

三容系统的解耦神经网络PID控制

葛锁良, 卢娟

(合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 三容水箱是常见的非线性强耦合系统, 利用一种非线性动态解耦的方法对其进行解耦(其特点是能利用非线性补偿的方式将该类系统各回路输入与输出之间完全解耦), 然后采用基于BP神经网络的PID控制策略对其进行控制, 并利用MATLAB进行仿真。仿真结果证明解耦的有效性, 表明了BP神经网络的PID算法比传统的数字PID具有更强的抗扰动性。

关键词: 三容水箱; 神经网络; PID; 仿真

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1673-9833(2008)05-0014-04

Neural Network PID Control of Three-Tank System Based on Decoupling

Ge Suoliang, Lu Juan

(School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: A decoupling method for non-linear dynamic system is applied in the familiar non-linear coupled three-tank water system. (Its advantage is that absolute decoupling for the nominal responses of system outputs can be implemented for this kind of system which takes a non-linear compensation way.) The PID control based on BPNN is taken in to this system and simulated in MATLAB. The result proves the efficiency of decoupling method, and shows this system has stronger anti-disturbance characteristic under the control of PID based on BPNN than that of Digital PID.

Key words: three-tank water system; neural network; PID; simulate

三容水箱系统是模拟工业中常见的过程控制系统, 其主要特点是大惯性、非线性以及强耦合性, 对三容水箱的分析和控制具有实际意义。常规的PID控制器对于工业过程中的非线性、时延对象不具有在线整定参数的能力^[1]。本文将神经元控制理论和常规PID控制结合起来, 设计了一种BP神经网络PID控制器。BP神经网络PID不仅具有非线性映射功能, 而且还具有处理动态信息的PID功能。由于其结构和算法相对简单, 所以相对于其它方法, BP神经网络PID控制方法更适合工程应用。

1 BP神经网络PID控制算法

由图1可以看出, BP神经网络PID控制器主要包

括2部分, 即传统的PID控制器和BP神经网络。

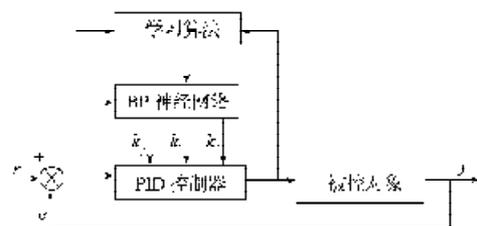


图1 控制系统结构图

Fig. 1 The structure chart of control system

传统PID控制器对被控对象加以闭环控制, 神经网络根据系统运行状态在线调节PID控制器的参数, 输出层神经元的输出对应于PID控制器的3个可调参数 k_p 、 k_i 、 k_d , 通过神经网络的自学习、加权系数的调

收稿日期: 2008-07-30

作者简介: 葛锁良(1964-), 男, 江苏丹阳人, 合肥工业大学副教授, 硕士, 主要从事现代控制理论的教学与科研工作;

卢娟(1984-), 女, 山东临清人, 合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为现代控制理论。

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^[2]。

针对本文中讨论的三容水箱系统模型, 控制器的各层输入输出为:

输入层节点的输出为: $o_j^{(1)} = x(j), (j=0, 1, 2, 3)$;

隐含层的输入为: $net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^3 w_{ij}^{(2)} o_j^{(1)}$;

隐含层的输出为:

$o_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)), (i=0, 1, \dots, Q)$ 。

其中: $net_i^{(2)}$ 为隐含层第 i 个节点总的输入;

$w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数;

$f[\cdot]$ 为隐含层活化函数, 取正负对称的 sigmoid 函数。

网络输出层的输入为:

$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q w_{li}^{(3)} o_i^{(2)}(k), (l=0, 1, 2, 3, 4, 5)$;

网络输出层的输出为: $o_l^{(3)} = g(net_l^{(3)}(k))$;

网络层的 6 个输出分别对应于水箱 1 和水箱 2 的 PID 控制参数:

$k_{p1}(k) = o_0^{(3)}(k); k_{i1}(k) = o_1^{(3)}(k);$

$k_{d1}(k) = o_2^{(3)}(k); k_{p2}(k) = o_3^{(3)}(k);$

$k_{i2}(k) = o_4^{(3)}(k); k_{d2}(k) = o_5^{(3)}(k)。$

BP 神经网络采用误差的反向传播来修正权值, 该系统利用梯度下降法来修正网络的权值, 使性能指标

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) \text{ 最小}^{[3]}。$$

2 三容系统建模与解耦

2.1 解耦理论介绍

设所研究的非线性系统为:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(x, t) + B(x, t)u(t) \\ y(t) = C(x, t) + D(x, t)u(t) \end{cases}, \text{ 初始条件 } x(i_0) = x_0。$$

式中: $x(t)$ 为 n 维状态向量, $(x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T$;

$u(t)$ 为 m 维输入向量;

$y(t)$ 为 m 维输出向量;

$A(x, t) \in R^n$;

$B(x, t) \in R^{n \times m}$;

$C(x, t) \in R^m$;

$D(x, t) \in R^{m \times m}。$

引入具有如下形式的状态反馈:

$$u(t) = F(x, t) + G(x, t)w(x, t),$$

其中: $F(x, t) \in R^m, G(x, t) \in R^{m \times m}, w(x, t) \in R^m$ 作为新的系统输入向量。

通过确定 $F(x, t), G(x, t)$, 使得第 i 个输入 w_i 只影响第 i 个输出 y_i , 而且还可以通过配置解耦后子系统的极点来改变其动态特性。

y_i 的相对阶数 d_i 对于系统解耦是非常重要的。相对阶数意味着输入 u_i 直接影响输出 y_i 的第几阶导数, 它是可以被任意配置的极点的一个尺度。

d_i 的定义如下:

1) 如果 $D_i(x, t) \neq 0$, 则 $d_i = 0$;

2) 如果 $D_i(x, t) = 0$, 则

$$d_i = \min \left\{ j; \left| \frac{\partial(N_i^{j-1} C_i(x, t))}{\partial x} \right| B(x, t) \neq 0 \right\},$$

其中:

$$N_i^k C_i(x, t) = \frac{\partial(N_i^{k-1} C_i(x, t))}{\partial t} + \left[\frac{\partial(N_i^{k-1} C_i(x, t)) A(x, t)}{\partial x} \right],$$

$k=1, 2, \dots, N_i^0 C_i(x, t) = C_i(x, t)。$

假设对所有的 $x(t)$ 和 $t, d_i (i=1, 2, \dots, m)$ 为常数, 采用前述给出的方法来处理具有 m 个输出的非线性时变系统得到:

$$y^*(t) = C^*(x, t) + D^*(x, t)u(t), \quad (1)$$

其中: $y^*(t) = [y_1^{(d_1)}, y_2^{(d_2)}, \dots, y_m^{(d_m)}]^T$;

$C^*(x, t) \in R^m$;

$D^*(x, t) \in R^{m \times m}, C^*(x, t)$ 的第 i 个元素为:

$C_i^*(x, t) = N_i^{(d_i)} C_i(x, t)。$

假设矩阵 $D^*(x, t)$ 的秩为常数, 且它所有的行向量都不为零向量, 则式 (1) 是推导解耦矩阵和引入解耦子系统配置极点的初始方程。

将 $u(t) = F_1(x, t) - D^{*-1}(x, t)C^*(x, t)$ 代入式 (1) 中, 得到 $y^*(t) = 0$ 。这表明, 多变量系统的 m 个输出都被解耦了。将 $u(t)$ 扩展成如下形式:

$$u(t) = F_1(x, t) + G(x, t)w(t),$$

其中: $G(x, t) = D^{*-1} L, L = \text{diag}(l_i), (i=1, 2, \dots, m)$, 可得 $y^*(t) = Lw(t)。$

为了改善系统的动态性能, 可以做如下改变:

$$F(x, t) = F_1(x, t) + F_2(x, t);$$

$$F_2(x, t) = -D^{*-1}(x, t)M^*(x, t);$$

$M^*(x, t) \in R^m$, 则 $y^*(t) = -M(x, t) + Lw(t);$

$$M^*(x, t) = \begin{cases} 0, & d_i = 0, \\ \sum a_{ki} N_i^k C_i(x, t), & d_i \neq 0, \end{cases} \quad (2)$$

系数 a_{ki} 可以任意选择, $i=1, 2, \dots, m; k=0, 1, \dots, (d_i-1)。$

可见, 如果 $d_i \neq 0$, 则将式 (2) 所示的 $M^*(x, t)$ 代入到 $y^*(t)$ 中, 有

$$y_i^{(d_i)} + a_{i, d_i-1} y_i^{(d_i-1)} + \dots - a_{i, 0} y_i(t) = l_i w_i(t)。$$

相应的, 每个系统都变成了 d_i 阶线性微分方程的形式, 可以看出非线性多变量时变系统已经被解耦。

根据以上讨论, 本文讨论的三容系统解耦控制的结构图如图 2 所示。

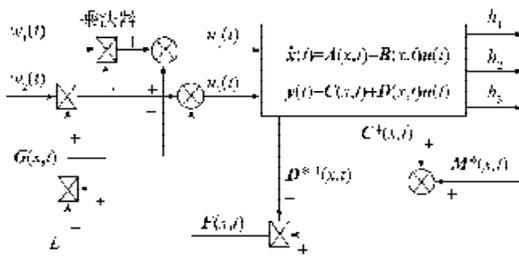


图2 系统解耦结构图

Fig. 2 The structure chart of system decoupling

2.2 三容系统建模与解耦

为了验证神经网络的控制效果, 本文以三容水箱为被控对象, 对其进行了大量的仿真研究。图3为三容水箱系统的结构示意图。

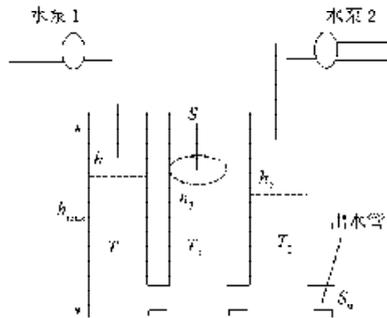


图3 三容水箱系统结构示意图

Fig. 3 Structural diagram of three-tank system

3个水箱的横截面积均为A, 最大液位高度为h_{max}, 水箱之间由管子连接, 在水箱T₂下有1个出水阀, 用来形成自衡及模拟干扰信号, 供水所用的水泵为恒压电磁泵。

根据物料平衡原理, 可以得到系统的动态方程如式(1)所示,

$$\begin{cases} A \frac{dh_1}{dt} = Q_1 - Q_{13}, \\ A \frac{dh_2}{dt} = Q_2 - Q_{13} - Q_{32}, \\ A \frac{dh_3}{dt} = Q_2 + Q_{32} - Q_{20} \end{cases} \quad (3)$$

式中: A为水箱横截面积;

Q₁为水箱1的进水流量, Q₁=k_{x1}x₁, k_{x1}为水泵1的最大流量, x₁为阀1的开度;

Q₂为水箱2的进水流量, Q₂=k_{x2}x₂, k_{x2}为水泵2的最大流量, x₂为阀2的开度;

Q₁₃为水箱1到水箱3的流量,

Q₁₃ = sgn(h₁ - h₃)μ₁₃A_n√2g|h₁ - h₃|, μ₁₃为水箱1、3之间管道流量系数;

Q₃₂为水箱3到水箱1的流量,

Q₃₂ = sgn(h₃ - h₂)μ₃₂A_n√2g|h₃ - h₂|, μ₃₂为水箱3、2之间管道流量系数;

Q₂₀为水箱2的出水流量, Q₂₀ = μ₂₀S_n√2gh₂, μ₂₀为水箱2出水管道的流量系数;

A_n为连接用水管的截面积。

因三容水箱是一个强耦合的非线性系统, 要对其进行控制, 必须对其进行解耦。在本系统中各参数为: S=490.87 cm², S_n=3.142 cm², μ₁₃=0.463 7, μ₂₀=0.468 0, μ₃₂=0.675 1, h_{max}=25 cm, k_{x1}=k_{x2}=533.3 ml/s。

从方程(3)可以得到

$$\begin{bmatrix} \dot{h}_1 \\ \dot{h}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-Q_{13}}{S} \frac{h_1}{S} \\ \frac{Q_{32} - Q_{20} - u_2}{S} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

将式(4)改写成如下形式: $\begin{bmatrix} \dot{h}_1 \\ \dot{h}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-Q_{13}}{S} \\ \frac{Q_{32} - Q_{20}}{S} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{u_1}{S} \\ \frac{u_2}{S} \end{bmatrix}$

在本次仿真实验中, 系统的输出方程为: y=(h₁ h₂)^T。

利用本文2.1所述的解耦理论可以得到:

$$A(x,t) = \begin{bmatrix} \frac{-Q_{13}}{S} \\ \frac{Q_{32} - Q_{20}}{S} \end{bmatrix}, \quad B(x,t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{S} \\ \frac{1}{S} \end{bmatrix}, \quad C(x,t) = \begin{bmatrix} h \\ h_2 \end{bmatrix},$$

$$D(x,t) = 0.$$

可以看出, 输入u_i(i=(1,2)), 直接影响的是h_i(i=(1,2))的一阶导数, 所以有d_i=1(i=(1,2))。这样可以得到

$$C^* = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -Q_{13} \\ Q_{32} - Q_{20} \end{bmatrix}, \quad D^* = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

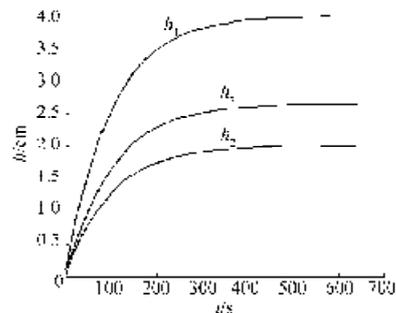
令l = diag{1, 1}, M*(x, t) = {a₁₁h₁ a₃₂h₂}^T, 最后得到解耦后的系统为: h_i' = -0.1h_i + w_i, i=(1, 2)。

3 仿真研究

3.1 解耦仿真研究

对解耦后的三容水箱进行仿真, 所得仿真结果如图4所示。

由仿真图可以看出, 对于解耦后的系统, 当改变某一输入量时, 只会影响其对应的输出, 不会对另一输出产生影响, 这说明该三容系统已成功解耦。



a) w₁=0.4, w₂=0.2

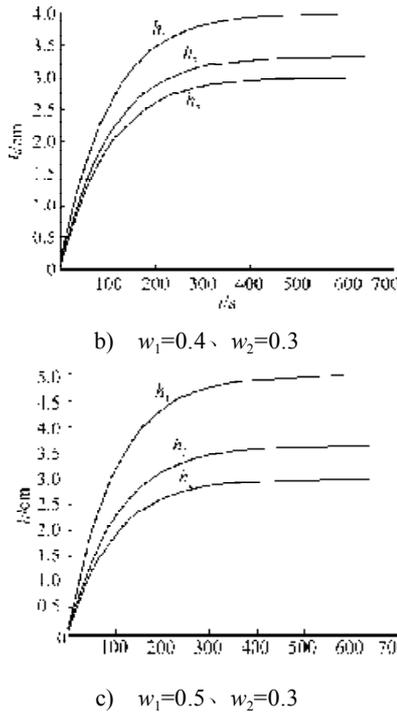


图4 水箱的液位高度

Fig.4 Liquid height of the tanks

3.2 控制方法仿真对比

分别采用数字PID和BP神经网络PID对系统进行控制。首先采用数字PID, 将目标水位设定为: $h_{10}=12\text{ cm}$, $h_{20}=10\text{ cm}$, 在MATLAB环境下仿真, 将数字PID的参数设定为 $k_{p1}=k_{p2}=0.09$, $k_{i1}=k_{i2}=0.0014$, $k_{d1}=k_{d2}=0.1$ 。在 $t=250\text{ s}$ 时, 将水箱2下出水阀控制的出水量改为原来的35%; 在 $t=400\text{ s}$ 时, 将水箱2下出水阀控制的出水量改为原来的80% (在BP神经网络PID控制策略中采用同样的方法), 系统的响应曲线如图5所示。

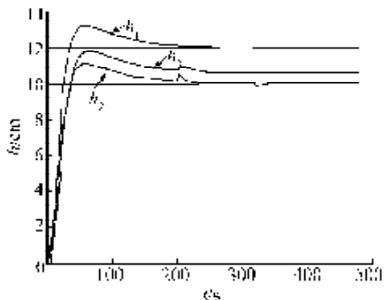


图5 数字PID控制下系统输出曲线
Fig.5 The system's output curve under the control of digital PID

BP神经网络PID的初始参数定为: $k_{p1}=k_{p2}=0.09$, $k_{i1}=k_{i2}=0.0016$, $k_{d1}=k_{d2}=0.15$ 。系统运行后, 得到的输出论域为: $k_{p1}=k_{p2}=\{0.01, 0.09\}$, $k_{i1}=k_{i2}=\{0.0015, 0.0034\}$, $k_{d1}=k_{d2}=\{0.096, 0.11\}$, 系统响应曲线如图6所示。

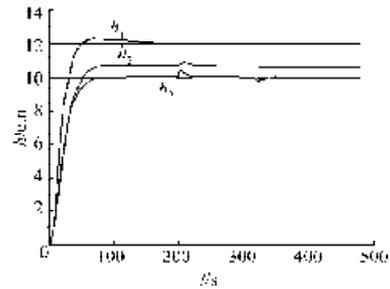


图6 BP神经网络PID控制下系统输出曲线
Fig.6 The system's output curve under the control of BP neural network

通过比较图5与图6可以看出, 在数字PID控制策略下, 水位上升很快, 阀门开关速度较快, 容易进入饱和区域, 使得系统不可控。从图5还可以看出, 系统响应曲线会出现比较大的超调。当系统出现扰动时, 甚至会出现负超调的情况。系统的调节时间很长, 抗扰能力较差。但是系统在BP神经网络PID控制策略作用下, 水位上升速度相对缓慢, 在误差迅速减小的同时, 阀门开度也会随之变化。BP神经网络PID控制可以做到超调很小, 阀门远离饱和区, 而且能迅速的消除扰动。

4 结论

本文通过对三容系统进行仿真, 比较了数字PID和BP神经网络PID的控制效果。结果表明: BP神经网络PID对三容系统的控制效果明显, 可以得到比较理想的响应曲线。BP神经网络PID融合了BP神经网络和传统PID的特点, 具有更强的信息处理能力、自适应性和鲁棒性, 有较好的应用价值^[4,5]。

参考文献:

- [1] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社; 南宁: 广西科学技术出版社, 1997.
- [2] 刘金琨. 先进PID控制及其MATLAB仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [3] 张兴, 戴莹, 李争. 一种时变非线性对象神经网络PID控制的仿真[M]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2006, 29(11): 1375-1379.
- [4] 刘玲, 董海英. 三容水箱单神经元自适应PID控制研究[M]. 信息技术, 2005(8): 132-133, 137.
- [5] 李国勇. 智能控制及其MATLAB实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

(责任编辑: 张亦静)