

文章编号 :1009 - 038X(2000)05 - 0510 - 04

一种具有自适应性的神经网络控制器

白瑞林, 严新忠, 刘尧猛, 贾士儒
(天津轻工业学院自动化系, 天津 300222)

摘要:根据智能控制仪器的特点、被控对象的实际情况以及系统控制品质的要求,提出了一种具有自适应能力的神经网络控制器。经理论分析和实验证明,该控制器具有较强的克服动态干扰和消除静态余差的能力,是一种行之有效的实现仪器智能化的方法。

关键词:神经网络;控制器;自适应;动态补偿

中图分类号:TP273

文献标识码:A

A Neural Network Controller with Adaptive Ability

BAI Rui-lin, YAN Xin-zhong, LIU Yao-meng, JIA Shi-Ru

(Department of Automation Engineering, Tianjin Institute of Light Industry, Tianjin 300222)

Abstract: According to the character of the intelligent control instruments, practical situation of controlled objects and demands of the system control quality, a neural network controller with adaptive ability was put forward in the paper. By the theory analyses and experimental test, the controller has been proved with many advantages, which can get over dynamical disturbance and eliminated still error. It has been proved that the method is an effective way to realize intelligence instrument.

Key words: neural networks; controller; adaptive; dynamical compensation

智能控制仪器目前主要是由单片机系统实现,由于单片机在时钟频率、复杂函数计算上的限制,使得神经网络控制策略难以在线学习,而只能利用网络的泛化性。由于网络的神经元数目有限,网络的泛化性有一定的限度^[1]。另外,由于被控对象具有不同程度的时变性、非线性,加上外界随机干扰、负荷波动,要求控制器具有一定的鲁棒性^[2]。特别是,在一些控制品质要求比较高的应用中,控制器鲁棒性通常是首要考虑的指标。作者针对实际的控制情况,研究和设计了一种具有自适应控制能力的神经网络控制器。

1 控制原理

1.1 NN 复合控制器的控制策略

NN 复合控制器由带有自调整 $K_c(e_k)$ 的改进 BP 网络控制器和对象动态前馈补偿器 $G_m(\Delta_{y_k})$ 组成,其控制系统结构如图 1 所示。

改进的 BP 网络控制器的控制策略为具有自调整 $K_c(e_k)$ 的非线性增量 PID 形式:

$$U_k = K_c(e_k) \{ A(K_p, K_i, K_d)E_k + B(K_p, K_i, K_d)E_{k-1} + C(K_p, K_i, K_d)E_{k-2} \}$$

收稿日期:1999-12-23,修订日期:2000-06-04。

作者简介:白瑞林(1955-),男,天津人,工学硕士,副教授。

万方数据

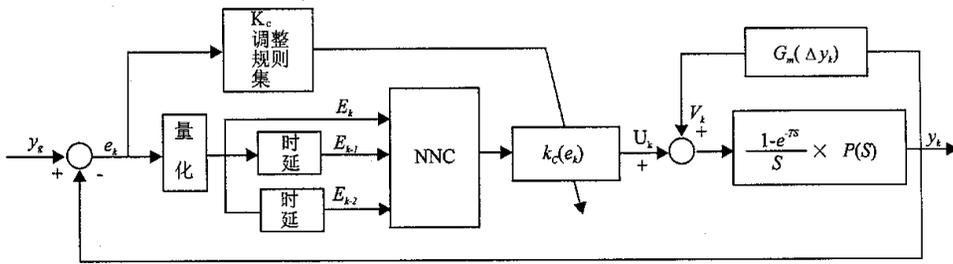


图 1 具有自适应性的神经网络控制系统框图

Fig.1 Neural network control system with adaptive ability

其中： $A(K_p, K_i, K_d)$ $B(K_p, K_i, K_d)$ $C(K_p, K_i, K_d)$ 为非线性系数，由 BP 网络程序化实现。

$K_c(e_k)$ 为控制器在线自调整增益，当进入稳态时 ($|e_k - e_{k-1}| \leq \Delta$)，采取产生式规则的知识表达方式调整：

if $e_k \geq 0.1$ then $K_c(e_k) = K_c(e_{k-1}) + 0.1 \times (\text{int } e_k / 0.1)$

if $0.1 \geq e_k \geq 0.01$ then $K_c(e_k) = K_c(e_{k-1}) + 0.01 \times (\text{int } e_k / 0.1)$

if $0.001 \geq e_k \geq 0.0001$ then $K_c(e_k) = K_c(e_{k-1}) + 0.0001 \times (\text{int } e_k / 0.001)$

if $-0.01 \leq e_k \leq -0.1$ then $K_c(e_k) = K_c(e_{k-1}) + 0.01 \times (\text{int } e_k / 0.01)$

其中： $e_k = (y_g - y_k) / y_g$ ， y_g 为系统给定， y 为系统 k 时刻输出。

对象动态前馈补偿器 ($G_m(\Delta y_k)$) 形式：

$$V_k = -K_m(y_k - y_{k-1}) / T$$

其中： T 为采样周期， K_m 为补偿增益。

1.2 改进 BP 网络控制器的学习算法

NN 复合控制器的核心为改进的 BP 网络控制器，其结构为 $m - n - 1$ 形式。该控制器采取闭环模式学习，在线仿真确定。由于模式学习时，当学习步长 a 比较小时能够逼近批学习^[3]，所以可以实现整个控制过程的样本测取，克服了样本数据稀疏和样本数据不准确等困难。网络拟合误差的代价函数为：

$$\min E = 1/2 \sum (y_g - y_k)^2$$

修正的 BP 网络学习算法为：

$$\Delta V_{kj} = \alpha_k \delta_k H_j + \eta \delta_{k-1} H_{j-1}$$

$$\Delta \gamma_k = \beta \delta_k$$

$$\delta_k = 1/2 (y_g - y_k) (1 + y_k) (1 - y_k) \mu$$

$$\alpha_k = 2^{\lambda_1} \alpha_{k-1}$$

$$\lambda_1 = \text{Sgr}[(\delta_k H_j) (\delta_{k-1} H_{j-1})]$$

$$\Delta W_{ji} = \alpha_k \delta_j I_i + \eta \delta_{j-1} I_{i-1}$$

$$\Delta \theta_j = \beta \sigma_j$$

$$\sigma_j = \sum 1/2 \delta_k V_{kj} (1 + H_j) (1 - H_{j-1}) \mu$$

$$\alpha_j = 2^{\lambda_2} \alpha_{j-1}$$

$$\lambda_2 = \text{Sgr}[(\sigma_j I_i) (\sigma_{j-1} I_{i-1})]$$

$$(i = 1, 2, 3, \dots, m) (j = 1, 2, 3, \dots, n) (k = 1)$$

其中： ΔW_{ji} 、 ΔV_{kj} 为网络权值修正量； $\Delta \theta_j$ 、 $\Delta \gamma_k$ 为网络阈值修正量； H_j 、 O_k 为神经元输出值； σ_j 、 δ_k 为误差修正量； η 为惯性量系数； α_k 、 σ_j 为变步长的学习率；

学习算法为带有惯性量和变步长的改进 BP 算法，理论和实验研究表明：该方法闭环学习速度较快^[4]，同时，当网络特性函数采用对称 Sigmoid 函数 $[(1 - e^{-\mu S}) / (1 + e^{-\mu S})]$ 时，网络控制器输出增益 K_c 、网络权值、阈值取值适宜，适合基于单片机的智能仪器的实现^[5]。

1.3 智能仪器中 NN 复合控制策略的实现方法

众所周知，单片机的研制定位主要是用于测控系统，其汇编语言具有较强的逻辑、判断、位操作等功能，但是，函数运算功能不强。同时，由于 12 MHz (MCS-51 系列) 上限频率的限制，在实时控制中，难以实现较复杂的控制策略。

采用单片机实现 NN 复合控制策略，为保证控制的实时性，实际应用中，采取以下具体作法：

1) 改进的 BP 网络控制器在实时控制中不再学习，对象的时变、非线性则利用网络的泛化性和在线 $K_c(e_k)$ 的自适应调整；

2) 对象动态补偿器 $G_m(\Delta y_k)$ 在线实时实现，用以克服负载的瞬间抖动或对象和快速性时变；

3) 改进的 BP 网络控制器参数(网络权值、阈值)采取在上位机的开发环境中优化学习获取，在基于单片机的智能仪器中采取查表方式实现；

4) 对称 Sigmoid 函数含有超越函数，采取离线计算建表，在线查表实现。

2 控制系统实例分析

为了深入研究神经网络模型化和控制技术,研制了神经网络开发环境.开发环境具有较强的功能和良好的人机界面,可方便、快捷的实现带有扰动被控对象,以及相应情况下的神经网络系统研究和控制器设计.

现有一工业过程,经简化后的被控对象传函为:

$$P(s) = k_p e^{-\tau T} / (s + a) (s + b) = 4e^{-0.3T} / (s + 1) (s + 2)$$

经上位机神经网络开发环境的学习以及抗干扰分析,改进的 BP 网络控制器(3-5-1 结构)参数如表 1 所示.

NN 复合控制系统如图 1 所示.系统给定 $y_g = 1$ 控制器输出增益 $K_{c0} = 2$. 实验中,在 8 s 和 16 s 处分别加 $-K_p \times 12.5\%$ 和 $+K_p \times 12.5\%$ 对象增益阶跃时变扰动,其系统输出扰动分析曲线见图 2.

表 1 经闭环学习的改进 BP 网络控制参数

Tab.1 Improved BP NN controller's learned parameters

网络结构:3-5-1			权值文件:good		学习次数:571		
输入-隐层权值:			隐层-输出层权值:				
0.035879	0.036043	0.036061	0.123698	0.152254	0.182473	0.214372	0.247961
0.040326	0.040599	0.40711	隐层阈值:				
0.044901	0.045289	0.045502	0.062736	0.063696	0.064670	0.065660	0.066664
0.049602	0.050109	0.050427	输出层阈值:				
0.054421	0.055053	0.055481	0.715294				

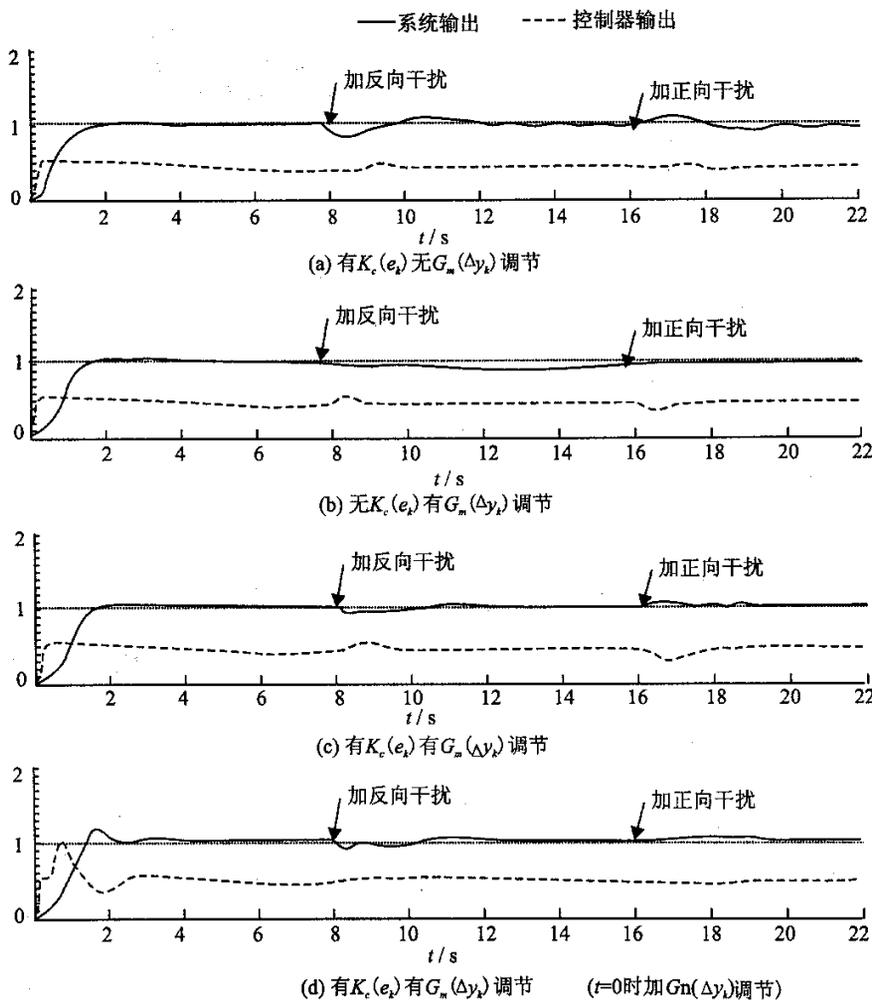


图 2 神经网络控制系统输出曲线对比分析

从系统输出曲线可看出,对采取自适应 $K_c(e_k)$ 和对象动态前馈补偿 $G_m(\Delta_{y,k})$ 的复合神经网络控制器的系统(见图 2c),当被控对象增益阶跃时变扰动时($\pm K_p \times 12.5\%$),其系统的动态响应过程:瞬态超调 9.79%,动态回调比较迅速;系统的静态响应过程:静态误差 0.0011.可以看出,系统具有良好的(工程可接受的)动、静态响应.其它情况(见图 2)效果则不理想.当被控对象时间常数阶跃时变扰动时,实测系统输出的曲线效果比较 2 情况略好.另外,从图 2d)可看出,其动态前馈补偿应在系统调试正常(进入稳态)后加入.

3 结 论

1) 当神经网络控制用于智能仪器时,其神经网络

控制难以在线学习,同时,网络的泛化性调范围有一定限度.

2) 当对象的时变性、非线性,以及负荷波动较大时,在常规神经网络控制策略的基础上,应采取自适应调节 $K_c(e_k)$ 和对象动态前馈补偿($G_m(\Delta_{y,k})$).

3) 理论分析和实验证明,具有自适应调节 $K_c(e_k)$ 和对象动态前馈补偿($G_m(\Delta_{y,k})$)的神经网络控制器是一种有效的智能控制方法.

4) 作者采取一定的算法处理避开了网络在线学习,易于在单片机的智能仪器中应用.

参考文献

- [1] HUNT K J. Neural Networks for Control Systems - A Survey[J]. *Automatic*, 1992, 28: 1083 ~ 1112.
- [2] 李树江. 模糊控制在三相异步电动机轻载降压节能中的应用[J]. *信息与控制*, 1996 (6): 361 ~ 366.
- [3] QI SI-zhao. Comparison of Four Neural Net Learning Methods for Dynamic System Identification[J]. *IEEE Trans*, 1992, 3(1): 1012 ~ 1016
- [4] 白瑞林. 前馈网络控制的研究[J]. *电子测量与仪器学*, 1999, 13(4): 9 ~ 13.
- [5] 白瑞林. 仪用模糊神经网络 PID 控制器的研究[J]. *仪器仪表学报*, 1999, 20(6): 603 ~ 605.

(责任编辑 朱 明)