

# 基于BP神经网络整定的PID控制

朱海峰 李伟 张林

(重庆交通学院交通运输学院, 重庆 400074)

**摘要** 传统PID控制在控制系统中有广泛的应用,但是由于其在参数整定过程中对于对象模型过分依赖,并且参数一旦整定计算好后,在整个控制过程中都是固定不变的,而在实际系统中,由于系统状态和参数等发生变化时,过程中会出现状态和参数的不确定性,系统很难达到最佳的控制效果.为了改善传统PID控制的效果,又充分利用现有PID控制的研究成果,采用BP神经网络对PID参数进行整定,并对该系统进行了仿真分析.仿真结果表明,采用BP神经网络整定的PID控制较传统PID算法及BP网络算法都有较大程度的提高.

**关键词** 神经网络, PID控制, 整定

## 引言

数字PID控制在生产过程中是一种最普遍采用的控制方法,在机电,冶金,机械,化工等行业中取得了广泛应用. PID控制通过对偏差的比例(P),积分(I)和微分(D)的线性组合构成控制量,对被控制对象进行控制.因此, PID控制器要取得较好的控制效果,就必须通过调整好比例、积分和微分三种控制作用,形成控制中相互配合相互制约的关系.但是,这种关系并不一定是简单的线性组合,由于神经网络具有任意非线性逼近能力,因此可以利用神经网络通过对系统性能的学习来实现具有最佳组合的PID控制.

## 1 PID控制原理

PID控制器是一种线性控制器,它根据给定值  $rin(k)$  与实际输出值  $yout(k)$  构成控制偏差

$$e(k) = rin(k) - yout(k) \quad (1)$$

其原理如图1所示.

概括起来, PID控制器各校正环节的作用如下:

(1) 比例环节: 控制量与控制系统的偏差信号  $e(k)$  成比例关系,一旦有偏差产生,控制器立即产生控制作用,以减少偏差.

(2) 积分环节: 该环节主要用来消除静差,提

高系统的无差度.

(3) 微分环节: 反映偏差信号的变化情况,并能在信号偏差变化太大之前在系统中引入一个有效的早期修整信号,从而加快系统的动作速度,减少调节时间.

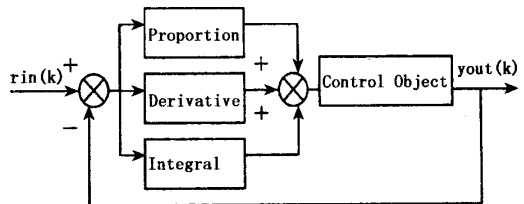


图1 PID控制原理图

Fig.1 PID control principle

## 2 基于BP神经网络的PID整定原理

### 2.1 基于BP神经网络的PID控制系统结构

基于BP神经网络的PID控制系统结构如图2所示控制系统由两部分构成:

(1) 经典的PID控制器: 该控制器直接对被控制对象进行闭环控制,并且三个参数  $k_p, k_i, k_d$  为在线调整方式;

(2) 神经网络根据系统的运行状态调节PID控制器的参数,从而达到控制系统性能的最优化,使输出层神经元的输出状态对应于PID控制器的三个可调整参数  $k_p, k_i, k_d$ ,通过神经网络的自学习,

权系数调整,使神经网络输出对应于某种最优控制规律下的PID控制器参数。

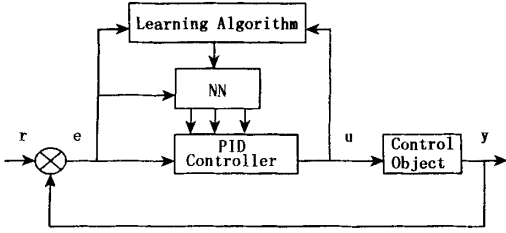


图2 基于BP神经网络整定的PID控制系统结构

Fig. 2 Structure of PID control based on BP Neural Network adjusting

经典增量式PID的控制算法为

$$u(k) = u(k-1) + k_p[e(k) - e(k-1)] + k_i e(k) + k_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (2)$$

式(2)中,  $k_p, k_i, k_d$  分别为比例、积分、微分系数。

### 2.2 BP网络结构

采用三层BP网络,其结构如图3所示。

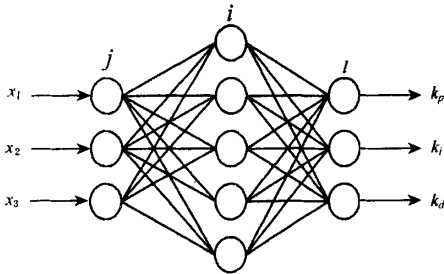


图3 BP网络结构

Fig. 3 Structure of BP Neural Network

为充分反映输入PID控制器信号的特性,其输入层神经元个数选为3:  $X_1(k) = e(k), X_2(k) = \sum_1^k e(i), X_3(k) = e(k) - e(k-1), e(k)$  为误差量,  $X_2(k)$  可以反映出误差累计的效果,类似于连续系统中的积分环节,  $X_3(k)$  可以反映出误差的变化快慢,类似于连续系统中微分环节。采用  $X_1(k), X_2(k)$  和  $X_3(k)$  作为输入,能够比较全面的反映误差量的状态,因此用它们来作为网络输入层的3个输入量。

输出层输出节点分别对应三个可调参数  $k_p, k_i, k_d$ , 故输出层神经元个数为3。由于  $k_p, k_i, k_d$  不能为负值,所以输出层神经元的激发函数取非负的

Sigmoid 函数

$$g(x) = \frac{1}{2}(\tanh(x)) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

隐层的神经元个数可由以下经验公式确定

$$q = \sqrt{n + m} + f$$

式中,  $n, q, m$  分别为输入层、隐层和输出层神经元个数,公式中  $f$  可取 1 ~ 10, 节点数过多会增加计算量,个数太少则不能很好地逼近给定函数,综合考虑,此处  $q$  取 5。隐层神经元的激发函数取正负对称的 Sigmoid 函数

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4)$$

至此,确定出了神经网络结构为 3-5-3。

取性能指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2}(rin(k) - yout(k))^2 \quad (5)$$

网络输入层的输入为

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (16)$$

上式中,输入变量的个数  $M$  取决于被控制系统的复杂程度,在这里取  $M = 3$ 。

网络隐层的输入、输出为

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^M w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)) \quad i = 1, 2, \dots, Q \quad (7)$$

式中  $w_{ij}^{(2)}$  为隐层权系数,上角标(1),(2),(3)分别代表输入层,隐层和输出层。

网络输出层的输入输出为

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q w_{il}^{(3)} O_i^{(2)}(k)$$

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

$$O_1^{(3)}(k) = k_p$$

$$O_2^{(3)}(k) = k_i$$

$$O_3^{(3)}(k) = k_d \quad (8)$$

输出层输出节点分别对应三个可调参数  $k_p, k_i, k_d$ 。

按照梯度下降法修正网络的权系数,即按照  $E(k)$  对权系数的负梯度方向搜索调整,并附加一个使搜索快速收敛全局极小惯性项

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \times \frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial net_l^{(3)}(k)} \frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} \quad (9)$$

$$\frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} = O_i^{(2)}(k) \quad (10)$$

由于  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  未知,所以近似用符号函数  $sgn(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)})$  取代,由此带来的误差影响可以用调整学习速率来进行补偿。

从上述分析中可以得到网络输出层权的学习算法为

$$\begin{aligned} \Delta w_{li}^{(3)}(k) &= \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_i^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ \delta_i^{(3)} &= error(k) sgn(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}) \frac{\partial u(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} \times \\ &g'(net_l^{(3)}(k)) \quad l = 1, 2, 3 \end{aligned} \quad (11)$$

同理,可以得到隐层权系数的学习算法为

$$\Delta w_{lj}^{(2)}(k) = \alpha \Delta w_{lj}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_j^{(2)} O_j^{(1)}(k) \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \delta_j^{(2)} &= f'net_j^{(2)}(k) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{lj}^{(3)}(k) \\ i &= 1, 2, \dots, Q \end{aligned} \quad (13)$$

### 2.3 算法

(1) 确定BP网络的结构,并给出各层权系数的初值  $w_{ij}^{(1)}(0)$  和  $w_{li}^{(2)}(0)$ ,确定学习速率  $\eta$  和惯性系数  $\alpha$ ,此时,  $k = 1$ 。

(2) 采样得到  $rin(k)$  和  $yout(k)$ ,计算此时的误差  $e(k) = rin(k) - yout(k)$ 。

(3) 计算神经网络各层神经元的输入、输出,神经网络输出层的输出即为PID控制器的三个可调参数  $k_p, k_i, k_d$ 。

(4) 根据式(2)计算PID控制器的输出  $u(k)$ 。

(5) 进行神经网络学习,再线调整权系数  $w_{ij}^{(1)}(k)$  和  $w_{li}^{(2)}(k)$ ,实现PID控制参数的自适应调整。

(6) 值  $k = k + 1$ ,返回到(1)。

### 3 仿真及分析

仿真时,假设被控对象的近似数学模型为

$$yout(k) = \frac{a(k)yout(k-1)}{1 + yout^2(k-1)} + u(k-1)$$

式中,系数  $a(k)$  是慢时变的,  $a(k) = 1.2(1 - 0.8e^{-0.1k})$ 。

学习速率  $\eta = 0.28$ ,惯性系数  $\alpha = 0.04$ 。仿真采用的输入信号为正弦信号,初始权值取随机值。

图4将输入信号和输出信号在同一坐标中绘

出,从图4可以看出,在整个过程中,输出信号和输入信号几乎完全重叠,说明系统对输入信号有很强的跟踪能力。

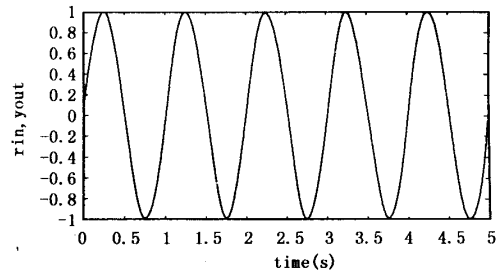


图4 正弦跟踪曲线

Fig. 4 Sine track curve

图5反映了整个过程中参数  $k_p, k_i, k_d$  随时间变化的情况,可以看出,  $k_p, k_i, k_d$  在不断调整,从而使控制效果最佳。

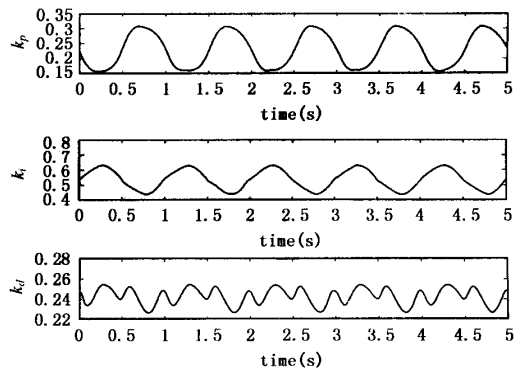


图5 PID参数自适应整定曲线

Fig. 5 Self-adjusting curve of PID parameters

图6为系统的误差曲线,可以看出,系统跟踪误差非常小(大约在  $0.008 \sim -0.008$  内),跟踪效果很理想。

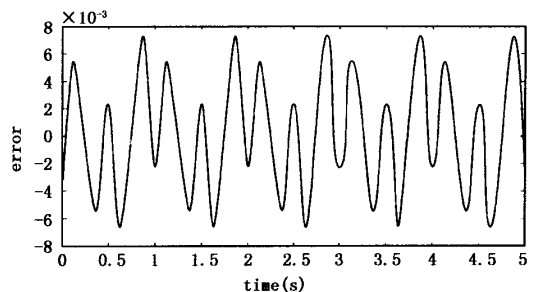


图6 跟踪误差曲线

Fig. 6 Track error curve

综上所述,从仿真结果可以看出,BP 网络自整定的 PID 控制器能够根据被控对象的变化,对  $k_p$ ,  $k_i$ ,  $k_d$  3 个参数进行调节,在整个控制过程中,  $k_p$ ,  $k_i$ ,  $k_d$  3 个参数总是在不断向最优值逼近,从而对控制效果有很大改进.

#### 4 结 论

理论和仿真分析及试验表明,本文所述的 BP 网络自整定 PID 控制算法克服了传统控制策略参数整定中对于对象模型的过度依赖,并充分利用现有 PID 算法的研究成果,在一定程度上解决了 BP 网络本身所固有的收敛速度慢而对控制过程造成的影响问题,使得该算法具有良好的控制品质,在工业过程控制中具有较好的应用前景.

#### 参 考 文 献

1 刘金琨. 先进 PID 控制及 MATLAB 仿真. 北京: 电子工

- 业出版社, 2003, (1): 188 ~ 201 (Liu Jinkun. Advanced PID control and MATLAB simulation. Publishing House of Electronics Industry, 2003, (1): 188 ~ 201 (in Chinese))
- 2 许东, 吴铮. 基于 MATLAB 6. x 的系统分析与设计—神经网络. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002: 52 ~ 58 (Xu Dong, Wu Zheng. System Analysis and Design Based on MATLAB 6. x—Neural Network. Publishing House of Xidian University, 2002: 52 ~ 58 (in Chinese))
- 3 褚福磊. 基于神经网络的柴油机故障诊断. 交通运输工程学报, 2003, 12: 45 ~ 47 (Zhu Fulei. Diesel Engine Failure Diagnoses Based on Neural Network. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2003, 12: 45 ~ 47 (in Chinese))

## PID CONTROL BASED ON BP NEURAL NETWORK ADJUSTING

Zhu Haifeng Li Wei Zhang Lin

(Department of Traffic, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

**Abstract** Traditional PID control has been widely used in real applications. But for traditional PID control, mathematical model must exist when adjusting PID parameters, and the parameters are constant after adjusted. However, in real systems, when the system state and parameters change and become uncertain, system performance cannot keep in the best state. For the purpose of improving system performance of PID control and making use of the existing study fruit of PID control, BP neural network was used for adjusting PID parameters. After simulating, the results show that the algorithm based on BP neural network adjusting has better control characteristics than those of traditional PID and BP neural network.

**Key words** neural network, PID control, adjusting