

一种新颖的重构发射的混沌信号的跟踪器

鲁瑞华 田 红 冯久超

(西南师范大学 重庆400715)

A Novel Tracker for Reconstructing the Transmitted Chaotic Signal

LU Rui-Hua TIAN Hong FENG Jiu-Chao

(Southwest Normal University, Chongqing 400715)

Abstract Coauthors of the paper propose a novel tracker for reconstructing the transmitted chaotic signal which uses a modified radial-basis-function neural network incorporating a learning algorithm for tracking the noisy chaotic signal with varying parameters. The results show that application of the tracker to noncoherent detection in chaos-shift-keying digital communication system is very effective under practical communication environment.

Keywords Reconstruction, Chaos signal, Radial-basis-function neural network, Tracker, Noncoherent demodulation

1 引言

众所周知,有两种截然不同的检测方法,即相干检测(coherent detection)和非相干检测(noncoherent detection),它们都能用以检测诸如混沌的相移键控(chaos-shift-keying)通信系统和差分混沌的相移键控(differential chaos-shift-keying)通信系统中基于混沌的调制信号,所不同的是,相干检测要求接收机通过混沌同步产生与发射机同样的混沌基函数,而非相干检测则利用表示不同数字符号的混沌片段(chaotic segments)的某些显著特性,例如,比特能量。然而,加性信道噪音和发射器的参数变化可能严重影响接收机的检测。本文的目的在于研究一种新颖的能用于混沌通信系统中重构发射的混沌信号的跟踪器。跟踪是在泰肯斯重构理论概念上完成的。此跟踪器使用一个改进的径向基函数(radial-basis-function)神经网络并辅之以用于跟踪有参数变化的噪音混沌信号的学习算法。

2 重构吸引子

设混沌系统

$$\dot{x}=g(x,t) \quad (1)$$

式中 $x=[x_1, x_2, \dots, x_D]^T$ 为该系统的 D 维状态向量, T 表示向量或矩阵的转置, g 为用 $\mathcal{R}^D \times \mathcal{R}$ 表示的平滑的非线性函数。发射的信号 s 一般由下式给出

$$s=\phi(x(t)) \quad (2)$$

式中 $\phi(\cdot)$ 为连续标量实值函数。在接收机上收到的(观察到的)信号为

$$y=s+\eta \quad (3)$$

式中 η 为信道噪音(加性白高斯噪音)。此外,我们还假定方程(1)的系统参数是在混沌区域内随时间缓慢变化。因而,在一定的时间窗内,发射机中的混沌系统可以视为一个自治系统。跟踪器的基本任务是在时间窗内通过污染的信号 y 跟踪发射的信号 s 。

在欧几里德空间 $\mathcal{R}^M$ 泰肯斯重构定理简明地说,在式(2)中给出 s 后,式(1)的混沌吸引子能够由 $\bar{s}=[s, \dot{s}, \ddot{s}, \dots, s^{(M-1)}]^T$ 重构,式中的 $M \geq (2D+1)$, 而 $s, \dot{s}, \ddot{s}, \dots, s^{(M-1)}$ 分别表

示 $\frac{ds}{dt}, \frac{d^2s}{dt^2}, \dots, \frac{d^{M-1}s}{dt^{M-1}}$, 换言之,这里存在函数 ψ

$$x=\psi(\bar{s}, t) \quad (4)$$

式中 $\psi=[\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_D]^T$, 必须注意:

$$s=\phi(x(t)) \stackrel{\text{def}}{=} f_1(x, t)$$

$$\dot{s}=\nabla_x \phi(x(t)) \cdot g(x, t) \stackrel{\text{def}}{=} f_2(x, t)$$

$$s^{(i)}=\frac{ds^{(i-1)}}{dt}=\nabla_x f_i(x, t) \cdot g(x, t) + \frac{\partial f_i(x, t)}{\partial t} \stackrel{\text{def}}{=} f_{i+1}(x, t)$$

这里 $\nabla_x f_i(x, t)$ 为 $f_i(x, t)$ 对 x 的梯度, 而“ $\cdot$ ”表示向量点积。此外,

$$\bar{s}=f(x, t) \quad (5)$$

式中 $f=[f_1, f_2, \dots, f_M]^T$ 和 $f_i(i=1, 2, \dots, M)$ 为平滑函数。合并(4)和(5)得

$$x=\psi(f(x, t), t) \quad (6)$$

这样,如果 $f(\cdot)$ 和 ψ 为已知,一般都能够较高的维数空间重构(1)的混沌吸引子。然而,在实际应用中,即使没有噪音,接收机通常都不知 f 和 ψ 。因而,至关重要的一步是找出 f 和 ψ 以便实现重构任务。这个问题我们是用改进的径向基函数神经网络来解决的。

3 径向基函数神经网络与跟踪器

改进的径向基函数神经网络,如图1所示,为一个包括输入层、隐层和输出层的三层神经网络。输入层由连接输入向量的 M 个单元组成,其中第 i 个输入单元是通过增益因子 c_i 直接连接到输出单元。第 i 个隐单元是通过加权因子 ω_i 连接到输出单元。输入向量是 $z(n)=[z_1, z_2, \dots, z_M]^T$, 它是一个 M 维数输入向量,由下式求出:

$$z(n)=[y(n(M+1)-1)y(n(M+1)-2)\dots y(n(M+1)-M)]^T \quad (7)$$

为了避免混淆,我们规定一个观察步为一个完整的持续观察时间,也就是读 $(M+1)$ 个数据点的时间。网络的运动可由下式描述:

$$h(z(n))=\omega_0+\sum_{i=1}^M c_i z_i + \sum_{i=1}^N \omega_i \varphi_i(z(n)) \quad (8)$$

式中 ω_0 为输出单元的偏置项,此外 φ_i 是高斯激活函数,

定义为

$$\varphi_i(z(n)) = \exp\left(-\frac{\|z(n) - Q_i(n)\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (9)$$

式中 Q_i 和 σ_i 分别是 φ_i 的中心和宽度。

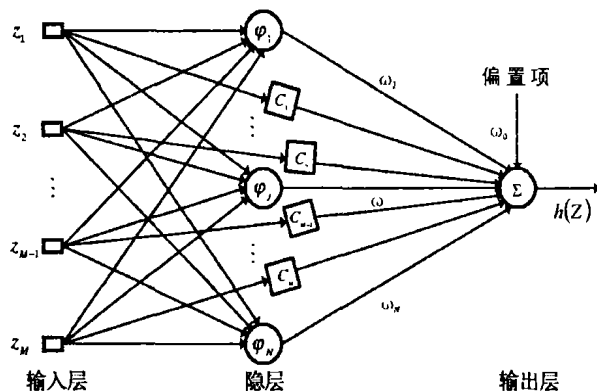


图1 改进的径向基函数网络配置

4 跟踪算法

网络开始时没有隐单元。当信号 y 被接收到时,网络由于产生新的隐单元而增大,确切说,给定观察 $[z(n), y(n(M+1))]$,产生新的隐单元的标准式为:

$$\|z(n) - Q_{nr}\| > \eta_1 \quad (10)$$

$$\varepsilon(n) = y(n(M+1)) - h(z(n)) > \eta_2 \quad (11)$$

$$\varepsilon_{rms}^2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=n-T_3+1}^n \varepsilon^2(i)}{T_3}} > \eta_3 \quad (12)$$

式中误差 Q_{nr} 是最近邻 $z(n)$ 这个隐单元的中心, T_3 是连续的滑动窗口, η_1, η_2 和 η_3 是阈值。其中, $\eta_1 = \max(\eta_{\max}\beta^n, \eta_{\min})$, 式中 β 是衰变因子, $\eta_{\max}$ 和 $\eta_{\min}$ 是 η_1 的最大值和最小值。第一个标准式主要是要求输入远离已存储的模式,第二个标准式要求误差信号为有意义,第三个标准式具体规定在 T_3 观察步的滑动窗内均方根 (root-mean-square) 误差也是有意义的。现在假定第 $(N+1)$ 个隐单元加于网络,与此新单元关联的各个参数赋值如下

$$\omega_{N+1} = \varepsilon(n) \quad (13)$$

$$Q_{N+1} = z(n) \quad (14)$$

$$\sigma_{N+1} = \rho \|z(n) - Q_{nr}\| \quad (15)$$

式中 ρ ($\rho < 1$) 为覆盖因子,该因子控制各隐单元对输入响应的覆盖。

在观察 $[z(n), y(n(M+1))]$ 不满足 (10)、(11) 和 (12) 三个判别式时,无隐单元被添加,此时,扩展卡尔曼滤波器 (extended Kalman filter) 便被用于调整各项参数,这些参数规定网络的状态向量 v :

$$v = [c_1, c_2, \dots, c_M, \omega_0, \omega_1, Q_1^T, \sigma_1, \dots, \omega_N, Q_N^T, \sigma_N]^T \quad (16)$$

现在,用 $P(n-1, n-1)$ 表示在 $(n-1)$ 时间段内 v 的已修正错误协方差矩阵,该矩阵的当前估算可由下面的关系式获得:

$$P(n, n-1) = IP(n-1, n-1)I^T = P(n-1, n-1) \quad (17)$$

式中 I 为单位矩阵。扩展卡尔曼滤波器算法中所用的其它参数为 y 和卡尔曼增益向量 $K(n)$ 的方差 $R(n)$, 此方差在时间段 n 内的传播方程满足:

$$R(n) = B(z(n))P(n, n-1)B^T(z(n)) + R_d \quad (18)$$

$$K(n) = P(n, n-1)B^T(z(n))/R(n) \quad (19)$$

式中 R_d 为测量的噪音的方差, B 为 $h(\cdot)$ 对 v 的梯度向量,我

们计算出 $K(n)$, 便能根据下式修正状态向量

$$v(n) = v(n-1) + K(n)\varepsilon(n) \quad (20)$$

式中 $v(n)$ 和 $v(n-1)$ 分别为当前观察步和前一观察步的状态向量。错误协方差矩阵根据下式得以修改

$$P(n, n) = (I - K(n)B(z(n)))P(n, n-1) + \gamma I \quad (21)$$

式中 γ 为用以提高径向基函数网络对未来观察的适应性的小比例因子。值得注意的是,当一个新单元添加于隐层时, $P(n, n)$ 的维数要发生变化,它满足:

$$P(n, n) = \begin{bmatrix} P(n-1, n-1) & 0_1 \\ 0_2 & p_0 I \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中 0_1 和 0_2 为适当维数的零矩阵, p_0 是代表赋值于网络参数的初始值中不确定估算的常数,该常数在此算法中也是观察 $[z(n), y(n(M+1))]$ 的误差。

随着网络增大,隐单元数目不断增加,计算的复杂程度也随之增加。此外,某些增加的隐单元可能随后终止对网络输出的贡献。这样,消除隐层的冗余单元就变得十分必要。我们把第 i 个隐单元对输入 $z(n)$ 的加权响应表示为:

$$u_i(n) = \omega_i \varphi_i, \text{ for } i=1, 2, \dots, N \quad (23)$$

假定在全部隐单元的加权输出中第 n 个输入 $z(n)$ 的最大绝对输出值为 $|u_{\max}(n)|$, 同时将第 i 个隐单元对第 n 个输出的正规化输出表示为:

$$\zeta_i(n) = |u_i(n)/u_{\max}(n)| \quad (24)$$

为了保持网络在适当的大小,在发现隐单元不作贡献时,需要将它们删除。如果对于 T_3 连续观察来说 $\zeta_i(n)$ 小于阈值 θ , 则第 i 个隐单元应被删除,从而保持网络在适当的大小并使计算的复杂程度减到最小。

上述算法用于在 T_3 时间窗口的第 1 个 T_2 观察步期间跟踪发射的混沌信号。特别是扩展卡尔曼滤波器算法,即从 (16) 到 (21) 式,有助于找到适合于重构系统的状态向量,即 (16) 式中的 v ; 一旦该状态向量被找到,尤其是在 T_2 观察步之内,扩展卡尔曼滤波器算法便能够加以修改从而通过加大吸引域提高网络的收敛。对于从 (T_2+1) 到 T_1 的观察步,我们用以下二式取代 (18) 和 (21) 式

$$R(n) = a_1 B(z(n))P(n, n-1)B^T(z(n)) + a_2 \quad (25)$$

$$P(n, n) = (I - K(n)B(z(n)))P(n, n-1) \quad (26)$$

式中 a_1 和 a_2 为用于保证此算法收敛的参数。

5 在非相干检测中的应用

1) 跟踪

蔡氏电路被用来作为混沌发生器。该混沌发生器能够用以下方程组描述:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= a_3(x_2 - k_2(x_1)) \\ \dot{x}_2 &= x_1 - x_2 + x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_4(t)x_2 \end{aligned} \quad (27)$$

式中 a_3 固定为 9, $a_4(t)$ 则根据下式变化

$$a_4(t) = -\frac{85}{7} - \frac{15}{7} \sin(t/20) \quad (28)$$

此发生器确保系统的混沌运动。此外, $k_2(\cdot)$ 为分段线性函数,该函数用下式可求

$$k_2(x_1) = \begin{cases} m_1 x_1 + (m_0 - m_1), & x_1 \geq 1 \\ m_0 x_1, & |x_1| < 1 \\ m_1 x_1 - (m_0 - m_1), & x_1 \leq -1 \end{cases} \quad (29)$$

式中 $m_0 = -1/7$, $m_1 = 2/7$, 将发射的信号正规化在值域为 $[-0.5, 0.5]$ 内, 即

$$s = S(x_3) = \frac{x_3 - x_{3,\min}}{x_{3,\max} - x_{3,\min}} - 0.5 \quad (30)$$

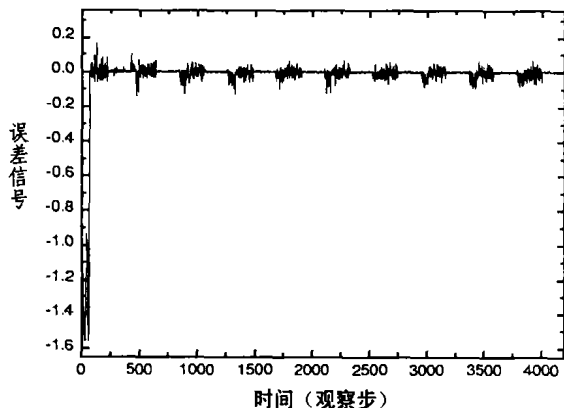


图2 信道信噪比为20分贝时已重构信号s的误差波形

图2显示的是信噪比为20分贝时已重构信号的误差波形。由图2可见,在跟踪持续时间 T_2 ($T_2=200$ 观察步)之内误差信号有迅速的变化(瞬变过程),而持续时间为 $[T_2+1, T_1]$ ($T=420$ 观察步)时,误差信号变化幅度不大。这样,我们便能够清楚地看到,当系统参数随时间变化时,上述算法能够跟踪发射的混沌信号。

2)在数字通信中的应用

我们所提出的跟踪器有一种颇为有益的应用,这就是在基于混沌的通信系统中用来重构发射的混沌信号。图3所示为一个简单的数字通信系统,它有效地使用混沌相移键控调制。这里, b_i 是源比特,见图4。

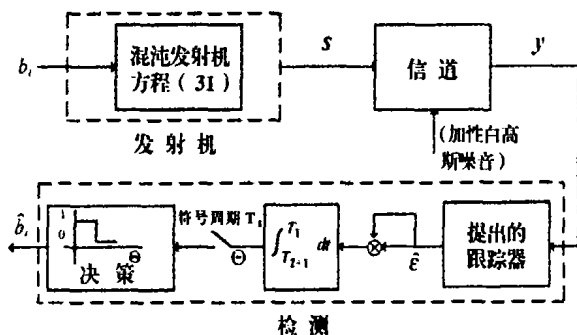


图3 基于混沌的数字通信系统框图

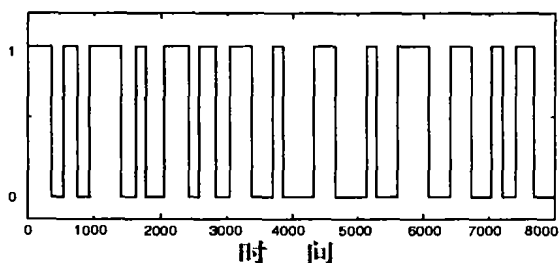


图4 源比特串

在持续时间为 $[1, T_1]$ 时,要发射的信号由下式求得

$$s = \begin{cases} S(x_3), & t \in [1, T_2]; \\ S(x_3), & t \in [T_2+1, T_1]; \text{ if } b_i = 1 \\ -S(x_3), & t \in [T_2+1, T_1]; \text{ if } b_i = 0 \end{cases} \quad (31)$$

式中 $S(\cdot)$ 为(30)中规定的正规化函数, t 的单位为观察步。

在接收机上,一个积分电路用于计算 T_2+1 到 T_1 这个时段每一个 T_1 窗口误差信号的能量 Θ ,即

$$\Theta = \sum_{n=T_2+1}^{T_1} \hat{\epsilon}^2(n) \quad (32)$$

式中 $\hat{\epsilon}(n)$ 为第 n 个步内的跟踪误差。由于信号 s (它在 $[1, T_2]$ 期间总是等于 x_3) 是在第1个 T_2 观察步期间跟踪到的,若 $b_i = 0$,则 Θ 变大,若 $b_i = 1$,则 Θ 变小。这样, Θ 便能够通过一个适合的判定电路用于确定所发射的是哪个数字信号,即

$$\hat{b}_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \Theta \leq \gamma \\ 0, & \text{if } \Theta > \gamma \end{cases} \quad (33)$$

式中 γ 为判定电路阈值。图5所示为信道中不同信噪比对已恢复的数字信息的比特错误率(bit error rate)。从图5可知,用所提出的解调器能够成功地从加性白高斯噪声信道恢复源数字信息。

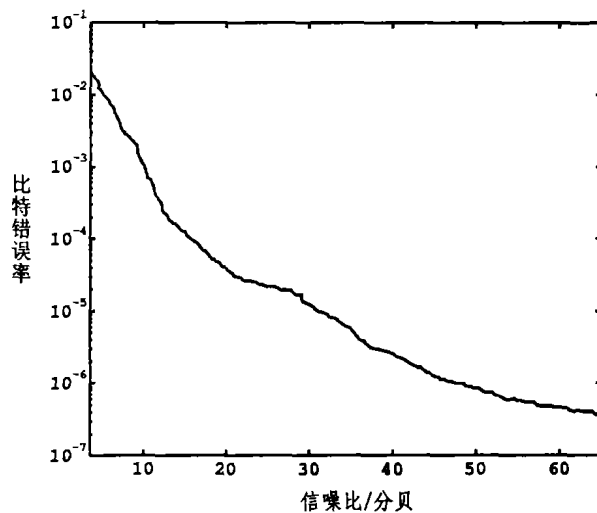


图5 比特错误率对信噪比

结束语 具有快速跟踪能力的基于径向基函数的混沌跟踪器业已提出。所提出的跟踪算法,由于将径向基函数神经网络的建模能力与扩展卡尔曼滤波器的跟踪能力相结合,能够跟踪具有系统参数随时间变化、其发射信号加性白高斯噪声污染的混沌系统。所提出的跟踪器的具体应用,已经以用蔡氏电路作混沌发生器的基于混沌的数字通信系统检测为例,进行了扼要的阐述。仿真结果表明,所提出的方法是有很强的跟踪能力和在混沌相移键控通信系统中的非相干检测能力。

参考文献

- 1 Kadiramanathan V, Niranjana M. A function estimation approach to sequential learning with neural networks [J]. Neural Computation
- 2 Kennedy M P, Kolumbán G. Digital communication using chaos [A]. Chen G. Controlling Chaos and Bifurcations in Engineering Systems [C]. Florida: CRC Press, 1999
- 3 Madan R N. Chua's Circuit: A Paradigm for Chaos [M]. Singapore: World Scientific, 1993
- 4 Pecora L M, Carroll T L. Synchronization in chaotic systems [J]. Phys Rev Lett, 1990, 64
- 5 Reif K, Unbehauen R. The extended Kalman filter as an exponential observer for nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47
- 6 Takens F. Detecting strange attractors in turbulence [A]. Rand D, Young I. Dynamical Systems and Turbulence [C]. Berlin: Springer, 1981