

# 基于RBF神经网络的PID自适应真空炉温度控制

凌云<sup>1</sup>, 欧伟明<sup>2</sup>

(1.湖南冶金职业技术学院, 湖南 株洲 412011; 2.湖南工业大学, 湖南 株洲 412008)

**摘要:** 提出一种基于RBF辨识神经网络算法的神经网络PID控制方案, 由RBF网络对系统进行在线辨识, 建立其在线参考模型并为PID控制器提供了梯度信息, 从而实现控制器参数的在线调整。仿真结果表明, 该控制方法应用于真空炉温度控制时控制精度高, 动态特性好, 收到了良好的效果。

**关键词:** RBF神经网络; PID控制; 在线辨识; 仿真

**中图分类号:** TP273+.2

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-9833(2007)03-0039-03

## The PID Automatic Adaptation Controlling Way in Vacuum Furnace Based on RBF Neural Network

Ling Yun<sup>1</sup>, Ou Weiming<sup>2</sup>

(1. Hunan Metallurgical Professional Technology College, Zhuzhou Hunan 412011, China ;

2. Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

**Abstract:** A PID control method based on RBF neural network algorithm is put forward by realizing on-line identification with RBF network. Setting up on-line reference model and offering gradient information for PID controller, the on-line adjustment of the controller's parameter will be accomplished. The simulating result indicates that the method has higher precision and better dynamic characteristic when it is used in vacuum furnace's temperature controlling system.

**Key words:** Radial basis function neural network; PID control; on-line identification; simulating

### 0 引言

与BP<sup>[1, 2]</sup>网络相比, 径向基函数(RBF)是一种3层前向网络, 由输入到输出的映射是非线性的, 而隐含层空间到输出空间的映射是线性的, 从而大大加快了学习速度并避免局部极小问题。RBF作为智能控制的一种途径, 具有收敛速度快、全局逼近能力强等优点, 对于复杂不确定问题具有自适应能力和自学习能力, 在解决非线性和不确定系统的控制方面应用广泛, 并且性能优良<sup>[3, 4]</sup>。PID控制方式具有直观、实现简单和有成熟理论支持等一系列优点。采用神经网络方法与PID控制相结合, 设计的控制系统将具有更强的适应能力和更强的鲁棒性。图1是基于RBF神经网络

的PID自适应控制系统原理图, 由神经网络在线辨识得到梯度信息, PID参数根据梯度信息在线调整, 适应系统参数的变化, 使系统的控制品质得到改善。

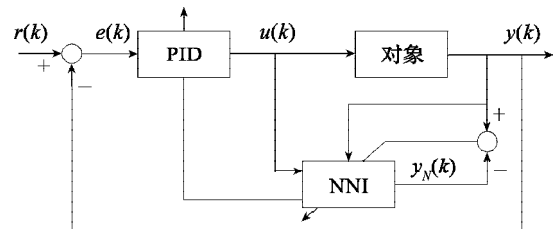


图1 神经网络PID自适应控制系统

Fig.1 Self-adaptive PID control system based on neural network

收稿日期: 2007-01-27

基金项目: 湖南省教育厅基金资助项目(06D077)

作者简介: 凌云(1965-), 男, 湖南平江人, 湖南冶金职业技术学院副教授, 工学硕士, 主要从事智能控制和单片机及嵌入式应用方面的研究。

## 1 神经网络PID自适应控制原理

PID 控制器采用增量式算法, 设控制误差为:

$$e(k) = r(k) - y(k)$$

式中:  $r$  为输入,  $y$  为输出,  $k$  为采样时刻。

P、I、D 的 3 项输入分别为:

$$\begin{cases} x_1(k) = e(k) - e(k-1); \\ x_2(k) = e(k); \\ x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{cases} \quad (1)$$

则 PID 控制算法为:

$$\begin{cases} u(k) = u(k-1) + \Delta u(k); \\ \Delta u(k) = K_p(k)x_1(k) + K_i(k)x_2(k) + K_d(k)x_3(k) \end{cases} \quad (2)$$

其中的 PID 系数  $K_p(k)$ 、 $K_i(k)$ 、 $K_d(k)$  由 RBF 神经网络整定。

引入输入误差的二次性能指标, 定义二次性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2}(r(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2}e(k)^2, \quad (3)$$

$K_p(k)$ 、 $K_i(k)$ 、 $K_d(k)$  的调整采用梯度下降法:

$$\begin{cases} K_p(k) = K_p(k-1) + \Delta K_p, \\ K_i(k) = K_i(k-1) + \Delta K_i, \\ K_d(k) = K_d(k-1) + \Delta K_d \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} \Delta K_p = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial K_p} = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial K_p} = \eta_p e(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} x_1(k); \\ \Delta K_i = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial K_i} = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial K_i} = \eta_i e(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} x_2(k); \\ \Delta K_d = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial K_d} = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial K_d} = \eta_d e(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} x_3(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\frac{\partial y}{\partial \Delta u}$  是被控制对象的 Jacobian 信息, 可通过神经网络的辨识得到。  $\eta_p$ 、 $\eta_i$ 、 $\eta_d$  分别为比例、积分、微分的学习速率。

## 2 Jacobian 信息的 RBF 网络辨识

RBF 神经网络隐层径向基函数采用高斯核函数, 即为:

$$h_j = \exp\left(-\frac{(X - C_j)^T (X - C_j)}{2b_j^2}\right), \quad (j=1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

式中:  $X$  为网络输入向量, 且  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ;

$b_j$  为节点  $j$  的基宽度参数;

$C_j$  为节点  $j$  高斯函数中心矢量, 且

$$C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T;$$

$m$  为隐层节点数。

设网络的输出权向量为:

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$$

则网络辨识输出为:

$$y_N(k) = \sum_{j=1}^m w_j h_j \quad (7)$$

定义辨识器的性能指标函数为:

$$J_1 = \frac{1}{2}(y(k) - y_N(k))^2 \quad (8)$$

根据梯度下降法, 输出权、节点基宽参数及节点中心值的迭代算法如下:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \alpha (w_j(k-1) - w_j(k-2)) + \eta (y(k) - y_N(k)), \quad (9)$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \alpha (b_j(k-1) - b_j(k-2)) + \eta (y(k) - y_N(k)) w_j h_j \frac{(X - C_j)^T (X - C_j)}{b_j^3}, \quad (10)$$

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + \alpha (c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)) + \eta (y(k) - y_N(k)) w_j \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2} \quad (11)$$

式中,  $\eta$  为学习速率,  $\alpha$  为动量因子。

假定输入向量中  $x_1 = \Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ , 用网络辨识输出近似代替系统输出, 对象 Jacobian 信息为:

$$\frac{\partial y}{\partial \Delta u} \approx \frac{\partial y_N(k)}{\partial \Delta u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j \frac{c_{j1} - x_1}{b_j^2} \quad (12)$$

## 3 真空炉温度控制仿真

电加热炉模型参数与很多因素相关, 如保温条件的变化与电网电压的波动会影响放大倍数, 加工工件及产品的热容量的变化会影响滞后时间常数。考虑参数的变化, 某真空炉在不同条件下的数学模型为:

$$G_1(s) = \frac{180}{5000s + 1} e^{-50s},$$

$$G_2(s) = \frac{220}{1500s + 1} e^{-50s}.$$

设采样周期为 10 s, 被控对象离散化后有:

$$y_1(k) = 0.998 y(k-1) + 0.359 64u(k-5),$$

$$y_2(k) = 0.993 36 y(k-1) + 1.461 8u(k-5).$$

利用 MATLAB<sup>®</sup> 强大的矩阵计算能力和绘图功能, 编制程序对该控制算法进行仿真, 仿真步长选择为采样周期 10 s。RBF 网络结构选择 3—7—1, 网络输入为  $\Delta u(k)$ 、 $y(k)$ 、 $y(k-1)$ , 网络训练和 PID 在线调整的过程如下:

1) 学习速率及动量因子分别选择为:  $\eta = 0.25$ ,  $\eta_p = \eta_i = \eta_d = 0.20$ ,  $\alpha = 0.05$ 。PID 参数初始值选择为  $K_p = 10$ ,  $K_i = 0.01$ ,  $K_d = 2$ 。  $w_j$  的元素初值全部为 2,  $b_j$ 、 $c_{ji}$  的元素初值全部为 5。置  $k=1$ ;

2) 采样得到  $r(k)$  和  $y(k)$ , 计算径向基函数  $h_j$  和网络辨识输出  $y_N(k)$ ;

3) 在线调整输出权  $w_j$ 、节点基宽参数  $b_j$  及节点中心值  $c_{ji}$ , 计算对象 Jacobian 信息;

4) 在线调整 PID 控制器参数;

5) 置  $k = k+1$ , 返回到 2)。

图 2 是系统仿真输出的比较, 曲线①、②、③分别为对象模型  $G_1(s)$  的输出  $y_1(k)$ 、对象模型  $G_2(s)$  的输出  $y_2(k)$ 、系统给定输入  $r(k)$ 。从图中可以看出, 在系统对象参数不同时, 系统输出都能做到较好的跟踪输入信号。从图 3 的误差曲线可以看出, 除低温阶段误差稍大外, 对象模型  $G_1(s)$ 、 $G_2(s)$  的高温阶段误差均在  $\pm 10^\circ\text{C}$  之内, 显示该系统具有较好的鲁棒性。

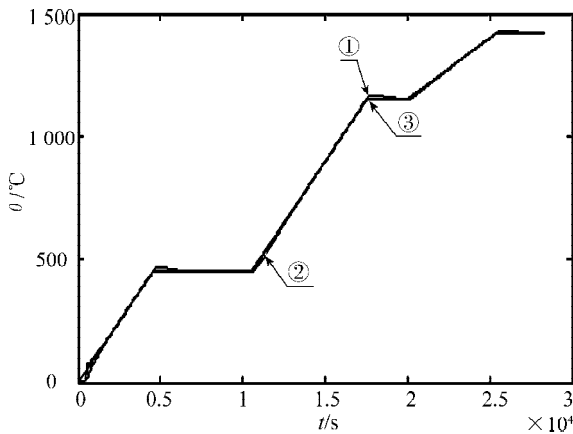


图 2 系统仿真输出

Fig. 2 Output of simulator

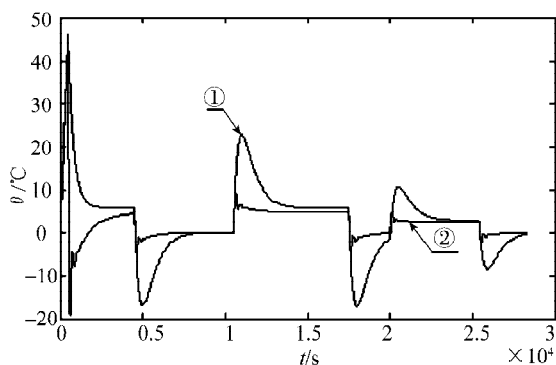


图 3 输入输出误差曲线

Fig. 3 Graph of input-output error

图 4 是对象模型 2 外加扰动时的响应曲线。在 8 000 s 时突加时长为 10 s 的  $u(k)$  扰动, 模拟电网电压下降 30%, 可以看出, 当系统受到一定的外来干扰时, 系统能自动对扰动进行快速调节, 这表明系统具有良好的自适应性。

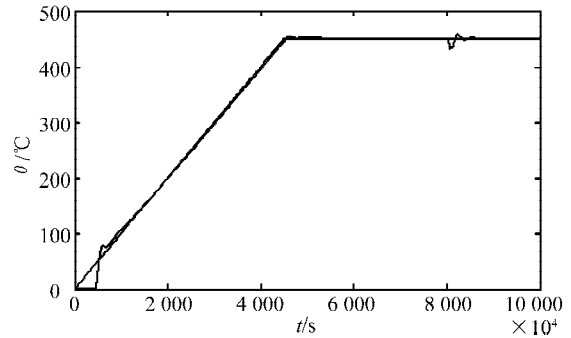


图 4 外加扰动时系统响应

Fig. 4 System response with giving disturbance

## 4 结论

本文提出的基于 RBF 神经网络的 PID 真空炉温度控制方案, 在系统参数变化的情况下, 能对 PID 参数进行在线寻优、校正, 仿真结果表明, 系统控制效果良好, 控制器具有应付复杂控制问题的能力。线性基函数计算工作量小, 用 MCU 实现该算法完全可行。

### 参考文献:

- [1] 刘玉生, 李眉眉. 线性时变系统的模型参考自适应控制[J]. 自动化学报, 2000, 26(5): 141-143.
- [2] 谭永红. 基于 BP 神经网络的自适应控制[J]. 控制理论与应用, 1994, 11(1): 84-88.
- [3] 夏长亮, 文德, 范娟, 等. 基于 RBF 神经网络的无刷直流电机无位置传感器控制[J]. 电工技术学报, 2002, 17(3): 26-29.
- [4] 王淑莲, 唐建林, 张聿成, 陈瑞三. RBF 神经网络整定的模糊控制在二次调节控制系统中的应用[J]. 沈阳建筑大学学报, 2004, 20(4): 357-359.
- [5] 薛定宇, 陈阳泉. 基于 MATLAB/Simulink 的系统仿真技术与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.