

非线性系统混沌运动的神经网络控制^{*}

谭 文¹⁾²⁾ 王耀南²⁾ 刘祖润¹⁾ 周少武¹⁾

¹⁾湘潭工学院信息与电气工程系,湘潭 411201)

²⁾湖南大学电气与信息工程学院,长沙 410082)

(2002 年 2 月 20 日收到)

设计前馈反传神经网络控制非线性系统混沌运动的新方法. 根据扰动参数模型输入输出数据,按照非线性学习算法训练网络产生系统稳定所需的小扰动控制信号,去镇定混沌运动,使嵌入在混沌吸引子中的不稳定周期轨道回到稳定不动点上. Hénon 映射数值仿真结果表明,这种方法控制非线性混沌系统响应速度快、控制精度高.

关键词:混沌控制,神经网络,吸引子,非线性

PACC: 0545

1. 引 言

20 世纪初 Poincaré 便已认识到一个系统的状态中任意小的不确定因素可能逐渐增大,使未来状态不可预测,这就是后来称为混沌(chaos)的特性. 其独特的功能,广泛而诱人的应用前景^[1],使得控制非线性混沌系统和混沌现象这一个新的研究课题日益引起了工程、物理、数学、生物、医学等多个领域科研人员的兴趣和注意. 最近几十年来,控制混沌系统,将混沌状态镇定到不动点,或者引导至期望周期轨道的方法很多. 20 世纪 90 年代, Ott, Grebogi 和 Yorke 提出的 OGY 控制混沌的方法受到广泛关注^[2]. 此后有关控制混沌的成果不断出现,且在一些实例中得到成功的应用,如偶然正比反馈(OPF)技术^[3,4]、自适应控制法^[5,6]、外力-反馈控制法^[7]以及传递和转移控制混沌运动^[8]等.

作为当代智能技术的新三部曲之一的神经网络,已被广泛应用于模式识别和图像处理、控制和优化、预报和智能信息管理以及通信和空间科学等领域^[9]. 本文采用前馈反传神经网络控制非线性系统的混沌运动,控制算法以 OGY 法为基础,用附加动量的 BP 算法和可变学习速率的 BP 算法结合而成的改进型 BP 学习算法,按非线性函数训练网络,使之成为混沌控制器,从而镇定嵌入在不稳定混沌轨

道中的吸引子,使之回到稳定不动点.

2. 控制方法

混沌系统具有对外部小扰动极度敏感依赖性的固有特性,基于此,OGY 提出了严密而系统的参数扰动方法^[2],通过在不动点邻域内局部线性化,同时施加小参数扰动达到控制混沌现象的目的.

设某一非线性连续动力学系统由下面方程描述:

$$dX/dt = F(X, p), \quad (1)$$

式中 X 为系统状态向量,系统的动力学行为取决于系统可调参数 p , $p_0 - \Delta \leq p \leq p_0 + \Delta$, Δ 为很小的正数. $p = p_0$ 时系统相轨迹 $X(t)$ 穿过 Poincaré 截面的时间序列为 $\xi_1, \xi_2, \xi_3, \dots, \xi_k$, 此时不动点记为 $\xi = \xi_F$. 当控制参数 p 从 p_0 变到 \bar{p} 时,则不动点从 $\xi_F(p_0)$ 变到 $\xi_F(\bar{p})$:

$$g = \left. \frac{\partial \xi_F(p)}{\partial p} \right|_{p=p_0} \cong \bar{p}^{-1} \xi_F(\bar{p}). \quad (2)$$

在 Poincaré 截面 ξ_F 附近进行线性化处理,得到一个映射

$$\xi_{n+1} - \xi_F(p_0) = M[\xi_n - \xi_F(p_0)], \quad (3)$$

M 为映射的雅可比阵, λ_u, λ_s 分别为 M 的不稳定和稳定的特征值, $|\lambda_u| > 1 > |\lambda_s|$. e_u 和 e_s 对应 M 的不稳定和稳定的单位特征向量, f_u, f_s 为与之正交的向量.

$$Me_u = \lambda_u e_u, \quad Me_s = \lambda_s e_s,$$

^{*} 国家自然科学基金(批准号 60075008)及湖南省自然科学基金(批准号 00JJY20113)资助的课题.

$$e_u f_u = e_s f_s = 1, \quad e_u f_s = e_s f_u = 0, \quad (4)$$

于是(3)式可表示为

$$\xi_{n+1} - \xi_f(p_0) = (\lambda_u e_u f_u + \lambda_s e_s f_s [\xi_n - \xi_f(p_0)]]. \quad (5)$$

因 p 的变化范围很小,由(2)式可得 $\xi_f(p) \approx pg$,于是(5)式可改写为

$$\xi_{n+1} = pg + \xi_f(p_0) + (\lambda_u e_u f_u + \lambda_s e_s f_s [\xi_n - pg - \xi_f(p_0)]], \quad (6)$$

式中 p 在 p_0 附近波动,通过 p 的扰动,使 ξ_{n+1} 落在不动点 $\xi_f(p_0)$ 附近的稳定流形上,即 $f_u \xi_{n+1} = 0$,用 f_u 点乘(6)式等号两边,有

$$p = \frac{\lambda_u f_u(\xi_n - \xi_f(p_0)) + f_u \xi_f(p_0)}{(\lambda_u - 1)f_u g}. \quad (7)$$

按照(7)式给混沌系统施加扰动作用,如果下次迭代落在不动点稳定轨道族中,则以后迭代将被引到不动点,周期1轨道也会离开混沌吸引子而进入稳定周期轨道.根据(7)式对混沌运动进行控制,允许噪声干扰,噪声形式为 $\varepsilon \delta_n$, δ_n 为均值为零的高斯单位随机变量, ε 为衡量噪声强度的一个常数.为保持控制的有效性,可设定 p 不超过某个最大值 p_{max} ,由(7)式可知扰动控制过程混沌轨迹离不动点最大距离为

$$\xi_{max}^u \equiv f_u(\xi_{max} - \xi_f(p_0)) = |(1 - \lambda_u^{-1})f_u g| p_{max}, \quad (8)$$

即噪声限制在 $|\delta_n^u| < p_{max}$,则只要 $\varepsilon p_{max} < \xi_{max}^u$,控制起作用.本文神经网络训练以(7)式为依据,网络学习结束,则将其当混沌控制器使用.控制系统原理图如图1所示.

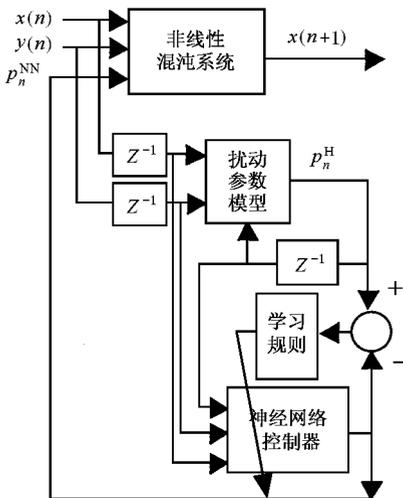


图1 神经网络控制混沌系统框图

3. 控制器结构及算法

众多神经网络模型中, BP 神经网络的结构及其算法直观、简单,研究和应用较为成熟.如果将受控对象的理想输出和相应的控制输入构成样本训练 BP 网络,则能使它模拟系统的非线性动态特性关系.相应构成的控制器可用于非线性动态问题的处理.基于此,本文采用 BP 网络及其改进算法对 Hénon 混沌行为进行了有效控制.

理论上具有一个或一个以上 S 型隐含层神经网络可以任意精度逼近任何有理函数.本文实际输入向量设定为三个,输出量设定为一个,于是网络输入输出神经元个数相应确定.采用的神经网络在保证降低误差,提高精度的同时,应尽可能简化网络结构.增加隐含层数虽可达到提高精度的目的,但也使网络复杂化,延长了网络权值训练时间,所以只选一个隐含层.通过调整它的神经元个数满足控制要求.在反复实验的过程中发现隐含层神经元个数为 6 较为合适,这样确定 3-6-1 结构的神经网络作为混沌控制器,其学习结构如图 2 所示.

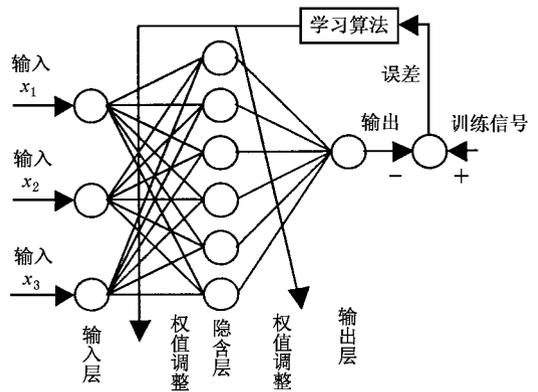


图2 具有三个输入向量、一个含6个神经元的隐含层和一个输出量的反传网络学习过程

实际应用当中,标准 BP 算法存在两个严重不足,即目标函数易陷入局部极小及收敛速度太慢.

本文采用一种将附加动量 BP 算法和自适应学习率 BP 算法结合起来的改进 BP 算法——学习系数最优化方法,即在修正权值过程中,使误差函数 $E = \frac{1}{2} \sum_j^n (y_j - \hat{y}_j)^2$ 最小,其中 y_j 为网络实际输出, \hat{y}_j 为目标输出.权值修正按下式计算:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \delta_j y_i + \alpha^* \Delta w_{ij}(k), \quad (9)$$

式中 $\Delta w_{ji}(k) = w_{ji}(k) - w_{ji}(k-1)$, η 为学习率, 为加快算法的收敛速度, 令

$$\begin{aligned} \eta &= \eta^* \phi, \quad \alpha = \alpha, \quad \Delta E < 0, \\ \eta &= \eta^* \theta, \quad \alpha = 0, \quad \Delta E > 0, \end{aligned} \quad (10)$$

式中 $\phi > 1$, 为正向学习因子, $\theta < 1$, 为反向学习因子, $\Delta E = E(k) - E(k-1)$ 为误差函数变化值, $\rho < \alpha < 1$ 为惯性系数, 可提高收敛速度, 抑制寄生振荡, 改善动态性能, δ_{pj} 为 j 节点 p 样本的误差项, 定义如下:

1) 当 j 为输出节点时, 则有

$$\delta_{pj} = y_j(1 - y_j)(\hat{y}_j - y_j); \quad (11)$$

2) 当 j 为隐含节点时, 则有

$$\delta_{pj} = y_j(1 - y_j) \sum_k \delta_{pk} w_{kj}, \quad (12)$$

k 为输出层节点个数.

4. 数值仿真

用 Hénon 映射作仿真实例, 考虑 Hénon 映射

$$f: R \rightarrow R: \begin{cases} x_{n+1} = A - x_n^2 + By_n, \\ y_{n+1} = x_n, \end{cases} \quad (13)$$

式中 $B = 0.30$, 假设 A 为围绕 A_0 变化的可调参数, $A = A_0 + p$, p 即为 (7) 式的控制参数. 当 $A_0 = 1.29$ 时 (13) 式产生混沌, (x_F, y_F) 为 $p = 0$ 时的不动点, 且为不稳定周期 1 轨道 (不动点). (6) 式中 ξ_n 为^[2]

$$\xi_n = (x_n - x_F)x_0 + (y_n - y_F)y_0. \quad (14)$$

将 (14) 式代入 (7) 式, 并整理得施加在系统的扰动控制量

$$p = k_1(x_n - x_F) + k_2(y_n - y_F) + c, \quad (15)$$

式中用以计算扰动控制的数据对为 (x_n, y_n) (15) 式为标准 OGY 控制混沌方法的控制输入. 而本文采用延迟 OGY 方法, 即扰动量由 (x_{n-1}, y_{n-1}) 得出^[10, 11], 为得到当前时刻扰动信号, 此时对 (15) 式进行修正, 加入前一时刻产生的控制量, 并将常数 c 合并到其中. 这样在训练神经网络时该信息便融入到了与之相关的权值和阈值中. 于是, 系统的总控制量 (扰动参数模型) 为

$$p_n^H = k_3 p_{n-1}^H + k_1(x_{n-1} - x_F) + k_2(y_{n-1} - y_F), \quad (16)$$

k_1, k_2, k_3 为控制常数, 这里可分别取为 $-0.3700, 1.710, -0.2850$ (16) 式中数据对 $(p_{n-1}^H, x_{n-1}, y_{n-1})$ 作为网络学习样本, 网络实际输出 p_n^{NN} 再代入下式:

$$\begin{cases} x_{n+1} = A - x_n^2 + By_n - p_n^{NN}, \\ y_{n+1} = x_n. \end{cases} \quad (17)$$

训练成功后 (17) 式即为施加了控制作用的 Hénon 映射. 图 3—图 6 为对系统 (13) 的仿真结果. 图 3 为 300 步后加入神经控制器使混沌轨道稳定在不动点 x_F 上. 图 4 为神经控制器输出控制信号. 为清晰起见, 略去了混沌过程及稳定之后的信号. 图 6 为加入图 5 的随机白噪声后在控制作用下镇定到不动点的情形.

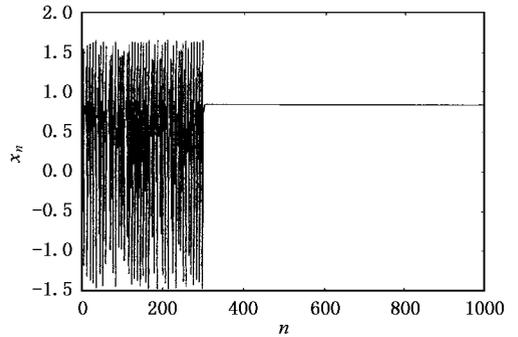


图 3 300 步加入控制作用后系统响应

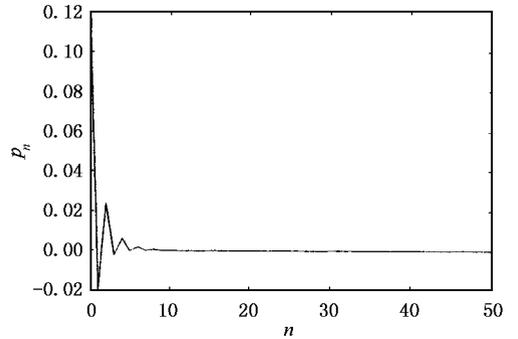


图 4 神经网络控制器输出扰动信号

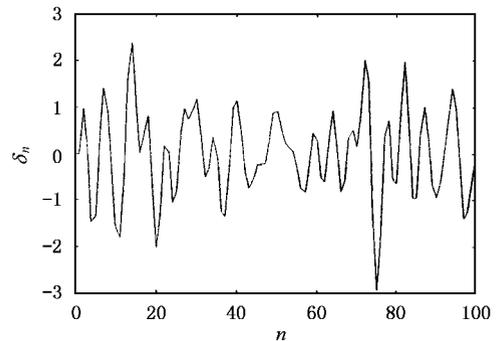


图 5 均值为零的随机白噪声

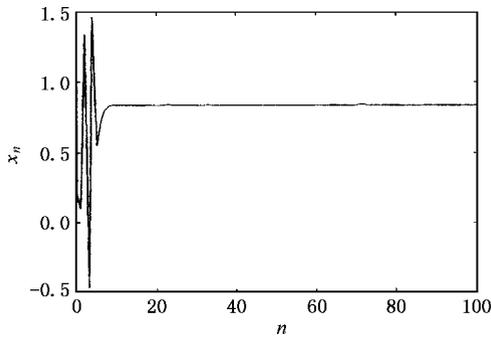


图 6 加入白噪声干扰后控制系统输出

5. 结 论

本文应用人工神经网络,采用改进型 BP 学习算法,实现了一种非线性系统混沌运动的控制.从仿真实验曲线可知,该方法具有响应速度快,所施控制小,而且抗干扰性能比按(7)式进行常规控制的效果有较大的提高,证明该控制策略可行.

- [1] Andreyev Z W *et al* 1996 *IEEE Trans. NN* **7** 290
- [2] Ott E, Grebogi C and Yorke J A 1990 *Phys. Rev. Lett.* **64** 1196
- [3] Hunt E R 1991 *Phys. Rev. Lett.* **67** 1953
- [4] Peng B *et al* 1991 *J. Phys. Chem.* **95** 4957
- [5] Huberman B A *et al* 1990 *IEEE Trans. Circuit Syst.* **37** 547
- [6] Sinhua S *et al* 1990 *Physica D* **43** 118
- [7] Pyragas K 1992 *Phys. Rev. A* **170** 421
- [8] Jackson E A *et al* 1990 *Physica D* **44** 404
- [9] Wang Y N 1999 *Computational Intelligent Information Processing Technology and Applications* (Changsha :Hunan University Press) in Chinese] 王耀南 1999 计算智能信息处理技术及其应用(长沙 :湖南大学出版社)
- [10] Alsing P M, Gavrielides A and Kovanis V 1993 in *Chaos/Nonlinear Dynamics : Methods and Commercialization* ed by H S Wisniewski *SPIE Proc.* No.2037 (SPIE ,Bellingham ,WA)
- [11] Gavrielides A, Kovanis V and Alsing P M 1993 in *Chaos in Optics* ed by R Roy *SPIE Proc.* No.2039 (SPIE ,Bellingham ,WA)

Neural network control for nonlinear chaotic motion *

Tan Wen^{1,2)} Wang Yao-Nan²⁾ Liu Zu-Run¹⁾ Zhou Shao-Wu¹⁾

¹⁾ Department of Information and Electrical Engineering, Xiangtan Polytechnic University, Xiangtan 411201, China)

²⁾ College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

(Received 20 February 2002)

Abstract

A novel method for chaotic control with feed-forward backpropagating neural network is presented. Combined input-output data obtained from the perturbation parameter model with nonlinear learning algorithm, neural networks are trained to generate the small disturbance control, then to suppress chaotic behaviour, the unstable periodic orbit embedded in the chaotic attractor is driven and directed to a stable fixed point. The numerical simulations on Henon map demonstrate that rapid response and higher accuracy of the nonlinear chaotic system can be obtained based on the proposed control scheme.

Keywords : chaos control, neural network, attractor, nonlinear

PACC : 0545

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No.60075008), and the Natural Science Foundation of Hunan Province, China (Grant No.00JJY20113).