

文章编号: 1001-0920(2006)12-1365-04

基于ANN的非线性系统GPC算法及仿真研究

曲东才, 何友

(海军航空工程学院自动控制系, 山东烟台264001)

摘要: 将神经网络(ANN)技术应用于常规GPC算法, 设计了基于ANN的非线性系统GPC结构方案, 并对其控制原理和控制算法进行研究。基于ANN高度非线性映射等特性, 运用数字仿真方法, 对所设计的控制结构方案进行仿真研究。仿真结果显示, 基于ANN的非线性系统GPC结构方案合理可行, 并取得了满意的控制效果。

关键词: 非线性系统; 神经网络; 广义预测控制

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Generalized Predictive Control Algorithm for Nonlinear Systems Based on Artificial Neural Network

QU Dong-cai, HE You

(Department of Automatic Control, The Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China. Correspondent: QU Dong-cai, E-mail: qdcai@21cn.com)

Abstract: To the problem that the generalized predictive control (GPC) algorithm is still hard to control the strong nonlinear objects, the artificial neural network (ANN) technology is applied to the conventional GPC algorithm. The GPC structure scheme based on ANN for the nonlinear system is designed. And the control principle and control algorithm are studied, based on the high nonlinear mapping of ANN. Simulation results show that the GPC structure scheme based on ANN for nonlinear system is reasonable and feasible, and the satisfactory control effective can be obtained.

Key words: Nonlinear system; Artificial neural network; Generalized predictive control

1 引言

从20世纪70年代至今, 预测控制算法得到了迅速发展, 并成功地应用于工业生产实践。预测控制算法已从模型预测启发控制(MPHC)、模型算法控制(MAC)、动态矩阵控制(DMC)等非参数模型预测控制算法, 发展到基于参数模型的广义预测控制(GPC)等模型预测控制(MPC)算法^[1-4]。GPC算法的模型参数大大少于非参数模型, 因此减少了GPC算法的计算量, 提高了控制系统的实时性。

目前, GPC算法在线性或弱非线性系统中取得了良好的控制效果, 但对于强非线性控制对象, 由于难以构造被控对象的多步预测模型及其控制规律, 只针对少数特殊非线性系统作了研究^[5]。神经网络

(ANN)具有高度非线性映射、良好的自适应学习、大规模并行运算等特性, 如将ANN技术应用于GPC算法, 设计基于ANN的GPC结构方案, 则可使复杂非线性系统的GPC问题得到较好的解决^[6,7]。

2 常规GPC算法原理

常规GPC算法同大多数预测控制算法大体相同, 是一种基于系统模型并结合滚动优化+反馈校正的优化控制算法, 算法的基本原理是基于对被控对象实施优化控制的思想^[8-10]。但在实施优化过程中, 不同于传统的全局性优化, 而是取有限时段, 对实际反馈信息进行反复迭代优化, 即GPC算法采用滚动的有限时段优化取代了传统的全局性优化。这种滚动优化方法可及时校正非线性对象的不确定性。

收稿日期: 2005-09-19; 修回日期: 2006-01-25

作者简介: 曲东才(1964—), 男, 山东莱州人, 副教授, 博士, 从事智能控制、系统仿真等研究; 何友(1956—), 男, 吉林磐石人, 教授, 博士生导师, 从事多传感器信息融合、雷达自适应检测等研究。

对控制系统产生的影响,因此控制系统的鲁棒性更强

这里的预测模型是基于被控系统现在及过去的输出和输入信号序列的组合 $\{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n); u(k), u(k-1), \dots, u(k-m)\}$, 预测输出下一时刻的预测值 $\hat{y}(k+1|k)$. 在 k 时刻, 除需要确定的控制量 $u(k)$ 外, 其他都是已知量, 选择不同的 $u(k)$ 会得到不同的控制结果 $\hat{y}(k+1|k)$, 比较预测值与期望值, 可确定最好的控制信号 $u(k)$. 预测模型的结构可取各种形式, 只要具有良好的预测性能即可. 复杂非线性系统所存在的不确定性、时变等特点, 不可避免地存有预测误差, 并随预测提前期的增大, 其预测误差变大. 为增强 GPC 的鲁棒性, 控制策略采用滚动优化 + 反馈校正的技术措施

滚动优化是指在实施预测控制优化时, 在每一采样时刻, 优化性能指标只涉及到从该时刻起到未来有限的时间, 而到下一采样时刻, 这一优化时段同时向前推移. 预测控制不是采用一个对全局相同的优化性能指标, 而是在每一时刻有一个相对于该时刻的优化性能指标. 不同时刻优化性能指标的相对形式是相同的, 其绝对形式即所包含的时间区域则是不同的. 可见其优化策略不是一次离线进行, 而是反复在线进行, 即滚动优化

反馈校正是指基于预测误差对预测模型实施校正. 校正方案可根据在线辨识原理直接校正预测模型, 也可保持预测模型不变, 仅对未来误差进行预测并加以补偿. 即不对预测模型进行修正, 而在下一采样时刻得到系统实际输出后, 利用实时误差信息对基于模型的预测进行修正. 该方案减小了算法的计算量, 得到了广泛的采用

GPC 优化不仅基于模型, 而且利用反馈信息构成闭环优化, 即反馈校正. 采用这些技术可进一步增强 GPC 系统的鲁棒性

3 基于 ANN 的非线性系统的 GPC 结构方案及算法研究

ANN 可以任意精度辨识非线性系统的输入输出特性, 是一种高度非线性系统辨识建模的有效工具. 用其作为非线性系统的预测模型, 可以较好地解

决复杂非线性系统的辨识建模和预测问题

基于 ANN 的 GPC 结构方案如图 1 所示. 其中: ANN 辨识模型 M 预测非线性系统 P 在一定范围内的未来响应 $\hat{y}(k+j|k), j = N_1, N_1+1, \dots, N_2, N_1$ 和 N_2 是预测输出的最小和最大级别, 是规定跟踪误差和控制增量的常数; NLO 是非线性优化器

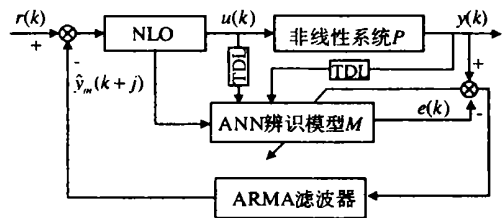


图1 基于ANN的GPC控制器结构

图2为基于ANN的GPC辨识器和控制器内部结构. ANN 辨识器利用当前控制输入和非线性系统 P 输出来预测网络未来的输出值, 并利用 P 和 M 输出之差 $e(k)$ 作为 ANN 训练信号, 对网络进行训练. 该辨识器结构可以批量方式进行在线训练. 控制器描述了 GPC 的控制过程, NLO 通过最小化性能指标函数 J 来确定最优控制信号 $u(k)$.

基于ANN的非线性系统GPC算法简要描述如下^[5, 8-10]: 设典型非线性系统对象为

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n); u(k-l), \dots, u(k-l-m)] \quad (1)$$

式中: n 和 m 分别为输出 $y(k)$ 和输入 $u(k)$ 的阶次, l 为系统时滞, $f(\cdot)$ 是一个未知的连续非线性函数, 可采用如下 ANN 对其进行逼近:

$$y_m(k) = NN_f[y(k-1), \dots, y(k-n); u(k-l), \dots, u(k-l-m)] \quad (2)$$

通过对 ANN 网络进行训练, 使 NN_f 的网络输出逼近系统输出 $y(k)$. 即根据 $k-1$ 时刻以及 $k-1$ 时刻以前的输入和输出值来预测 $y_m(k)$, 亦即超前一步预测. 假定一系列控制量 $u(k+j-1), j = 1, 2, \dots, N_u$, 递推作一步预测, 则能产生一系列系统输出的预测值 $\hat{y}_m(k+j), j = N_1, N_1+1, \dots, N_2$. 故利用式(2)可获得非线性系统的一步超前预测值

$$y_m(k+1) =$$

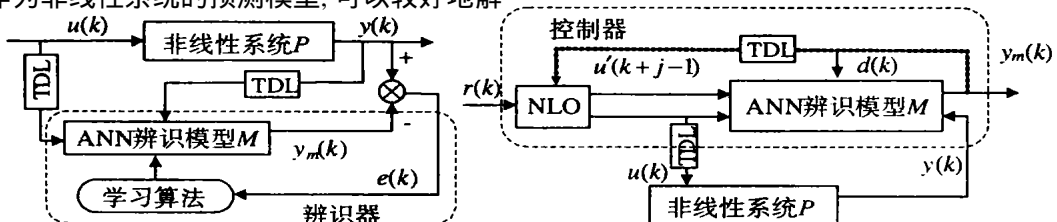


图2 基于ANN的GPC辨识器和控制器结构

$$NN_f[y(k), \dots, y(k-n+1); u(k-l+1), \dots, u(k-l-m+1)] \quad (3)$$

对式(3)进行递推, 可得到多步预测值

$$y_m(k+j|k) = NN_f[\hat{y}(k+j-1), \dots, \hat{y}(k+j-n); u(k+j-l), \dots, u(k+j-l-m)] \quad (4)$$

显然, 式(4)中的 k 时刻以后的预测值可采用相应的真实值 $y(k-1), y(k-2), \dots$ 来代替, 这样采用一个 ANN 网络便可实现非线性系统的建模和多步预测

如果在时刻 $(k+j)$ 的预测误差定义为

$$e(k+j) = r(k+j) - \hat{y}(k+j|k), \quad (5)$$

则非线性优化器 NLO 将选择真正的控制量 $u(k)$, 使二次型性能指标最小, 即

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} e^2(k+j) + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [u(k+j-1) - u(k+j-2)]^2 \quad (6)$$

其中: λ_j 为加权系数, 其大小反映了控制增益平方和的分布; N_1, N_2 和 N_u 分别为指定的最小预测时域、最大预测时域和控制时域, 控制时域的引入将使控制作用更为平滑。式(6)中第 1 项是使 ANN 模型的输出 $\hat{y}_m(k+j)$ 跟踪参考输入 $r(k+j)$; 第 2 项是限制控制量的增量不要太大

GPC 算法中 N_1, N_2, N_u 和 λ_j 参数的不同选取, 对系统控制性能会产生重要的影响^[8,11]。为此, 对各参数的取值原则进行简要分析

N_1 的选取: 当被控对象的时滞 l 已知时, 应取 $N_1 = l$; 若 $N_1 < l$, 则在 $y(t+1), \dots, y(t+N_1)$ 中将有一些输出不受输入 $u(t)$ 的影响, 浪费计算时间。当 l 未知或变化时, 一般可取 $N_1 = 1$ 。

N_2 的选取: 应使 N_2 包括被控对象的真实动态部分, 即应把对当前控制影响较大的所有响应都包括在内。一般取 N_2 接近于系统的上升时间。

N_u 的选取: 要兼顾快速性和稳定性两个方面。为减少控制算法的在线计算量, 一般选择 $N_u = N_2$ 。

λ_j 的选取: λ_j 可限制控制增量 Δu 剧烈变化, 以减少对被控对象的过大冲击。一般取 λ_j 为一小值, 实际选择时, 可先令 $\lambda_j = 0$ 或是一个较小的数值。此时若控制系统稳定, 但控制量变化较大, 则可适当增加 λ_j , 直到取得满意的控制效果为止。

总之, GPC 参数选择可从两方面来考虑: 对于一般的过程控制, 可取 $N_1 = 1, N_2$ 为被控对象的上升时间, $N_u = 1$, 这样可获得较好的控制结果。对于性能较高的被控对象, 建议选取较大的 N_u , 至少等于不稳定或阻尼极点的个数; λ_j 一般取为一小值。研

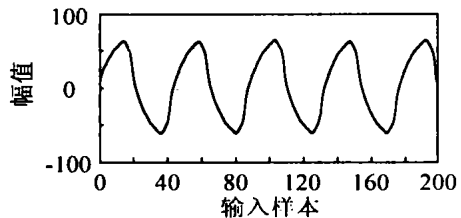
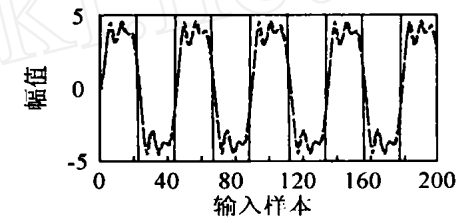
究表明, N_2 和 λ_j 是影响 GPC 性能的两个重要参数, 且二者之间相互影响。当 N_2 增大时, λ_j 也相应增加; 否则, 较小的 λ_j 和较大的 N_2 可能影响闭环系统的稳定性。

4 仿真研究

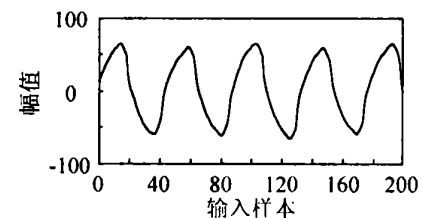
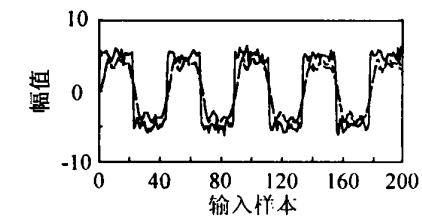
设非线性系统模型描述如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1(k) = x_2(k), \\ \dot{x}_2(k) = -1.15x_2(k) - 1.05[x_1(k) + \sin(x_1(k))] - 0.85x_1^3(k) + u(k), \\ y(k) = x_1(k). \end{cases} \quad (7)$$

首先建立神经网络模型, 原则上选用多层前向网络 (MFN) 结构, 并最终采用 3 层 BP MFN 网络结构。各层节点维数为 4-5-1, 隐层传递函数为双曲正切函数, 输出层传递函数为线性函数, 训练目标函数为误差平方和形式 (MSE), 训练方法采用 LM 算法^[12]。网络输入为 $\{y(k-1), y(k-2); u(k-1), u(k-2)\}$, 输出为 $y(k)$ 。设置参考模型为幅值为 5 的方波信号, 仿真步长为 0.15 s, 输入样本数量 200 对, 初始条件 $x(0) = y(0) = u(0) = 0$ 。



(a) 无噪声



(b) 有噪声

图 3 无/有噪声的仿真曲线(无滤波器)

为比较不同预测控制器参数及ARMA滤波器阶次对非线性系统辨识和控制质量的影响,分别对预测控制器设置了不同的预测输出范围、预测控制权值和预测信号预测范围、有/无滤波器等几种情况。在这几种情况下,对基于BP MFN的非线性GPC进行仿真,部分仿真结果如下:

$$1) [N_1, N_2] = [1, 8], N_u = 2, \lambda = 0.05$$

当系统无ARMA滤波器、无噪声以及系统加入均值为0、方差为0.35的白噪声时,仿真曲线如图3所示。其中上图中实线为参考输出,虚线为系统输出,点划线为网络输出;下图为控制输入。以下各图与此相同。

将系统加入ARMA滤波器,其阶数和纯延迟为 $[na, nb, nk] = [2, 2, 1]$;其系数为 $A_m = [1, -0.55], B_m = [0, 0.25]$ 。系统无噪声及加入均值为0、方差为0.35的白噪声时,仿真曲线如图4所示。

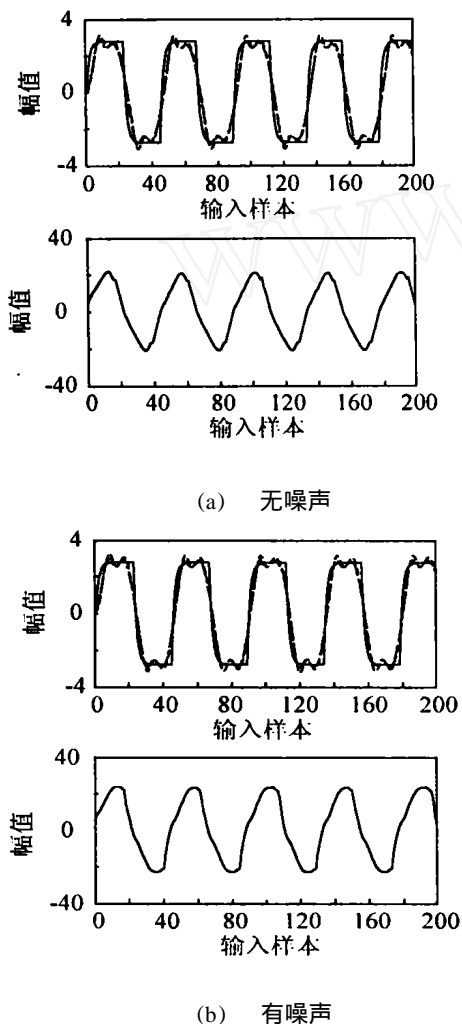
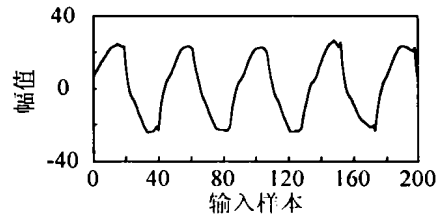
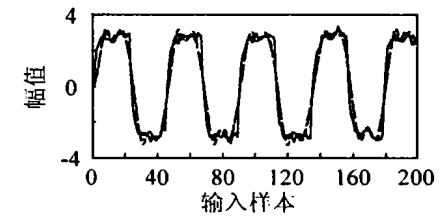
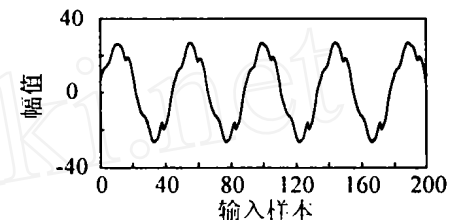
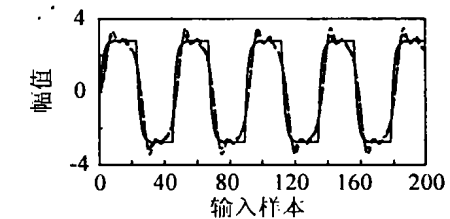


图4 无/有噪声的仿真曲线(有滤波器)

$$2) [N_1, N_2] = [1, 10], N_u = 3, \lambda \text{ 分别取 } 0.1 \text{ 和}$$



(a) $\lambda = 0.1$



(b) $\lambda = 0.01$

图5 不同控制权值下的仿真曲线(有滤波器)

0.01. 仿真曲线如图5所示。

5 结 语

本文运用神经网络理论和模型,对基于BP MFN网络结构的非线性系统GPC结构方案进行研究,建立了基于ANN的非线性系统GPC结构方案,给出了相应GPC辨识器和控制器结构,并对合理设置GPC算法参数进行原则性分析。通过大量的对比仿真,得到所建的基于ANN的非线性系统GPC结构方案,较好地解决了复杂非线性系统的辨识建模和控制问题,控制方案合理有效,并取得了良好的控制效果。BP MFN网络是普遍应用的一类网络模型,具有大量的成熟算法,这使控制方案的实施简单可行。

参考文献(References)

- [1] Clarke D W. Application of Generalized Predictive Control to Industrial Processes[J]. *IEEE Control System on Magazine*, 1988, 8(2): 49-55.

(下转第1373页)

索算法求解该问题 根据聚类问题的特点, 提出了增强型的 kick 策略 实验结果表明, 采用环交换邻域和增强型 kick 策略的 LS 算法, 能在实际可容忍的时间内获得满意的聚类

参考文献(References)

- [1] Kusiak A, Cheng C H. Group Technology: A Analysis of Selected Models and Algorithms[A]. *Design, A nalysis and Control of M anufacturing Cells* [C]. Atlanta: American Society of Mechanical Engineers, 1991: 99-114
- [2] Chu C H. Cluster Analysis in Manufacturing Cellular Formation[J]. *Int J of M anagement Science*, 1989, 17(3): 289-295
- [3] Sahni S, Gonzales T. P-complete Approximation problems[J]. *J of American S tatistic A ssociation*, 1976, 23(2): 555-565
- [4] Torika A, Yajima Y, Enkawa T. A New Composite Algorithm for Clustering Problems[J]. *Int T ransfer Op-erational Research*, 1996, 3(2): 197-206
- [5] Chan E Y, Ching W K, Ng M K, et al An Optimization Algorithm for Clustering Using Weighted Dissimilarity Measures[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(5): 943-952
- [6] Cowgill M C, Harvey R J, Watson L T. A Genetic Algorithm Approach to Cluster Analysis[J]. *Computers and M athematics w ith Applications*, 1999, 37(7): 99-108
- [7] Sultan K S. A Tabu Search Approach to the Clustering Problem [J]. *Patter Recognition*, 1995, 28(9): 1443-1454
- [8] Sultan K S, Maroof K M. Computational Experience on Four Algorithms for the Hard Clustering Problem [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1996, 17(3): 295-308
- [9] Baum E B. Towards Practical "Neural" Computation for Combinatorial Optimization Problems: Neural Networks for Computing[A]. *Proc AIP Conf* [C]. New York, 1986: 53-58
- [10] Lourenco H R, Martin O, Stützle T. A Beginner's Introduction to Iterated Local Search[A]. *MIC '2001-4th Metaheuristics Int Conf* [C]. Porto, 2001: 1-6
- [11] Thompson P M, Orlin J B. *The Theory of Cyclic Transfers*[R]. Cambridge: Operations Research Center, MIT, 1989
- [2] Richalet J. Model Predictive Heuristic Control: Applications to Industrial Processes[J]. *Automatica*, 1978, 14(5): 413-428
- [3] Rouhani R, Mehra R K. Model Algorithmic Control (MAC): Basic Theoretical Properties[J]. *Automatica*, 1982, 18(4): 401-414
- [4] Culter C R, Ramaker B L. Dynamic Matrix Control: A Computer Control Algorithm [A]. *Proc of Joint Automatic Control Conf* [C]. San Francisco, 1980
- [5] Clarke D W, Mohtadi C, Tuffs P S. Generalized Predictive Control[J]. *Automatica*, 1987, 23(1): 137-160
- [6] Ahmed M S. Neural-net-based Direct Adaptive Control for a Class of Nonlinear Plant[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2000, 45(1): 671-677.
- [7] Haddad W M, Hayakawa T, Chellaboina V, et al Robust Adaptive Control for Nonlinear Uncertain Systems[J]. *Automatica*, 2003, 39(1): 551-556
- [8] 王伟. 广义预测控制理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1998
(Wang W. *Theory and Application of Generalized Predictive Control*[M]. Beijing: Science Press, 1998)
- [9] Clarke D W, Mohtadi C, Tuffs P S. Properties of Generalized Predictive Control[J]. *Automatica*, 1989, 25(6): 859-875
- [10] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993
(Xi Y G. *Predictive Control*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1993)
- [11] Rani K Y, Unbehauen H. Study of Predictive Controller Tuning Methods [J]. *Automatica*, 1997, 33(12): 2243-2248
- [12] Norgaard M, Ravn O, Poulsen N K, et al *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems*[M]. London: Springer-Verlag, 2000

(上接第 1368 页)