

混沌背景中微弱信号检测的神经网络方法*

行鸿彦† 徐 伟

(南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

(2006 年 9 月 29 日收到, 2006 年 11 月 9 日收到修改稿)

基于复杂非线性系统相空间重构理论, 提出了混沌背景中微弱信号检测的神经网络方法, 利用神经网络强大的学习和非线性处理能力, 建立了混沌背景噪声的一步预测模型, 从预测误差中检测淹没在混沌背景噪声中的微弱目标信号(包括周期信号和瞬态信号), 研究了混沌背景中存在白噪声时该方法的检测能力, 指出了目标信号为瞬态信号和周期信号时检测原理的异同点, 最后以 Lorenz 系统作为混沌背景噪声进行了仿真实验, 实验表明该方法能有效地将混沌背景中极其微弱的信号检测出来.

关键词: 混沌, 神经网络, 信号检测

PACC: 0545

1. 引 言

近年来发现, 一些通常认为是随机的信号具有混沌特性, 如雷达海杂波信号^[1], 舰艇辐射信号等, 而复杂背景中的微弱目标信号检测一直是信号检测的难点之一.

对于混沌背景噪声中的微弱周期信号检测, 文献[2][3]提出利用混沌背景信号和待检测信号不同的几何性质将二者分离, 但此方法存在计算量大、要求信噪比高且检测精度受信号本身制约严重等问题. 文献[4]利用背景信号为混沌这一先验知识, 根据 Takens 的延迟嵌入定理^[5]重构混沌背景的相空间, 利用神经网络强大的学习和非线性处理能力及混沌的局部可预测性, 提出用神经网络的方法将混沌背景中的微弱瞬态信号检测出来, 但并没有对目标信号为周期信号时的情况以及对混沌背景中还存在白噪声(如雷达接收信号中包括混沌特性的海杂波和目标回波外, 还存在热噪声)对该方法的检测能力作进一步的研究.

本文在分析现有研究成果基础上, 研究了利用神经网络预测混沌背景模型的方法检测混沌背景中目标信号的能力. 文章第 2 节简明阐述了混沌时间序列的相空间重构理论及 Takens 的嵌入定理, 在此

基础上提出如何利用神经网络来构造混沌时间序列的预测模型. 第 3 节分别对目标信号为瞬态信号和周期信号的情况作了研究, 分析了检测原理并指出了具体的实施方法. 第 4 节按此方法进行了仿真实验, 并对观测时间序列中除混沌背景噪声外还包含高斯白噪声时该方法的检测能力作了实验研究.

2. 理论基础

2.1. 混沌时间序列的相空间重构理论

一个系统在某一时刻的状态称为相, 决定状态的几何空间称为相空间. 一般来说, 非线性系统的相空间可能维数很高, 甚至无穷, 有时还不知道维数是多少. 而在实际问题中, 往往得到的是一个时间间隔为 Δt 的单变量的时间序列:

$\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 其中

$$x_j = x(t_j), t_j = t_0 + j\Delta t, j = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

传统的做法是直接从这个序列去形式地分析它的时间演变. 但由于它是许多因子相互作用的综合反映, 它蕴藏着参与运动的全部变量的痕迹. 我们必须把此时间序列扩展到三维甚至更高维的相空间中去, 才能把时间序列中的信息充分地显露出来, 这就是时间序列的相空间重构. 1981 年 Takens 提出了相空间重构的时间延迟坐标法, 奠定了相空间重构技术

* 江苏省高校自然科学基金研究计划项目(批准号 D4KJB510058)和江苏省“青蓝工程”中青年学术带头人项目资助的课题.

† E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

的基础. 该方法用实际的单一变量的时间序列来重构相空间, 包括吸引子、动态特性和相空间的拓扑结构. 其基本思想是: 系统中任一个分量的演化都是由与之相互作用着的其他分量决定的, 因此这些相关分量的信息就隐含在任一个分量的发展过程中, 为了重构一个等价的状态空间, 只需考察一个分量, 并将它在某些固定的时间延迟点上的测量作为新维处理, 它们确定了某个多维状态空间的一个点, 重复这一过程, 可以产生许多这样的点, 它可以把吸引子的许多特征保存下来, 即用系统的一个观察量可以重构出原动力系统模型.

对于观测时间序列(1), 如果其嵌入维为 D_E , 重构时间延迟为 τ , 则重构出的 N_m 个 D_E 维向量为

$$Y_j = [x_j, x_{j+\tau}, x_{j+2\tau}, \dots, x_{j+(D_E-1)\tau}], \quad j = 1, 2, \dots, N_m, \quad N_m = N - (D_E - 1)\tau. \quad (2)$$

这 N_m 个 D_E 维矢量在 D_E 维相空间描述出的轨迹可将混沌吸引子完全展开, 在拓扑等价的意义下恢复原来系统的动力学性态. 关于嵌入维数 D_E 和时延 τ 的确定方法目前主要有两种观点. 一种观点认为这两个参数的选取是互不相关的, 如求 D_E 的 G-P 算法^[6], 奇异值分解法^[7], 伪临近法^[8], 求时延 τ 的互信息法^[9,10]等. 另一种观点则认为这两个参数是相关的, 如 C-C 法^[11]等.

Takens 定理^[5]指出, 相空间轨迹中的每一点存在映射关系

$$Y_{j+\tau} = \varphi(Y_j), \quad (3)$$

相对于 $Y_j, Y_{j+\tau}$ 中只有 $x_{j+D_E\tau}$ 是新信息, 所以(3)式可以改写成

$$x_{j+D_E\tau} = F([x_j, x_{j+\tau}, x_{j+2\tau}, \dots, x_{j+(D_E-1)\tau}]). \quad (4)$$

2.2. 神经网络建模

由(4)式可知, 如果能实现对函数 F 的建模, 就可以用该模型进行预测. 文献[12—14]研究了混沌时间序列的预测. 基于神经网络的以下几个特点使其对 F 的建模变为可能:

- 1) 神经网络本质上是非线性映射关系, 而非线性是混沌存在的基本要素.
- 2) 神经网络具有强大的学习能力, 能通过样本训练来无限逼近任意的连续输入/输出映射.

为使输入样本的邻近点参与预测过程以给预测输出提供更多的信息, 文献[4]对(4)式的预测模型进行了改进, 指出用神经网络建模的一步预测函数为

$$x_{j+R} = F([x_j, x_{j+1}, x_{j+2}, \dots, x_{j+(R-1)}])R \geq D_E\tau. \quad (5)$$

事实上(5)式中用来预测的点已完全包含(4)式的预测点. 因此, 用 $[x_j, x_{j+1}, x_{j+2}, \dots, x_{j+(R-1)}]$ 作为输入向量, 用 x_{j+R} 作为目标向量来训练 BP 或 RBF 神经网络, 凭借网络的学习能力, 经训练后, 神经网络的模型函数 \hat{F} 非常逼近于函数 F . 此时, 就可以用该网络来进行单步预测,

$$\hat{x}_{i+R} = \hat{F}([x_i, x_{i+1}, x_{i+2}, \dots, x_{i+(R-1)}]), \quad (6)$$

其中 \hat{x}_{i+R} 为神经网络的单步预测值.

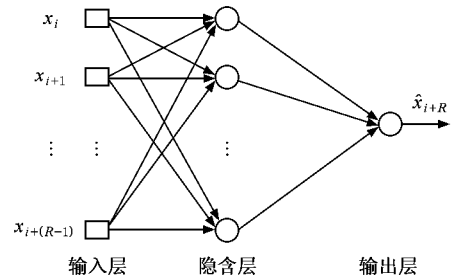


图 1 BP 神经网络结构

由此可以确定 BP 神经网络预测模型的结构如图 1 所示. 输入层单元数 $R = D_E\tau$, 输出层单元数为 1, 为了减少训练时间和网络复杂度, 只采用一个隐含层, 其单元数可以在训练过程中通过预测精度来调节. 对于 RBF 网络, 如果是无噪声干扰的混沌时间序列, 则其隐含层单元数越多, 预测越精确^[15].

3. 混沌背景中微弱信号的检测

3.1. 瞬态信号的检测

从混沌背景中检测瞬态信号的问题, 可以用以下公式来说明:

$$H_1 : x(n) = c(n) + s(n), 1 < n \leq N, \quad (7)$$

$$H_0 : x(n) = c(n), 1 < n \leq N,$$

式中 $x(n)$ 为观测到的时间序列, $c(n)$ 为混沌背景噪声, $s(n)$ 为目标信号.

已知背景噪声为混沌这一先验知识, 把事先已确定不含目标信号的纯混沌噪声序列 $c(n)$ 根据(5)式进行相空间重构, 把重构后的矢量分成输入向量和目标向量来训练 BP 神经网络. 经训练后的神经网络 \hat{F} 作为该混沌模型的一个近似. 而后将实际观测时间序列 $x(n)$ 进行相空间重构, 利用 \hat{F} 进行单步预测(不作多步预测的原因是避免误差积累, 混沌具有长期不可预测的特点). 将每个单步预测值

\hat{x}_{i+R} 与相应的实际值 x_{i+R} 进行比较得到单步预测误差

$$\text{err}(i+R) = \hat{x}_{i+R} - x_{i+R} \quad i = 1, 2, \dots, N - R. \quad (8)$$

误差相对较大的点处,就证明有瞬态信号的存在.因为这些误差是由于有目标信号 $s(n)$ 的存在而使 $x(n)$ 不满足混沌特性,即不满足神经网络预测模型 \hat{F} 而引起的.

3.2. 周期信号的检测

(7)式中 $s(n)$ 为瞬态信号时,只是 $x(n)$ 的局部点附加了目标信号 $s(n)$,而绝大多数点仍为纯混沌时间序列 $c(n)$,因此可以用这些纯混沌时间序列点来预测.而若 $s(n)$ 为一周期信号,则观测时间序列 $x(n)$ 的每个点都包含了目标信号.这样用来预测的点本身就不是纯混沌时间序列,得到的单步预测误差值理应较大,再从预测误差中提取周期信号就不太容易.但考虑到神经网络具有的容错能力,加之 $s(n)$ 为微弱的信号,所以神经网络抑制了微弱信号的存在对单步预测误差值的影响.将单步预测误差在频域进行处理就可以检测到周期信号的存在.因此,以上方法仍可以应用于微弱周期信号的检测,检测过程如图 2 所示.

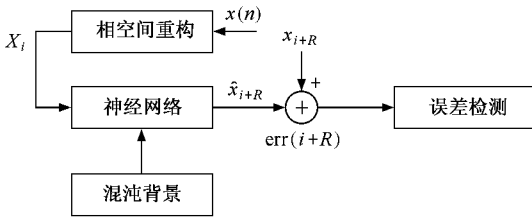


图 2 基于神经网络的混沌背景中微弱信号检测模型

4. 仿真实验

为验证本文提出的检测方法,以典型的 Lorenz 混沌系统模型为例进行仿真研究. Lorenz 迭代方程为

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= \sigma(y - x), \\
 \dot{y} &= -xz + rx - y, \\
 \dot{z} &= xy - bz,
 \end{aligned} \quad (9)$$

其中 x, y, z 为时间的函数, $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$ 分别为它们对时间的微分,参数 $\sigma = 16, b = 4, r = 45.92$,初值 $x = 1, y = 0, z = 0.1$.对 x 分量的幅值进行采样,采样时间为 0.01 s 取 15000 个观测点,记为 $\{x(n) | n = 1, 2, \dots, 15000\}$.

舍去前面的 3000 个点(确保系统完全进入混沌状态),再连续取 $x(n)$ 的 4000 个点作为用于训练 BP 神经网络的样本 $\{c(n) | n = 1, 2, \dots, 4000\}$,另取 2000 个连续点作为混沌背景噪声 $\{c(n) | n = 1, 2, \dots, 2000\}$;用 GP 算法^[6]计算 $c(n)$ 的相关维 $D_A = 2.07$,所以嵌入维 $D_E = 3$ (文献[16]指出重构嵌入维只需大于相关维即可).用互信息量法^[10]计算其重构延时 $\tau = 11$.

实验 1 设采样点数为 2000 的瞬态信号

$$s(n) = \begin{cases} 0.15, & n = 1001, 1002, \dots, 1050, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

把 $s(n)$ 叠加到混沌背景 $c(n)$ 中去构成观测时间序列 $x(n)$.信噪比达 -54.6 dB .然后进行相空间重构及神经网络单步预测.图 3 为检测结果(最开始用来预测的 $D_E \tau = 33$ 个点没有画出).从图中可以看出, BP 神经网络输出的单步预测误差 $\{\text{err}(n) | n = 1001-1051\}$ 明显偏大,由此可以判断在此区域有瞬态信号的存在.此外 $\{\text{err}(n) | n = 1051-1083\}$ 的幅值也相对较大,这是由于点 $x(1050) \neq c(1050)$,因此相空间重构后,用这个点进行单步预测时,必将引起预测值 $\hat{x}(1083)$ 存在较大的误差.

实验 2 设目标信号 $s(n) = 0.05 \sin(2\pi fn)$,归一化频率 $f = 0.3$;观测信号 $x(n) = s(n) + c(n)$;信噪比为 -51.0 dB .按实验 1 步骤进行检测,得到单步预测误差序列 $\text{err}(n)$, $\text{err}(n)$ 主要包含两部分内容,一是神经网络本身的预测误差(可以通过调整神经网络的结构来加以改善),二是周期信号 $s(n)$.因此,现在把检测淹没在强混沌背景噪声中的周期信号问题转化为检测淹没在单步预测误差 $\text{err}(n)$ 中的周期信号问题.把单步预测误差 $\text{err}(n)$ 进行 FFT 变换,可以明显看到预测误差的频谱 $|E(f)|$ 在 $f = 0.3$ 处出现峰值,如图 4(d).因此神经网络预测的方法对检测淹没在混沌噪声背景中的微弱周期信号同样具有良好的效果.检测结果如图 4 所示.

实验 3 考虑背景信号中存在高斯白噪声的情况.设混沌背景噪声为 $c(n)$,白噪声为 $u(n)$,目标信号为 $s(n)$.观测序列用下式表达:

$$\begin{aligned}
 H(1): x(n) &= c(n) + u(n) + s(n), \\
 H(0): x(n) &= c(n) + u(n),
 \end{aligned} \quad (10)$$

序列 $\{c(n) | n = 1, 2, \dots, 2000\}$ 同实验 1, $\{u(n) | n = 1, 2, \dots, 2000\}$ 的均值为 0,方差为 0.05.设 $s(n)$ 为瞬态信号或周期信号,分别按实验 1、实验 2 步骤进行检测.结果发现,白噪声对检测效果有较大的影响,

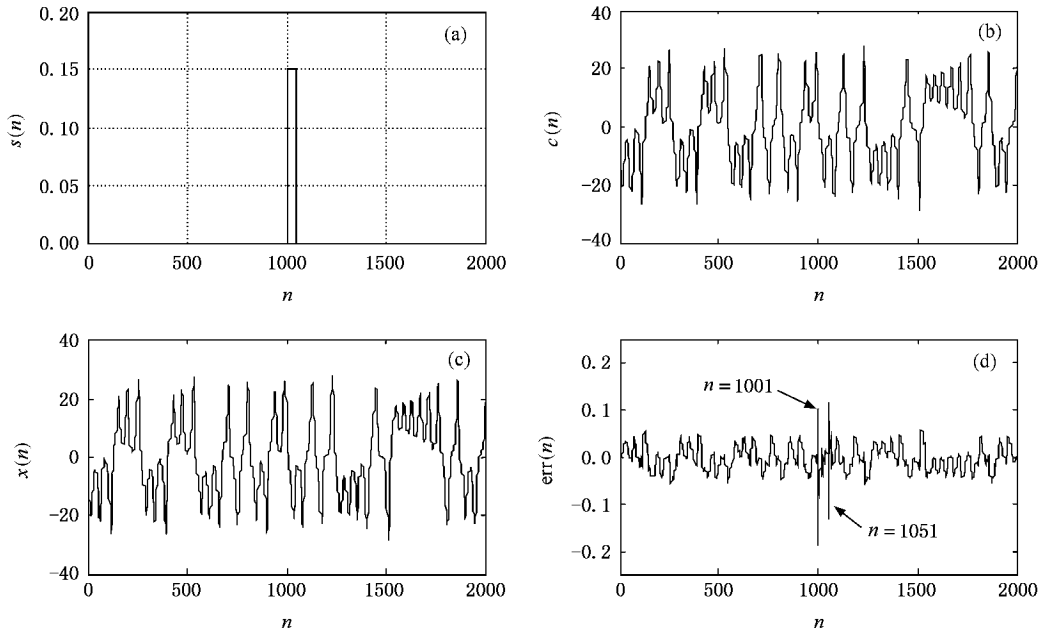


图3 瞬态信号的检测结果 (a)瞬态信号 $s(n)$; (b)混沌背景信号 $c(n)$; (c)混沌背景 $c(n)$ 中附加了瞬态信号 $s(n)$; (d)BP神经网络的单步预测误差

检测的最低门限显著降低.原因是白噪声严重破坏了观测序列的混沌特性.因而神经网络的单步预测误差 $err(n)$ 明显偏高.但该方法仍然可以提高信噪比.图 3(a)(b)分别为瞬态信号和周期信号的检测结果.图中 $s(n)$ 为瞬态信号时,相对于混沌背景噪声 $c(n)$ 的信噪比为 -30.2 dB. $s(n)$ 为周期信号时,

相对于混沌背景噪声 $c(n)$ 的信噪比为 -29.5 dB.混沌背景噪声 $c(n)$ 相对于白噪声 $w(n)$ 的信噪比均为 35.0 dB,这里定义混沌背景信号对白噪声的信

$$\text{噪比 SNR} = 10 \lg \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|^2}{\sigma^2} \quad \sigma \text{ 为 } u(n) \text{ 的方差.}$$

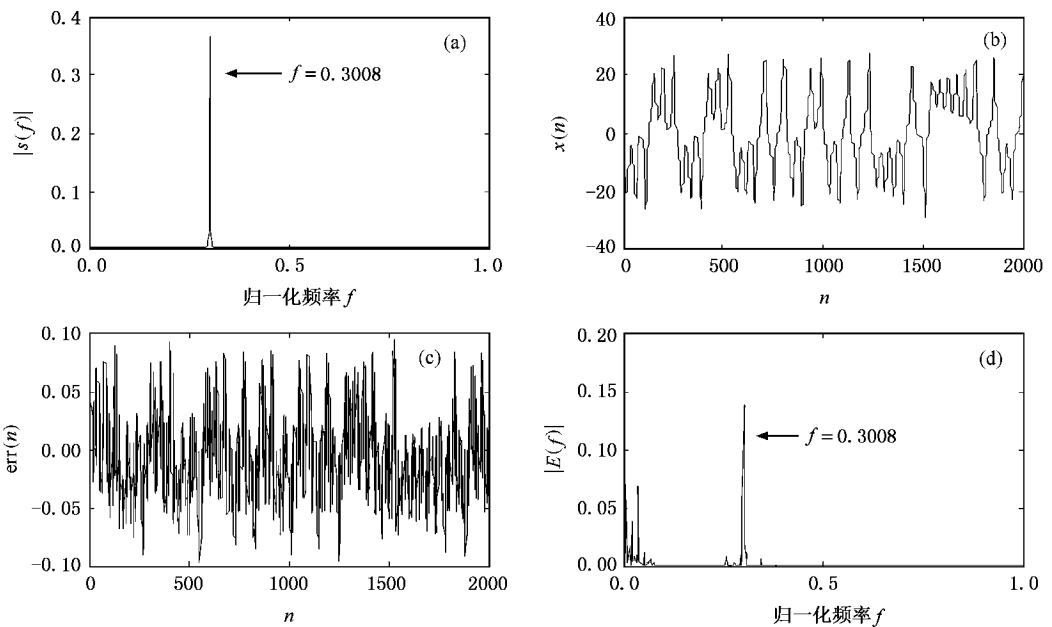


图4 周期信号的检测结果 (a)周期信号 $s(n)$ 频谱 (b)混沌背景 $c(n)$ 中附加了周期信号 $s(n)$; (c)神经网络输出的单步预测误差 (d)单步预测误差的频谱

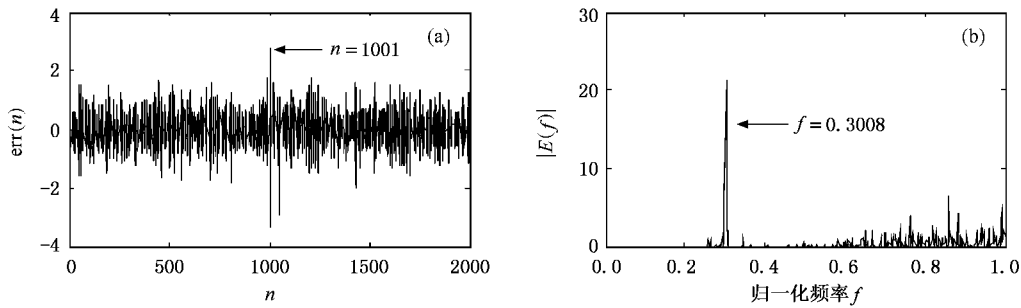


图5 观测序列存在白噪声时的检测结果 (a)瞬态信号检测结果 (b)周期信号检测结果

5. 结 论

基于混沌时间序列的相空间重构及局部可预测的特点,本文研究了利用神经网络进行单步预测来检测混沌背景噪声中的微弱瞬态信号和周期信号的检测效果.实验表明,该方法可以很好地检测出目标信号,且检测门限低.但该方法的检测能力存在对白

噪声较为敏感的缺点.其原因是白噪声破坏了观测时间序列的混沌特性,造成神经网络的单步预测误差偏大,微弱信号仍然湮没在较强的预测误差中.下一步的主要工作是研究在相空间重构之前,如何采取简单实用的方法来减小观测时间序列中的高斯白噪声分量.如果能较大程度地抑制白噪声对检测结果的影响,则该方法将具有很强的推广能力.

- [1] Haykin S, Puthusserypady S 1999 *Chaotic Dynamics of Sea Clutter* (New York: John Wiley) p167
- [2] Wang F P, Wang Z J, Guo J B 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 474 (in Chinese) [汪芙平、王赞基、郭静波 2002 物理学报 **51** 474]
- [3] Feng J C 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 701 (in Chinese) [冯久超 2007 物理学报 **56** 701]
- [4] Haykin S, Li X B 1995 *Proceedings IEEE* **83** 95
- [5] Takens F 1981 *Lecture Notes in Mathematics* **898** 366
- [6] Grassberger P, Procaccia I 1983 *Phys. Rev. Lett.* **50** 346
- [7] Broomhead D S, King G P 1986 *Physica* **D20** 217
- [8] Cao L Y 1997 *Physica* **D110** 43
- [9] Fraser A M, Swinney H L 1986 *Phys. Rev.* **A33** 1134
- [10] Xiao F H, Yan G R, Han Y H 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 550 (in Chinese) [肖方红、阎桂荣、韩宇航 2005 物理学报 **54** 550]
- [11] Kim H S, Eykholt R, Salas J D 1999 *Physica* **D127** 48
- [12] Cui W Z, Zhu C C, Bao W X, Liu J H 2005 *Chin. Phys.* **14** 922
- [13] Meng Q F, Zhang Q, Mu W Y 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 1666 (in Chinese) [孟庆芳、张强、牟文英 2006 物理学报 **55** 1666]
- [14] Li J, Liu J H 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 4569 (in Chinese) [李军、刘君华 2005 物理学报 **54** 4569]
- [15] Leung H, Wang S C 2001 *IEEE Trans. Neural Networks* **12** 1163
- [16] Sauer T, Yorke A, Casdagli M, Stat J 1991 *Phys.* **65** 579

The neural networks method for detecting weak signals under chaotic background^{*}

Xing Hong-Yan[†] Xu Wei

(*School of Electronics and Information Engineering , Nanjing University of Information Science and Technology , Nanjing 210044 , China*)

(Received 29 September 2006 ; revised manuscript received 9 November 2006)

Abstract

A method for detecting weak signals embedded in chaotic noise by neural networks based on the theory of phase space reconstruction of the complicated nonlinear system is presented. One-step predictive model for chaotic background is built by neural network that possess powerful capability of learning and nonlinear processing. Then the weak transient signal or periodic signal which is embedded in the chaotic background can be detected from the predictive error. And the detecting ability of this method when the chaotic background is mixed with white noise is studied. The difference in the detecting principle for the transient signal and periodic signal is pointed out. The experiment which takes the Lorenz system as chaotic background shows this method can effectively detect very weak signals embedded in the chaotic background.

Keywords : chaos , neural networks , signal detection

PACC : 0545

^{*} Project supported by the Natural Science Foundation of the Jiangsu Higher Education Institutions of China (Grant No.04KJB510058)and the " Qinglan Project " Foundation for Young Academic Leader in Jiangsu Province.

[†] E-mail : xinghy@nuist.edu.cn