

# 皮层脑电的非线性降噪 \*

谢 勇<sup>1)</sup> 徐健学<sup>1)</sup> 康艳梅<sup>1)</sup> 杨红军<sup>2)</sup> 胡三觉<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>( 西安交通大学建筑工程与力学学院非线性动力学研究所 , 西安 710049 )

<sup>2)</sup>( 第四军医大学全军神经科学研究所 , 西安 710032 )

( 2002 年 7 月 17 日收到 2002 年 9 月 29 日收到修改稿 )

引入基于对非线性动力学局部线性拟合的局部投影非线性降噪方法对 Sprague-Dawley 大鼠的皮层脑电进行降噪。为了提高降噪效果, 利用返回图法对皮层脑电降噪时所需要的最佳局部邻域尺度进行了估计。首先以被 50% 的高斯白噪声污染的 Lorenz 方程  $x$  轴为例进行降噪, 说明根据降噪理论所编写的计算程序的正确性。然后将此降噪方法分别应用于被麻醉的大鼠的皮层脑电和青霉素溶液诱发癫痫发作的皮层脑电时间序列, 并采用非线性预报分析说明降噪的效果。

关键词 : 皮层脑电, 返回图法, 非线性降噪, 非线性预报

PACC : 0547, 8670J

## 1. 引 言

噪声无处不在, 没有任何实验不受噪声的影响<sup>[1]</sup>。对于动物和人体生理信号, 除了体内噪声和环境噪声之外, 还有测量仪器的测量噪声。这些噪声的存在通常对信号的分析和结果的解释有着重要的影响<sup>[1,2]</sup>。为了对付这些噪声, 可以从两个不同的方向着手。其一, 可以设计一些抗噪声的算法提取感兴趣的信息, 如计算 Lyapunov 指数的鲁棒性的方法<sup>[3,4]</sup>, 近似熵<sup>[5,6]</sup>等; 其二, 通过降低噪声的影响, 然后分析信号中包含的有用信息。本文属于后者。实际上, 时间序列分析的一个重要内容就是降噪, 降噪就是将实验采集的时间序列分解为干净的信号和随机的噪声波动两部分, 然后去除噪声便得到干净的信号<sup>[7]</sup>。由于产生在低维确定性系统的混沌信号有着跟噪声一样的宽带谱和快速衰减的自相关函数, 因此对于被噪声污染的混沌信号, 线性滤波方法不仅不能将噪声去除, 反而使得原来的混沌信号发生严重扭曲, 增加了信号的复杂性<sup>[8,9]</sup>。

十年来, 已经提出许多适用于含有噪声的混沌信号的降噪方法<sup>[7-16]</sup>。这些方法有重要的相似性, 它们都包括三个方面的内容, 即从观测的时间序列中重构原始的吸引子, 选择一类模型估计局部动力学

行为并从统计角度拟合出模型参数, 然后修正观测数据, 使得修正后的观测数据更加和模型一致<sup>[12]</sup>。众所周知, 实际系统基本上都是非线性的, 混沌是相当普遍的动力学行为, 尤其是对动物和人体这样复杂的系统。有许多证据表明动物和人体的生理信号多数都是混沌的<sup>[17-20]</sup>。本文分析的是 Sprague-Dawley ( SD ) 大鼠的皮层脑电( electrocorticogram, ECOG ) 时间序列, 这些时间序列已经在文献[20]判断有确定性的混沌, 因此必须采用适合于混沌信号的降噪方法。由于脑电是相当复杂的电生理信号, 目前许多文献仅局限在脑电复杂度的计算, 因为复杂度的算法具有一定的抗噪性。噪声的存在阻碍了其他的分析方法的应用, 至今有关脑电信号的非线性降噪方面的文献尚见不多。本文引入了一种局部投影( local projections ) 非线性降噪方法对 SD 大鼠的 ECOG 时间序列进行降噪处理。关于该降噪方法, 在心电 Electrocardiograph( ECG ), 语音信号降噪方面以及母体中胎儿的 ECG 提取等方面已有讨论<sup>[8,21]</sup>。本文首先将该方法应用于被 50% 高斯白噪声所污染的 Lorenz 方程的  $x$  轴的时间序列, 说明本文根据降噪理论所编写的程序的正确性; 然后再应用于 SD 大鼠的 ECOG 时间序列, 并利用非线性预报方法衡量降噪的效果。这里 50% 高斯白噪声的含义是指噪声的标准偏差是干净的 Lorenz 方程的  $x$  轴时间序列标准偏

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

差的 50%。值得指出的是,本文在利用局部投影非线性降噪方法时,利用返回图法(recurrence plots)定义了一个指标,对 SD 大鼠的 ECOG 时间序列降噪时所需的最佳局部邻域大小进行了估计,这样能明显提高降噪的效果,不再像以前通过目测判断。关于返回图法,它是由 Eckmann 等人提出,被 Zbilut 和 Webber Jr 引入量化描述的语言,在时间序列分析,特别是在生理信号分析方面取得了许多结果<sup>[22~23]</sup>。

## 2. 局部投影非线性降噪的局部邻域大小的估计

正前所述,利用局部投影非线性降噪方法对皮层脑电降噪时,必须确定一个局部邻域尺度。对局部邻域尺度的估计实质上就是要对含有噪声的混沌信号的噪声水平进行正确地估计。关于含有噪声的混沌信号的噪声水平的估计已有少量的文献讨论这个问题<sup>[1~2]</sup>。由于局部投影非线性降噪算法实质上就是,从被噪声污染的混沌信号中,正确地识别出局部流形,然后在局部将原始信号向流形方向上投影,以此获得降噪效果。因此,如果局部邻域尺度太小,由于噪声的存在,就会使得在局部邻域内的点的分布几乎是均匀的,从而无法正确地识别原始的流形;如果局部邻域尺度太大,又会造成把吸引子不同的分支误认为局部邻域的后果,同样不能正确地识别原始的流形<sup>[7]</sup>。由此可见,合理地估计局部邻域的大小是十分重要的,对提高降噪的质量有着重要的影响。本文将利用返回图法对所定义的指标  $\beta(\epsilon)$  进行计算,从而确定出一个最佳的局部邻域尺度,其具体过程如下<sup>[7]</sup>。

首先构造返回图。返回图实际上就是一个距离矩阵,是一个在复杂的时间序列中寻找隐含相关性的有力工具。经的一个优点是可视化时间序列自治性等方面性质。要构造返回图,第一步要解决的就是对给定的时间序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  进行相空间重构,通常采用延时坐标法。这一步的物理含义在于:通过相空间重构,使得重构的动力系统与产生时间序列的原始的动力系统这两者在拓扑上等价(Takens 定理),这样,对两者的动力学不变量(比如 Lyapunov 指数,广义维数等)而言是相同的。因此,可以通过重构的动力系统获知原始的动力系统的状态。而相空间重构的关键在于确定相空间嵌入维数和时间延时。假设嵌入维数为  $m$ ,时间延时为  $\tau$ ,则延时重构矢量为  $Y_n = (y_n, y_{n+\tau}, \dots, y_{n+(m-1)\tau})$ ,  $n = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$ 。关于  $m$  和  $\tau$  的确定,可参见文献[20]。第二步便可以通过计算重构矢量之间的距离构造出返回图,其方阵为

$$r_{ij} = \Theta(\epsilon - |Y_i - Y_j|), \quad (1)$$

这里  $\epsilon$  是预设的容限水平,  $\Theta(\cdot)$  是 Heaviside 阶梯函数,即如果  $x > 0$ ,那么  $\Theta(x) = 1$ ,否则  $\Theta(x) = 0$ 。对所有矢量对  $Y_i$  和  $Y_j$ ,如果它们之间的距离小于  $\epsilon$ ,则矩阵的  $(i, j)$  元便为 1,也就是在矩阵  $(i, j)$  这一点处显示出这一点。怎样阅读此图见文献[22~23]。

然后利用返回图分别计算两个标量  $N_p(\epsilon)$  和  $N_\perp(\epsilon)$ ,它们的含义见后面。由返回图,确定平行于主对角线方向的直方图  $h_i = \sum_{k=j-i}^j r_{jk}$ ,  $r_{jk}$  是返回图上的点。计算出直方图  $h_i$  后,确定一个阈值  $h_{th}$ ,比如取所有  $h_i$  的平均值加上它们的标准偏差的三倍作为阈值,通过判断满足条件  $h_{i-1} < h_{th}$  和  $h_i > h_{th}$  的  $h_i$  的个数,即  $h_i$  大于阈值  $h_{th}$  的尖峰的个数  $N_p(\epsilon)$ 。从  $N_p(\epsilon)$  的计算过程可知,容限水平  $\epsilon$ ,即局部邻域尺度的选取对返回图的构造至关重要。如果  $\epsilon$  取得太小,噪声就会严重地影响返回图的表现形式,使得在它上面的点较为均匀随机地分布着。这样, $h_i$  就彼此很接近,使得  $N_p(\epsilon)$  减小。如果  $\epsilon$  取得太大,相距很远的点都误认为很靠近,返回图上的点便很均匀地整齐地分布着,同样会使得  $N_p(\epsilon)$  减小。只有适当大小的  $\epsilon$  才能尽量地减小噪声的影响,突出测量信号中确定性的成分,使得  $h_i$  在一定范围内剧烈波动,这样才能使得  $N_p(\epsilon)$  变大。因此,最佳的  $\epsilon$  是要使得  $N_p(\epsilon)$  最大。这就与局部投影非线性降噪算法所需确定的局部邻域尺度联系起来了。为了更容易地确定这个局部邻域尺度,需再引入一个被称为  $\epsilon$  邻域内平均邻域点数  $N_\perp(\epsilon) = \sum_{i,j} r_{ij}/N$  的量是必要的。该量实际上是垂直于主对角线方向但不计主对角线上的点的直方图的平均数。如果局部邻域  $\epsilon$  选择得当,就会使得含有噪声的信号中的确定性部分掩盖住噪声的行为,从而使得平行于主对角线方向而且具有明显的线条外形的线条(由返回图上的离散的点组成)的个数,即  $N_p(\epsilon)$  与平均邻域点数  $N_\perp(\epsilon)$  很接近。定义如下的指标:

$$\beta(\epsilon) = \frac{|N_\perp(\epsilon) - N_p(\epsilon)|}{N_\perp(\epsilon)}. \quad (2)$$

由此式可以看出,最佳的局部邻域大小  $\epsilon$  就是要使得  $\beta(\epsilon)$  最小。至此也可以明白引入  $N_\perp(\epsilon)$  的物理意义,实质上就是放大  $\beta(\epsilon)$  的局部动力学行为,并对

$\beta(\epsilon)$  进行正规化处理 ,以便容易确定局部邻域尺度  $\epsilon$  . 同时要指出的是 , 在计算上述各个量时 , 需要排除返回图的边缘效应<sup>[7]</sup> . 现在分析  $\beta(\epsilon)$  随局部邻域尺度  $\epsilon$  的变化行为 . 对于一个小的  $\epsilon$  , 在返回图上除主对角线外 , 几乎没有点分布其他地方 , 因此  $N_{\perp}(\epsilon)$  接近于零 . 而此时  $N_p(\epsilon)$  为一个有限值 , 这样  $\beta(\epsilon)$  便很大 . 对于一个大的  $\epsilon$  , 几乎所有的点都出现在返回图上 ,  $N_{\perp}(\epsilon)$  便接近于时间序列长度  $N$  ( 必须排除返回图的边缘效应 , 否则不成立 ) . 此时平行于主对角线方向的直方图没有孤立的尖峰 , 因此  $\beta(\epsilon) \approx 1$  . 因此 最佳的局部邻域尺度  $\epsilon$  为  $\beta(\epsilon)$  曲线最小值处的  $\epsilon$  . 确定了最佳的局部邻域尺度  $\epsilon$  后 , 有利于提高降噪效果 .

### 3. 局部投影非线性降噪算法

现在对局部投影非线性降噪的原理和算法进行简单地介绍<sup>[8]</sup> . 该方法的基本思想是 : 识别出包含未受噪声干扰的数据的超曲面 , 并将含有噪声的数据向这个超曲面流形投影 , 然后对含有噪声的数据在嵌入空间中进行一个小小的修正 . 对修正后的数据再进行同样的降噪处理 , 一般经过几次迭代便可以获得较为干净的数据 . 为了清楚起见 , 设一确定性的动力系统在时刻  $n$  以  $L$  维延时坐标可以表示为  $x_n = f(x_{n-L}, \dots, x_{n-1})$  , 由于测量时受到随机波动的影响 , 致使  $x_n$  测量成  $y_n = x_n + \epsilon_n$  . 在这里可以看出 , 降噪的目的就是要除去  $\epsilon_n$  , 恢复  $x_n$  . 以隐含表达式形式表示这个动力系统为  $f(x_{n-L}, \dots, x_n) = 0$  , 这表明在  $L+1$  维延时坐标空间中无噪声的动力系统被限制在  $L$  维的超曲面上 . 虽然  $y_n$  不是真实的状态 , 但在垂直超曲面的方向上数据点团( cloud of points )的厚度仅仅是噪声水平的大小 , 因此可以识别这个方向并且将  $y_n$  投影到干净数据所张成的子空间中进而对  $y_n$  进行修正 . 为了做到这一点 , 必须从含有噪声的信号中重构出这个超曲面 . 在  $L+1$  维的嵌入空间中 , 对待修正的点在由上一节方法所确定的最佳局部邻域内 , 计算所有延时矢量的协方差矩阵 , 其特征值便是这些点团最佳的超椭球近似的半轴 . 对于含有噪声的信号的协方差矩阵 , 在被信号占据的方向上对应大的特征值 , 在所有其他方向上对应小的特征值 . 因此 , 将正在处理的矢量投影到大特征值所构成的子空间 , 就可以到达降噪的目的 . 然而必须假设 干净的信号位于维数  $d < L+1$  的光滑流形

上 , 并且噪声的方差要小于信号的方差 . 只有这样才能有前面的结论 .

值得指出的是 , 这里的嵌入矢量无论对映射还是流来说 , 延时均取  $\tau = 1$  , 而嵌入维数  $L$  对于流来说 , 一般取得很大<sup>[14]</sup> . 现在对第  $n$  个嵌入矢量  $Y_n = (y_n, y_{n+1}, \dots, y_{n+L})$  进行修正 . 修正的实质就是求解一个最小值问题 , 使得修正后的矢量和原始努力系统更加一致 . 首先确定局部邻域的尺度  $\epsilon$  , 然后确定  $Y_n$  的大小为  $\epsilon$  的邻域  $U$  . 记落在此邻域内的点的下标集为  $U_n$  , 这样 , 如果  $Y_j$  是  $U$  中的点 , 则  $j \in U_n$  .  $|U_n|$  是在邻域内点的个数 . 在邻域内从点  $Y_k, k \in U_n$  计算延时矢量的质心 , 即邻域内每个延时矢量对应的各个分量的平均值 ,

$$\eta_i^{(n)} = \frac{1}{|U_n|} \sum_{k \in U_n} y_{k+i}, i = 0, 1, \dots, L, \quad (3)$$

再计算得到  $(L+1) \times (L+1)$  的协方差矩阵

$$C_{ij}^{(n)} = \frac{1}{|U_n|} \sum_{k \in U_n} y_{k+i} y_{k+j} - \eta_i^{(n)} \eta_j^{(n)}. \quad (4)$$

由于噪声在混沌系统中会随着时间的演化而得以放大 , 在延时窗口中 , 前面和后面的数据分别对应于早期和后来的演化状态 , 而中间的数据对应着现在和靠近现在的状态 . 为了避免对早期和后来的数据的进行过分修正 , 引入一个对角的权值矩阵  $R$  对协方差矩阵做一变换  $\Gamma_{ij}^{(n)} = R_{ii} C_{ij}^{(n)} R_{jj}$  . 为了惩罚第一个和最后一个坐标的修正 , 设置  $R_{00} = R_{LL} = r$  , 这里  $r$  取很大的值 . 本文中取  $r = 1000$  , 而对其他对角线上的元素均取为 1 . 这样 矩阵  $\Gamma$  的  $Q$  个最小的特征值所对应的  $Q$  个正交的特征矢量记为  $e_q^{(n)}, q = 1, \dots, Q$  . 向这些矢量所张成的子空间投影为

$$P_{ij}^{(n)} = \sum_{q=1}^Q e_q^{(n)} e_q^{(n)*}, \quad (5)$$

最后得到嵌入矢量  $Y_n$  的第  $i$  个分量的修正量为

$$\theta_{n,i} = \frac{1}{R_{ii}} \sum_{j=0}^L P_{ij}^{(n)} R_{jj} (\eta_j^{(n)} - y_{n+j}). \quad (6)$$

把修正量  $\theta_{n,i}$  加到嵌入矢量的对应分量上使得点向  $L+1-Q$  个最大特征矢量张成的流形靠拢 . 对每一个嵌入矢量都做修正 , 这样就在相空间中就得到修正的矢量集 . 由于在标量时间序列的每一个元素出现在不同的  $L+1$  维嵌入矢量中 , 最后有许多不同的修正 , 可以简单地取它们的平均值作为修正量 .

#### 4. 对被 50% 高斯白噪声污染的 Lorenz 方程 $x$ 轴时间序列降噪

对 Lorenz 方程取参数  $(\sigma, r, b) = (10, 28, 8/3)$  ,

采用定步长0.01数值积分,抛掉被认为是瞬态的过程,取落在吸引子上的 $x$ 轴标量序列20000个。计算这20000数据的标准偏差为7.91,产生20000个标准偏差为 $50\% \times 7.91 = 3.96$ 的高斯白噪声数据,然后将干净的 $x$ 时间序列和噪声序列叠加形成人为的含有噪声的混沌信号。对此信号估计局部邻域尺度为5.70,然后进行局部投影非线性降噪得到第一次降噪后的序列,再连续迭代两次,就可以获得相对干净的数据。接下来两次的局部邻域尺度依次取为3.20和2.82,如图1所示的 $\beta(\epsilon)$ 随局部邻域尺度 $\epsilon$ 的曲线。三条曲线从右到左分别为含有50%的高斯白噪声的数据,第一次降噪后的数据和第二次降噪后的数据各自对应的 $\beta(\epsilon)$ 曲线。显然每降噪一次,噪声成分就得到进一步地抑制,因此局部邻域尺度从右到左依次减小。干净的数据和被50%的高斯白噪声所污染的数据以及降噪后的数据时间历程如图2所示。从图2可以明显地看出所加的噪声完全淹没原始的细致结构,经连续三次降噪即可获得很好的结果。

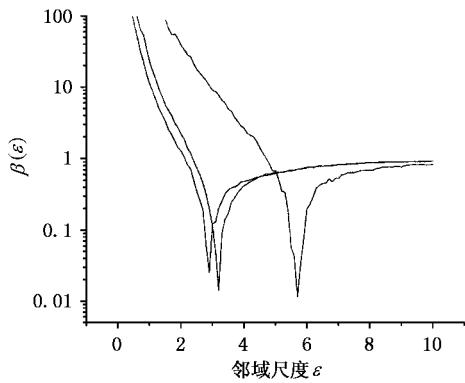


图1  $\beta(\epsilon)$ 随局部邻域尺度 $\epsilon$ 的变化曲线

为了衡量降噪效果,用一个单位为分贝的增益进行度量,它定义为

$$g = 10 \log \left( \frac{\sum (y_k - x_k)^2}{\sum (\hat{y}_k - x_k)^2} \right), \quad (7)$$

式中 $x_k$ 为干净的信号, $y_k$ 是人为的噪声的混沌信号, $\hat{y}_k$ 是降噪后的信号。降噪前的增益为9.09,连续三次降噪后的增益依次为12.59,12.88和12.89。从而说明降噪后增益有明显地提高,而且还可以看出随着降噪次数增加,增益的增加量越来越小,即可供降噪的噪声分量越来越小。

从此算例可说明,在本文中根据局部投影非线性降噪理论所编写的程序的正确性。下面将此降噪

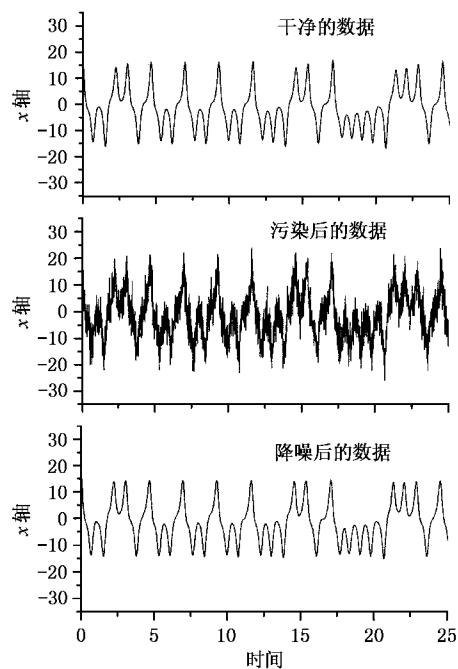


图2 干净的和被50%高斯白噪声污染的时间历程以及降噪后的时间历程

方法应用于SD大鼠的皮层脑电时间序列降噪。

## 5. 对SD大鼠的皮层脑电时间序列的降噪

SD大鼠ECOG的含义以及数据获取和记录方法见文献[20]。分别对以青霉素溶液诱发癫痫症状发作前后的ECOG时间序列进行了降噪。由于在文献[20]中这些ECOG时间序列已经被确定为确定性的混沌信号,因此采用本文引入的局部投影非线性降噪方法进行降噪。同样,首先确定局部邻域尺度,然后进行降噪,连续四次,每降噪一次,就计算一次局部邻域尺度。图3(a)是癫痫发作前的ECOG在降噪前后的时间历程,图4(a)是癫痫发作后的ECOG在降噪前后的时间历程,可见降噪后时间序列变得更加光滑,并保持了信号的非线性特征,即没有使得原始信号发生明显的变形。

在实验条件下,干净的信号不存在,就不能像前一节那样计算增益。为了衡量降噪的效果,本文提出对SD大鼠皮层脑电时间序列进行非线性预报分析评价降噪效果<sup>[24,25]</sup>。混沌信号一个特点是,它具有短期可预报,而长期不可预报的性质。这里以正规化预报误差(normalized prediction error,NPE)来量化可预报性。如果NPE接近于0,则说明可预报性很好;如

果 NPE 接近于 1 ,则说明可预报性很差 ,或不可预报 .此时用序列的平均值便是最好的预报 .很容易想见噪声会使得可预报性能降低 ,即使得 NPE 值升

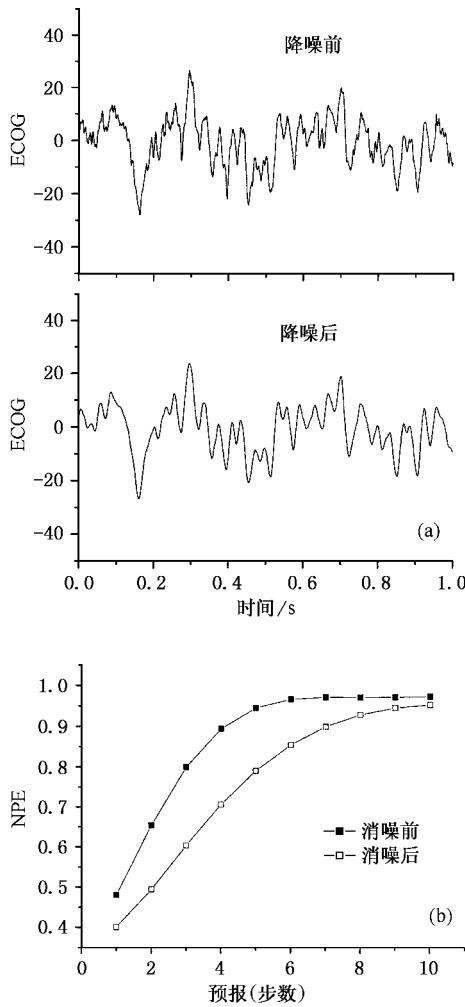


图 3 (a) 癫痫发作前的 ECOG 在降噪前后的时  
间历程 (b) 癫痫发作前的 ECOG 在降噪前后的非线性预报

高 . 对癫痫发作前的 ECOG 在降噪前后的预报如图 3 (b) 所示 , 它们都有短期可预报 , 长期不可预报性 . 然而在相同的预报步数条件下 , 降噪后 ECOG 的 NPE 比降噪前 ECOG 的 NPE 低 , 这说明降噪后的 ECOG 可预报性增强 , 从而表明降噪过程降低噪声成分 . 对于癫痫发作后的 ECOG 在降噪前后的非线性预报见图 4(b) 所示 , 同样地 , 降噪后的 ECOG 可预报性得到增强 . 从图 3(b) 和图 4(b) 还可以看出 , 癫痫发作后的 ECOG 相对于发作前的 ECOG 而言 , 可预报性明显增强 . 这表明癫痫发作后 SD 大鼠的 ECOG 的混沌程度相对发作前的 ECOG 有着明显降低 , 这是因为

混沌程度高会降低预报效果 .

总之 , 通过非线性预报方法表明局部投影非线性降噪方法对 SD 大鼠的 ECOG 序列同样有着很好的效果 .

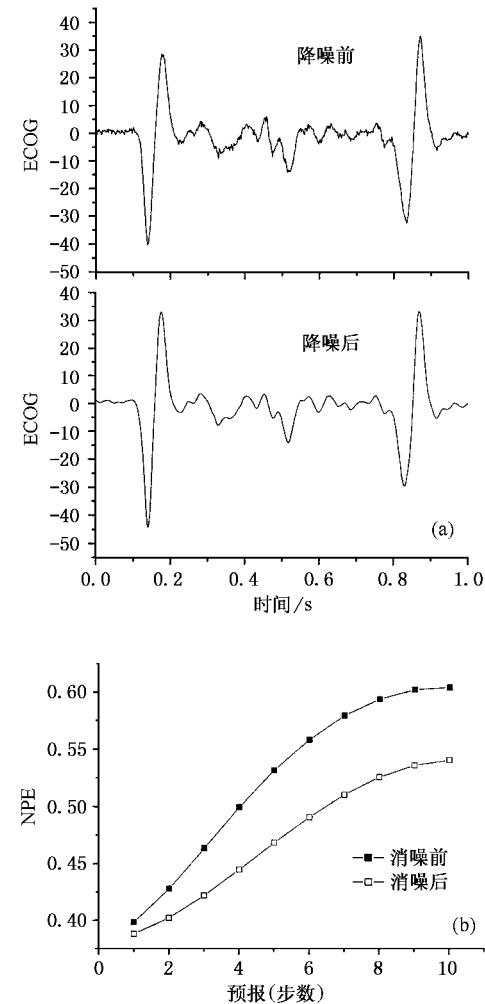


图 4 (a) 癫痫发作后的 ECOG 在降噪前后的时  
间历程 (b) 癫痫发作后的 ECOG 在降噪前后的非线性预报

## 6. 结 论

本文成功地引入局部投影非线性降噪方法对 SD 大鼠的皮层脑电时间序列进行了降噪处理 . 并应用返回图法估计了最佳的局部邻域尺度 , 不再盲目地试探局部邻域尺度的大小 , 或者仅仅凭借肉眼的观测估计 . 这就显著地提高了降噪效果 . 同时通过非线性预报方法衡量了降噪的效果 . 这就为 SD 大鼠的皮层脑电时间序列进一步处理创造了条件 .

- [ 1 ] Schreiber T 1993 *Phys. Rev. E* **48** R13
- [ 2 ] Tanaka N ,Okamoto H and Natio M 1999 *Chaos* **9** 436
- [ 3 ] Kantz H 1994 *Phys. Lett. A* **185** 77
- [ 4 ] Yang S Q ,Zhang X H and Zhao C A 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 636  
〔 in Chinese 〕 杨绍清、章新华、赵长安 2000 物理学报 **49** 636 ]
- [ 5 ] Pincus S M ,Gladstone I M and Ehrenkranz R A 1991 *Journal of Clinical Monitoring* **7** 335
- [ 6 ] Pincus S M 1991 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **88** 2297
- [ 7 ] Matassini L ,Kantz H ,Holyst J and Hegger R 2002 *Phys. Rev. E* **65** 021102
- [ 8 ] Kantz H and Schreiber T 1997 *Nonlinear time series analysis* ( Cambridge Univ. Press )
- [ 9 ] Schreiber T and Grassberger P 1991 *Phys. Lett. A* **160** 411
- [ 10 ] Grassberger P ,Hegger R ,Kantz H ,Schaffrath C and Schreiber T 1993 *Chaos* **3** 127
- [ 11 ] Rowlands G and Sprott J C 1992 *Physica D* **58** 251
- [ 12 ] Kostelich E J and Schreiber T 1993 *Phys. Rev. E* **48** 1752
- [ 13 ] Hammel S M 1990 *Phys. Lett. A* **148** 421
- [ 14 ] Kantz H ,Schreiber T and Hoffmann I 1993 *Phys. Rev. E* **48** 1529
- [ 15 ] Farmer J D and Sidorowich J J 1991 *Physica D* **47** 373
- [ 16 ] Sauer T 1992 *Physica D* **58** 193
- [ 17 ] Gong P L ,Xu J X ,Long K P and Hu S J 2002 *International Journal of Bifurcation and Chaos* **12** 319
- [ 18 ] Xu J X ,Gong Y F ,Ren W and Hu S J 1997 *Physica D* **100** 212
- [ 19 ] Gong Y F and Xu J X 1998 *Biological Cybernetic* **78** 212
- [ 20 ] Xie Y et al 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 205 [ in Chinese 〕 谢 勇等 2002 物理学报 **51** 205 ]
- [ 21 ] Hegger R ,Kantz H and Matassini L 2001 *IEEE Transactions on Circuits and Systems- I :Fundamental theory and application* **48** 1454
- [ 22 ] Zbilut J P and Webber Jr C L 1992 *Phys. Lett. A* **171** 199
- [ 23 ] Webber Jr C L and Zbilut J P 1994 *J. Appl. Phys.* **76** 965
- [ 24 ] Sugihara G and May R M 1990 *Nature* **344** 734
- [ 25 ] Racicot D M and Longtin A 1997 *Physica D* **104** 184

## Nonlinear noise reduction for electrocorticograms \*

Xie Yong<sup>1)</sup> Xu Jian-Xue<sup>1)</sup> Kang Yan-Mei<sup>1)</sup> Yang Hong-Jun<sup>2)</sup> Hu San-Jue<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Institute for Nonlinear Dynamics ,Xi 'an Jiaotong University ,Xi 'an 710049 ,China )

<sup>2)</sup> Institute for Neuroscience ,The Fourth Military Medical University ,Xi 'an 710032 ,China )

( Received 17 July 2002 ; revised manuscript received 29 September 2002 )

### Abstract

Local projective nonlinear noise reduction method ,which is based on locally linear fits to the nonlinear dynamics ,is introduced to reduce the noise in electrocorticograms of Sprague-Dawley rats. Recurrence plots are used to estimate the size of local neighbours .In this way ,the noise reduction is improved markedly .In order to show that the program for noise reduction is correct ,a noise reduction process is implemented for  $x$ -axial time series of Lorenz equation contaminated by 50% gaussian white noise .And then ,this noise reduction scheme is applied separately to electrocorticograms of anaesthetized rats and those of the onset of epilepsy induced by penicillin in anaesthetized rats .The analyses of a nonlinear prediction demonstrate the efficiency of noise reduction .

**Keywords :** electrocorticograms , recurrence plots , nonlinear noise reduction , nonlinear prediction

**PACC :** 0547 , 8670J

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China( Grant Nos.3003004 and 19972051 ).