

文章编号: 1001-0920(2006)03-0327-04

基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器

曲永印^{1,2}, 邵世煌¹, 段慧达², 王忠礼², 周振雄²

(1. 东华大学 信息工程学院, 上海 200051; 2 北华大学 电气信息工程学院, 吉林省 吉林市 132013)

摘要: 在常规 Dahlin 数字控制器的基础上, 采用神经网络理论确定 Dahlin 控制器参数, 提出了一种基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器。该控制器具有收敛速度快、鲁棒性强的特点, 既可用于参数时变和时滞未知的受控对象, 亦适用于逆不稳定过程, 不存在控制器的振铃现象, 是解决具有慢时变和时滞未知工业过程控制的有效方法。

关键词: Dahlin 算法; 自适应控制; 神经网络; 逆不稳定

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Adaptive Dahlin Digital Controller Based on Neural Network

QU Yong-yin^{1,2}, SHAO Shi-huang¹, DUAN Hui-da², WANG Zhong-li², ZHOU Zhen-xiong²

(1. School of Information Engineering, Donghua University, Shanghai 200051, China; 2 School of Electrical and Information Engineering, Beihua University, Jilin 132013, China. Correspondent: QU Yong-yin, Email: qyy1217@yahoo.com.cn)

Abstract: An adaptive Dahlin digital controller based on neural network is presented. It is designed based on common Dahlin digital controller. Parameter of the controller is defined by using neural network method. It has features for fast convergence and having good robust. It can be applied not only to the plant which is unknown or has slow time-varying and time-delay, but also to the plant which has unstable inverse process. It can also eliminate the ringing phenomena of controller. It is an effective method to solve the problem of controlling an industrial process with slow time-varying and time delayed. The simulation result shows the effectiveness of the proposed method.

Key words: Dahlin algorithm; Adaptive control; Neural network; Unstable inverse

1 引言

生产过程中, 大多数工业对象具有较大的纯滞后时间, 如流量的传输、工业加热和大的传动间隙等。对象的纯滞后时间 τ 对系统的控制性能极为不利, 它使系统稳定性能降低, 鲁棒性变差, 暂态性能变坏。当对象的纯滞后时间与对象的惯性时间常数之比 $\tau/T > 0.5$ 时, 采用常规的 PD 控制很难获得满意的控制性能。针对这种情况, 人们对具有大时滞的受控对象^[1] 提出了许多控制策略, Dahlin 控制策略就是其中的一种。

2 常规 Dahlin 控制策略机理

设典型的单回路计算机控制系统结构如图 1 所示。常规的 Dahlin 数字控制策略的基本原理是: 对

于一、二阶大时滞对象^[2], 总可以将闭环系统等效为一个预期的一阶惯性加滞后的模型; 然后根据闭环系统的结构, 求出相应控制器的脉冲传递函数, 即 Dahlin 数字控制器。

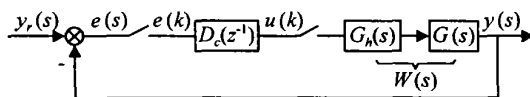


图 1 单回路计算机控制系统

2.1 一阶对象的 Dahlin 数字控制器

设具有时滞的一阶传函为

$$G(s) = \frac{ke^{-Ts}}{Ts + 1} \quad (1)$$

收稿日期: 2005-04-07; 修回日期: 2005-11-07.

作者简介: 曲永印(1959—), 男, 吉林梅河口人, 教授, 博士生, 从事自适应控制、神经网络理论等研究; 邵世煌(1938—), 男, 江苏苏州人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、生物信息等研究。

将时滞^[3]τ表示为

$$\tau = d - 1 + f, \quad d = 1, 2, \dots, 0 \leq f < 1 \quad (2)$$

设期望的闭环系统传函为

$$W_m(s) = \frac{e^{-\tau_m s}}{T_m s + 1} \quad (3)$$

则根据闭环系统结构求出的Dahlin 数字控制器脉冲传函^[4]为

$$D_{c1}(z^{-1}) = \frac{(1 - e^{-\tau_s/T_m})(1 + a_1 z^{-1})}{(b_0 + b_1 z^{-1})[(1 - e^{-\tau_s/T_m})z^{-1} - (1 - e^{-\tau_s/T_m})z^{-d}]} \quad (4)$$

式中: a₁, b₀, b₁ 为对象脉冲函数系数; T_s 为采样周期

2.2 二阶对象的Dahlin 数字控制器

设具有时滞的二阶对象传函^[4]为

$$G(s) = \frac{ke^{-\tau s}}{(T_{1s} + 1)(T_{2s} + 1)} \quad (5)$$

则由闭环系统结构求出相应的Dahlin 数字控制器的脉冲传函为

$$D_{c2}(z^{-1}) = \frac{(1 - e^{-\tau_s/T_m})(1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2})}{(b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2})[(1 - e^{-\tau_s/T_m})z^{-1} - (1 - e^{-\tau_s/T_m})z^{-d}]} \quad (6)$$

式中: a₁, a₂, b₀, b₁, b₂ 为对象脉冲函数系数 由式(4)和(6)可以看出, 理论推导出的Dahlin 控制器是一个高阶控制器, 而且对象时滞越大, 控制器阶数越高 因此, 要在不影响控制器机理和稳定性的前提下, 对式(4)和(6)进行合理简化, 以便于实际应用

3 基于神经网络的自适应Dahlin 数字控制器

3.1 实用型Dahlin 控制器

为了使Dahlin 控制器达到实用化并扩大其应用范围, 首先要对其进行合理简化, 其次要解决其适用逆不稳定现象, 并克服控制器的振铃现象 将受控对象的零点多项式中的z取为1, 便可适用于逆不稳定对象 振铃现象是由控制器的左极点引起的, 因此消除控制器的左极点便可以消除振铃现象 这样处理, 在控制大时滞对象时, 与纯粹的Dahlin 数字控制器相比, 响应超调量略为增加, 但可以忽略 改进后的一阶Dahlin 数字控制器的一阶脉冲传函为

$$\begin{cases} D_{c1}(z) = \frac{k_{11}(1 + a_1 z^{-1})}{1 - z^{-1}}, \\ k_{11} = \frac{1 - e^{-\tau_s/T_m}}{(b_0 + b_1)[d - d(d - 1)e^{-\tau_s/T_m}](1 - z^{-1})}. \end{cases} \quad (7)$$

类似地, 改进后的二阶Dahlin 数字控制器的脉冲传

函为

$$\begin{cases} D_{c2}(z) = \frac{k_{21}(1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2})}{1 - z^{-1}}, \\ k_{21} = \frac{1 - e^{-\tau_s/T_m}}{(b_0 + b_1 + b_2)[d - (d - 1)e^{-\tau_s/T_m}]} \end{cases} \quad (8)$$

此时, 相应的闭环系统脉冲传函为

$$\begin{cases} \Phi_1(z^{-1}) = \frac{k_{11}(b_0 + b_1 z^{-1})z^{-d}}{1 - z^{-1} + k_{11}(b_0 + b_1 z^{-1})z^{-d}}, \\ \Phi_2(z^{-1}) = \frac{k_{21}(b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2})z^{-d}}{1 - z^{-1} + k_{21}(b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2})z^{-d}} \end{cases} \quad (9)$$

由式(9)可以看出, 此时有

$$\Phi(1) = \Phi_1(1) = \Phi_2(1). \quad (10)$$

即具有式(9)形式的改进后的Dahlin 数字控制器能消除静态偏差

3.2 采用输出误差的二次方为性能指标的神经网络自适应Dahlin 数字控制器

由于一般大时滞受控对象大多具有慢时变特性, 常规Dahlin 数字控制器在对应某一组受控对象参数时, 可以获得预期的控制性能, 而当对象参数变化时, 控制性能则会偏离预期的目标值 目前, 神经网络理论及应用的研究取得了突破性进展, 引起了人们极大的关注, 同时也促进了人们将神经网络应用于控制领域, 以解决控制系统的非线性和不确定性问题 因此, 本文提出一种基于神经网络技术的自适应Dahlin 数字控制器 将神经网络可以解决不确定性系统控制问题的优势与Dahlin 数字控制器的优势相结合, 构成一种新型适用的自适应控制器, 其控制效果非常理想

下面以改进的二阶Dahlin 数字控制器为例, 分析基于神经网络的自适应Dahlin 数字控制器的基本原理 其系统结构如图2所示 基本原理是: 利用神经网络对改进的二阶Dahlin 数字控制器的参数 a₁, a₂, b₀, b₁, b₂ 进行实时调节, 以实现被控对象参数发生改变时的自适应控制 其中神经网络模型采用改进的Elman 网络^[5] 这种网络是一种动态网络, 它具有静态网络不可比拟的优越性, 更适于时变系统

基本Elman 网络的主要结构是前馈连接, 包括

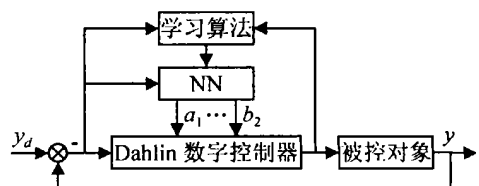


图2 系统结构

输入层、隐层、输出层,其连接权可以进行学习修正。反馈连接由一组“结构”单元构成,用来记忆隐层单元前一时刻的输出值,其连接权是固定的。改进的 Elman 网络在结构单元中有一个固定增益权的反馈连接,因此结构单元在 k 时刻的输出等于隐层在 $k-1$ 时刻的输出加上结构单元在 $k-1$ 时刻输出值的 α 倍,从而可以更好地保证其收敛性。

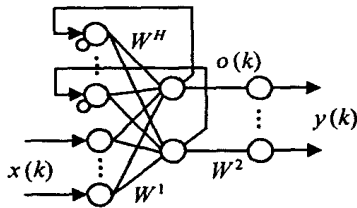


图 3 改进的 Elman 网络模型

改进的 Elman 网络的模型如图 3 所示,其非线性状态空间表达式为

$$\begin{cases} o(k) = f(W^H y_c(k) + W^1 x(k-1) + b_1), \\ y_c(k) = o(k-1) + \alpha y_c(k-1) = \\ \quad \alpha^{k-1} o(k-i), \\ y(k) = g(W^2 o(k) + b_2). \end{cases} \quad (11)$$

其中: $x(k)$ 为外部输入时间序列, $y_c(k)$ 为反馈层的输出, $y(k)$ 为网络的输出, $f(\bullet)$ 为隐单元的激发函数(如 Sigmoid 函数), $g(\bullet)$ 为输出单元的激发函数(如 Pureline 函数), W^H 为反馈层与隐层节点之间的联接权值矩阵, W^1 为输入层与隐层之间的联接权值矩阵, b_1 为隐层单元的域值, W^2 为隐层与输出层之间的联接权值矩阵, b_2 为输出层单元的域值。

对神经网络进行训练的算法采用动态 BP 算法引入性能指标函数

$$E(k) = \frac{1}{2} [y_d(k) - y(k)]^2, \quad (12)$$

则动态 BP 算法的权值调整规则为

$$\begin{cases} \Delta w_i^2 = \eta \delta^o o_i(k); \\ \delta^o = (y_d(k) - y(k)) g(\bullet), i = 1, 2, \dots, n; \\ \Delta w_i^1 = \eta \delta^o x_i(k-1); \\ \delta_i^o = (\delta^o w_i^2) f_i(\bullet), i = 1, 2, \dots, n; \\ \Delta w_{ij}^H = \eta \delta^o w_i^2 \frac{\partial o_i(k-1)}{\partial w_{ij}^H}; \\ \frac{\partial o_i(k-1)}{\partial w_{ij}^H} = f_i(\bullet) o_j(k-1) + \alpha \frac{\partial o_i(k-1)}{\partial w_{ij}^H}, \\ i, j = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (13)$$

其中: η 为学习速率, y_d 为给定的目标值, n 为隐层神经元的个数。网络权值可按 $W = W(k) + \Delta W(k +$

1) 进行调整

根据基于神经网络的 Dahlin 数字控制器的原理,选取神经网络的输入层神经元个数为 3,其输入分别为

$$\begin{cases} x_1(k) = y_d(k) - y(k) = e(k), \\ x_2(k) = e(k-1), \\ x_3(k) = e(k-2). \end{cases} \quad (14)$$

神经网络的输出层神经元个数为 5,其输出分别为 a_1, a_2, b_0, b_1, b_2 。隐层神经元的个数可在对神经网络进行训练时根据收敛速度和误差曲线进行分析而最终确定。

基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器的设计步骤如下:

Step 1: 为神经网络的各相应的联接权值赋初值,为各相应参数及 k 赋初值;

Step 2: 根据式 (11) 计算出神经网络输出,即 a_1, a_2, b_0, b_1, b_2 ;

Step 3: 将 a_1, a_2, b_0, b_1, b_2 的结果代入式 (8),得到控制器的输出,即被控对象的输入;

Step 4: 根据被控对象的输出和给定的输入目标值比较,计算出 e ;

Step 5: 将比较值按式 (14) 进行处理后作为神经网络的输入;

Step 6: 根据式 (13) 对神经网络的权值进行调整,计算得到神经网络新的输出, $k = k + 1$, 返回 Step 3

4 仿真实验

设二阶大时滞对象(定长) 传函为

$$G(s) = \frac{2e^{-\tau s}}{(10s + 1)(6s + 1)}$$

式中: $\tau = 5.6 \text{ min}$ 和 $\tau = 11.5 \text{ min}$, 取 $\tau_m = 6$ 和 $\tau_m = 12$, 采样周期 $T_s = 1 \text{ s}$

设二阶大时滞对象(慢时变) 传函为

$$G(s) = \frac{2e^{-\tau s}}{[10(1 - e^{-10t})s + 1](6s + 1)}$$

式中: $\tau = 5.6 \text{ min}$ 和 $\tau = 11.5 \text{ min}$, 取 $\tau_m = 6$ 和

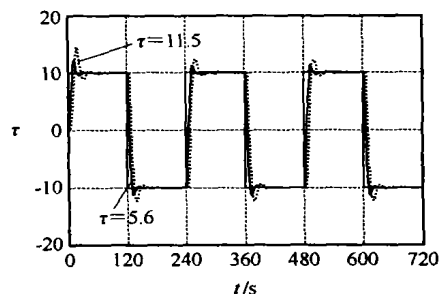


图 4 定常大时滞对象响应特性

$\tau_m = 12$, 采样周期 $T_s = 1$ s

针对二阶大时滞慢时变对象的仿真结果如图4所示, 参数自适应整定曲线如图5所示 参考输入是

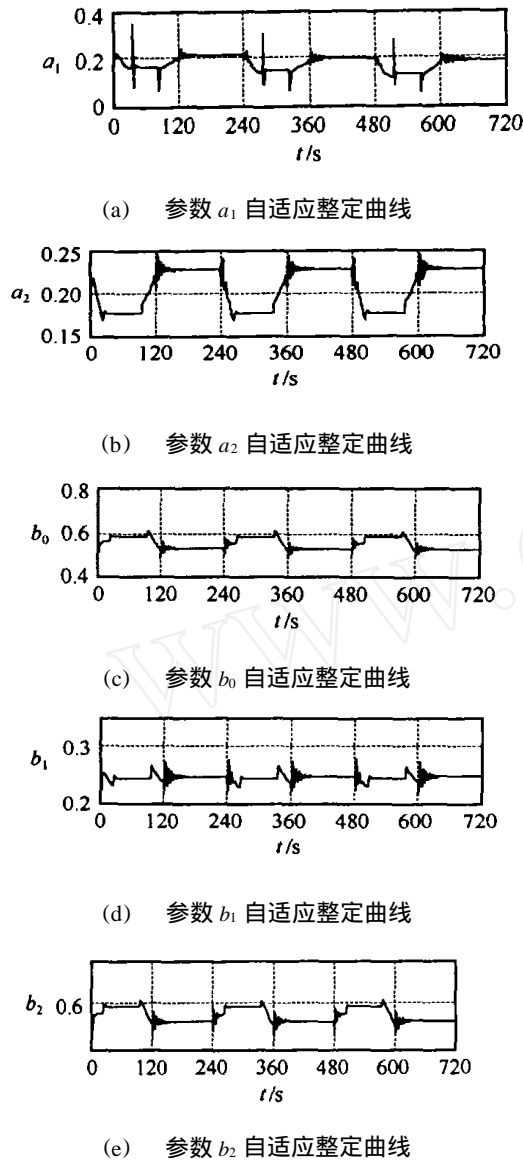


图5 参数自适应整定曲线

值为 ± 10 , 周期为 120 的方波信号 在给定对象和采样周期情况下, 离散时间对象模型均是逆不稳定的 实验结果表明, 本文提出的基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器不仅能适用于逆不稳定对象, 而且能克服参数时变影响, 具有良好的伺服性能和鲁棒性

5 结 论

基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器是一种算法简单、实现方便、易于理解的控制策略, 可用于参数和时滞未知或慢时变对象的控制 在对象为逆不稳定情况下亦具有较强的鲁棒性和较好的伺服性能 它从根本上解决了大时滞、慢时变对象控制的稳定性问题, 具有很大的工程应用价值

参考文献 (References)

- [1] Yu L. Guaranteed Cost Control of Linear Uncertain Time-delay Systems [A]. *Proc of the 2nd Asia Control Conf [C]*. Korea, 1997, 1(3): 705-708
- [2] Mondié S, Kharitonov V L. Exponential for Retarded Time-delay Systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2005, 50(2): 267-272
- [3] Esfahani S H, Petersen I R. An LMIA Approach to Output-feedback-guaranteed Cost Control for Uncertain Time-delay Systems [J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 2000, 10(2): 157-174
- [4] 曲永印, 侯军, 由东颖, 等. 自校正 Dahlin 数字控制器 [J]. *控制与决策*, 1994, 9(1): 49-53
(Qu Y Y, Hou J, You D Y, et al. A Self-Tuning Dahlin Digital Controller [J]. *Control and Decision*, 1994, 9(1): 49-53)
- [5] Pafael Parra Hernández, Jaime Alvarez Gallegos, José A, et al. Simple Recurrent Neural Networks: A Neural Network Structure for Control System [J]. *Eurocomputing*, 1998, 1(23): 277-289

(上接第 326 页)

- [6] 王珏, 石纯一. 机器学习研究 [J]. *广西师范大学学报 (自然科学版)*, 2003, 21(2): 1-15
(Wang J, Shi C Y. Machine Learning Research [J]. *J of Guangxi Normal University (Natural Science)*, 2003, 21(2): 1-15)
- [7] 冯彦杰, 王浣尘. 学习分类器在绩效寻优中的应用及组织决策意义 [J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(3): 470-473
(Fen Y J, Wang H C. Learning Classifier Application of Learning Classifier in Performance Optimization and Decision Meaning [J]. *Control Theory and Applications*, 2003, 20(3): 470-473)

- [8] Sette S, Boullart L. An Implementation of Genetic Algorithms for Rule Based Machine Learning [J]. *Engineer Application of Artificial Intelligence*, 2000, 13(4): 381-390
- [9] Tim Kovas. *Evolve Optimal Populations with XCS Classifier Systems* [R]. Birmingham: School of Computer Science, University of Birmingham, 1996
- [10] 沈永欢, 梁在中, 许履瑚, 等. *实用数学手册* [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 225-235
(Shen Y H, Liang Z Z, Xu L H, et al. *Mathematics Handbook* [M]. Beijing: Science Press, 2004: 225-235)