文章编号: 1002-0411(2001)03-227-04

基于 Wiener 模型的混沌系统辨识与控制研究

李 翔 陈增强 袁著祉
(南开大学计算机与系统科学系 天津 300071)

摘 要: 本文采用 Wiener 模型来辨识混沌系统, 利用扩展 Kalman 滤波算法加快辨识过程. 在此基础上, 设计非线性广义预测控制算法对混沌系统加以控制, 引入增量因子改善了动态过渡过程特性. 大量的辨识和控制仿真验证了本文的有效性.

关键词: 混沌; Wiener 模型; 广义预测控制; 神经网络
中图分类号: TP13 文献标识码: B

STUDY OF CHAOS IDENTIFICATION AND CONTROL BASED ON WIENER MODEL

LI Xiang CHEN Zeng-qiang YUAN Zhu-zhi
(*Dept. Computer and System Science of Nankai University, Tianjin* 300071)

Abstract: An identification structure based on Wiener model is presented for chaotic system, and an extended kalman filter algorithm is used to quicken neural training. A novel nonlinear general predictive control paradigm is developed to control chaos, and a incremental gene is introduced to improve dynamic system performance. Simulation studies verify effectiveness of our proposed identification and control structure.

Keywords: chaos, wiener model, general predictive control, neural networks

1 引言(Introduction)

混沌系统的控制研究已经日益得到广泛的关注. 早期人们根据已知的混沌系统特征性质设计不同的控制方法[1], 如 Ott 等学者提出的 OGY 方法, Jackson 等提出的卷吸和迁移(Entrainment and Migration)方法, 以及 Chen & Dong 等提出的传统的反馈控制方法等. 随着对混沌系统认知的深入, 借助于自学习、自适应机制以摆脱对混沌系统特征的已知依赖, 基于神经网络, 模糊逻辑等理论技术的新的辨识、控制方法[2-3]近来也在开始涌现.

本文从 Wiener 模型的辨识结构[2]出发, 采用扩展 Kalman 滤波算法训练神经网络权值. 针对 Wiener 模型设计了非线性广义预测控制器, 将线性模型的广义预测控制推广到混沌系统控制中来, 引入了增量型预测控制机制[4], 获得很好的闭环动态控制特性.

2 Wiener 模型快速辨识结构 (Wiener model fast identification structure)

2.1 Wiener 模型辨识结构

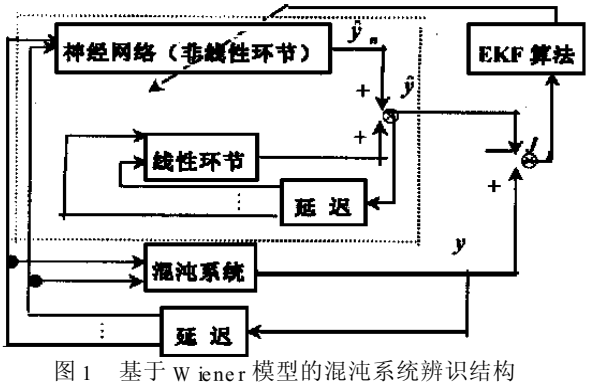


图 1 基于 Wiener 模型的混沌系统辨识结构
Fig. 1 Chaotic system identification structure based on Wiener model

Wiener 模型是由动态线性环节和一个无记忆非线性环节串联而成, 这种表述的优点在于将系统的动态复杂性和非线性复杂性分离开来. 线性环节描述的是系统的动态复杂性, 而其非线性复杂性则通过模型的无记忆非线性环节来刻划的. 神经网络的非线性逼近能力使得它成为辨识 Wiener 模型非

收稿日期: 2000-07-14
基金项目: 国家 863/CIMS 基金(863-511-945-010)及教育部骨干教师基金资助

线性环节的首选. 图 1 是本文所采用的 Wiener 模型的混沌系统辨识结构, 虚线框内是 Wiener 模型的组成结构. Wiener 模型对混沌系统建模的系统逼近可以写成:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^{n_a} a_i \hat{y}(k-i) + \hat{y}_n(k) \qquad (2.1)$$

其中, a_i, $i=1\cdots n_a$ 是线性环节的系数, $\hat{y}_n(k)$ 则是通常的多层前馈神经网络的输出.

文[2]证明了图 1 中的 Wiener 模型具有万能逼近能力, 为进一步的混沌控制奠定基础.

2.2 扩展 Kalman 滤波算法

[2, 5]中分别采用 BP 算法和带惯性因子的改进 BP 算法来训练多层前馈神经网络, 收敛速度很慢. 本文采用扩展 Kalman 滤波算法[9](EKF)来学习网络权值, 学习速度比 BP 型学习算法快, 同时还能避免 Hession 阵数值奇异. 图 1 中的神经网络训练的目标函数为

$$J_1 = \frac{(y(k) - \hat{y}(k))^2}{2} \qquad (2.2)$$

其中 $y(k)$ 是混沌系统当前时刻的系统输出. 则扩展 Kalman 滤波算法如下:

$$W(k) = W(k-1) + P(k)H(k)[\eta + H(k)^{\mathrm{T}}P(k)H(k)]^{-1}\xi(k) \qquad (2.3)$$

$$P(k+1) = P(k) - K(k)H(k)^{\mathrm{T}}P(k) + Q \qquad (2.4)$$

其中 $\xi(k) = y(k) - \hat{y}(k)$, $H(k)$ 为 $\xi(k)$ 对上一时刻神经网络权值 $W(k-1)$ 的梯度, Q 是阻尼阵, η 是遗忘因子.

通过大量的仿真研究发现, 采用扩展 Kalman 滤波算法来训练神经网络要比采用[2, 5]中的 BP 型学习算法所需花费的时间更短, 效果更好, 学习逼近的 Lyapunov 指数与真实混沌系统的 Lyapunov 指数差别更小.

3 非线性广义预测控制算法(Nonlinear general predictive control algorithm)

3.1 算法描述

由于 Wiener 模型所具有的强大的逼近能力([2]的万能逼近定理), 第二节的 Wiener 模型学习获得的系统逼近(2.1), 在经过充分的学习训练之后, 可以认为 $\hat{y}(k)$ 等同于混沌系统的输出 $y(k)$. 因此, 重新改写(2.1)并加入控制动作:

$$y(k) = \sum_{j=1}^{n_a} a_i y(k-1) + \hat{y}_n(k) + u(k-1) \qquad (3.1)$$

令 $A(z^{-1}) = 1 - \sum_{i=1}^{n_a} a_i$, 则(3.1)可以整理写成:

$$A(z^{-1})y(k) = \hat{y}_n(k) + u(k-1) \qquad (3.2)$$

我们采用(3.3)[6]作为非线性广义预测控制器的目标函数:

$$J_c = \sum_{j=1}^{N} [y(k+j) - \bar{y}(k+j)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^{Nu} [\Delta u(k+j-1)]^2 \qquad (3.3)$$

其中 N 为预测长度, Nu 为控制域, $\{\bar{y}(k+j)\}_{j=1}^{N}$ 为柔化序列[6].

对(3.2)式左右两边同乘以 $E \cdot \Delta$, 由 Diophantie 方程 $1 = E_j A\Delta + z^{-j}F_j$, 化简得到 k 时刻的输出预测序列:

$$y(k+j|k) = E_j \Delta u(k+j-1) + F_j y(k) + E_j \Delta \hat{y}_n(k+j|k) \qquad (3.4)$$

由于 $\hat{y}_n(k+j|k)$ 在当前时刻无法获得, 一个解决的途径是回退 N 个时刻, 用 $\hat{y}_n(k-N+j)$ 来代替 $\hat{y}_n(k+j|k)$. 令

$$f(k+j) = F_j y(k) + E_j \Delta \hat{y}_n(k-N+j)$$

$$F = [f(k+1), f(k+2), \cdots, f(k+N)]^{\mathrm{T}}$$

$$\bar{Y} = [\bar{y}(k+1), \bar{y}(k+2), \cdots, \bar{y}(k+N)]^{\mathrm{T}}$$

$$U = [\Delta w(k), \Delta u(k+1), \cdots, \Delta u(k+Nu-1)]^{\mathrm{T}}$$

$$d = [1, 0, \cdots, 0]^{\mathrm{T}}(G^{\mathrm{T}}G + \lambda I)^{-1}G^{\mathrm{T}}$$

$$G = \begin{vmatrix} e_0 & 0 & \cdots & 0 \\ e_1 & e_0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ e_{N_u-1} & e_{N_u-2} & \cdots & e_0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e_{N_u-1} & e_{N_u-2} & \cdots & e_{N-N_u} \end{vmatrix}_{N \times N_a}$$

其中 e_i 是多项式 $E_j(z^{-1})$ 中 z^{-i} 的系数. 则可以将(3.3)写成向量形式并由 $\frac{\partial J_c}{\partial U} = 0$ 求得当前时刻的控制:

$$u(k) = u(k-1) + d^{\mathrm{T}}(\bar{Y} - F) \qquad (3.5)$$

3.2 算法改进

通过大量的混沌系统控制仿真中发现, 在将混沌系统控制到其不稳定点的过程中, 为了保证整个闭环系统的稳定而不得不增大 λ, 即对控制增量加大权重约束. 然而, 常常导致的是整个控制动作的微小摄动反而使得整个闭环控制系统产生了新的混沌

现象.

本文引入[4]中提出的 β 增量型广义预测控制, 即(3.5)修改为:

$$u(k) = u(k-1) + \beta \cdot d^{T}(\overline{Y} - F) \quad (3.6)$$

(3.6)中的 β 因子可以看作一个稳定-鲁棒性因子[4], 它的存在极大的改变了闭环特性, 有效的克服了单纯增大 λ 而导致反馈信息不足最终接近于开环控制的缺陷.

另外值得关注的是预测长度的选取. 由于混沌系统本身的特征所致, 预测长度 N 不能如同通常的预测控制那样随意选取. 混沌系统的行为轨道大致可以预测的时间尺度为 $\frac{1}{h}$, 其中 h 是混沌系统的 Kolmogorov-Sinai(KS)熵, 它是混沌系统所有正的 Lyapunov 指数之和, 超过此时间长度的行为将无法预测[7]. 因此, 可以利用在 Wiener 模型的神经网络学习过程中, 利用混沌系统所产生的时间序列计算 Lyapunov 指数. 本文采用[8]中的算法计算出混沌系统的最大 Lyapunov 指数 $\overline{\lambda}$, 由此预测长度 $N \leqslant \frac{1}{\overline{\lambda}}$.

4　仿真研究(Simulation Study)

仿真一: 考虑 Henon 模型

$$y(k) = -py^2(k-1) + qy(k-2) + 1.0 \quad (4.1)$$

选择 Henon 参数为 $p = 1.4$, $q = 0.3$, 初始点为(0.4, 0.4), 则(4.1)可以观察到混沌现象, 采用[8]的方法计算得到其最大 Lyapunov 指数为 0.4068. Wiener 模型的线性环节维数选择为 2, $a_1 = 0.4$, $a_2 = 0.2$, 神经网络输入序列选择为[2,5]. 分别采用[5]中的带惯性因子的改进 BP 算法和本文提出的扩展 Kalman 滤波算法来训练神经网络权值, 平均的辨识对比效果如表 1 所示. 从表 1 的 Lyapunov 指数(LE)可以看到采用扩展 Kalman 滤波算法已经很好的学习到了混沌系统特性, 而采用 BP 型算法训练神经网络则仍然需要延长学习过程来获得良好的学习效果.

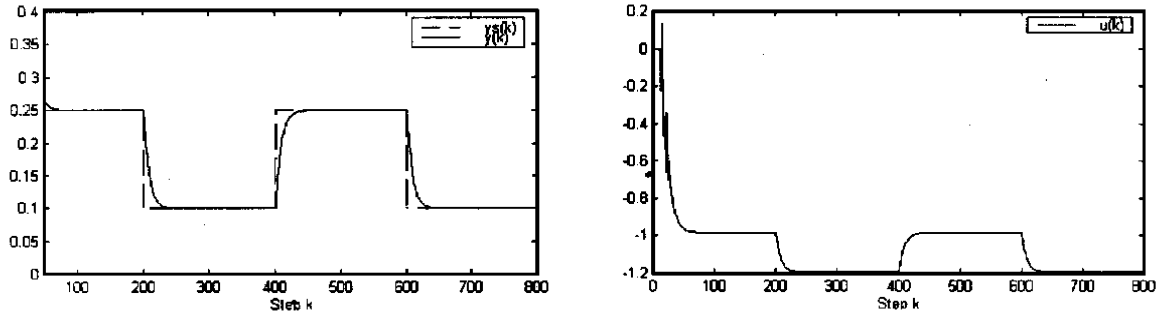
表 1　BP 算法和 EKF 算法(Henon 模型)的建模仿真对比

Table 1: Comparison between BP and EKF algorithm on modeling simulations (Henon model)

	隐含层节点数	学习步数	学习所得 LE	Henon 模型 LE
wiener-BP	30	40, 000	0.3419	0.4068
wiener-EKF	30	10, 000	0.4069	0.4068

仿真二:

仍然考虑混沌系统(4.1), 选择 Henon 参数为 $p = 1.3$, $q = 0.065$, 则此时 0.25 是系统的不稳定点. 采用扩展 Kalman 滤波算法训练结束后, 进入闭环控制. 选择控制器参数为 $N = 2$, $N_u = 1$, $\lambda = 50$, $\beta = 5$, $\alpha = 0.5$, 控制 Henon 系统在设定值 0.25 和 0.1 之间转换. 图 2(a)是系统输出响应, 图 2(b)是控制输入. 如果增大预测长度 $N = 3 > \frac{1}{0.4068}$, 则系统输出很快发散. 此外, 当选择 $\beta = 1$, 即 β 因子不起作用, 则系统输出过渡时间增加, 震荡过程延长. 通过 β 因子放大控制信号, 使得整个闭环系统获得了较好的动态控制效果.



(a) Henon 模型系统输出 (Henon model system output)　　(b) 控制信号 (Control signal)

图 2　仿真二图例

Fig. 2　Example 2 simulations

5 结论 (Conclusion)

本文采用 Wiener 模型对混沌系统进行辨识和控制, 用扩展 Kalman 滤波算法训练神经网络, 加快网络训练过程. 并对 Wiener 模型设计了非线性广义预测控制算法, 以此将混沌系统控制到设定的不稳定点, 引入了 β 增量因子, 以获得更好的动态过渡过程性能. 在大量的辨识和控制仿真中发现, 要获得对具有混沌特性的非线性系统的满意的控制效果, 仍然需要更加深入的系统研究.

致谢: 感谢美国休斯顿大学电机工程系陈关荣教授提供的参考文献, 并且在本文研究过程中提出的建设性意见.

参 考 文 献(References)

1 Guanrong Chen, Xiaoning Dong, From Chaos to Order—Perspectives and Methodologies in Controlling Chaotic Nonlinear Dynamical Systems, Int. J. of Bifurcation and Chaos, 1993, **3**(6): 1363~1409

2 Guanrong Chen, Ying Chen, Haluk Ogmen, Identifying Chaotic Systems via a Wiener-type Cascade Model, IEEE Control System, 1997, **8**(1): 29~36

3 Liang Chen, Guanrong Chen, Fuzzy Predictive Control of Uncertain Chaotic Systems Using Time Series, Int. J. of Bifucation and Chaos, 1997, **9**(4): 757~767

4 孙明玮, 陈增强, 袁著祉. 增量型广义预测控制. 控制理论与应用, 2000, **17**(2): 165~168

5 田彦涛, 徐 明, 陆佑方, 陈关荣. 基于 Wiener 模型的混沌系统辨识研究. 控制与决策, 2000, **15**(1): 104~106

6 Clarke D W, *et al.* Generalized Predictive Control- Part I: The Basic Algorithm, Part II: Extensions and Interpretations, Automatica, 1987, **23**(2): 137~160

7 Abarbanel H D I, Brown R, *et al.* Review of Modern Physics, 1995, **65**: 1331

8 Michael T. Rosenstein, James J. Collins, Carlo J. De laca, A Practical Method for Calculating Largest Lyapunov Exponents From Small Data Sets, Physica D, 1993, **65**: 117~134

9 R J Williams. Training Recurrent Network using the Extended Kalman Filter, International Joint Conference on Neural Networks, Baltimore, 1992, **4**: 241~246

作者简介

李 翔(1975-), 男, 博士生. 研究领域为预测控制、智能计算.

陈增强(1963-), 男, 教授, 工学博士. 研究领域为预测控制、智能控制.

袁著祉(1937-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域为自适应控制、智能控制、计算机管理.

(上接第 226 页)

里只需求解一个 Lyapnov 方程, 所以相似结构能简化广义互联系统的分析和设计.

参 考 文 献 (References)

1 刘永清, 徐维鼎. 大型动力系统的理论与应用(卷 2). 广州: 华南理工大学出版社, 1988

2 Wang SH, Davison EJ. On the Stabilization of Decentralized Control Systems. IEEE Trans Automatic Control, 1973, **18**(5)

3 Siljac D D. Large Scale Dynamic Systems-stability and Structure. New York: Elsevier North-Holland, 1977

4 Dai L. Singular Control Systems. Berlin: Springer-verlag, 1989

5 Qu Zhihua and Darren M D. Robust Control of Cascaded and Individually Feedback Linearization Nonlinear Systems, Automatica, 1994, **30**(6): 1057~1064

6 Yang Guanghong and Zhang Siying. Stabilizing Controllers for Uncertain Symmetric Composite Systems, Automatica, 1995, **30**(2): 337~340

7 张嗣瀛. 复杂控制系统的对称性及相似性结构, 控制理论与应用, 1994, **11**(2): 231~237

8 严星刚, 张嗣瀛. 不确定非线性相似组合大系统的结构相似鲁棒控制器设计, 控制理论与应用, 1997, **14**(4): 513~519

9 Liu xiaoping. Optimal Control Problems for Large-scale Composite Systems with Similarity, Control-theory and Advanced Technology, 1993, **9**(2): 597~606

10 Banks S P, Al-jurani S K. Lie Algebra and Stability of Nonlinear Systems. Int J Contr 1994, **60**(3): 315~329

作者简介

石海彬(1971-), 男, 博士研究生. 研究领域为复杂系统的结构及控制, 鲁棒控制以及非线性奇异系统.

张霄力(1970-), 男, 博士研究生. 研究领域为复杂系统的结构及控制, 鲁棒控制和混杂系统.

张嗣瀛(1925-), 男, 博士生导师, 中国科学院院士. 研究领域为复杂系统的结构及控制和微分对策等.