

皮层脑电时间序列的相空间重构及非线性特征量的提取*

谢 勇 徐健学

(西安交通大学非线性动力学研究所, 西安 710049)

杨红军 胡三觉

(第四军医大学神经科学研究所, 西安 710032)

(2001 年 7 月 9 日收到, 2001 年 8 月 5 日收到修改稿)

对麻醉的 SD 大鼠在癫痫发作前后两种状态的皮层脑电(ECoG)的时间序列, 用多种有效的方法和分析技术, 使得大量的 ECoG 时间序列得以正确的分析, 并得出重要的结论. 首先利用延时坐标法重构吸引子, 计算互信息函数, 取互信息函数第一次达到最小值的延时为重构延时时间. 提出将伪邻点法和 Cao 法相结合的方法确定最佳嵌入维数. 然后采用非线性预报和替代数据法相结合的方法确定 ECoG 为混沌时间序列. 从不同角度得出了 ECoG 不是低维混沌的结论. 在 ECoG 相空间重构的基础上, 计算了最大 Lyapunov 指数(LLE). 应用了近似熵这一标量对 ECoG 进行刻画, 计算结果表明, 癫痫发作前的皮层脑电的最大 Lyapunov 指数和近似熵都明显地高于癫痫发作后的, 这可能为理解癫痫发病机理, 预报癫痫发作和治疗提供一定的思路.

关键词: 皮层脑电, 互信息, 伪邻点法, 最大 Lyapunov 指数, 近似熵

PACC: 0545, 0520

1 引 言

目前关于癫痫病的发病机理还不清楚, 治疗有一定的困难. 对 Sprague-Dawley(SD)大鼠(动物实验中普遍采用的动物品种)进行了大量的诱发癫痫发作的实验的基础上, 研究麻醉的大鼠在癫痫发作前后两种状态下的皮层脑电(ECoG)活动的非线性动力学变化特征, 将为探索癫痫发病机理和治疗提供一定的帮助. 这里 ECoG 和通常所说的脑电(EEG)的区别在于记录 ECoG 需要揭开颅骨而 EEG 不用揭开. 它们都是大脑神经元突触后电位的综合, 反映了大脑组织的电活动及大脑的功能状态. 由于 ECoG 是极为复杂的非周期的生物信号, 如何从 ECoG 中提取可靠的定量特征量来反映大脑的功能状态一直是重要的课题^[1]. 事实上, 对 ECoG 的相空间重构问题目前也没有很好的解决^[2]. 本文将对 SD 大鼠的 ECoG 序列的相空间重构以及非线性特征量的提取问题进行探讨.

当非线性动力学理论应用于脑电分析初期, 认为脑电是低维的混沌. 但 Theiler 和 Rapp 在 1996 年对脑电是低维的混沌这一结论提出了质疑, 提出脑电不是低维的混沌的结论^[3]. 这和本文的结果是一致的. 他们是从计算关联维数得出脑电不是低维混沌, 而本文是从直接计算相空间嵌入维数得出此结论.

我们分别对麻醉的大鼠在癫痫发作前后的 ECoG 时间序列进行延时坐标重构. 事实上, 相空间重构是非线性动力学理论应用的重要的一步, 是时间序列非线性预报和一些用于刻画时间序列动力学特征的不变量的计算前提^[4]. 因此正确进行相空间重构, 是至关重要的. 在理论上, 在没有噪声的情况下, 延时时间是可以任意选取的, 但是在噪声情况下, 相空间重构的质量极大地取决于延时时间^[5]. ECoG 信号不可能没有噪声, 因此必须极为谨慎地选取延时时间. 在相空间重构时, 我们采用互信息来确定延时时间, 这一方法在目前确定延时时间是最为理想的方法. 在确定最佳嵌入维数时, 充分利用

* 国家自然科学基金(批准号 30030040 和 19972051)资助的课题.

了伪邻点法(false nearest neighbor)^[6]和 Cao 法^[7]各自的优点,将两种方法相结合比较准确地确定出嵌入维数.然后采用非线性预报和替代数据相结合的方法分析,得出了癫痫发作前后状态的 ECoG 是混沌的,并且定性地给出癫痫发作前的混沌程度高于癫痫发作后的混沌程度.通过计算 Lyapunov 指数,可以定量地看到这两种状态的混沌的程度有着明显的差异.最后对目前脑电计算中应用较多的近似熵这度量参数进行了计算,发现癫痫发作前的近似熵明显地高于癫痫发作后的近似熵.

2 对 ECoG 时间序列分析的理论和方法

2.1 相空间重构

本文采用延时坐标法重构相空间,该方法是 Takens 和 Packard 提出来的,是目前使用最为广泛的方法.设已有标量时间序列 $x(i), i = 1, \dots, N$, 利用延时坐标法构造状态矢量

$$X_n = (x(n), x(n+T), x(n+2T), \dots, x(n+(m-1)T)), \quad (1)$$

其中 $n = 1, 2, \dots, N - (m-1)T$, T 称为延时时间(delay time), m 称为嵌入维数(Embedding dimension).相空间重构的关键之所在就是确定 T, m 这两个参数.事实上,重构所选择的延时 T 在逻辑上是与所选择的嵌入维数独立的^[6].因此,本文将独立地确定这两个参数,用互信息函数确定延时 T , 用本文提出的伪邻点法和 Cao 法相结合的方法确定嵌入维数 m .从算例可以看出,本文所用的方法在确定 T, m 时,准确度更高.

首先确定延时 T .这里延时 T 是正整数,实际延时时间是采样时间间隔 Δt 与 T 的乘积.如果延时时间 T 太小,将导致状态矢量非常接近,每个状态矢量携带大量的冗余信息.当 $T \rightarrow 0$ 时,在噪声条件下所有状态矢量都将不可分辨,导致重构吸引子挤压在相空间的主对角线附近.相反,如果延时时间 T 太大,将导致 m 维坐标基本上没有关系,使得即使简单的图形看起来也极为复杂^[4].选择延时时间的主要任务就是要避免这两种极端,使得延时坐标最大限度地独立,同时动力学性质得到保持.目前应用较多的方法是取自相关函数首次过零点,或者到达 $0.1, 1/e$ 或 0.5 的时间为延时时间,由于自

相关函数本身是信号自身的线性关联的度量,对于非线性系统,应该采用能反映一般性关联(包括线性和非线性)的量来确定延时时间. Fraser 等人利用互信息函数第一个局部最小值所对应的时间确定为延时时间 $T^{[5]}$.由于互信息函数是两个随机变量间的一般性随机关联的度量,因此利用互信息函数来确定延时时间是一种合理的方法. Fraser 等人使用等概率划分空间格子的方法计算互信息函数,该方法原理比较复杂,本文采用了 Eric Weeks 和杨志安等人提出的等间距划分格子的方法^[8],这种划分方法简便,而且计算结果与 Fraser 计算结果基本一致.

然后确定最佳嵌入维数.根据 Takens 定理,嵌入维数 m 应满足: $m \geq 2d + 1$, d 是吸引子分形维数.嵌入维数 m 太小,重构吸引子不能完全展开;但 m 太大,对实际计算 Lyapunov 指数等不变量带来大量不必要的计算,而且增大了舍入误差和仪器测量误差等噪声的污染的作用.因为在 $m - m_E$ 空间中,动力系统不再起作用,噪声起着支配地位^[6], m_E 是最佳嵌入维数.1985 年 J. P. Eckman 等人证明 m 可在 $d \leq m \leq 2d + 1$ 中取值.

在目前确定嵌入维数的方法中,伪邻点法和 Cao 法是比较好的方法,但是各自都有些不足.伪邻点法考察嵌入维数从 m 到 $m + 1$ 时,根据伪邻近点的行为的变化来确定最佳嵌入维数的.伪邻点法对高斯白噪声也能确定出一个较小的嵌入维数,因此它不能区分噪声和混沌信号^[7].其优点是它可以定量地给出伪邻点百分比(false nearest neighbor percentage, FNNP),从而可以根据 FNNP 大小来确定嵌入维数.一般取伪邻点百分比比较接近于零所对应的维数作为最佳嵌入维数.而 Cao 法可以区分噪声和混沌信号,但它没有定量指标,凭目测标量 E_1 随着嵌入维数增大的变化趋势,来确定最佳嵌入维数,标量 E_2 是用来判断时间序列是否是确定性的信号.在实际确定最佳嵌入维数时, E_1 这个量往往是有波动的,从而不同的人将得出不同的结果,因此产生了将两种方法相结合确定嵌入维数的思想.将两个方法结合后,可以判断一个时间序列是否是确定性的序列,避免了将噪声嵌入在一个比较小的空间中.同时,在确定嵌入维数时,可以将标量 E_1 和伪邻点百分比两个量结合起来确定最佳嵌入维数.当 E_1 有波动不好确定时,可以从伪邻点百分比大小来判断与确定最佳嵌入维数.在伪邻点法中,我们取 $E_{tol} = 15, A_{tol} = 2$.

2.2 相空间重构算例

以重构 Lorenz 吸引子为例,采用前面的方法来确定延时 T 和嵌入维数 m ,并着重说明将伪邻点法和 Cao 法相结合来确定嵌入维数的好处. Lorenz 方程

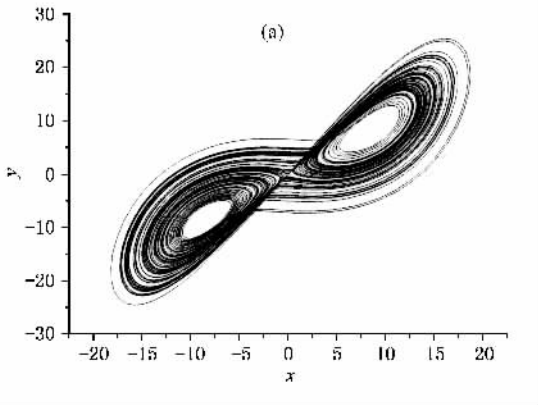
$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= \sigma(y - x), \\ \frac{dy}{dt} &= (r - z)x - y, \\ \frac{dz}{dt} &= xy - bz, \end{aligned} \quad (2)$$

取 $\sigma = 10, r = 28, b = 8/3$,采用定步长 0.01 数值积分,抛掉瞬态过程,取落在吸引子上 10000 个点,吸

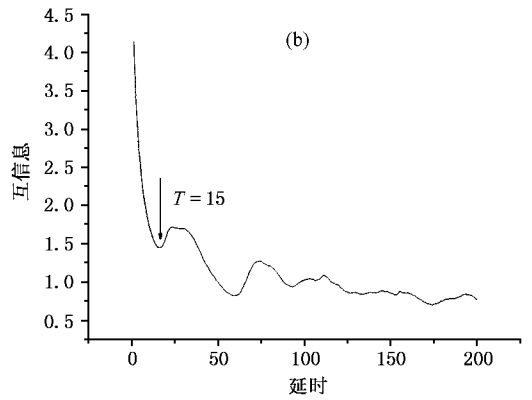
引子在 xy 平面投影如图 1(a)所示.

取落在吸引子上 x 分量的 10000 点,用等间距格子互信息方法确定重构延时 $T = 15$,这与用 Fraser 等概率格子方法所确定的延时完全相同^[7]. 互信息量随延时 T 的变化关系如图 1(b)所示.

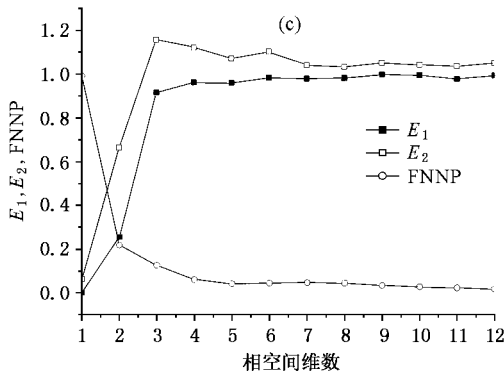
用伪邻点法与 Cao 法相结合的方法的确定最佳嵌入维数. 如图 1(c)所示,由于 E_2 并不是对所有的维数都在 1 附近,因此判断不是随机序列. 从 E_1 变化曲线看, $m = 3$ 以后,其变化趋于平稳,仍有一些小的波动. 但此时伪邻点百分比 FNNP 为 12.5%, 所以取 $m = 4$ 作为最佳嵌入维数. 重构吸引子如图 1(d)所示. 从此算例可以看出,将伪邻点法和 Cao 法相结合确定嵌入维数时,两种方法相得益彰,优势互补.



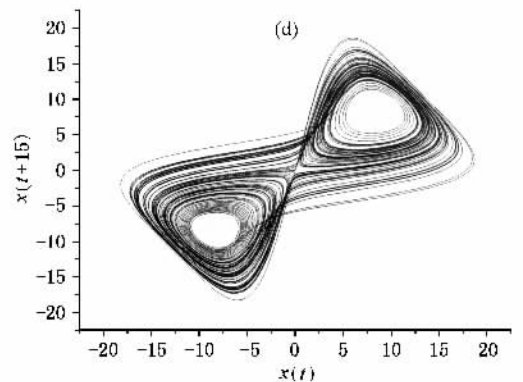
(a) Lorenz 吸引子在 xy 平面投影



(b) 互信息对延时的变化关系



(c) E_1, E_2 和 FNNP 对嵌入维数变化关系



(d) 重构吸引子

图 1

3 大鼠癫痫实验及数据记录^[9]

我们采用癫痫的青霉素模型. 健康的 SD 大鼠 (体重 200—300 g), 雌雄不拘, 腹腔注射氯胺酮 (100mg/kg) 麻醉后进行气管插管, 将头固定在立体定位仪上, 从前囟门开始剪开长为约 1.5cm 的皮肤切口, 分离肌肉、骨膜, 在距前囟门后 3mm 正中中线两侧 1—2mm 处, 用颅骨钻切除直径为 5mm 的颅骨, 切开硬脑膜, 暴露顶叶脑皮层. 将青霉素 G 钠盐用人工脑脊液 (成分 (mmol/L): NaCl 125, KCl 3, CaCl₂ 2, MgSO₄ 2, NaH₂PO₄ 1.25, NaHCO₃ 25, Glucose 10) 配成浓度为 4 万单位/ml 的溶液. 将直径为 3—4mm 的滤纸片浸入青霉素溶液后, 贴在暴露的脑皮层表面. 10—20min 后出现全身抽搐, 按 Racine 法将癫痫分为五级, 实验诱发的癫痫在 IV 级以上.

在实验数据记录时, 在左右两侧钻开的颅骨里放置银制的电极 (记录端有球形膨大) 以记录 ECoG, 采样频率为 1000Hz, 采样时间间隔 $\Delta t = 0.001s$. 分别在癫痫发作前后采样足够长时间的数据.

4 实验数据处理

首先排除实验数据中有肌电 (EMG) 干扰的时间序列. 在文中将要提到四个数据文件是数据 1, 数据 2, 数据 3 和数据 4. 数据 1 和数据 2 分别是一只 SD 大鼠癫痫发作前后的 ECoG 时间序列, 数据 3 和数据 4 分别是另一只 SD 大鼠癫痫发作前后的 ECoG 时间序列. 其部分时间历程图如图 2 所示, 从上到下分别对应数据 1, 数据 2, 数据 3 和数据 4. 事实上, 本文对大量 ECoG 实验数据进行了处理, 这里以这四个数据文件为例说明本文的方法和结论.

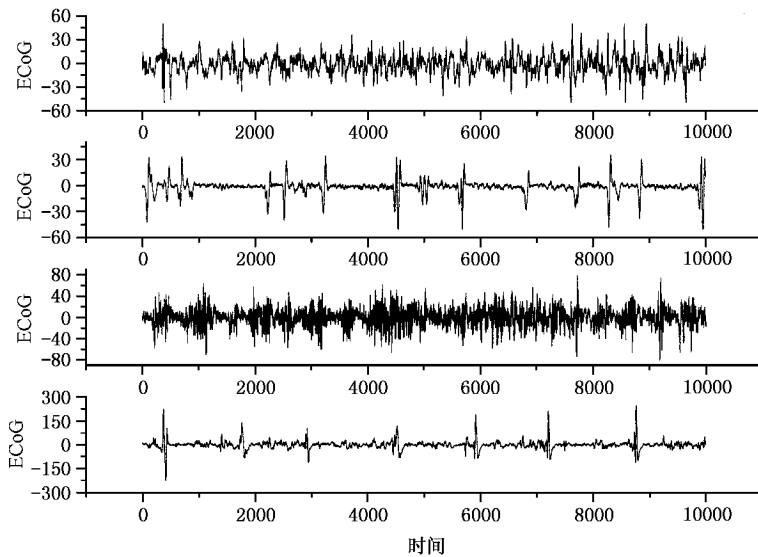
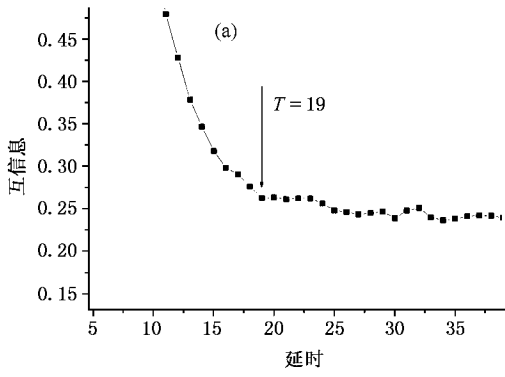


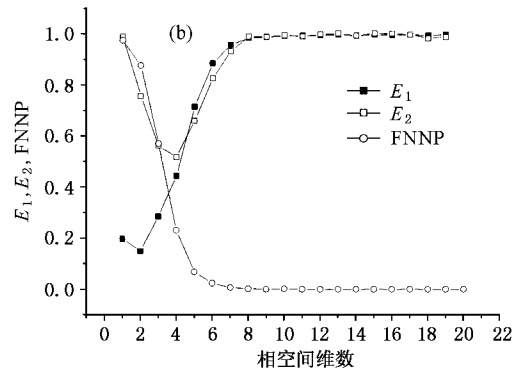
图 2 两只大鼠在癫痫发作前后的 ECoG 时间历程图

对实验数据应用前面提到方法进行吸引子重构. 经平稳性检验和计算, 我们选取的时间序列长度为 10000, 历经 10s. 对全部的实验数据计算后, 从 E_2 曲线可以看出, E_2 不是对所有的维数都在 1 附近, 因此都是确定性的序列, 如图 3(b), 4(b), 5(b) 和 6(b) 所示. 对癫痫尚未发作的数据 1, 确定重构延时和嵌入维数分别如图 3(a) 和图 3(b) 所示, 延时 T 取互信息第一个局部最小值所对应的时间 $T = 19$; 用伪邻点法和 Cao 法相结合的方法确定嵌入维数 $m = 7$. 虽然此嵌入维数从 E_1 曲线看来, 还没有很好达到饱和值, 但伪邻点百分比 FNNP 已为

0.68%, 可以认为 $m = 7$ 是比较好的嵌入维数. 对于其他数据序列, 我们可以类似地按此原则进行选取重构参数. 对癫痫发作的数据 2, 分别从图 4(a), 4(b) 确定延时 $T = 24$, 嵌入维数 $m = 9$, 此时伪邻点百分比 FNNP 为 0.48%. 对癫痫尚未发作的数据 3, 分别从图 5(a), 5(b) 确定延时 $T = 12$, 嵌入维数 $m = 11$, 此时伪邻点百分比 FNNP 为 1.56%, 这是最小的伪邻点百分比, 随着维数增大, 伪邻点百分比反而逐渐增大, 这可能是噪声造成. 对癫痫发作的数据 4, 分别从图 6(a), 6(b) 确定延时 $T = 25$, 嵌入维数 $m = 7$, 此时伪邻点百分比 FNNP 为 0.61%.

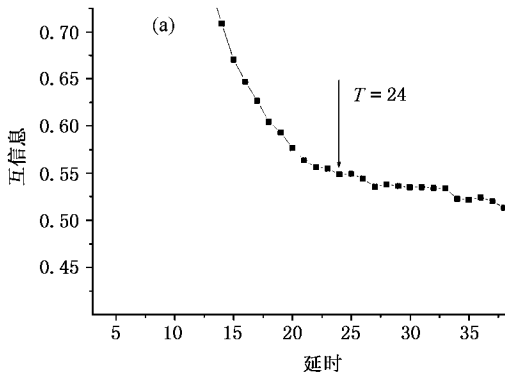


(a) 互信息对延时变化关系

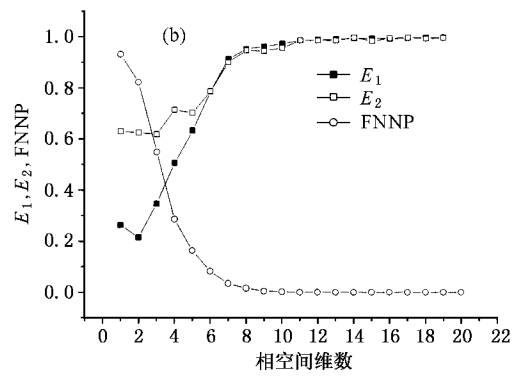


(b) E_1 , E_2 和 FNNP 对嵌入维数变化关系

图 3

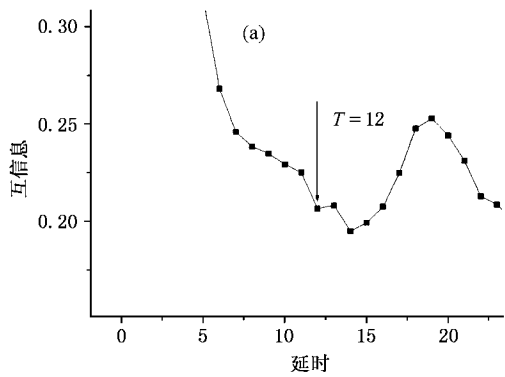


(a) 互信息对延时变化关系

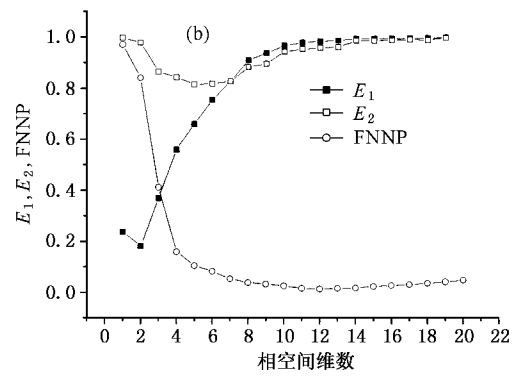


(b) E_1 , E_2 和 FNNP 对嵌入维数变化关系

图 4

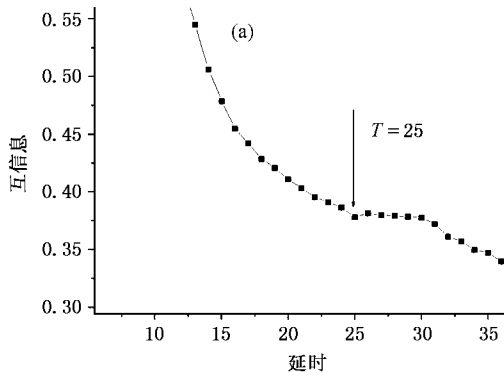


(a) 互信息对延时变化关系



(b) E_1 , E_2 和 FNNP 对嵌入维数变化关系

图 5



(a) 互信息对延时变化关系

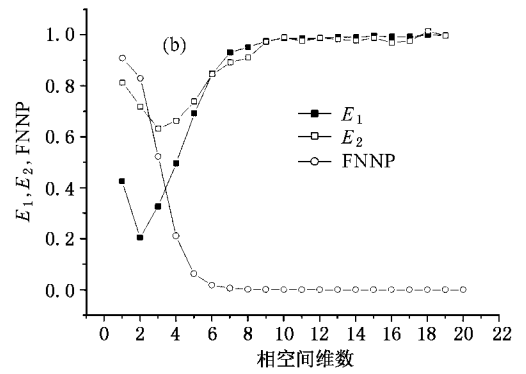
(b) E_1 , E_2 和 FNNP 对嵌入维数变化关系

图 6

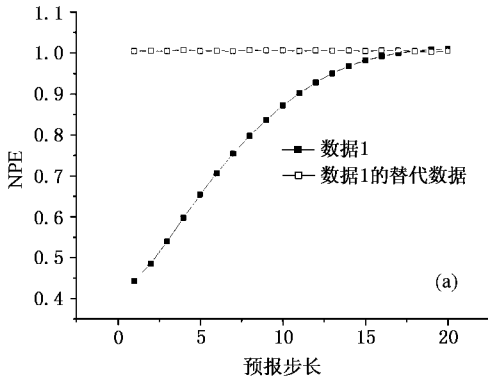
为了能够清楚地判断 ECoG 时间序列是否为混沌的,还是完全随机的,我们用非线性预报和替代数据法相结合的方法进行判断.混沌运动具有长期不可预测性,同时混沌运动在短期内又是可以认识和预报的,这是它区别随机噪声之所在.基于此,Sugihara 和 May 在 20 世纪 90 年代初提出了非线性预报方法(nonlinear forecasting method)来区分混沌时间序列和测量误差^[10].本文采用一种比较简便的非线性预报方法,其基本思想是利用相空间中每一个重构矢量的 1% 邻域点,同时排除在时间上相邻太近的点,然后对它们进行平均来获得参考点的预报.预报效果用正规化预报误差(normalized predict error, NPE)来表示^[11].为了避免线性确定性干扰,我们结合替代数据法,它是检验时间序列是否具有非线性确定性结构的重要方法,但单独使用该方法还不能确定引起时序非线性的内在机制.因此本文采用替代数据法和非线性预报相结合的方法来检测大鼠皮层脑电的时间序列是否存在非线性确定性结构^[12-14].替代数据可以采用一种简单的方法产生^[15]:首先用伪随机数发生器形成高斯型白噪声,然后以噪声序列的秩或次序来重新排列实验获得的时间序列,所得到的就是与实验序列具有相同的线性自相关函数的替代数据.然而替代数据已完全破坏实验序列中非线性确定性的结构.如果原始实验序列和其替代数据具有不同的可预报性的话,那么原始实验序列是由高斯随机过程产生的零假设将被拒绝,从而原始实验序列具有非线性确定性结构^[11].替代数据还可以采用文献[16]中所用的相位随机化方法获得.

对实验数据进行非线性预报,结果如图 7(a),

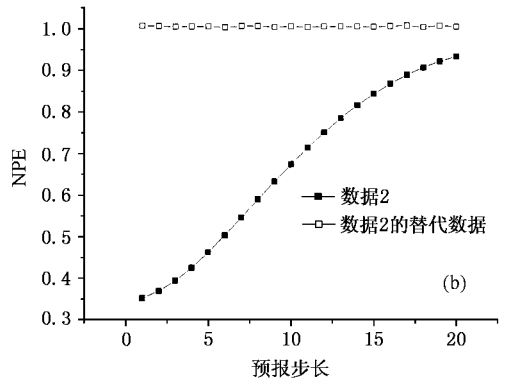
(b) 和 (c) 所示,它们分别是数据 1, 数据 2, 数据 3 和数据 4 的计算结果.从图中可以看出,实验原始数据和其相应的替代数据具有不同的可预报性,替代数据不可预报,而实验原始数据在一定程度上具有可预报性的,这说明实验原始数据具有非线性确定性结构,而且癫痫发作前后的可预报性有差异.癫痫发作后状态相对癫痫发作前状态而言,其预报误差随着预报步长增大,上升比较缓慢.这定性地表明混沌程度在癫痫发作前高于癫痫发作后,这将在最大 Lyapunov 指数计算结果中得到验证.

因此,从前面所确定的相空间嵌入维数看,ECoG 时间序列应该是高维的;从非线性预报和替代数据法相结合所给出的结果看来,ECoG 还是混沌的,而且癫痫发作前的混沌程度高于癫痫发作后的混沌程度.这与 Theiler 和 Rapp 从计算关联维数的角度出发得出脑电不是低维混沌的结论是一致的^[3].

对大鼠皮层脑电时间序列的实验数据进行最大 Lyapunov 指数(LLE)的计算.目前关于计算 LLE 的方法很多,大体上可以分为两大类:Wolf 法和 Jacobian 法. Wolf 法适用于时间序列无噪声,切空间中中小矢量的演化高度非线性;Jacobian 方法适用于时间序列噪声大,切空间中中小矢量的演化接近线性^[17].由于生物实验数据往往含有噪声,而且生物系统常常是高度非线性的,因此这大类方法分析生物实验数据都不是很好的方法.在 1993 年和 1994 年,Rosenstein 等人^[18]和 Kantz^[19]分别独立提出了一种稳健性的小数据量的计算方法.该方法具有很好的抗噪能力,同时所要求的数据量小,特别适合于生物系统的非平稳性,高度非线性和噪声等性质.他们直接从 Lyapunov 指数的定义出发构造了算法.

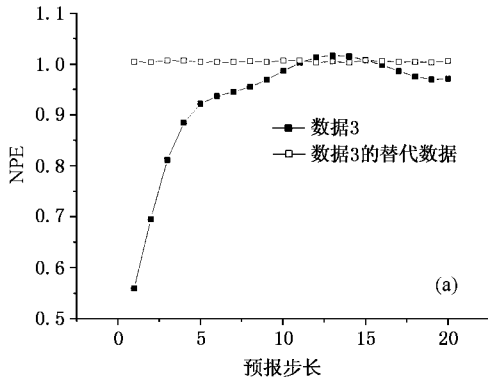


(a) 癫痫发作前 NPE 对预报步长变化关系

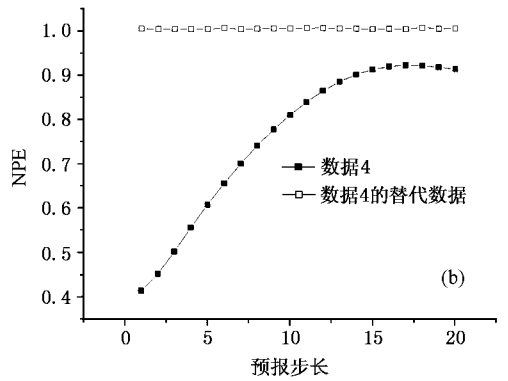


(b) 癫痫发作后 NPE 对预报步长变化关系

图 7



(a) 癫痫发作前 NPE 对预报步长变化关系



(b) 癫痫发作后 NPE 对预报步长变化关系

图 8

对给定的混沌时间序列首先进行延时相空间重构,并搜索给定轨道上每个点(即嵌入矢量)的最近邻域点,即

$$d_j(0) = \min_{X_j} \|X_j - X_{\hat{j}}\|, \quad (3)$$

$$|j - \hat{j}| > p, \quad (4)$$

其中 p 为时间序列的平均周期,可以通过对时间序列作 FFT 估计得到.

由最大 Lyapunov 指数的几何意义是量化初始闭轨道的指数发散和估计系统的总体混沌水平的量,据此有

$$d_j(i) = C_j e^{\lambda_1(i\Delta t)}, C_j = d_j(0), \quad (5)$$

对(5)式两边取对数有

$$\ln d_j(i) = \ln C_j + \lambda_1(i\Delta t), \quad j = 1, 2, \dots, N - (m - 1)T. \quad (6)$$

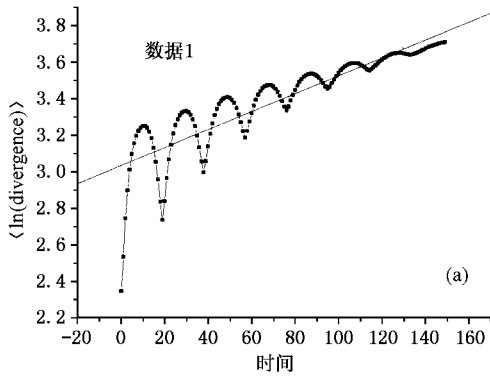
可见, $LLE(\lambda_1)$ 大致上等于上面这组直线的斜

率,因此 LLE 很容易通过最小二乘拟合这组直线的“平均直线”而得到,即

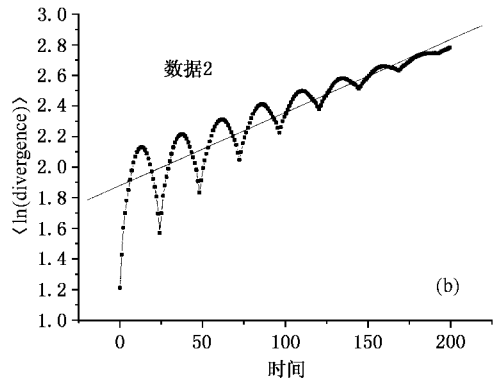
$$y(i) = \frac{1}{\Delta t} \ln d_j(i), \quad (7)$$

这里 \cdot 表示对所有 j 平均.

本文采用此方法计算 LLE 指数,在相空间重构时采用第 2 节的理论和方法,其计算结果如图 9(a) & (b), 10(a) 和 10(b) 所示. 图中的直线是数据点的最小二乘直线拟合的结果,其直线斜率除以采样时间间隔,即采样频率的倒数 0.001,就是 LLE. 相应数据是数据 1,数据 2,数据 3 和数据 4 的 LLE 指数分别为 4.22 ± 0.15 , 3.54 ± 0.14 , 4.08 ± 0.36 和 3.48 ± 0.21 . 这从定量上表明在同一种诱发癫痫的药物作用下,混沌程度在癫痫发作前高于癫痫发作后.

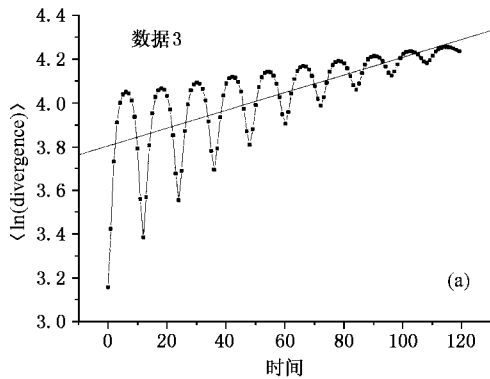


(a) 癫痫发作前 LLE 求解示意图

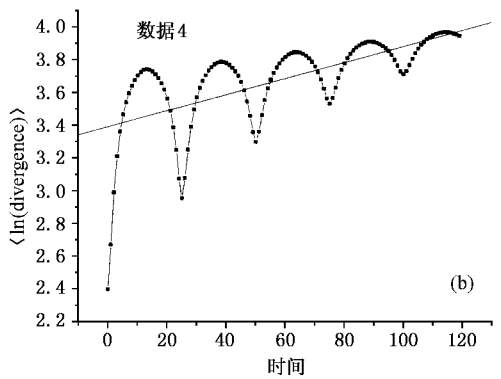


(b) 癫痫发作后 LLE 求解示意图

图 9



(a) 癫痫发作前 LLE 求解示意图



(b) 癫痫发作后 LLE 求解示意图

图 10

为了进一步地对大鼠 ECoG 时间序列进行定量刻画,我们计算了 ECoG 的近似熵. 近似熵 (Approximate Entropy, ApEn) 是 Pincus 于 1991 年提出的对动力系统复杂度的度量参数^[20]. 近似熵是用一个非负数来表示一个时间序列的复杂度,越复杂的时间序列对应的近似熵越大. 在近似熵应用于脑电 EEG 数据的过去几年里,取得了充满希望和有趣的发现^[21]. 因此本文采用近似熵来对皮层脑电 ECoG 进行刻画. 近似熵相对其他非线性动力学参数的主要特点是,计算所需数据短(100—5000);抗噪和抗野点能力强;能实现在线计算;对确定性和随机性信号都使用. 它反映了一个时间序列在模式上的自相似程度的大小,衡量了当维数变化时序列中产生新模式的概率的大小. 其计算的具体步骤为:

对 N 个标量时间序列 $x(i), i = 1, \dots, N$, 首先确定参数 m 和 r , 它们分别称为窗口长度和相似容

限. 在本文中取 $m = 2, r = 0.25\sigma$, σ 是序列的标准方差. 接着构造矢量序列 $X_i = (x(i), \dots, x(i + m - 1)), i \leq N - m + 1$. 用 $d(X_i, X_j)$ 表示矢量 X_i 和 X_j 之间的距离. 令

$$C_i^m(r) = \sum_{j=1}^{N-m+1} \Theta(r - d(X_i, X_j)), \quad (8)$$

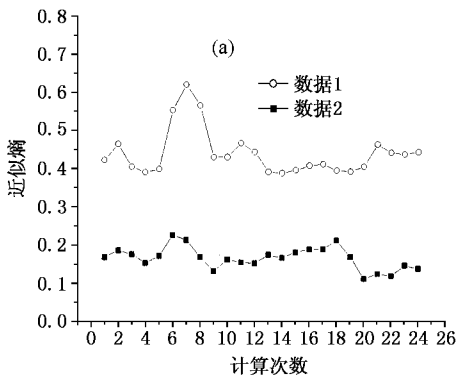
其中 $\Theta(\cdot)$ 是 Heaviside 函数. 接着确定

$$\Phi^m(r) = (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r), \quad (9)$$

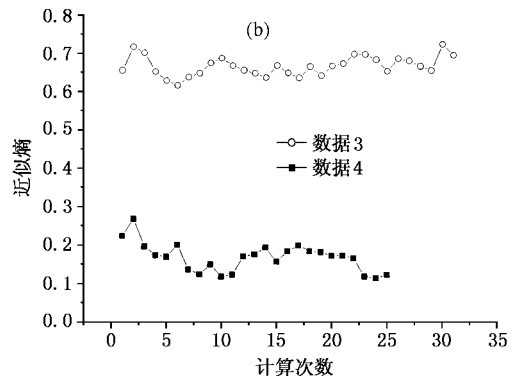
于是近似熵 S_{ApEn} 为

$$S_{ApEn}(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r). \quad (10)$$

对癫痫发作前后的 ECoG 实验数据,进行近似熵的计算,计算结果如图 11(a),图 11(b)所示. 计算结果表明,癫痫发作前的近似熵明显高于癫痫发作后的近似熵. 这说明癫痫发作前的 ECoG 比癫痫发作后的 ECoG 复杂,因此癫痫发作前的 ECoG 含有更



(a) 数据 1 和数据 2 的近似熵



(b) 数据 3 和数据 4 的近似熵

图 11

多的信息。图中每一个数据点是连续 5000 个 ECoG 数据计算所得结果,计算一次,向前跨越 2000 个数据,再计算连续 5000 个数据,横坐标表示计算次数。

5 结论与分析

本文分别对麻醉的大鼠在癫痫发作前后的 ECoG,应用了多种有效的方法和分析技术,使得大量 ECoG 时间序列得以正确的分析。首先对 ECoG 进行了相空间重构。在确定重构参数 T, m 时,采用了互信息函数确定延时 T ,利用伪邻点法和 Cao 法相结合的方法确定嵌入维数 m ,取得较好的效果,比较理想地解决了脑电的重构问题。为了进一步说明 ECoG 是确定性的混沌时间序列,采用了非线性预报和替代数据法相结合的方法。使用该方法判断了大鼠在癫痫发作前后,ECoG 都是混沌的时间序列,从而得出了 ECoG 是高维混沌的序列的结论;并定性地说明了混沌程度在癫痫发作前高于癫痫发作后。同时利用了特别适合计算生物系统的 Lyapunov

指数的方法,定量地刻画了麻醉状态的混沌程度明显地高于癫痫发作状态的混沌程度。有趣的是:通过对近似熵的计算,得出与非线性预报和 LLE 完全一致的结果。这说明:健康条件下的脑电比病理条件下的脑电混沌程度高,信号更为复杂,即癫痫发作前的脑电比癫痫发作后的脑电具有更多的信息。现在普遍认为神经系统是一个高度非线性的混沌动力系统,混沌运动在神经生理活动中扮演极为重要的角色。混沌运动的局部不稳定性,使得具有混沌特性的神经元对外界环境具有很强的适应能力^[22]。在神经网络中,其适应性与神经网络活动的复杂度、自由度和混沌程度成正相关^[23]。混沌运动不但使神经元容易适应外界环境,而且使神经元之间更容易相互协调,有自我组织的整合功能。而癫痫发作后的 ECoG 相对发作前的 ECoG 混沌程度明显降低,这表明神经系统功能相对发作前而言,有所下降,神经系统对外界环境适应性变差。这为探求癫痫发作机理,预报癫痫发作和治疗将提供一定的思路。

[1] Zhang J and Wang M S 1997 *Foreign Medical Sciences : Biomedical Engineering* **20**(2)65 (in Chinese) [张杰、王明时 1997 国外医学生物医学工程分册 **20**(2)65]

[2] He T G, Lu G W, Li J P and Chen G J 2000 *Journal of Biomedical Engineering* **17**(2)209 (in Chinese) [贺太纲、卢广文、李建萍 2000 生物医学工程学杂志 **17**(2)209]

[3] Theiler J and Rapp P E 1986 *Electroenceph Clin Neurophysiol.* **98** 213

[4] Nichols J M and Nichols J D 2000 *Mathematical Biosciences* **171** 21

[5] Fraser A M and Swinney H L 1986 *Physical Review* **A133**(2)1134

[6] Kennel M B 1992 *Physical Review* **A45**(6)3403

[7] Cao L Y 1997 *Physica* **D110** 43

[8] Yang Z A, Wang G R and Chen S G 1995 *Chinese Journal of Computational Physics* **12**(4)442 (in Chinese) [杨志安、王光瑞、陈式刚 1995 计算物理 **12**(4)442]

[9] Yang H J 2001 *Ph. D. Thesis* (The Fourth Military Medical University, Xi'an) (in Chinese) [杨红军 2001 第四军医大学博士学位论文 西安]

- [10] Sugihara G and May R M 1990 *Nature* **344** 734
- [11] Sauer T 1994 *Physical Review Letters* **72** (24) 3811
- [12] Gong Y F 1998 *Ph. D. Thesis* (Xi 'an Jiaotong University , Xi 'an)
(in Chinese) 龚云帆 1998 西安交通大学博士学位论文]
- [13] Gong Y F , Xu J X *et al* 1998 *Biol. Cybern.* **78** 159
- [14] Xu J X , Gong Y F *et al* 1997 *Physica D* **100** 212
- [15] Theiler J , Eubank S , Longtin A , Galdrikian B and Farmer J D 1992
Physica D **58** 77
- [16] Zhang H X , Zhu Y S *et al* 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** (8) 1416 (in
Chinese) 张红焯等 2000 物理学报 **49** (8) 1416]
- [17] Lu J H and Zhang S C 2001 *Journal Nonlinear Dynamics in Science
and Technology* **8** (1) 84 (in Chinese) 吕金虎、张锁春 2001 非线性
动力学学报 **8** (1) 84]
- [18] Rosenstein M T , Collins J J , De Luca C J 1993 *Physica D* **65** 117
- [19] Kantz H 1994 *Physics Letters A* **185** 77
- [20] Pincus S M 1991 *Proc. Natl. Sci.* **88** 2297
- [21] Pincus S M *Private communication*
- [22] Chiva E and Tarroux P 1995 *Biol Cybern* **73** (4) 323
- [23] Cartling B 1994 *Int J. Neural Syst.* **5** (3) 181

Phase-space reconstruction of ECoG time sequences and extraction of nonlinear characteristic quantities*

Xie Yong Xu Jian-Xue

(Institute for Nonlinear Dynamics , Xi 'an Jiaotong University , Xi 'an 710049 , China)

Yang Hong-Jun Hu San-Jue

(Institute for Neuroscience , The Fourth Military Medical University , Xi 'an 710032 , China)

(Received 9 July 2001 ; revised manuscript received 5 August 2001)

Abstract

The attractors , obtained from the ECoG time series of anaesthetized SD rat before and after epileptic seizure , are reconstructed first by making use of time-delay coordinates . Many efficient approaches and analysis techniques are applied to the ECoG series , thus the ECoG series are exactly analyzed . Consequently , a constructive result is obtained . Through calculating mutual information function , its first local minimum is defined as the time delay . And the method of uniting false nearest neighbour with Cao method is used to determine the optimal minimum embedding dimension . And then the ECoG sequences are considered as a chaotic series combining nonlinear prediction with surrogate data method , and are educed to be not a low-dimensional chaos . The largest Lyapunov exponents are computed on the basis of phase-space reconstruction of ECoG , at the same time the approximate entropies are calculated . The computational results show that there are distinct differences in the largest Lyapunov exponents and the approximate entropies before and after epileptic onset , which can provide with some clues for understanding the mechanism of epilepsy and predicting epileptic seizure and curing epileptic patients .

Keywords : ECoG , mutual information , false nearest neighbor , Largest Lyapunov exponent , approximate entropy

PACC : 0545 , 0520

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 30030040 and 19972051) .