

# 基于 RBF 神经网络的混沌背景下瞬态弱信号检测

朱丽莉, 张永顺, 李兴成  
(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

**摘要:**针对海杂波背景下瞬态弱信号检测的问题,采用海杂波混沌模型,基于神经网络重构混沌序列相空间,提出了基于 RBF 神经网络预测混沌时间序列和瞬态弱信号检测方案。理论分析和仿真结果表明这种方法能够有效实现混沌背景噪声中瞬态弱信号的检测。

**关键词:**混沌信号;信号检测;RBF 神经网络

**中图分类号:** TN957.51   **文献标识码:**A   **文章编号:**1009-3516(2006)02-0061-03

海洋雷达杂波以及激光水下目标信号探测等这样一类问题,常规处理是采用统计方法检测,海杂波建模采用高斯分布,对数正态分析、Weibull 分布等,很多时候对背景信号建模效果不好,检测性能很差。而混沌理论基于海杂波形成的物理机制建立的混沌海杂波模型更接近于海杂波原型,如果利用背景信号为混沌这一先验知识,根据接收到的信号重构出混沌背景信号的相空间,那么就可得到混沌预测模型,从接收信号中减去预测到的混沌信号,将淹没在混沌背景信号中的瞬态信号检测出来<sup>[1,2]</sup>。本文采用径向基函数神经网络(RBFNN)对混沌时间序列进行预测。

## 1 RBF 神经网络重构混沌序列相空间

研究混沌杂波中的信号检测方法的关键是分析混沌时间序列并重构出混沌背景信号的相空间。相空间是状态矢量在状态空间运动产生的,是最常用的非线性动力系统模型。Takens 提出了用混沌系统的物理观测量去获得动力系统几何信息的思想,并从理论上证明,在某种程度上,用系统的一个观察量可以重构出原动力系统模型,而且重构出的模型与用来重构的信号成分无关<sup>[3-4]</sup>。

设有  $m$  维紧致流形  $M$ ,一个定义在  $M$  上的混沌动力学系统可用微分方程描述为  $X(k+1) = \phi(X(k))$ 。设系统从初始状态  $X(0)$  开始,则动力学系统轨迹为一序列  $\{X(k) = \phi^k(X(0)), k = 1, 2, \dots\}$  设有一物理观测量  $y(n) = f(X(n))$ ,  $f$  为光滑函数,当嵌入维数  $d_e \geq 2m + 1$  时,Takens 嵌入定理指出,映射  $\Phi: M \rightarrow R^{2m+1}$  定义了和  $\phi: M \rightarrow M$  定义的相同的系统。相空间轨迹中每一点为:  $Y(i) = \{y(i), y(i+1), \dots, y(i+(d_e-1))\}$ ,由映射  $\Phi$  定义的系统用微分方程  $\psi: R^{2m+1} \rightarrow R^{2m+1}$  描述,于是有:  $Y(i+1) = \psi(Y(i))$ 。因为  $Y(i+1)$  中只有  $y(i+d_e)$  是新信息,因此存在  $F$ ,使得

$$y(i+d_e) = F(Y(i)) = F(y(i), \dots, y(i+d_e-1)) \quad (1)$$

如考虑到状态信息变量的丢失,上式可写为

$$y(i+d_e\tau) = F(Y(i)) = F(y(i), y(i+\tau), \dots, y(i+d_e-1)\tau) \quad (2)$$

式中  $\tau$  为时延。时延  $\tau$  一般用自相关函数法和信息维数方法求得。嵌入维数是指完全包含吸引子最小的相空间,使重构吸引子在该相空间中没有自相交部分的维数。

从上可知,可以用原系统的观测量来重构相空间,主要问题在于非线性函数  $F$  的建模。文献[5,6]采用 BP 神经网络对混沌时间序列进行预测,但 BP 网络是一种全局逼近网络,学习速度较慢。本文采用 RBF 神

收稿日期:2005-06-07

基金项目:军队科研基金资助项目

作者简介:朱丽莉(1978-),女,安徽淮南人,博士生,主要从事雷达信号处理、电子对抗研究;

张永顺(1961-),男,陕西咸阳人,教授,博士生导师,主要从事雷达信号处理、电子对抗研究。

经网络来进行混沌时间序列的建模和预测。径向基函数(RBF)网络是一种典型的局部逼近网络,对于输入空间的某个局部区域,只需要调整少数几个权值,网络学习速度快。径向基函数神经网络(RBFNN)结构由一个输入层、一个输出层和具有  $K$  个 RBF 神经单元的隐含层组成<sup>[7]</sup>。当 RBFNN 用于混沌时间序列预测时,输入层单元数依赖相应的混沌信号吸引子维数;隐含层神经元的个数取决于网络要近似的对象。

设计一个 RBF 神经网络,它的输入和输出的映射关系表示为  $f_K$ ,神经网络输入层单元数是  $R$ ,输出层单元数为  $l$ , $K$  是隐层单元数目,则这个神经网络输出是  $K$  个 RBF 单元输出的线性组合,表示为

$$\hat{\mathbf{y}}(i) = f_K(\mathbf{y}(i-l)) = \sum_{j=1}^K \omega_j \phi(\|\mathbf{y}(i-l) - a_j\|) \quad (3)$$

式中: $\phi$  为径向基函数; $\|\cdot\|$  是欧几里得距离; $a_j$  为径向基函数的中心; $\omega_j$  是权系数; $\mathbf{y}_r(n)$  为由混沌时间序列重构的  $R$  维矢量,是网络的第  $n$  个输入; $\hat{\mathbf{y}}(i)$  为网络的输出。

为了使  $f_K$  充分近似非线性函数  $F$ ,必须调节  $f_K$  的参数,即选择合适的权系数  $\omega_j$  和中心点  $a_j$ ,使得  $f_K$  和  $F$  之间的距离最小。可以采用最小二乘法来选择 RBF 神经网络的权系数  $\omega_j$ 。

## 2 混沌背景下弱信号检测

混沌时间序列具有长期不可预测而短期可预测的特点,这样,我们在检测混沌背景下的目标信号时可以先对混沌时间序列建模,然后对接收到的信号进行预测。如果接收到的信号中没有目标,那么预测的误差小,否则预测的误差大。另外,我们已经知道混沌系统是一个确定性的非线性动力学系统,而神经网络可以很好地拟合非线性动力学系统,这就为混沌预测及其混沌背景下的弱信号检测提供了一种新的思路和方法。基于混沌背景下的瞬态信号检测方法可归结为如下几个步骤:

1)用混沌背景信号产生模式训练 RBF 神经网络。RBF 神经网络只有在训练时能对训练样本有较小的预测误差,而且对时间序列有较好的局部预测性能时,RBF 神经网络才能作为一个预测器。否则,改变网络拓扑结构重新训练,直到满足要求为止。

2) RBF 神经网络训练好以后,对接收到的信号  $\mathbf{y}(i)$  ( $i=1,2,\dots$ ) 进行单步预测,将预测值  $\hat{\mathbf{y}}(i)$  和实际接收值  $\mathbf{y}(i)$  进行比较,得到  $i$  时刻的单步预测误差

$$\varepsilon(i) = \mathbf{y}(i) - \hat{\mathbf{y}}(i) \quad (4)$$

3) 对预测误差进行处理,然后得出目标的有无。首先要选择一个观察区间  $N_t$ ,令

$$R_i = \sum_{j=i-N_t}^i \varepsilon(j) \quad (5)$$

设立一个门限,如果  $R_i$  大于该门限,则认为接收信号中存在有目标。

根据以上分析,选用混有微弱目标信号和白噪声的混沌序列作为要处理的接收信号进行算法验证,如图 1 所示。采用 logistic 映射,选取 800 个点作为混沌序列;待检测的微弱目标信号为高斯脉冲,出现在 400 点,持续时间为 26 个采样步长,其最大幅值为混沌序列最大值的 -10 dB;白噪声的最大幅值为混沌序列最大值的 -20 dB。

采用训练好的 RBF 神经网络,对混有微弱目标信号和白噪声的混沌序列作预测,可以得到各点的单步预测误差如图 2 所示,运用步骤 3) 的方法,设定观察时间  $N_t = 8$ ,计算出

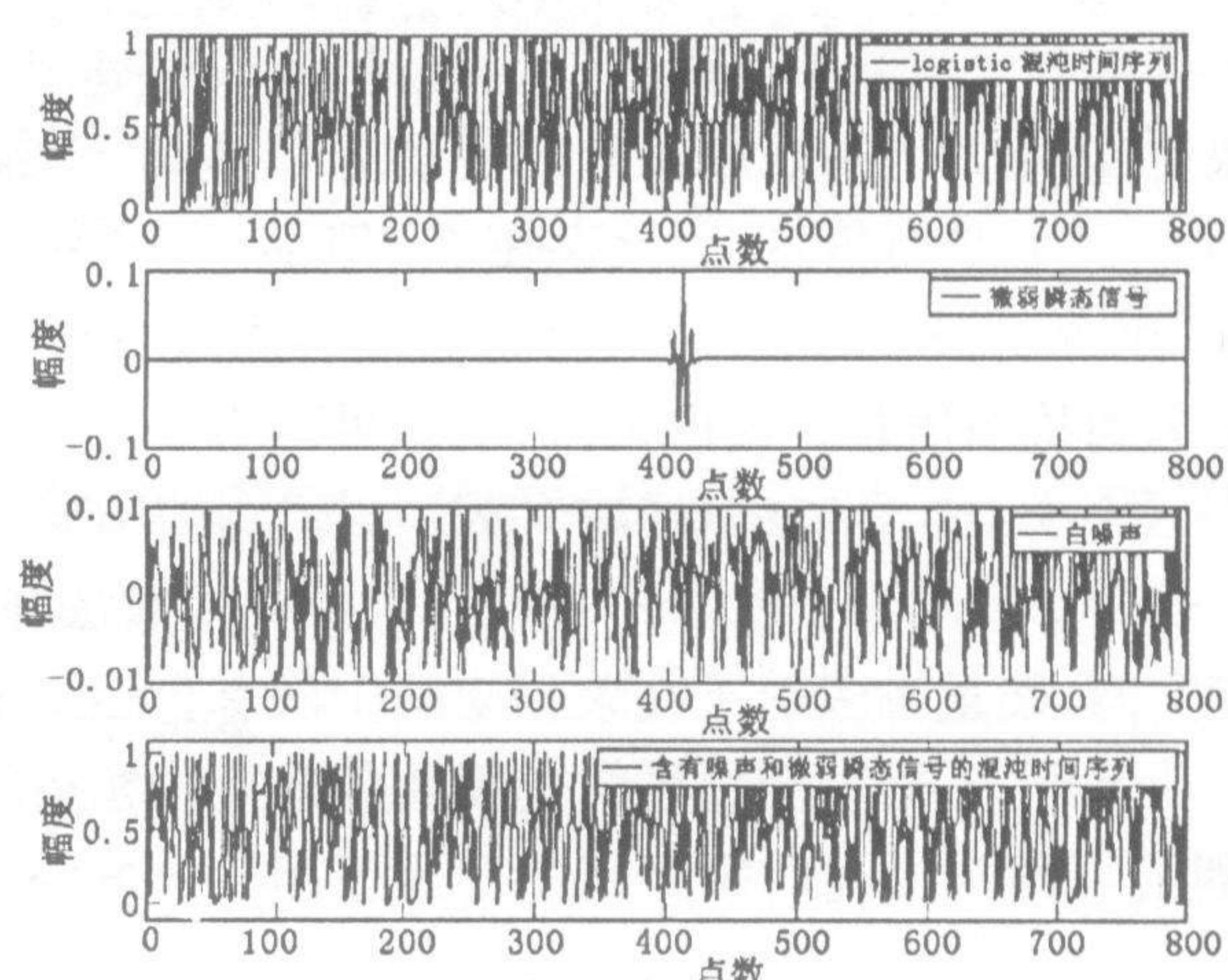


图 1 混有微弱目标信号和白噪声的混沌序列

$$R_i = \sum_{j=i-N_t}^i \varepsilon(j)$$

如图 3 所示,设定门限值为 0.3,采用判决器进行误差处理即可检测出微弱的目标信号。经多次仿真表明,当目标信号比白噪声的幅度高 8 dB 时,可用该方法检测出瞬态弱信号。

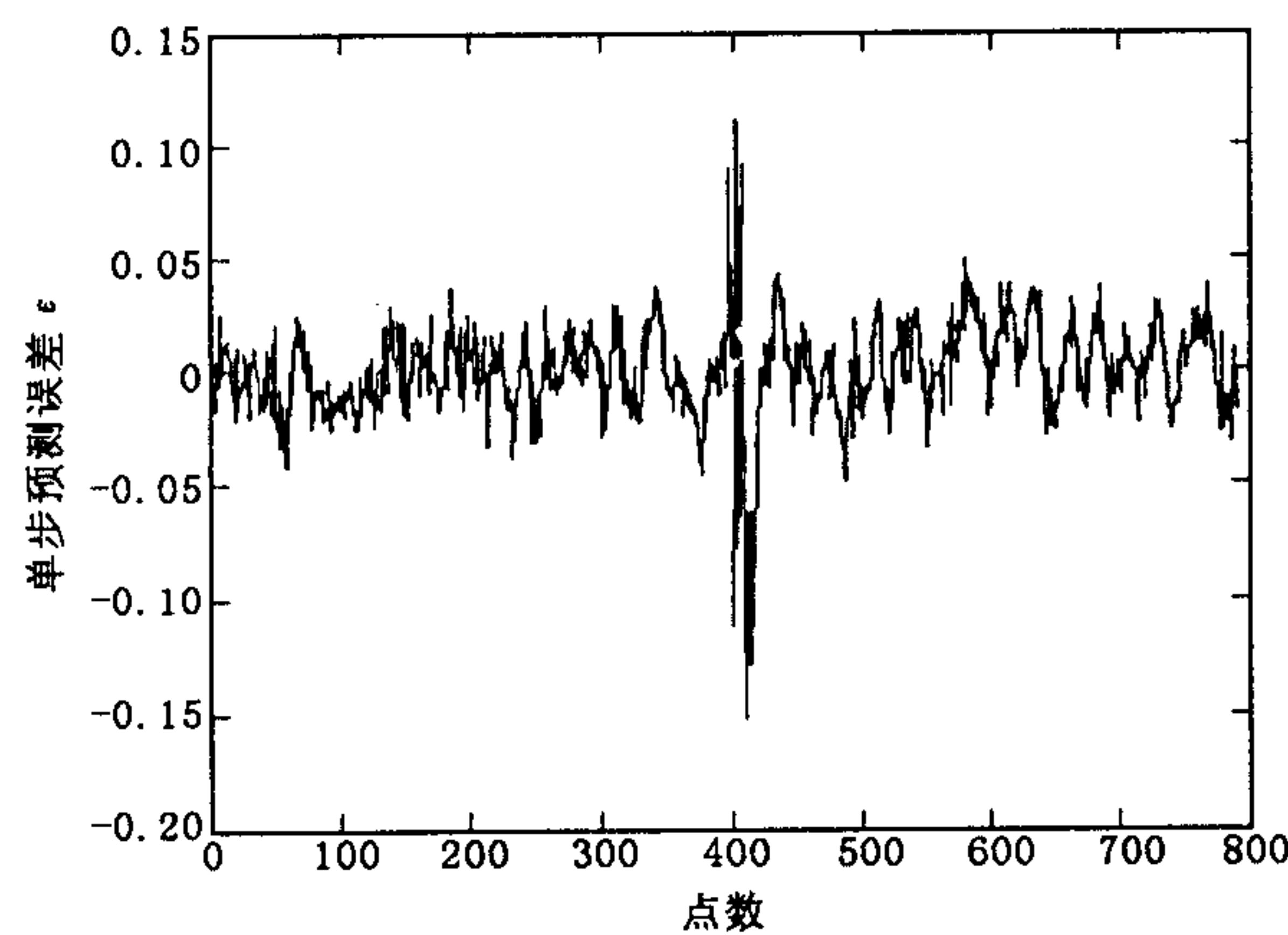


图 2 RBF 网络单步预测误差

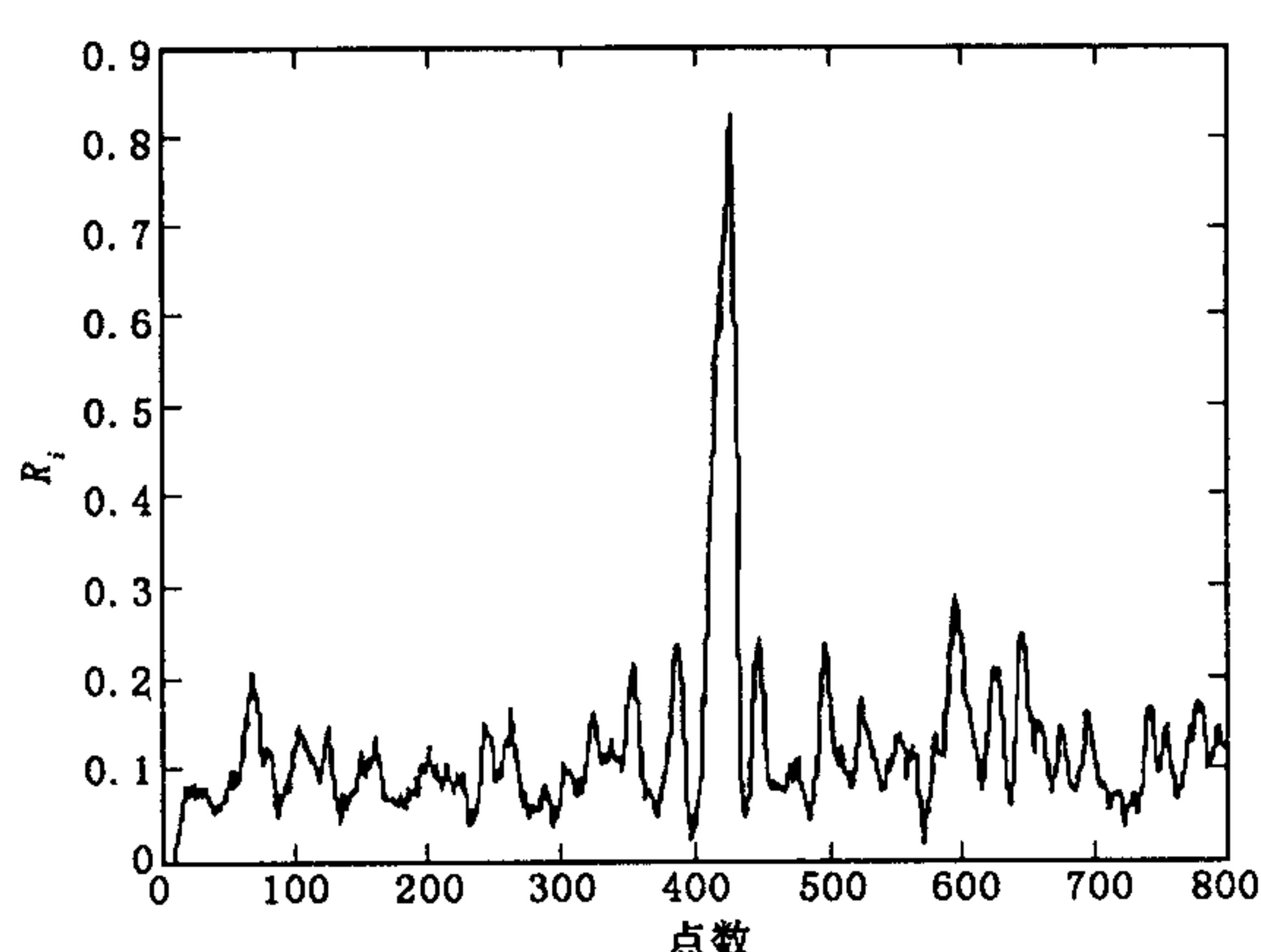


图 3 对单步预测误差处理后的结果

为了验证混沌背景下瞬态弱信号探测的抗干扰特性,采用不同幅度的白噪声进行分析,结果表明,当混沌背景中的白噪声与混沌信号的幅值比高于  $-15$  dB 时,RBF 网络的单步预测误差的幅值与白噪声的幅值差不多,已检测不出加入的瞬态信号。

### 3 结论

仿真实验表明:RBF 网络可以对产生混沌时间序列的确定性方程很好地逼近,经过训练后可以作为混沌信号相空间的一个替换,而且在干扰噪声不大的情况下,能从受干扰的混沌信号中得到原混沌系统的确定性方程的一个较好的近似。

#### 参考文献:

- [1] Henry Leung. Applying Chaos to Radar Detection in an Ocean Environment: an Experimental Study [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering. 1995, 20(1): 56 – 64.
- [2] Simon Haykin, Xiao bo Li. Detection of Signals in Chaos [J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(1): 95 – 122.
- [3] Simon Haykin, Sadasivan Puthusserpady. Chaotic Dynamics of Sea Clutter [M]. New York:John Wiley & Sons, Inc, 1999.
- [4] 武 勇,景志宏,刘振霞. 基于相空间投影技术的舰船目标信号降噪处理[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2004, 5(4): 47 – 49.
- [5] 何建华,杨宗凯,王 殊. 基于混沌和神经网络的弱信号探测[J]. 电子学报, 1998, 26(10): 33 – 37.
- [6] 谢红梅,俞卞章. 基于神经网络预测器的混沌海杂波弱信号检测[J]. 现代雷达, 2004, 26(9): 50 – 52.
- [7] 许 东,吴 锋. 基于 MATLAB 6. X 的系统分析与设计[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2002.

( 编辑:田新华 )

## Transient Signal in Chaos Detection Based on RBF Neural Network

ZHU Li - li, ZHANG Yong - shun, LI Xing - cheng

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shaanxi 713800, China)

**Abstract:** The detection of weak signal submerged in chaos is discussed in this paper. In classical statistic detection theory the chaotic noise is regarded as a random signal, which will greatly reduce the performance of signal detection. To improve the performance based on chaotic dynamic mechanism, by using neural network to establish forecast model of chaotic time series and restructure its phase space, and based on the neural network's powerful ability of studying and nonlinear processing and local predictability of chaos, the method of neural network prediction and detection weak signal in chaotic time series is proposed, the results of theoretical analysis and simulation indicate that the method is effective.

**Key words:** chaotic signal; signal detection; RBF neural network