

脑电信号的标度分析及其在睡眠状态区分中的应用*

马千里¹⁾²⁾ 卞春华^{1)†} 王 俊²⁾

1)(南京大学电子科学与工程学院,近代声学教育部重点实验室,生物医学电子工程研究所,南京 210093)

2)(南京邮电大学地理与生物信息学院,图像处理与图像通信江苏省重点实验室,南京 210003)

(2009 年 10 月 22 日收到;2009 年 12 月 7 日收到修改稿)

脑电信号具有长程幂律相关性及多重分形的标度特性,并随生理病理状态改变.本文首次针对睡眠脑电信号应用单重分形去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis,简记为 DFA)方法与多重分形奇异谱对睡眠脑电信号的标度特征进行系统的对比研究.发现 DFA 标度指数 α 对于不同导联和样本组间的差异较为敏感,随睡眠状态的变化不规律;而多重分形奇异强度区间 $\Delta\alpha$ 随睡眠状态的变化更为规律,睡眠 I 期至 IV 期不断增大,并且导联间差异和样本组间差异均较小.多重分形 $\Delta\alpha$ 参数更适合作为判定睡眠状态的定量参数.

关键词: 标度分析, 多重分形, 脑电图, 睡眠分期

PACC: 0545, 0547, 8770, 8730C

1. 引 言

神经科学的研究发现,大脑神经元的连接具有多重反馈回路,众多的神经元组之间也存在着复杂的相互作用,表明大脑是高度非线性的复杂系统.因此开始将脑电信号(electroencephalogram,简记为 EEG)作为非线性复杂信号来进行研究.源于非线性动力学与统计物理的多种方法已经成功应用于各种脑电信号的研究^[1-7].非线性动力学系统的标度行为通常可以使用单重分形(monofractal)或多重分形(multifractal)测度进行描述^[8-10].单重分形信号是均匀的,整个信号都具有相同的标度特性,即从局部标度特性角度来说,单重分形是平稳的,因此相应的单重分形分析如基于 Fourier 变换、Hurst 分析和去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis,简记为 DFA)^[11]方法只估算一个指数描述给定的信号.而多重分形信号可以分解为具有不同分形维数的多个子集,因此需要大量的(理论上是无限多的)指数来表示其标度特性,常用多重分形谱来对其进行描述.生理信号作为高度非线性复杂生理系统的输出也具有多重分形特性,如心电信号的 RR 间期、步态等已经被证明具有多重分形特性,而且往往与病理、自然衰老过程等相关^[9,11-15].近来,已有研究

者尝试使用多重分形理论对 EEG 信号进行分析,并得到了一些很有意义的结论^[6,7].

本文首次针对睡眠 EEG 从单重分形和多重分形两个角度进行系统的对比研究,分别应用 DFA 和多重分形奇异谱对脑电信号的标度特性进行分析,研究这两种标度分析方法在睡眠状态区分中的应用.

2. 基本理论

2.1. 单重分形 DFA

DFA 是标度分析的一种重要方法,其优势在于可以避免非平稳性造成的虚假相关性的影响,从而可靠地检测到隐藏于非平稳时间序列里的长程幂律(power-law)相关性(即标度不变性)^[11].Watters 等^[3]利用 DFA 方法首先发现 EEG 的长程幂律相关性.随后 DFA 方法被广泛用于各种脑电信号的研究^[4,5].

DFA 计算过程如下^[11]:设待检测的离散时间序列为

$$u(i) \quad (i = 1, 2, \dots, N).$$

首先对其进行积分

* 国家自然科学基金(批准号:60501003)资助的课题.

† 通讯联系人. E-mail: bch@nju.edu.cn

$$y(i) = \sum_{j=1}^i (u(j) - \langle u \rangle) \quad (i = 1, 2, \dots, N), \quad (1)$$

其中

$$\langle u \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u(i) \quad (i = 1, 2, \dots, N). \quad (2)$$

将积分序列 $y(i)$ 分割为长度为 n 的等长区间 $y_k(j)$, 其中 $k = 1, 2, \dots, [N/n], j = 1, 2, \dots, n$. 对每个 $y_k(j)$ 使用多项式分别进行拟合, 并定义去趋势波动函数为

$$Y_k(j) = y_k(j) - \tilde{y}_k(j). \quad (3)$$

最后计算均方根波动为

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{[N/n]} \sum_{j=1}^n [Y_k(j)]^2}. \quad (4)$$

使用不同的分割区间长度 n , 重复上述计算过程, 如果所研究时间序列具有长程相关性, 则符合幂指数律

$$F(n) \sim n^\alpha. \quad (5)$$

α 即为标度指数, 因其表示时间序列的相关性, 也称为相关指数.

2.2. 多重分形奇异谱

多重分形信号的标度特性常用奇异谱来表示. 奇异谱通过两个指数来定义^[8]: 奇异强度指数 α (Lipschitz-Holder 指数) 和其相应的分布密度函数 $f(\alpha)$.

首先使用尺度为 L 的区间去分割所研究的多重分形信号, 定义 $P_i(L)$ 为第 i 个区间中的累积量, 并构造单参数的标准化测度

$$\mu_i(q, L) = [P_i(L)]^q / \sum_j [P_j(L)]^q. \quad (6)$$

其支撑集的 Hausdorff 维数即 $f(\alpha)$ 为

$$f(q) = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\sum_i \mu_i(q, L) \lg[\mu_i(q, L)]}{\lg L}, \quad (7)$$

相应的奇异强度 α 为

$$\alpha(q) = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\sum_i \mu_i(q, L) \lg[P_i(L)]}{\lg L}. \quad (8)$$

(7) 和 (8) 式通过参数 q 以隐函数的方式给出了多重分形奇异谱 $f(\alpha)$, 即平均奇异强度 α 和其 Hausdorff 维数 f . 通常使用奇异强度区间 $\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ 来描述多重分形谱覆盖的奇异强度范围, $\Delta\alpha$ 小则信号趋向于单重分形, 反之则趋向于多重分形^[13].

3. 实验研究

3.1. 实验数据

本文实验所用数据来自于互联网上标准生理信号数据库 PhysioBank^[16] 中的 “The Sleep-EDF Database”. 该数据库中共有 8 个记录, 均取自年轻人 (21—35 岁), 未使用药物. 数据库分为两组, 每组各包括 4 个记录; 其中 SC 组为健康自愿者 24 小时日常生活状态记录, ST 组为轻度失眠患者的整夜睡眠记录. 每个记录中均包括两导 EEG (分别取自 Fpz-Cz 和 Pz-Oz 导联), 采样率为 100 Hz. 每个记录中还包括了按照 R&K 准则每 30 s 区间人工判定的睡眠状态. R&K 准则将睡眠状态分为清醒 (W)、快速眼动 (REM) 睡眠和非快速眼动 (NREM) 睡眠. NREM 睡眠又从浅到深进一步被分为 I 到 IV 期. REM 睡眠是一种特殊的睡眠, 其间两眼会发生快速、对称的转动, 而此时 EEG 的模式则类似于清醒时期.

3.2. 实验结果

图 1 是一段典型脑电信号的 DFA 分析结果, 显示脑电信号存在两个无标度区间, 对应两个标度指数: $\alpha_1 = 1.10$, 说明脑电信号在小时间尺度存在长程幂律相关性; $\alpha_2 = 0.22$, 说明脑电信号在大时间尺度为负相关, 其生理意义目前尚不明确, 可能与脑活动的自我调节有关. 本文使用小时间尺度的标度指数 α_1 来描述脑电信号的标度特征.

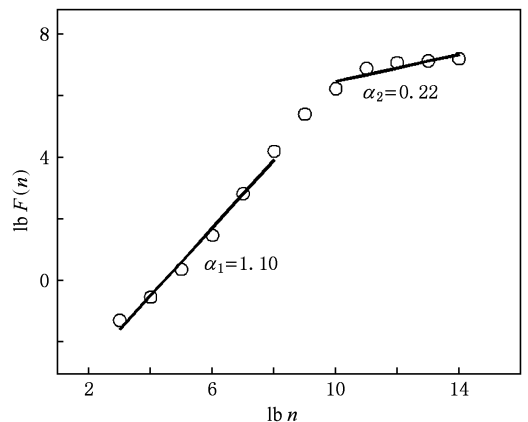


图 1 脑电信号的 DFA 分析

对于多重分形分析, 首先作出曲线 $f(q, L) - \lg L$ (见图 2(a)), 可以看到 $f(q, L)$ 与 $\lg L$ 在各 q 值均呈

线性关系,即存在无标度区间. 其后根据(7)和(8)式计算其多重分形奇异谱,如图2(b)所示,可以估

计出奇异性覆盖范围约为 $0.78 < \alpha < 1.55$, $\Delta\alpha \approx 0.77$,证实脑信号为多重分形信号.

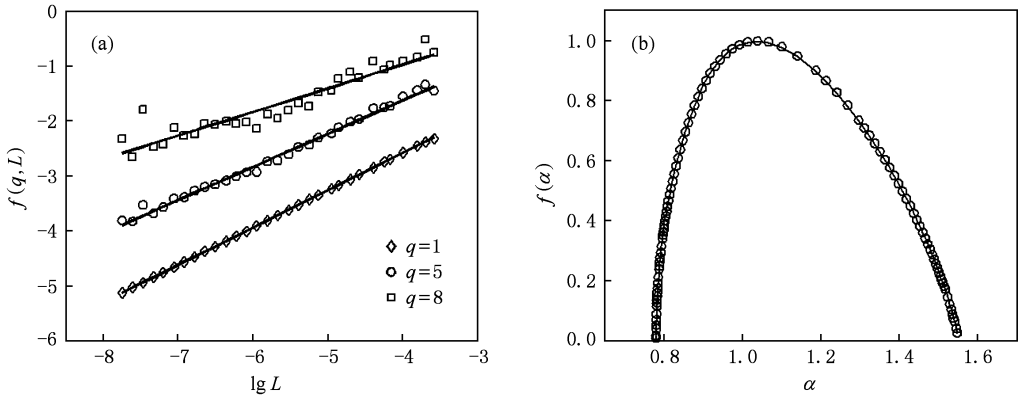


图2 脑信号的多重分形分析 (a) $f(q, L) - \lg L$ 多重分形检验, (b)多重分形奇异谱 $f(\alpha) - \alpha$

其次,对数据库中两组样本的两导联脑电数据进行分析. 为与数据库中人工判定的睡眠分期一致,将睡眠脑电信号分为 30 s 的区段,分别计算每

个区段的 DFA 标度指数 α 和多重分形奇异强度区间 $\Delta\alpha$,按照人工睡眠分期结果进行统计,结果如图3所示.

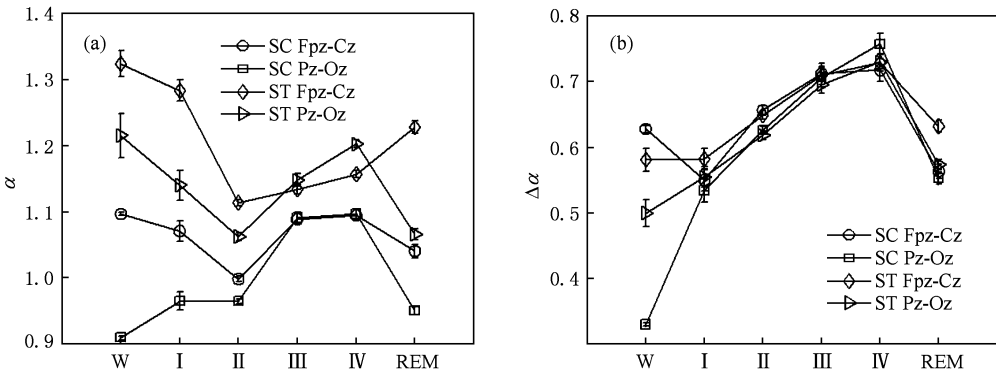


图3 各睡眠期脑电信号的标度分析 误差棒表示 95% 可信区间. (a)DFA 标度指数 α , (b)多重分形奇异强度区间 $\Delta\alpha$

考察图3(a),我们发现 DFA 标度指数 α 在两个样本组和两个导联之间的差异都较大:ST 组各睡眠状态 α 指数明显高于 SC 组 ($P < 0.01$, t 检验);而 Fpz-Cz 导联的 α 指数在清醒状态、睡眠 I 期、II 期和 REM 期均显著高于相同状态 Pz-Oz 导联 ($P < 0.01$),但差异随着睡眠深入不断减小,至慢波睡眠阶段基本无差异 (SC 组睡眠 III 期、IV 期: $P = 0.73$; ST 组睡眠 III 期: $P = 0.02$) 或变为 Fpz-Cz 导联低于 Pz-Oz 导联 (ST 组睡眠 IV 期: $P < 0.01$). 但 α 指数随睡眠状态的变化较不规律:在清醒状态时 α 指数较大,而在睡眠 I 期和 II 期呈下降趋势,到慢波睡眠 (III 期、IV 期) 升高;REM 期的 α 指数基本介于睡眠 I 期和 II 期之间.

$\Delta\alpha$ (见图3(b))在两个样本组和两个导联之间的差异则较小:SC 组和 ST 组在睡眠 I 至 IV 期均无显著差异 ($P > 0.05$);两导联间差异也明显小于 DFA 标度指数 α . 而 $\Delta\alpha$ 随睡眠状态的变化比 α 指数更为规律:从睡眠 I 期开始,随着睡眠深入 $\Delta\alpha$ 不断增大,REM 期 $\Delta\alpha$ 值同样介于睡眠 I 期和 II 期之间;而在清醒状态两个样本组 Fpz-Cz 导联的 $\Delta\alpha$ 值均显著大于 Pz-Oz 导联 ($P < 0.01$).

图4给出了一个典型样本的睡眠状态图以及相应的 Fpz-Cz 和 Pz-Oz 导联的标度指数 α 和奇异强度区间 $\Delta\alpha$ 随睡眠状态变化的图例. 可以看出 Pz-Oz 导联的 $\Delta\alpha$ 参数很好地显示了睡眠状态的变化趋势.

比较而言,睡眠各期的多重分形奇异强度区间

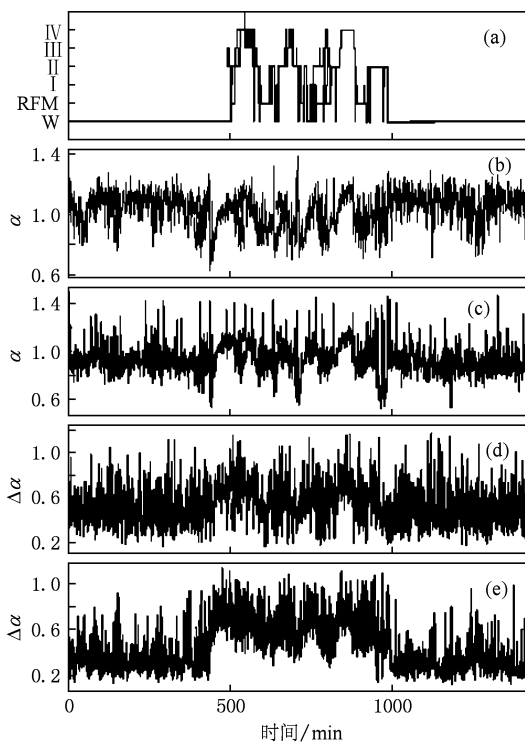


图4 样本 SC4002e0 的睡眠状态图和对应的 Fpz-Cz 和 Pz-Oz 导联标度指数 α 及奇异强度区间 $\Delta\alpha$ (a) R&K 准则人工判定, (b) Fpz-Cz 导联的 α , (c) Pz-Oz 导联的 α , (d) Fpz-Cz 导联的 $\Delta\alpha$, (e) Pz-Oz 导联的 $\Delta\alpha$

4. 结 论

使用 DFA 方法和多重分形奇异谱对 EEG 的标度特性进行了系统的研究, 并通过对睡眠 EEG 数据的分析研究了其在睡眠状态区分中的应用. 我们发现多重分形奇异强度区间 $\Delta\alpha$ 随睡眠状态的变化较为规律, 睡眠 I 期—IV 期不断增大, 并且导联间差异和样本组间差异均较小; 清醒状态下导联间差异较大, 表明不同脑区域活动的复杂性存在差异. 而 DFA 标度指数 α 随睡眠状态的变化则较不规则, 导联间和样本组间差异也较大. 另外, 通过与人工判定的睡眠状态比较, 发现 Pz-Oz 导联的 $\Delta\alpha$ 参数最符合睡眠状态的变化趋势. 因此提出多重分形奇异强度区间 $\Delta\alpha$ 比 DFA 标度指数 α 更适合作为判定睡眠状态的定量参数, 不仅是因为其对不同睡眠状态有更好的区分度, 还由于其对不同导联和样本有更好的稳定性.

- [1] Stam C J 2005 *Clin. Neurophysiol.* **116** 2266
- [2] Xie Y, Xu J X, Yang H J, Hu S J 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 205 (in Chinese) [谢勇、徐建学、杨红军、胡三觉 2002 物理学报 **51** 205]
- [3] Watters P A 1998 *Complex. Int.* **5** 117
- [4] Hwa R C, Ferree T C 2002 *Phys. Rev. E* **66** 021901
- [5] Ning Y, Jiang C H, An B, Feng H Q 2007 *J. Biomed. Eng.* **24** 249 (in Chinese) [宁艳、江朝晖、安滨、冯焕清 2007 生物医学工程学杂志 **24** 249]
- [6] Wang W, Ning X B, Wang J, Zhang S, Chen J, Li L J 2003 *Chin. Sci. Bull.* **48** 1700
- [7] Ma Q L, Ning X B, Wang J, Bian C H 2006 *Chin. Sci. Bull.* **51** 3059
- [8] Chhabra A B, Meneveau C, Jensen R V, Sreenivasan K R 1989 *Phys. Rev. A* **40** 5284
- [9] Stanley H E, Amaral L A N, Goldberger A L, Havlin S, Ivanov P Ch, Peng C K 1999 *Physica A* **270** 309
- [10] Sun X, Wu Z Q 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 2126 (in Chinese) [孙霞、吴自勤 2001 物理学报 **50** 2126]
- [11] Peng C K, Buldyrev S, Goldberger A L, Havlin S 1992 *Nature* **356** 168
- [12] Ivanov P Ch, Ma Q, Bartsch R P, Hausdorff J M, Amaral L A N, Schulte-Frohlinde V, Stanley H E, Yoneyama M 2009 *Phys. Rev. E* **79** 041920
- [13] Wang J, Ning X B, Ma Q L 2005 *Phys. Rev. E* **71** 062902
- [14] Deng Y, Shi W K, Liu Q 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 759 (in Chinese) [邓勇、施文康、刘琪 2002 物理学报 **51** 759]
- [15] Yu Z G, Vo A, Gong Z M, Long S C 2002 *Chin. Phys.* **11** 1313
- [16] Goldberger A L, Amaral L A N, Glass L, Hausdorff J M, Ivanov P Ch, Mark R G, Mietus J E, Moody G B, Peng C K, Stanley H E 2000 *Circulation* **101** e215

Scaling analysis on electroencephalogram and its application to sleep-staging*

Ma Qian-Li¹⁾²⁾ Bian Chun-Hua^{1)†} Wang Jun²⁾

1) (*Institute for Biomedical Electronic Engineering, Key Laboratory of Modern Acoustics of Ministry of Education, School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

2) (*Key Laboratory of Image Processing and Image Communication of Jiangsu Province, School of Geography and Biological Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China*)

(Received 22 October 2009; revised manuscript received 7 December 2009)

Abstract

Electroencephalogram (EEG) shows long-range power-law and multifractal scaling behaviors, which varies with physiological and pathological conditions. In the present paper, the scaling behavior of sleep EEG is studied using monofractal detrended fluctuation analysis (DFA) and multifractal singularity spectrum. It is found that, the DFA scaling exponent α is more sensitive to the differences between EEG derivations and subject groups, but irregular with sleep stages. However, the variation of multifractal singularity strength range $\Delta\alpha$ with sleep stages is more regular, it increases constantly from sleep stage I to stage IV, showing less difference between EEG derivations and subject groups. Thus, it is suggested that multifractal parameter $\Delta\alpha$ is more suitable than monofractal scaling exponent α to be used as a quantitative parameter for sleep staging.

Keywords: scaling analysis, multifractality, electroencephalogram, sleep staging

PACC: 0545, 0547, 8770, 8730C

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60501003).

† Corresponding author. E-mail: bch@nju.edu.cn