



一种新型多变量模糊自适应 控制系统的研究

周景振 韩曾晋

(清华大学自动化系 北京 100084)

摘 要 针对多变量非线性系统,提出了一种基于动态耦合特性的两级串联结构的模糊自校正控制器,并提出了基于动态灵敏度矩阵和在线测量的自学习算法.同时利用一种智能梯度法确定自校正学习迭代步长.仿真结果表明,算法的收敛性和系统的稳定性均有所改善.利用这些控制策略,可以较好地解决化工反应器等复杂对象的过程控制问题.

关键词 多变量非线性控制,动态耦合特性,模糊神经网络,自学习算法,智能梯度法.

A NEW MULTIVARIABLE FUZZY SELF-TUNING CONTROL SYSTEM

ZHOU Jingzhen HAN Zengjin

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract In this paper a cascade-connected self-tuning controller based on dynamic coupled characteristics for multi-variable nonlinear system is proposed. A self-learning algorithm based on dynamic sensitivity matrix and on-line measurement is also given. An intelligent gradient approach is used to determine the step length of the iterative self-learning algorithm. By using the control strategies given in this paper the process control for complex plant such as chemical reactors can successfully be solved.

Key words Multi-variable nonlinear control, dynamical couple characteristic, fuzzy neural networks, self-learning algorithm, intelligent gradient approach.

1 引言

多变量非线性对象的建模与控制问题一直是控制理论所要解决的难点之一.智能控制的模糊、神经元、专家系统,本质上是非线性处理器.近年来人们用这些方法研究多变量

对象的控制问题已经取得了许多理论成果,但实际应用尚存在一些问题.

1) 用纯模糊逻辑^[1]表达的多变量系统,获得准确的多维模糊关系仍有很多困难.

2) T-S(Takagi-Sugeno)模型^[2]用于控制的前提是要建立一组模糊“线性”模型,而要建立这些模型需要离线进行大量的工作,且产生的模型自适应性和鲁棒性均较差.

3) 神经网络虽然具有多变量模型的自然结构^[3],但迄今为止仍然缺少一种专门适合于过程控制的动态神经网络.

本文把模糊逻辑处理连续时间动态控制的能力与神经网络的“学习”能力两者有机地结合起来,提出一种基于对象动态耦合特性的新型多变量模糊自校正控制器.

2 多变量模型与控制系统结构设计

假设多变量对象是一个“非线性黑箱结构”^[4],所能了解到的信息只有当输入控制 $U = \{u_1(t), u_2(t), \dots, u_r(t)\}$ 发生有界变化时,可以使其输出状态 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_q\}$ 发生有界改变. 对任意结构 ($r \neq q$ 或 $r = q$) 的对象作者设计出两级串联的模糊多变量自校正控制系统,前级决定系统的动态特性;后级决定系统的多变量之间的关系.(如图1所示)

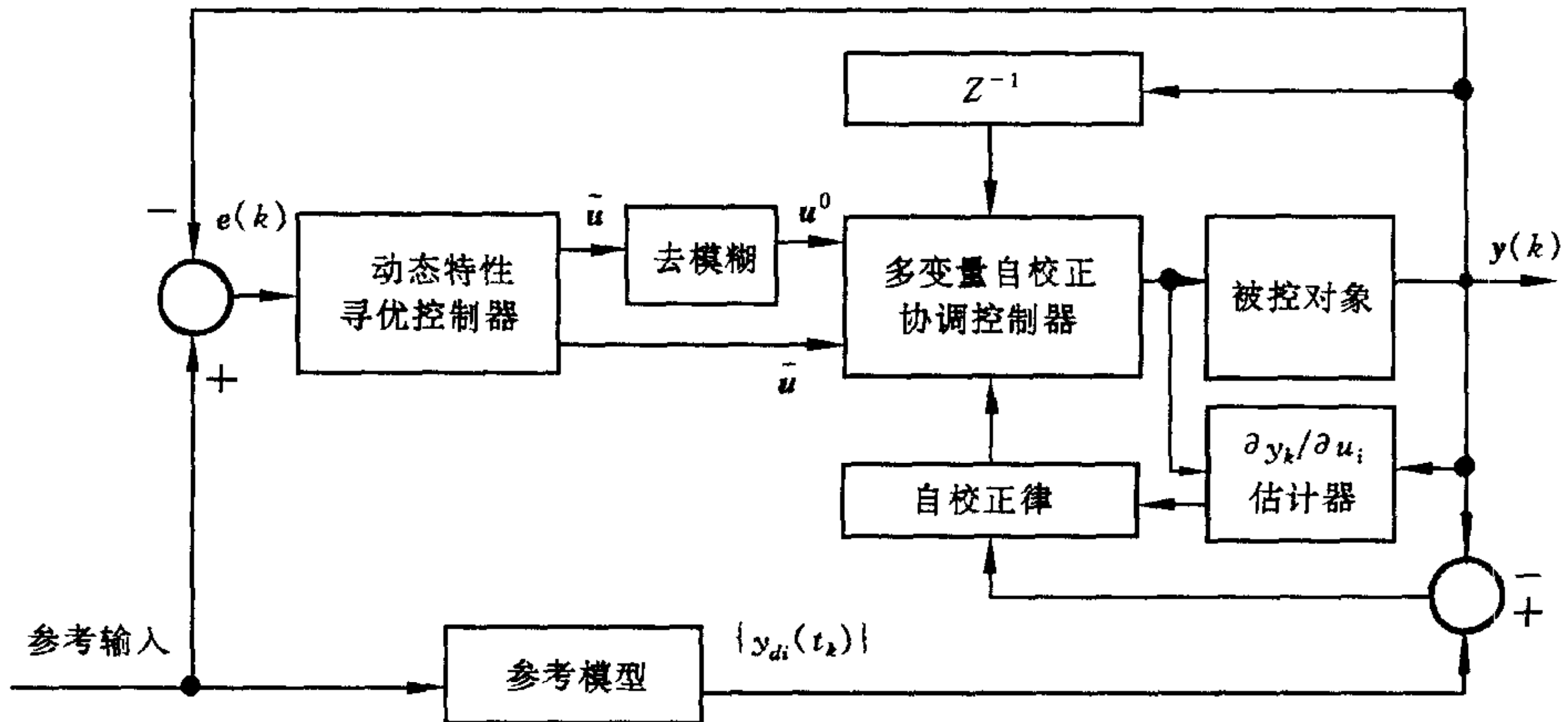


图1 多变量控制系统方案

2.1 前级动态特性寻优控制器

在前级的动态特性自寻优控制器中,由对象输出偏差 $e = \{e_1, e_2, \dots, e_q\}$ 得到的形式上控制作用(不直接用于对象控制) $\tilde{u}^0 = \{\tilde{u}_1^0(k-1), \tilde{u}_2^0(k-2), \dots, \tilde{u}_q^0\}$ 是用文献[5]提出的规则自调整方法得到.

2.2 后级的多变量协调控制器

取前级输出 $u^0 = \{u_1^0(k-1), u_2^0(k-1), \dots, u_q^0(k-1)\}$ 作为协调控制器输入;取对象输出的一阶延迟信息 $y(k-1) = \{y_1(k-1), y_2(k-1), \dots, y_q(k-1)\}$ 作为滞后修正参数;输出 $u(k) = \{u_1(k), u_2(k), \dots, u_r(k)\}$ 作为对象的输入,协调器的作用是实现形式上的控制作用 \tilde{u}^0 到真实的对象控制作用 u_r 的转换,其结构框图如图2所

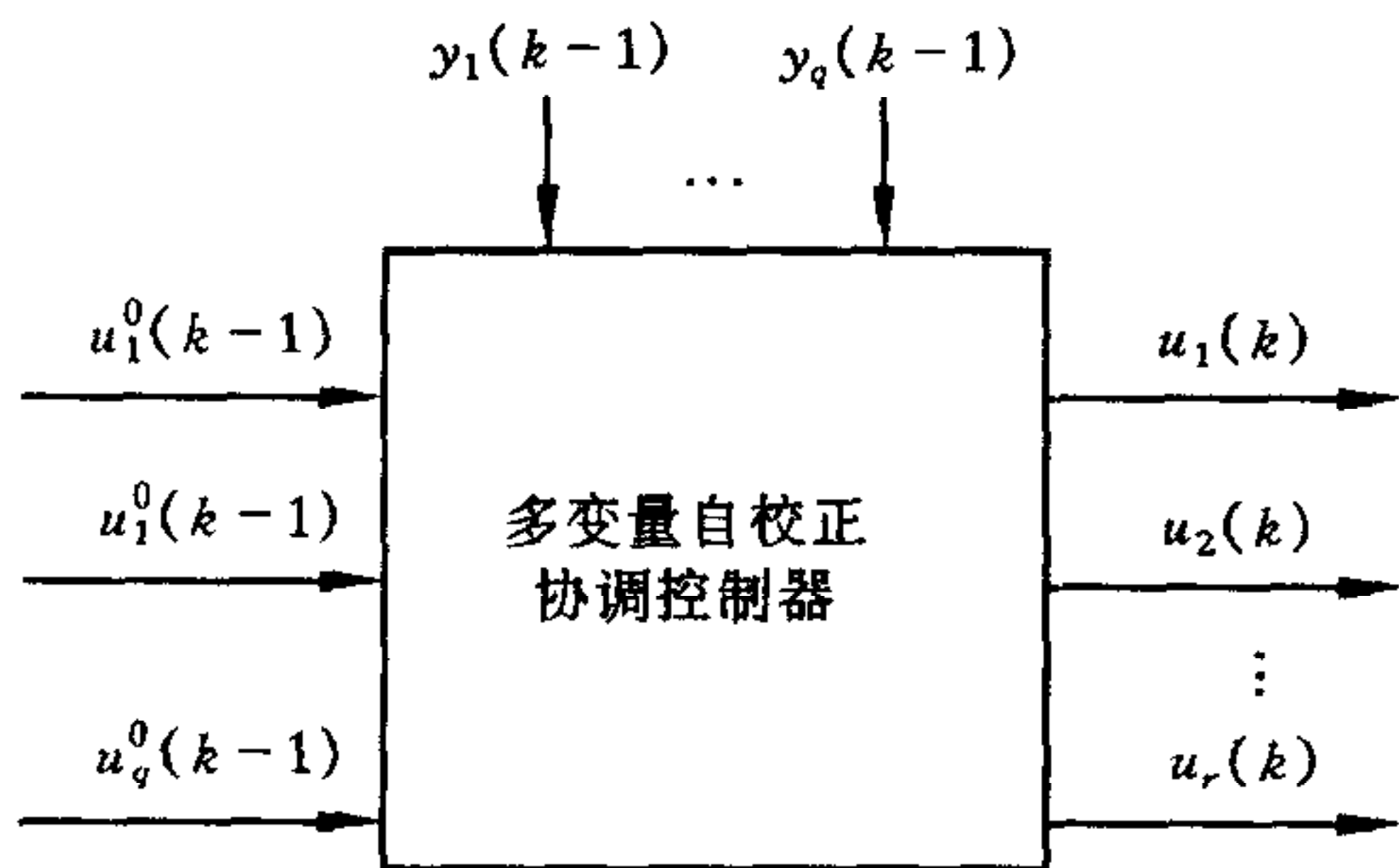


图2 协调控制器模型

示:

根据协调器的变量结构组成 T-S 型模糊神经网络控制模型,表达方式为

$$R^s : \text{IF } \begin{matrix} u_1^o(k-1) \text{ is } A_{11}^s & u_1^o(k-2) \text{ is } A_{12}^s \cdots & u_1^o(k-n) \text{ is } A_{1n}^s \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_q^o(k-1) \text{ is } A_{q1}^s & u_q^o(k-2) \text{ is } A_{q2}^s \cdots & u_q^o(k-n) \text{ is } A_{qn}^s \\ y_1(k-1) \text{ is } B_{11}^s & y_1(k-2) \text{ is } B_{12}^s \cdots & y_1(k-m) \text{ is } B_{1m}^s \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_q(k-1) \text{ is } B_{q1}^s & y_q(k-2) \text{ is } B_{q2}^s \cdots & y_q(k-m) \text{ is } B_{qm}^s \end{matrix}$$

Then
$$u_i^s(k) = a_{oi}^s + a_{11}^{si}u_1^o(k-1) + a_{12}^{si}u_1^o(k-2) + \cdots + a_{1n}^{si}u_1^o(k-n) +$$

$$a_{21}^{si}u_2^o(k-1) + a_{22}^{si}u_2^o(k-2) + \cdots + a_{2n}^{si}u_2^o(k-n) +$$

$$\vdots$$

$$a_{q1}^{si}u_q^o(k-1) + a_{q2}^{si}u_q^o(k-2) + \cdots + a_{qn}^{si}u_q^o(k-n) +$$

$$b_{11}^{si}y_1(k-1) + b_{12}^{si}y_1(k-2) + \cdots + b_{1m}^{si}y_1(k-m) +$$

$$\vdots$$

$$b_{q1}^{si}y_q(k-1) + b_{q2}^{si}y_q(k-2) + \cdots + b_{qm}^{si}y_q(k-m), \tag{1}$$

则模型表达为简捷的矩阵代数形式

$$R^s : \text{IF } \mathbf{u}^o \text{ is } A^s \mathbf{y} \text{ is } B^s \text{ Then } u_i^s(k) = a_{oi}^s + a_{s1}^T \mathbf{u}^o(k-1) + b_{s1}^T \mathbf{y}(k-1), \tag{2}$$

A^s 为与前级相关的模糊集合矩阵, B^s 为数据模糊集合矩阵, 矩阵 A_0^s, A^s, B^s 中的诸元素为自适应调节参数, $s=1, 2, \dots, L$. 当然, 可根据经验知识给出低阶初始前提条件和结论部分的参数. 例如数据的滞后阶数初值可取 $n=3, m=3$, 参数均可取小于2大于0的数, 然后根据输出特性再继续增加或减少, 显然滞后时间常数很大时必须增加滞后阶数.

第 s 条规则的前提条件总适合度可以表示为

$$\alpha_s(\mathbf{u}^o, \mathbf{y}) = \mu_{A^s}(\mathbf{u}^o, \mathbf{y}) \wedge \mu_{B^s}(\mathbf{u}^o, \mathbf{y}) =$$

$$\prod_{i=1}^q \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ij}^s}(u_i^o(k-j)) \wedge \prod_{i=1}^q \prod_{j=1}^m \mu_{B_{ij}^s}(y_i(k-j)). \tag{3}$$

由 L 条规则求出的综合控制作用表达式可获得模糊神经网络模型

$$u_i(k) = \sum_{s=1}^L \sigma_s [a_{oi}^s + a_{si}^T \mathbf{u}^o(k-1) + b_{si}^T \mathbf{y}(k-1)], \text{ (式中 } \sigma_s = \frac{\alpha_s}{\sum_{s=1}^L \alpha_s}). \tag{4}$$

为了计算上的简捷, 将(4)式改写成

$$u_i(k) = \left\{ \frac{\alpha_1}{\sum_{s=1}^L \alpha_s}, \frac{\alpha_2}{\sum_{s=1}^L \alpha_s}, \dots, \frac{\alpha_L}{\sum_{s=1}^L \alpha_s} \right\} \begin{bmatrix} a_{oi}^1 & a_{1i}^T & b_{1i}^T \\ a_{oi}^2 & a_{2i}^T & b_{2i}^T \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{oi}^L & a_{Li}^T & b_{Li}^T \end{bmatrix} \{1, \mathbf{u}^o(k-1), \mathbf{y}(k-1)\} =$$

$$\xi(\mathbf{u}^o(k-1), \mathbf{y}(k-1)) \theta_i^T \varphi, \tag{5}$$

其中 $\theta_i^T = \begin{bmatrix} a_{oi}^1 & a_{1i}^T & b_{1i}^T \\ a_{oi}^2 & a_{2i}^T & b_{2i}^T \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{oi}^L & a_{Li}^T & b_{Li}^T \end{bmatrix}$ 为训练参数, $\varphi = \{1, \mathbf{u}^o(k-1), \mathbf{y}(k-1)\}$ 为输入输出数据.

3 基于对象动态耦合特性的模糊神经网络学习算法

设多变量对象输入分量 $u_1(t), u_2(t), \dots, u_r(t)$ 在各论域上模糊划分是事先给定的, 并取期望输出 $y_d = \{y_{d1}, y_{d2}, \dots, y_{dq}\}$ 与实际输出 $y(t) = \{y_1(t), y_2(t), \dots, y_q(t)\}$ 之差的平方和作为系统的性能评价函数, 其中 $y_i(t) = f_i(u_1(t), u_2(t), \dots, u_r(t))$, 表达为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^q (y_{d1} - y_i(t))^2. \quad (6)$$

以参数矩阵 a_0^s, a_s^T, b_s^T 中诸元素为自变量对评价函数 E 求偏导数

$$\frac{\partial E}{\partial a_{0i}^s} = \frac{\partial E}{\partial y_1} \frac{\partial y_1}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial a_{0i}^s} + \dots + \frac{\partial E}{\partial y_q} \frac{\partial y_q}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial a_{0i}^s} = -e(t) J_i^T \sigma_s, \quad (7)$$

式中 $e(t) = \{e_1(t), e_2(t), \dots, e_q(t)\}$ 为对象误差向量, $J_i = \{\partial y_1 / \partial u_i, \dots, \partial y_q / \partial u_i\}$ 为对象的第 i 个输入与所有输出之间的相对变化率向量, 也称为灵敏度向量.

$$\frac{\partial E}{\partial a_{i'j'}^s} = \frac{\partial E}{\partial y_1} \frac{\partial y_1}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial a_{i'j'}^s} + \dots + \frac{\partial E}{\partial y_q} \frac{\partial y_q}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial a_{i'j'}^s} = -e(t) J_i^T \sigma_s u_i(k - i'), \quad (8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_{j'j'}^s} = \frac{\partial E}{\partial y_1} \frac{\partial y_1}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial b_{j'j'}^s} + \dots + \frac{\partial E}{\partial y_q} \frac{\partial y_q}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial b_{j'j'}^s} = -e(t) J_i^T \sigma_s y_j(k - j'), \quad (9)$$

式中 $i' = 1, 2, \dots, n, j' = 1, 2, \dots, m$, 而式中的 J_i 向量的物理意义是第 i 个输入作用于对象时各输出的相对变化率. 显然, $\frac{\partial y_k}{\partial u_i}$ 表示第 i 输入 u_i 作用于对象时相对于输出 y_k 的变化率, 实质上代表了第 i 个输入对第 k 个输出的动态耦合程度, 也就是灵敏度, 可用这些灵敏度向量构成一个完整的动态关系矩阵

$$\Gamma = \{J_1, J_2, \dots, J_r\}^T. \quad (10)$$

为获得 Γ , 在此假定四点: 1) $|u_i| \leq M_{u_i} < \infty$; 2) $|y_j| \leq M_{y_j} < \infty$; 3) 对象完全可控; 4) 对象输出均随控制作用单调连续变化. 作为一般的物理系统几乎都满足这四个条件, 根据数学上的拉格朗日定理可以估计出 Γ 的元素.

在实际应用中考虑到一般模糊神经网络的训练算法收敛太慢, 其中一个重要原因是学习率 β 不好选择. 为此本文提出了一种基于智能梯度的多变量学习算法.

设 $D_{1i}^s(k) = -\partial E / \partial a_{0i}^s, D_{2i}^s(k) = -\partial E / \partial a_{i'j'}^s, D_{3i}^s(k) = -\partial E / \partial b_{j'j'}^s$ 为 k 时刻的负梯度; $D_{1i}^s(k-1), D_{2i}^s(k-1), D_{3i}^s(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的负梯度. 改进后的学习算法为

$$a_{0i}^s(k+1) = a_{0i}^s(k) + \beta_{1i}^s(k) D_{1i}^s(k), \quad (11)$$

$$a_{i'j'}^s(k+1) = a_{i'j'}^s(k) + \beta_{2i}^s(k) D_{2i}^s(k), \quad (12)$$

$$a_{j'j'}^s(k+1) = b_{j'j'}^s(k) + \beta_{3i}^s(k) D_{3i}^s(k), \quad (13)$$

上式中 $\beta_{wi}^s(K) = 2^{\lambda_{wi}^s} \beta_{wi}^s(k-1), \lambda_{wi}^s = \text{sgn}[D_{wi}^s(k) D_{wi}^s(k-1)], (\omega = 1, 2, 3)$ 为智能步长因子.

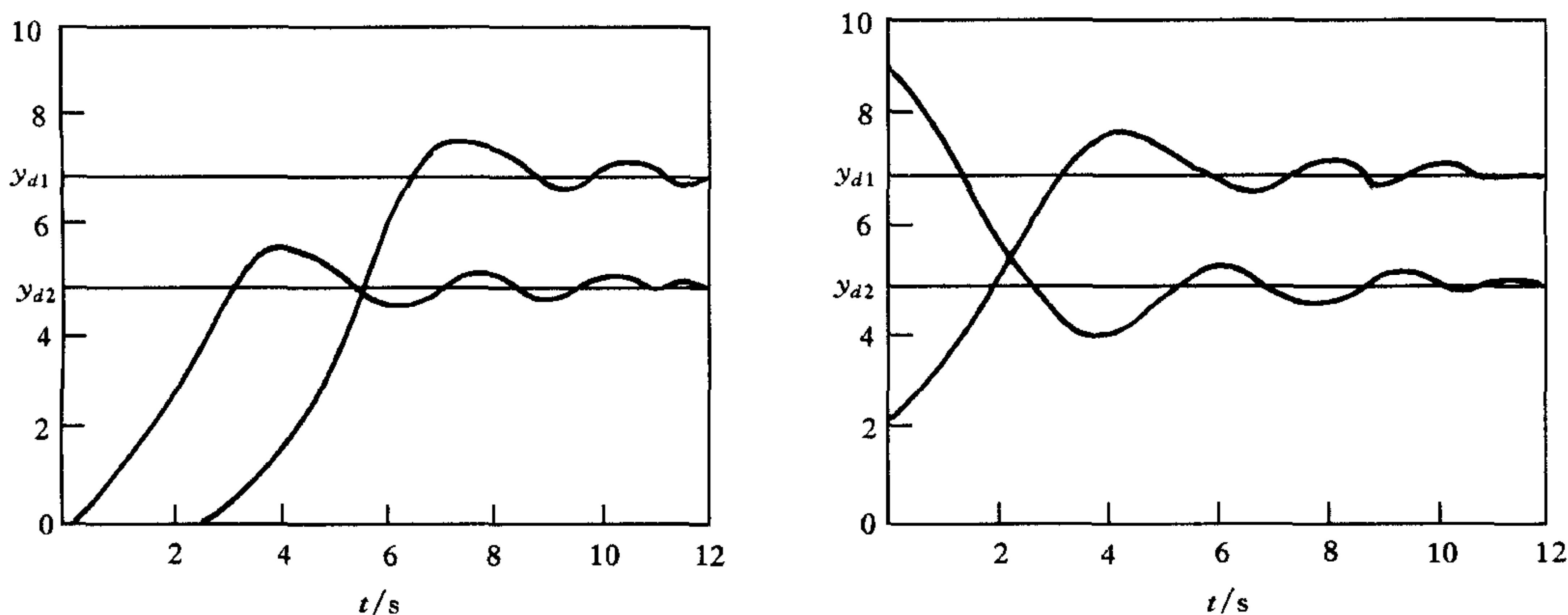
上述算法表明, 当连续两次迭代其梯度方向相同时, 说明下降太慢, 这时可使步长加倍; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 说明下降过快, 这时可使步长减半. 使用该算法表明, 由于步长在迭代过程中自适应进行调整, 对不同的参数采用了不同的学习率, 就是说误差评价函数 E 在超曲面上向不同的方向按各自比较合理的步长向极小点靠近.

4 仿真与应用

给出一个具有非线性关联与滞后特性的三输入二输出的被控对象模型

$$\begin{bmatrix} y_1(k+1) \\ y_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{y_1(k)}{1+y_2^2(k)} \\ \frac{y_1(k)y_2(k)}{1+y_2^2(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1(k-2) \\ u_2(k) \\ u_3(k-5) \end{bmatrix}, \quad (14)$$

在目标 y_{d1}, y_{d2} 均为恒值的情况下,分两种情况进行仿真:一是设定对象的初始状态为 $y_1(0)=0, y_2(0)=0$,检验其过渡特性和滞后特性;二是设定对象的初始状态为任意值,检验其稳定性,即是否能把任意状态拉回到设定值.仿真结果如图3所示.



(a) 设定对象的初始状态为 $y_1(0)=0, y_2(0)=0$

(b) 设定对象的初始状态为任意值

图3 仿真响应曲线

在实际的在线自适应过程当中,加入了性能判别子程序,其功能是当性能评价函数值 $|E| \leq \delta$ 时,即认为协调器的参数已经处于最佳状态(δ 是事先给定的一个判别阈值,一个很小的数),可暂停学习过程.当又出现 $|E| > \delta$ 时,再重新启动学习过程.由于化工过程的反应参数波动较大,尤其是间歇式反应过程,每批料之间控制器参数都可能出现不一致,这时更加感到利用逼近式学习控制器来处理这类问题的必要性和优越性.

参 考 文 献

- 1 Madan M Gupta, Jerzy B Kiszka, Trojan G M. Multivariable structure of fuzzy control system. *IEEE Tran on SMC*, 1986, **16**(5):638—656
- 2 Kazuo Tanaka, Michio Sugeno. Stability analysis and design of fuzzy control systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, **45**(2):135—156
- 3 焦李成著. 神经网络系统理论. 西安:西安电子科技大学出版社,1992,98—139
- 4 Lennart Ljung. Issues in system identification. *IEEE Control Systems Magazine*, 1991, **11**(1):25—29
- 5 李友善,李军编著. 模糊控制理论及其在过程控制中的应用,北京:国防工业出版社,1993,104—107

周景振 1982年毕业于黑龙江矿业学院自动化系,1989年在中国科技大学自动控制系获硕士学位,1997年12月获清华大学自动化系博士学位,并留校任教师工作.1982年以

来,先后从事过控制理论、计算机应用、模糊理论的教学与研究工作.目前感兴趣的有复杂系统理论、模糊自适应控制理论与应用技术等.

韩曾晋 1932年生.1953年清华大学电气工程系毕业,1956年清华大学研究生毕业.1978年任清华大学自动化系副教授,1986年任清华大学自动化系教授,1990年任博士生导师,1990—1991年任美国普渡(Purdue)大学访问教授.目前感兴趣的有离散事件动态系统与混合系统理论、非线性自适应控制理论、电机调速系统、智能控制等.

第三届亚洲控制会议(ASCC'2000)征文通知

第三届亚洲控制会议(ASCC'2000)将于2000年7月4—7日在上海举行,现已开始征文.征文范围覆盖自动化和信息科学的各个研究领域,欢迎报道各个领域最新的理论研究和应用成果.

●**工作语言:**英文

●**投稿方式:**一般论文请寄4份1000单词的论文详细摘要.

专题申请请寄4份1000单词的申请及5—6篇1000单词的一组论文详细摘要.

●**重要时间:**专题小组申请1999年7月1日截止;

论文摘要1999年10月1日截止;

论文接受通知将于2000年1月15日发出;

正式稿件于2000年3月1日前收到.

●**投稿请注明作者详细通讯地址、E-mail、电话、传真.**投稿或需进一步信息请与秘书处联系,秘书处地址为:

上海交通大学自动化系(上海 邮政编码 200030)

第三届亚洲控制会议 IPC 秘书处

联系人:苏剑波

电话:021—62812114 传真:021—62812045

E-mail:secretariat@ascc2000.sjtu.edu.cn

也可访问本次大会网页:<http://ascc2000.sjtu.edu.cn>