

基于机器人的神经网络预测控制算法

陈 虹, 梁文彬, 李宗宝, 董航飞

(扬州大学 能源与动力工程学院, 江苏 扬州 225009)

摘 要:针对预测控制机理在处理非线性模型控制存在较大的困难,提出了将BP神经网络和广义预测控制(GPC)相结合后应用于网络控制系统的思想,构造了神经网络预测控制算法,其实质是用BP神经网络作为预测模型,产生预测信号,对系统进行反馈校正,并通过误差迭代求取广义预测的最优控制律,从而克服了对非线性系统难以辨识模型的困难,利用神经网络“黑箱”的功能达到对非线性系统的预测控制。以机器人为控制对象进行仿真,取得了较好的控制效果。

关键词:预测控制;BP神经网络;机器人

中图分类号:TP273

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)08-0065-03

A Neural Network Predictive Control Algorithm Based on Robot

CHEN Hong, LIANG Wen-bin, LI Zong-bao, DONG Hang-fei

(School of Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China)

Abstract: With the big difficulty when using predictive control theory do with the nonlinear control, puts forward an idea of using predictive control and BP neural network combining theory in the networked control system. It constructs the neural network predictive control algorithm. Actually it solves the control law by BP neural networks for it can approach the function very well. At last, choose robot as the research object to simulate, the result shows the effectiveness of the scheme.

Key words: predictive control; BP neural network; robot

0 引 言

随着工业控制要求的提高及控制理论与计算机技术的发展,产生了控制效果好、鲁棒性强,适用于控制不易建立精确数学模型且比较复杂的工业过程的预测控制算法^[1],并已在石油化工、冶金、机械等工业部门的控制系统中得到了成功的应用,是一类新型计算机控制算法。

广义预测控制算法由于采用多步输出预测,需要在线递推求解 Diophantine 方程,而在滚动优化中又需要在线对矩阵进行求逆运算,计算工作量大,实时性降低,不利于其在快速系统中的应用。笔者尝试将神经网络技术^[2]应用于广义预测控制算法中,提出一种基于BP神经网络的广义预测算法。该方法具有学习、记忆、自适应、自整定的功能,而且对模型要求低,在线计算简单,控制质量优良,为滞后、不确定性系统的控制开辟了一条新的途径。

1 广义预测控制

广义预测控制^[3](GPC)对被控对象的数学模型采用下列具有随机阶跃扰动非平稳噪声的 CARIMA 方程^[4]描述:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + C(z^{-1})\xi(k)/\Delta \quad (1)$$

其中, $A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_nz^{-n}$, $B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} + \dots + a_mz^{-m}$, 式中, $y(k)$ 为系统输出, $u(k-1)$ 为控制量, z^{-1} 为后移算子, $\Delta = 1 - z^{-1}$ 为差分算子, $\xi(k)$ 为不相关的随机序列, A, B, C 都是 z^{-1} 的多项式,若 $B(z^{-1})$ 的前若干项为零,表示对象的相应的时滞数,设 $b_0 \neq 0$ 。在 GPC 中, k 时刻的优化性能指标具有下列形式:

$$\min J = E \left\{ \sum_{j=N_1}^{N_2} [\hat{y}(k+j) - y_r(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(k+j-1)]^2 \right\} \quad (2)$$

其中, E 为数学期望, y_r 为对象的期望输出, N_1, N_2 为优化时域的始值和终值, N_u 为控制时域,即在 N_u 步后控制量不再变化: $u(k+j-1) = u(k+N_u-1)$, $j > N_u$, N_1 应大于对象的时滞数, N_2 应大到动态特性能

收稿日期:2007-11-27

基金项目:江苏省自然科学研究指导性计划项目(KK0410182)

作者简介:陈 虹(1955-),男,江苏扬州人,教授,主要研究方向为自动控制和管控一体化。

充分表现出来,这里 GPC 不考虑延时, N_1 取 1, 同时为充分利用预测控制信息, $N_u = N_2$ 。对象的期望输出采用一惯性环节, 即:

$$y_r(k) = y(k)$$

$$y_r(k+j) = \alpha y_r(k+j-1) + (1-\alpha)c \quad (3)$$

其中 $0 < \alpha < 1$, c 为该惯性环节输入值。求得最优控制增量为:

$$\Delta u = (G^T G + \lambda I)(G^T(y_r - f)) \quad (4)$$

$\Delta u = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+N_2-1)]^T$, y_r 为期望输出预测序列, f 与过去的输入增量和过去的输出有关。

虽然预测控制机理适合非线性系统^[5], 但还是存在诸多问题。比如: 非线性对象的结构辨识和参数估计困难, 尤其是那些结构复杂、变化剧烈的对象, 难以预测模型输出。其次, 即使通过一定的方法得到了动态模型和输出的预测值, 滚动优化又出现了问题, 大部分非线性模型是以复合函数的形式出现, 难以做到控制量与输出量或状态变量的分离, 按目标函数最小进行优化时, 难以获得最优控制的解析式, 从而无法实施控制。

2 神经网络预测控制算法

神经网络预测控制算法^[6]系统结构见图 1。该系统分为模型预测、反馈校正、参考输入轨迹和滚动优化四部分。模型预测的作用是预测对象在一定时间范围内给定输入下的输出状态, 而反馈校正减小了时变、非线性和随机干扰对模型预测的影响, 参考输入轨迹是一条从现在输出到给定输出的光滑曲线, 滚动优化就是在每个间隔周期内寻找最优输入使实际输出与参考轨迹吻合。

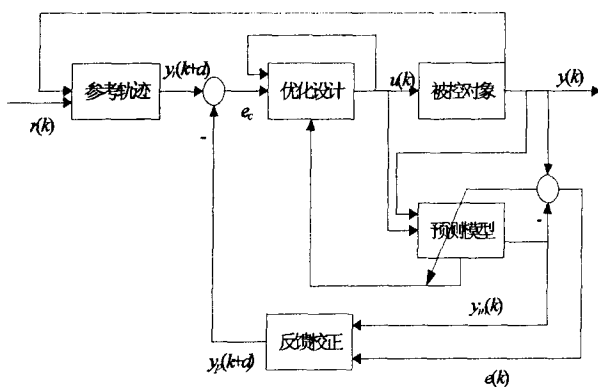


图 1 神经网络预测控制算法系统结构图

2.1 模型预测

神经网络预测控制算法使用具有良好泛化能力的神经网络模型, 极大地提高了非线性系统的预测精度。一般来说, 一个具有适当节点数的三层前向 BP 神经

网络可以以任意精度逼近任意连续和非连续函数, 十分适合对非线性系统建模。

一般地, 神经网络模型的输出可表示为前几步输入和输出值的函数:

$$y_m(k) = F[y(k-1), \dots, y(k-m), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n)] \quad (5)$$

式中: y 、 u 分别为被控对象的输出值和控制量; n 、 m 分别为其阶数。

利用此模型可以预测被控对象在给定输入下未来几步的输出值 $y_m(k+1), \dots, y_m(k+d)$, 其中 d 为预测步数。

在 $y_m(k+d)$ 的计算中, 设 BP 网络权值不变, 且只考虑在 k 时刻控制量 u 改变的大小, 在以后的 d 步, 控制量维持不变, 即 $u(k+d) = u(k+d+1) = \dots = u(k+1) = u(k)$ 。由于在 k 时刻无法测得 $y(k+d-1), \dots, y(k+d-m)$, 所以使用神经网络模型预测值 $y_m(k+d-1), \dots, y_m(k+d-m)$ 来近似代替相应对象输出值。

2.2 反馈校正

为了在模型失配时有效地消除静差, 可以在模型预测值 y_m 的基础上附加一误差 e 。在预测控制中常用一种反馈修正方法, 即闭环预测。具体做法是, 将第 k 步的实际对象的输出测量值与预测模型输出之间的误差附加到模型的预测输出 $y_m(k+i)$ 上, 得到闭环预测模型, 用 $y_p(k+i)$ 表示:

$$y_p(k+i) = y_m(k+i) + g_0[y(k) - y_m(k)] \quad (6)$$

其中 $y_p(k+i)$ 为反馈校正后的预测输出, 且 $y_p(k+T_i) = [y_p(k+1), y_p(k+2), \dots, y_p(k+d)]$, g_0 为系统预测输出修正加权因子, 其值的选择可根据需要取其它值。

2.3 参考输入轨迹

设置参考轨迹模型的目的是使系统的输出 $y(k)$ 沿着一条光滑轨迹逐渐到达设定值 $r(k)$, 以减小过量的控制作用。参考轨迹 y_r 可表示为:

$$y_r(k) = y(k)$$

$$y_r(k+i) = B_r y(k+i-1) + (1-B_r)r(k)$$

$i = 1, 2, \dots, d$ 其中, B_r 为柔化因子, $B_r \in (0, 1)$ 。通常 B_r 越大, 系统的柔性越好, 鲁棒性越强, 但快速性越差。考虑合适的鲁棒性和动态性能, 应选择适当的 B_r 。

2.4 优化计算

预测控制算法的优化计算要求在控制的每一步都向未来的有限步提出优化要求以达到最优控制的目的

的,其优化性能指标是随着时间的推移而变化的滚动式优化。单值预测控制是一种简单实用的预测控制算法,该算法只在 k 时刻改变控制量 u ,在其后的 d 步,控制量维持不变,即 $u(k+d) = u(k+d-1) = \dots = u(k+1) = u(k)$,即控制作用的大小与预测步数无关。单值预测控制的目标函数可以通过下列加权二次型性能指标求得,即:

$$J = e^2(k+d) + [u(k) - u(k-1)]^2 \quad (8)$$

其中, $e(k+d) = y_r(k+d) - y_p(k+d)$; p 为控制加权系数, $p > 0$,它作为一种软约束加入到性能指标中以限制 u 的剧烈变化。将式(8) 最小化即可求得最优控制规律。

2.5 算法步骤

(1)取被控对象在一定输入输出范围内的样本,确定神经网络模型的层数、节点数,训练神经网络。

(2)在 k 时刻确定 $u(k)$,并将 $u(k)$ 作为对象的输入求得输出 $y(k)$ 。

(3)由式(5)求得 $y_m(k)$,在不改变 BP 网络权值以及 $u(k)$ 的前提下求 $y_m(k+d)$,进而由式(6)求得 $y_p(k+i)$,并按梯度法修正预测模型的权值。

(4)更新输出向量 $y(k)$ 。

(5)令 $k = k + 1$,返回步骤(2) 继续进行。

3 仿 真

基于学校实验室的 AS-R 机器人模型,它的核心是两只瑞士 MAXON 公司生产的 RE36 型 70W 的空心杯转子直流电动机。

该直流电动机简化的动态结构框图如图 2 所示。

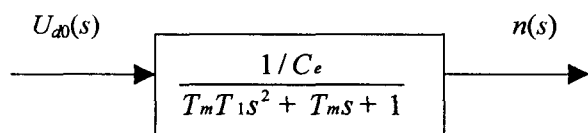


图 2 直流电动机简化的动态结构框图

由电动机的基本知识可得,直流电动机转速相对于输入电压的传递函数模型为:

$$W(S) = \frac{n(s)}{U_{d0}(s)} = \frac{1/C_e}{T_m T_1 s^2 + T_m s + 1} \quad (9)$$

其中: T_m 和 T_1 两个时间常数分别表示机电惯性恶化电磁惯性。取对象参数为 $T_m T_1 = 0.00036$, $T_m = 0.038$, $1/C_e = 1$,即

$$W(S) = \frac{1}{0.00036s^2 + 0.038s + 1} \quad (10)$$

仿真时间步长取 0.02s。

通过 Z 变换以及对象的状态空间统一模型可得对象的离散状态的空间模型系数为:

$$G = \begin{bmatrix} 0.6971 & 1 & 0 & 0 \\ -0.1211 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.6971 & 1 \\ 0 & 0 & -0.1211 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 0.2839 & 0 \\ 0.1401 & 0 \\ 0 & 0.2839 \\ 0 & 0.1401 \end{bmatrix}$$

在本实验中,取延时步数 delay=80。

图 3 是基于单纯广义预测算法的阶跃响应曲线,可以看到在假定延时 3s,系统调节时间较长,超过 6s,且有较大超调。

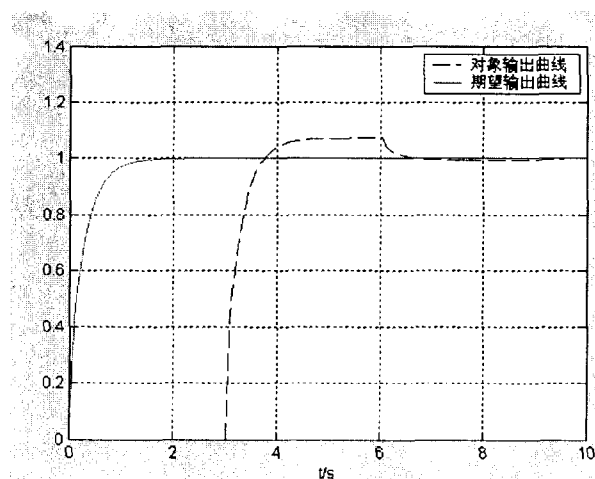


图 3 基于广义预测算法的阶跃响应曲线

根据所得模型,获取一定的样本序列,运用 MATLAB 软件进行仿真,图 4 为 BP 神经网络工具箱^[7]训练神经网络所得的效果图。图 5 为基于 BP 神经网络预测控制阶跃响应曲线,其中实线是传递函数为 $G(s) = \frac{1}{0.3s+1}$ 的系统的一阶跃响应曲线,文中以它作为期望输出。虚线是假定延时时间为 3s 的情况下,通

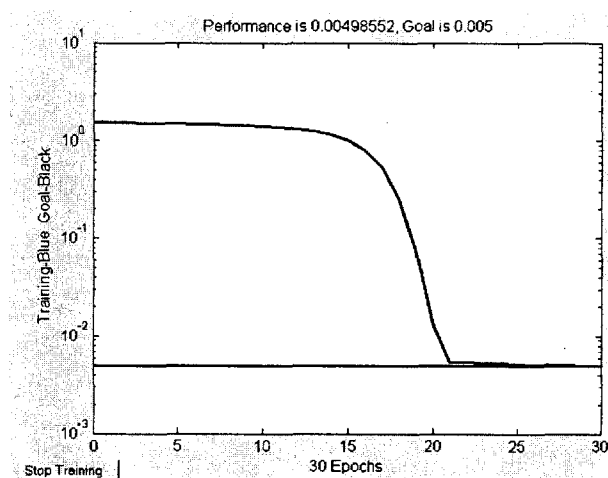


图 4 神经网络训练结果

(下转第 71 页)

之上对协议分层。传给应用对象的消息被这个栈拦截,该消息能指导相应层的协议。

4 结束语

中间件平台提供的特点和服务使分布式应用的开发变得容易,然而,这样的特点常常与模型提供的核心功能横切和缠结^[8]。即使某些中间件的服务作为组件提供(例如连通性),这些组件也可能被其他中间件的特点(例如安全、事务)横切。中间件的横切本质使得理解、分析和改变中间件的特点变得困难。文中总结了针对专门领域的面向方面中间件开发的三种工具:AspectIX 和 QuO 处理 QoS 关注点,DIL 从功能代码中分离协议实现。在建造一个中间件系统时,使用这些工具可获得较好的模块性、可配置性和代码演化性。

参考文献:

- [1] Zhang C, Jacobsen H - A. Quantifying Aspects in Middleware Platforms[C]// In Proceedings 2nd International Conference on Aspect - Oriented Software Development(AOSD). [s. l.]:ACM Press,2003:130 - 139.
- [2] Zhang C, Jacobsen H - A. Re - Factoring Middleware Systems: A Case Study[R]. Canada: University of Toronto,

Computer Systems Research Group, 2003.

- [3] Loughran N, Parlavantzas N, Pinto M. Survey of Aspect - Oriented Middleware[C]// AOSD - Europe Project Deliverable. [s. l.]:[s. n.], 2005.
- [4] Zakaria A, Hosny H, Zeid A. A UML Extension for Modeling Aspect - Oriented Systems[C]// Proceedings of International workshop on Aspect - oriented modeling with UML. Germany:[s. n.], 2002.
- [5] Mezini E M, Alice M. Modularization of Middleware using Aspect - Oriented Programming [C] // 4th International Workshop on Software Engineering and Middleware. [s. l.]: Springer - Verlag,2005:47 - 63.
- [6] Hauck F J, Becker U, Geier M. AspectIX: A Middleware for Aspect - Oriented Programming[C]// Workshop on Aspect - Oriented Programming (ECOOP'98). Brussels, Belgium:[s. n.],1998:426 - 427.
- [7] McCormick E. A Survey of AOP Architectures for Middleware[EB/OL]. 2003. <http://www.cs.ubc.ca/emccormi/projects.html>.
- [8] Hunleth F, Cytron R, Gill C. Building Customizable Middleware using Aspect Oriented Programming[C]// presented at OOPSLA 2001 Workshop on Advanced Separation of Concerns in Object - Oriented Systems. Tampa, Florida:[s. n.], 2001.

(上接第 67 页)

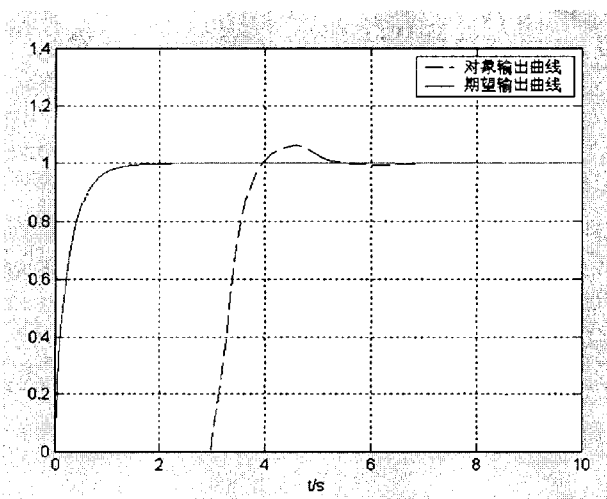


图 5 基于 BP 神经网络预测控制阶跃响应曲线
过神经网络预测控制算法仿真得出的结果。从图 5 中可以看出,对象的输出曲线在 5s 时就能与期望输出曲线吻合而且超调量小,比单纯使用预测算法(见图 3)的效果要好。

4 结束语

通过以上分析,人工神经网络作为一种拟智技术,

对预测控制的发展有很好的促进作用。通过该算法在机器人模型上的仿真效果来看,神经网络技术的引入,一方面能加强和丰富预测控制的方法和手段,另一方面能提高预测控制的水平,因此,该方案切实可行。

参考文献:

- [1] 余主正,杨马英.基于预测控制算法的网络控制[C]//第五届全球智能控制与自动化大会论文集,第十卷.杭州:浙江大学出版社,2004:15 - 19.
- [2] 徐丽娜.神经网络控制系统[M].北京:电子工业出版社,2002:115 - 160.
- [3] Farouq. Neural network model - based predictive control of liquid - liquid extraction contactors[J]. Chemical Engineering Science,2006,21(6):659 - 662.
- [4] 陈虹,史旺旺.基于因特网远程控制系统的改进广义预测控制方法[J].电机与控制学报,2005(6):566 - 570.
- [5] Aoyama A. A Fuzzy Neural - network Approach for Nonlinear Process[J]. Engng Applic,1995(5):401 - 408.
- [6] 杨平,彭道刚.神经网络预测控制算法及其应用[J].控制工程,2003,9(2):10 - 14.
- [7] 刘叔军,盖小华. MATLAB7.0 控制系统应用与实例[M].北京:机械工业出版社,2006.