主动声纳中目标回波的一种非线性提取方法

姜可宇[1], 蔡志明[1], 丁云高[2]

(1. 海军工程大学电子工程学院, 武汉 430033; 2. 海军某部, 三亚 572018)

摘要: 介绍了一种混沌时间序列的非线性动力学降噪方法——变尺度概率净化法, 并将之优化应用于混响背景下目标回波的提取。该方法以近似条件下不含目标回波的混响数据作为参考, 使目标回波分离后的混响背景数据与参考混响数据在相空间上具有一致的概率分布, 从而实现目标回波的提取。在信混比不低于 6dB 的情况下, 该方法具有较好的目标回波提取效果。文中对算法作了一些改进, 降低了算法的运算量和运行所需计算机内存, 而降噪性能并没有下降。

关键词: 非线性动力学; 降噪; 信号分离

中图分类号: TN911.2 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-3630(2006)-03-0192-05

A nonlinear method for echo extraction from targets in active sonar

JIANG Ke-yu[1], CAI Zhi-ming[1], DING Yun-gao[2]

(1. College of Electrical Engineering, Navy Engineering University, Wuhan 430033, China)

Abstract: A nonlinear noise reduction method for chaotic time series, the scaled probabilistic cleaning method, is introduced. It is optimized and applied to the extraction of target echoes form reverberation. Let reverberation under the same condition but in the absence of target echoes be a reference. The probabilistic distribution of reverberation data obtained by extracting the echo from the actual signal is made identical to that of the reference. When the signal-to-reverberation ratio is more than 6dB, this method works very well. This paper proposes a modification to the method, which reduces the computation complexity and the required memory size without sacrificing the noise reduction performance.

Key words: nonlinear dynamics; noise reduction; signal separation

1 引 言

在主动声纳中, 由于目标回波与混响背景在功率谱特征上非常相似, 尤其在目标多普勒频移非常小的情况下更是如此。应用统计理论的传统信号处理方法在目标回波的提取方法上一直没有太大的进展。基于混沌理论的非线性动力学降噪方法以相空间重构及非线性动力学分析为基础, 不受待分离的两种信号功率谱特征一致的限制, 因此这类方法对于混响背景中目标回波的提取具有重要的意义。

混沌是一种低阶确定性的非线性动力系统所表现出来的非常复杂的行为。Henry D. I. Abarbanel, Simon Haykin, Henry Leung 等人将混沌理论应用于检测雷达海杂波中的小目标[1], 取得了较常规方法更好的检测性能, Ted. W. Frison, Joan Cembrola 和 Bert Neales 等人对海洋环境噪声[2]以及水下直达声信号[3]进行了非线性动力学分析, 结果表明: 海洋环境噪声可以低维建模, 且存在至少一个正的 Lyapunov 指数, 由海洋环境造成的非线性失真只给水下传播声信号增加 3 个自由度。混沌理论在水声信号处理方面的应用研究如基于混沌理论的声纳回

收稿日期: 2005-04-11; 修回日期: 2005-06-17
基金项目: 国家基础研究项目(5132102ZZT32)和国家重点实验室基金项目(514450801JB1101)资助课题。
作者简介: 姜可宇(1974-), 男, 湖南沅江人, 讲师, 研究方向: 水声信号处理、混沌信号处理。

波特征提取[4]等。对于典型混响信号的混沌属性研究[5]表明: 混响可在低至 4 维的动力学空间中展现不自交的动力学轨道, 最大 Lypunov 指数大于 0 且小于 0.3。这为混响的抑制提供了一种新的可行途径。基于混响可在低维相空间中建模的特性, 本文介绍了一种基于非线性动力学分析的信号分离方法——变尺度概率净化法[6], 并将之优化应用于主动声纳目标回波的非线性提取上。

2　变尺度概率净化法

混沌是一种非线性动力学控制的行为, 表现为对初值的敏感性, 但在不同初值条件下得到的混沌信号具有相同的相空间轨道密度分布[6]。变尺度概率净化法是 P. F. Marteau 和 H. D. I. Abarbanel 提出的一种混沌时间序列降噪方法, 该方法根据混沌信号相空间轨道密度分布的不变性, 在被噪声污染的混沌信号每一个相空间重构轨道点的周围, 按一定尺度均匀地取若干个点作为修正参考点, 以某一干净混沌信号相空间轨道作为参考轨道, 按最大后验概率准则对被噪声污染的混沌信号进行滤波, 然后再逐渐缩小修正参考点的尺度, 依此进行多轮滤波, 使净化后的混沌信号与干净的参考信号在相空间轨道点密度分布上趋于一致。算法中的参考轨道可以来自于系统的先验知识, 也可以是不包含噪声的混沌信号相空间轨道, 用于估计混沌信号的相空间轨道点之间的转移概率。这里的“噪声”可以是一般意义上的噪声, 也可以是有规信号, 对于有规信号的分离可以看作是降噪的一种特殊情形。文献[6]用 Hénon 吸引子、Ikeda 映射和 Lorenz 吸引子三种典型的混沌吸引子对变尺度概率净化法进行了验证, 降噪及与脉冲信号分离的效果都非常理想。

设观测时间序列

$$X_n=S_n+\eta_n,\quad n=1,\cdots,T \tag{1}$$

其中, S_n 是混沌动力学系统的测量波形, η_n 是噪声或其它信号。观测时间序列经时延重构后, 观测轨道也将分为两部分, 即

$$X_k=S_k+\eta_k,\quad k=1,2,\cdots,N \tag{2}$$

这里, S_k 是混沌时间序列 d_E 维重构相空间中的点, 有内在的确定性演化规律, η_k 是噪声或其它信号在 d_E 维相空间中的点, 具有与 S_k 不同的演化规则, $N=T-(d_E-1)\tau$ 表示全部轨道点的总数。混沌时间序列的降噪或信号分离就是从观测轨道 X_k 中估计出混沌轨道 $\hat{S}_k$, 再将 $\hat{S}_k$ 还原成时间序列 $\hat{S}_n$。

观测时间序列、混沌时间序列和“噪声”时间序列的时延重构轨道点集合分别记为 $X_1^N=\{X(k)\}_{k=1}^N$, $S_1^N=\{S(k)\}_{k=1}^N$, $\eta_1^N=\{\eta(k)\}_{k=1}^N$。概率净化即在已知观测轨道点集 X_1^N 的情况下, 按最大后验概率原理, 构造关于 S_1^N 的最佳估计 Σ_1^N, 即净化轨道。

$$\Sigma_1^N=\{\Sigma(k)\}_{k=1}^N=\arg\max\{P(S_1^N|X_1^N)\} \tag{3}$$

3　算法的优化实现

从式(3)可以看出该方法要对整个相空间点列做联合处理, 因此运算的计算量和所需计算机内存量会随着每个轨道点的修正参考点数和嵌入维数的增加而呈指数增长。本文根据变尺度概率净化法的特点, 对前向概率和转移概率的估计方法作了一些改进, 使算法的运算量减小到原来的 0.27 左右, 并提出了数据较长情况下的算法实现结构, 大大降低了算法运行所需计算机的内存。

3.1　前向概率的递推估计

文献[6]介绍了概率净化的一种离散修正方法。这种修正方法首先以每个观测轨道点 X_k, $k=1,\cdots,N$ 为中心按一定尺度建立 M 个修正参考点, 假设为 $S(k,j)$, $j=1,\cdots,M$, 然后从轨道始端到末端按下式递推地计算每一时刻的 M 个修正参考点的最佳前向概率 $PF(S(k,j))$, 并且记下各修正参考点的连接序号组合 (k,j,j') 形成“连接图”。

$$PF(S(k,j))=\max_{S(k-1,j')}\{P(S(k,j)|S(k-1,j'))\,P(X(k-1)|S(k-1,j'))\,PF(S(k-1,j'))\}$$
$$j,j'=1,\cdots,M;\ k=2,\cdots,N \tag{4}$$

根据式(4), 该最佳前向概率的搜索域是前一时刻的 M 个修正参考点, 因此它需要首先计算 M 个概率

$$P(k,j,j')=P(S(k,j)|S(k-1,j'))\,P(X(k-1)|S(k-1,j'))\,PF(S(k-1,j')) \tag{5}$$

对于长度为 N 的轨道点列, 所有最佳前向概率需要计算 $(N-1)M^2$ 次 $P(k,j,j')$ 而得到。如果没有关于噪声的足够先验知识, 则假定噪声重构轨道点集的概率分布为最不利的均匀分布, $P(X(k-1)|S(k-1,j'))$ 为常数, 因此略去该概率的计算。于是式(5)简化为

$$P(k,j,j')=P(S(k,j)|S(k-1,j'))$$

$$PF(S(k-1,j')) \tag{6}$$

最佳前向概率简化为

$$PF(S(k,j)) = \max\{P(S(k,j)|S(k-1,j'))PF(S(k-1,j')\}$$
$$j,j'=1,\cdots,M;\ k=2,\cdots,N \tag{7}$$

从式(6)来看，概率 $P(k,j,j')$ 的计算主要是转移概率 $P(S(k,j)|S(k-1,j'))$ 的计算。估计该转移概率的运算量较大，其估计方法在下一节叙述。为了改善算法的分离效果，可以增大每个轨道点的修正参考点数 M，但最佳前向概率的计算量会随着 M 的增大呈指数增长。

根据式(7)，在 $k-1$ 时刻的各修正参考点 $S(k-1,j')$ 转移到 $S(k,j)$ 的概率 $P(S(k,j)|S(k-1,j'))$ 相差不是太大的情况下，如果 $k-1$ 时刻的各修正参考点前向概率 $PF(S(k-1,j'))$ 较小，可以略去 $k-1$ 时刻前向概率 $PF(S(k-1,j'))$ 较小的修正参考点转移到 $S(k,j)$ 的转移概率估计，即如果 $PF(S(k-1,j'))<T$，则略去 $P(S(k,j)|S(k-1,j'))$ 的估计。其中 T 为一概率门限，$0<T<1$，要根据每个时刻修正参考点数 M 来确定。

3.2 转移概率的估计

式(6)中的转移概率

$$P(S(k,j)|S(k-1,j')) = \frac{P(S(k,j),S(k-1,j'))}{P(S(k-1,j'))} \tag{8}$$

概率密度 $P(S(k-1,j'))$ 可在参考序列的 d_E 维重构相空间中用核函数密度估计法[6]得到，而点 $S(k,j)$ 和点 $S(k-1,j')$ 的联合概率 $P(S(k,j),S(k-1,j'))$ 可在参考序列某个维度的重构相空间中用核函数密度法估计得到，该维数 D_E 与时间序列的嵌入维数 d_E 和嵌入时延 τ 有关。假设相空间点 $X(t)$ 的 l 个近邻点为 $R(j)$，$j=1,2,\cdots,l$，核函数密度估计法估计点 $X(t)$ 的密度

$$\rho(X(k)) \propto \frac{1}{l}\sum_{j=1}^{l} K(R(j)-X(k))$$

其中核函数一般取为指数函数，

$$K(x,y)=\exp\left(\frac{-|x-y|^2}{\varepsilon}\right),$$

参数 ε 需根据噪声的均方根值来确定。

假设某一段时间序列为 $\{x_n;\ n=1,2,3,\cdots\}$，嵌入维数为 $d_E=3$。当时间序列的嵌入时延 $\tau=1$ 时，重构点列为 $\{(x_k,x_{k+1},x_{k+2});\ k=1,2,3,\cdots\}$。如果 $k-1$ 时刻修正轨道点坐标为 $S(k-1,j)=(x'_{k-1},x'_k,x'_{k+1})$，k 时刻修正轨道点坐标应为 $S(k,j)=(x'_k,x'_{k+1},x'_{k+2})$，前点的后两维坐标与后点的前两维坐标一致，则称这两点符合轨道点转移要求。其联合概率 $P(S(k,j),S(k-1,j'))=P((x'_{k-1},x'_k,x'_{k+1},x'_{k+2}))$，可在参考序列的 4 维重构相空间中用核函数密度法估计得到，$D_E=d_E+1$。如果前后两个修正轨道点不符合轨道点转移要求，则视这两点的联合概率为 0。

当时间序列的嵌入时延 $\tau=2$ 时，重构点列为 $\{(x_k,x_{k+2},x_{k+4});\ k=1,2,3,\cdots\}$，前后两点的坐标没有重叠部分，前后两修正轨道点的联合概率

$$P(S(k,j),S(k-1,j'))$$
$$=P((x'_{k-1},x'_k,x'_{k+1},x'_{k+2},x'_{k+3},x'_{k+4})),$$

可在参考序列的 6 维重构空间中用核函数密度法估计得到，$D_E=2\times d_E$。

当时间序列的嵌入时延 $\tau=3$ 时，重构点列为 $\{(x_k,x_{k+3},x_{k+6});\ k=1,2,3,\cdots\}$，前后两修正轨道点的联合概率

$$P(S(k,j),S(k-1,j'))$$
$$=P((x'_{k-1},x'_k,x'_{k+2},x'_{k+3},x'_{k+5},x'_{k+6})),$$

可在参考序列的 6 维重构空间中用核函数密度法估计得到，即 $D_E=2\times d_E$。但是，6 维重构相空间中的点的坐标应为 $(x_{k-1},x_k,x_{k+2},x_{k+3},x_{k+5},x_{k+6})$。

当时间序列的嵌入时延 $\tau>3$ 时，前后两修正轨道点的联合概率估计与 $\tau=3$ 时类似。当嵌入维不等于 3 时，可类似地确定维数 D_E。用核函数密度估计法来估计 D_E 维相空间中的轨道密度，D_E 越小，计算量越小。由上述分析可知，当时延 $\tau=1$ 时，D_E 比较小，估计联合概率 $P(S(k,j),S(k-1,j'))$ 的计算量相应较小，算法的运行效率可以提高。

3.3 长时间序列的算法分段实现

下面分析算法所需内存大小与时间序列长度、离散划分数以及嵌入维数的关系。假设每个时刻轨道点在每个维度上的离散划分数为 L，则每个时刻离散修正轨道点数 $M=L^{d_E}$。

对于长度为 N 的轨道点列，算法运行需存储的最佳前向概率值有 NM 个，序号有 $M(N-1)$ 个。如果存储 1 个概率值需 8 个字节，存储 1 个序号需 1 个字节，忽略算法正常运行所需的其它内存，则所需内存峰值约为 $R=8NM+(N-1)M=L^{d_E}(9N-1)$ 个字节，与轨道点列长度 N 呈线性关系，与离散划分数 L 和嵌入维数 d_E 呈指数关系。表 1 是长度为 10000 的轨道点列概率净化在不同离散划分数和嵌入维数下所需内存大小。

表 1　算法所需计算机内存大小

Table 1　Computer memory size needed by algorithms

划分数	所需计算机内存大小/byte		
嵌入维=	3	4	5
3	2.3M	6.9M	21.0M
5	10.7M	53.6M	268.2M

从表 1 可以明显地看到, 在离散划分数 L 和嵌入维数 d_E 较大情况下, 算法对计算机内存要求非常大。因此对于长时间序列的降噪, 在离散划分数 L 和嵌入维数 d_E 取定的情况下, 必须将轨道点列的修正分段处理, 将每段轨道点列的长度 N 设定在较小的范围内, 使算法运行所需内存大小控制在设备允许的范围内。但每段轨道点列的长度 N 不能太小, 否则式(3) 中段内轨道点联合条件概率的意义将淡化。相邻段之间有一个轨道点重合, 这样后一段起始点各修正参考点的最佳前向概率就是前一段结束点相应修正参考点的最佳前向概率。按时间顺序分段修正完所有轨道点之后, 再将整个修正轨道还原成时间序列。

4　仿真实验验证

4.1　改进算法与原算法性能比较

为了检验变尺度概率净化改进算法的有效性, 本文给出 Hénon 映像的时间序列降噪改进算法与原算法处理时间的对比。

Hénon 映像方程为

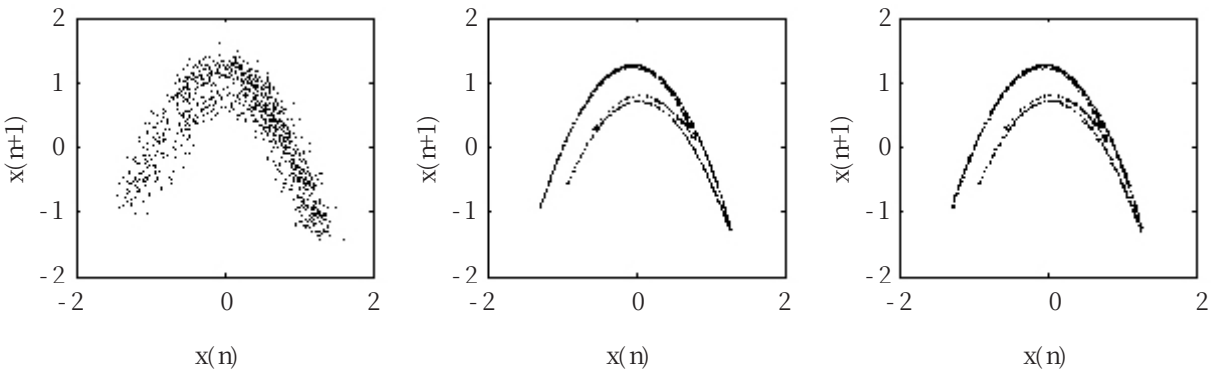
$$\begin{cases} x_{n+1}=1-ax_n^2+y_n \\ y_{n+1}=bx_n \end{cases} \tag{9}$$

其中 a=1.4, b=0.3。初始值 x_0=0.5, y_0=0.5。做 5000 次迭代, 舍弃前 4000 次迭代值, 保留 x_n 最后 1000 次迭代值作为时间序列 h(n)。然后在时间序列 h(n) 中加入高斯白噪声, 得到信噪比为 16dB 的混沌时间序列 h′(n)。另设初始值 x_0=0.45, y_0=0.55, 做14000 次迭代, 同样舍弃前 4000 次迭代值, 保留 x_n 最后 10000 次的迭代值作为参考信号。算法主要参数如下: 嵌入维 d_E=4, 时延 τ=1。原算法 30 轮降噪后的信噪比为 28.318dB, 用主频为 2.4G 的 Pentium 4 CPU 处理耗时约 10 分 2 秒, 而改进算法 30 轮降噪后的信噪比为 28.337dB, 相同 CPU 处理耗时仅 2 分 43 秒, 计算量只有原算法的 0.27 左右。图 1 表示 Hénon 吸引子时间序列降噪前后二维重构相图的变化。从图中可以看出, 与干净的 Hénon 吸引子相比, 净化后的 Hénon 吸引子基本上恢复了它的相空间结构。

4.2　算法分段实现性能分析

取与 4.1 节中相同信噪比的 Hénon 混沌时间序列。算法主要参数如下: 嵌入维 d_E=4, 时延 τ=1。表 2 是在段长度 N 取不同值时, 改进算法对 Hénon 混沌时间序列降噪后的信噪比。

从表中可以看出, 在段长度 N ≥ 60 的情况下, 算法降噪性能并没有大的变化。由于算法所需计算机内存与段长度呈线性关系, 在段长度 N 取为 60 时算法所需内存, 约为不分段算法(相当于段长度 N 取为 1000) 所需内存的 6%。



(a) 受噪声污染的 Hénon 吸引子;　(b) 干净的 Hénon 吸引子;　(c) 净化后的 Hénon 吸引子

(a) Hénon attractor contaminated by noise;　(b) Clean Hénon attractor;　(c) Cleaned Hénon attractor

图 1　Hénon 吸引子时间序列二维重构相图

Fig.1　Two dimension phase plot reconstructed from Hénon time series

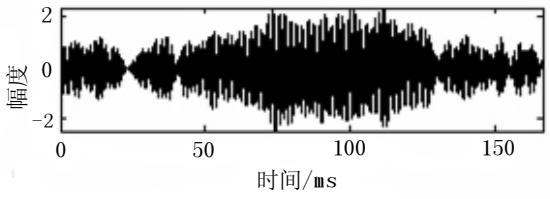
表 2 Hénon 混沌时间序列经分段实现算法降噪后的信噪比

Table 2 SNR of Henon chaotic time series after noise reduction

段长度 N′	10	20	40	60
信噪比/dB	26.854	27.139	27.854	28.425
段长度 N′	100	200	400	1000
信噪比/dB	28.322	28.443	28.347	28.337

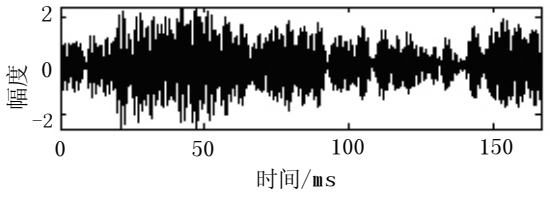
5 目标回波的提取实验

混响背景为某次海试的阵接收数据，发射脉冲为单频矩形填充信号，脉宽为 64ms。假设在阵的法线方向(0°)有一模拟目标，按一定比例在阵接收数据上叠加仿真目标回波，在-10°、-5°、0°、5°、10°这 5 个方向上形成波束数据，从各波束数据中截取相同的时间段(在 0°波束数据中含有信混比约 5dB 模拟目标回波)数据，并做适当的疏样处理。以-10°、-5°、5°、10°这 4 个方向的波束数据作为混响参考信号，对 0°方向含有模拟目标回波的波束信号进行概率净化处理，经 5 轮迭代后提取出来的目标回波如图 2 所示。从图 2(c)可以看出，目标回波比较好地从混响背景中提取出来了。



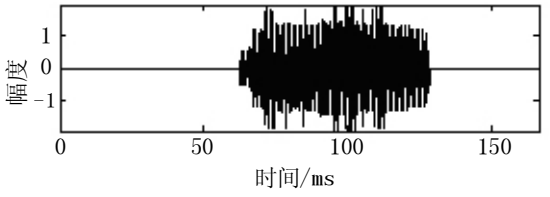
(a) 0°方向波束信号

(a) 0°beam signal;



(b) -10°方向波束信号

(b) -10°beam signal;



(c) 从 0°方向波束信号中提取出来的目标回波

(c) Object return extracted from the 0°beam signal

图 2 目标回波提取前后的波形

Fig.2 Waveforms before and after the extraction of the object return

6 总 结

本文介绍了一种混沌时间序列的非线性动力学降噪方法——变尺度概率净化法，并将之优化应用于混响背景下目标回波的提取。在信混比不低于 6dB 的情况下，该方法具有较好的目标回波提取效果。论文根据变尺度概率净化法的特点，对前向概率和转移概率的估计方法作了一些改进，使算法的运算量减小到原来的 0.27 左右，并提出了数据较长情况下的算法实现结构，从而大大降低了算法运行所需的计算机内存。

参 考 文 献

[1] Simon Haykin, Jose Principe. Making Sense of a Complex World[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1998, 15(5): 66-81.

[2] Ted W Frinson, Henry D I Abarbanel, Joan Cembrola, Bert Neales. Chaos in Ocean Ambient "Noise"[J]. J Acoust Soc Am, 1996, 99(3): 1527-1539.

[3] Ted W Frinson, Henry D I Abarbanel, Joan Cembrola, Richard Katz. Nonlinear analysis of environmental distortion of continuous wave signals in the ocean[J]. J Acoust Soc Am, 1996, 99(1): 139-146.

[4] 谈亮，张明敏. 基于非线性动力学的声纳回波特征提取[J]. 声学技术，2003, 22(3): 191-194.
TAN Liang, ZHANG Mingmin. Extracting echo characteristics of active sonar based on nonlinear dynamic method[J]. Technical Acoustics, 2003, 22(3): 191-194.

[5] 蔡志明. 海洋混响动力学建模及其处理研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工程大学，2001.
CAI Zhiming. The study of underwater reverberation modeling and processing based on dynamical system[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2001.

[6] Marteau P F, Abarbanel H D I. Noise reduction in chaotic time series using scaled probabilistic methods[J]. Nonlinear Science, 1991, 1: 313-343.