



涨落复杂性在 EEG 时间序列分析中的应用

陈仲永 钱鸣奇 伍文凯

(浙江大学生物医学工程学系 杭州 310027)

童勤业

(浙江大学非线性应用研究中心 杭州 310027)

摘要 给出了涨落复杂性定义,并应用在精神分裂症患者的 EEG 时间序列分析中. 通过实验分析表明,涨落复杂性能够用来区分精神患者和正常人之间的 EEG,从而有可能为临床脑电分析提出新的量化指标,为精神分裂症等患者的临床诊断提供新的科学方法.

关键词 复杂性,时间序列,EEG.

THE APPLICATION OF FLUCTUATION COMPLEXITY IN ANALYZING EEG TIME SERIES

CHEN Zhongyong QIAN Mingqi WU Wenkai

(Dept. of Biomedical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

TONG Qinye

(Research Center for Nonlinear Theory and Application, Hangzhou 310027)

Abstract This paper describes the definition of fluctuation complexity. It is used to analyze the time series for schizophrenics and normal persons EEG. Through a number of experiments, we have found that this complexity can reflect the character of the EEG, and can be used as a feature classifying the schizophrenic patient and normal person.

Key words Complexity, time series, EEG.

1 序言

现有的时间序列处理方法如相关分析、回归分析、频谱分析和统计平均叠加等都是属

1) 国家自然科学基金资助项目(69675020)。

收稿日期 1998-06-08 收修改稿日期 1999-06-02

于线性的处理方法. 线形方法的特点是稳定、平衡、有序和一致性. 然而, 随着科学技术的发展, 人们又发现了另一类时间序列信号, 它表现出来的特性是看起来十分“乱”而类似于噪声, 但是其内部却包含着一定的规律. 这一类时间序列表现出非线性的特征. 非线性是以不稳定、不平衡、无序和非一致性为其特征的. 如何刻画和分析这种看来很“乱”而实际又有内在规律的时间序列, 这一问题越来越被人们关注. 一门新的非线性时间序列分析学科正在蓬勃地发展起来.

本文以脑电 EEG 信号为处理对象, 讨论涨落复杂性分析方法.

2 对脑电 EEG 性质的讨论

脑电 EEG 信号表面看来是十分混乱的, 但是其中包含了大量有规律的信息. 脑活动的本身是一非平稳过程. 人从生长发育到衰老死亡也是一个非平稳过程. 按文献报道: 人的注意力集中最多也不会超过四秒钟. 人脑可以说时时刻刻在改变着自身的运动状态. 不同的脑功能状态就会有不同的 EEG 特性. 因此可以说 EEG 是一个典型的非平稳过程.

正因为有以上特点, 决定了 EEG 信号不能用线性方法处理. 长期以来 EEG 研究的进展远落后于心电图 ECG 的研究, 这也说明了线性分析方法的局限性. 目前对非线性时间序列分析和处理有很多方法, 如李雅普诺夫方法, 分数维分析, 熵分析和复杂性分析. 对以上方法我们都作了一定的分析, 经比较后本文决定采用复杂性分析方法.

3 涨落复杂性

复杂性分析方法有很多^[1~3]. 本文采用涨落复杂性方法来分析 EEG 信号.

一维离散时间动力系统, 从闭区间 A 到自身的映射 F

$$F: A \rightarrow A, \quad X \rightarrow F_r(x). \quad (1)$$

$X \in A$ 是系统的状态, $r \in R$ 是系统的参数空间. 动力系统在时间上离散而在状态空间上连续. 可通过状态 A 的离散化生成一个符号动力学系统. 即将状态空间 A 离散为 N 个勒贝格测度上非空的元素 $A_i (i=1 \sim N)$. A_i 和 A_j 两两不相交, 且 $\bigcup_{i=1}^N A_i = A$, A 上的每个元素用符号 a_i 表示, 则动力系统的的时间演变可用符号序列 $S = S_0 S_1 \cdots S_n$ 表示. 在时间间隔 i 后, 系统的状态 x_i 的符号 S_i 由在时刻 i 与轨迹相交的元素 A_i 决定, 符号 $S_i \in \{a_1, a_1, \cdots, a_N\}$ 符号集. 符号动力学系统定义为

$$\sum_F \rightarrow \sum_{F'}, \quad S_1 \mapsto \hat{\sigma}_F(S) = S'. \quad (2)$$

序列中每个符号满足条件 $S_{i+1} = S' = \hat{\sigma}_F(S_i)$, \sum_F 是所有允许的符号序列空间. $\hat{\sigma}_F$ 为 \sum_F 上的映射.

在前一状态 A_i 已知时, 确定下一个状态 A_j 所需的信息量为

$$G_{ij} = -\log P_{i \rightarrow j}, \quad (3)$$

$P_{i \rightarrow j}$ 是从状态 A_i 到下一个状态 A_j 的条件转移概率, $P_{i \rightarrow j} = \frac{P_{ij}}{P_i}$.

平均信息增益 $\langle G \rangle$ 是所有 $i \rightarrow j$ 信息的平均值.

$$\langle G \rangle = \sum_{i,j=1}^N P_{ij} G_{ij} = - \sum_{i,j=1}^N P_{ij} \log P_{i \rightarrow j}. \quad (4)$$

利用转移概率的定义, $\langle G \rangle$ 可简化为

$$\langle G \rangle = - \sum_{i,j=1}^N P_{ij} \log P_{ij} + \sum_{i=1}^N P_i \log P_i, \quad (5)$$

其中 P_i 表示系统轨迹落在 A_i 中的概率, P_{ij} 是系统在相邻两时间间隔落入状态 A_i 和 A_j 中的联合概率. 如果第二项 $\sum_{i=1}^N P_i \log P_i$ 是时刻 n 的信息量 $-I_n$, 即 $I_n = - \sum_{i=1}^N P_i \log P_i$, 则第一项描述了时刻 $n+1$ 的信息量 I_{n+1} .

另外, 在所有可能的转移 $i \rightarrow j$ 中信息损失量 L_{ij} 的平均值确定了系统在已经进入下一个状态 A_j 后得到的关于前一个状态 A_i 丢失的信息

$$\langle L \rangle = \sum_{i,j=1}^N P_{ij} L_{ij} = - \sum_{i,j=1}^N P_{ij} \log P_{i \leftarrow j}, \quad L_{ij} = - \log P_{i \leftarrow j}. \quad (6)$$

其中 $P_{i \leftarrow j}$ 是从状态 A_j 到前一个状态 A_i 的条件转移概率, 则净信息量

$$\Gamma_{ij} = G_{ij} - L_{ij} = \log \frac{P_i}{P_j}. \quad (7)$$

归一化 $\sum_j P_{i \leftarrow j} = 1$, 平均信息量 $\langle \Gamma \rangle = \sum_{i,j} P_{ij} \Gamma_{ij} = 0$. 在系统演变过程中, Γ_{ij} 在其平均值上下波动, 因而有非零的均方差 σ_Γ^2 . 这可理解为净信息量的涨落, 由 Bates 和 Shepard 引入复杂性测度^[2], 我们用 C_F 表示

$$C_F \triangleq \sigma_\Gamma^2 = \langle \Gamma^2 \rangle - \langle \Gamma \rangle^2 = \sum_{i,j=1}^N P_{ij} \left(\log \frac{P_i}{P_j} \right)^2. \quad (8)$$

当系统是周期行为(周期为 φ)时, 状态概率 $P_i = P_j = 1/\varphi$, 故 $C_F = \sigma_\Gamma^2 = 0$. 表明有规律的周期过程是不复杂的.

当系统是完全随机行为时, 因为状态空间 A 是等概率的过程分布($P_i = P_j$), 故 $C_F = \sigma_\Gamma^2 = 0$. 说明完全随机的过程也是不复杂的. 而真正复杂的是介于这二者之间, 这与文[1]中的 C_2 有些相近.

4 实验结果与分析

用上面介绍的涨落复杂性来分析精神分裂症病人的 EEG, 并运用统计理论对这些结果进行分析. 所用的脑电数据是在杭州市第七医院采集的, 受试者分为二类: 精神分裂症患者(98人)、正常人(34人). 取每位受试者的二种状态: 睁眼、闭眼.

1) 应用上面介绍的方法计算每个通道复杂性值 C_F , 将每个人的8个通道的 C_F 值组合成一8维向量, 它代表了一个人的信息. 我们把状态空间 A 离散为 $A_i, i=1, 2, \dots, 512$ 和 $i=1, 2, \dots, 128$ 两种, 分别计算 C_F . 状态空间 A 的划分如下: 根据 EEG 信号的幅值大小, 将 EEG 幅值划分为 512(128) 等份. 这样 P_i 等于落入 A_i 的点数除以总点数. P_{ij} 等于当前时刻落入 A_i 且在下一时刻落入 A_j 的点数除以总点数.

根据文献[5]所提出的方法, 对所得样本集进行样本均值检验. 检验结果表明: 两样本的均值是有差异的, 可以据此作为判别准则.

2) 判别分析. 本文采用的是贝叶斯分类方法^[4], 假设样本 Ω_i 服从 $N(\mu_i, \Sigma_i)$, 由文[4]

可得判别函数

$$g_i(x) = \frac{P(\omega_i)}{(2\pi)^{d/2} \|\Sigma_i\|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - \mu_i)\right), \quad (9)$$

$P(\omega_i)$ 为类型 Ω_i 的先验概率, μ_i 为类型 Ω_i 的平均向量, Σ_i 为类型 Ω_i 的协方差矩阵.

对于二类样本,由贝叶斯分类准则,可得到二类样本 Ω_i, Ω_j 的决策面方程

$$G(x) = \ln g_i(x) - \ln g_j(x) \begin{cases} < 0, \\ > 0, \end{cases} \quad \text{则 } x \in \begin{cases} \Omega_i, \\ \Omega_j. \end{cases} \quad (10)$$

采用留一法(Leave-one-out method)所得结果如下表所示.

表1 (状态空间划分为512个元素)

	睁眼状态($\delta=1.08$)			闭眼状态($\delta=1.39$)		
	病人	正常人	判对率	病人	正常人	判对率
病人(98)	76	22	77.55%	72	26	73.47%
正常人(34)	4	30	88.24%	4	30	88.24%

表2 (状态空间划分为128个元素)

	睁眼状态($\delta=1.36$)			闭眼状态($\delta=1.07$)		
	病人	正常人	判对率	病人	正常人	判对率
病人(98)	61	37	62.24%	63	35	64.28%
正常人(34)	4	30	88.24%	3	31	91.18%

注. δ 为两样本集之间的马氏距离 $= (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma (\mu_1 - \mu_2)$, Σ 为两类样本的协方差矩阵. μ_1 为精神病患者样本集的均值向量, μ_2 为正常人样本集的均值向量.

从以上结果可以得出:

1) 涨落复杂性 C_F 能够反映正常人和精神分裂症的特征,能够区分正常人和精神分裂症的特征.

2) 由表1和表2可以看出,对状态空间越细分,复杂性 C_F 更能反映出 EEG 序列的细微结构,这样就克服了以往各种复杂性(如 Kolmogorov 复杂性, $C1C2$ 等)过分粗粒化,丢失细节太多的问题.

3) 用涨落复杂性在临床 EEG 中已取得一定成果,这不但为 EEG 分析提供了一个有力工具,同时此法也可以用于其它非线性时间序列处理.

参 考 文 献

- 1 Tong Qinye, Kong Jun. A note on analyzing schizophrenic EEG with complexity measure. *Chaos Soliton & Fractals*, 1996, 7(3): 371~375
- 2 Bates J E, Shepard H K. Information fluctuation as a measure of complexity. Durham: University of New Hampshire, 1991
- 3 徐京华, 吴祥宝. 以复杂度测度刻画人脑皮层上的信息传输. *中国科学(B辑)*, 1994, 24(1): 57~62
- 4 李金宗. 模式识别导论, 北京: 高等教育出版社, 1994
- 5 张尧庭, 方开泰著. 多元统计分析引论. 北京: 科学出版社, 1982
- 6 李从珠编译. 判别分析, 北京: 群众出版社, 1988
- 7 Waltor J Freeman. Tutorial on neurobiology from single neuron to brain chaos, *Int. J. of Bifurcation and Chaos*, 1992, 2(3): 451~482

陈仲永 男,1972年生.毕业于浙江大学研究生院生物医学工程专业,硕士学位.现在浙江省技术监督局条码中心从事信息处理工作.

钱鸣奇 男,1961年生.浙江大学生命科学与医学工程学系讲师,从事非线性科学的应用研究和教学工作.

伍文凯 男,1970年生.浙江大学研究生院生物医学工程专业在读硕士研究生.专攻非线性技术在生物医学信息中的应用.

童勤业 男,1939年生.浙江大学非线性应用研究中心副主任、教授、博士生导师.主要从事非线性科学在信息处理中的应用研究和教学工作.

第三届全球智能控制与自动化大会 关于征文的补充通知

经多方努力,第三届全球智能控制与自动化大会(WCICA'2000)(原名:第三届全球华人智能控制与智能自动化大会,CWC ICIA'2000)已获得 IEEE 的出版书号,因此大会论文将被国际论文检索系统(包括 EI)收录.希望各位作者认真准备论文,踊跃投稿.

WCICA'2000国际程序委员会将采取国内外稿件统一评审方案,审稿将于2000年1月中旬进行.请投稿者提交3份用中文或英文写成的论文全文复印件,并另附上一页,在其上注明:文章标题;作者姓名和单位;联系人姓名及其详细通讯地址(包括电话、传真和电子邮件地址);论文摘要;3—5个关键词以及所属征文范围.中文稿件请在文末附文章标题、作者姓名和单位、论文摘要以及关键词的英文译文.请在1999年12月31日前将论文寄到以下地址:

230027 安徽合肥 中国科学技术大学自动化系 WCICA'2000组委会
--

特此通知.

第三届全球智能控制与自动化大会组委会
一九九九年十月

附:征文范围

·智能系统与专家系统·智能控制·神经网络及其应用·模糊系统与模糊控制·机器人学与机器人控制·大系统·调度、规划、管理与决策系统·自治、容错和故障诊断系统·制造系统和 DEDS·计算机辅助设计·信息处理与信息系统·系统理论和控制理论·建模、辨识和估计·自适应控制·变结构控制·非线性系统及其控制·遗传算法·混合动力学系统· H_∞ 控制和鲁棒控制·最优化与最优控制·分布式计算机控制系统·仪器仪表·其它