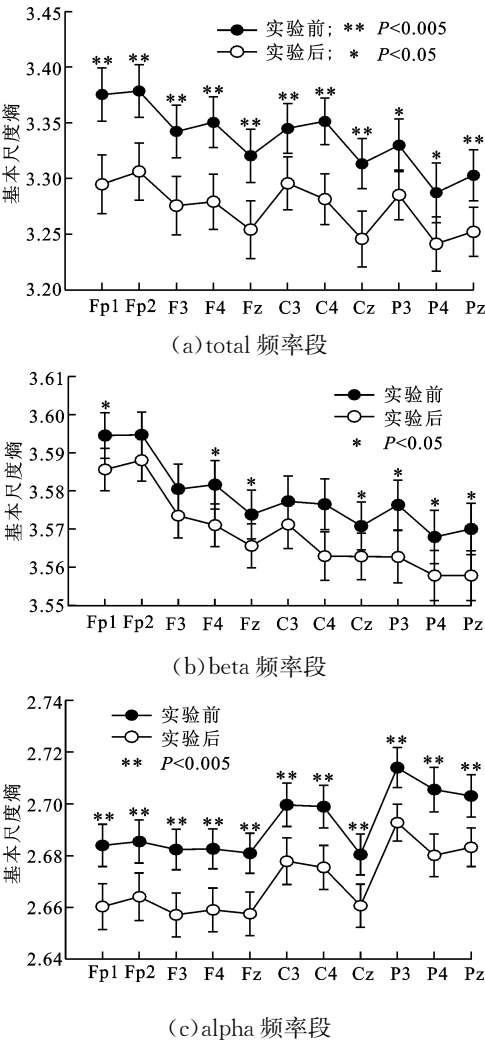


图 2 疲劳前后各导脑电的 BE 值在 3 个频率段的变化

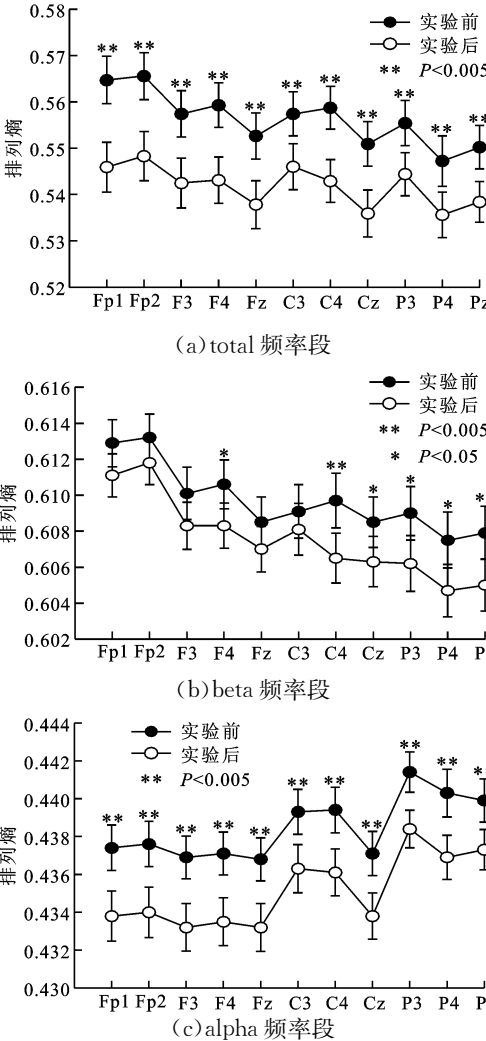


图 3 疲劳前后各导脑电的 PE 值在 3 个频率段的变化

率段的 PE 值进行统计分析表明,疲劳前后 total 和 alpha 频率段的脑电信号的 PE 平均值在所有脑区均显著降低($P<0.05$),达到了统计学意义. 疲劳后 beta 频率段的脑电信号的 PE 平均值在顶区和右侧额中央区均显著降低($P<0.05$). 疲劳前后 theta 频率段的脑电信号的 PE 平均值在所有脑区均没有显著性变化. 另外,由 Shannon 熵推广而来的 Tsallis 熵算法^[10]也被用于本文的分析中,但是疲劳前后所有频率段的脑电信号的 Tsallis 熵在所有脑区均没有显著性变化.

4 讨 论

一般认为连续长时间脑力劳动对受试者的心理和行为产生较大的影响,导致主观感觉疲劳程度增加,脑力能力下降,警觉性和注意力水平降低,大脑处理信息的能力下降,脑疲劳程度增加^[1]. 为了验证本文的实验任务对脑疲劳的影响效果,采用 5 种脑

疲劳程度的主观评价量表对连续脑力劳动前后受试者的主观感觉疲劳程度进行评测,实际分析结果与理论分析完全一致,说明受试者经过长时间脑力劳动后,脑疲劳程度增加.

基本尺度熵和排列熵作为两种复杂性的量度,从不同角度刻画了时间序列信号的无序程度,时间序列越规则,序列的复杂性越小,反之时间序列越接近随机,序列复杂性越大. 根据电生理知识,清醒时大脑神经元的兴奋程度较高,大脑从外界接受的信息量较大,神经细胞活动的随机性较强,脑电复杂度较大. 脑疲劳程度增加时,大脑神经元受抑制程度增加,大脑从外界接受的信息量必然要减少,神经细胞活动的有序性增加,脑电的类周期活动增强,导致复杂性下降. 疲劳后在总的频率段的 BE 和 PE 在所有脑区均显著降低,说明随着脑疲劳程度增加,大脑皮层整体的受抑制程度增加.

由于本文的脑电信号是在安静闭目的条件下测

得的,此时 alpha 频率段是脑电信号的基本节律,其 BE 和 PE 可以反映大脑的整体抑制和兴奋程度。因而,alpha 频率段脑电信号的 BE 和 PE 在疲劳前后的变化规律与 total 频率段基本一致,甚至在顶区 alpha 频率段脑电信号的 BE 和 PE 变化的显著性水平还高于 total 频率段。beta 高频快波作为大脑皮层兴奋时的主要波形,反映了大脑兴奋的程度。正常清醒时,脑皮层处于兴奋状态,脑电以高频低幅波为主,当脑疲劳程度增加时,大脑皮层受抑制程度增加,脑电中高频成分减少,低频成分增加。疲劳后 beta 频率段脑电的 BE 和 PE 相对于实验前在大脑顶区和右侧额区均显著降低,说明随着脑疲劳程度的加深,脑电信号整个功率谱的重心向低频迁移,频谱中高频快波的含量降低,复杂程度降低。

另外,相对于由 Shannon 熵推广而来的 Tsallis 熵算法,BE 和 PE 可以更好地体现疲劳前后脑电信号复杂度的变化特性。这是由于 BE 和 PE 具备了较强抗干扰能力,因而可以从具有明显非平稳性的脑电信号中探测和捕捉到反映脑疲劳状态变化的信息。由于 BE 和 PE 算法简单,运算量小,因而相对传统的相空间重构算法,计算的复杂度大大降低,运算速度更快,使实时分析与监测脑疲劳成为可能。

5 结 论

(1)随着脑疲劳的增加,大脑神经元兴奋的程度降低,神经细胞活动的有序性增加,大脑复杂性降低,刻画脑电信号复杂性的 total、alpha 和 beta 频率段的脑电信号的基本尺度熵和排列熵也相应降低。

(2)相对于 Tsallis 熵算法,基本尺度熵和排列熵可以更好地体现疲劳前后脑电信号复杂度变化特性。同时,由于基本尺度熵和排列熵算法概念简单,运算量小,因而它们的计算复杂度大大降低,运算速度更快,使实时分析与监测脑疲劳成为可能。

(3)脑电信号的基本尺度熵以及排列熵与脑疲劳程度之间存在很强的关联性,利用它们对脑疲劳程度进行客观分析具有一定的可行性。

通过本文分析可以看出,脑电信号的基本尺度熵以及排列熵与脑疲劳程度之间有着密切的关系,它们能灵敏地反映出脑疲劳程度的变化。作为脑疲劳程度的分析和监测,是一种非常好的方法,为脑疲劳研究开辟了一条新途径,有望成为衡量脑疲劳程度的指标。

参考文献:

[1] 曹雪亮,苗丹民,刘练红. 脑力疲劳评定方法现状

[J]. 第四军医大学学报, 2006, 27(4): 382-384.

CAO Xuiliang, MIAO Danmin, LIU Lianhong. Assessment methods on mental fatigue [J]. J Fourth Military Medical University, 2006, 27(4): 382-384.

[2] MURATA A, TAKASAWA Y, TAKASAWA Y. Evaluation of mental fatigue using feature parameter extracted from event-related potential [J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2005, 35(8): 761-770.

[3] JUNG T P, MAKEIGG S, STENSMO M. Estimating alertness from the EEG power spectrum [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1997, 44 (1): 60-69.

[4] 李锦, 宁新宝. 短时心率变异性信号的基本尺度熵分析 [J]. 科学通报, 2005, 50 (14): 1438-1441.

LI Jin, NING Xinbao. The base-scale entropy analysis of short-term heart rate variability signal [J]. Chinese Science Bulletin, 2005, 50 (14): 1438-1441.

[5] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series [J]. Phys Rev Lett, 2002, 88(17): 174102.

[6] LI Zengyong, JIAO Kun, CHEN Ming, et al. Effect of magnetopuncture on sympathetic and parasympathetic nerve activities in healthy drivers-assessment by power spectrum analysis of heart rate variability [J]. European Journal of Applied Physiology, 2003, 88(4/5): 404-410.

[7] HODDESS E, ZARCONI V, SMYTHE H, et al. Quantification of sleepiness: a new approach [J]. Psychophysiology, 1973, 10: 431-436.

[8] AKERSTEDT T, GILLBERG M. Subjective and objective sleepiness in the active individual [J]. International Journal of Neuroscience, 1990, 52: 29-37.

[9] SAMN S W, PERELLI L P. Estimating aircrew fatigue: a technique with implications to airlift operations [M]. Texas, USA: USAF School of Aerospace Medicine, 1982.

[10] 赵南, 刘小峰, 王素品, 等. 基于 Tsallis 熵和近似熵的认知事件相关电位动态复杂度分析 [J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(2): 245-249.

ZHAO Nan, LIU Xiaofeng, WANG Supin, et al. Dynamic complexity analysis to cognitive event-related potential based on Tsallis entropy and approximate entropy [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(2): 245-249.

[11] VIDULICH M A. The mental psychology of subjective mental workload [C]// Human Mental Workload. Amsterdam, Holland: Elsevier Science Publishers, 1988: 219-229.

(编辑 杜秀杰)