

PID 控制在反应釜温度控制中的应用

刘喜梅,张茜,郭静

(青岛科技大学 自动化与电子工程学院, 山东 青岛 266042)

摘要: 常规 PID 的控制,不但其参数难以整定,而且还依赖于对象的精确数学模型,适应性较差,对复杂过程不能保证其控制精度。根据反应釜温度时间滞后具有非线性、强耦合、不确定性过程的控制需要,提出了一种基于 BP 神经网络的 PID 控制方法。并介绍了神经网络 PID 控制器的算法,对经典 PID 参数选取进行了分析。仿真结果表明,与传统 PID 算法相比,该控制方法可实现有效的控制,具有实现简单、控制效果好的特点。

关键词: 常规 PID;BP 神经网络;仿真

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)20-0084-03

Application of PID control in the reactor temperature control system

LIU Xi Mei, ZHANG Qian, GUO Jing

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China)

Abstract: It is hard to find parameters for conventional PID, and it depends on the accurate mathematical model of the plant. Its adaptability is worse, so the control accuracy of complex process can not be guaranteed. A new method of PID control method based on BP neural network is proposed because of the non-linear, strong coupling and uncertainty in reaction kettle temperature control. The algorithm of PID neural network controller and the selection of classical PID parameters are introduced and analyzed. This method is shown to be effective and simple for implementation.

Key words: conventional PID; BP neural network; simulation

常规 PID 控制算法对于大部分工业过程的被控对象控制效果良好^[1,2],但是对于反应釜温度的时间滞后问题, PID 控制算法在控制温度跟踪变化曲线时存在振荡和精度低的缺点。近年来,神经网络控制以其独特的优点受到控制界的关注。神经网络的优势在于能够逼近任意复杂的非线性映射,具有超强的自学习和自适应能力,具有很强的鲁棒性和容错性,因此用神经网络设计的控制系统具有良好的自适应性和控制性能^[3,4]。为了克服反应釜温度的时间滞后问题,本文结合 BP 神经网络控制策略,采用基于 BP 神经网络的 PID 控制方法对其进行控制,反应釜温度能自动跟随给定的温度曲线,满足工艺要求。

1 反应釜温度控制系统

反应釜按反应的特性可以分为吸热反应和放热反应。一般来说,聚合反应属于放热反应,而裂变反应属于吸热反应。反应釜的操作流程一般包括如图 1 所示的四个阶段^[5]。

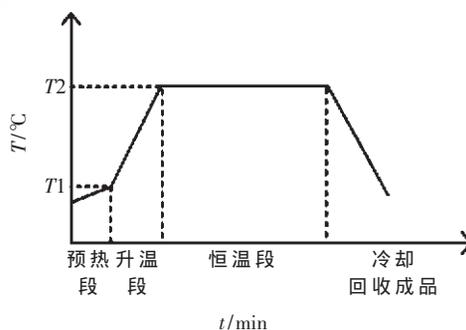


图 1 反应釜温度工艺过程

图 1 中恒温段是反映工艺的关键阶段,对于产品质量和产量有着重要的影响,所以提高恒温段的控制精度是提高产品质量的关键。

实际反应过程中常伴有强烈的放热效应,使反应温度有所变化。针对反应釜温度控制的特点,本文采用基于 BP 神经网络的 PID 控制方法。通过神经网络的在线学习功能,增强系统的鲁棒性和自适应能力,使系统具

技术与方法 Technique and Method

有良好的调节品质,在对象参数变化的情况下仍具有很强的鲁棒性和抗干扰能力。

2 基于 BP 神经网络的 PID 控制算法

本文采用的是三层 BP 网络,其结构如图 2 所示^[6],输入层神经元的个数取 4,分别对应于输入 r 、输出 y 、误差 e 和单位 1,隐含层神经元为 5 个,输出层神经元分别对应 PID 控制器的 3 个可调参数 k_p 、 k_i 、 k_d 。系统运行过程中,神经网络根据系统的状态,通过加权系数调整,使神经网络的输出对应于某种最优控制律下的 PID 控制器参数^[7]。

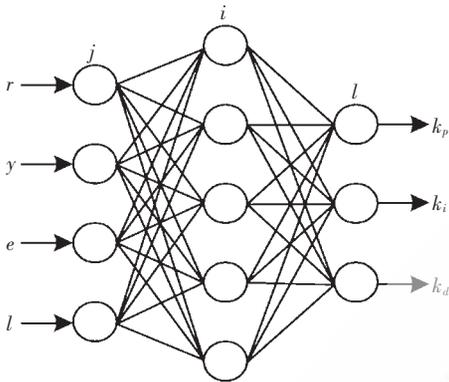


图 2 BP 网络结构图

网络输入层的输入函数为:

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad (j=1,2,3,4) \quad (1)$$

网络隐含层的传输函数为:

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

网络隐含层的输入和输出函数分别为:

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^4 w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)} \quad (i=1,2,3,4,5) \quad (3)$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)) \quad (i=1,2,3,4,5) \quad (4)$$

式中, $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数;上标(1)、(2)、(3)分别代表输入层、隐含层和输出层。

网络输出层的输入和输出函数分别为:

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^5 w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k) \quad (l=1,2,3) \quad (5)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k)) \quad (l=1,2,3) \quad (6)$$

其中, $O_1^{(3)}(k) = k_p$, $O_2^{(3)}(k) = k_i$, $O_3^{(3)}(k) = k_d$ 。由于 k_p, k_i, k_d 不能为负值,因此网络输出层神经元的传输函数取非负函数:

$$g(x) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(x)) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 \quad (8)$$

按照梯度下降法修正网络的权系数,并附加一个使搜索快速收敛全局极小的惯性项,修正公式为:

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) \quad (9)$$

式中, η 为学习速率,且 $\eta > 0$; α 为惯性系数,且 $0 < \alpha < 1$ 。

经过分析,可得网络输出层的权值学习算法为:

$$\Delta W_l(k) = \alpha \Delta W_l(k-1) + \eta \delta O_l(k) \quad (10)$$

其中: $\delta = e(k) \times \text{sgn} \left[\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \right] \times \phi \times g' [net(k)]$

隐含层的权值学习算法为:

$$\Delta W_{ij}(k) = \alpha \Delta W_{ij}(k-1) + \eta \delta_i O_j(k) \quad (11)$$

其中, $\delta_i = f' [net_i(k)] \delta W_i(k) \quad (i=1,2, \dots, 6)$

3 仿真研究

本文设计的基于 BP 神经网络的 PID 控制结构如图 3 所示。

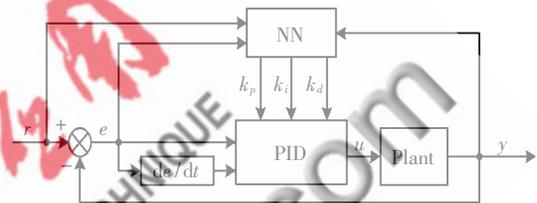


图 3 基于 BP 网络的 PID 控制器结构

针对反应釜的特性,为了使结果具有代表性,取被控对象时变参数的非线性被控对象的数学模型为:

$$y(k+1) = \frac{\mu(k+1)y(k)}{1+y^2(k)} + u(k) \quad (12)$$

其中, $\mu(k) = 1.5(1 - 0.7e^{-0.2k})$ 是慢时变的。这里所选择的神经网络结构如图 2 所示,学习速率 $\eta = 0.15$,惯性系数 $\alpha = 0.07$,采用 BP 神经网络算法对 PID 控制器参数进行优化,并应用于控制对象,取采样时间 $T_s = 0.5$ s,仿真结果分别如图 4、图 5 所示。

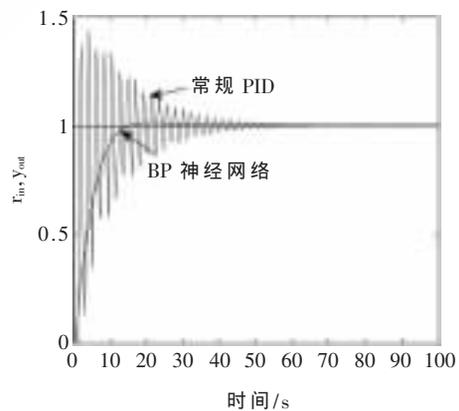


图 4 阶跃相应输出曲线

在第 100 个采样时刻,控制器加外部干扰 0.20 时,仿真结果分别如图 6、图 7 所示。

从以上图中可以看出,与传统 PID 算法相比,基于 BP 神经网络的 PID 控制算法的超调量几乎为 0,稳定速度快,而且能够随着系统参数的变化自动调整 PID 控制参数。当在第 100 个采样时刻时控制器加外部干扰 0.20

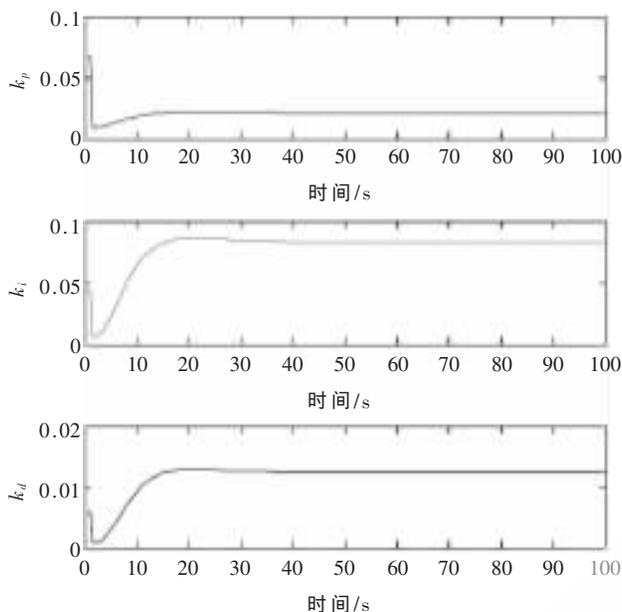


图5 参数自整定曲线

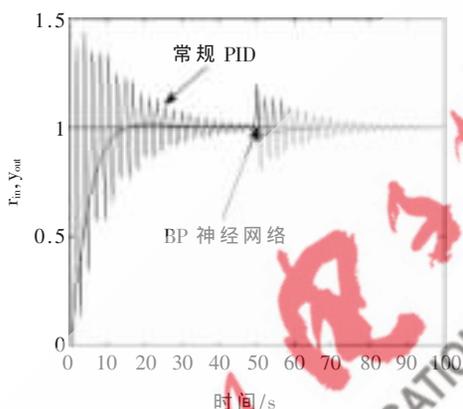


图6 加干扰阶跃相应输出曲线

时, 基于 BP 神经网络的 PID 控制算法中的 PID 参数随之进行了调整, 从而在系统受到外部干扰时影响很小, 很快再次达到稳定。

由于反应釜过程的时变、非线性等特点, 本文结合神经网络超强的自学习和非线性逼近能力, 提出了基于 BP 神经网络的 PID 控制算法。此算法可保证系统输出响应快、超调量小、调整时间短、控制精度高, 而且具有较强的适应内部参数变化和抗外部干扰的能力。通过对反应釜温度仿真实验控制, 验证了这种控制方法的有效性, 并通过对比可知其性能明显优于常规的 PID 算法。

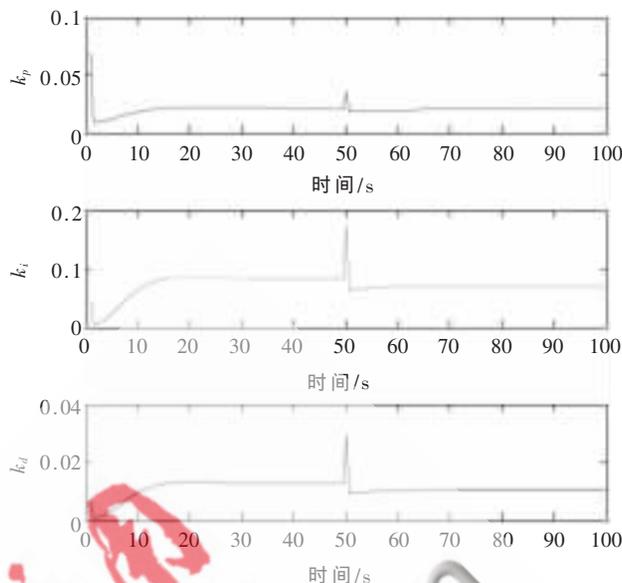


图7 加干扰参数自整定曲线

本文提出的基于 BP 神经网络的 PID 控制算法具有广阔的应用前景, 同时也为进一步研究复杂系统的预估、预控等其他算法奠定了基础。

参考文献

- [1] 许晓鸣, 杨煜普, 厉隽桦. 基于神经网络的智能控制第三讲. 神经网络控制系统的控制结构[J]. 化工自动化及仪表, 1995, 22(5): 53-56.
- [2] 戴晓琰, 孙一康. 神经网络控制系统的研究概况[J]. 冶金自动化, 1994, 18(2): 3-7.
- [3] 李少远, 王群仙, 刘浩, 等. 神经网络在控制中的应用[J]. 天津纺织工学院学报, 1997, 16(4): 85-89.
- [4] 朱仲遂. 分段积分的 PID 算法在温度控制系统中的应用[J]. 仪器仪表用户, 2005, 12(1): 31-32.
- [5] 于飞, 刘喜梅, 刘川来. 神经网络自适应控制系统[J]. 青岛化工学院学报, 1996, 17(2): 185-189.

(收稿日期: 2010-04-27)

作者简介:

刘喜梅, 女, 1961 年生, 教授, 主要研究方向: 智能控制、复杂系统的建模及优化控制、软测量技术等。

张茜, 女, 1984 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 新型电力拖动系统及智能控制研究。

郭静, 女, 1987 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 新型电力拖动系统及智能控制研究。