

文章编号: 1001-0920(2001)04-0504-03

混沌机制在 T-S 模型模糊神经网络的系统辨识研究

李翔, 陈增强, 袁著祉
(南开大学自动化系, 天津 300071)

摘要: 提出一种 T-S 模型的模糊神经网络, 在通常 BP 算法的基础上, 引进混沌机制来训练模糊神经网络的权值参数。将混沌 BP 算法应用于非线性系统建模, 以求获得全局意义下的最优逼近。仿真研究说明了其有效性和良好的性质。

关键词: 混沌机制; 模糊神经网络; 非线性建模; 全局逼近

中图分类号: TP 11 **文献标识码:** A

Study on Chaotic Mechanism in System Identification Using T-S Model Fuzzy Neural Networks

L I X iang, C H E N Zeng-qiang, Y U A N Zhu-zhi

(Department of Automation, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: A fuzzy neural network in T-S model is constructed. Chaotic mechanism is introduced into the normal BP algorithm to train the weight parameters of the fuzzy neural networks. The chaotic BP algorithm is applied to nonlinear system modeling to obtain the optimal approximation in the global sense. Simulation studies show the effectiveness and good performance.

Key words: chaotic mechanism; fuzzy neural networks; nonlinear modeling; global approximation

1 引言

模糊神经网络的提出, 将模糊逻辑的语言抽象、经验表达和神经网络通过学习获得系统逼近的特点融合在一起, 理论上比通常意义下的模糊逻辑或神经网络更具优越性。因而, 模糊神经网络^[1-3]尤其是 T-S 模型^[4]模糊神经网络^[5,6]已成为研究的热点。目前设计的各种模糊神经网络, 大多利用 BP 算法来学习网络权值, 以自动获得模糊规则。然而, 在扩展模糊规则通用设计的同时, 由于 BP 算法存在局部极小优化的缺陷, 也使相应的模糊神经网络设计存在不足。

本文将混沌机制引入 T-S 模型模糊神经网络权值学习的 BP 算法中, 利用混沌固有的全局游动逃逸出权值优化过程中存在的局部极小点, 以获得更优意义的模糊神经网络。仿真实例验证了混沌 BP 算法训练的 T-S 模型模糊神经网络对非线性系统建模的有效性。

2 T-S 模型的模糊神经网络

考虑一个 SISO 离散非线性系统

$$y(k) = f(\mathcal{Q}k) \quad (1)$$

其中, $\mathcal{Q}k = [y(k-1) \dots y(k-n_y) \quad u(k-1) \dots$

收稿日期: 2000-04-16; 修回日期: 2000-06-20

基金项目: 国家 863/CMS 应用基础研究基金项目(863-511-945-010); 天津市自然科学基金项目(983602011)

作者简介: 李翔(1975—), 男, 湖南衡阳人, 博士生, 从事神经网络、智能计算等研究; 袁著祉(1937—), 男, 山东青岛人, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、智能控制等研究。

$u(k - nu)]^T$; ny, nu 分别为输出序列 $y(k)$ 和输入序列 $u(k)$ 的阶次。学习逼近系统(1) 非线性函数 $f(\bullet)$ 的途径可有多种, 如神经网络^[7, 8]、模糊逻辑等。本文采用如下 T-S 模糊模型

$$R_j: \text{If } z_1 \text{ is } A_{j,1} \text{ and } z_2 \text{ is } A_{j,2} \\ \text{and } \dots \text{ and } z_{nz} \text{ is } A_{j,nz} \\ \text{Then } y_j(k) = w_{j,0} + w_{j,1}x_1 + \dots + w_{j,nx}x_{nx} \quad (2)$$

描述非线性系统(1)。其中, $A_{j,i}(j = 1, 2, \dots, M; i = 1, 2, \dots, nx)$ 是 z_i 的第 j 个语言变量值, 它是定义在论域 U_i 上的一个模糊集合, 其相应的隶属度函数为 $M_{j,i}$, 在此选取高斯型隶属度函数; 规则的前件向量和后件向量分别为 $z(k) = [z_1 z_2 \dots z_{nz}]^T, x(k) = [x_1 x_2 \dots x_{nx}]^T, z(k)$ 和 $x(k)$ 是 $\mathcal{Q}(k)$ 的子向量。不失一般性, 在此令 $z(k) = x(k) = \mathcal{Q}(k)$, 因此 $nx = ny + nu$ 。对于每一条规则, 可计算其规则的适应度为

$$\beta_j = M_{j,1}(x_1) \quad M_{j,2}(x_2) \\ \dots \quad M_{j,nz}(x_{nz}) \quad (3)$$

这样, T-S 模糊模型对系统(1) 的逼近 $y_m(k)$ 就是每条规则输出的加权平均

$$y_m(k) = \sum_{j=1}^M \left(\frac{\beta_j}{\sum_{j=1}^M \beta_j} \right) y_j(k) \quad (4)$$

T-S 模糊模型神经网络结构如图 1 所示。模糊神经网络分为前件网络和后件网络两部分, 分别对应于模糊规则(2) 的前件部分和后件部分。具体各层描述参见文献[5, 6]。

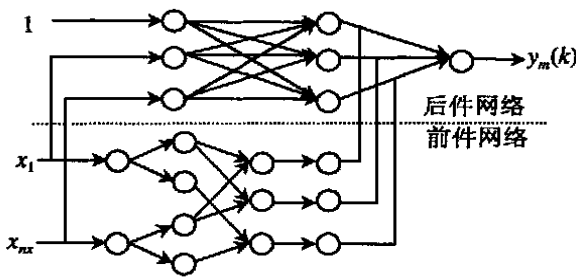


图 1 T-S 模型模糊神经网络结构

3 引入混沌机制的 BP 算法

对照图 1 的模糊神经网络, 为减少设计模糊规则对系统先验知识的依赖性, 以便使网络获得更好的适用性, 通常用 BP 算法来学习前件网络第 2 层的隶属度函数中心 $c_{i,j}$ 和宽度 $\sigma_{i,j}$ 以及后件网络的权值 $w_{j,i}(j = 1, 2, \dots, k_2; i = 0, 1, \dots, nx)$ 。利用混沌机制可使许多极小点变得不稳定, 从而逃逸出局部极小

的陷阱, 在全局游动的驱动下尽可能获得全局意义下的最优逼近。学习算法目标函数为

$$J = \frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2 \quad (5)$$

则通常的 BP 算法为

$$w(k+1) = w(k) + \Delta w(k) = w(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial w(k)} \quad (6)$$

其中, $w(k)$ 是 $c_{i,j}, \sigma_{i,j}$ 和 $w_{j,i}$ 的统称。关于梯度信息 $\partial J / \partial w(k)$, 这里不做详细推导。

在式(6) 中引入一项权值增量的非线性自反馈项, 即

$$w(k+1) = w(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial w(k)} + g[w(k) - w(k-1)] \quad (7)$$

选择式(7) 中的非线性反馈项 $g(x)$ 要求: 1) 不能改变式(6) 中的不动点, 因此要求 $g(0) = 0$; 2) 如果将 $\Delta = |w(k) - w(k-1)|$ 当作动力学系统(7) 接近不动点的速度, 若 Δ 很大则表明此时系统远离不动点, $g(x)$ 应当足够小, 使得权值的修正能按梯度信息的方向迅速接近动力学系统的不动点; 3) 当 Δ 处于中间值状态时, 权值的动力学系统将进入某一不动点附近的一定邻域内, $g(x)$ 的自反馈作用会产生新的驱动力跳出该不动点, 最终使得权值的动力学系统进入全局意义下最优不动点的某一邻域内。选用如下非线性函数

$$g(x) = \sqrt{e} \frac{g_m}{R} x e^{-x^2/R^2} \quad (8)$$

式中, g_m 和 R 可看作是式(7) 中非线性自反馈驱动项的幅度和半径, 通过调节这两个参数, 可以控制权值的活动范围。当 R 固定时, g_m 便决定了权值的动力学系统在其能量局部极小之间转移的动力大小, g_m 越大则权值修正的运动范围也越大。图 2 显示了式(8) 的混沌状态图, 其中 $g_m = 0.8, R = 0.3, x(0) = 0.1$ 。根据式(9) 计算 Lyapunov 指数 $\lambda = 0.3744 > 0$, 由图 2 和 Lyapunov 指数也可说明式(8) 确实存在混沌现象。

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{dy(t+1)}{dy(t)} \right| \quad (9)$$

式(8) 代入式(7), 将混沌机制通过非线性自反馈项引入 T-S 模糊神经网络的 BP 学习算法中, 利用混沌的动力学特性使权值空间的动力学系统也相应获得复杂的动力学特性, 在学习逼近中避免陷入局部极小的陷阱, 从而获得对非线性系统的全局最优或近似于全局最优的模型表述。

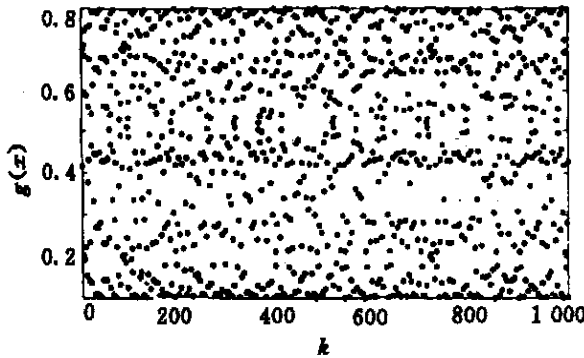


图2 式(8)的混沌状态图

4 仿真研究

例1

$$y(k) = \frac{y(k-1)y(k-2)[y(k-1)+2.5]}{1+y(k-1)^2+y(k-2)^2} + u(k-1)$$

选取模糊神经网络的输入向量分量为3, 各分量语言变量的模糊分割数为3, 学习速率 $\eta=0.1$, 非线性自反馈项的参数 $g_m=0.1$, $R=1.5$, $w_{i,j}$, $c_{i,j}$, $\sigma_{i,j}$ 分别初始化为 $[-1, 1]$, $[-2, 2]$, $[0, 1]$ 之间的随机数. 取

$$u(k) = \begin{cases} \sin(2\pi k/10), & k \leq 50 \\ \sin(2\pi k/10) + \sin(2\pi k/25), & k > 50 \end{cases}$$

系统输出 $y(k)$ 与模糊神经网络逼近输出 $y_m(k)$ 如图3所示.

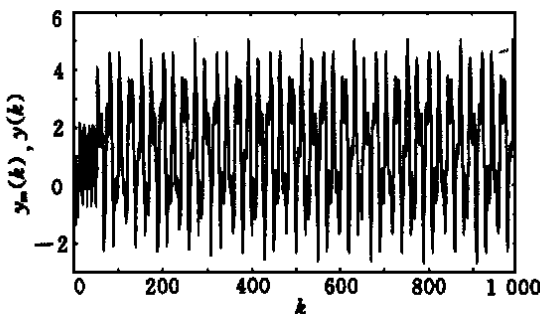


图3 例1的系统输出与T-S模型模糊神经网络输出

例2

$$y(k) = \frac{y(k-1)}{1+y(k-1)^2} + u(k-1)^3$$

T-S模型模糊神经网络的网络规模取输入向量分量为3, 各分量语言变量的模糊分割数为3, $\eta=0.1$, $g_m=0.5$, $R=2$, $w_{i,j}$, $c_{i,j}$, $\sigma_{i,j}$ 分别初始化为 $[-1, 1]$, $[-2, 2]$, $[0, 1]$ 之间的随机数. 选择 $E =$

$\frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2$. 混沌BP算法学习训练1000步后的T-S模型模糊神经网络, 与通常BP算法训练下相同规模T-S模型模糊神经网络的学习误差对比如图4所示. 其中虚线为 $g_m=0$ (一般BP算法) 的误差曲线, 实线为 $g_m=0.5$ (混沌BP算法) 的误差曲线.

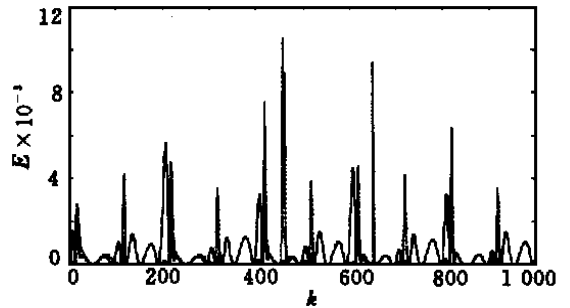


图4 例2的误差比较

由图可见, 将混沌机制引入模糊神经网络的权值学习有一定的优越性, 但如何定量分析混沌机制在模糊神经网络权值学习中的作用, 仍是一个有待于深入研究的课题.

参考文献:

- [1] Zhou Shang-Ming. A new approach to fuzzy modeling based on recurrent neural network for fuzzy dynamic systems[A]. Proc of 14th IFAC[C]. Beijing, 1999. 39-44.
- [2] Zhang Yi, Chu Jian, Gao Jinchang. A neurofuzzy network structure for nonlinear system modeling[A]. Proc of 14th IFAC[C]. Beijing, 1999. 97-102.
- [3] Xu Li-Hong, Yu You-Ling, Wu Qi-Di. General fuzzy neural networks: Basic structure, algorithms and its applications[A]. Proc of 14th IFAC[C]. Beijing, 1999. 87-92.
- [4] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. IEEE Trans on SMC, 1985, 15(1): 116-132.
- [5] 孙增圻, 张再兴, 邓志东. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997. 177-181.
- [6] 程启明. T-S模型的模糊神经网络控制器及应用研究[J]. 电路与系统学报, 1999, 4(1): 74-78.
- [7] 李翔, 陈增强, 袁著祉. 基于复合神经网络的非线性广义预测控制自校正控制器[J]. 工业仪表与自动化装置, 1999, 4(4): 3-6.
- [8] 李翔, 陈增强, 袁著祉. 基于神经网络的非线性前馈补偿广义预测自校正控制器[J]. 南开大学学报, 1999, 32(2): 51-55.