

# 基于 BP 神经网络 PID 控制的方法研究

孙广孟

(大连理工大学电子信息与电气工程学部, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** PID 控制是一种经典的控制方法, 它以结构简单, 不依赖于被控对象的数学模型, 抗干扰能力强等优点, 成为了过程控制领域一种重要的方法。神经网络在控制系统中的应用提高了整个系统的信息适应能力和处理能力, 提高了整个系统的智能水平。由于神经网络具有逼近任意连续有界非线性函数的优点, 对于长期困扰控制界的非线性系统和不确定性系统来说, 神经网络无疑是一种解决问题的非常有效途径。采用神经网络方法设计的控制系统具有更快的速度(实时性)、更强的鲁棒性和更强的自适应能力。本文结合两者的特性, 以 BP 神经网络为代表, 分析了基于 BP 神经网络的 PID 控制方法, 并和常规的 PID 控制器做了对比, 从仿真图可以看出本算法的优越性

**关键词:** PID; 神经网络; 参数整定; MATLAB; 仿真

**中图分类号:** TP13

## Research of method based on BP neural network PID control

Sun Guangmeng

(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, LiaoNing DaLian 116024)

**Abstract:** PID control is a classical controlled method. It has been an important method of process control area due to its simple structure, not depending on mathematical model of controlled object and the advantage of strong robustness. Application of neural network improved the adapt and process performance of whole system and professional knowledge of whole system. For the nonlinear and uncertain system, neural network undoubtedly is a kind of effective way of solving problems because of the advantages of approaching random continuous bounded nonlinear functions. Controlled system based on neural network had quicker speed, stronger robustness and adaptive ability. This paper studied PID controlled method based on BP neural network combined with the advantages of both. It also compared the performance with traditional PID controller and it proved the advantages of our method from emulation chart.

**Keywords:** PID; neural network; parameter tuning; MATLAB; emulation

## 0 引言

PID 控制是基于比例 (Proportional), 积分 (Integral), 微分 (Derivative) 的控制器。它是工业过程控制最常见的控制器。随着计算机技术的发展, 当其进入控制领域以后, 用数字计算机取代传统模拟计算机组成计算机控制系统, 不仅可以用软件实现控制算法, 而且可以利用计算机的逻辑功能, 使 PID 控制更加灵活。

智能控制是一类无需人的干预就能够独立的驱动智能机器实现其目标的自动控制。目前的智能控制技术包括: 神经网络技术、模糊控制技术、遗传算法技术、专家整定控制技术、基于规则的仿人智能控制技术, 已进入工程化和实用化的时代, 并已有商品出售。将智能控制技术和常规 PID 控制相结合, 形成智能 PID 控制, 它不依赖于系统的数学模型, 可以实现 PID 参数的在线自整定。因为越来越多的应用于 PID 控制系统的设计中。

神经网络在控制系统中的应用提高了整个系统的信息适应能力和处理能力, 提高了

---

**作者简介:** 孙广孟, (1987-), 男, 研究生, 主要研究方向: 控制理论及应用. E-mail: witty554@163.com

整个系统的智能水平。由于神经网络具有逼近任意连续有界非线性函数的优点,对于长期困扰控制界的非线性系统和不确定性系统来说,神经网络无疑是一种解决问题的非常有效途径。采用神经网络方法设计的控制系统具有更快的速度(实时性)、更强的鲁棒性和更强的自适应能力

1943年由心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 共同提出了人工神经网络的概念,自 1960 年 Widrow 和 Hoff 提出了自适应线性元件(Adaline)模型以及神经网络 PID 控制器的研究和仿真,神经网络的研究进入了第一次高潮。80 年代 HoPfield 提出了 HNN 模型,将神经网络推向了一个新的研究高潮。

本文在经典 PID 控制的基础上,结合了 BP 神经网络的结构以及算法,得出了基于 BP 神经网络的 PID 控制方法,并和常规 PID 控制做了比较。

## 1 经典 PID 控制

### 1.1 PID 控制基本原理

PID 控制器是基于比例 P,积分 I,微分 D 的控制器,它是一种基于偏差控制的线性控制器,根据实际输出值和给定值相比较,得出一个偏差,通过线性组合将 P, I, D, 以及偏差组合在一起构成一个控制量 U,对被控对象进行控制。

我们令  $r_{in}(t)$  为 PID 控制的输入,  $y_{out}(t)$  为输出,  $e(t)$  为偏差信号,那么  $e(t)$  可以表示为:

$$e(t) = r_{in}(t) - y_{out}(t) \quad (1.1)$$

控制量可以表示为:

$$u(t) = k_p(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + \frac{T_d de(t)}{dt}) \quad (1.2)$$

写成传递函数为:

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = k_p(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s) \quad (1.3)$$

式中  $k_p$  为比例系数,  $T_i$  为积分时间常数,  $T_d$  为微分时间常数。

### 1.2 PID 各参数的作用

PID 控制器三个参数 P,I,D 的作用为:

- 1) P: 能提高系统的相应速度,但是过大会导致系统存在稳态误差
- 2) I: 消除系统的稳态误差,但积分项作用太强会导致系统的稳定性下降,超调加大,甚至产生严重的震荡
- 3) D: 能对误差信号有很好的超前控制作用,能够减少超调以及克服系统的震荡,但是 D 过大会系统的抗干扰能力降低,它一般不能单独使用,要与另外两种控制规律结合使用,组成 PD 或者 PID 控制器。

### 1.3 位置式 PID 和增量式 PID

随着计算机技术的发展,在 PID 控制中使用更多的是数字式 PID 控制,其中主要有位置式 PID 和增量式 PID 两种。两者的比较如下:

- 1) 位置式 PID, 控制算法每次输出都与过去的状态有关,计算的时候要累加过去的状态,计算量相对来说比较大

2) 增量式 PID, 计算时候不需要累加, 算法计算时候相比于位置式 PID 比较简单; 算法得出的是控制量的增量, 误动作对于系统的影响比较小; 从手动到自动切换时冲击比较小。

## 1.4 PID 参数整定

PID 参数整定是 PID 控制的核心内容, 主要方式有两种: 一是理论计算整定法。它主要是根据系统的数学模型, 经过一系列理论计算确定控制器的各个参数。利用这种方法所得到的计算数据未必可以直接用, 还必须通过工程实际进行调整和修改。第二种方法是工程整定方法, 它主要依赖工程经验, 直接在控制系统的试验中进行, 且方法简单、易于掌握, 在工程实际中被广泛采用。PID 控制器参数的工程整定方法, 主要有临界比例法、反应曲线法和衰减法。

## 2 BP 神经网络 PID 控制算法实现

### 2.1 几种典型的学习规则

神经网络的控制算法是基于学习的, 主要的学习规则有两种:

1) 无监督的 Hebb 学习。用  $o_i$  表示神经元  $i$  的激活值,  $o_j$  表示神经元  $j$  的激活值,  $w_{ij}$  表示神经元  $j$  和  $i$  的连接权值, 那么 Hebb 学习规则可表示为:

$$\Delta w_{ij}(k) = \eta o_j(k) o_i(k) \quad (2.1)$$

其中  $\eta$  为学习速率。

1) 在 Hebb 学习规则中, 引入教师信号, 即将  $o_j$  换成希望输出  $d_j$  与实际输出  $o_j$  之差, 就构成有监督的 Delta 学习规则:

$$\Delta w_{ij}(k) = \eta (d_j(k) - o_j(k)) o_i(k) \quad (2.2)$$

### 2.2 BP 神经网络结构

BP 神经网络的结构如图所示:

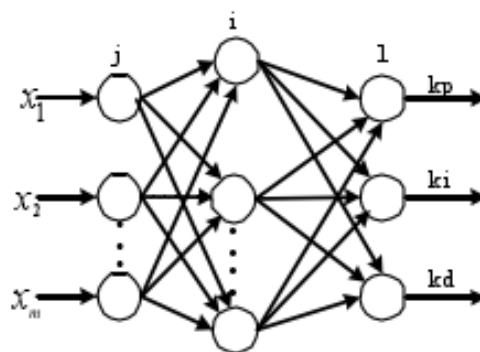


图 2.1 BP 神经网络结构  
Fig.2.1 Structure of BP Neural Network

从上图可以看出, 它有  $m$  个输入节点,  $q$  个隐含节点, 3 个输出节点。输入节点对应所选的系统运行状态量, 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 控制器的三个参数  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$ 。

### 2.3 BP 神经网络 PID 控制算法以及流程图

从图 2.1 可以看出: 网络的输入为:  $O_j^{(1)} = x(j) \quad j=1,2,\dots,m$  (2.3)

$$O_i^{(2)}(k) = f(\text{net}_i^{(2)}(k)) \quad i=1,2,\dots,q \quad (2.4)$$

式中，上标 (1)、(2)、(3) 分别代表输入层、隐含层、输出层， $f(x)$  为双曲正切函数，即  $f(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$ ， $\{w_{li}^{(2)}\}$  为隐含层加权系数。

网络输出层三个节点的输入、输出分别为

$$\text{net}_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^q w_{li}^{(3)} o_i^{(2)}(k) \quad (2.5)$$

$$o_l^{(3)}(k) = g(\text{net}_l^{(3)}(k)) \quad l=1,2,3 \quad (2.6)$$

也就是

$$\left. \begin{aligned} o_1^{(3)}(k) &= k_p \\ o_2^{(3)}(k) &= k_i \\ o_3^{(3)}(k) &= k_d \end{aligned} \right\} \quad (2.7)$$

式中， $w_{li}^{(3)}$  为输出层加权系数，输出层神经元活化函数为  $g(x) = e^x / (e^x + e^{-x})$ 。

性能指标函数可以表示为：

$$E(k) = \frac{1}{2} (\text{rin}(k) - \text{yout}(k))^2 \quad (2.8)$$

用最陡下降法修正网络的权系数，即按  $E$  对加权系数的负梯度方向搜索调整，并附加一使搜索快速收敛全局极小的惯性项，则有

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = -\rho \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} + \gamma \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) \quad (2.9)$$

$\rho$  为学习率， $\gamma$  为惯性系数。而

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial o_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial o_l^{(3)}(k)}{\partial \text{net}_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial \text{net}_l^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} \quad (2.10)$$

这里需要用到的变量  $\partial y(k) / \partial u(k)$ ，由于  $\partial y(k) / \partial u(k)$  未知，所以近似用取代，由此带来计算不精确的影响可以通过调整学习速率  $\rho$  来补偿。

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial u(k)}{\partial o_1^{(3)}(k)} &= e(k) - e(k-1) \\ \frac{\partial u(k)}{\partial o_2^{(3)}(k)} &= e(k) \\ \frac{\partial u(k)}{\partial o_3^{(3)}(k)} &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{aligned} \right\} \quad (4.12)$$

我们很容易可以得到 BP 神经网络输出层权计算公式为：

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = \rho \delta_l^{(3)} o_i^{(2)}(k) + \gamma \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) \quad (2.11)$$

也可得到隐含层权计算公式：

$$\Delta w_{ij}^{(2)}(k) = \rho \delta_i^{(2)} o_j^{(1)}(k) + \gamma \Delta w_{ij}^{(2)}(k-1) \quad (2.12)$$

$$\delta_i^{(2)} = f'(\text{net}_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) \quad i=1,2,\dots,q \quad (2.13)$$

上面推导过程的流程图为：

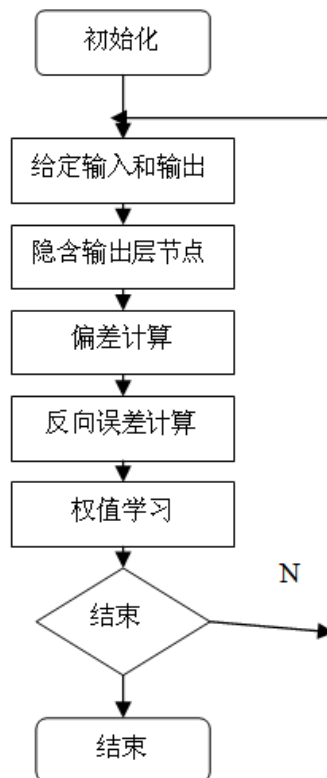


图 2.2 BP 神经网络 PID 控制算法流程图

Fig.2.2 Flow Chart Of Neural Network PID Control

### 3 系统设计及仿真研究

#### 3.1 常规 PID 控制系统和 BP 神经网络 PID 控制系统

文中以直流电机调速系统为具体参考模型，分别研究了常规 PID 控制和 BP 神经网络 PID 控制系统，如图 3.1 和 3.2 所示

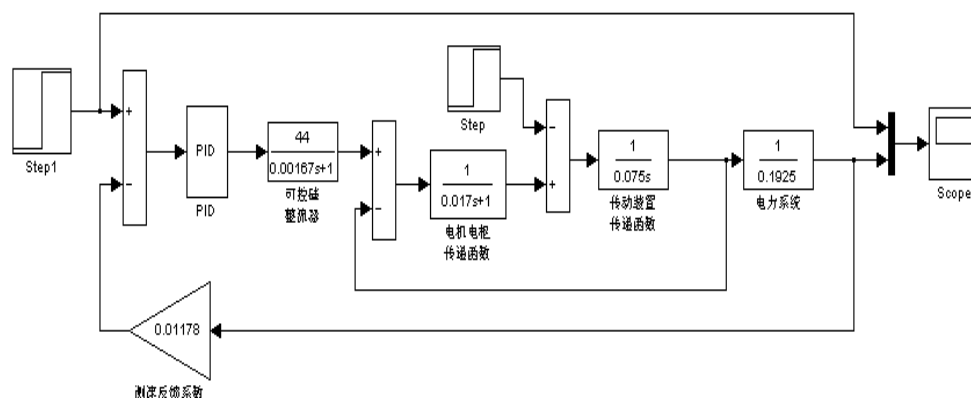


图 3.1 常规 PID 控制系统

Fig.3.1 Traditional PID Controlled System

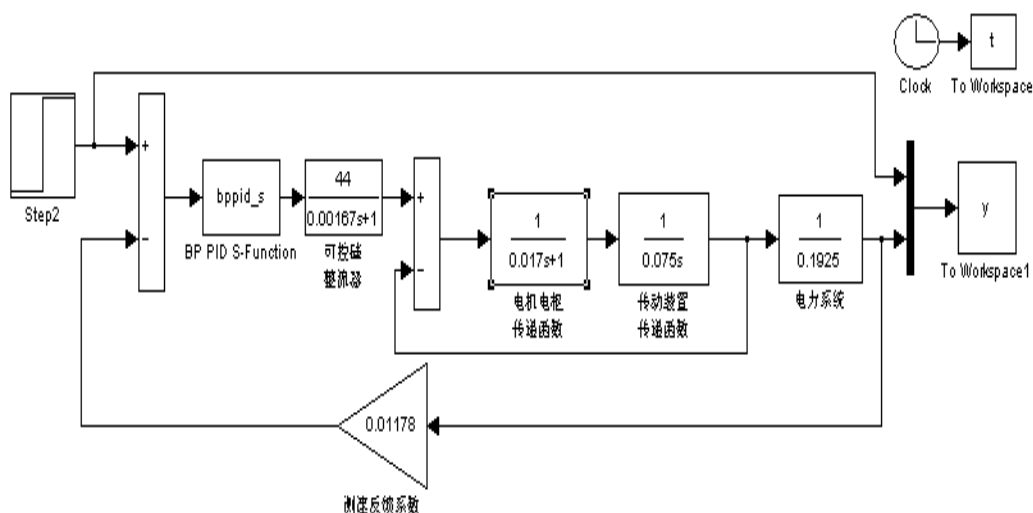


图 3.2 BP 神经网络 PID 控制系统

Fig.3.2 BP Neural Network PID Controlled System

### 3.2 仿真研究

在图 3.1 中我们根据 Z-N 经验公式，令 PID 各参数为：P=0.55，I=11.2，D=0.33；当输入  $r(t)=1$  时候，并在 3s 时加上负的扰动 1，可以得出以下常规 PID 控制系统响应，如图 3.3 所示：

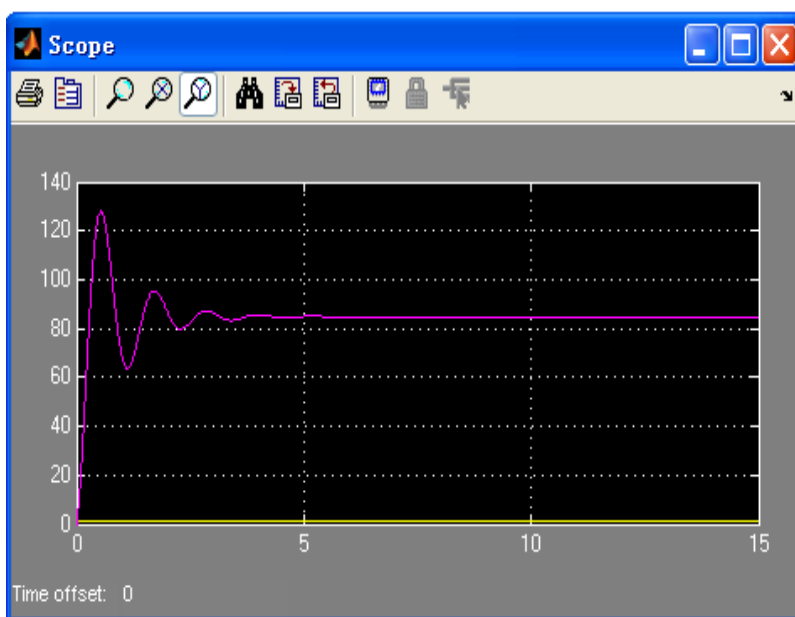


图 3.3 常规 PID 控制响应曲线

Fig.3.3 Tradional PID Controlled Response Curve

在图 3.2 中，系统通过调用神经网络 S 函数取得控制效果，S 函数中学习速率为 0.4，惯性系数为 0.3，输入为阶跃。则 BP 神经网络 PID 控制阶跃响应曲线为：

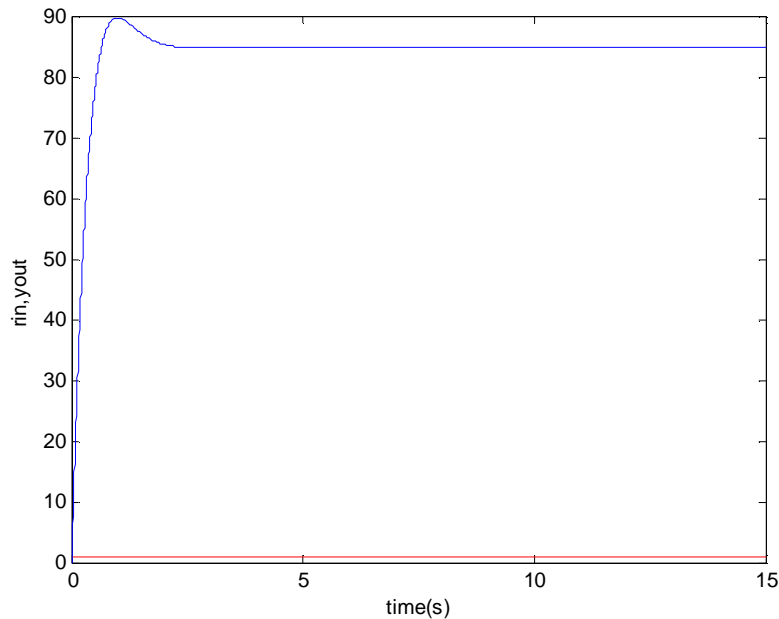


图 3.4 BP 神经网络 PID 控制响应曲线  
Fig.3.4 BP Neural Network PID Controlled Response Curve

### 3.3 结果分析

从图 3.3 和 3.4 很容易可以计算出传统 PID 控制系统和 BP 神经网络 PID 控制系统输出响应曲线中超调量和调节时间。常规 PID 控制的超调量为： $(130-85)/85=5.3\%$ ,调节时间  $t_s$  为 4.2s。BP 神经网络 PID 控制系统超调量为： $(90-85)/84=5.9\%$ ,调节时间为 2.5s。

从结果我们可以看出，BP 神经网络 PID 控制比常规 PID 控制有这更快的调节时间，更小的超调量，更好的自适应性能

## 4 结论

在经典 PID 控制理论的基础上，结合神经网络控制算法，分析了 BP 神经网络 PID 控制系统，并和常规 PID 控制系统做了对比，通过仿真表明 BP 神经网络 PID 控制方法有着更好的自适应性，控制性能。

## 5 致谢

感谢江崇礼老师对我的帮助。

### [参考文献] (References)

- [1]陶永华, 新型 PID 控制及其应用第二版[M].北京: 机械工业出版社, 2002:126
- [2]夏红, PID 参数整定方法综述[J].浙江科技学院学报, 2003.15(4):236-240.
- [3]陆伟民, 人工智能技术及应用[M].上海: 同济大学出版社, 1998:132-150.
- [4](J.H.Kim, S.Joh. A fuzzy PID controller for nonlinear and uncertain systems[J].Soft Computing,2000,4(2):123-129.
- [5] 丽娜.神经网络控制[M].哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999:36-40.
- [6] 龙晓林,徐金方.基于优化 BP 神经网络的 PID 控制研究[J].计算机测量与控制, 2003, 3:125-129.
- [7] Chiaju Wu.Genetic Tuning of PID Controllers Usinga Neural Network Model:A Seesaw Example[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems,1999,25(1):43-59.