

基于BP神经网络的PID控制器研究

周延延, 吴晓燕, 李刚
(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:从BP神经网络的基本原理、学习规则和学习算法出发,研究了基于BP神经网络的PID控制方法,采用3层前向网络及动态BP算法,取得了较高的控制品质。仿真结果表明,基于BP神经网络的PID控制方法在处理非线性和时变系统时具有很强的鲁棒性。

关键词:BP神经网络;PID控制器;鲁棒性

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2007)04-0045-04

近十几年来迅速发展起来的神经网络(Neural Network),引起了人们越来越多的兴趣和普遍重视。其中,神经网络在控制系统中的研究已经取得了很大的进展。由于神经网络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,并给出系统所需的控制规律,因此由神经网络构成的控制器具有很好的调节能力和鲁棒性。基于神经网络的PID控制对于不确定性系统和参数变化且有时滞的被控系统^[1],都表现出较好的自适应性和鲁棒性,是目前神经网络控制中真正具有应用价值的一部分。

1 基于神经网络的PID控制器的参数整定

1.1 常规的PID控制器

在模拟控制系统中,控制器最常用的控制规律是PID控制。常规PID控制系统由模拟PID控制器和被控对象组成,其控制律为

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

式中: K_p 为比例系数; T_i 为积分时间系数; T_d 为微分时间系数。

对模拟PID控制律(1)进行离散化,得数字控制律为

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

PID控制器的设计关键问题是如何选择比例、积分和微分系数^[2],而这些参数整定的困难使PID控制器的应用受到限制。实际上,由于PID控制规律是一种线性的控制规律,它具有经典控制理论的弱点,因此仅对一般线性定常被控对象有较好的控制效果。

1.2 BP神经网络

BP神经网络,即误差反向传播(Back Propagation)神经网络,是一种有隐含层的多层前馈网络,如果把具有M个输入节点和L个输出节点的BP神经网络看成是一种非线性映射,则对于具有一定非线性因素的被控对象,采用BP网络来描述,不失为是一种很好的选择。BP神经网络中的神经元多采用S型函数作为活化函数,利用其连续可导性,引入最小二乘学习算法,即在网络学习过程中,使网络的输出与期望输出的误差边向后传播边修正加权系数,以使误差均方值最小。

1.3 基于BP神经网络的PID参数整定原理

收稿日期:2007-03-23

基金项目:军队科研基金资助项目

作者简介:周延延(1976-),女,陕西西安人,讲师,主要从事自动控制理论研究;

吴晓燕(1957-),女,陕西西安人,教授,主要从事导航、制导与控制仿真研究。

为了克服常规PID控制的弱点,控制界已经提出了大量的对PID控制的改进方案。其中,基于神经网络的PID控制,是对常规PID控制的一种改进和优化。

BP神经网络具有逼近任意非线性函数的能力,而且其结构和学习算法简单明确^[3]。通过神经网络自身的学习,可以找到某一最优控制规律下的参数。基于BP神经网络的PID控制系统结构如图1所示。控制器由两部分组成:①数字PID控制器:它直接对被控对象进行闭环控制,并且3个参数 K_p 、 T_i 、 T_d 为在线整定方式;②BPNN为BP神经网络:它根据系统的运行状态,调节PID控制器的参数,以期达到某种性能指标的最优化^[4]。

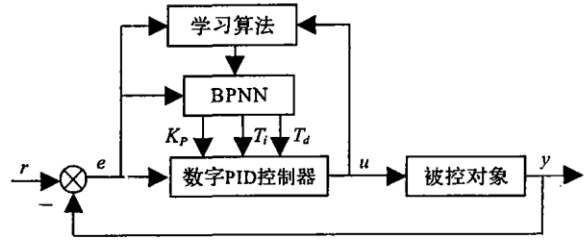


图1 基于BP神经网络的PID控制系统结构

2 基于神经网络的PID控制器的学习算法

设BP神经网络是一个3层BP网络,有M个输入节点,Q个隐层节点,3个输出节点,其结构如图2所示。图中,输入节点对应系统运行的状态,如系统不同时刻的输入量和输出量等,必要时进行归一化处理。输出节点分别对应PID控制器的3个可调参数 K_p 、 T_i 、 T_d 。由于 K_p 、 T_i 、 T_d 不能为负值,所以输出层神经元的活化函数取非负的Sigmoid函数,而隐含层神经元的活化函数可以取正负对称的Sigmoid函数。

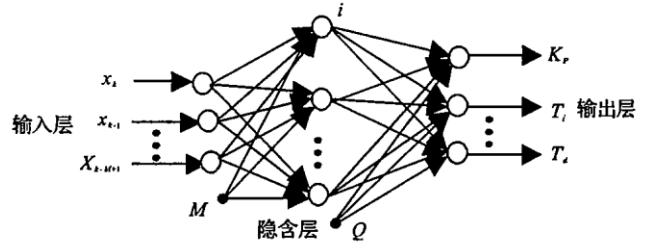


图2 BP神经网络结构

由图2可见,BP神经网络的输入为

$$o_j^{(1)} = x_{k-j} = e(k-j) \quad , \quad (j=0,1,\dots,M-1) \quad , \quad o_M^{(1)} \equiv 1 \quad (3)$$

网络的隐含层输入和输出分别为

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^M w_{ij}^{(2)} o_j^{(1)}(k) \quad , \quad o_j^{(2)}(k) = f[net_i^{(2)}(k)] \quad , \quad (i=0,1,\dots,Q-1) \quad , \quad o_Q^{(2)}(k) \equiv 1 \quad (4)$$

式中: $w_{ij}^{(2)}$ 表示隐含层第j个神经元到第i个神经元的加权系数; $f[\cdot]$ 表示活化函数;上角标(1)、(2)、(3)表示输入层、隐含层、输出层。

网络的输出层的输入和输出为

$$net_i^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q w_{li}^{(3)} o_i^{(2)}(k) \quad , \quad o_i^{(3)}(k) = g[net_i^{(3)}(k)] \quad (i=0,1,2) \quad (5)$$

$$o_0^{(3)}(k) = K_p \quad , \quad o_1^{(3)}(k) = T_i \quad o_2^{(3)}(k) = T_d$$

式中: $w_{li}^{(3)}$ 表示输出层第i个神经元到第l个神经元的加权系数; $g[\cdot]$ 表示活化函数。

取性能指标函数为

$$J_1 = \frac{1}{2} [y_r(k+1) - y(k+1)]^2 = \frac{1}{2} z^2(k+1) \quad (6)$$

根据最速下降法修正网络的加权系数,并附加一使搜索快速收敛全局极小的惯性项,则有

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k+1) = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k) \quad (7)$$

式中: η 表示学习速率; α 表示惯性系数;

$$\frac{\partial J}{\partial w_{li}^{(3)}} = \frac{\partial J}{\partial y(k+1)} \cdot \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial o_i^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial o_i^{(3)}(k)}{\partial net_i^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial net_i^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} \quad (8)$$

由于式(8)中的 $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$ 未知,所以可以近似用符号函数 $\text{sgn}\left(\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}\right)$ 取代。

由数字PID控制律式(2)可以求得

$$\begin{aligned} \frac{\partial u(k)}{\partial o_0^{(3)}(k)} &= e(k) - e(k-1) \\ \frac{\partial u(k)}{\partial o_1^{(3)}(k)} &= e(k) \\ \frac{\partial u(k)}{\partial o_2^{(3)}(k)} &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{aligned} \tag{9}$$

再令:

$$\delta_i^{(3)} = -\frac{\partial J}{\partial \text{net}_i^{(3)}(k)} = e(k+1) \text{sgn}\left(\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}\right) \frac{\partial u(k)}{\partial o_i^{(3)}(k)} g[\text{net}_i^{(3)}(k)], (l = 0, 1, 2) \tag{10}$$

可得 BP 神经网络输出层的加权系数计算公式为

$$\Delta w_{ii}^{(3)}(k+1) = \eta \delta_i^{(3)} o_i^{(2)}(k) + \alpha \Delta w_{ii}^{(3)}(k) \tag{11}$$

同理可得隐含层加权系数的计算公式为

$$\Delta w_{ij}^{(2)}(k+1) = \eta \delta_i^{(2)} o_j^{(1)}(k) + \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k) \tag{12}$$

其中

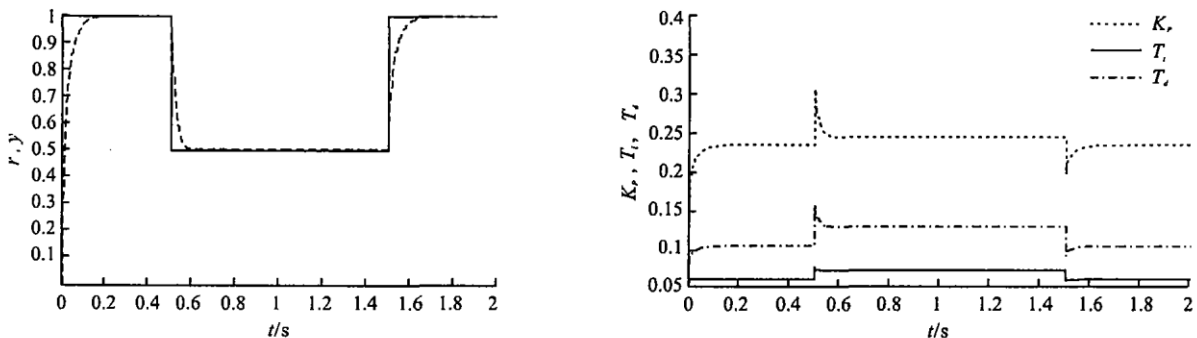
$$\delta_i^{(2)} = f[\text{net}_i^{(2)}(k)] \sum_{l=0}^2 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k), (i = 0, 1, \dots, Q-1)$$

基于 BP 神经网络 PID 控制算法可以归纳为:①选定 BPNN 的结构,即选定输入层节点数 M 和隐含层节点数 Q,并给出各层加权系数的初值 $w_{ij}^{(2)}(0)$ 、 $w_{ii}^{(3)}(0)$,选定学习速率 η 和惯性系数 α ;②采样得到 $r(k)$ 和 $y(k)$,计算 $e(k) = z(k) = r(k) - y(k)$;③对 $r(i), y(i), e(i)$ ($i = k, k-1, \dots, k-p$) 进行归一化处理,作为 BPNN 的输入;④计算 BPNN 的各层神经元的输入和输出,输出层的输出即为 PID 控制器的 3 个参数 K_p, T_i, T_d ;⑤计算 PID 控制器的输出 $u(k)$,参与控制和计算;⑥计算修正输出层的加权系数;⑦计算修正隐含层的加权系数;⑧置 $k = k+1$,返回②。

3 应用算例

设被控对象的数学模型为 $y(k) = \frac{a(k)y(k-1) + 2u(k-1)}{2 + \gamma^2(k-1)}$, 其中, $a(k)$ 为时变系数,且 $a(k) = 1 - 0.35e^{-0.15k}$ 。用基于 BP 神经网络的 PID 控制器对其进行控制,神经网络的结构为 4-8-3,且学习速率 $\eta = 0.3$,惯性系数 $\alpha = 0.2$,加权系数初始值区间为 $[-0.5, 0.5]$ 上的随机数,神经网络的输入模式选为 $o_1^{(1)}(k) = r(k), o_2^{(1)}(k) = y(k), o_3^{(1)}(k) = e(k), o_4^{(1)}(k) = 1$,输入参考信号为 $r(k)$,取幅值为 +0.5 和 +1、周期为 2 的矩形波信号,得到如图 3 所示仿真结果。

可以看出,对于具有非线性且参数时变的被控对象,该算法具有良好的控制效果^{[5][6]}。



(a) 输入/输出响应

(b) PID 控制器可调参数的调整情况

图 3 输入为矩形波信号的仿真结果

若 $r(t) = \sin(2\pi t)$,并设时变系数 $a(k) = 1 - 0.35e^{-0.15k}$ 有一个摄动^[7-8],其摄动范围为 $(0.1, 0.4)$,仿真结果如图 4 和图 5 所示。

可以看出,对于有摄动的时变、非线性系统,该方法具有很好的控制效果,系统具有很强的鲁棒性。

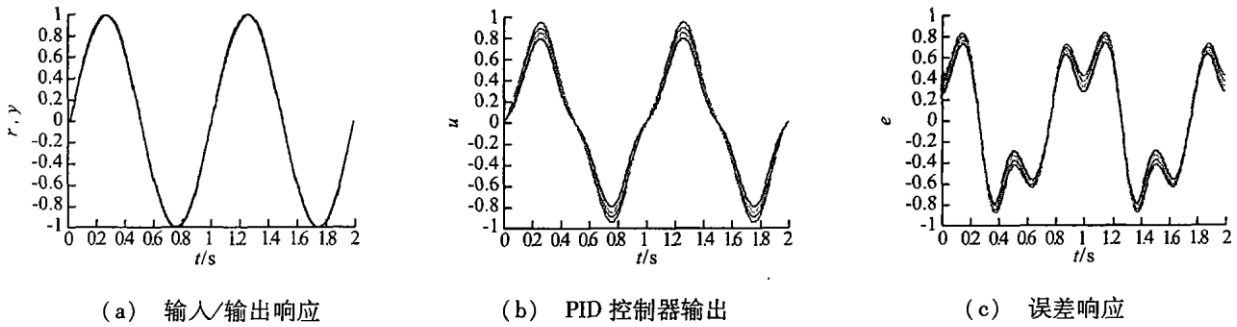


图4 输入为正弦波的仿真结果

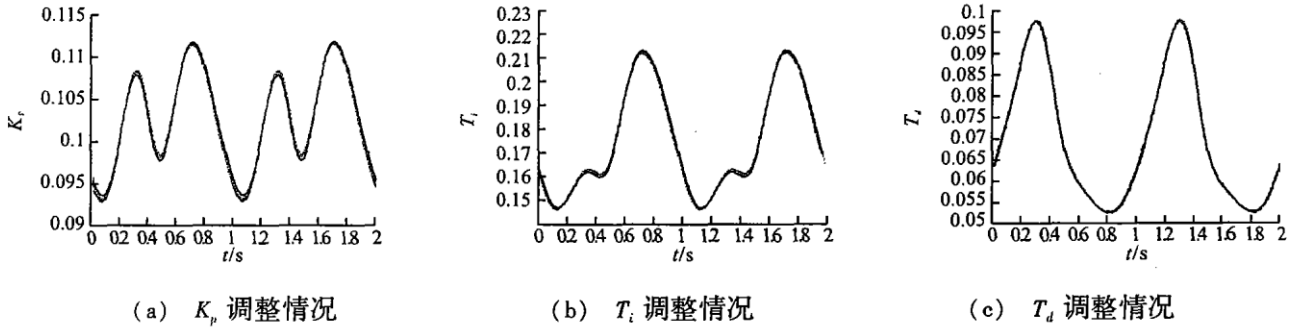


图5 PID控制器可调参数的调整情况

4 结论

神经网络控制能够充分逼近任何复杂的非线性系统,能够学习和适应严重不确定系统的动态特性,显示了很强的鲁棒性和容错性,同时也显示了神经网络在解决高度非线性和严重不确定系统方面的潜能。神经网络和PID控制相结合,大大改善了常规PID控制器的性能,有效地改善了系统的控制结果,达到了预期目的。仿真结果表明:基于BP神经网络的PID控制较常规的PID控制具有较高的控制品质。

参考文献:

- [1] Makila P M. On Robustness in Control and LTI Identification: Near - Linearity and Non - Conic Uncertainty [J]. Automatica, 2006,42: 601 - 612.
- [2] 王伟,张晶涛,柴天佑. PID参数先进整定方法综述[J]. 自动化学报,2000,26(3):347 - 355.
- [3] 陶永华. 新型PID控制及其应用[M]. 北京:机械工业出版社,2002.
- [4] 曾军. 神经网络PID控制器的研究及仿真[D]. 长沙:湖南大学,2004.
- [5] 刘金琨. 先进PID控制及MATLAB仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [6] 吴晓燕,赵敏荣,李彦彬,等. 基于MATLAB的控制系统优化设计[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2001,2(4):37 - 40.
- [7] John G Vlachogiannis, Ranjit K Roy. Robust PID Controllers by Taguchi's Method[J]. The TQM Magazine, ABI/INFORM Global, 2005,17(5):456 - 466.
- [8] 徐峰,李东海,姜学智. 适用型PID控制器参数整定性能比较[J]. 电子技术应用,2002,(6):36 - 38.

(编辑:田新华)

Research on PID Controller Based on BP Neural Networks

ZHOU Yan - yan, WU Xiao - yan, LI Gang

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China)

Abstract: PID control based on BP neural networks, proceeding from the basic principle, learning rules and algorithms of BP neural networks, is introduced in this paper. Better control qualities are obtained by using the dynamic BP algorithms of three - layer networks. Simulation results indicate that the PID control based on BP neural networks displays a strong robustness in dealing with the nonlinear and uncertain system.

Key words: BP neural network; PID controller; robustness