

基于神经网络的 Smith 补偿 PID 控制设计

韩玉兵

(河海大学常州分校 , 江苏 常州 213022)

摘要 : 针对工程实践中常见的纯滞后对象 , 在 Smith 补偿控制基础之上 , 利用人工神经网络的非线性映射功能对控制对象进行在线辨识 , 达到对时滞补偿预报的目的 ; 利用神经网络 PID 控制器 (Adaline 网络) 代替常规控制器 , 实现了对时滞复杂对象的在线自适应控制 ; 并根据 ITAE 性能指标原则对神经网络控制器参数进行整定 , 得到一组经验公式 . 仿真结果验证了本文神经网络控制方案的有效性 .

关键词 : 时滞系统 ; Smith 补偿控制 ; 神经网络辨识 ; 神经网络控制

中图分类号 : O231 文献标识码 : A 文章编号 : 1000-198X (2000) 05-0088-04

对于控制工程实践中经常遇到的具有时滞特性的不确定对象 , 一般采用 Smith 预估补偿法 . 但实际应用中 , 对预估模型有较高的要求 , 即要求相对精确地对被控对象进行数学建模 . 然而 , 大多数工业过程和实际对象具有非常复杂的不确定性以致无法用相应的数学方法给出有效的控制模型 . 所以 , 在工程中 , 时滞环节被公认为是“ 本来就存在于物理系统中的最难控制的动态环节之一 ” . 近年来 , 神经网络控制作为一个新兴领域 , 引起控制工作者的广泛兴趣 . 本文研究在 Smith 补偿控制基础之上 , 如何将神经网络应用于时滞对象 , 以实现智能控制的目的 .

1 控制原理

对一般的时滞系统 $G(s)e^{-\tau s}$, 采用 Smith 补偿法 , 如图 1 所示 . 其中 $\hat{G}(s)$ 和 $\hat{\tau}$ 为对象的估计模型和预估时延 . 将此系统略为转化一下 , 把 $\hat{G}(s)$ 和 $\hat{G}(s)e^{-\hat{\tau}s}$ 分别用神经网络替代 , 控制器也用一神经网络替代 , 构成如图 2 所示的网络 . 其中 NNB1 辨识无时滞环节 $\hat{G}(s)$, NNB2 辨识含时滞环节 $\hat{G}(s)e^{-\hat{\tau}s}$, 映射关系分别为

$$y_{\tau}(t+1) = a_0u(t) + \dots + a_mu(t-m) + b_0y_{\tau}(t) + \dots + b_ny_{\tau}(t-n) \tag{1}$$

$$y_m(t+1) = a_0u(t-\tau) + \dots + a_mu(t-\tau-m) + b_0y_m(t) + \dots + b_ny_m(t-n) \tag{2}$$

这里 y_{τ} 和 y_m 分别为不含时滞和含时滞时的对象模型输出 . 由 Laplace 时间延迟性质知 , y_{τ} 和 y_m 形式一样 , 只是将含时滞过程的输入样本序列作了时间位移 τ , 误差补偿量为 $(y_{\tau} - y_m)$.

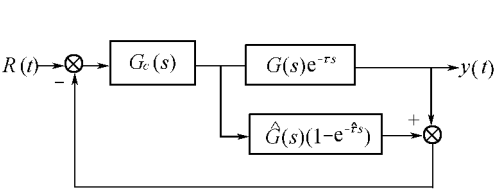


图 1 Smith 补偿控制

Fig.1 Smith compensation control

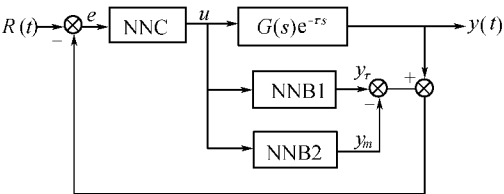


图 2 基于神经网络的 Smith 控制

Fig.2 Neural networks-based smith control

2 辨识器 NNB 的结构及自学习算法

先讨论神经网络模型 NNB2. 该模型由 3 层 BP 网实现 , 隐层非线性传输函数为 Sigmoid 函数 , 输出层为线性层 , 节点数为 $N_1, N_2, N_3 = 1$, 输入向量为 $X = [x_1 \dots x_{N_1}]^T = [u(t-\tau) \dots u(t-\tau-m); y_m(t) \dots y_m(t-n)]^T$, 输出为 $y_m(t+1)$, i, j 分别为输入层、中间层节点指标变量 , 网络正向传输为

$$O_{1i} = x_i \quad O_{2j} = \frac{1}{1 + \exp(-(\sum_{i=1}^{N_1} O_{1i} w_{1ji} + b_{2j}))} \quad O_{3o} = y_m(t + 1) = \sum_{j=1}^{N_2} O_{2j} w_{2j} + b_{3o} \quad (3)$$

控制误差指标取

$$J_\epsilon = \sum_{t=1}^n \frac{\epsilon^2(t+1)}{2} = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n [y(t+1) - y_m(t+1)]^2 \quad (4)$$

NNB2 网络参数学习可采用离线学习和在线学习,离线学习根据输入、输出样本学习得到权重,在线学习根据误差指标随网络参数变化梯度下降的原则实时修正网络的权重.即

$$\Delta w \propto -\frac{\partial J_\epsilon}{\partial w} \quad u(t+1) = u(t) + \Delta u(t) \quad (5)$$

推导学习算法如下:

$$-\frac{\partial J_\epsilon}{\partial w_{2j}} = -\frac{\partial J_\epsilon}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial w_{2j}} = (y(t) - y_m(t)) O_{2j} \quad (6)$$

$$-\frac{\partial J_\epsilon}{\partial w_{1ji}} = -\frac{\partial J_\epsilon}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial w_{1ji}} = (y(t) - y_m(t)) \frac{\partial y_m}{\partial O_{2j}} \frac{\partial O_{2j}}{\partial w_{1ji}} = (y(t) - y_m(t)) w_{2j} O_{2j} (1 - O_{2j}) O_{1i} \quad (7)$$

令 $\delta_{3o}(t) = y(t) - y_m(t) \quad \delta_{2j}(t) = \delta_{3o} w_{2j} O_{2j} (1 - O_{2j}) \quad (8)$

所以 $\Delta w_{1ji}(t) = \eta \delta_{2j} O_{1i} + \alpha \Delta w_{1ji}(t-1) \quad \Delta w_{2j}(t) = \eta \delta_{3o} O_{2j} + \alpha \Delta w_{2j}(t-1) \quad (9)$

$$w_{1ji}(t+1) = w_{1ji}(t) + \Delta w_{1ji}(t) \quad w_{2j}(t+1) = w_{2j}(t) + \Delta w_{2j}(t) \quad (10)$$

$$b_{3o}(t+1) = b_{3o}(t) + \eta \delta_{3o} \quad b_{2j}(t+1) = b_{2j}(t) + \eta \delta_{2j} \quad (11)$$

此即控制周期内的网络一步反向学习算法.其中 δ_{3o}, δ_{2j} 分别为输出层和隐层节点误差, η, α 为学习因子和动量因子.

至于 NNB1 网络,由上述可知,其结构与权值修改与 NNB2 相同.

3 控制器 NNC 的设计

对时滞系统来说,由于 PID 控制非常简单可靠,一般控制器可采用经典 PID 控制,这里我们采用 Adaline 线性网络进行智能 PID 设计,且从实际考虑

增加一级低通滤波器 $\frac{1}{1+T_f s}$ 如图 3 所示.这样,控制器传递函数为

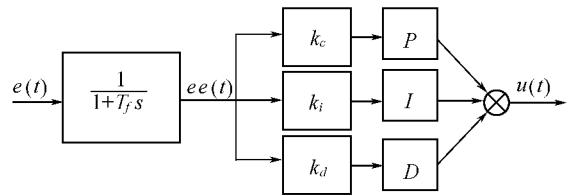


图 3 NNC 控制器设计

Fig.3 NNC controller design

$$G_c(s) = \frac{K_c}{1 + T_f s} (1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s) \quad (12)$$

$ee(t)$ 为滤波器输出, $ee(t) = ee(t-1) + \frac{T_s}{T_f} (e(t) - ee(t-1)) \quad (13)$

T_s 为采样时间 $e(t) = R - [y(t) + (y_c(t) - y_m(t))]$

这里 PID 选用位置型 PID,即

$$u(t) = k_c ee(t) + k_i \sum_{i=0}^t ee(i) + k_d [ee(t) - ee(t-1)] = k_c h_1(t) + k_i h_2(t) + k_d h_3(t) \quad (14)$$

$$k_c = K_c \quad k_i = \frac{K_c T_s}{T_i} \quad k_d = \frac{K_c T_d}{T_s} \quad (15)$$

$$h_1(t) = ee(t) \quad h_2(t) = \sum_{i=0}^t ee(i) \quad h_3(t) = \Delta ee(t) = ee(t) - ee(t-1) \quad (16)$$

如图 3 中参数 T_f 保持不变,则 k_c, k_i, k_d 可由 Adaline 网络进行自适应调节,网络结构如图 4 所示,其中 k_c, k_i, k_d 为网络权系数,输入信号为 h_1, h_2, h_3 ,输出信号为 $u(t)$.由此可见,控制器具有 PID 控制结构,所采用的性能指标为

$$J_e = \frac{1}{2} \sum_{t=0}^n e^2(t+1) = \frac{1}{2} \sum_{t=0}^n [R - (y(t+1) + y_\tau(t+1) - y_m(t+1))]^2 \approx \frac{1}{2} \sum_{t=0}^n [R - y_\tau(t+1)]^2 \quad (17)$$

式中 R ——参考输入; y_τ ——无时滞网络的输出; y_m ——带时滞网络的输出. 式(17)近似地略去了 $y(t)$ 与 $y_m(t)$ 的误差. 网络参数的在线调整原则为, 误差指标 J_e 沿参数变化梯度下降的方向进行实时修正:

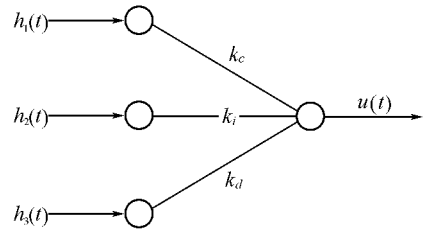


图4 Adaline 网络

Fig.4 The Adaline networks

$$-\frac{\partial J_e}{\partial k_c} = -\frac{\partial J_e}{\partial y_\tau} \frac{\partial y_\tau}{\partial k_c} = (R - y_\tau) \frac{\partial y_\tau}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial k_c} = (R - y_\tau) h_1 \frac{\partial y_\tau}{\partial u} = (R - y_\tau) e(t) \frac{\partial y_\tau}{\partial u} \quad (18)$$

$$-\frac{\partial J_e}{\partial k_i} = -\frac{\partial J_e}{\partial y_\tau} \frac{\partial y_\tau}{\partial k_i} = (R - y_\tau) \frac{\partial y_\tau}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial k_i} = (R - y_\tau) h_2 \frac{\partial y_\tau}{\partial u} = (R - y_\tau) \sum_{i=0}^l e(t) \frac{\partial y_\tau}{\partial u} \quad (19)$$

$$-\frac{\partial J_e}{\partial k_d} = -\frac{\partial J_e}{\partial y_\tau} \frac{\partial y_\tau}{\partial k_d} = (R - y_\tau) \frac{\partial y_\tau}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial k_d} = (R - y_\tau) h_3 \frac{\partial y_\tau}{\partial u} = (R - y_\tau) \Delta e(t) \frac{\partial y_\tau}{\partial u} \quad (20)$$

由 NNBI 网络知

$$\frac{\partial y_\tau}{\partial u} = \frac{\partial y_\tau}{\partial x_1} = \sum_{j=1}^{N_2} \frac{\partial y_\tau}{\partial O_{2j}} \frac{\partial O_{2j}}{\partial x_1} = \sum_{j=1}^{N_2} w_{2j} O_{2j} (1 - O_{2j}) w_{11j} = \sum_{j=1}^{N_2} O_{2j} (1 - O_{2j}) w_{2j} w_{11j} \quad (21)$$

$$\Delta k_c(t) = -\eta \frac{\partial J_e}{\partial k_c} + \alpha \Delta k_c(t-1); \Delta k_i(t) = -\eta \frac{\partial J_e}{\partial k_i} + \alpha \Delta k_i(t-1); \Delta k_d(t) = -\eta \frac{\partial J_e}{\partial k_d} + \alpha \Delta k_d(t-1) \quad (22)$$

$$k_c(t+1) = k_c(t) + \Delta k_c(t); k_i(t+1) = k_i(t) + \Delta k_i(t); k_d(t+1) = k_d(t) + \Delta k_d(t) \quad (23)$$

控制量为

$$u(t) = k_c h_1(t) + k_i h_2(t) + k_d h_3(t) = k_c e(t) + k_i \sum_{i=0}^l e(t) + k_d [e(t) - e(t-1)] \quad (24)$$

4 PID 参数初值整定

由 [12] 可知神经网络控制器的稳定性和可控性与初始值相关, 所以神经网络 PID 参数初值的选取至关重要. 这里针对普通二阶时滞系统 $\frac{1}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} e^{-\tau s}$ 根据 ITAE 原则 [13] 得到一组 PID 参数整定公式:

$$T_f = \frac{1}{1.41}; T_i = T_1 + T_2; K_c = \frac{1}{1.41} \cdot T_i; T_d = 1.41 \cdot \frac{T_1 T_2}{T_i} [T_i - (T_1 + T_2) + \frac{1}{1.41}] \quad (25)$$

由此可得 NNC 的初始权值 k_c, k_i, k_d .

5 仿真实验(阶跃响应)

a. 仿真对象为 $G(s) = \frac{1}{(1+2s)(1+3s)} e^{-2s}$, 采样时间 $T_s = 0.05$ s, 学习率、冲量因子分别为 $\eta = 0.05, \alpha = 0.001$. 取控制对象初始 10 s 的输入、输出数据进行离线训练, 得辨识器 NNBI 初始权值(网络结构为 3 层, 输入层、中间层、输出层节点数分别为 3, 9, 1)

$$w_1 = \begin{bmatrix} 1.0882 & -7.1564 & -4.9591 & -1.5088 & -7.3089 & -6.1717 & -0.1341 & 7.7597 & -1.6064 \\ 1.1830 & -1.4837 & 7.6532 & -0.7874 & 9.3370 & -0.1583 & 0.3191 & 6.6592 & 8.8110 \\ 1.4217 & 3.8527 & -1.1592 & 1.9024 & -7.3409 & -1.9338 & 1.5681 & -7.6457 & -1.3043 \end{bmatrix}$$

$$w_2 = [-0.3607 \quad -0.1900 \quad 0.4982 \quad 0.2474 \quad -0.0106 \quad 0.5763 \quad -0.4045 \quad -0.0365 \quad 0.7993]$$

$$b_1 = [2.3634 \quad 14.6896 \quad -4.1590 \quad -9.8395 \quad -6.5781 \quad -7.0058 \quad -5.6143 \quad 6.6835 \quad 0.0043]$$

$$b_2 = 0.1489$$

用 ITAE 原则整定控制器 NNC 权值:

$T_i = 5 \quad T_f = 0.7092 \quad T_d = 1.2 \quad K_c = 3.5461 \quad k_c = K_c \quad k_i = 0.0355 \quad k_d = 85.1064$

b. 仿真对象为 $G(s)=\frac{1}{(1+2s)(1+3s)}e^{-5s}$. 据 Smith 补偿原理 , w_1, b_1, w_2, b_2 取值同上.

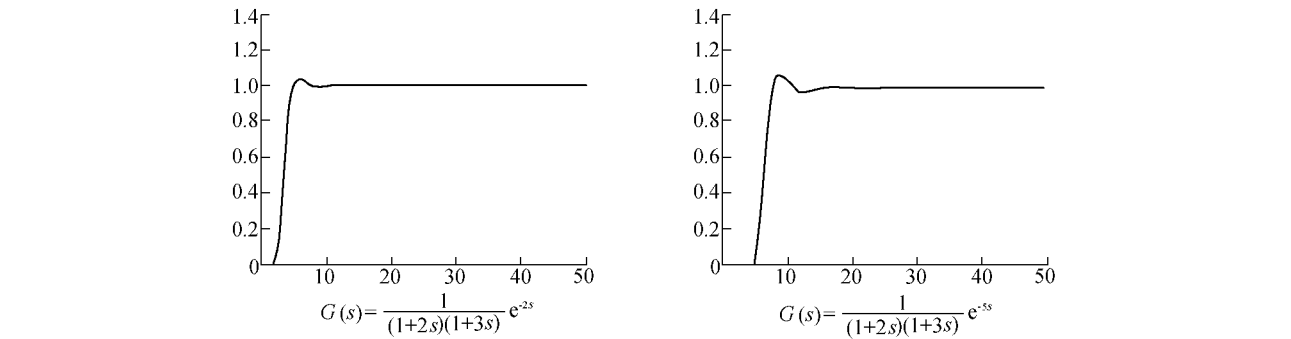


图 5 仿真结果

Fig.5 Simulation results

由图 5 可知 ,仿真效果很好 ,验证了方法的有效性.

参考文献 :

[1] 王耀南 . 智能控制系统 [M]. 湖南 : 湖南大学出版社 ,1996. 153 ~ 168 .

[2] Hunt K J ,Sbarbaro D ,Zbikowski R ,et al. Neural Networks for Control Systems—A Survey[J]. Automatica ,1992 ,28(6) :1083 ~ 1112 .

[3] 项国波 . ITAE 最佳控制 [M]. 北京 : 机械工业出版社 ,1986. 213 ~ 287 .

Design of Smith Compensation-PID Control Based on Neural Networks

HAN Yu-bing

(Hohai Univ. Changzhou Branch ,Changzhou 213022 ,China)

Abstract :Based on the Smith compensation control theory ,the prediction of time-lag compensation is designed by use of the nonlinear mapping function of neural network on-line identification ,and then the conventional PID controller is replaced with NN-PID controller(the Adaline networks are used)to take the adaptive control for the time-lag object . And a group of empirical formulations are obtained through determination of the parameter of NN-controller according to ITAE criterion .The result of simulation shows that the present scheme is very effective .

Key words :time-lag system ;Smith compensation control ;neural network identification ;neural network control