

混沌系统的神经网络控制*

王忠勇

(郑州大学电子工程系 450052)

蔡远利 贾冬 刘文江

(西安交通大学自动控制系)

摘 要 提出一种利用神经网络控制系统混沌运动的新方法,并用该方法实现了 Lorenz 和 Rossler 系统混沌运动控制,从而使系统由混沌运动状态转变为规则运动状态。仿真结果表明,该方法控制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,数值仿真

分类号 TP 273

Neural Network Control of Chaotic Systems

Wang Zhongyong

(Zhengzhou University)

Cai Yuanli, Jia Dong, Liu Wenjiang

(Xi an Jiaotong University)

Abstract A new method of chaotic control with multilayer feed- forward neural network is presented. The chaotic behaviors of the Lorenz and Rossler equations are controlled by this method. The chaotic motions of the systems are successfully converted to regular motions. The simulation results have shown that rapid response and higher accuracy of the chaotic system can be obtained based on the proposed control method.

Key words chaotic control, neural network, numerical simulation

1 引 言

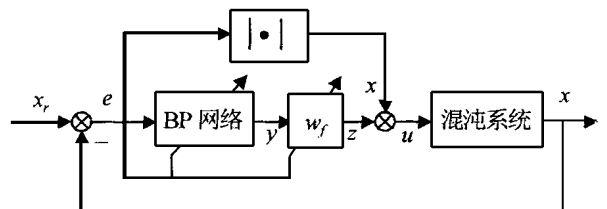
基于控制理论的方法可以实现混沌控制,已被许多学者的研究成果所证实。Fowler^[1] 基于卡尔曼滤波技术,利用状态估计器控制了 Lorenz 吸引子的混沌运动;Hartly 和 Mossayebi^[2] 采用 PI 控制器使 Lorenz 系统从混沌状态转变为规则运动状态;Gallegos^[3] 利用反馈线性化研究了混沌系统的控制问题;Gozale^[4] 利用自适应控制方法对 Lorenz 系统的混沌行为进行了控制;Chen 和 Dong^[5,6] 的研究表明,控制理论的方法可有效地应用于混沌控制。近年来,又有利用智能控制的方法来控制混沌。Yeap^[7] 即提出一种利用神经网络控制系统混沌运动的方法,但该方法需要事先给出一条通向系统平衡点的路径。

本文提出一种基于改进型 BP 神经网络控制系统混沌运动的新途径,不必提供系统运动的轨迹,只

需给出控制的目标点,即可实现混沌运动控制。

2 控制原理、结构及其算法

混沌系统神经网络的控制原理如图 1 所示。其中, $x_r^T = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rm})$ 为控制的目标点; $x^T = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为实际系统的输出状态; $e(t)$ 为目标点和混沌系统的实际输出之差,即 $e(t) = x_r(t) - x(t)$; w_f 为可调增益,是一 $n \times 1$ 的向量,其各元素均大于零; $y(t)$ 为 BP 网络的输出矢量,它经增益 w_f 后即为 $z(t)$; \hat{u} 表示对向量 $e(t)$ 的每一分量取绝对值。以 $z_i(t)$ 和 $\hat{u}_i(t)$ 的乘积作为混沌系统的输入 $u_i(t)$,即 $u_i(t) = \hat{u}_i(t)z_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。



* 国家自然科学基金项目(19402011)

对于图1所示的BP网络,其算法是以神经网络的输出误差沿神经网络结构进行反向传播。即

$$\begin{cases} D^{(0)} = d_i - y_i \\ D^{(l)} = f'(I_i^{(l)}) \sum_k D^{(l+1)} w_{ik} \end{cases} \quad (1)$$

式中, d_i 为神经网络输出层的期望值, $D^{(0)}$ 为神经网络的输出误差, $D^{(l)}$ 为隐层神经元输出的等效误差, f' 为作用函数的导数, 并取 $f(s_m) = (1 - e^{-s_m}) / (1 + e^{-s_m})$ 。

图1所示系统中, 已知系统的期望输出和实际输出, 而神经网络的期望输出无法获得。这里取 $D^{(0)} = e$, 是以系统的期望输出和实际输出之差作为BP网络的误差反向传播信号, 由BP算法可以得到网络的权系数, 从而确定网络的结构。图中的增益 $w_f^T = (w_{f1}, w_{f2}, \dots, w_{fn})$ 采用如下规则进行自学习。

$$\begin{aligned} w_{fi}(k+1) &= w_{fi}(k) + G e(k) y_i(k) \\ i &= 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

式中 G 为学习因子。

系统的任务就是训练神经网络, 使系统在 T 秒时间内达到给定目标点 x_r (即 $x_r(t)$ 为常值), 并在 T 秒后始终稳定在该点。为此, 定义如下代价函数

$$J = \int_0^T \|x(t) - x_r(t)\|^2 dt \quad (3)$$

并以 $J < J_0$ 或 $\hat{u}J(k) - J(k-1) < E$ 作为网络学习成功的标志。其中, J_0 为系统代价函数的最大容许值, E 为代价函数的收敛率。

假设系统的学习步数为 N , 混沌系统的积分步长为 $\$t$, 以 $L * \$t$ 的间隔对BP网络的权系数及 w_f 做一次修正, 则有如下学习算法:

- 1) 设定初始值 $x(0)$, 目标值 x_r , 令 $J(0) = 0, k = 1$;
- 2) 计算误差 $e(0) = x_r - x(0)$, 令 $l = 0$;
- 3) 以 $e(1)$ 作为网络的输入, 进行网络内部的前向计算, 得到BP网络的输出 $y(1+1)$, 并计算 $z(1+1)$ 和系统的输出 $x(1+1)$, 计算误差 $e(1+1) = x_r - x(1+1)$;
- 4) 令 $l = l + 1$, 若 $l < L$, 则返回3);
- 5) 计算代价函数 $J(k)$, 若 $J(k) < J_0$ 或 $\$J = \hat{u}J(k) - J(k-1) < E$ 则转至9);
- 6) 修正增益 $w_{fi}(k+1) = w_{fi}(k) + G \sum_{l=1}^L e(l) y_i(l)$, 对BP网络进行误差反向传播计算, 并修正BP网络的权系数;
- 7) $k = k + 1$, 若 $k < N$, 则返回2);
- 8) 重新调整BP网络的学习因子和增益 w_f 的

学习因子 G , 或增大 N , 返回1);

9) 网络学习结束。

有了BP网络权系数和增益 w_f 后, 选好初始点和目标点对系统进行前向计算, 即可达到控制目的。下面给出算法的收敛性证明。

引理1 对于 L^2 非线性控制器, 可用一个三层BP神经网络来逼近, 且逼近算法收敛。

证明 根据 Hecht - Nielsen 定理^[8], 对于任意 L^2 的非线性函数 f , 总存在一个三层神经网络, 在给定均方精度 $E > 0$ 的意义下任意逼近 f 。考虑用BP神经网络 $f^d(x, w)$ 来逼近非线性控制器 $f(\delta)$, $f^d(x, w)$ 中 x 为输入矢量, w 为可变权值。若 $x(k)$ 为神经网络的输入, 则相应的输出为 $f^d(x(k), w(k))$, 希望输出为 $f(x(k))$ 。定义误差函数

$$E_k = \frac{1}{2} [f^d(x(k), w(k)) - f(x(k))]^2 \quad (4)$$

网络权值 $w(k)$ 的训练过程若用BP算法完成, 则有如下算法

$$\begin{aligned} w^i(k+1) &= w^i(k) - G \frac{\partial E_k}{\partial w^i(k)} \\ P w^i(k) &\in w(k) \end{aligned} \quad (5)$$

当 G 足够小时, 有

$$\begin{aligned} \{f^d[x(k), w(k+1)] - f(x(k))\}^2 &\leq \\ \{f^d[x(k), w(k)] - f(x(k))\}^2 &\end{aligned} \quad (6)$$

显然, 上述算法是收敛的, 故可用BP神经网络逼近任意 L^2 非线性控制。(证毕)

定理1 对于图1所示系统, 上述学习算法是收敛的。

证明 典型的BP网络是将网络的期望输出和实际输出作为比较器信号去修正权系数, 而图1中神经网络的期望输出无法获得, 只知系统的期望输出和实际输出。因此, 如能证明系统的误差信号和神经网络输出的误差 $D^{(0)} = d_i - y_i$ 同号, 由引理1便可建立结论。

现设混沌系统为 $\dot{x}^a = g(x)$, 施加控制 $u(t)$ 后, 其方程为 $\dot{x}^a = g(x) + u$ 。若设 t 时刻系统的状态为 $x(t)$, 经过一段时间间隔 $\$t$ 后(在 $\$t$ 期间 $u(t)$ 恒定) 达到状态 $x(t + \$t)$, 则有

$$\Delta x = x(t + \$t) - x(t) = \Delta x_{in} + \Delta x_{out}$$

其中, Δx_{in} 是系统内部状态引起的变化, Δx_{out} 是控制量 $u(t)$ 引起的状态变化。在理想控制量 u_r 的作用下, $x(t)$ 变化到 $x_r(t + \$t)$, 则 $\Delta x_r = x_r(t + \$t) - x(t) = \Delta x_{in} + \Delta x_{rout}$, 即有

$$\Delta x_r - \Delta x = \Delta x_{rout} - \Delta x_{out} =$$

$$x_r(t + \Delta t) - x(t + \Delta t) = e$$

因而当 $e > 0$ 时, $x_{in} < x_{out}$, 从而 $u < u_r$, 即 $u_r - u > 0$; 反之, $e < 0$, $u_r - u < 0$ 。由于 $w_{ri}, \hat{u}_e \hat{u}$ 为正, 故 e 与 $d_i - y_i$ 同号。(证毕)

3 仿真算例

3.1 Lorenz 系统

Lorenz 吸引子由三维微分方程描述为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = R(-x_1 + x_2) \\ \dot{x}_2 = r x_1 - x_2 - x_1 x_3 \\ \dot{x}_3 = x_1 x_2 - b x_3 \end{cases} \quad (7)$$

其中, $R, x_1, x_2, x_3, r, b \in \mathbb{R}$, 参数 R, r, b 为正的常数。当模型在参数 $R = 10, b = 8/3, r = 28$ 时, 系统出现混沌, 对应的平衡点分别为 $X_{eq0}(0, 0, 0), X_{eq1}(8.49, 8.49, 27.00), X_{eq2}(-8.49, -8.49, 27.00)$ 。

应用图 1 的结构原理对 Lorenz 混沌系统进行控制。依据 BP 网络结构的一般选取原则, 取网络为 3 - 4 - 3 结构, BP 网络的权系数学习因子为 0.4, 增益 w_r 的学习因子 G 为 0.8, 积分步长为 0.01。训练过程中 $J_0 = 0.5, E = 0.00001, L = 100, N = 2000$, 目标点为平衡点 $X_{eq1}(8.49, 8.49, 27.00)$ 。任取训练初始点 $x_0(14.00, 16.00, 17.00)$ 对系统进行训练, 并以该初始点对系统进行控制, 则系统经

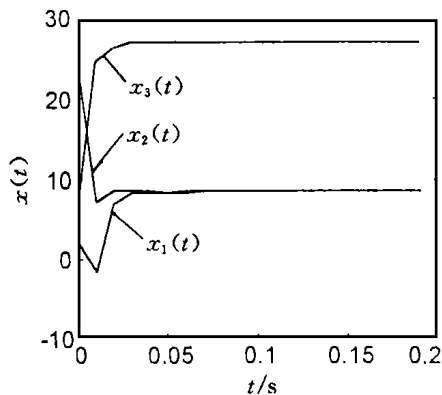


图 2 Lorenz 系统控制响应曲线

过 0.1s 达到点(8.49, 8.49, 27.00), 与目标点 X_{eq1} 的误差基本为零, 此后系统均能稳定地停留在该点。如果仍以目标点 X_{eq1} 和初始点 x_0 对网络进行训练, 但控制的初始点取在 x_0 的一定范围内, 例如(2.00, 25.00, 7.00), 则系统响应曲线如图 2 所示。

从图 2 可以看到, 系统仍以很快的速度达到点(8.49, 8.48, 27.00), 离目标平衡点 X_{eq1} 偏差很小。同样, 若训练条件保持不变, 控制的初始点仍取在 x_0 附近, 但控制目标点取为 $X_{eq0}(0, 0, 0)$ 或 $X_{eq2}(-8.49, -8.49, 27.00)$, 此时系统仍能控制到目标点。表 1 给出了由初始点 $x_0(14.00, 16.00, 17.00)$ 和目标点 X_{eq1} 训练好的网络, 但控制时初始点和目标点有所改变的结果。

3.2 Rossler 系统

Rossler 系统的数学描述为

$$\begin{cases} \dot{x}_1^a = -(x_2 + x_3) \\ \dot{x}_2^a = -x_1 + a x_2 \\ \dot{x}_3^a = b + x_3(x_1 - c) \end{cases} \quad (8)$$

其中 a, b, c 为常数。本文取 $a = b = 0.2$ 作为参数, 当 $c = 5.7$ 时, 该流是混沌的。

采用同样神经网络结构和积分步长来控制系统的混沌运动。这里不控制系统到平衡点, 而将原点作为控制目标, 即网络学习时的目标点和初始点分别取 $x_r(0, 0, 0)$ 和 $x_0(1.00, 1.50, 1.20)$, 控制时初始点取在 x_0 附近, 则系统经过很短的时间即稳定到原点。

图 3 给出了该混沌系统施加控制后, 目标点为

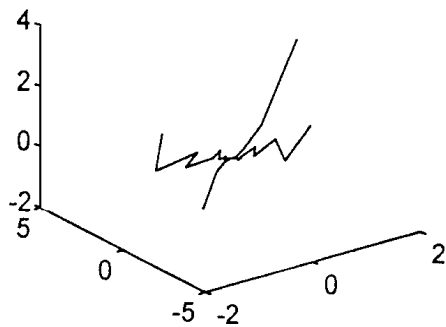


图 3 Rossler 系统施加控制后的相轨迹

表 1 不同初始点和目标点时系统的控制结果

初 始 点 x_0	目 标 点 X_{eq}	实际到达点 x	稳态时间 s	误 差 $\ X_{eq} - x\ $
(14.00, 16.00, 17.00)	(0.00, 0.00, 0.00)	(0.00, 0.00, 0.00)	0.05	0.00
(14.00, 16.00, 17.00)	(-8.49, -8.49, 27.00)	(-8.49, -8.51, 26.98)	0.15	0.035
(2.00, 25.00, 27.00)	(0.00, 0.00, 0.00)	(0.00, 0.00, 0.00)	0.06	0.00
(2.00, 25.00, 27.00)	(-8.49, -8.49, 27.00)	(-8.49, -8.51, 26.98)	0.15	0.035

原点, 而初始点分别为(2.00, 2.50, 2.20), (-0.80, -0.90, -1.00), (1.20, -1.00, 0.80) 和(-0.80, 1.50, 0.80)的相轨迹。这些轨迹在小于0.5s的时间内均可稳定到点(0.00, 0.00, 0.00), 稳态误差 $\|x_r - x\| \leq 0.02$, 控制效果较好。

4 结 语

本文将人工神经网络理论引入非线性系统混沌行为的控制, 提出一种基于改进型BP网络控制混沌的新方法。数值分析结果表明, 该控制方法可将系统的混沌运动转变为规则运动, 并可取得较好的控制效果。

参 考 文 献

- 1 Fowler T B. Application of stochastic control techniques to chaotic nonlinear system. IEEE Trans on Autom Contr, 1989, 34(2):201-205
- 2 Hartely T T, Mossayebi F. A classical approach to controlling the Lorenz equation. Int J Bifurcation and

Chaos, 1992, 2(4):881-887

- 3 Gallegos J A. Nonlinear regulation of a Lorenz system by feedback linearization techniques. Dynamics and Control, 1994, 4:277-289
- 4 Gonzale G A. Controlling chaos of an uncertain Lozi system via adaptive techniques. Int J Bifurcation and Chaos, 1995, 5(2):559-562
- 5 Chen G, Dong X. On feedback control of chaotic dynamic system. Int J Bifurcation and Chaos, 1992, 2(2):407-411
- 6 Chen G, Dong X. On feedback control of chaotic continuous-time systems. IEEE Trans on Circuits and System, 1993, 40(9):591-600
- 7 Yeap T H, Ahmed N U. Feedback control of chaotic systems. Dynamics and Control, 1994, 4:97-114
- 8 Robert H N. Theory of the back-propagation neural network. In: Proc IJCNN. Washington, 1989, 1:593-605

作者简介见本刊1997年第13卷增刊第429页。

(上接第54页)

6 结 语

本文给出了一维力觉临场感空间主从遥控作业系统无条件稳定性的分析式。该式是在主站到从站的时延 S_1 与从站到主站的时延 S_2 相等的情况下导出的, 形式简单。实验表明该分析式是行之有效的。

参 考 文 献

- 1 秦元勋, 刘永清. 带有时滞的动力系统的运动稳定性. 北京: 科学出版社, 1990
- 2 宋爱国, 黄惟一. 临场感遥控作业系统的进展. 高技术通讯, 1996, 6(6):57-61
- 3 宋爱国, 黄惟一. 空间遥控作业系统的自适应无源控制.

宇航学报, 1997, 7(3):26-32

- 4 Anderson R, Spong M. Bilateral control teleoperation with time delay. IEEE Trans on Auto Control, 1989, 34(3):494-503
- 5 Niemeyer G, Slotine J J. Stable adaptive teleoperation. IEEE J Oceanic Engineer, 1991, 16(1):152-163

作 者 简 介

胡文松 男, 1969年生。东南大学仪器科学与工程系博士生。研究领域为测试理论及计量技术, 智能机器人。

宋爱国 男, 1968年生。东南大学仪器科学与工程系副教授。研究领域为机器人传感与控制技术。

黄惟一 男, 1934年生。东南大学仪器科学与工程系教授, 博士生导师。研究领域为测试理论及计量技术, 智能化仪器仪表, 机器人传感器。