

# 用模糊 RBF 神经网络简化模型设计多变量自适应模糊控制器\*

鲍 鸿 黄心汉

(华中理工大学自动控制工程系·武汉·430074)

李锡雄<sup>✓</sup>

毛宗源

TP273.2

(广东工业大学电气工程及自动化系·广州·510090) (华南理工大学自动控制工程系·广州·510640)

**摘要:** 针对多变量系统实时性要求,提出模糊径向基(RBF)神经网络结构的简化模型及相应算法,并对由此简化模型设计的多变量模糊控制器模糊规则的在线自学习算法进行分析,提出一种系统动态增益的处理方法和基于过程最优的改进方案,仿真实验结果表明该控制器可实现实时自适应控制,改进算法是有效的。

**关键词:** 模糊控制; 模糊神经网络; RBF 网络; 过程控制

**文献标识码:** A

模糊控制  
自适应控制

RBF神经网络

## Design a Multivariable Adaptive Fuzzy Controller by Fuzzied Radial Basis Function Network Simplified Model

BAO Hong and HUANG Xinhan

(Department of Automatic Control Engineering, Huazhong University of Science and Technology · Wuhan, 430074, P. R. China)

LI Xixiong

(Department of Electrical Engineering and Automation, Guangdong University of Technology · Guangzhou, 510090, P. R. China)

MAO Zongyuan

(Department of Automatic Control Engineering, South China University of Technology · Guangzhou, 510640, P. R. China)

**Abstract:** This paper presents a simplified model and the corresponding algorithm of fuzzy radial basis function (RBF) networks to solve the real-time control of multivariable process. Authors also analyze the self-learning algorithm of multivariable fuzzy controller designed by this simplified model and discuss a new method to treat system dynamics gain in the self-learning algorithm. Furthermore a modified self-learning algorithm is presented based on process parameters optimization. Finally computer simulation results of an industrial process verify that the simplified model and the modified algorithm are available and effective.

**Key words:** fuzzy control; fuzzy neural network; the RBF network; processing control

### 1 引言(Introduction)

对于多变量模糊控制系统,模糊控制规则的数量随系统变量数的增加而急剧增加,由此导致系统结构庞大,运算复杂性提高,控制有效性下降.因此,多变量控制器结构的简化和控制算法的快速性对于保证系统的实时工作至关重要.

将神经网络技术融入模糊控制理论,构成自适应模糊控制系统,是提高模糊控制系统自适应能力、提高运算速度和改善控制性能的重要手段.本文的目的是在提出模糊 RBF 神经网络模型的基础上,提出一种对多变量模糊系统进行快速运算的简化模型和相应算法,并将该简化模型应用于多变量模糊自适应控制器的设计,对模糊控制器的在线自学习方

法进行分析,提出改进方案.最后,双输入双输出模糊控制系统的仿真结果验证该简化模型设计的控制器可实现实时自适应控制,改进的学习算法是有效的.

### 2 模糊 RBF 网络简化模型(The fuzzy RBF network simplified model)

#### 2.1 RBF 网络与模糊推理系统的函数等价性(The functional equivalence between the RBF networks and generalized fuzzy inference systems)

径向基(RBF)网络是一种性能良好的网络,已经证明 RBF 网可以任意精度逼近任意的非线性曲线,且具有全局逼近能力,从根本上解决了 BP 网的局部最优问题<sup>[1]</sup>,而且拓扑结构紧凑,结构参数可

\* 基金项目:广东省自然科学基金资助项目(960101)

收稿日期:1998-03-24; 收修改稿日期:1999-04-14.

实现分离学习,收敛速度快.RBF网络的典型结构是一个三层前向网络.其中隐含层单元为取径向基函数的局部感受单元.网络的归一化输出为:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n W_i \cdot \varphi_i(\|X - c_i\|)}{\sum_{i=1}^n \varphi_i(\|X - c_i\|)} \quad (1)$$

采用 RBF 网络设计模糊神经网络的最大优势在于 RBF 网络与模糊推理过程具有函数等价性.这个等价性将两种不同构造的系统在函数上统一起来,使网络的参数和运算有了明确的物理意义,同时也为模糊自适应控制找到合适的算法.文献[2,3]对 RBF 网络与模糊推理系统的函数等价性做了详细证明,此处仅给出结论.

**定理 1** 归一化的 RBF 网络与模糊推理系统在下列条件满足时具有函数等价性.

- 1) RBF 网络的中心值个数等于模糊推理系统“IF-THEN”规则条数;
- 2) 模糊推理系统中每一个模糊子集的隶属函数选择高斯函数;
- 3) 模糊推理采用  $T$ -范数;
- 4) RBF 网络和模糊推理系统采用相同的总输出形式.

**2.2 模糊 RBF 网络模型(The fuzzy RBF network model)**

**定义 1** 模糊 RBF 网络(FRBFN)定义为完成模糊合成映射  $S1$  和输出映射  $S2$ ,且网络基函数具有径向高斯形式的前向网络.

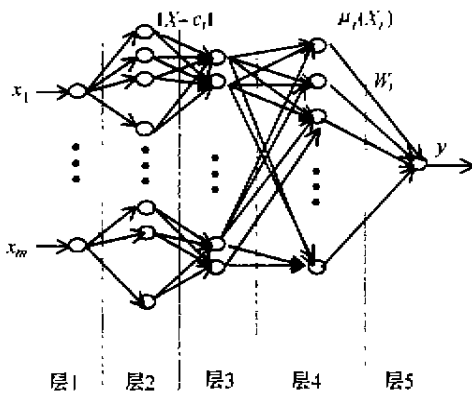


图 1 模糊RBF网络简化模型(FRBFN)

Fig. 1 The fuzzy RBF network simplified model

定义 1 中的映射  $S1$  是从输入变量空间到模糊规则合成空间的映射,它表达的是控制规则的 IF 部分.一般  $S1$  包括三个子映射:模糊映射、规则空间匹配和合成映射.它由图 1 中的层 1~层 4 完成,输

出为合成规则:

$$\mu_i(X) = \exp(-\|X - c_i\|) = \exp\left[-\frac{(x_1 - c_{1i})^2}{\sigma_1^2} - \frac{(x_2 - c_{2i})^2}{\sigma_2^2} \dots - \frac{(x_m - c_{mi})^2}{\sigma_m^2}\right] \quad (2)$$

映射  $S2$  是从模糊规则合成空间到输出空间的映射,它表达的是模糊控制规则中的 THEN 部分,由图 1 中的第 5 层完成,输出  $y = \sum_{i=1}^n W_i \cdot \mu_i / \sum_{i=1}^n \mu_i$  为网络的总输出.其中  $W_i$  是输出层权函数.

**2.3 模糊 RBF 网络简化模型(FRBFMN)(The fuzzy RBF network simplified model)**

不失一般性,我们仅考虑多输入单输出(MISO)系统.

讨论一个  $m$  维的 MISO 系统.设每一个输入变量的模糊论域被划分为  $A_i(i = 1, 2, \dots, m)$  个模糊子集,保证模糊规则的完备性,则该系统模糊规则总的条数应为  $p = A_1 A_2 \dots A_m = \prod_{i=1}^m A_i$ .可以看出随着维数的增加规则数将急剧膨胀.

对于任一个输入  $X$ ,一个 MISO 系统可能被激发的合成模糊规则数最多为规则总数  $p$ ,即 FRBFN 中第 4 层的结点数最多为  $p$ .如果每一次的运算过程都对这  $p$  个规则进行运算和修改,则其运算量是非常巨大的.这对于对实时性要求较高的多变量控制系统是一个必须解决的问题.为此本文提出一种简化模型.

**简化条件** 对一个  $m$  维的 MISO 系统,第  $i$  个输入变量论域被划分为  $A_i$  个模糊子集.设相邻子集的重叠度  $\alpha = A_i \cap A_{i+1} / \min(A_i, A_{i+1})$ .当使  $\alpha$  满足  $\alpha \leq 0.5$  时,则对于任意一个输入  $X$ ,系统可能被激发的模糊规则个数为  $p' = 2^m$ .

设计模糊控制系统的模糊子集划分满足上述简化条件<sup>[4]</sup>,那么我们可以事先确定在一次运算过程中所需要计算和修改的模糊规则个数最多为  $p'$ .这将使过程运算量大大降低,其运算效率提高了  $p/p'$   $= (\prod_{i=1}^m A_i) / 2^m$  倍.对应于 FRBFN,该简化条件不仅简化了运算量,而且可事先确定第 4 层的结点数 of 激发的模糊规则个数  $p'$  和第 3 层的结点个数为  $2m$ .这对于网络结构的确定是非常有意义的.

## 2.4 简化模型的可实现性(The realizability of the simplified model)

在讨论模糊控制器的可控性问题时,常提出模糊控制器的  $\lambda$ -可响应性。

**定义 2 ( $\lambda$ -可响应性)** 对于取定的  $\lambda \in [0, 1]$ , 只要有隶属度高于  $\lambda$  的输入, 就应有隶属度不低于  $\lambda$  的输出。

$\lambda$ -可响应条件是任何一个可控的模糊控制器必须满足的条件。如何判断一个系统是否满足  $\lambda$ -可响应条件呢? 文献[5]中对此做了较详细的讨论, 下面给出结论。

**定理 2** 给定一组规则:

若  $x$  是  $A_i$ , 则  $u$  是  $B_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ 。

如果满足条件:

$$\forall x \in X, \exists i, 1 \leq i \leq k, \text{有 } A_i(x) > \lambda.$$

则由这组规则组成的模糊控制器必为  $\lambda$ -可响应。

根据定理 2, 我们可得到下列推论。

**推论 1** 给定一组规则:

若  $x$  是  $A_i$ , 则  $u$  是  $B_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ 。

若由这组规则组成的模糊控制器是  $\lambda$ -可响应的, 则该组规则的模糊子集必然存在交集。

现在我们来分析  $\lambda$  的取值问题。如果  $\lambda$  取得较小, 即模糊子集的重叠度相应可以取得较小, 则输出的隶属度偏低, 使输出过于“模糊”。如果  $\lambda$  取得过大, 即模糊子集的重叠度相应要取得较大, 则整个控制空间的点都有较大的隶属度, 而使输出不灵敏。

要保证  $\lambda$  的合理取值, 模糊子集的重叠度必须有一个合理的取值。从上面的分析可知, 取  $\alpha \leq 0.5$  虽不是最优的, 却是可行的和合理的。

## 3 基于过程最优的改进的在线自学习算法 (A modified online self-learning algorithm based on process parameter optimum)

### 3.1 多变量自适应模糊控制系统(A multi-variable adaptive fuzzy control system)

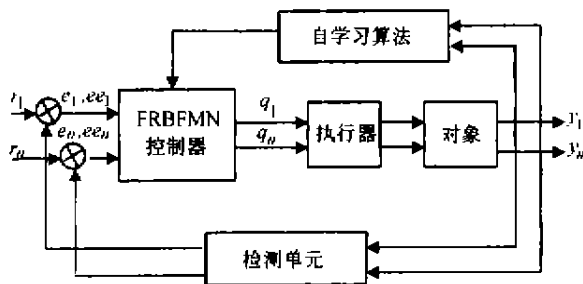


图 2 多变量模糊自适应控制系统原理框图  
Fig. 2 The block diagram of multivariable fuzzy adaptive control system

图 2 为多变量自适应模糊控制系统的原理框图。  $r_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为系统给定,  $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为系统输出,  $e_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为系统给定值与系统输出值的偏差,  $e_i$  为偏差  $e_i$  的变化率,  $q_i (i = 1, 2, \dots, m)$  为模糊调节器的输出。

系统中模糊调节器是 FRBFMN 设计的多变量自适应模糊调节器。它的设计参数主要有中心值  $c_i$ 、宽度系数  $\Delta_i$  和权重  $W_j$ 。为了适应实时控制的要求, 实现快速学习, 本文采用网络参数的分离学习方法, 即将中心值  $c_i$  和宽度系数  $\Delta_i$  的学习与权重  $W_j$  的学习分离。  $c_i$  和  $\Delta_i$  采用无导师监督的竞争学习方法确定, 主要有  $K$ -聚类方法、择近法和模糊子集经验分类法。权重  $W_j$  用有导师的在线学习方法训练, 常用方法是最速下降法。

本文主要对权重的学习方法提出改进意见。

### 3.2 权重在线自学习算法(The online self-learning algorithm of weights)

首先, 我们讨论用最速下降法进行网络权重的学习。

对于图 2 所示的 MIMO 控制系统, 设 FRBFMN 控制器中, 第  $k$  时刻合成层第  $i$  个结点与第  $j$  个输出结点的连接权重为  $W_{ij}(k)$ , 则根据最速下降法, 第  $k+1$  时刻的权重修改为:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \Delta W_{ij}(k). \quad (3)$$

其中

$$\Delta W_{ij}(k) = -\beta \frac{\partial E(k)}{\partial W_{ij}(k)},$$

式中  $E(k)$  为性能指标。

令

$$E(k) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} [r_i(k) - y_i(k)]^2, \quad (4)$$

则

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial W_{ij}(k)} &= \frac{\partial E(k)}{\partial q_j(k)} \cdot \frac{\partial q_j(k)}{\partial W_{ij}(k)} = \\ &= -\sum_{i=1}^n e_i(k) \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \frac{u_i}{\sum_{i=1}^n u_i}. \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中  $\frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)}$  称为系统动态增益, 对于输出响应的变化方向与其控制作用的关系已知的对象, 它可用下式估计:

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} &= \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \right) \cdot \left| \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \right| \cong \\ &= \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \right) \cdot \left| \frac{\Delta y_i(k)}{\Delta q_j(k)} \right|. \end{aligned} \quad (6)$$

式中  $\text{sgn}(\cdot)$  是取符号函数, 当系统确定时, 它保持不变. 而  $\left| \frac{\Delta y_i(k)}{\Delta q_j(k)} \right|$  是系统输出变化对输入变化的变化率.

由此可得, 权重的修改算法为:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \Delta W_{ij}(k) =$$

$$W_{ij}(k) + \beta \cdot \sum_{i=1}^n e_i(k) \cdot \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \cdot \frac{u_i}{\sum_{i=1}^p u_i} =$$

$$W_{ij}(k) + \beta \cdot \sum_{i=1}^n e_i(k) \cdot \text{sgn} \left( \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \right) \left| \frac{\Delta y_i(k)}{\Delta q_j(k)} \right| \cdot \frac{u_i}{\sum_{i=1}^p u_i} \quad (7)$$

式中  $0 \leq \beta \leq 1$  为学习率.

对于一个过程控制系统, 当初始权值在一定范围内任意取定时,  $\Delta q_j(k)$  可能出现突变, 从而引起  $\frac{\Delta y_i(k)}{\Delta q_j(k)}$  的突变, 使系统局部振荡. 若采用只考虑该项符号舍去数值的方法, 虽然达到消除振荡的目的, 但也丢失了大量的有用信息. 为此, 本文提出一种新的处理方法.

考虑  $\frac{\Delta y_i(k)}{\Delta q_j(k)}$ , 在  $\Delta q_j(k)$  的不同分段上, 我们令

$\Delta q_j(k) = 1/K$ . 则当  $\Delta q_j(k)$  落在第  $l$  段时有  $\frac{\Delta y_i(k)}{\Delta q_j(k)} = K_l \cdot \Delta y_i(k)$ . 式中  $K_l$  为第  $l$  段的系数, 可根据经验选取.

因此, 改进的学习算法为:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \beta \cdot \sum_{i=1}^n e_i(k) \cdot \text{sgn} \left( \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \right) K_l \left| \Delta y_i(k) \right| \cdot \frac{u_i}{\sum_{i=1}^p u_i} \quad (8)$$

### 3.3 基于过程最优的权重自学习改进方法 (A modified self-learning algorithm of weights based on process parameter optimum)

对于一个过程控制系统, 其过渡过程的各项参数均应满足一定的控制指标. 如果用上述自学习算法对同一个对象进行多次的重复学习, 我们将发现经多次学习后的系统是一个时间最优系统, 而系统的超调量和调节周波数大大超出指标. 为了达到系统过渡过程控制指标的要求, 我们在上述自学习的基础上加入专家评价系数.

图3为一般过程控制系统的过渡过程. 我们知道当偏差较大的时候(在区间①), 为了尽快达到给定, 可以允许较大的学习步距, 允许输出有较大的变化. 而当系统接近给定时(在区间⑤, ②), 为了减少

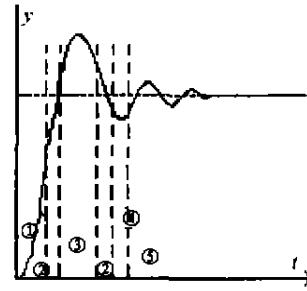


图3 控制系统的过渡过程  
Fig. 3 Transient of control systems

超调量, 应使学习步距减小, 不允许输出变化太大. 当系统在某阶段输出的变化已经达到经验估计的最大变化时, 应停止参数的进一步调整, 认为此值已是系统最佳值.

依上述分析, 我们构造一个专家评价库. 该库的各参数是根据系统的偏差值, 用系统专家的经验判断当前的输出变化率是否在允许的范围而给出的专家评价系统  $\gamma (0 \leq \gamma \leq 1)$ . 用专家评价系数对原来的学习算法进行调整, 调整后的算法为:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \gamma \cdot \beta \cdot \sum_{i=1}^n e_i(k) \cdot \text{sgn} \left( \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \right) K_l \left| \Delta y_i(k) \right| \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^p \mu_i} \quad (9)$$

## 4 仿真结果 (Simulation results)

本节以电厂单元机组控制为例, 验证本文提出简化模型的正确性和改进学习算法的有效性.

电厂单元机组是一个有较强关联的两输入两输出的多变量对象, 数学模型为:

$$\begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{6.881}{(1+12s)(1+82s)} & \frac{1}{(1+83s)^2} \\ \frac{-2.194(1+7.936s)}{1+124s} & \frac{2.194}{(1+80s)^2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} r_1(s) \\ r_2(s) \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中  $y_1, y_2$  分别是汽轮机调节阀前的气压和机组的输出功率,  $r_1, r_2$  分别为汽轮机调节阀的开度和锅炉负荷指令.

按图2结构构成多变量模糊控制系统. 首先用无导师监督的模糊子集经验估计法确定输入变量的

模糊子集中心和宽度. 设偏差  $e_i$  在其论域  $[-1, 1]$  上定义为 7 个模糊子集, 偏差的变化率  $ee_i$  在论域  $[-0.5, 0.5]$  上定义为 5 个模糊子集. 相邻模糊子集的重叠度  $\alpha = 0.5$ . 各模糊集的隶属函数为径向高斯函数, 宽度  $\sigma^2 = L_i \cdot L_{i+1}/2$  ( $L_i$  是模糊子集  $i$  的宽度). 学习率  $\beta = 0.6$ , 采样周期  $T = 1s$ .

分别将系统给定  $r_1, r_2$  设定为单位阶跃函数, 进行仿真实验.

图 4 为  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  时系统经过一次学习后的输出响应曲线. 此时系统权重的初始值均取为 0.1. 其

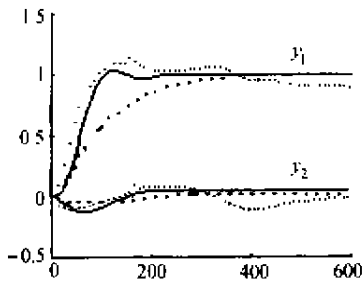


图 4  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  时一次学习后系统输出曲线  
Fig. 4 Response curves after the first learning when  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$

中圆点线为采用式(7)学习算法的响应曲线; 虚线为采用只考虑系统动态增益符号而不考虑数值变化时的响应曲线; 实线为采用式(8)改进学习算法的响应曲线. 其中  $K_i$  取各段  $1/|\Delta q_i(k)|$  估计值, 且令  $\gamma =$

1. 图 5 为  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$  时系统经过一次学习后的输出响应曲线. 此时系统权重初始值取  $W_{11} = 0.1, W_{12} = 0.4$ . 其中圆点线、虚线和实线的含义同图 4. 从图 4 和 5 可以看出, 采用改进的学习算法后, 系统输出平稳, 曲线平滑, 且收敛速度快.

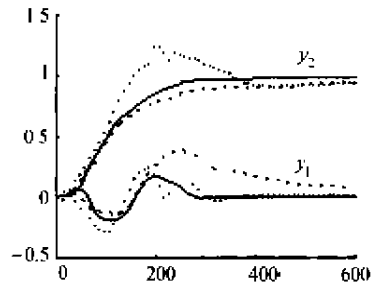


图 5  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$  时一次学习后系统输出曲线  
Fig. 5 Response curves after the first learning when  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

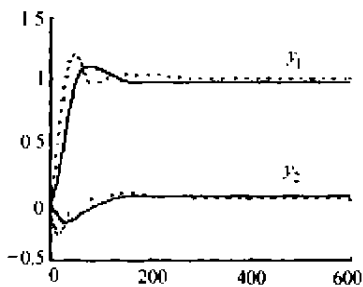


图 6  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  时重复学习 10 次后的系统输出曲线  
Fig. 6 Response curves after 10s learning when  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$

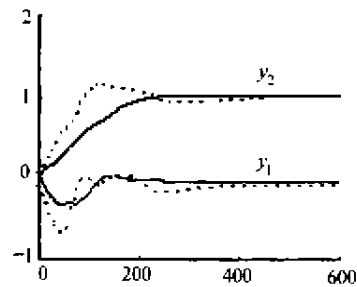


图 7  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$  时重复学习 10 次后的系统输出曲线  
Fig. 7 Response curves after 10s learning when  $\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

保持图 4 和图 5 中各条件不变, 分别采用式(8)改进学习算法和式(9)基于过程最优的学习算法对系统重复学习 10 次, 图 6 图 7 分别为对应  $r_1, r_2$  为单位阶跃函数系统的输出响应曲线. 其中虚线为未采用基于过程最优的学习算法的响应曲线, 与图 4 和图 5 中的实线进行比较可以看出, 经 10 次学习后, 系统的调节时间减少, 但超调量明显增大, 系统进入稳态后的纹波加大. 图中实线为采用基于过程最优的学习算法的响应曲线. 比较虚、实曲线可以看出, 学习算法中加入专家评价系数后, 系统过程参数得到明显改善.

### 5 结论 (Conclusion)

本文提出模糊 RBF 网络简化模型, 并用此模型构造了多变量模糊控制器. 同时对权重在线自学习算法中的系统动态增益提出一种新的处理方法并基于过程最优原则提出权重学习的改进算法. 仿真结果表明, 本文提出的简化模型实时性好, 改进的学习算法保证系统的过渡过程具有良好的控制指标和平稳的输出特性.

### 参考文献 (References)

[1] Bianchini M, Frasconi P and Cori M. Learning without local minima

- in radial basis function network[J]. IEEE Trans. on Neural Networks 1995,6(3):749-756
- [2] Jang J S Roger. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference system[J]. IEEE Trans. on Neural Networks. 1993,4(1):156-158
- [3] Hunt K J. Extending the functional equivalence of radial basis function network and fuzzy inference system[J]. IEEE Trans. on Neural Networks. 1996,7(3):776-781
- [4] 鲍鸿,黄心汉,李锡雄.模糊 RBF 网络简化模型研究[J].华中理工大学学报,1998,26(9):30-34
- [5] 汪培庄,李洪兴.模糊系统理论与模糊计算机[M].北京:科学出版社,1996

- [6] 徐秉铮,张百灵,韦岗.神经网络理论与应用[M].广州:华南理工大学出版社,1994

### 本文作者简介

**鲍鸿** 女,1962年生.广东工业大学电气工程及自动化系副教授,华中理工大学博士研究生.研究方向为智能控制,工业自动化,传感器技术.

**黄心汉** 1947年生.华中理工大学自动控制工程系教授,博士生导师.研究方向为智能控制,智能机器人,多传感器信息融合技术.

**李锡雄** 1936年生.广东工业大学电气工程及自动化系教授.研究方向为过程控制,智能控制.

**毛宗源** 见本刊2000年第1期第101页.

(上接第168页)

### 参考文献(References)

- [1] Clarke D W et al. Generalized predictive control[J]. Automatica. 1987,23(2):137-160
- [2] 席裕庚,厉隽悻.广义预测控制系统的闭环分析[J].控制理论与应用,1991,8(4):419-424
- [3] 张峻,席裕庚.有关广义预测控制稳定性的一些讨论[J].浙江大学学报(自然科学版),1996(增刊):25-31

### 本文作者简介

**孙明玮** 1972年生.1995年本科毕业于北方交通大学通信与控制工程系交通信号与控制专业,现为南开大学计算机与系统科学系自动控制专业博士生.目前研究兴趣为预测控制.

**陈增强** 1964年生.南开大学计算机与系统科学系教授.工学博士.研究领域为自适应控制,智能预测控制及其在工业过程中的应用.

**袁著祉** 1937年生.南开大学计算机与系统科学系教授,博士生导师.曾分别获国家教委科技进步一等奖和国防科工委光华基金一等奖.研究方向为自适应控制,智能控制,计算机控制与管理