

基于二阶 C_0 复杂度的癫痫发作预测

卞宁艳¹, 曹洋², 王斌¹, 顾凡及², 张立明¹

(1. 复旦大学信息学院电子工程系, 上海 200433; 2. 复旦大学生命科学学院生理学和生物物理学系, 上海 200433)

摘要: 癫痫发作的预测是近年来在临床医学和神经系统科学研究领域中备受关注的问题。如果癫痫发作能够被可靠地预测, 则可以提前采取有效的临床预防措施, 从而能较大程度地改善癫痫患者的生活质量。文章提出了一种基于二阶 C_0 复杂度的预测算法用于预测癫痫发作。该算法通过分析癫痫患者颅内脑电信号的二阶 C_0 复杂度, 利用发作前期复杂度曲线的变化特征预测癫痫发作。作者运用该算法对 21 组癫痫病人 87 次发作的临床颅内脑电数据和 4 组大鼠 4 次发作的颅内脑电数据进行分析计算, 预测准确率分别为 94.3% 和 100%。实验结果表明该算法可以有效地预测癫痫发作, 具有潜在的重要临床应用价值。

关键词: 脑电信号; 癫痫发作预测; C_0 复杂度; 二阶 C_0 复杂度

中图分类号: R312

0 引言

癫痫是一种常见的神经系统紊乱的慢性疾病, 病人约占全体人群的 0.5%~1%, 其中的四分之一药物治疗无效, 也不适宜于手术治疗。对癫痫患者而言, 发作的不可控制性是致残甚至导致死亡的主要原因。如果癫痫发作能得到有效的预测, 进而研制出能够供临床应用的报警和治疗设备, 使患者或医生提前采取有效的预防措施, 如电刺激治疗或药物治疗等, 则可望大大减少病人的危险, 提高其生活质量^[1]。

癫痫发作在脑电图上表现为痫性发放, 它是局部神经元的异常同步化活动在脑电图上的反映。癫痫发作的机理非常复杂, 迄今为止人们还没能清楚地认识到癫痫发作的规律, 甚至对于究竟癫痫发作是否可以预测仍然存在质疑。但是, 在过去的十几年间, 许多研究小组已经验证了在癫痫发作前存在一个“发作前期”, 在脑电图上则表现为某些特征量的改变, 这一阶段可能持续几分钟, 甚至更久^[2,3]。这些研究成果提示我们, 如果能及时捕捉到这个“发作前期”在脑电信号中的变化特征, 就有可能实现癫痫发作的预测。

目前基于脑电信号的癫痫发作预测方法大致可分为三类。第一类是时间域分析法, 又称统计分析法, 这类方法利用了脑电信号的统计特性进行发作预测^[2]; 第二类是频域分析法, 这类方法将脑电图划分成不同的频率成分, 通过频谱分析得到癫痫

发作先兆^[4]。这两类都是线性方法。第三类方法利用非线性动力学理论, 研究发作前脑电信号波形的变化特征, 主要指标有相关维 (correlation dimension)^[4]、动态相似性 (dynamic similarity)^[5]、熵 (entropy)^[6]、相位同步 (phase synchronization)^[7]、交互相关性 (cross correlation)^[7]、累积能量 (accumulated energy)^[8]等。

以往文献中的预测结果有些虽然看起来很想, 但大多是针对自己采集的有限数据得到的, 当运用于不同数据库时, 其可预测性和预测效果都遭到质疑。2002 年 4 月, Lehnertz 和 Litt 在德国波恩主持举行了第一届癫痫预测国际合作讨论会, 有 7 个国家 16 个研究中心的 51 位研究人员参加了会议。Lehnertz 和 Litt 事先向与会人员提供了统一的癫痫脑电数据, 以利于比较不同研究者采用不同预测方法的有效性。其中 8 个研究组的报告中, 有三个给出了肯定的结果, 有四个报告给出了否定的结果, 另有一个报告则根据其使用方法的不同而分别给出肯定和否定的结果^[9]。这说明选用统一数据库来研究癫痫发作预测是十分必要的。由于此数据库并未公开, 本文选用网上公开的 FDM (Freiburg Center for Data Analysis and Modeling) 数据库

收稿日期: 2006-11-27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (30370392, 60672116)

通讯作者: 王斌, 电话: (021)55664210,

E-mail: wangbin@fudan.edu.cn

(<http://www.fdm.uni-freiburg.de/groups/timeseries/epi/EEGData/>) 作为研究样本。

近年来, 复杂度作为非线性研究领域中的热点问题, 被越来越多地应用在脑电信号处理领域, 如近似熵、Kolmogorov 熵和 Lempel & Ziv 复杂度等^[6,10]。顾凡及等^[11,12]提出的 C_0 复杂度对窗口宽度和采样率不很敏感, 在数据长度较短的情况下也可以得出鲁棒性较好的估计值, 并且它对连续信号也有定义, 从而无需对原始信号作像二值化这样的过分粗粒化计算。一阶 C_0 复杂度描述的是序列的非规则程度, 它可以反映时间序列的随机性。对于平稳或者准平稳的时间序列, 用一个滑动窗计算每段原始序列的复杂度值, 就可以得到一个由复杂度值组成的新序列。求这个复杂度序列的复杂度即可求得原时间序列的二阶复杂度^[13]。二阶复杂度的大小依赖于序列的非平稳程度, 它描述的是时间序列的非平稳性。

由于正常的脑电信号可以看作混沌运动, 当大脑出现癫痫病变时, 部分神经元出现过度重复放电而产生痫性波, 会降低其混沌状态^[14]。而癫痫发作又是间歇性的, 且是非线性系统有序性的一种表现。从癫痫发作间期 (interictal) 到发作期 (ictal), 脑电信号的非平稳性会发生变化。这提示我们, 可以基于二阶 C_0 复杂度来预测癫痫发作。

1 基于二阶 C_0 复杂度的预测方法

为了比较癫痫发作前后 C_0 复杂度的变化特点, 我们选取一段癫痫病人发作过程的脑电信号进行研究。此段信号记录的是颅内脑电信号, 采样率为 256 Hz, 信号长度均为 46 min, 这里我们选取致痫区的一个导联信号, 对其做 20~80 Hz 的带通滤波预处理后, 计算其 C_0 复杂度。图 1A 为癫痫发作过程的一阶 C_0 复杂度变化曲线, 可以看出, 在发作前期, C_0 复杂度有下降的趋势, 而发作后, 复杂度升高。然而, 这一变化趋势并不十分明显。我们对图 1A 中计算得到的 C_0 复杂度曲线值再求一次复杂度, 即可得到二阶 C_0 复杂度, 如图 1B 所示。从图 1B 中, 我们可以清楚地看到, 发作前期的二阶复杂度有明显的下降趋势, 而在发作时刻出现很陡峭的下降, 发作后又呈升高状态。这一结果与 Iasemidis 等人^[15]用短时最大 Lyapunov 指数和 Lehnertz 等人^[16]用有效相关维数得出的结果类似。

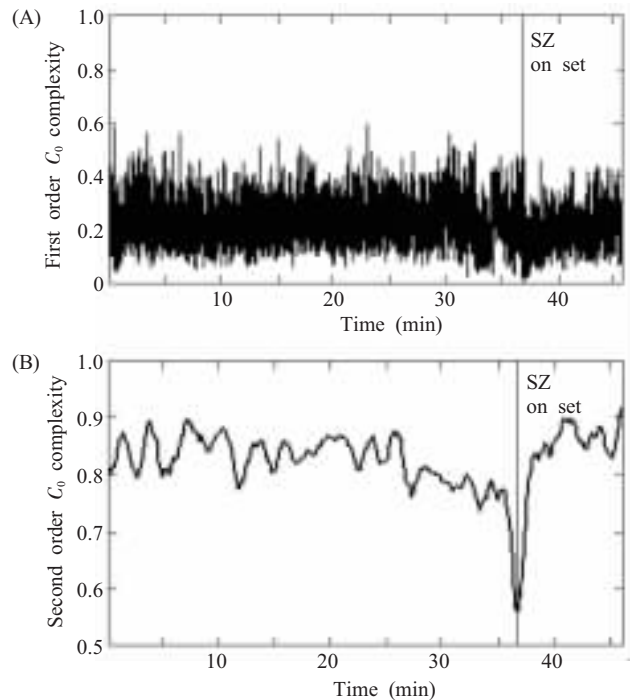


Fig.1 The complexity measures for a segment of epileptic EEG recordings. The vertical line represents the occurrence time of the seizure. (A) The first-order C_0 complexity; (B) The second-order C_0 complexity

我们对 FDM 数据库中 21 例病人 87 次发作所做的实验也得到了同样的结果。可以认为, 二阶 C_0 复杂度能较好地描述癫痫发作前期脑电信号的变化特征。基于这一发现和实验结果, 本文提出了一种可用于临床预测癫痫发作的算法。该预测算法的基本思想是找出从发作间期到发作前期脑电数据的二阶 C_0 复杂度的变化特点, 并识别出这种变化趋势, 从而预测癫痫发作。

1.1 脑电数据预处理

由于实验用的癫痫数据通常为术前采集的颅内脑电数据, 伪迹干扰较小, 因此我们不对脑电数据进行伪迹去除处理。

通过频谱分析和大量实验, 我们发现癫痫发作脑电信号的复杂度在 20~80 Hz 频率段变化趋势更为明显。图 2 给出了一段采样率为 256 Hz 的癫痫数据在发作前 (pre-ictal)、发作过程中 (ictal) 和发作后 (post-ictal) 的频谱图, 从图中我们可以看出, 在发作前和发作结束后, 其频谱主要集中在 20 Hz 以下的部分, 而在发作过程中, 20~80 Hz 频率段的频谱明显增多。这说明癫痫发作时, 可能大量的信息蕴藏在一个频谱相对较高的频率段中。本

文在计算 C_0 复杂度前对病人的癫痫脑电数据作了较好的效果。
20~80 Hz 的带通滤波预处理, 实验结果证明取得

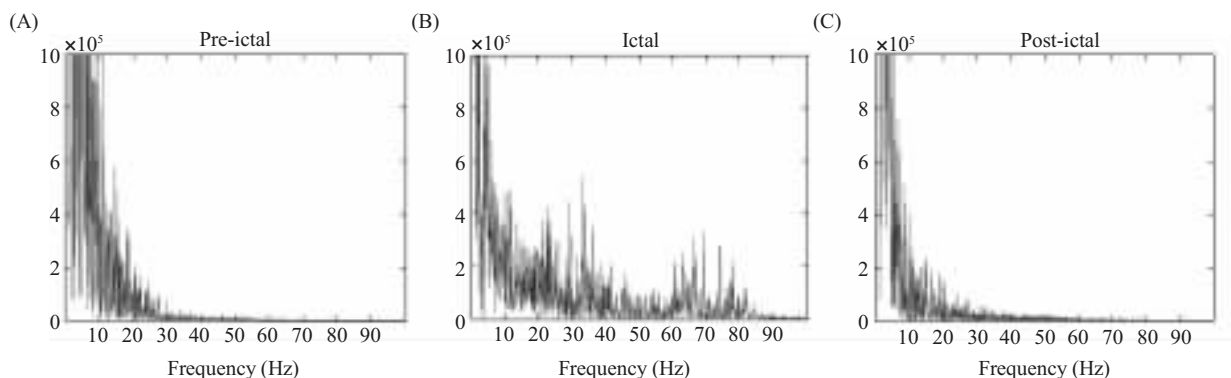


Fig.2 Spectrum pattern in frequency domain. (A)~(C) Spectrum of epileptic patient in pre-ictal, ictal and post-ictal period

1.2 C_0 复杂度计算

C_0 复杂度的主要思想是将信号分解成规则成分和不规则成分, C_0 复杂度定义为非规则成分在原信号里所占的比例, 其数学表述如下:

定义一个长度为 N 的时间序列 $\{x(t), t=0, 1, 2, \dots, N-1\}$, 其傅立叶变换序列为

$$F_N(j) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t) W_N^{-jt}, \quad j=0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中, $W_N = e^{-2\pi i/N}$. 设 $\{F_N(j), j=0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 的均方值为

$$G_N = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |F_N(j)|^2 \quad (2)$$

令

$$\tilde{F}_N(j) = \begin{cases} F_N(j), & \text{当 } |F_N(j)|^2 > G_N \\ 0, & \text{当 } |F_N(j)|^2 \leq G_N \end{cases} \quad (3)$$

对 $\{\tilde{F}_N(j), j=0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 作傅立叶逆变换

$$\tilde{x}(t) = \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{F}_N(j) W_N^jt, \quad t=0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (4)$$

则 C_0 复杂度定义为

$$C_0 = \frac{\sum_{t=0}^{N-1} |x(t) - \tilde{x}(t)|^2}{\sum_{t=0}^{N-1} |x(t)|^2} \quad (5)$$

对于任意一个时间序列 $\{x(t)\}$, 满足 $0 \leq C_0 \leq 1$.

计算 C_0 复杂度时, 窗口选择也是一个重要问题。对于平稳信号, C_0 复杂度将随着信号长度的增加而趋于一个稳定的值。考虑到脑电信号的非平

稳性, 可将 1 秒钟的脑电信号近似地看成平稳信号。因此, 本文计算 C_0 复杂度时, 窗口长度选择 1 秒的数据段。另外, 因为用于预测的是发作时刻之前脑电数据的二阶 C_0 复杂度值, 计算复杂度时, 每个复杂度值在时间轴上对应数据窗口的终点, 这样计算预测点的二阶复杂度所牵涉到的脑电数据就不会落到癫痫发作区。

1.3 预测算法

本文采用较为直观、简单的统计估计算法来预测癫痫发作。对于二阶 C_0 复杂度序列 $\{C_i, i=1, 2, \dots, M\}$, 设滑动窗口长度 N 为 30 个点, 每次移动 $D=15$ 个点, 求得其平均值为

$$m_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (6)$$

标准差为

$$d_j = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [C_i - m_j]^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

则可以得到两个序列 $\{m_j, j=1, 2, \dots, K\}$ 和 $\{d_j, j=1, 2, \dots, K\}$, 其中 $K = \lfloor \frac{M-N}{D} + 1 \rfloor$ 。

若 $m_{j-1} - m_j > 2d_{j-1}$, 则发出报警, 记录此时相应的二阶 C_0 复杂度值所对应的时刻。图 3 记录了一个癫痫病人 4 次发作数据的二阶 C_0 复杂度值的预测结果, 图中虚线表示报警预测的时刻, 为了和发作时刻进行比较, 用实线给出发作时刻 (用 SZ 表示)。从图 3 中可以看出, 除了第四次发作在发作前的 35 分钟左右处出现一次虚警, 该病人的 4 次发作都可以准确地预测出, 平均预测时间为 52 秒。

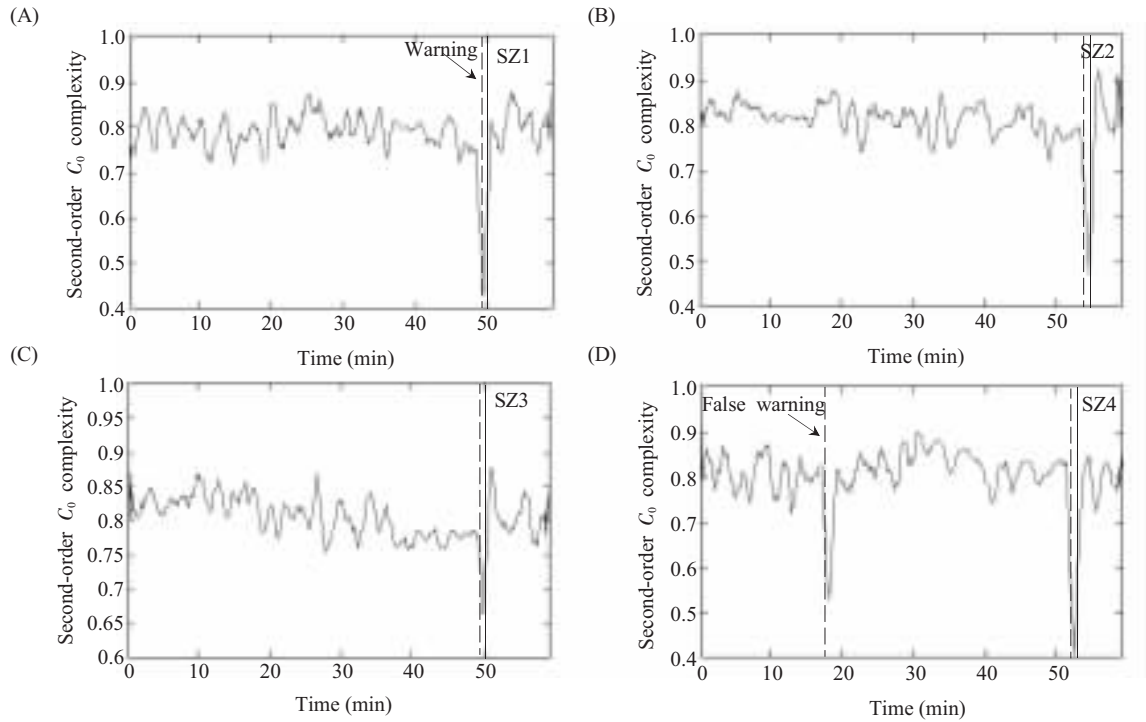


Fig.3 Changes of the second-order C_0 complexity for patient No.1. The vertical real line represents the occurrence time of each seizure and the vertical dashed line represent the prediction time. (A) Seizure 1 and its PT (Prediction Time) =64 s; (B) Seizure 2 and its PT=52 s; (C) Seizure 3 and its PT=44 s; (D) Seizure 4 and its PT=48 s, with one false warning

2 实验结果

本文将所提议的预测算法分别用于癫痫患者的脑电数据和患有癫痫症的大鼠的脑电数据, 通过实验结果来说明该方法的预测效果。

2.1 癫痫病人发作数据的实验结果

本文所用的临床数据来自于 FDM 数据库。该

数据是由德国 Freiburg 大学医学院癫痫病研究中心采集的术前颅内脑电数据。数据库记录了 21 个患有局部性癫痫症 (focal epilepsy) 病人的颅内脑电数据, 采样频率为 256 Hz, 其临床特性在表 1 中列出。对于每个病人, 有 3 个颅内电极位于或接近发作区, 如图 4 所示为患者三的电位位置及致痫区 (focal region) 和远离区 (remote region) 的选择。本文选用致痫区导联的脑电信号进行分析。

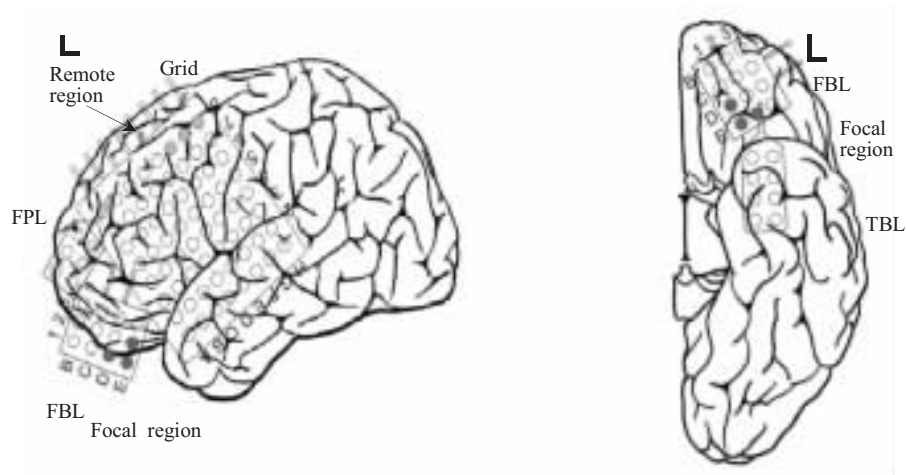


Fig.4 Implantation scheme with electrode configuration from a non-lesional patient with left neocortical seizure onset zone

Table 1 Clinical data and characteristics of selected patients

Patient	Sex	Age	Seizure type	H/NC	Origin	Electrodes	Seizures analyzed
1	f	15	SP,CP	NC	Frontal	g,s	4
2	m	38	SP,CP,GTC	H	Temporal	d	3
3	m	14	SP,CP	NC	Frontal	g,s	5
4	f	26	SP,CP,GTC	H	Temporal	d,g,s	5
5	f	16	SP,CP,GTC	NC	Frontal	g,s	5
6	f	31	CP,GTC	H	Temporo/Occipital	d,g,s	3
7	f	42	SP,CP,GTC	H	Temporal	d	3
8	f	32	SP,CP	NC	Frontal	g,s	2
9	m	44	CP,GTC	NC	Temporo/Occipital	g,s	5
10	m	47	SP,CP,GTC	H	Temporal	d	5
11	f	10	SP,CP,GTC	NC	Parietal	g,s	4
12	f	42	SP,CP,GTC	H	Temporal	d,g,s	4
13	f	22	SP,CP,GTC	H	Temporo/Occipital	d,s	2
14	f	41	CP,GTC	H, NC	Fronto/Temporal	d,s	4
15	m	31	SP,CP,GTC	H, NC	Temporal	d,s	4
16	f	50	SP,CP,GTC	H	Temporal	d,s	5
17	m	28	SP,CP,GTC	NC	Temporal	s	5
18	f	25	SP, CP	NC	Frontal	s	5
19	f	28	SP,CP,GTC	NC	Frontal	s	4
20	m	33	SP,CP,GTC	NC	Tempo/Parietal	d,g,s	5
21	m	13	SP,CP	NC	Temporal	g,s	5

Sex: f-female, m-male; Seizure type: SP=simple partial, CP=complex partial, GTC=generalized tonic-clonic; H/NC: H=hippocampus, NC=neocortical; Electrodes: g=grid, s=strip, d=depth

采用本文提出的预测算法利用颅内脑电信号的二阶 C_0 复杂度变化特征对表 1 列出的 21 例病人的 87 次癫痫发作数据进行预测, 结果如表 2 所示。

表中 TP (true positive) 表示正确预测次数; FP (false positive) 表示虚警次数, 又称假阳性次数; MPT (mean prediction time) 表示平均预测时间;

Table 2 Prediction results of clinical data of epileptic persons based on the second-order complexity

Patient	Number of seizures	Tps	Sensitivity (%)	Fps	MPT(s) ($\bar{x} \pm s$)
1	4	4	100	1	52.0±8.6
2	3	3	100	1	44.0±10.4
3	5	5	100	3	36.0±11.8
4	5	5	100	4	64.0±12.6
5	5	5	100	2	41.6±6.0
6	3	3	100	1	45.3±9.4
7	3	3	100	1	60.0±13.1
8	2	1	50	1	40.0±0.0
9	5	5	100	2	79.2±32.2
10	5	5	100	3	52.0±31.2
11	4	4	100	2	84.0±27.9
12	4	4	100	3	79.0±20.1
13	2	2	100	2	84.0±40.0
14	4	3	75	0	53.0±5.0
15	4	4	100	1	60.0±21.4
16	5	5	100	3	41.6±7.8
17	5	5	100	1	56.0±12.1
18	5	4	80	3	87.0±33.4
19	4	4	100	2	56.0±9.4
20	5	5	100	1	60.0±19.1
21	5	3	60	0	49.3±1.9
Total	87	82	94.3	37	58.4±24.5

Sensitivity 表示预测的正确率，且 $\text{Sensitivity} = (\text{TPs} / \text{Total number of seizures}) 100\%$ 。

观察表 2 中记录的第一个病人的预测结果，该病人的 4 次发作均能可靠地预测出，故预测准确率为 100%，但该组病人的第 4 次发作出现一次虚警，如图 3D 所示，预测时间平均为 52 秒。对于 21 组数据 87 次癫痫发作，共有 37 次虚警，平均预测准确率为 94.3%，平均预测时间 58.4 s，共漏

警 5 次。

图 5 给出了其中两次漏警的例子，其余 3 例与此类似。从图中我们可以看出，实线标出的发作时刻位于复杂度曲线最低点的前端，而如前文所述大多数实验结果显示，当癫痫发作时，复杂度应下降到最低点，这里我们可能不能完全排除数据记录的发作时刻存在某些误差。

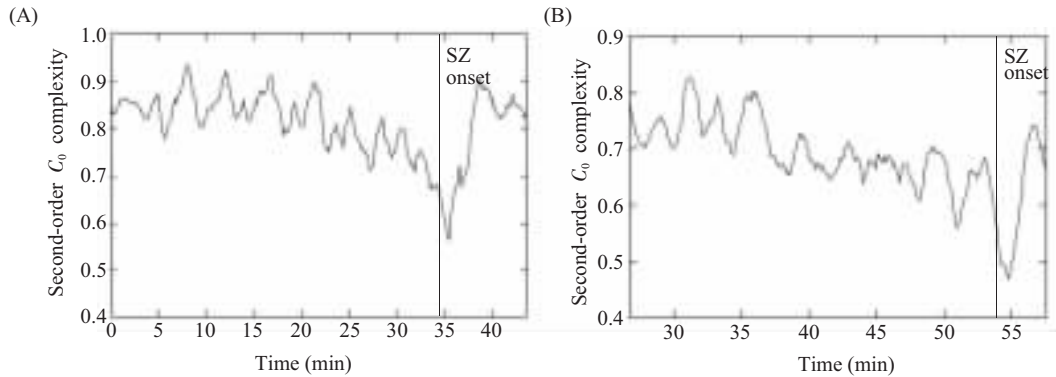


Fig.5 Examples of missing warning. (A) The second-order C_0 complexity of one seizure for patient No.8; (B) the second-order C_0 complexity of one seizure for patient No.21

2.2 大鼠癫痫发作数据的实验结果

实验采用的大鼠癫痫发作数据为清华大学生物医学工程研究所提供的患有癫痫症的大鼠的颅内脑电数据，采样频率为 200 Hz。我们用同样的方法对大鼠脑电数据进行预处理，即对数据做 20~80 Hz 的带通滤波预处理后，计算其二阶 C_0 复杂

度。除第一组数据外，每段数据发作前包含 60~70 分钟数据段（第一组为 31 分钟），预测结果如表 3 所示。从表中可以看出，对于这四组大鼠癫痫发作的脑电数据，该算法的预测准确率为 100%，仅第 4 组数据出现一次虚警，平均预测时间为 51.6 秒。

Table 3 Prediction results of clinical data of epileptic rats based on the second-order complexity

Seizure number	FPS	Prediction time (s)	MPT (s)	Sensitivity (%)
1	0	75.0		
2	0	31.3		
3	0	56.3		
4	1	43.8	51.6	100%

3 讨 论

上述两组实验结果说明，基于二阶复杂度的癫痫预测算法对于病人和大鼠的癫痫数据都能达到比较理想的预测效果。尽管预测时间平均在几十秒的数量级，但对于预报癫痫发作，使医生或患者及时采取有效地预防措施仍具有重要的临床意义。

利用脑电信号分析进行癫痫发作预测的核心问

题是，如何检测到癫痫发作前期脑电信号中蕴藏的相关信息，找出能反映发作前变化的特征。我们将贾文艳等人^[10]提出的改进的 Lempel & Ziv 复杂度算法运用到图 1 描述的脑电数据中，如图 6 所示，与二阶 C_0 复杂度计算结果（图 1B）比较，虽然 Lempel & Ziv 复杂度在发作时也出现较为陡峭的下降，但是在发作前期复杂度的下降趋势却不明显。而二阶 C_0 复杂度对癫痫发作过程的脑电信号

表现出更为明显的下降趋势，且发作前就开始下降，当发作时达到最低值，发作结束后又很快恢复到最初的水平。因此我们认为二阶 C_0 复杂度能较好地描述癫痫发作前期脑电信号的变化特征。

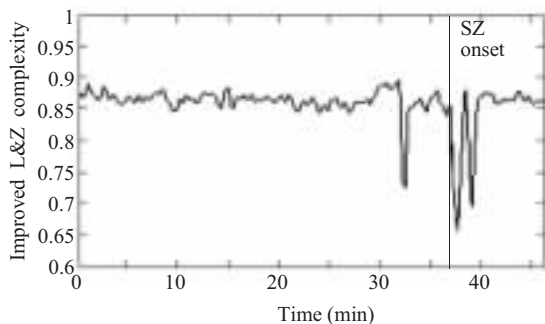


Fig.6 The improved Lempel & Ziv complexity for a segment of epileptic EEG recordings. The vertical line represents the occurrence time of the seizure

Maiwald 等人^[17]将三种常用的非线性方法，即相关维、动态相似性指数和累积能量法运用到 FDM 数据库中，尽管其中动态相似性指数的预测结果最好，预测时间最多高达 30 分钟，最少 5 秒，但其准确率不足 50%，故而得出的结论是，这三种方法都不具有足够的临床应用价值。

Schelter 等人^[18]将平均相位耦合 (mean phase coherence) 方法运用在 FDM 数据库中，他以四个病人为例，实验结果表明其中两个病例预测效果非常好，准确率可高达 100%，而另两个病例预测效果不理想。

本文采用基于二阶 C_0 复杂度的癫痫预测算法运用在 FDM 数据库中，平均准确率可达 94.3%，达到较为理想的预测效果。但本文提议的算法预测时间较短，最多 140 秒，最少仅 16 秒，如何能在保证较高准确率的同时，延长有效预测时间仍有待进一步的研究。

尽管 FDM 数据库中包含不同发作类型、不同发作源的癫痫病人的临床脑电数据，但均为部分性发作。对于另一类发作——全身性发作，包括强直阵挛发作、失神发作等，本文提议的方法是否适用还需要进一步研究。另外，为了预防癫痫发作，临床上通常会采用一些医疗措施，如药物或电刺激，尽管这些医疗措施可能对抑制癫痫发作有一定的效果，但是它也会影响大脑活动，从而改变记录的脑电信号，在这样的环境下的癫痫发作预测就变得更加困难了，癫痫发作预测的临床应用也有待更多的研究。

4 结 论

本文提出了一种基于二阶 C_0 复杂度的癫痫发作预测方法，并将该方法运用到 FDM 数据库，对 21 组病人共 87 次发作的数据进行预测研究，平均准确率可达 94.3%；将该方法运用到大鼠的癫痫发作脑电数据中，对 4 组数据 4 次发作进行计算，其算法的预测准确率为 100%。实验结果表明，本文所提议的方法可以有效地预测到癫痫发作。尽管预测时间平均为几十秒的数量级，但对于癫痫患者及时地采取预防措施仍有着重要的意义，可以为预防和控制癫痫发作提供重要的临床应用价值。

致谢：感谢清华大学生物医学工程研究所高上凯教授提供的大鼠癫痫发作数据。

参考文献：

- [1] Witte H, Iasemidis LD, Litt B. Special issue on epileptic seizure prediction. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2003,50 (5): 537-539
- [2] Katz A, Marks DA, McCarthy G, Spencer SS. Does interictal spiking change prior to seizures? *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1991,79(2):153-156
- [3] Schiff S, Colella D, Jacyna G. Brain chirps: spectrographic signatures of epileptic seizures. *Clin Neurophysiol*, 2000, 111(6):953-958
- [4] Elger CE, Lehnertz K. Seizure prediction by non-linear time series analysis of brain electrical activity. *Eur J Neurosci*, 1998,10(2):786-789
- [5] Navarro V, Martinerie J, le van Quyen M, Clemenceau S, Adam C, Baulac M, Varela F. Seizure anticipation in human neocortical partial epilepsy. *Brain*, 2002,125(3):640-655
- [6] Van Drongelen W, Nayak S, Frim DM, Kohrman MH, Towle VL, Lee HC, McGee AB, Chico MS, Hecox KE. Seizure anticipation in pediatric epilepsy: use of Kolmogorov entropy. *Pediatr Neurol*, 2003,29(3):207-213
- [7] Mormann F, Kreuz T, Andrzejak RG, David P, Lehnertz K, Elger CE. Epileptic seizures are preceded by a decrease in synchronization. *Epilepsy Res*, 2003,53(3):173-185
- [8] Esteller R, Echaz J, D'Alessandro M, Worrell G, Cranstoun S, Vachtsevanos G, Litt B. Continuous energy variation during the seizure cycle: towards an on-line accumulated energy. *Clinical Neurophysiol*, 2005,116(3):517-526
- [9] Ebersole JS. In search of seizure prediction: a critique. *Clin Neurophysiol*, 2005,116(3):489-492
- [10] Jia WY, Kong N, Li F, Gao XR, Gao SK, Zhang GJ, Wang YP, Yang FS. An epileptic seizure prediction algorithm based on second-order complexity measure. *Physiol Meas*,

- 2005,26:609~625
- [11] 陈芳, 顾凡及, 徐京华, 刘增荣, 刘仁. 一种新的人脑信息传输复杂性的研究. *生物物理学报*, 1998,14:508~512
- [12] Shen EH, Cai ZJ, Gu FJ. Mathematical foundation of a new complexity measure. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2005,26(9):1188~1196
- [13] Gu FJ, Shen EH, Meng X, Cao Y. Higher order complexity of time series. *International J of Bifurcation and Chaos*, 2004, 14(8):2979~2990
- [14] Jansen BH. Is it and so what? A critical review of EEG-chaos. Singapore: World Scientific, 1991. 49~82
- [15] Iasemidis LD, Shiau DS, Pardalos PM, Chaovalitwongse W, Narayanan K, Prasad A, Tsakalis K, Carney PR, Sackellares JC. Long-term prospective on-line real-time seizure prediction. *Clin Neurophysiol*, 2005,116(3):532~554
- [16] Lehnertz K, Elger CE. Can epileptic seizures be predicted? Evidence from nonlinear time series analysis of brain electrical activity. *Phys Rev Lett*, 1998,80(22):5019~5022
- [17] Maiwald T, Winterhalder M, Aschenbrenner-Scheibe R, Voss HU, Schulze-Bonhage A, Timmer J. Comparison of three nonlinear seizure prediction methods by means of the seizure prediction characteristic. *Physica D*, 2004,194(3-4):357~368
- [18] Schelter B, Winterhalder M, Maiwald T, Brandt A, Schad A. Testing statistical significance of multivariate time series analysis techniques for epileptic seizure prediction. *Chaos*, 2006,16,013108

PREDICTION OF EPILEPTIC SEIZURES BASED ON SECOND-ORDER C_0 COMPLEXITY

BIAN Ning-yan¹, CAO Yang², WANG Bin¹, Gu Fan-ji², ZHANG Li-ming¹

(1. Department of Electronics Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;

2. Department of Physiology and Biophysics, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Seizure prediction is a topic of great interest in the clinical and basic neuroscience communities. If we can successfully forecast the occurrence of epileptic seizures, clinical treatments such as electrical stimulation or focal drug can be given on demand. Then the quality of life of many epilepsy patients will be significantly improved. In the paper, a prediction algorithm based on the second-order C_0 complexity was proposed to predict epileptic seizures. The algorithm analyzed the second-order C_0 complexity of intracranial EEG recordings from epilepsy patients to forecast the occurrence of seizures automatically. Through the analysis and computation of intracranial EEG data from 21 epilepsy patients with 87 seizures and 4 epilepsy rats with 4 seizures, the results based on the proposed algorithm showed that the sensitivity of prediction was 94.3% and 100%, respectively. Experimental results indicate that the proposed scheme has a good performance in predicting epileptic seizures, and it should provide significant clinical efficacy.

Key Words: EEG; Epileptic seizures prediction; C_0 complexity; Second-order C_0 complexity

This work was supported by grants from The National Natural Sciences Foundation of China (30370392, 60672116)

Received: Nov 27, 2006

Corresponding author: WANG Bin, Tel: +86(21)55664210, E-mail: wangbin@fudan.edu.cn