

DOI: 10.3901/JME.2008.12.249

基于神经网络 PID 的冗余伺服系统自适应控制*

靳红涛¹ 焦宗夏² 周汝胜² 陈朝基¹

(1. 中国兵器装备研究所 北京 102202;

2. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100083)

摘要: 建立冗余直接驱动式电液伺服系统的数学模型。针对电液伺服系统时变、强非线性的特点以及冗余伺服系统在余度降级过程中的故障瞬态现象和余度降级后的性能降级现象,考虑传统 PID 控制器自适应能力不强、鲁棒性差等缺陷,提出神经网络自适应控制方案。根据冗余电液伺服系统的特点和目前神经网络控制的发展水平,采用基于径向基函数神经网络的智能 PID 控制器实现冗余伺服系统的自适应控制。研究表明:该控制器能够根据控制指令、被控对象结构参数等因素的变化实时调整控制器参数,和传统 PID 控制器相比具有控制精度高、鲁棒性强的特点,可以有效地克服冗余伺服系统余度切换时的故障瞬态现象和余度降级后的性能降低现象。

关键词: 冗余 伺服控制 神经网络 自适应控制

中图分类号: TP389.1

Neural Networks Based PID Adaptive Control of Redundant Servo System

JIN Hongtao¹ JIAO Zongxia² ZHOU Rusheng² CHEN Chaoji¹

(1. China Ordnance Equipment Research Institute, Beijing 102202;

2. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083)

Abstract: A mathematical model of redundant direct drive electro-hydraulic servo system is built up. However it is not easy to control such a system precisely for it is time-variant and non-linear, besides that there is an unsteady transitional state during switching between different redundancies and characteristic of the servo system deteriorates with the degrading of the redundancies. Considering these factors, an adaptive control algorithm based on neural networks (NN) is introduced to improve the traditional algorithm which has such disadvantages as poor self-adaptability and poor robustness. According to characteristics of the servo system and the development of the neural network nowadays, a RBF neural network based PID controller is adopted in the controlling of the redundant actuator to solve the above problems. Results of the simulation show that the controller adjusts controlling parameters according to the instructions and structure of the controlled object. It is of high precision and strongly adaptive and it solves the problems brought by redundancy technology.

Key words: Redundancy Servo control Artificial neural network Adaptive control

0 前言

目前,飞行控制系统多采用电液伺服系统。电液伺服控制系统具有许多不利于控制的因素:伺服阀负载流量是阀芯位移、油源压力和负载压力的非线性函数;机械结构间的摩擦力、系统阻尼、油液

的粘度和弹性都是非线性或时变的;飞机本身是一个大惯量、变负载的随动系统,在飞行过程中受到气流等干扰因素的影响。为了提高可靠性,飞控系统常采用冗余技术^[1-2],冗余技术在提高可靠性的同时也带来了一些新的问题,如系统在余度降级过程中会出现故障瞬态现象,在余度降级后性能会降低。

传统的 PID 的控制器只有当被控系统的线性模型在很小的范围内变化时才有效,因而难以满足电液伺服系统高精度控制的要求。常用 PID 改进算法

* 国家航空基金资助项目(04E51013)。20071222 收到初稿,20080712 收到修改稿

2 基于径向基函数神经网络 PID 控制器设计

2.1 常规 PID 控制器

常规 PID 控制器为线性控制器，根据给定值 $r(k)$ 与被控对象实际输出值 $c(k)$ 构成的偏差 $e(k)$ 进行控制^[4]

$$e(k) = r(k) - c(k) \quad (7)$$

将偏差的比例、积分和微分通过线性组合构成控制量，对被控对象进行控制。常规增量式数字 PID 的控制算法为

$$u(k) = u(k-1) + K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (8)$$

常规 PID 控制器的控制参数一经整定基本保持不变，因冗余伺服作动系统中的伺服阀等环节具有强非线性、变结构等特点，常规 PID 控制器只有在被控系统的线性模型在很小范围内变化时才是有效的，难以满足飞控系统高性能的控制要求^[5]。

2.2 径向基函数神经网络的数学模型

人工神经网络能以任意精度逼近任意连续非线性函数^[3,6]，对于复杂不确定问题具有自适应、自学习功能。由于一般的神经网络存在收敛速度慢、运算量大等问题，在一定程度上限制了神经网络的应用。径向基函数(Radial basis function, RBF)运算量小、收敛速度快，使得其在实时控制中的应用成为可能。其数学模型如图 3 所示。

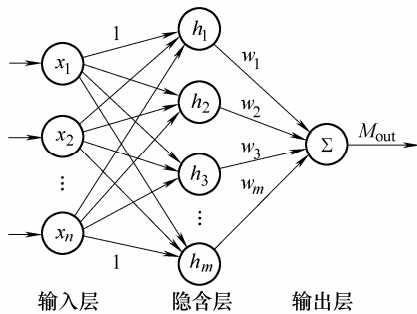


图 3 RBF 神经网络结构示意图

RBF 网络为具有 n 个输入和一个输出的三层前馈神经网络，输入到输出的映射是非线性的，隐含层到输出层是线性的。网络输出可以表示为

$$M_{out} = \mathbf{W}^T \mathbf{H} = \sum_0^m w_i h_i \quad (9)$$

式中 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ 为网络权矢量， $\mathbf{H} = (h_1, h_2, \dots, h_m)^T$ 为径向基函数矢量，用高斯函数作为网络的基函数，有

$$h_i = \exp[-\| \mathbf{X} - \mathbf{C}_i \|^2 / (2b_i^2)] \quad (10)$$

式中 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为输入矢量； b_i 为第 i 个节点的基宽参数； $\mathbf{C}_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in})^T$ 为第 i 个节点的中心矢量； $\|\bullet\|$ 为欧拉范数。

2.3 基于 RBF 网络 PID 的控制方案

基于 RBF 神经网络的智能 PID 控制器可以克服常规 PID 控制器的不足，在常规 PID 控制器的基础上利用 RBF 神经网络的自适应能力，调整控制器的控制参数，构造一个具有自适应能力的智能控制器，其结构方框图如图 4 所示。

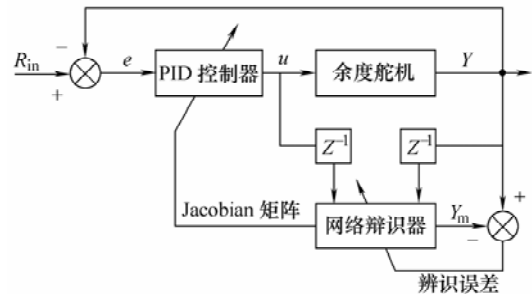


图 4 基于 RBF 网络 PID 控制器的余度舵机控制方案

基于 RBF 神经网络自适应控制器主要由神经网络辨识器和 PID 控制器组成。神经网络辨识器将余度舵机输入量和输出量的延迟信号作为输入，用模型的辨识误差实时调节网络参数、跟踪对象模型变化，提供辨识模型的 Jacobian 矩阵；PID 控制器利用跟踪误差和 Jacobian 矩阵调整 PID 控制参数。

本文中 RBF 网络采用三个输入层节点，六个隐含层节点。RBF 网络辨识器的输入矢量为

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3)^T = (\Delta u(k), Y(k), Y(k-1))^T \quad (11)$$

辨识器的输入增加了输出量的一个延迟环节以更好地描述系统的动态特性。

辨识器的性能指标函数为

$$J(k) = [Y(k) - M(k)]^2 / 2 = e(k)^2 / 2 \quad (12)$$

根据梯度下降法，输出权、节点中心和节点基宽参数的迭代算法为

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \eta[Y(k) - M(k)] + \alpha[w_j(k-1) + w_j(k-2)] \quad (13)$$

$$\Delta b_j = [Y(k) - M(k)] w_j h_j \frac{\| \mathbf{X} - \mathbf{C}_j \|^2}{b_j^3} \quad (14)$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \eta \Delta b_j + \alpha[b_j(k-1) - b_j(k-2)] \quad (15)$$

$$\Delta c_{ji} = [Y(k) - M(k)] w_j \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} c_{ji}(k) &= c_{ji}(k-1) + \eta \Delta c_{ji} + \\ &\alpha [c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)] \end{aligned} \quad (17)$$

式中, η 为学习效率, α 为动量因子。

Jacobian 矩阵反映被控对象的输出对控制量输入变化的灵敏度, 当神经网络辨识器能很好地逼近被控对象时, 可以用辨识器输出 Y_m 近似代替被控对象输出 Y , Jacobian 矩阵算法为

$$\frac{\partial Y(k)}{\partial \Delta u(k)} \approx \frac{\partial Y_m(k)}{\partial \Delta u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j \frac{c_{ji} - x_1}{b_j^2} \quad (18)$$

PID 控制器控制参数 K_p 、 K_i 、 K_d 参数的调整采用梯度下降法

$$\begin{aligned} \Delta K_p &= -\eta \frac{\partial J}{\partial K_p} = -\eta \frac{\partial J}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial K_p} = \\ &\eta e(k) \frac{\partial Y}{\partial \Delta u} [e(k) - e(k-1)] \end{aligned} \quad (19)$$

$$\Delta K_i = -\eta \frac{\partial J}{\partial K_i} = -\eta \frac{\partial J}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial K_i} = \eta e(k) \frac{\partial Y}{\partial \Delta u} e(k) \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \Delta K_d &= -\eta \frac{\partial J}{\partial K_d} = -\eta \frac{\partial J}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial K_d} = \\ &\eta e(k) \frac{\partial Y}{\partial \Delta u} [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{aligned} \quad (21)$$

3 阀控缸模型仿真分析

在 Matlab 6.5 中的 Simulink 环境中建立二余度阀控缸模型, 将 RBF 神经网络 PID 控制器使用 m 函数实现。学习效率取 $\eta=0.25$, 动量因子取 $\alpha=0.05$ 。图 5 为 RBF 神经网络辨识器辨识误差, 在 0.4 s 时系统发生余度切换, 由双余度切换为单余度, 由图 5 可以看出 RBF 网络辨识器具有很快的学习速度, 可以在很短的时间内跟踪系统模型并达到较高的辨识精度, 从而为高性能自适应控制器自适应参数的调整提供可能。

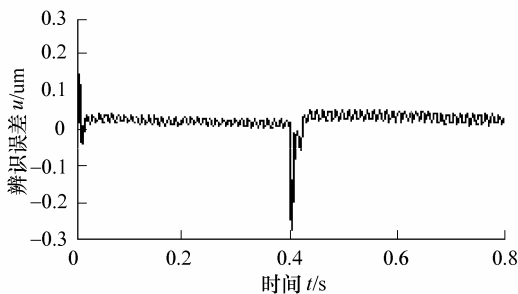


图 5 RBF 网络辨识器辨识误差

图 6 为余度舵机在双余度工作状态下, 基于

RBF 神经网络 PID 控制器调节下的方波响应曲线。由图 6 可知系统有着较好的特性。图 7 为 RBF 网络整定下的 PID 控制器控制参数调整曲线, 由图 7 可知, 随着控制指令等因素发生变化时, 神经网络自动调整着 PID 参数, 使其保持着最佳的输出组合。

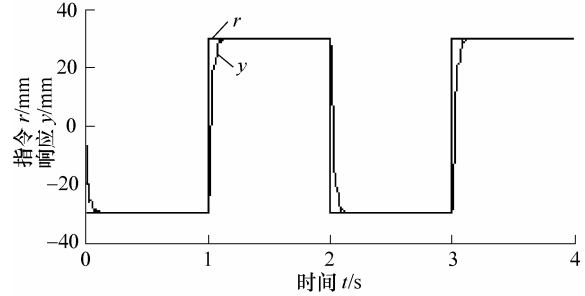


图 6 基于神经网络 PID 控制器的余度舵机方波响应

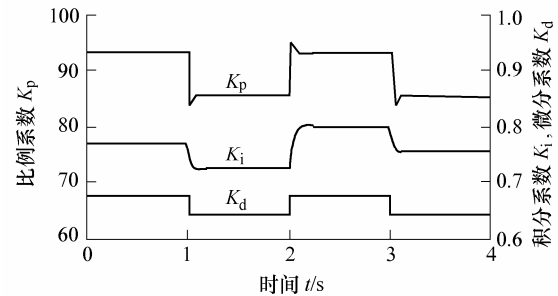


图 7 RBF 神经网络整定的 PID 参数曲线

图 8a 为不使用神经网络 PID 控制器, 余度舵机余度降级过程中的方波响应曲线, 在 2.5 s 时余度舵机由双余度转换为单余度。由图 8 可知在余度降级后, 舵机动态特性变差, 超调量和静差均增加。

图 8b 为基于 RBF 神经网络 PID 控制器的余度舵机在切除一通道余度降级过程中的方波响应曲线。和双余度工作状态下相比, 单余度状态下舵机的动态特性有所下降, 超调量增大, 由于舵机本身的结构发生了变化, 这在一定程度上是不可避免的。使用 RBF 神经网络 PID 控制器, RBF 神经网络 PID 控制器实时调整了 PID 控制器的参数。舵机降级后舵机的性能降级现象有较大改善, 同时减小余度转换过程中的故障瞬态现象。

4 结论

(1) RBF 神经网络辨识精度高、收敛速度快且运算量小, 有利于神经网络 PID 控制器的工程实现。

(2) 神经网络 PID 控制器融合神经网络和传统 PID 控制器的优点, 利用神经网络对被控对象的辨识信息, 根据控制指令、被控对象结构变化等因素实时调整控制参数, 提高了传统 PID 控制器的自适应能力。

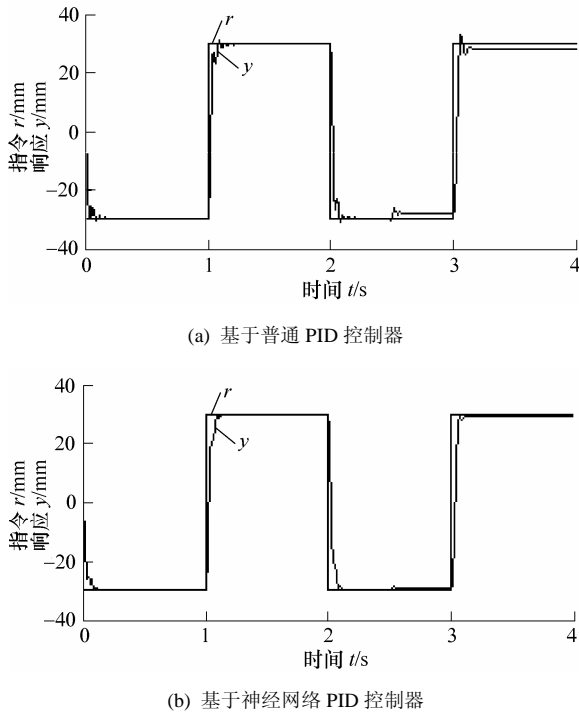


图 8 双冗余舵机冗余降级过程方波响应曲线

(3) 神经网络 PID 控制器能够对结构复杂、非线性较强的冗余电液伺服作动系统实现高品质的控制, 能够较好地解决冗余伺服系统在冗余降级过程中故障瞬态现象, 最大限度地克服冗余降级后性能降低现象。

参 考 文 献

[1] 王占林, 安敬军, 裘利华. 飞行容错控制系统中的关键技术[J]. 宇航学报, 1995, 16(1): 64-70.

WANG Zhanlin, AN Jingjun, QIU Lihua. Key techniques of flight fault tolerant control system[J]. Journal of Astronautics, 1995, 16(1): 64-70.

[2] 王少萍. 工程可靠性[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2003.

WANG Shaoping. Engineering reliability[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2003.

[3] 焦宗夏, 华清. 电液负载模拟器的 RBF 神经网络控制[J]. 机械工程学报, 2003, 39(1): 10-14.

JIAO Zongxia, HUA Qing. RBF neural network control on electro-hydraulic load simulator[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2003, 39(1): 10-14.

[4] 刘金琨. 先进 PID 控制 Matlab 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.

LIU Jinkun. Matlab simulation of advanced PID control[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.

[5] MAN Zhihong, WU H R, PALANISWAMI M. An adaptive tracking controller using neural networks for a class of nonlinear system[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1998, 9(5): 947-955.

[6] PUSKORIUS G V, FELDKAMP L A. Neural control of nonlinear dynamical systems with Kalman filter-trained recurrent networks[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1994, 5(2): 279-297.

作者简介: 靳红涛, 男, 1976 年出生, 博士。主要研究方向为机电控制。
E-mail: htjin@asee.buaa.edu.cn