

多变量非线性自整定 PID 控制器*

胡泽新 周金荣 黄道

(华东理工大学自动化研究所·上海, 200237)

摘要: 本文提出一种基于神经网络的多变量非线性自整定 PID 控制器, 通过神经网络权值的学习在线自动整定控制器参数, 将其用于某水浴系统的温度多变量控制, 仿真结果令人满意. 该控制器的设计无需对象模型, 具有响应速度快, 抗干扰能力强和鲁棒性好等优点, 控制器不仅算法简单, 实现容易, 而且适用范围广.

关键词: PID 控制器; 多变量自整定控制; 非线性控制; 神经网络; 水浴系统; 温度控制

1 多变量自整定 PID 控制器 1

1.1 控制器的结构描述

两输入两输出多变量控制系统如图 1 所示, 其中 NN_1 和 NN_2 为神经网络, 它们被用于估计控制器 C_1 和控制器 C_2 的 PID 参数 K_P , K_D 和 K_I . R_1 和 R_2 为系统输出设定值, Plant 为对象, u_1 和 u_2 为控制作用, y_1 和 y_2 为系统输出. 当系统耦合不是很严重时, 首先通过变量间的配对, 然后设计由多个神经网络构成的多变量 PID 控制器.

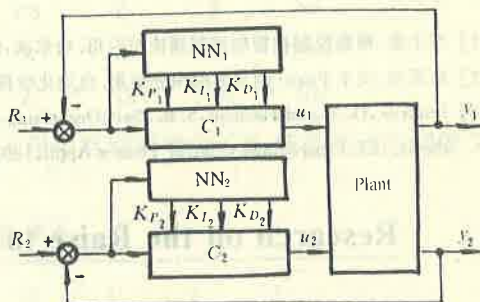


图 1 多变量自整定 PID 控制器

多变量非线性 PID 控制器算法为:

$$\Delta u_1(t) = K_{P_1} Z_1(t) + K_{I_1} Z_2(t) + K_{D_1} Z_3(t), \quad (1)$$

$$u_1(t) = u_1(t-1) + \Delta u_1(t), \quad (2)$$

$$\Delta u_2(t) = K_{P_2} Z_4(t) + K_{I_2} Z_5(t) + K_{D_2} Z_6(t), \quad (3)$$

$$u_2(t) = u_2(t-1) + \Delta u_2(t). \quad (4)$$

式中神经网络输入选为:

$$Z_1(t) = e_1(t) - e_1(t-1), \quad Z_2(t) = e_1(t-1),$$

$$Z_3(t) = e_1(t) - 2e_1(t-1) + e_1(t-2),$$

$$Z_4(t) = e_2(t) - e_2(t-1), \quad Z_5(t) = e_2(t-1),$$

$$Z_6(t) = e_2(t) - 2e_2(t-1) + e_2(t-2),$$

$$e_1(t) = R_1 - y_1(t), \quad e_2(t) = R_2 - y_2(t).$$

1.2 控制器的参数整定

神经网络的输出 K_P , K_I , K_D 即为多变量控制器的 PID 参数.

* 国家自然科学基金重点项目资助.

本文于 1994 年 9 月 28 日收到, 1995 年 2 月 17 日收到修改稿.

$$K_{P_1} = f_{P_1}(Z_1(t), Z_2(t), Z_3(t), W_1), \quad (5)$$

$$K_{I_1} = f_{I_1}(Z_1(t), Z_2(t), Z_3(t), W_1), \quad (6)$$

$$K_{D_1} = f_{D_1}(Z_1(t), Z_2(t), Z_3(t), W_1), \quad (7)$$

$$K_{P_2} = f_{P_2}(Z_4(t), Z_5(t), Z_6(t), W_2), \quad (8)$$

$$K_{I_2} = f_{I_2}(Z_4(t), Z_5(t), Z_6(t), W_2), \quad (9)$$

$$K_{D_2} = f_{D_2}(Z_4(t), Z_5(t), Z_6(t), W_2). \quad (10)$$

式中, $f_{P_i}, f_{I_i}, f_{D_i} (i=1, 2)$ 为神经网络的非线性映射函数, $W_i (i=1, 2)$ 为第 i 个神经网络 NN_i 的权值.

定义如下的控制器偏差函数

$$E_i = \frac{1}{2}(R_i - y_i(t))^2, \quad i = 1, 2. \quad (11)$$

采用梯度法, 通过神经网络权值 W_i 的学习在线自动整定 PID 控制器参数, 具体公式如下:

$$W_i(t+1) = W_i(t) - \eta_i \frac{\partial E_i}{\partial W_i(t)}. \quad (12)$$

式中

$$\frac{\partial E_i}{\partial W_i(t)} = \frac{\partial E_i}{\partial u_i} \cdot \frac{\partial u_i}{\partial W_i(t)} = -(R_i - y_i(t)) \frac{\partial y_i}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial W_i}, \quad (13)$$

$$\frac{\partial u_i}{\partial W_i} = \begin{cases} \frac{\partial K_{P_1}}{\partial W_1} Z_1(t) + \frac{\partial K_{I_1}}{\partial W_1} Z_2(t) + \frac{\partial K_{D_1}}{\partial W_1} Z_3(t), & i = 1, \\ \frac{\partial K_{P_2}}{\partial W_2} Z_4(t) + \frac{\partial K_{I_2}}{\partial W_2} Z_5(t) + \frac{\partial K_{D_2}}{\partial W_2} Z_6(t), & i = 2. \end{cases} \quad (14)$$

其中, η_i 为权值学习速率, $\frac{\partial K_{P_i}}{\partial W_i}, \frac{\partial K_{I_i}}{\partial W_i}, \frac{\partial K_{D_i}}{\partial W_i} (i=1, 2)$ 由多层前向神经网络的误差反向传导算法(BP)求取.

2 多变量自整定PID控制器2

考虑到变量间的强耦合作用, 本文提出由单个神经网络构成的多变量非线性PID控制器.

$$\Delta u(t) = K_P V_1(t) + K_I V_2(t) + K_D V_3(t), \quad (15)$$

$$u(t) = u(t-1) + \Delta u(t). \quad (16)$$

其中, K_P, K_D, K_I 分别为 2×2 的比例、微分和积分增益矩阵. $V_i(t) (i=1, 2, 3)$ 为PID增量形式控制器的输入:

$$V_1(t) = e(t) - e(t-1), \quad V_2(t) = e(t-1), \quad V_3(t) = V_1(t-1) - V_1(t-2),$$

$$e(t) = R - y(t), \quad R = [R_1, R_2]^T, \quad y(t) = [y_1(t), y_2(t)]^T.$$

多变量PID控制器参数为

$$K_P = g_P(V_1(t), V_2(t), V_3(t), W), \quad (17)$$

$$K_I = g_I(V_1(t), V_2(t), V_3(t), W), \quad (18)$$

$$K_D = g_D(V_1(t), V_2(t), V_3(t), W). \quad (19)$$

式中, g_P, g_I, g_D 为 2×2 维的神经网络非线性映射函数, W 为神经网络权值, 其学习公式, 即

多变量 PID 控制器 K_P, K_I, K_D 整定公式为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 (R_i - y_i(t))^2, \quad (20)$$

$$W(t+1) = W(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial W(t)}. \quad (21)$$

其中 η 为学习速率, 令 $\frac{\partial y_i}{\partial u_j} = k_{ij}$, 有

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial W} &= - \sum_{i=1}^2 (R_i - y_i(t)) \sum_{j=1}^2 \frac{\partial y_i}{\partial u_j} \frac{\partial u_j}{\partial W} \\ &= - \sum_{i=1}^2 (R_i - y_i(t)) \sum_{j=1}^2 k_{ij} \frac{\partial u_j}{\partial W}, \end{aligned} \quad (22)$$

$$\frac{\partial u_j}{\partial W} = \frac{\partial K_P}{\partial W} V_1(t) + \frac{\partial K_I}{\partial W} V_2(t) + \frac{\partial K_D}{\partial W} V_3(t). \quad (23)$$

式中 $\frac{\partial K_P}{\partial W}, \frac{\partial K_I}{\partial W}, \frac{\partial K_D}{\partial W}$ 由多层前向神经网络的误差反向传播方法(BP)求取。

3 仿真研究

考虑一水槽上部和下部的多变量温度控制, 控制目标是使水槽的上部和下部温度分别保持在各自规定的设定值上. 采用本文提出的多变量 PID 控制器, 研究其设定值跟踪和抗干扰能力, 仿真用水浴系统的时间离散模型为^[1]:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t-1) + \xi(t). \quad (24)$$

其中

$$A(z^{-1}) = I + A_1 z^{-1},$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} -0.411 & -0.634 \\ -0.103 & -0.885 \end{bmatrix}, \quad B(z^{-1}) = B_0 = \begin{bmatrix} 0.492 & 0.085 \\ 0.041 & 0.237 \end{bmatrix}.$$

$\xi(t)$ 是均值为零, 方差为 γ_ξ 的互不相关的高斯白噪声. $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 分别为水槽上层温度和下层温度, $u_1(t)$ 和 $u_2(t)$ 分别为上层和下层的加热电压. 该模型由水浴系统的热量平衡方程推得, 采样周期取 30s, 仿真进行时间为 100 个采样点, 控制输出限制在 0 ~ 5 (Volts) 之间, 仿真用设定值即参考输入为阶跃变化:

上部: $R_1(t) = 70^\circ\text{C}$, $0 < t < 100$,

下部: $R_2(t) = 65^\circ\text{C}$, $0 < t < 100$.

3.1 MNSTPID1 仿真结果

假设水浴系统的模型式(24)未知, 采用多变量 PID 控制器对其温度进行控制, 在仿真实验中, 神经网络取为 $NN_1(3, 5, 3)$, $NN_2(3, 5, 3)$, 神经元传递函数为 $G(X) = (1 - e^{-X}) / (1 + e^{-X})$, 权重初值取 0 ~ 1 之间的随机数, 学习速率 $\eta_1 = 0.05$, $\eta_2 = 0.5$, 输出初始值均为 20°C . 设定值跟踪控制的仿真曲线如图 2 所示, 可以看出 MNSTPID1 控制效果较好. 在 $t = 70$ 时, 加入阶跃负荷扰动 $v = [3.0, 3.0]^T$, 仿真结果如图 3 所示, 可以看出 MNSTPID1 具有较强的抗干扰能力.

3.2 MNSTPID2 仿真结果

神经网络取为 $NN(5, 6, 5)$, 学习速率为 $\eta = 0.001$, $k_{11} = 0.835$, $k_{12} = 0.144$, $k_{21} =$

0.0457, $k_{22} = 0.264$, 其它条件不变. 图4为设定值跟踪曲线, 图5为在 $t = 70$ 时, 加入 $-v = [3.0, 3.0]^T$ 负荷扰动时的响应曲线, 可以看出 MNSTPID2 比 MNSTPID1 的控制效果更好, 响应时间更短, 超调更小, 这是由于 MNSTPID2 比 MNSTPID1 更好地考虑了多变量系统之间的关联耦合.

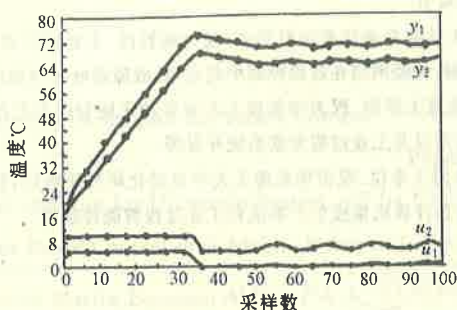


图2 设定值跟踪MNSTPID1的仿真结果

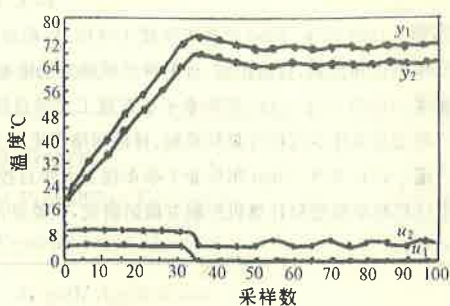


图4 设定值跟踪MNSTPID2的仿真结果

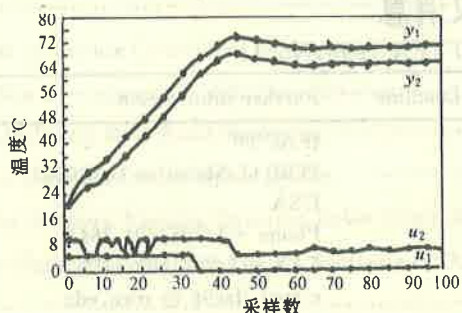


图3 存在负载扰动时 MNSTPID1 的仿真结果

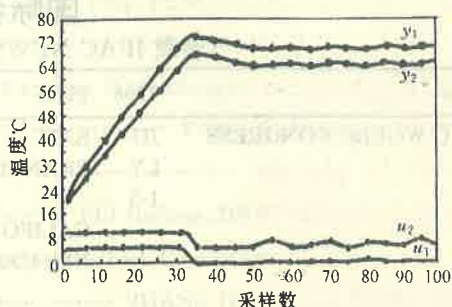


图5 存在负载扰动时 MNSTPID2 的仿真结果

4 结 论

本文用神经网络估计控制器参数, 再与增量形式的多变量PID控制规律相结合, 提出了一种新的多变量非线性自整定PID控制器. 易于为工程人员理解, 可望在实际工业生产中得到应用.

参 考 文 献

- [1] Yusof R. and Omatu S. . A Multivariable Self-Tuning PID Controller. Int. J. Control, 1993, 57(30):1387-1403

A Multivariable Nonlinear Self-Tuning PID Controller

HU Zexin, ZHOU Jinrong and HUANG Dao

(Research Institute of Automatic Control, East China University of Science and Technology • Shanghai, 200237, PRC)

Abstract: A multivariable nonlinear self-tuning PID controller is presented by using artificial neural networks. Controller parameters are automatically tuned via learning of neural network weights without knowing the system dynamic model. By applying this controller to control the temperatures of a 2-channel

water bath system, the simulation results are satisfied with fast response speed and better robustness.

Key words: PID controller; multivariable self-tuning control; nonlinear control; artificial neural networks; 2-channel water bath system; temperature control

本文作者简介

胡泽新 1961 年生, 1990 年获工学博士学位, 后在华东化工学院自动化系任教至今, 现为副教授, 主要研究兴趣是工业过程模型化和控制, 智能控制, 目前研究领域为生化过程控制, 神经网络在过程控制中的应用, 故障诊断和容错控制。

周金荣 1965 年生, 1993 年毕业于华东理工大学自控系, 获博士学位, 现为华东理工大学自动化研究所副教授, 主要研究兴趣是复杂化工过程计算机控制、神经网络理论与工业应用以及工业过程专家系统开发等。

黄道 1947 年生, 1985 年毕业于华东理工大学自控系, 获博士学位, 现为华东理工大学自动化研究所所长, 教授, 长期从事过程数学模型和计算机控制方面的研究, 主要学术方向是计算机集成生产系统和工业过程智能控制等。

国际会议消息

(转载 IFAC NEWSLETTER 1996, No. 1)

Title	1996	Place	Deadline	Further Information
IFAC WORLD CONGRESS	JULY 1-5	SAN-FRANCISCO CALIFORNIA USA		IFAC'96 POB111, Mabelton GA30059 USA Phone +1/708/491-3641 FAX +1/708/491-4455 e-mail: ifac96 @ nwu.edu
IFORS'96 14th Triennial Conference	July 8-12	Vancouver, B. C. Canada		Venue West Conference Services Limited 645-375 Water Street, Vancouver, B. C. Canada FAX +1(604)681-2503
1996 Latin American Control Conference (in cooperation with IFAC)	Sept. 9-13	Buenos Aires Argentina	31 March 1996	J. P. Weiz-J. Paiuk AADECA Callao 220 1o'B' 1022 Buenos Aires, Argentina FAX +54 1 372 6746 e-mail aadeca @ satlink.com
IFAC/IFIP Workshop(21st) Real Time Programming	Nov. 4-6	Canela Brazil	15 March 1996	Dr. Carlos E. Pereira UFRGS, E1. Engg. Dept. Av. Osvaldo Aranha esq. Sarmento Leite, CEP 90035-RS Porto Alegre-RS, Brazil FAX +55/51 227 5715 e-mail: cpereira @ iee.ufrgs.br