

# 基于 PSO 算法和 BP 神经网络的 PID 控制研究

段艳明

(河池学院 计算机与信息工程学院, 广西 宜州 546300)

**摘要:**针对 PID 控制中的参数整定的难点及基本 BP 算法收敛速度慢、易陷入局部极值的问题,提出利用 PSO 算法的全局寻优能力和较强的收敛性来改进 BP 网络的权值调整新方法,从而对 PID 控制的比例、积分、微分进行优化控制。该方法是在基本 BP 算法的误差反向传播的基础上,使粒子位置的更新对应 BP 网络的权值和阈值的调整,既充分利用了 PSO 算法的全局寻优性又较好地保持了 BP 算法本身的反向传播特点。仿真结果表明基于 PSO 算法的 BP 神经网络的 PID 优化控制具有较好的性能和自学习、自适应性。

**关键词:** PID 控制; BP 神经网络; PSO 算法

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)08-0238-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.08.057

## Research of PID Control Based on BP Neural Network and PSO Algorithm

DUAN Yan-ming

(Department of Computer and Information Engineering, Hechi University,  
Yizhou 546300, China)

**Abstract:** In view of the difficulty of parameters setting of PID control and the limitations of slow convergence and local extreme values of BP algorithm, a new method to adjust weights of BP network is proposed using the global optimization ability and the strong convergence by PSO algorithm, so as to optimize the proportional, integral and differential of PID control. The new algorithm is based on the weight adjustments of error back propagation of BP algorithm, making the bats position updating to weight and threshold of BP network modification. The new algorithm can not only use the global optimization of PSO algorithm, but also contain the feature of error back propagation of BP algorithm. Experimental results show that the PID optimization control based on BP neural network has better performance and self learning and adaptive.

**Key words:** PID control; BP neural network; PSO algorithm

### 0 引言

PID 控制是最常用的工程过程控制方法,该方法将 PID 偏差的比例、积分和微分组合成线性控制量,对被控对象进行有效的控制<sup>[1]</sup>。PID 控制器具有结构简单、实现容易、控制效果好,对模型误差具有鲁棒性等优点,广泛应用于轻工、冶金、电力和机械等工业过程控制中<sup>[1]</sup>。PID 控制中的关键技术是整定其比例(P)、积分(I)、微分(D)三个控制参数,常规的 PID 控制器参数整定较困难,且很难获得理想的效果<sup>[2-3]</sup>。多层前向传播网络的 BP 神经网络在一定条件下可以

逼近任意非线性函数,将其与 PID 控制相结合,整定 PID 的比例、积分、微分三个控制参数,使 PID 系统具有更强的鲁棒性和适应能力,是智能控制研究的一个新方向。PID 控制器的三个可调参数  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  分别用神经网络输出层的三个输出来对应, BP 神经网络的加权系数自调整和自学习能力,使其最优输出对应于 PID 控制器参数,以期达到优化 PID 指标的性能,充分发挥 PID 控制的优点<sup>[4]</sup>。

文中在研究了 BP 神经网络的控制器结构和算法的基础上,利用 PSO 算法的全局随机寻优的功能,对 BP 神经网络 PID 控制结构和参数进行优化,在一定程

收稿日期: 2013-09-26

修回日期: 2013-12-28

网络出版时间: 2014-04-24

基金项目: 广西教育科研基金项目(201106LX577, 201106LX604); 河池学院引进人才科研启动项目(2011QS-N001); 河池学院青年科研课题(2012B-N005, 2012B-N007)

作者简介: 段艳明(1978-), 女, 江西永新人, 讲师, 硕士, 研究方向为数据库、人工智能。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140424.0824.073.html>

度上可以克服 BP 算法的局部极小点和学习时间较长的局限性<sup>[5-6]</sup>。通过 Matlab 的仿真实验,结果证明 PSO 优化 BP 神经网络 PID 控制有一定的实际意义,达到了预期的实验效果。

### 1 BP 神经网络的 PID 控制整定

PID 控制通过调整比例(P)、积分(I)、微分(D)三种参数,使参数形成既相互配合又相互制约的控制关系,能获得较好的控制效果<sup>[7]</sup>。但是,当 PID 控制对象产生不同时,在外界环境的变化下,PID 控制器的三个控制参数很难自动调整以适应,特别是对于一些参数变化慢和一些复杂过程。而 BP 神经网络具有拟合任意非线性函数的能力,利用 BP 神经网络可以建立参数自学习 PID 控制器,从而通过对 PID 系统性能的学习来改进具有最佳参数组合的 PID 控制<sup>[8]</sup>。这样,在一定程度上解决了 PID 控制参数难以确定和环境扰动的不确定性等难题,以及 PID 控制器不易在线实时参数整定的弊端,从而充分发挥 PID 控制的优点。

#### 1.1 BP 网络结构

基于 BP 的 PID 是一种改进型 PID 控制方法,是对传统的 PID 控制的一种改进和优化。BP 神经网络由三层网络(输入层、隐含层、输出层)组成,BP 网络中的输出层神经元状态对应 PID 控制器的三个可调参数  $k_p, k_i, k_d$ <sup>[9]</sup>。当外界环境发生变化时,BP 神经网络可以通过自学习和调整加权系数等功能,使某种最优控制的 PID 控制的三个参数对应于 BP 神经网络的输出<sup>[7-8]</sup>。根据 PID 的三个参数,设计 3 个输入层、4 个隐含层、3 个输出层(3-4-3)的三层 BP 神经网络结构,如图 1 所示。

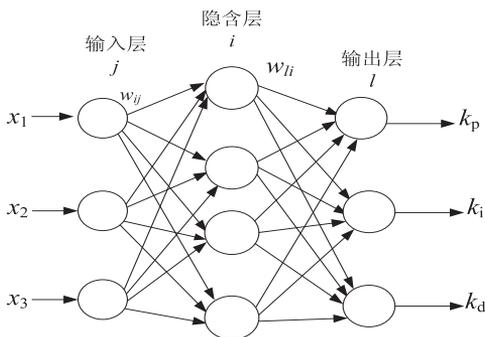


图 1 BP 神经网络结构图

(1)网络输入层的神经元主要接收外界系统的输入信息,并把输入信息传递给隐含层的神经元。输入层的输入为:

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

式中, $M$ 为输入变量的个数,其大小由被控对象的复杂程度决定<sup>[10]</sup>。

(2)网络隐含层是 BP 神经网络的信息处理层,主

要对输入、输出信息进行转换。隐含层的输入、输出为:

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

$$O_i^{(2)}(k) = f(\text{net}_i^{(2)}(k)), i=1,2,\dots,n \quad (3)$$

(3)输出层的输入、输出为<sup>[9]</sup>:

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q W_{li}^{(2)}(0) O_i^{(2)}(k) \quad (4)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(\text{net}_l^{(3)}(k)), l=1,2,3 \quad (5)$$

其中, $O_l^{(3)}(k)$ 表示 BP 神经网络输出层有三个输出,分别和 PID 控制器的三个可控参数  $k_p, k_i, k_d$  对应。

另外,因为 PID 控制器的  $k_p, k_i, k_d$  参数只能为正值,因此文中所用网络的输出层神经元的泛化函数采用非负的 Sigmoid 函数:

$$g(x) = (1 + \tanh(x))/2 = e^x / (e^x + e^{-x}) \quad (6)$$

#### 1.2 BP-PID 控制整合

基于 BP 神经网络的 PID 控制器由 BP 神经网络和常规的 PID 控制器两部分组成,如图 2 所示。PID 控制器负责控制信号的正向传导,对被控对象进行闭环控制,BP 神经网络则根据误差和运行状态,以误差梯度下降的方式修改 BP 神经网络的各层权值和阈值,调节网络输出层对应的 PID 的三个参数  $k_p, k_i, k_d$ ,使之实现在线调整控制参数,从而达到通过 PID 控制器参数的自适应调整来优化系统性能的目的。

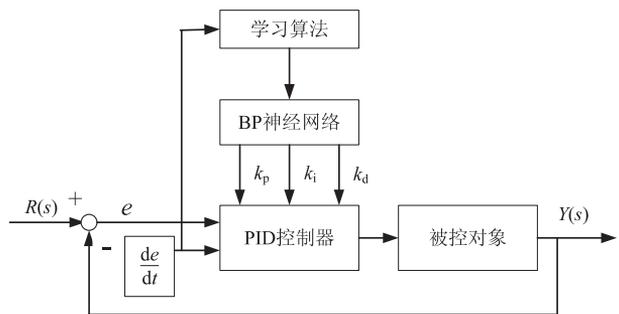


图 2 基于 BP 网络的 PID 控制器结构

BP-PID 的算法步骤如下<sup>[11]</sup>:

(1)确定 BP-PID 网络结构。给出各层权系数的初始值,确定 BP 神经网络各层的节点个数,即隐含层节点个数  $Q$  和输入层节点个数  $M$ ,因为是整合 PID 控制,其输出层的节点应为 3 个。并经过多次仿真实验确定最佳学习速率和平衡因子的值;

(2)通过采样得到  $R(k)$  和  $Y(k)$  的值,利用  $e(k) = R(k) - Y(k)$  计算时刻误差;

(3)对输入  $R(i)$ 、输出  $Y(i)$ 、误差  $e(i)$  进行数据归一化;

(4)计算 BP 三层神经元的输入、输出和 PID 控制器的控制输出  $U(k)$ ;

(5) BP 神经网络进行自学习,并根据反向误差值来调整加权系数  $\Delta W_{ij}^{(1)}(k)$  和  $\Delta W_{li}^{(2)}(k)$ ,进而调整 PID 的控制参数;

(6)使  $k$  值自加,即  $k=k+1$ ,返回(1)。

## 2 PSO 优化 BP-PID 控制

由于 BP 神经网络易陷入局部最优和收敛速度慢等自身固有的缺点,故基于 BP 神经网络结构设计的 PID 控制器也存在类似缺点。为了改进这些缺点,利用 PSO 算法的全局最优和收敛速度快等优点优化 BP-PID 控制器。

### 2.1 PSO-BP-PID 控制的结构

BP 神经网络整合到 PID 控制中,可以在一定程度上解决传统 PID 控制器的参数不能自适应调整、鲁棒性差等缺点,可以实现在线调整 PID 参数,有效地控制较复杂的被控对象。但 BP 算法通过误差反向传播来不断调整网络权值和阈值以达到求解误差函数的最小值问题,BP 神经网络存在收敛速度慢、易陷入局部最优和学习能力及泛化能力较弱等缺陷,因此 BP-PID 控制还有待于进一步的优化控制。

粒子群优化算法(PSO)是基于群体智能方法的演化计算算法,是全局寻优搜索算法,可直接在求解问题的可行域中搜索求解<sup>[12]</sup>。因此,PSO 算法更具随机性,能全局性地搜索到问题的最优解,不容易陷入局部最优,能快速地找到最优解。PSO 算法已广泛应用于神经网络训练、函数优化、模式识别、模拟控制系统优化等方面。PSO 算法,在一定程度上可以克服 BP 算法的以上局限性。因此,可以利用 PSO 算法优化 BP 神经网络一起应用于 PID 控制领域,是对 BP 神经网络 PID 控制性能的改进。这种 BP 神经网络 PID 控制结构的优化,可以同时发挥 PSO 算法和 BP 神经网络各自的优点,并避免其缺点。PSO-BP-PID 系统利用 PSO 算法优化 BP 神经网络的学习,有效地解决了 BP 神经网络结构自学习上的局限性,形成组合优化的神经网络 PID 控制器,是对 BP 神经网络 PID 控制系统的一种性能上的改进和优化,得到性能更优的 PID 控制器。

### 2.2 PSO-BP-PID 控制算法

BP 神经网络的初始权值很大程度上影响 BP 神经网络学习能否达到全局最优、能否收敛和训练时间较短。因此,如何更好地设置 BP 神经网络的初始权值很重要,传统的方法是反复试验初始权值,这样很难得到 PID 控制器的最优参数。文中采用 PSO 算法优化 BP-PID 控制器的参数,以期得到更优的 PID 控制性能。用 PSO 算法优化可得到一组神经网络的初始权值  $W_{ij}^{(2)}(0)$  和  $W_{li}^{(3)}(0)$ <sup>[13]</sup>。

基于改进的 PSO 的 BP 神经网络流程图如图 3 所示。

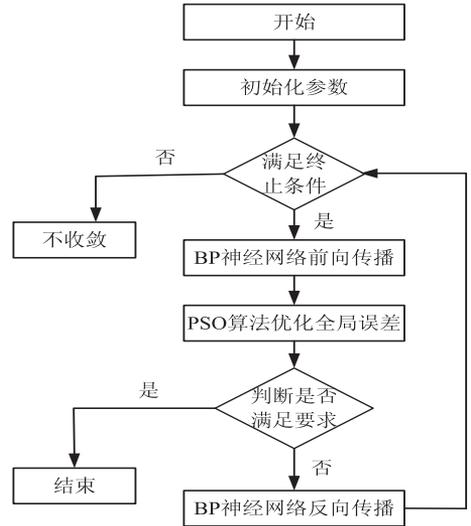


图 3 改进 PSO 的 BP 网络流程图

基于 PSO 算法的 BP 网络学习算法流程如下:

(1) 选定粒子数  $m$ , 适应阈值  $\varepsilon$ , 最大允许迭代步数  $T_{\max}$ ,  $C_1$ ,  $C_2$  和  $\omega$ , 初始化  $X, V$  为  $(0, 1)$  间的随机数;

(2) 迭代步数  $t=0, J_g = \infty$ ;

(3) while(  $J_g > \varepsilon$  or  $t < T_{\max}$  )

{ for  $I=1:1:m$

{ 根据  $X_i$  和训练随机样本, 计算  $J_i$ ;

if  $J_i < J_p(i)$

{  $J_p(i) = J_i; P_i = X_i$ ;

end if

if  $J_i < J_g(i)$

{  $J_g(i) = J_i; P_i = X_i$ ;

end if

} end for

for  $i=1:1:m$

{ 计算  $V_i, X_i$ ;

} end for

} end while

(4) 用 PSO 输出的权值和阈值作为 BP 算法的初始值对神经网络进行训练。

## 3 仿真结果及分析

采用 PSO 算法优化 BP 神经网络 PID 控制器之后,在基本 BP 算法的误差反向传播调整权值的基础上引入 PSO 算法进行权值修正。

设被控对象的数学模型为:

$$y(t) = \frac{a(k)y(k-1)}{1+y_2(k-1)} + u(k-1), a(k) = 1.3 * (1-0.6e^{-0.2k})$$

BP 神经网络选用 3-4-3 网络结构,网络训练次

数  $\text{epochs}=500$ ; 最小训练停止误差  $\text{goal}=10^{-6}$ ; 网络学习速度  $\text{lr}=0.1$ 。PSO 参数设置: 种群规模 = 50, 微粒群数 = 6, 最大迭代次数 = 400, 加速常数  $c_1=3.1, c_2=3.1$ , 惯性权重设为从 1.0 到 0.1 呈线性减小, 微粒速度范围为  $[-20, 20]$ 。输入信号采用阶跃信号:  $\text{rin}(k)=1.0$ 。

在 Matlab 中进行 PSO-BP 的 PID 控制仿真, 得到预期的仿真结果, 如图 4 ~ 图 6 所示。

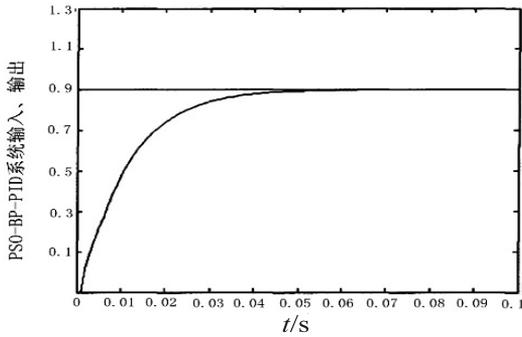


图 4 阶跃响应曲线

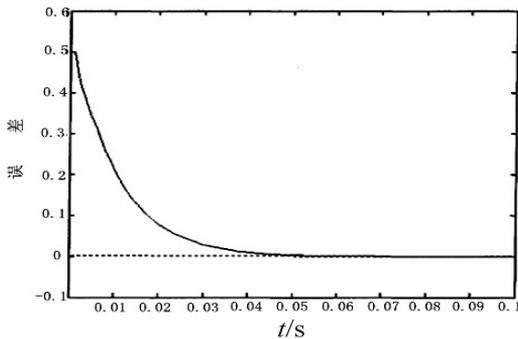


图 5 PID 系统跟踪误差曲线

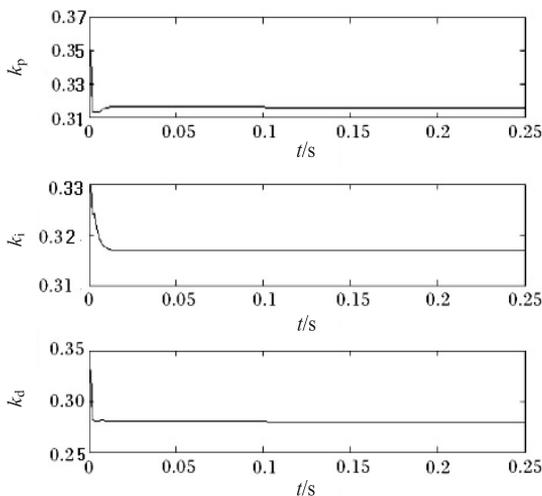


图 6 PSO-BP-PID 参数自适应整定曲线

从仿真结果图可知, 用 PSO 算法优化 BP 神经网络避免了其收敛慢和易陷入局部最优的缺点, 能快速有效地找到全局最优解。因此, 利用 PSO 算法整定 BP-PID 网络的参数, 其超调量、性能指标和调节时间都能得到最优结果, 而且收敛性能也较好, 满足系统稳定

性和鲁棒性的要求。

## 4 结束语

利用 BP 神经网络的逼近任意非线性函数和自学习能力, 将 BP 神经网络与 PID 控制相结合, 可在线调整 PID 参数。该网络系统不断自学习来调整神经网络的权值, 具有鲁棒性强、时间短、跟踪性能好的特点。同时, 利用 PSO 算法的全局寻优搜索性对 BP 神经网络 PID 控制结构进行优化, 在线调整 PID 的三个参数  $k_p, k_i, k_d$ 。在 Matlab 环境下进行仿真, 结果表明: PSO 算法优化 BP 神经网络的 PID 控制器控制效果较传统 BP-PID 控制器要好, 其收敛速度有所提高, PSO 的全局优化能力解决了 BP 算法中的局部极小问题。

### 参考文献:

- [1] 王敬志, 任开春, 胡 斌. 基于 BP 神经网络整定的 PID 控制[J]. 工业控制计算机, 2011, 24(3): 72-73.
- [2] 黄剑平. 基于 BP 神经网络的 PID 控制研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(7): 167-170.
- [3] 张学燕, 高培金, 刘 勇. BP 神经网络 PID 控制器在工业控制系统中的研究与仿真[J]. 自动化技术与应用, 2010, 29(5): 9-12.
- [4] 王 雷. SIMULINK 仿真 BP 神经网络整定的 PID 控制[J]. 数字技术与应用, 2011(4): 7-8.
- [5] 曾万里, 危初勇, 陈红玲. 基于改进 PSO 算法的 BP 神经网络的应用研究[J]. 计算机技术与应用, 2008, 18(4): 49-51.
- [6] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approach to global optimization problems through particle swarm optimization[J]. Natural Computing, 2002, 1(2-3): 235-306.
- [7] 刘 迪, 赵建华. 一种基于 BP 神经网络模型的自适应 PID 控制算法[J]. 自动化技术与应用, 2008, 27(8): 8-10.
- [8] 朱喜娜, 陆 达, 范汉青. 基于 BP 算法 PID 控制器的研究[J]. 计算机技术与应用, 2010, 20(5): 183-186.
- [9] Chen Guochu, Zhang Lin, Hao Nimmei, et al. Application of neural network PID controller in constant temperature and constant liquid-level system[J]. Control and Automation, 2003, 19(1): 23-24.
- [10] Yang X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[C]//Proc of nature inspired cooperative strategies for optimization. Berlin: Springer, 2010: 65-74.
- [11] Abraham A. Neuro-fuzzy systems: state of the art modeling techniques[C]//Proc of the 6th international conference on artificial and neural networks. Berlin: Springer, 2001: 269-276.
- [12] 李祚泳, 汪嘉杨, 郭 淳. PSO 算法优化 BP 网络的新方法及仿真实验[J]. 电子学报, 2008, 36(11): 2224-2228.
- [13] 江 丽, 王爱平. 基于粒子群与 BP 混合算法的神经网络学习方法[J]. 计算机应用, 2012, 32(S2): 13-15.

# 基于PSO算法和BP神经网络的PID控制研究

作者: 段艳明, DUAN Yan-ming  
作者单位: 河池学院 计算机与信息工程学院, 广西 宜州, 546300  
刊名: 计算机技术与发展   
英文刊名: Computer Technology and Development  
年, 卷(期): 2014(8)

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfz201408057.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201408057.aspx)