基于神经网络的混沌信号源的设计及同步 1

张家树*** 肖先赐*

*(电子科技大学电子工程系 成都 610054)
**(西南交通大学计算机与通信工程学院 成都 610031)

摘 要 该文应用具有全局最优的 BP 改进算法和神经网络的强大学习能力、逼近任意非线性能力和权值调整的灵活性来优化混沌信号源的设计,采用非线性负反馈实现了神经网络混沌信号源之间的同步。计算机仿真结果表明:由于该模型充分利用了逼近任意非线性能力和网络权值调整的灵活性,比单一混沌映射能产生更多的、具有良好相关性能的混沌信号,且易于同步。

关键词 混沌,神经网络,同步中图号 TN911.2, TN-052

1引言

混沌现象是在非线性动态系统中出现的确定性的、类似随机的过程。这种过程既非周期又不收敛,且对初始值有极其敏感的依赖性 [1]。混沌系统对初始值的敏感依赖性,可以提供数量众多的、非相关、类随机而又确定可再生的信号 [2] ,混沌信号具有的类随机性和良好的统计相关性,十分适合于通信中的噪声伪装调制 [3] 。由于混沌的这些特点,使其在通信方面的应用研究,特别是混沌保密通信已越来越受到人们的重视,并已成为近年来混沌应用研究的前沿课题和重要的发展方向之一 [1-6] 。目前各种文献中讨论或给出的混沌信号设计和同步方法都是基于单一的混沌映射模型来进行设计和分析 [4-6] ,很容易通过各种混沌预测方法破译其有用信息 [7-4] ,其保密性能已经不象人们原来设想的那样良好,存在明显的缺陷。解决此一问题的可能方案是采用多个混沌系统来进行设计。然而,其中的每个混沌系统均需要进行单独设计,且一旦完成设计,其系统结构和参数的变更就难以实现;另外,各个混沌系统由于维数的不同和非线性程度不一,要实现多个混沌系统的同步本身已存在问题,从而限制了这种方案的实际应用。

本文主要解决两个问题:第一,利用神经网络能够以任意精度逼近任意非线性函数的能力和良好的外推能力^[10],应用具有全局最优的改进 BP 算法对各种混沌映射序列进行学习,建立相应的连接权值数据库。利用神经网络权值调整的灵活性,用统一的网络结构根据需要来调用网络权值数据库中的相应权值可在不同时段产生不同的混沌信号输出,使其难以预测破译,从而改善其保密性能。第二,利用统一的非线性负反馈技术实现这种通用的神经网络混沌信号源的同步。

2 混沌信号源的神经网络设计

神经网络因其强大的学习能力和能够以任意精度逼近非线性函数的能力,已被许多研究人员广泛用于非线性时间序列的建模和预测以及模式识别等应用。单隐层的感知器网络具有强大的学习能力,能以任意精度逼近任意非线性函数和良好的外推能力^[10],已成功地用于混沌时间序列的预测和建模^[11,12]。因此,单层感知器网络通过对混沌序列的学习和建模是可以具有混沌形态的。通过对各种混沌序列的学习,建立相应的连接权值数据库,利用神经网络权值调

^{1 1999-12-23} 收到, 2000-08-24 定稿 国家部级基金资助项目(批准号: 98JS05.4.1.DZ0205)

整的灵活性,调用网络权值数据库中的相应权值可在统一的网络结构下产生不同的混沌信号输出。基于多层感知器产生混沌序列的模型系统结构如图 1 所示。其中的多层感知器如图 2 所示。

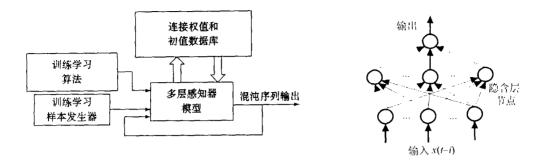


图 2 单隐层的感知器网络结构

图 1 产生混沌序列的多层感知器模型系统结构

设输入单元数为m,隐含单元数为L,则各层神经元的输出满足公式:

$$\hat{x}(t+1) = \sum_{j=1}^{L} w_j h_j + \theta_j \tag{1}$$

$$h_j = f\left(\sum_{i=0}^{m-1} w_{ij} x(t-i) + \theta_i\right), \qquad i = 0, \dots, m-1$$
 (2)

$$f(x) = 1/[1 + \exp(-x)] \tag{3}$$

式中x(t-i) 和 $\hat{x}(t+1)$ 分别是神经网络的输入和输出, h_j 为隐含单元的输出, w_{ij} 为输入单元到隐含层的连接权, θ_i 和 θ_j 分别为隐单元和输出单元的阈值。

BP 算法用于多层感知器网络学习和权值调整一般分为同步和异步两种,异步调整是指输入一组样本数据序列,得到其误差函数的和,再对网络进行调整。本文采用同步调整策略,即每输入一个值,网络权值就调整一次。采用这种策略的原因在于:由于混沌序列本身不具有重复性,且同一混沌序列中互不重叠的两个子序列,互相关特性亦等同于白噪声,故没有必要采用异步调整。

标准的 BP 算法是一种简单的最速下降静态寻优的学习算法,即

$$w(n) = w(n-1) - \eta \partial E / \partial w(n) \tag{4}$$

其中 w(n) 为待优化的权值, η 为学习步长,E 为定义在权值空间上的误差超曲面。为克服选择步长的困难,本文用变步长快速学习算法,其基本思想是:若连续两次迭代后的梯度 $\partial E/\partial w(n)$ 的符号反号,这是步长太大而导致"下降过头"的结果,应减小步长;相反,若梯度符号不变,表明下降慢,还未达到极小点,应增加步长。因此,步长的修正公式为

$$\Delta \eta(n) = \varepsilon \lambda \eta(n-1) \tag{5}$$

其中 $0 < \epsilon < 1$ 为常数,

$$\lambda = \operatorname{sign}(\partial E/\partial w(n)\partial E/\partial w(n-1)) \tag{6}$$

修正后的学习算法为

$$w(n+1) = w(n) - \eta(n)\partial E/\partial w(n) \tag{7}$$

式中 $\eta(n)$ 按 (5) 式进行变化。

3 神经网络混沌信号源的非线性反馈同步

非线性系统产生混沌的本质在于非线性系统中线性与非线性部分的竞争机制 [14]。由于神经网络为一纯非线性系统,因此,用神经网络设计的混沌信号源,可用非线性来对消混沌系统对初始条件的敏感性使之同步。设两个经优化设计的、具有相同输入维数和网络权值、不同初始条件的神经网络混沌信号产生模型可描述为

$$x_{n+1} = g(x_n, x_{n-1}, \cdots, x_{n-m+1}) \tag{8}$$

$$y_{n+1} = g(y_n, y_{n-1}, \cdots, y_{n-m+1}) \tag{9}$$

其中 x_n 和 y_n 分别为这两个神经网络混沌产生模型的输出。现用 (9) 式描述的混沌系统去同步 (8) 式描述的混沌系统,使其产生相同的混沌序列。假定它们在 n 次迭代后的反馈信号为

$$Fn = r(x_n - y_n) \tag{10}$$

将 (10) 式的反馈信号取绝对值,以负值叠加到 (9) 式的响应系统以保证反馈信号始终小于 (0),即

$$y_{n+1} = q(y_n, y_{n-1}, \cdots, y_{n-m+1}) - r|x_n - y_n|, \quad 0 < r < 1$$
(11)

这里 r 为反馈增益。适当选择 r 的值,经过短暂的几次迭代之后, $|x_n - y_n| \to 0$,两个神经网络混沌产生系统实现完全同步、即它们产生的混沌序列完全一致。

4 仿真实验结果及讨论

基于前面介绍的算法,用已被广泛研究的 Hénon 混沌映射 $^{[13]}$ 、 Logistic 混沌映射 $^{[14]}$ 、 立方映射和超混沌的二维 Logistic 映射 $^{[15]}$ 等迭代产生混沌序列进行了仿真实验研究。相关混沌映射为

Logistic 混沌映射:

$$x_{n+1} = 4x_n(1 - x_n) (12)$$

立方混沌映射:

$$x_{n+1} = 3x_n - 4x_n^3 (13)$$

Hénon 混沌映射:

$$\begin{cases} x_{n+1} = 1 - 1.4x_n^2 + y_n \\ y_{n+1} = 0.3x_n \end{cases}$$
 (14)

超混沌的二维 Logistic 映射:

$$\begin{cases} x_{n+1} = 4ax_n(1 - x_n) + rx_n y_n \\ y_{n+1} = 4ay_n(1 - y_n) + rx_n y_n \end{cases}, \quad a = 0.7, r = 0.64$$
 (15)

在实验中用于训练神经网络的混沌序列分别按 (12) — (15) 式定义的混沌映射经 2000 次迭代产生,为保证序列的混沌性态,取 x 分量后面的 1000 到 1200 点序列作为实验数据。这 200 点数据中的前 100 点用于权值的学习,根据多层感知器对后 100 点混沌序列的建模重构误差来优化选择其权值。因含噪混沌训练神经网络能够产生丰富的吸引子 [16] ,则相应的含噪混沌序列为

$$x_r(n) = x(n) + 0.1w(n) (16)$$

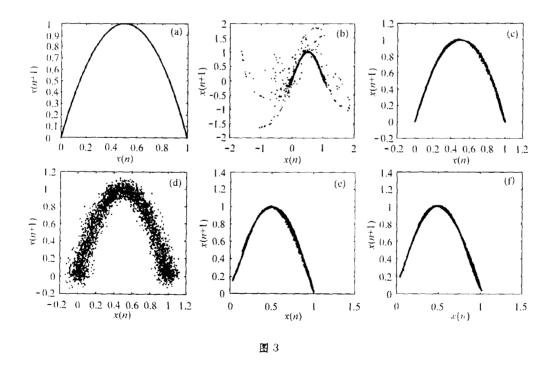
其中 w(n) 为均值为 0、方差为 1 的加性白高斯噪声。下面给出了具体的实验研究结果。

实验 1 基于神经网络的混沌信号源设计实验研究

限于篇幅,本实验重点考察神经网络和改进的 BP 算法对原 Logistic 混沌映射奇异吸引子的重构 (单层感知器网络为:输入维数为 2、隐含单元数为 5、一个输出单元)。

图 3 为感知器网络模型重构的 Logistic 混沌吸引子 3(a) Logistic 映射的混沌吸引子, 3(b). 3(c) 为用 Logistic 映射序列、不同初始权值训练的感知器网络模型重构的吸引子; 3(d) 含噪的 Logistic 映射的混沌吸引子, 3(b), 3(c) 为用含噪的 Logistic 映射序列、不同初始权值训练的感知器网络模型重构的吸引子。

上述实验结果表明:用含噪的 Logistic 映射序列、不同初始权值训练的感知器网络模型重构的吸引子比用 Logistic 映射序列、不同初始权值训练的感知器网络模型重构的吸引子的一致性好,且吸引子结构更丰富,这正是混沌信号源本身所希望具有的。



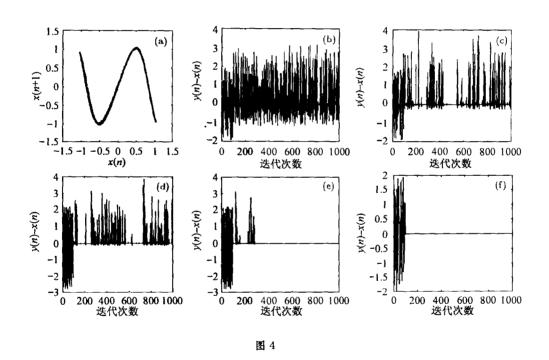
实验 2 非线性负反馈强弱对神经网络混沌信号源同步的影响

为了说明非线性负反馈强弱对神经网络混沌信号源同步的影响,本实验重点考察了负反馈系数,取不同值对神经网络在固定权值(立方映射的权值)、不同初始输入的混沌信号源同步的

影响 (单层感知器网络为:输入维数为 2 、隐含单元数为 5 、一个输出单元)。以便确定神经网络混沌信号源同步的负反馈系数 r 取值范围、

图 4 为调用立方映射的权值时的混沌信号源间的同步图 4(a) 为用含噪立方映射序列训练的权值作为驱动系统重构的吸引子,图 4(b), 4(c), 4(d), 4(e), 4(f) 为驱动系统和响应系统调用立方映射的权值、相同初始输入,用不同非线性负反馈系数在迭代 100 次之后按 (11) 式引入非线性负反馈的同步结果 $(非线性负反馈系数 \ r=0.1,\ 0.5,\ 0.6,\ 0.7,\ 0.8,\ 0.99)$.

上述实验结果表明: 调用含噪的立方映射序列权值的神经网络混沌信号源可用 (11) 式描述的非线性负反馈来实现同步 (r>0.6) . 非线性负反馈系数 r 的大小对同步所需的时间有较大影响,负反馈系数 r(r<1) 越大,同步的暂态时间越短。



实验 3 神经网络混沌信号源之间的非线性负反馈同步实验研究

为了说明单隐层感知器网络设计的混沌信号源非线性负反馈同步的有效性,本实验重点考察了神经网络在固定权值、不同初始输入的同步和调整权值、不同初始输入的同步(单层感知器网络为:输入维数为2、隐含单元数为5、一个输出单元,非线性负反馈系数 r=0.99).

图 5 为调用 Hénon 映射的权值时的混沌信号源间的同步。图 5(a) 为用含噪 Hénon 映射序列训练的权值作为驱动系统重构的吸引子,图 5(b) 为用同一权值的响应系统重构的吸引子,图 5(c) 为驱动系统和响应系统用不同初始输入在迭代 100 次之后按 (11) 式引入非线性负反馈的同步结果。

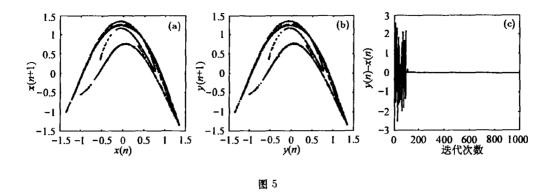


图 6 为调用二维 Logistic 映射的权值时的混沌信号源间的同步. 图 6(a) 为用含噪二维 Logistic 映射映射序列训练的权值作为驱动系统重构的吸引子,图 6(b) 为用同一权值的响应系统重构的吸引子,图 6(c) 为驱动系统和响应系统用不同初始输入在迭代 100 次之后按 (11) 式引入非线性负反馈的同步结果。

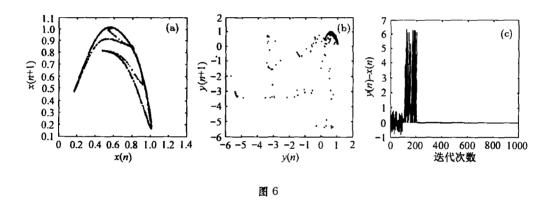


图 7 为前 500 次迭代调用 Hénon 映射的权值,后 1000 次迭代二维 Logistic 映射的权值时的混沌信号源间的同步。图 7(a) 为调用不同的权值作为驱动系统重构的吸引子,图 7(b) 为调用不同权值的响应系统重构的吸引子,图 7(c) 为驱动系统和响应系统用不同初始输入在迭代 100 次之后按 (11) 式引入非线性负反馈的同步结果。

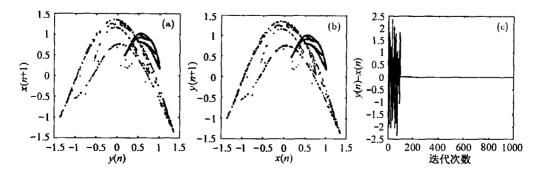


图 7

超混沌信号的暂态时间比其他两种混沌信号所需的同步时间要长,这与产生超混沌的内在机制是相一致的。而图 7 所示的结果,由于在前 500 次迭代调用 Hénon 映射权值的混沌信号已经实现了混沌同步,后 1000 次迭代调用超混沌的二维 Logistic 映射的权值时,混沌信号源间的同步未出现暂态过程是合理的。

这些结果表明:实际应用时,只需充分利用神经网络权值调整的灵活性,根据需要来调用数据库中的相应权值和初始值就可用统一的网络结构来产生所需的混沌信号,用(I1)式描述的非线性负反馈技术来实现神经网络混沌信号源的同步,从而不需要针对不同的混沌映射去设计对应的单一结构。

5结束语

本文应用具有全局最优的 BP 改进算法和神经网络的强大学习能力、逼近任意非线性能力和权值调整的灵活性来优化混沌信号源的设计,采用非线性负反馈实现了神经网络混沌信号源之间的同步。计算机仿真结果表明: (1) 用神经网络来设计通用的、具有统一系统结构的混沌信号源是可行的和有效的设计方法。(2) 在用修改的 BP 算法设计神经网络混沌信号源时,用各种含噪混沌序列比用无噪的混沌序列训练神经网络更有效,混沌吸引子更丰富。(3) 利用统一的非线性负反馈技术实现这种通用的神经网络混沌信号源的同步。(4) 实际应用时,只需充分利用神经网络权值调整的灵活性,根据需要来调用数据库中的相应权值和初始值就可用统一的网络结构来产生所需的混沌信号,用统一的非线性负反馈技术能够实现神经网络混沌信号源的同步,从而不需要针对不同的混沌映射去设计对应的单一结构。若辅以不同的跳时策略,在不同的时间段调用不同的网络权值,与基于单一混沌映射设计的混沌信号源相比,这种混沌信号源可大大增强其保密性能,因而具有更大的工程和军事应用前景。

参考文献

- [1] G. Heidari-Batem, C. D. McGillem, A chaotic direct-sequence spread-spectrum communication system, IEEE Trans. On Communication, 1994,42(2/3/4), 1524–1527.
- [2] D. S. Morrantes, D. M. Rodrigues, Chaotic sequence for multiple access, Electron. Lett., 1998, 34(3), 225–227.
- [3] Y. C. Lai, E. Billt, C. Grebogi, Communicating with chaos using two-dimensional symbolic dynamics, Phys. Lett. A, 1999, 255(1), 75-81.
- [4] L. M. Frey, Chaotic digital encoding, An approach to secure communication, IEEE Trans. on Circuit Syst.(II), 1993, 40(10), 660-666.
- [5] L. M. Pecora, T. L. Carrol, Synchronization in chaotic systems, Phys. Rev. Lett., 1990, 64(8), 821–824.
- [6] U. Feldmann, M. Hasler, W. Schwarz, Communication by chaotic signals, The inverse system approach, Int. J. Circiut Theory and Application, 1996, 24(6), 551-579.
- [7] S. Havkin, X. B. Li, Detection of signals in chaos, Proc. IEEE, 1995, 83(1), 95-122.
- [8] K. M. Short, Steps toward unmasking secure communications, Int. J. Bifurcation and Chaos, 1994, 4(4), 959-977.
- [9] K. M. Short, Signal extraction from chaotic communication, Int. J. Bifurcation and Chaos, 1997, 7(7), 1579-1697.
- [10] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks, Neural networks, 1990, 3(10), 535-549.
- [11] A. M. Albano, A. Passamante, T. Hediger, M. E. Farrell, Using neural nets to look for chaos. Physica D, 1992, 58(1), 1–9.
- [12] 荆涛、徐勇、扬怀江、宋建中、一种基于神经网络的混沌序列产生方法、通信学报、 1999, 20(6), 77-81.

- [11] A. M. Albano, A. Passamante, T. Hediger, M. E. Farrell. Using neural nets to look for chaos. Physica D, 1992, 58(1), 1-9.
- [12] 荆海,徐勇,扬怀江,宋建中,一种基于神经网络的混沌序列产生方法,通信学报, 1999, 20(6), 77-81.
- [13] 张家树,肖先赐,混沌时间序列的自适应高阶非线性滤波预测,物理学报, 2000, 49(7), 1221-1226.
- [14] 张家树、肖先赐,混沌时间序列的 Volterra 自适应滤波预测,物理学报, 2000, 49(3). 403-408.
- [15] 朱伟勇, 王兴元, 二维 Logistic 映射中的阵发混沌与分形, 东北大学学报 (自然科学版), 1998, 19(5), 509-512.
- [16] Zhang Jia-Shu, Xiao Xian-Ci, Fast evolving multi-layer perceptrons for noisy chaotic time series modeling and predictions, Chinese Physics, 2000, 9(6), 408-413.

CHAOTIC SIGNAL SOURCE DESIGN AND SYNCHRONIZATION BASED ON NEURAL NETWORKS

Zhang Jiashu* ** Xiao Xianci*

(*Dept. of Electron. Eng., Univ. of Electron. Sci. and Tech. of China. Chengdu 610054, China) (**School of Computer & Communication Eng., Southwest Jiaotong Univ., Chengdu 610031, China)

Abstract—Chaotic signal source design based on neural networks trained by modified back propagation algorithm and synchronization by nonlinear feedback method have been proposed in this paper. This neural network source can very easily generate many chaotic signals by changing synaptic weights of neural networks. Nonlinear feedback term is used to synchronize chaotic signal sources designed by neural networks. Experimental results show that these chaotic sources can generate much more signal than other chaotic sources designed by the single chaotic map, and are very easily synchronized by the same nonlinear feedback method.

Key words Chaos, Neural networks, Synchronization

张家树: 男, 1965 年生,教授,博士,西南交通大学信息传输与处理研究所所长,主要研究方向有: 图象分析与处理、非线性自适应信号处理、混沌信号分析设计与处理、计算智能等及其在通信、雷达中的应用研究.

肖先赐: 男,1933 年生,教授,博士生导师,主要研究方向有。现代信号处理、混沌信号分析设计与处理等及其在通信、雷达中的应用研究。