

误差补偿和时滞辨识预测控制算法

王家祥¹, 何 信²

(1. 天津大学管理学院 天津 300072; 2. 北京石油化工学院信管系 北京 102617)

【摘要】通过神经网络辨别出非线性系统的滞后时间, 并采用误差补偿手段对神经网络进行修正, 控制系统的反馈取自不带时滞的非线性神经网络的输出, 采用预测控制策略改善整个系统的控制性能。仿真实验表明该方法具有较快的响应速度和较强的自适应性与鲁棒性, 能有效克服延迟和干扰给控制品质带来的不利影响, 取得了良好的控制性能。

关键词 时滞; 辨识; 神经网络; 误差补偿

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Predictive Control Algorithm with Error Estimation and Time Delay Identification

WANG Jia-xiang¹, HE Xin²

(1. Management College, TJU of China Tianjin 300072; 2. Information Management College, BIPT Beijing 102617)

Abstract Competitive advantage of Artificial Neural Network (ANN) compensation control is that it can overcome the time delay, which is of vital importance in process control. ANN identify time lag in the system, and is modified through error compensation method. Feedback of control system comes from the output of nonlinear ANN without time lag. Predictive control strategy is used to improve the performance of overall system. Simulation test shows the algorithm has little response time and strong adaptability and robustness; it can overcome the degradation introduced by time delay and disturbance in system; fine performance of control is acquired.

Key words time delay; identification; neural network; error compensating

人们对于带有滞后系统的控制已经作了很多研究, 有些方法从理论上讲是可以克服纯滞后所产生的影响, 但需要准确地掌握对象的数学模型^[1]。如果对象的数学模型不准确或在外在扰动作用下, 这类控制方法效果不太理想。有些控制方法是假定延迟时间为已知的, 若对延迟时间变化的系统进行控制则效果不佳, 甚至使系统控制品质恶化, 造成系统不稳定。

本文用神经网络辨识出延迟系统中的延迟时间, 对系统进行在线调整, 神经网络辨识与基于模型补偿的延迟系统控制策略相结合, 以解决模型误差问题。通过在线辨识和参数调节, 使控制系统在参数不确定或时变时, 也能有很好的控制效果。

1 控制方法分析

1.1 系统描述

考虑某一具有时滞的单输入单输出的非线性系统, 可用离散化差分方程描述^[2]:

收稿日期: 2005-09-22

作者简介: 王家祥(1955-), 男, 博士生, 主要从事社会经济系统建模与控制方面的研究。

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m))g(k-d) \quad (1)$$

式中 $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别为 k 时刻系统的输入和输出； f 为一未知的非线性连续函数； g 为一纯滞后环节； $d-1$ 为神经网络辨识出的系统延迟； m 和 n 分别为系统输入、输出的阶次。

当给定信号为 $y_d(k)$ 时，为得到 k 时刻的控制输入，使用Clarke一步加权预报控制性能指标函数，即：

$$J = [y_d(k+d) - y_p(k+d)]^2 + \lambda [u(k) - u(k-1)]^2 \quad \lambda > 0 \quad (2)$$

式中 $\lambda > 0$ ，表示控制增量的加权系数， $y_p(k+d)$ 表示在 k 时刻对 $k+d$ 时刻系统输出的预测，它由模型预测及模型偏差修正两部分组成，即：

$$y_p(k+d) = y_m(k+d) + he(k) \quad (3)$$

式中 $y_m(k+d)$ 是 k 时刻由神经网络(Neural Network, NN)预测模型得到的输出值； $h > 0$ 是加权系数； $e(k) = y(k) - y_m(k)$ 即 k 时刻的真实输出与 $k-d$ 时刻的模型预测值之间的偏差。

1.2 基于神经网络的纯滞后时间辨识

简单的线性延迟系统离散化方程如下：

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t)$$

式中 $y(t)$ 为输出量； $u(t)$ 为控制量； $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 分别是 z^{-1} 的多项式； z^{-d} 表示系统有 d 步的时间延迟。

线性延迟系统滞后时间的辨识，隐含在其线性差分方程：

$$y(k) = a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) + b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2) + \dots + b_m u(k-m) \quad (4)$$

因而可以建立一个两层自适应线性网络，如图1所示。网络的权重与离散化的线性差分方程的系数一一对应。由后向前的第1个不为零的权重 $w_y(d)$ ，它所对应的输入的后移步数即是系统的延迟步数 d 。

对于非线性时延系统，当前输出 $y(k)$ 是以前输出 $y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n)$ 以及 d 步延迟以前的输入 $u(k-d), \dots, u(k-m-d)$ 的函数：

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-d), \dots, u(k-m-d)) \quad (5)$$

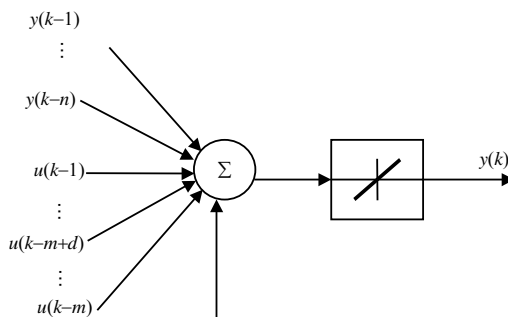


图1 两层自适应网络

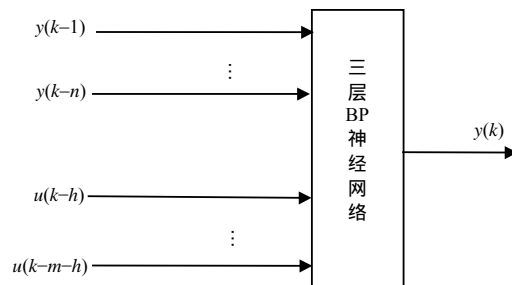


图2 三层BP网络

经研究发现，辨识非线性时延系统的滞后时间采用三层的反向传播(Back Propagate, BP)网络效果较理想，如图2所示。隐含层的激活函数为Sigmoid，采用不同输入采样区间的样本集对网络的训练结果有很大影响。在从输入采样区间的第1个包含延迟输入量 $h=d$ 到不包含第1个延迟输入量 $h=d+1$ ，网络的训练结果，即期望输出与网络输出的偏差平方和，将产生突变，由此可以辨识出非线性时延系统的滞后步数 d ^[3]。

1.3 神经网络预测模型

神经网络预测模型辨识的是去掉时延的实际对象。其作用是：根据 $u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-m)$ 和 $y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n)$ ，预测出系统输出 $y(k+d)$ 的值；并利用 $e(k)$ 的值，在线修正网络的连接权系数。该模型为基于 k 时刻超前 d 步的NN预测模型，描述为^[4]：

$$y_m(k+d) = f_{NN}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m), \dots, W] \quad (6)$$

式中 f_{NN} 是用一个神经网络逼近的非线性函数； m, n 分别为系统输入和输出的阶次；

$W = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{j1}, w_{j2}, \dots]$ 为神经网络中所有神经元的权值组成的权值向量。选用三层的反向传播网络, 输入层有 $i = n + m$ 个节点, 输入矢量为:

$$X^T = [y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)] \quad (7)$$

隐含层有 j 个节点, 选转移函数 f 为 Sigmoid 函数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 输出层为单个节点。系统的预测输出 $y_p(k+d)$ 由模型预测及模型偏差修正两部分组成, 同式(2), 即:

$$y_p(k+d) = y_m(k+d) + h(y(k) - y_m(k)) \quad (8)$$

式中 $y_m(k+d)$ 是 k 时刻由 NN 预测模型得到的输出值。在预测 $k+d$ 时刻输出时, 引入 k 时刻的实时输出信息进行校正, 构成闭环控制以减少静差及减小由于模型失配、扰动等原因造成的对系统的影响。

1.4 带误差补偿的预测控制算法

滚动优化是建立在神经网络预测模型的基础上, 根据某一性能指标的最优来确定未来的控制作用。因此, 要获得最优控制律, 即:

$$J = \min \{ [y_d(k+d) - y_p(k+d)]^2 + \lambda [u(k) - u(k-1)]^2 \} \quad (9)$$

采用梯度下降法, 令 $\frac{\partial J}{\partial u} = 0$, 得:

$$u(k) = u(k-1) - \frac{1}{\lambda} [y_d(k-1) - y_p(k-1)] \frac{\partial y_m(k-1)}{\partial u(k)} \quad (10)$$

式中 $\frac{\partial y_m(k-1)}{\partial u(k)}$ 可由神经网络模型中求出。由于 $y_p(k-1)$ 中包含有 $u(k)$ 项, 所以先取初始值 $u(k) = u(k-1)$, 并采用迭代算法求取最优的 $u(k)$ [5-7]。

2 实验验证

化工和工业控制系统中有很多对象都有较大的滞后, 如加热炉的升温就是带有时滞一阶惯性环节的过程, 传递函数 $G(s) = \frac{1.5e^{-2s}}{(0.1s+1)}$, 被控对象为大时滞对象。

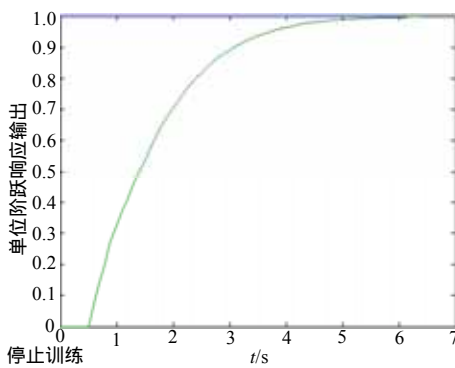


图3 时滞辨识的神经网络控制(无误差补偿和扰动)

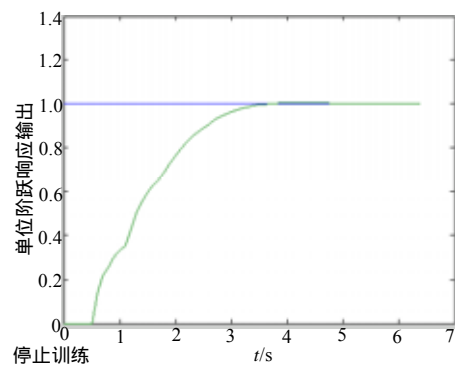


图4 带误差补偿的神经网络控制(无扰动输入)

通过实验, 神经网络选用4-5-1的三层网络结构较为理想。网络的训练数据采用加热炉某一时段运行的实际输入输出, 训练数据输入网络让网络自学习, 该过程离线进行。预测控制器也需要先离线进行训练, 采用的训练数据可以由辨识网络提供。将两个网络训练好以后, 可以对加热炉进行实时在线控制。

系统输入采用单位阶跃, 控制算法响应曲线如图3~6所示。其中图3所示为带时滞辨识但未加补偿和扰动的控制算法响应曲线, 图4所示为带辨识和误差补偿控制算法响应曲线, 图5所示为在系统中加入扰动后系统的响应曲线。系统的响应曲线如图6所示, 采用二阶系统

$$G(s) = \frac{1.5e^{-2s}}{(0.1s^2 + s + 1)}$$

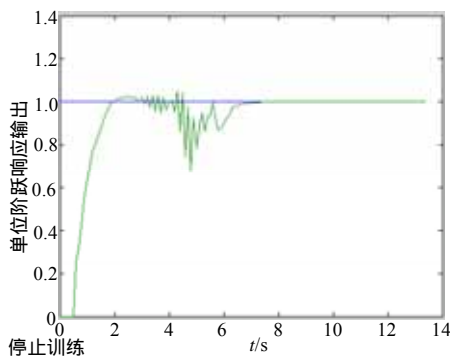


图5 加入扰动后系统的响应曲线

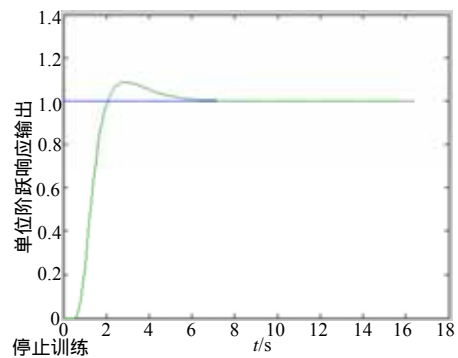


图6 二阶系统的响应图(无干扰)

3 结 论

仿真实验结果表明,本文的方法适应性好,控制精度较高,鲁棒性较强,学习迅速,控制效果好。针对系统过程的特点,开发与设计出各种智能控制方法或以不同的形式结合在一起,是解决工业时滞过程的有效途径^[8-9]。计算机的应用能方便地实现工业过程中各种复杂、高级的控制算法。

参 考 文 献

- [1] 宋云霞, 朱学峰. 大时滞过程控制方法及应用[J]. 化工自动化及仪表, 2001, 28(4): 9-15
- [2] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993
- [3] 陆 燕, 杜继宏, 李春文. 延迟时间未知的时延系统神经网络补偿控制[J]. 清华大学学报, 1998, 38(9): 67-69
- [4] 闻 新, 周 露, 李 翔, 等. Matlab神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003
- [5] Jose R N, Wang H. A direct adaptive neural network control for unknown nonlinear systems and its application[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1998, 9(1): 27-33
- [6] 戴先中, 何 丹, 陈 毓, 等. 基于NN α 阶逆的非线性大时延系统预测控制[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(4): 122-125
- [7] 李少远, 刘 浩, 袁著祉. 基于神经网络误差修正的广义预测控制[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(5): 675-680
- [8] 张峻颖, 杨马英, 谢 启. 含有纯滞后系统的控制方法[J]. 控制工程, 2002, 9(6): 93-95
- [9] 诸 静. 智能预测控制及其应用[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2002

编 辑 漆 蓉