

一种基于神经网络策略的自适应混沌解调器

An Adaptive Chaotic Demodulator Based on Neural Network Strategy

冯久超 曹瑞华

(西南师范大学物理系 重庆400715)

TN 914.4

TN 763

Abstract Chaotic modulation is an important spread spectrum (SS) technique among chaotic communications. Based on the merits of the good adaptability and the good convergence of a radial basis function (RBF) neural network, an adaptive chaotic demodulator is proposed in the light of a suggested adaptive learning algorithm in this paper. The demodulator makes use of the good approximation capacity to a nonlinear dynamical system by the RBF network. It can reliably recover source information from SS signal received by a receiver with the on-line and adaptive modes. The simulation results by using the logistic chaotic system to modulate the different source signals demonstrate the relevant conclusions.

Keywords Spread spectrum communication, RBF neural network, Adaptive chaotic demodulator

1 引言

随着对通信服务质量和通信容量迅速增加的需要,扩频通信正越来越受到人们的重视。它的主要特征是通过自相关函数接近 δ 函数的伪随机码将信源信息扩展成宽带信号,接收机将接收到的扩频信号解扩以恢复信源信息^[1,2]。随着非线性动力学和混沌理论的成熟,基于混沌的扩频通信正引起了许多研究者的注意^[3-5]。在实现混沌通信的不同途径中,混沌调制是一种重要的扩频技术,其基本思想是用一个混沌信号去调制信源信号,更精确地说是将发射信号储存在混沌动力学系统的分岔边缘,以达到宽带的扩频信号。然而,接收机如何正确地实现解调是该技术成败的关键。对接收机而言,从有噪声的扩频信号中恢复出信源信息的过程,实际上是一个系统辨识和估算的过程。近年来,径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络已在许多不同的实际领域取得了极大的成功^[6,7]。业已证明,它有能建模定义在紧凑和实集 R^d 上的任意非线性实值映射的能力,并有较好的自适应和快速收敛的特点^[8]。为此,本文考虑用它来设计混沌解调器。

2 混沌调制和解调

考虑下面的logistic混沌系统:

$$x(n+1) = 1 - \beta x^2(n) \quad (1)$$

其中 n 是离散时间, $\beta \in [0, 2]$ 是分岔参数。当 $\beta = \frac{3}{4}$ 时, $x(n)$ 出现第一次分岔;当 $\beta = \frac{5}{4}$ 时,出现第二次分

岔。随着 β 参数的增大,系统将出现周期8,周期16,...和周期 ∞ ,最终整个系统表现出混沌行为,当 β 是时变的信号时,例如用logistic信号去调制正弦信号:

$$x(n+1) = 1 - \left(1.95 + 0.05 \sin\left(\frac{n}{5}\right)\right) x^2(n) \quad (2)$$

这时 $x(n)$ 信号仍然是一个高度不相关的典型宽带扩频信号,一般地,当用logistic信号去调制信源信号 $m(n)$ 时,发射信号是由下面的方程

$$x(n+1) = 1 - m(n)x^2(n) \quad (3)$$

所决定,其中 $m(n)$ 被控制在 $m(n) \in [1.6, 2.0]$ 的混沌边缘。当信道存在加性噪声 $w(n+1)$ 时,接收机接收到的信号是 $r(n+1) = x(n+1) + w(n+1)$,这时解调器给出的解扩信号是:

$$m(n) = \frac{1 + w(n+1) - r(n+1)}{x^2(n)} \quad (4)$$

在没有噪声模型的先验知识的情况下,如何从接收到的宽带信号中解调出信源信息就成为一个非常值得研究的问题。

从有噪声的扩频信号中恢复出信源信息的过程实际上是对扩频信号的估算和辨识过程。为此,我们将构造一种自适应RBF神经网络解调器来完成这一任务。这种解调器基于径向基函数神经网络的优点和非线性函数近似理论:一个单输入和单输出的时变非线性系统能表示成有延时的输入和有延时的输出的非线性函数展开^[9],即

$$y(n) = f(y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-l_1), I(n-1), I(n-2), \dots, I(n-l_2)) + u(n) \quad (5)$$

式中 $y(n)$, $I(n)$ 和 $u(n)$ 分别是系统的输出、输入和噪

声; l_1 和 l_2 分别是输出和输入的总延时; n 是离散时间; $f(\cdot)$ 是非线性函数。当把该理论用于解调任务的时候, 其问题转化为用径向基函数神经网络的输入-输出响应作为 $y(n)$ 的一步前向预测, 即

$$\hat{y}(n) = f(X(n)) \quad (6)$$

式中 $X(n) = [y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-1),$

$$I(n-1), I(n-2), \dots, I(n-l_2)]^T \quad (7)$$

和 $X(n) \in R^P, P = l_1 + l_2$, 可以用下面的自适应径向基函数神经网络来实现这一任务。

3 RBF 神经网络及自适应学习算法

RBF 神经网络是一个三层网络, 如图1所示。每个输入神经元对应于输入矢量 $X \in R^P$ 的一个分量, 并全连接到所有的 M 个隐层单元, 隐层单元的激活函数是高斯势函数, 输入矢量在隐层经历了下面的非线性变换:

$$G_i(X) = \exp\left(-\frac{\|X - C_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

其中 $C_i \in R^P$ 和 σ_i 分别是隐层第 i 个单元的高斯势函数的中心和宽度, $\|\cdot\|$ 是 Euclidean 度规, 网络的输出层是一个线性组合器。整个网络实现从输入空间 R^P 到输出空间 R 的非线性映射, 即

$$\hat{y}(n) = f(X(n)) = \alpha + \sum_{i=1}^M \lambda_i G_i(X(n)) = \alpha + \sum_{i=1}^M \exp\left(-\frac{\|X(n) - C_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (9)$$

其中 λ_i 和 α 分别是隐层第 i 单元到输出的连接权和输出单元的偏置。当用这一网络去捕获或近似 logistic 映射的混沌动力学时, 最关键的任务是确定隐单元的数目及其相应的参数。为此, 下面提出一种自适应学习算法。

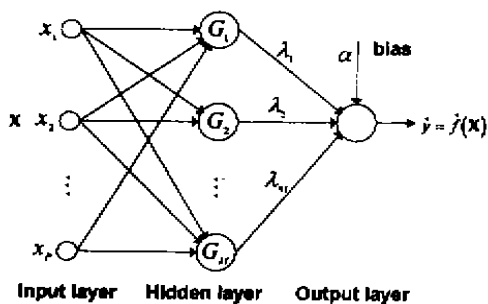


图1 RBF神经网络的结构图

网络开始时没有隐单元, 当网络接收到观察 $(X(n), y(n))$ 后, 它按照是否满足下面的三条标准以决定是否增加一个隐单元:

$$\|X(n) - C_{nr}\| > \eta_n \quad (10)$$

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) > e_{\min} \quad (11)$$

$$\epsilon_n = \sqrt{\frac{\sum_{i=n-K+1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2}{K}} > e'_{\min} \quad (12)$$

其中 C_{nr} 是离 $X(n)$ 距离最近的隐单元的中心; $\eta_n, e_{\min}$ 和 $e'_{\min}$ 分别是阈值; K 代表了用于计算覆盖了最近的观察的网络输出误差的滑动数据窗口和最大的连续观察数目的大小, 这个最大的连续观察数目是指其隐单元的正归化输出值 $z_i^*(i = 1, 2, \dots, M)$ 低于阈值 θ 的数目, 正归化输出值是由下面的方程所决定:

$$z_i^* = \frac{g_i^n}{g_{\max}^n}, (i = 1, 2, \dots, M) \quad (13)$$

$$g_i^n = \lambda \exp\left(-\frac{\|X(n) - C_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (14)$$

其中 g_i^n 是第 i 个隐单元对第 n 个输入的输出值; $g_{\max}^n$ 是相应于第 n 个输入时隐单元的最大输出值。第一条标准表明输入必须远离已有的中心; 第二条标准表明网络的输出和目标输出的误差必须有意义; 第三条标准排除了由于网络在隐节点数目上的变化而导致的不平稳性。当一个新单元增加到网络的隐层后, 其相应的参数按下面的公式设置:

$$\lambda_{M+1} = e(n) \quad (15)$$

$$C_{M+1} = X(n) \quad (16)$$

$$\sigma_{M+1} = \rho \|X(n) - C_{nr}\| \quad (17)$$

式中 ρ 是一个参数, 它决定一个隐单元在输入空间的覆盖因子。当观察 $(X(n), y(n))$ 不满足增加一个隐单元的标准时, 用扩展卡尔曼滤波器 (extended Kalman filter) [1] 去调整网络的参数, 这时网络的状态变量是 $\Omega = [a, \lambda_1, C_1^T, \sigma_1, \dots, \lambda_M, C_M^T, \sigma_M]^T$, 它的变化规律满足:

$$\Omega(n) = \Omega(n-1) + B(n)e(n) \quad (18)$$

式中 $B(n)$ 是由 (19) 式决定的卡尔曼增益矢量, 即

$$B(n) = A(n-1) \Lambda(n) [\text{var}(n) + \Lambda^T(n) A(n-1) \Lambda(n)]^{-1} \quad (19)$$

其中 $\text{var}(n)$ 是测量噪声的方差; $\Lambda(n)$ 是梯度矢量, 它满足

$$\begin{aligned} \Lambda(n) = \nabla_{\Omega} f(X(n)) = & [1, G_1(X(n)), G_1(X(n)) \frac{2\lambda_1}{\sigma_1^2} (X(n) - C_1)^T, G_1(X(n)) \frac{2\lambda_1}{\sigma_1^2} \|X(n) - C_1\|^2, \dots, G_M(X(n)), G_M(X(n)) \frac{2\lambda_M}{\sigma_M^2} (X(n) - C_M)^T, G_M(X(n)) \frac{2\lambda_M}{\sigma_M^2} \|X(n) - C_M\|^2]^T \end{aligned} \quad (20)$$

$A(n)$ 是由 (21) 式决定的误差协方差矩阵:

$$A(n) = [I - B(n)\Lambda^T(n)]A(n-1) + \varphi I \quad (21)$$

其中 φ 是一个标量, 它控制沿梯度矢量方向的随机步

(下转封四)

(上接第 102 页)

长。 $A(n)$ 是一个正定对称矩阵,它的维数等于网络参数的数目。当一个新的隐单元加入到网络中时, $A(n)$ 的维数按下式确定

$$A(n) = \begin{bmatrix} A(n-1) & 0 \\ 0 & -A(0)I \end{bmatrix} \quad (22)$$

新的行和列由 $A(0)$ 初始化, $A(0)$ 是对分配给网络参数的初始化值的不确定性的估算,单位矩阵 I 的维数等于新加入到网络的一个隐单元所增加的网络参数的数量。此外,为保证 RBF 网络在恰当的大小和没有冗余的隐层节点,对每一个观察而言,还应检验隐层单元的正规化输出值 z_i^n 的大小以决定是否要移去该隐单元。假如对 K 个连续的观察, z_i^n 都低于阈值 θ ,那么就应移去第 i 个隐层节点。

4 仿真结果

用上面的径向基函数神经网络及其相应的学习算法构造一个混沌解调器,用它从扩频信号中解调出信源信息是本文的主要目的。为测试本文构造的这个解调器的有效性,本文用三种信源信号来进行仿真,这三种信号是:(1)正弦信号, $m(n) = 1.95 + 0.05\sin(\frac{n}{5})$;(2)实际的汉语语音信号,男声“混沌”信号;(3)一幅图像(720 * 576 像素)。信源信号的恢复质量用均方误差 MSE 表示,其定义是:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (m(n) - \hat{m}(n))^2 \quad (23)$$

其中 $\hat{m}(n)$ 是该解调器对 $m(n)$ 的估算, N 是总的测试点数。仿真中假定信道中加性的白高斯噪声信道,并且通过控制噪声的方差以达到所要求的信噪比 SNR (这

里定义为信号的方差和噪声方差的比值)。对这三个源信号的仿真结果可以看出,所有 MSE 随着扩频信号的信噪比的增加而降低。当扩频信号的信噪比是 5 时,这三个恢复的信源信号的均方误差大约分别是一 22dB, -15dB 和 -12dB,可以看出本文构造的混沌解调器能跟踪到时变的混沌扩频信号,并能可靠地恢复出信源信息。

参考文献

- 1 朱进康. 扩展频谱通信及其应用. 合肥:中国科学技术大学出版社, 1993:1~7
- 2 Simon M K, Omura K, Scholt R A, Levitt B K. Spread spectrum communications. Computer Science Press, Maryland, 1985
- 3 Cuomo K M, Oppenheim A V, Strogatz S H. Synchronization of Lorenz-based chaotic circuits with applications to communications. IEEE Transactions on Circuits and systems- I, 1993, 40(10): 626~633
- 4 Batent G H, McGillem C D. A chaotic direct-sequence spread-spectrum communication system. IEEE Transactions on Communications, 1994, 42(2,3,4): 1524~1527
- 5 Corron N J, Hahs D W. A new approach to communications using chaotic signals. IEEE Transactions on Circuits and systems- I, 1997, 44(5): 373~382
- 6 Guang L, Steve B. Radial basis function network configuration using mutual information and the orthogonal least squares algorithm. Neural Networks, 1996, 9(9): 1619~1637
- 7 Reza L, Liang W, John Y. Radial basis function networks, regression weights, and the expectation maximization algorithm. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1997, 27(5): 613~623
- 8 Chen S, Billings S A. Neural networks for nonlinear dynamic system modeling and identification. International Journal of Control, 1992, 56(2): 319~346
- 9 Candy J V. Signal Processing, the model-based approach. McGraw-Hill Inc, 1986

计算机科学

(1974 年 1 月创刊)

第 27 卷第 6 期 (月刊)

2000 年 6 月 25 日出版

中国标准刊号: ISSN 1002-137X
CN51-1239/TP

定价: 9.00 元 国外定价: 5 美元

邮发代号: 78-68

发行范围: 国内外公开

主管单位: 国家科学技术部

主办单位: 国家科技部西南信息中心

编辑出版: 《计算机科学》杂志社

重庆市渝中区胜利路 132 号 邮政编码: 400013

电话: (023) 63500828 传真: (023) 63502473

主 编: 朱宗元

印刷者: 国家科技部西南信息中心印刷厂

总发行处: 重庆市邮政局

订购处: 全国各地邮政局

国外总发行: 中国国际图书贸易总公司 (北京 399 信箱)

国外代号: 6210-MO