

经验模态分解和 Kolmogorov 测度的癫痫预测算法

王晶¹, 徐光华², 张庆¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学
机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对头皮脑电信噪比低的缺点, 提出了一种新的癫痫发作预测算法. 首先对头皮脑电进行经验模态分解, 去除伪差, 保留包含主要癫痫预测信息的固有模态分量, 然后用 Kolmogorov 测度来反映大脑的非线性动力学特征变化, 并发现在癫痫发作之前, 仅位于病灶区域附近导联的 Kolmogorov 测度明显降低. 通过对 3 例癫痫病人共 5 段长程头皮脑电信号的分析表明, 这 3 例病人的平均发作预测时间为 338 s, 敏感性为 66.7%, 特异性为 19.2%, 因此该算法具有良好的临床应用前景.

关键词: 癫痫; Kolmogorov 测度; 经验模态分解

中图分类号: R318.04 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)11-1364-04

Epileptic Seizure Prediction Method Based on Empirical Mode Decomposition and Kolmogorov Complexity

Wang Jing¹, Xu Guanghua², Zhang Qing¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the deficiency of scalp electroencephalogram (EEG), a new epileptic seizure prediction method is proposed, where the empirical mode decomposition (EMD) is utilized to remove the artifacts in scalp EEG signals, and the intrinsic mode functions containing the essential information to epileptic seizure prediction is retained. Then, Kolmogorov complexity is employed to reflect the non-linear dynamic characteristics of brains, which reveals that only the Kolmogorov complexity of electrodes near the epileptogenic area decreases significantly before seizures. The algorithm is validated by the clinical data collected from 3 epilepsy patients. The results show that the average prediction period gets 338 seconds, the mean sensitivity reaches to 66.7% and the specificity 19.2%.

Keywords: epilepsy; Kolmogorov complexity; empirical mode decomposition

对即将发作的癫痫进行预测是避免癫痫病人意外伤残、死亡的重要方法, 同时可以大大提高病人的生活质量, 近年来已成为癫痫研究领域研究热点. 目前, 大多数的研究工作都基于植入式电极获取的颅内脑电或皮层脑电信号, 例如文献[1]用短时最大李亚普诺夫指数表征大脑的混沌程度, 预测癫痫发作. 文献[2]用统计学的方法从原始信号中提取出若干个特征参数, 反映大脑从正常状态到癫痫发作状

态的变化过程. 然而, 颅内或皮层脑电信号的获取需要通过手术在大脑中埋入电极, 操作非常复杂, 通常只适用于手术治疗的病人. 头皮脑电是一种非侵入式的脑电采集方式, 也是目前临床脑电信号检查的主要手段. 因此, 基于头皮脑电的癫痫发作预测算法具有重要的临床实用价值.

由于头皮脑电信号中包含了大量的伪差, 因此本文首先对原始信号做经验模态分解(EMD), 以消

除噪声,提取包含癫痫预测信息的固有模态分量,然后通过监测大脑在不同状态下的 Kolmogorov 测度(简称 K 测度),识别癫痫发作的早期征兆,最后经临床数据的应用,验证了该方法的有效性。

1 基本理论

1.1 经验模态分解

EMD 方法将信号 $x(t)$ 分解为一系列的固有模态分量 $F_i(i=1,2,3,\dots)$ 和一个余项 $r(t)$ 之和,即

$$x(t) = \sum_{j=1}^n F_j(t) + r(t) \quad (1)$$

式中各固有模态分量必须满足 2 个条件:①整个信号中零点与极点数相等或最多相差 1;②对于信号中的任意一点,由局部极大值点确定的包络线和由局部极小值点确定的包络线的均值均为 0,具体的分解过程可参见文献[3]。

1.2 改进的 Kolmogorov 测度

Kolmogorov 测度是用来刻画序列复杂程度的指标,通常采用 Lempel 和 Ziv^[4]提出的算法进行计算。对于给定的信号 $x(t)$,首先要按照某种规则将其变换成只含有“0”和“1”的符号序列,其 Kolmogorov 测度表达为能够生成这个序列的最短计算机程序的长度。传统的二值化规则是将大于平均值的数据点取为 1,其他取为 0。这种变换方式在处理脑电信号时并不合理,因为它将脑电信号中的一些幅值小于平均值的癫痫特征波,如棘波、慢波都转换成 0,而将具有相同性质且幅值大于平均值的癫痫特征波转换成 1。文献[5]对此作出了一些改进,将高幅的棘波转换成 1,其他部分转换成 0,保留了部分癫痫特征波信息,从而提高了癫痫预测的准确性,但是诸如低幅棘波和慢波的癫痫特征波却被忽略(全部被转换成 0)。为此本文提出如下的转换规则。

(1) 设 $x(n) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 是原始脑电信号,其平均值为

$$x_p = \left[\sum_{i=1}^N x_i \right] / N \quad (2)$$

(2) 计算 $x(n)$ 与 $x(p)$ 的绝对偏差

$$y(n) = \{y_1, y_2, \dots, y_N\} \quad (3)$$

$$y_i = |x_i - x_p|; i = 1, 2, \dots, N$$

同时计算出新序列 $y(n)$ 的平均值

$$y_p = \left[\sum_{i=1}^N y_i \right] / N \quad (4)$$

(3) 计算 $x(n)$ 的绝对差分序列

$$D(n) = \{D_1, D_2, \dots, D_N\} \quad (5)$$

$$D_i = \begin{cases} 0, & i = 1 \\ |x_i - x_{i-1}|, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

(4) 计算差分序列的平均值

$$A = \left[\sum_{i=1}^N D_i \right] / N \quad (7)$$

(5) 将原始脑电信号 $x(n)$ 转换为一个由“0”和“1”组成的符号序列

$$b(n) = \{b_1, b_2, \dots, b_N\} \quad (8)$$

$$b_i = \begin{cases} 1, & y_i > y_p \text{ 或 } D_i > A \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

按照式(2)~式(9)的转换规则,将原始脑电信号中的背景脑电部分都转换为“0”,而癫痫特异性波都转换为“1”,使转换后的二值序列更加完整地保留了原始脑电信号中癫痫发作的有用信息。

2 EMD 和 Kolmogorov 测度的预测算法

从癫痫脑电活动的动力学角度来看,癫痫发作可以分为发作间期、发作前期和发作期。其中,发作前期是从发作间期向发作期的转换时期,此时无癫痫的临床发作,但是脑电活动的非线性动力学特征有别于其他时期,脑电趋于同步化,大脑从高复杂度向低复杂度转换,预示着癫痫即将发作。本文正是利用发作间期和发作前期动力学特征的区别,对癫痫发作进行预测。

2.1 头皮脑电信号的预处理

由于临床实测得到的头皮脑电信号中,除了反映癫痫病理信息的异常波形外,还包含了大量的伪差,如肌电、眼电、心电等^[6],这些伪差均属于脑电信号中的背景噪声,往往会将癫痫特异性信息淹没,从而为癫痫预测带来很大的困难。因此,有必要对头皮脑电信号进行预处理,以突出癫痫特征波信息,提高信号的信噪比。

EMD 方法基于脑电信号的局部特征时间尺度,把噪声干扰和癫痫特征波分解到不同的固有模态分量中,通过选择适当固有模态分量进行数据重构,去除伪差干扰,保留信号的局部特征——癫痫特征波。通常,EMD 方法分解出来的前几个固有模态分量往往集中了原始脑电信号中最显著、最重要的信息^[7]。图 1 是对一段实测头皮脑电信号进行 EMD 分解得到的前 5 个固有模态分量($F_1, F_2, \dots, F_5$),在固有模态分量 F_5 上,已经将脑电信号中的慢波成分分解出来,这也是癫痫特征信息中频率最低的成分。因

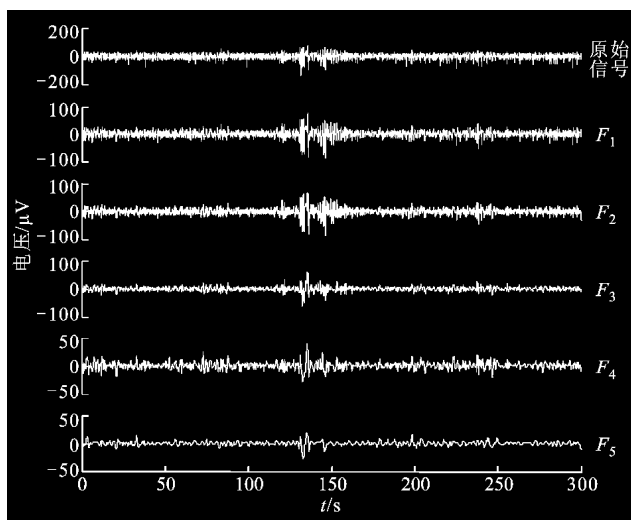


图1 头皮脑电信号经 EMD 分解得到的固有模式分量

此,本文选用前 5 个固有模式分量对脑电信号做重构.

2.2 滑动时间窗内 Kolmogorov 测度的计算

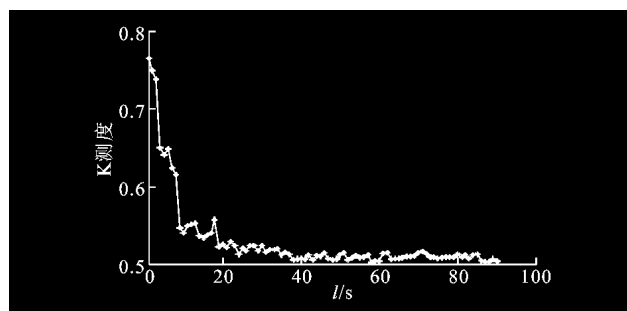
为了反映大脑从正常状态到癫痫发作的变化过程,需要采用滑动时间窗的方式来动态计算某一段时间段内脑电信号的 Kolmogorov 测度.当滑动窗长度 l 较短时,Kolmogorov 测度振荡很大,无法稳定;当 l 较长时,计算 Kolmogorov 测度所需时间 t 较长,算法的效率会大大降低.

从实测脑电信号中截取一段 l 为 90 s 的数据段,计算不同时长的数据段所对应的 Kolmogorov 测度及所需的时间.在主频为 2 GHz,内存为 512 MB 的计算机上测试的结果如图 2 所示.从图中可以得到,当 l 大于 40 s 时,Kolmogorov 测度基本稳定,所需时间为 0.938 s.本文将 l 选择为 40 s,滑动步长设定为 3 s,因此用一台普通计算机就可以满足脑电分析的实时性要求.

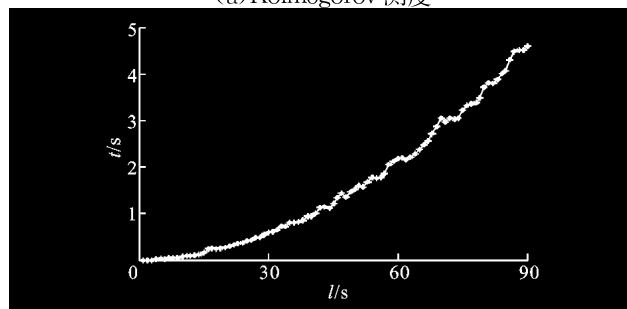
3 临床数据分析

3.1 数据采集

本文所用的实测头皮脑电数据采自浙江省人民医院癫痫中心,包括 3 例癫痫病人的 5 段长程脑电信号,时长共 598 min,具体信息见表 1.数据采集系统采用奥地利 EMS HandelsGES, mbH 公司生产的 Phoenix Unique Ambulatory EEG,放大器具有 16 位 A/D 转换器,滤波范围设置为 0.5~100 Hz,采样频率为 256 Hz,电极安放采用国际标准 10-20 连接方式,以双耳为参考电极,记录 16 导联脑电数据.视频信息和脑电数据同步记录,以便由经验丰富的医师确定具体的临床发作时刻,作为评价预测算法



(a) Kolmogorov 测度



(b) 计算时间

图2 Kolmogorov 测度和计算时间
随数据长度的变化曲线

表1 临床头皮脑电数据的详细信息

病例	致病区域	预测所用电极	性别	数据段编号	记录时间/min	发作次数
1	左颞	T3, T5	男	SEG1	180	4
				SEG2	119	2
2	右颞	T4, T6	女	SEG3	60	1
				SEG4	119	3
3	右侧额叶	FP2, F4	男	SEG5	120	2

T3:左中颞;T5:左后颞;T4:右中颞;T6:右后颞;FP2:右额极;F4:右额.

结果的依据.

3.2 发作预测分析

采用 EMD 方法分解头皮脑电数据,选择前 5 个固有模式分量进行数据重构,对重构后的数据做滑动 Kolmogorov 测度.以病例 1 的 SEG1 数据段为例,病灶区域中 T3 和 T5 导联的平均 Kolmogorov 测度曲线如图 3a 所示,为了进行对比,同时计算了远离病灶的 F4 导联的 Kolmogorov 测度曲线,如图 3b 所示.

在图 3 中,标出了病例 1 发作 1 到发作 4 临床发作的时刻,可以看出,在发作前几分钟到几十分钟,致病区域的 Kolmogorov 测度开始明显下降,在临床发作时 Kolmogorov 测度值达到最小,癫痫发作结束后,Kolmogorov 测度逐渐恢复到正常水平.

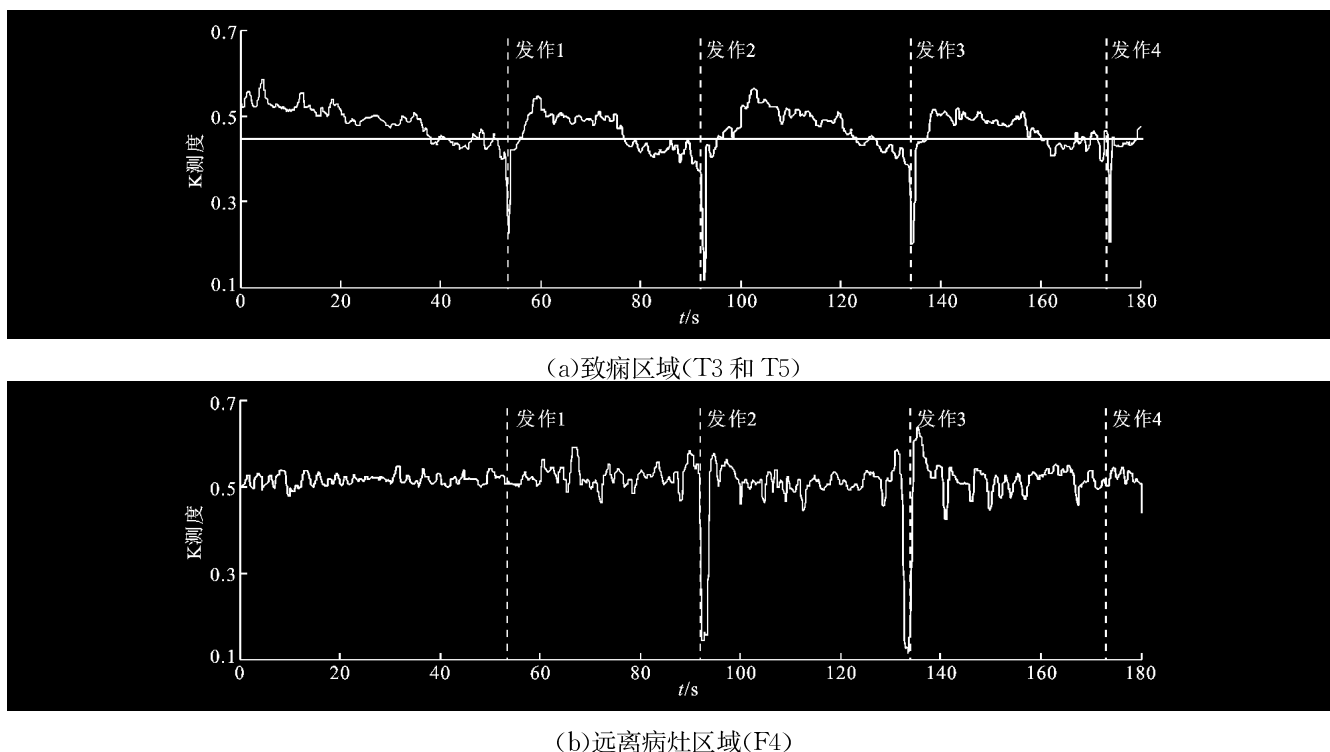


图 3 不同区域的 Kolmogorov 测度曲线

在远离病灶区域的 Kolmogorov 测度曲线中,没有类似的现象发生.通过对致病和远离病灶区域 Kolmogorov 曲线的对比,可以用以下的方法预测癫痫发作:如果 1 min 之内的平均 Kolmogorov 测度低于某一阈值,则认为癫痫即将发作.从图 3a 中可以看出,若阈值设定过大,预测时间变长会增加错误预报次数,而若阈值设定过小,虽然能够有效减少错误预报次数,但预测时间却变短,甚至会发生漏报现象.经过对临床数据的分析,综合考虑错误预报和预测时间等因素,本文将阈值设定为 0.45.

3.3 算法评价参数的定义

在评价癫痫发作预测算法的参数中,最常用也是最重要的参数是平均发作预测时间、敏感性和特异性.为了确定这 3 个参数,需要预先定义 2 个基准:①临床发作时刻,指由经验丰富的医师通过和脑电信号同步记录的视频信息,用来确定病人发作的具体时刻;②有效发作预测时间,指在发作预测警报后的某一时间段内确实有癫痫发作现象,表明这次预测是一次正确的预测,否则是一次错误的预测.本文将有效发作预测时间设定为 15 min,根据以上约定,定义以下 3 个评价参数.

(1)发作预测时间:对于正确的发作预测警报(即在警报发出的“有效发作预测时间”段内出现临床发作),从警报发出开始到临床发作的时间段称为发作预测时间,平均发作预测时间(T_m)是指所有发

作预测时间的平均值.

(2)敏感性:指正确的发作预测警报与实际临床发作次数之比,即

$$S = \frac{N_{TP}}{N_{TP+FN}} \quad (10)$$

式中: S 为敏感性; N_{TP} 为正确预报的次数; N_{TP+FN} 为实际发作次数.

(3)特异性:以往的算法特异性都采用每小时内的误报数目来评价,即用总的误报数除以数据的总时长.但是,由于每触发一次发作预测警报,在“有效发作预测时间”之内便不会再出现误报,所以这个时间应该从数据总时长中去掉.文献[8]提出用下列公式修正特异性指标

$$P = \frac{N_{FP} T_{PRE}}{T_A - N_{TP+FN} T_{PRE}} \quad (11)$$

式中: N_{FP} 为错误预报(假阳性)次数; T_{PRE} 为有效发作预测时间; T_A 为记录总时间.

修正后的特异性指标反映的是病人错误等待癫痫发作所花费的时间占发作间期总时间的比例.

3.4 临床数据分析结果

对表 1 中的 5 段长程脑电信号做发作预测分析,结果如表 2 所示.

由表 2 结果可以看出,该算法的平均发作预测时间超过了 300s,这意味着病人和医生有充足的时间采取预防措施,避免病人发作时受到意外伤害

害.

表2 临床数据发作预测结果

病例	数据段 编 号	N_{TP+FN}	N_{TP}	N_{FP}	T_m/s	S /%	P /%
1	SEG1	4	4	1	403	100	12.5
	SEG2	2	1	1	421	50	16.9
2	SEG3	1	1	1	310	100	33.3
	SEG4	3	1	0	196	33.3	0
3	SEG5	2	1	2	360	50	33.3
合计		12	8	5	338	66.7	19.2

4 结 论

本文以头皮脑电信号为研究对象,构建了一种新的癫痫发作预测算法.在用 EMD 方法去除伪差、突出癫痫特征波信息的基础上,计算各导联的滑动 Kolmogorov 测度曲线,发现在癫痫发作之前数分钟,仅致病区域导联的 Kolmogorov 测度开始下降.通过设定 Kolmogorov 测度的变化阈值,可以有效地识别出癫痫发作的早期征兆.对 5 段临床癫痫脑电数据进行分析的结果表明,算法的平均发作预测时间为 338 s,敏感性为 66.7%,特异性为 19.2%.同时,由于头皮脑电信号可以实现长程采集,因此利用大量的历史数据构建更为有效的预测算法,是今后值得进一步研究的方向.

参考文献:

- [1] Iasemidis L D, Shiao D S, Pardalos P M, et al. Long-term prospective on-line real-time seizure prediction

[J]. Clinical Neurophysiology, 2005, 116(3): 532-544.

- [2] Alessandro M D, Esteller R, Vachtsevanos G, et al. Epileptic seizure prediction using hybrid feature selection over multiple intracranial EEG electrode contacts: a report of four patients [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2003, 50(5): 603-615.
- [3] Huang N E, Shen Zheng, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc R Soc Lond: A, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] Lempel A, Ziv J. On the complexity of finite sequences [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1976, 22(1): 75-81.
- [5] Jia Wenyan, Kong Na, Li Fei, et al. An epileptic seizure prediction algorithm based on second-order complexity measure [J]. Physiological Measurement, 2005, 26(5): 609-625.
- [6] 大雄辉熊. 脑电图判读 step by step 入门篇 [M]. 周锦华, 译. 北京: 科学出版社, 2001: 143-154.
- [7] 白冬梅, 邱天爽, 鲍海平. 基于经验模式分解与样本熵的癫痫预测方法 [J]. 中国生物医学工程学报, 2006, 25(5): 527-531.
- Bai Dongmei, Qiu Tianshuang, Bao Haiping. A new epileptic prediction method based on EMD and sample entropy [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2006, 25(5): 527-531.
- [8] Mormann F, Elger C E, Lehnertz K. Seizure anticipation: from algorithm to clinical practice [J]. Current Opinion in Neurology, 2006, 19(2): 187-193.

(编辑 管咏梅)