Vol. 33 No. 6 Nov. 2012

文章编号: 1000-5013(2012)06-0608-05

# 双容水箱的神经 PID 控制

李平,周博

(华侨大学 信息科学与工程学院,福建 厦门 361021)

摘要: 利用神经网络自学习的特性,结合常规 PID(比例-积分-微分)控制理论,提出基于 BP(back propagation)神经网络进行 PID 参数整定的控制策略.该方案能实现控制器参数的自动调整,以及在线调节参数  $K_{\rm p}$ ,  $K_{\rm i}$ ,  $K_{\rm d}$ , 适应被控过程的时变性,提高控制的性能和可靠性.仿真结果表明:相对于传统的 PID 控制方法,神经网络 PID 控制系统取得更满意的控制效果.

关键词: 双容水箱; PID 控制; BP 神经网络; 自适应性

中图分类号: TP 214; TP 273

文献标志码: A

PID(比例-积分-微分)控制方法是经典控制方案的典型代表,因其结构简单,参数物理意义明确,鲁棒性强而被广泛应用于工业过程控制中[1].然而,由于现代工业生产工艺的日益复杂,被控对象大多具有复杂的非线性和时变特性,难以建立精确数学模型,使得传统的 PID 控制方法常常难以满足控制优化的要求. 双容水箱是过程控制的经典研究对象[2],其液位控制系统具有大滞后、非线性的特点[3],传统的 PID 控制在辨识被控对象参数上往往不够精确,且较容易出现参数失效并且无法及时调整的情况,难以达到满意的控制效果. BP(back propagation)神经网络即误差反向传播神经网络,是一种含有若干个隐含层的多层前馈网络[4-5]. 对于具有一定非线性因数的工业过程被控对象,采用 BP 网络来描述,不失为一种好的选择[6]. 本文以双容水箱系统作为对象,进行了神经 PID 控制策略研究.

# 1 双容水箱的数学模型

箱 B 中的液面高度. 根据物料平衡方程,可以得到

$$S_1 = \frac{\mathrm{d}h_1}{\mathrm{d}t} = L_{\rm ip} - L_{\rm m},$$
 (1)

为储罐 2 的截面积, $h_1$  为水箱 A 中的液面高度, $h_2$  为水

$$S_2 = \frac{\mathrm{d}h_2}{\mathrm{d}t} = L_{\rm m} - L_{\rm op}.$$
 (2)

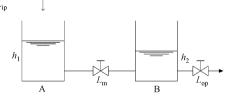


图 1 双容水箱结构示意图

Fig. 1 Double-tank system structure diagram

根据流体力学中的伯努利方程,可以得到

收稿日期: 2012-05-12

通信作者: 李平(1981-),女,讲师,主要从事自适应控制和神经网络控制的研究. E-mail:pingping\_1213@126.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61143005);福建省科技计划重大项目(2011H6019);福建省科技计划重点项目(2009H0033);福建省自然科学基金青年创新项目(2011J05153);福建省泉州市科技计划重大项目(2008ZD14-21);中央高校基本科研业务费——国家自然科学基金培育计划专项基金资助项目(JB-

ZR1204)

$$L_{\rm m} = j_1 \sqrt{h_1 - h_2} \,, \tag{3}$$

$$L_{\rm op} = j_2 \sqrt{h_2}. \tag{4}$$

式(3),(4)中: $j_1,j_2$ 分别是流体阀门 $R_1,R_2$ 的阀门流量特性参数.这样,被控系统的数学模型为

$$S_1 = \frac{\mathrm{d}h_1}{\mathrm{d}t} = L_{ip} - j_1 \sqrt{h_1 - h_2} \,, \tag{5}$$

$$S_2 = \frac{\mathrm{d}h_2}{\mathrm{d}t} = h_1 \sqrt{h_1 - h_2} - j_2 \sqrt{h_2}. \tag{6}$$

可以看出,若工作点或阀门的开度等系统特性发生变化时,系统的参数也会随之发生改变,传统的 PID 控制手段得到的参数可能对变化的系统不能取得很好的控制效果.

### 2 BP 神经网络的 PID 控制设计

#### 2.1 数学表达

采用较为简单的 3 层网络结构,其网络结构和控制系统结构[8-9],如图 2,3 所示.

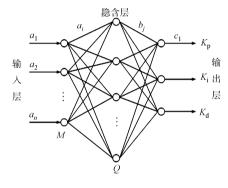


图 2 BP 神经网络结构

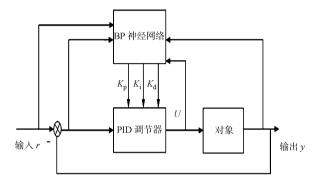


图 3 基于神经网络的 PID 控制结构

Fig. 2 BP neural network structure

Fig. 3 Neural network based PID control structure

经典的 PID 控制理论通常是依靠经验、临界比例度法、衰减震荡法、响应曲线法等方法对控制参数进行调整,即直接对参数  $K_{\rm p}$ ,  $K_{\rm i}$ ,  $K_{\rm d}$  进行离线设定的. 其增量式数字 PID 的控制算法为

$$\Delta u(k) = K_{\mathrm{p}} \lceil e(k) - e(k-1) \rceil + K_{\mathrm{i}} e(k) + K_{\mathrm{d}} \lceil e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \rceil. \tag{7}$$

而 BP 神经网络 PID 控制器则是基于系统的具体状态,通过将输出与输入的误差等状态量实时输入神经网络,并按照一定的性能指标对权值进行优化.这样输出的  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  控制参数即能对应于使得系统获得最优控制效果的值.

网络输入层的输入(图 2)为 a,,对应于系统在不同时刻的状态量. 网络隐含层的输入、输出分别为

$$I_{j}(k) = \sum_{i} m_{j,i} a_{i}, \qquad j = 1, 2, \cdots, Q,$$

$$b_{j}(k) = f(\sum_{i} m_{j,i} a_{i}) = f(I_{j}(k)), \qquad j = 1, 2, \cdots, Q.$$
(8)

式(8)中: $m_{i,i}$ 为第j个输入到隐层第i个神经元的连接权值.

隐含层的神经元激励函数取 SIGMOID 函数,即

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)}.$$

输出节点的输入,输出分别为

$$I_{l}(k) = \sum_{j} n_{l,j} b_{j}, \qquad l = 1,2,3,$$

$$c_{l}(k) = f(\sum_{j} n_{l,j} b_{j}) = f(I_{l}(k)), \qquad l = 1,2,3.$$
(9)

式(9)中:n<sub>1.1</sub>为隐层对应神经元到输出层神经元的传递权值.

输出层的输出即为 PID 控制器的 3 个参数

$$K_{p}(k) = c_{1}(k), \qquad K_{i}(k) = c_{2}(k), \qquad K_{d}(k) = c_{3}(k).$$
 (10)

因为控制参数不能为负,因此该层的激励函数必须取非负的 SIGMOID 函数,即

$$g(x) = \frac{1}{2} [1 + \tanh(x)].$$

取性能指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2} e^2(k), \qquad (11)$$

初始权值选取后,依照性能指标函数沿负梯度方向对各层权系数进行调整,其评价标准就是使得 E(k) 不断减小至接近零.

在赋予了一定的学习速度 $\lambda$ 后,再加上一个可以使收敛加快的惯性项 $\beta$ ,则有

$$\Delta n_{l,j}(k) = -\lambda \frac{\delta E(k)}{\delta n_{l,j}} \beta \Delta n_{l,j}(k-1), \qquad (12)$$

$$\frac{\delta E(k)}{\delta n_{l,j}} = \frac{\delta E(k)}{\delta y(k)} \cdot \frac{\delta y(k)}{\delta u(k)} \cdot \frac{\delta u(k)}{\delta c_l(k)} \cdot \frac{\delta c_l(k)}{\delta I_1(k)} \cdot \frac{\delta I_1(k)}{\delta n_{l,j}}.$$
(13)

由式(7),(10)可以求得

$$\frac{\delta u(k)}{\delta z_1(k)} = e(k) - e(k-1),$$

$$\frac{\delta u(k)}{\delta z_2(k)} = e(k),$$

$$\frac{\delta u(k)}{\delta z_3(k)} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2).$$
(14)

式(14)中:  $\frac{\delta q(k)}{\delta u(k)}$ 用符号函数  $\operatorname{sgn}\left[\frac{\delta q(k)}{\delta u(k)}\right]$ 近似代替.

由上述分析,可知输出层的权值调整修正公式为

$$\Delta n_{l,j}(k) = \eta \delta_l b_j(k) + \alpha \Delta n_{l,j}(k-1), \qquad (15)$$

$$\delta = e(k) \cdot \operatorname{sgn}\left[\frac{\delta y(k)}{\delta u(k)}\right] \cdot \frac{\delta u(k)}{\delta c_l(k)} \cdot g'\left[I_l(k)\right]. \tag{16}$$

同样,可得隐含层的权值调整修正公式为

$$\Delta m_{j,i}(k) = \mathfrak{P}_j a_i(k) + \alpha \Delta m_{j,i}(k-1), \qquad (17)$$

$$\delta_{j} = f' [I_{l}(k)] \cdot \sum_{l=1}^{3} \delta_{l} n_{l,j}(k).$$
(18)

其中: $f'[\cdot] = [1-f^2(x)]/2; g'[\cdot] = g(x)[1-g(x)].$ 

#### 2.2 BP 神经网络 PID 控制器的实现

- 1) 选定 BP 神经网络的结构,即选定输入层输入值个数 M 和隐含层节点数 Q. 文中选择输入值 M 为 4,隐含层节点数 Q 为 5.
  - 2) 确定学习速率和惯性系数,并选取初始权值.文中采用[-1,1]区间内的随机值.
- 3) 采样得到 r(k)和 y(k),计算初始时刻的误差 e(k) = r(k) y(k);必要时对系统不同时刻的输入、输出、误差和控制量等进行归一化处理,并输入神经网络.
- 4) 利用式(8) $\sim$ (10)计算神经网络各层神经元的输入输出,其中输出层的输出即为 PID 控制器的 3 个可调参数  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ .
  - 5) 根据式(7)计算 PID 控制器的输出.
- 6) 根据式(15)~(18)进行学习,在线计算修正输出层和隐含层的权系数  $b_{l,j}(k)$ , $a_{j,i}(k)$ ,实现 PID 控制参数的自适应调整.
  - 7) 设置 k=k+1,重复上述步骤,直到达到规定训练次数或者期望参数为止.

# 3 仿真实验

对文中所分析得到的双容水箱系统数学模型,可以在固定工作点  $h_{10}$ , $h_{20}$ 处对其进行线性化处理. 经过拉氏变换和整理,加上一定的纯滞后环节,可得到被控对象的传递函数为

$$G(s) = \frac{K}{T_1 \cdot T_2 s^2 + (T_1 + T_2 + T_3) s + 1} \exp(-\tau t).$$
 (19)

其中: 
$$T_1 = r_1 S_1$$
,  $T_2 = r_2 S_2$ ,  $T_3 = r_2 S_1$ ,  $K = r_2$ ; 而  $r_1 = \frac{\sqrt[2]{h_{10} - h_{20}}}{j_1}$ ,  $r_2 = \frac{\sqrt[2]{h_{20}}}{j_2}$ .

取上述各项参数值  $L_1 = L_2 = 15 \text{ m}^2$ ,  $j_1 = 0.5 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ,  $j_2 = 0.8 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ,  $\tau = 5$ ; 工作点  $h_{10} = 1.556 \text{ m}$ ,  $h_{20} = 0.875 \text{ m}$ , 可得到系统为

$$G(s) = \frac{2.339}{1.737.234s^2 + 119.685s + 1} \exp(-5t). \tag{20}$$

对于阶跃输入,采用临界比例度法对系统(20)的 PID 参数进行调节,可得  $K_{\rm u} \approx 10.72$ ,  $T_{\rm u} \approx 54.847$  s,由此到 PID 参数值  $K_{\rm p} = 0.6K_{\rm u} = 6.432$ ,  $K_{\rm i} = K_{\rm p}/(0.5T_{\rm u}) = 0.235$ ,  $K_{\rm d} = 0.125T_{\rm u}K_{\rm p} = 44.098$ . 此时,系统的阶跃响应曲线,如图 4(a)所示.

假设当阀门特性参数和工作点发生变化,此时系统改变为

$$G(s) = \frac{3.5}{600s^2 + 80s + 1} \exp(-5t). \tag{21}$$

用上述控制参数无法得到满意的控制效果,如图 4(b)所示.

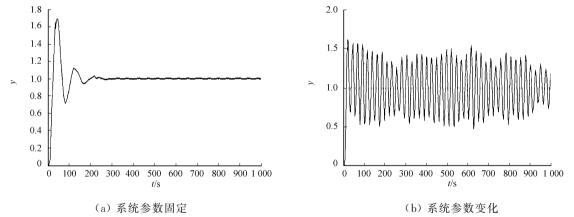


图 4 常规 PID 控制方法系统阶跃响应图

Fig. 4 System step respond plot of conventional PID control method

下面试用 BP 神经网络 PID 控制方法对上述系统的参数进行调节,在此选取学习速率  $\lambda$ =0.28,惯性系数  $\beta$ =0.01,在 MATLAB 中画出阶跃输入下的系统响应曲线[10-11],如图 5 所示.

由图 5 可以看出:即使系统参数发生变化,利用神经网络非线性逼近和自学习能力,控制系统在经过一段时间的调整后,仍然对输入信号具有较好的跟踪性能. BP 网络自整定的 PID 控制器能根据被控对象的变化,对  $K_{\rm p}$ ,  $K_{\rm i}$ ,  $K_{\rm d}$  等 3 个可调参数进行调整. 在整定过程中,3 个参数总是不断向最优值进行靠拢,比传统的 PID 控制手段有了很大的改进.

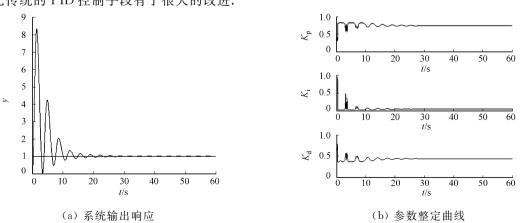


图 5 神经网络 PID 控制下的系统阶跃响应

Fig. 5 System step respond plot of neural network based PID control

#### 4 结论

由于传统的 PID 控制手段在诸多方面存在着局限性,在实际运用中很大程度上影响了控制效率.人工神经网络具有充分逼近任意复杂非线性关系,强大的鲁棒性和容错性,以及对于不确定及未知系统具有自学习、自适应能力等优点.但从 BP 网络的算法中不难看出,其中依然有许多理论和实际问题值得深入探讨和研究,如收敛性,稳定性,学习速度和控制精度等问题并不一定能很好地解决.

文中以双容水箱系统作为对象,进行了神经 PID 控制策略研究,将 BP 算法应用于 PID 控制中,实现 PID 控制参数的在线调整和优化,具有较强的适应性和实用性,并取得了较为理想的实验控制效果. 在这一类系统的控制方法研究上具有一定的参考价值.

#### 参考文献:

- [1] BENNETT S. The past of PID controller [1]. Annual Reviews in Control, 2001, 25:43-53.
- [2] 杨旭,周悦,于广平.水箱液位控制系统的设计与研究[J].制造业自动化,2011,33(16):128-130.
- [3] 刘和勇,马立新,孙大帅,等. 模糊算法在双容水箱液位控制系统中的应用[J]. 微特电机,2010(9):70-72.
- [4] 师黎,陈铁军,李晓媛,等.智能控制理论及应用[M].北京:清华大学出版社,2009.
- [5] HAYKIN S. Neural networks: A comprehensive foundation [M]. 北京:清华大学出版社,2001.
- [6] 王宏生.人工智能及其应用[M].北京:科学出版社,2004.
- 「7] 王树青,戴连奎,于玲.过程控制工程[M].北京:化学工业出版社,2008.
- [8] 张义, 左为恒, 林涛. BP 神经网络 PID 控制在空调系统中的应用[J]. 计算机仿真 2011, 28(4): 149-220.
- [9] 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):72-74.
- [10] 刘金琨. 先进 PID 控制及其 MATLAB 仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
- 「11】 林大煜,李钟慎. 用虚拟仪器实现 BP 神经网络的 PID 控制「J]. 华侨大学学报:自然科学版,2011,32(4):475-477.

### PID Control Based on Neural Networks in Double-Tank System

# LI Ping, ZHOU Bo

(College of Material Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** Using the self-learning characteristic of neural network, combining with conventional PID (proportional integral differential) control theory, the PID parameter tuning strategy based on the BP (back propagation) neural network is proposed in this paper. This strategy can achieve automatic adjustment of the controller parameters, as well as adjust the parameters  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  online to adapt to the time variability of the controlled process, and also improve the performance and reliability of the control. Simulation results show that; compared with the traditional PID control method, the neural network PID control system can achieve a more satisfactory control effect.

Keywords: double-tank system; PID control; BP neural networks; adaptivity

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 杨建红)