

RBF-PID串级控制在加热炉温度系统中的应用研究

刘悦婷¹,赵小强²

(¹甘肃联合大学电子信息工程学院 甘肃兰州,730000)

(²兰州理工大学电气工程与信息工程学院 甘肃兰州,730050)

摘要:针对工业生产中加热炉物料出口温度的非线性、时变性、大滞后性等特点,无法建立精确的数学模型,并且为提高该系统控制的可靠性和安全性,达到精确控制。提出一种基于RBF(Radial Basis Function)神经网络的PID串级控制器,即先用建立的三层RBF神经网络在线辨识得到梯度信息,再用梯度信息在线整定PID控制的三个参数,最后将整定的PID控制物料出口温度-炉膛温度串级系统的主回路。仿真结果表明,RBF-PID串级控制较传统PID串级控制有较强的鲁棒性,提高了控制品质,获得了更好的控制效果。

关键字:RBF-PID控制器;串级控制;加热炉温度系统;仿真

Abstract: Because of the nonlinear, time-varying and large delay characteristics of furnace temperature in industrial production, which can not establish a precise mathematical model. To improve the reliability and security of the system control and achieve precise control(PID Cascade control based on RBF) Radial Basis Function, neural network is proposed in this paper. Three neural network layers are created. Which can obtain gradient information through the RBF neural network on line identification in the control process and then set PID parameters. Finally, tuning PID control main loop of cascade system of material outlet temperature - temperature of the furnace. Simulation results show that the RBF-PID cascade control can achieve a stronger robust characteristics, a better control quality and a better control result than traditional PID cascade control.

Key words: RBF-PID control ; Cascade control ; Furnace temperature system ; Simulation

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1001-9227(2011)04-0003-03

0 引言

加热炉是工业生产中常用的设备之一,在工艺上要求被加热物料的出口温度为某一定值。影响物料出口温度的因素很多,主要有被加热物料的流量和初温的扰动,燃料的压力、流量和成分的变化引起的扰动,烟道风抽力的变化扰动等。应用单回路控制系统通道的时间常数和容量滞后较大,控制作用不及时,且抗干扰能力差,因而控制效果不能达到生产工艺的要求^[1]。近几年来,提出用串级控制对加热炉温度系统进行控制,取得了理想的成果。

PID控制器以其结构简单,对模型误差具有鲁棒性及易于操作等优点被广泛地应用于化工、电力等工业过程控制中^[2]。对于传统的PID控制器,要想得到较理想的控制效果,必须先对其三个参数进行整定,即比例系数(P)、积分(I)、微分时间(D)。而实际的控制对象往往是非线性、大延迟、时变不确定的,难以建立精确的控制模型,则应用传统的PID得不到理想的控制效果^[3]。随着神经网络的发展,它能够通过自身的学习过程了解系统的结构、参数、不确定性和非线性等特点^[4]。在控制中它主要是利用其实时逼近理想输入输出特性来实现对系统的控制。RBF具有学习速度快、逼近能力强,因而在控制系统中被广泛地应用^[5-8]。本文正是在此基础上,提出了基于RBF神经网络的PID串级控制在加热炉温度系统中的应用,并用Matlab进行仿真,结果表明其性能优于传统PID串级控制。

1 加热炉温度系统的介绍

加热炉物料出口温度-炉膛温度串级控制系统原理如图1所示,其中选取物料出口温度为主被控参数,选取炉膛温度为副被控参数,将物料出口温度调节器的输出作为炉膛温度调节器的给定值,即构成了物料出口温度-炉膛温度的串级控制系统方框图如图2所示。图中 f_1 表示被加热物料的流量和初温的扰动, f_2 表示燃料的压力、流量和成分的变化引起的扰动, f_3 表示烟道风抽力的变化的扰动。从图2可知,扰动 f_1 对物料出口温度的影响由出口温度调节器构成的控制回路(主回路)来消除;扰动 f_2 、 f_3 对出口温度的影响主要由炉膛温度调节器构成的控制回路(副回路)来消除。

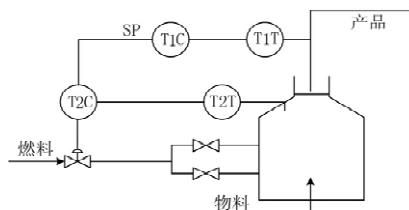


图1 物料出口温度-炉膛温度控制系统

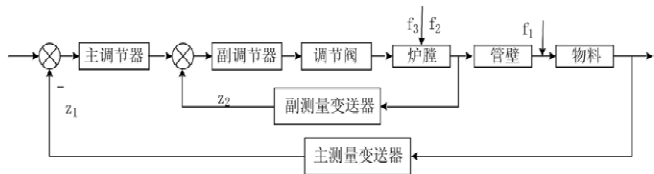


图2 物料出口温度-炉膛温度控制系统方框图

收稿日期:2011-03-28

作者简介:刘悦婷(1979-),女,陕西临潼人,讲师,硕士研究生,主要从事电子、自动控制等方面的教学与科研工作。

在串级控制系统中,主调节器实现定值控制作用,主参数是工艺操作主要指标,对控制质量的要求较高,允许波动的范围较小,而且要求无余差,故必须具有积分作用。又考虑到加热炉温度惰性区的容积数目较多,并且有主要扰动落在副回路以外,所以主调节器用PID控制。副调节器实现随动控制作用,副参数的设置是为了保证主参数的控制质量,可以在一定范围内变化,允许有余差,所以副调节器用P控制即可。

2 基于RBF神经网络的PID控制器

传统PID控制方式实现简单且具有成熟理论支持等优点,采用神经网络方法与PID控制相结合,设计的控制系统具有更强的适应能力和更强的鲁棒性。基于RBF神经网络的PID控制系统结构图如图3所示,由神经网络RBF在线辨识得到梯度信息,然后根据梯度信息对PID的三个参数进行在线调整,适应系统参数的变化,从而改善系统的控制品质。

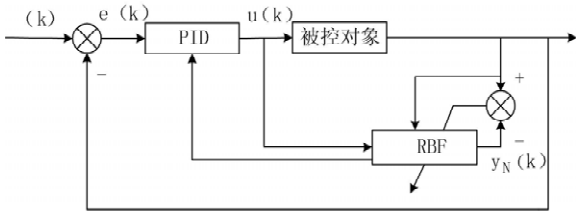


图3 RBF神经网络的PID控制原理图

2.1 控制原理

在模型控制系统中,最常用的是PID控制器,它是由模拟PID控制器和被控对象组成,其控制规律为

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

式中, K_p 为比例系数, K_i 为积分时间系数, K_d 为微分时间系数^[9]。

对式(1)的模拟控制律进行离散化,得到对应的数字控制律为

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

传统PID控制器的设计是如何选择比例P、积分I、微分D的系数^[9]。但是当被控系统的非线性、不确定性较强时,往往达不到理想的控制效果,从而使传统PID控制器的应用受到很大的限制。

PID控制器采用增量式算法,设控制误差为

$$e(k) = r(k) - y(k) \quad (3)$$

式中, r 为输入, y 为输出, e 为控制误差, k 为采样时刻。

由式(2)得到

$$\Delta u(k) = K_p [e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (4)$$

式中 $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$, PID控制的三个系数 K_p 、 K_i 、 K_d 由RBF神经网络根据辨识信息在线整定。

定义误差的二次性能指标为

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2} e(k)^2 \quad (5)$$

K_p 、 K_i 、 K_d 的整定采用梯度下降法,即

$$\begin{cases} \Delta K_p = K_p(k) - K_p(k-1) \\ \Delta K_i = K_i(k) - K_i(k-1) \\ \Delta K_d = K_d(k) - K_d(k-1) \end{cases} \quad (6)$$

式中,

$$\begin{cases} \Delta K_p = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial K_p} = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot \frac{\partial \Delta u}{\partial K_p} = \eta_p e(k) \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot [e(k) - e(k-1)] \\ \Delta K_i = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial K_i} = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot \frac{\partial \Delta u}{\partial K_i} = \eta_i e(k) \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot e(k) \\ \Delta K_d = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial K_d} = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot \frac{\partial \Delta u}{\partial K_d} = \eta_d e(k) \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\frac{\partial y}{\partial \Delta u}$ 是被控对象的Jacobian信息,可通过RBF神经网络辨识得到, η_p 、 η_i 、 η_d 分别为比例、积分、微分的学习速率。

2.2 Jacobian信息的RBF网络辨识

RBF神经网络隐含层径向基函数采用高斯函数,即为

$$r_j = \exp\left[-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\delta_j^2}\right] \quad j=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

式中, x 是 n 维输入向量,且 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$;

c_j 是隐含层第 j 个神经元基函数的中心,且 $c_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$;

δ_j 是隐含层第 j 个感知神经元的变量(可以任意选择的参数),它决定了该函数围绕中心点的宽度;

m 是隐含层第 j 个感知神经元的个数;

输入层实现 $x \rightarrow r_j(x)$ 的非线性映射,输出层实现 $r_j(x) \rightarrow y_N$ 的线性映射,设网络的输出权向量为 $w = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$,则RBF网络辨识输出为

$$y_N(k) = \sum_{j=1}^m w_j r_j \quad (9)$$

定义辨识器的性能指标函数为

$$J = \frac{1}{2} [y(k) - y_N(k)]^2 \quad (10)$$

根据梯度下降法,输出权值、节点基宽参数及节点中心值的迭代算法为

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \alpha [w_j(k-1) - w_j(k-2)] + \eta [y(k) - y_N(k)] \quad (11)$$

$$\delta_j(k) = \delta_j(k-1) + \alpha [\delta_j(k-1) - \delta_j(k-2)] + \eta [y(k) - y_N(k)] w_j r_j \frac{\|x - c_j\|^2}{\delta_j^3} \quad (12)$$

$$c_j(k) = c_j(k-1) + \alpha [c_j(k-1) - c_j(k-2)] + \eta [y(k) - y_N(k)] w_j \frac{x - c_j}{\delta_j^2} \quad (13)$$

式中, η 为学习速率, α 为动量因子。

用RBF网络辨识输出近似代替系统输出,对象Jacobian信息为

$$\frac{\partial y}{\partial \Delta u} = \frac{\partial y_N(k)}{\partial \Delta u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j r_j \frac{c_j - [u(k) - u(k-1)]}{\delta_j^2} \quad (14)$$

2.3 RBF-PID控制算法的步骤

(1) 选定RBF网络的结构,即选定输入层节点数为 n , 隐含层节点数为 m , 学习速率为 η , 动量因子为 α ;

(2) 采样得到 $r(k)$, $y(k)$, 计算 $e(k) = r(k) - y(k)$;

(3) $u(i)$, $y(i)$ ($i=k, k-1, \dots, k-m$) 进行归一化处理,作为RBF网络的输入;

(4) 用Jacobian信息,对RBF网络进行辨识输出,带入

式(7),得到PID控制器的三个参数P、I、D。

(5)计算PID控制器的输出 $u(k)$,参与控制和计算;

(6)根据式(11)(12)(13)分别计算修正输出权值、节点基宽参数,节点中心值;

(7)取 $k=k+1$,返回步骤(2)。

3 仿真实例

为了验证RBF网络对PID整定的控制效果,以加热炉的物料出口温度-炉膛温度串级系统的控制为例,对应的控制原理方框图如图4所示,选取主、副对象的传递函数^[10]分别为

$$G_{1(s)} = \frac{18}{70s^2 + 19s + 1} e^{-12s} \quad G_{2(s)} = \frac{6}{15s + 1} e^{-12s}$$

取采样周期 $T=3s$,将以上两个传递函数离散化,应用Matlab中的Simulink进行仿真,同时与传统PID串级控制方法进行比较。输入信号取单位阶跃,RBF网络结构选取3-4-1,学习速率 η 、 η_p 、 η_i 、 η_d 分别取0.4,动量因子 $\alpha=0.05$ 。传统PID控制的参数取 $P=0.15$, $I=0.3$, $D=0.08$,RBF神经网络和传统PID控制输出仿真图如图3所示。

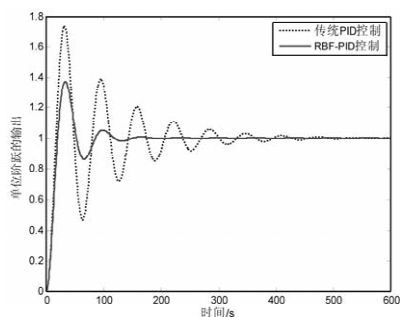


图3 两种控制对加热炉温度系统的单位阶跃输出曲线

从图3可以看出,应用RBF神经网络对PID控制参数进行自适应调整,系统阶跃响应曲线在历经170秒,系统输出处于稳定状态。而用传统PID控制,在近500秒的时候,系统的输出才趋于稳定状态。综上所述,引入RBF神经网络的PID控制系统比传统PID控制系统有较小的振荡幅度和更短的振荡时间。在实际应用中,采用RBF神经网络的

PID控制可以使锅炉温度值经过控制参数的训练调整,更迅速更稳定地达到设定值。

5 结论

RBF神经网络算法具有良好的全局搜索寻优特性,可以任意精度逼近非线性函数,且操作方便,速度快,尤其是不需要建立精确的数学模型,因而适用于大多数工业过程控制中。本文采用RBF神经网络算法在线优化PID控制参数效果很明显,大大地改善了传统PID控制器的性能,有效地提高了系统的响应速度,且减小了振荡幅度。仿真结果表明,基于RBF的PID控制较传统PID控制有较高的适应能力。

参考文献

- [1] 刘金琨. 先进PID控制Matlab仿真(第2版)[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [2] 赵瑞军,王先来. 模糊-PID控制器在空调温度控制中的应用[J]. 计算机仿真,2006,23(11):311-313.
- [3] 李文等. 智能控制及其应用综述[J]. 重庆邮电学院学报,2006,18(3):376-381.
- [4] 刘寅虎,李绍铭. 基于动态RBF神经网络在线辨识的单神经元PID控制[J]. 系统仿真学报,2008,20(3):627-630.
- [5] 焦竹青,屈百达,徐保国. 基于RBF神经网络的多变量系统PID解耦控制[J]. 系统仿真学报,2002,23(6):530-533.
- [6] 武国庆等. 基于径向基神经网络的不确定非线性系统的鲁棒自适应控制[J]. 航空学报,2002,23(6):530-533.
- [7] 张雅等. RBF网络模型参考自适应控制在温度控制中的仿真研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(2):429-432.
- [8] R Somakumar, J Chandrasekhar. Intelligent anti-skid brake controller using a neural network[J]. Control Engineering Practice, 1999(7):611-621.
- [9] 俞金寿. 工业过程先进控制技术[M]. 上海:华东理工大学出版社,2008.
- [10] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京:高等教育出版社,2001.
- [11] 陈书谦,张丽虹. BP神经网络在PID控制器参数整定中的应用[J]. 计算机仿真,2010,27(10):171-174.

(上接第2页)

使用链进行序列抽样,产生测试用例进行测试,利用提出的评判准则对测试结果进行分析。通过实例证明,这种方法可以降低测试的复杂度,解决了简化测试难度的问题。

参考文献

- [1] 杨季文等. 80x86汇编语言程序设计教程[M]. 北京:清华大学出版社,2004,180-181.
- [2] 赵艳丽,孙志挥. 基于静态马尔可夫链模型的实时异常检测[J]. 计算机应用,2004,24(11):30-32.
- [3] YE N. A Markov chain model of temporal behavior for anomaly detection[A]. 2005 IEEE System, Man, and Cybernetics Information Assurance and Security Workshop

[C]. West Point, NY, 2006.

- [4] JHA S, TAN K, MAXION R. Markov chains, classifiers, and intrusion detection[A]. Computer Security Foundation Workshop, the 14th IEEE[C]. Cape Breton, Nova Scotia, Canada, 2001.
- [5] JU WH, VARDI Y. A Hybrid High-order Markov Chain Model for Computer Intrusion Detection[R]. Technical Report 92, National Institute for Statistical Sciences, Research Triangle Park, North Carolina 27709-4006, 2007.
- [6] 朱少民. 软件测试方法和技术[M]. 北京:清华大学出版社,2005,283-289.
- [7] 李兴南,葛玮,董云卫等. 一种基于大数定律的软件测试方法[J]. 微机发展,2005,15(2):15-17.