

# 多变量模糊控制模型辨识方法及其在矿热电炉决策支持系统中的应用\*

彭小奇 梅 焱 周子民 唐 英

(中南工业大学应用物理与热能工程系,长沙, 410083)

**摘要:** 本文直接从大量实际生产数据中提取优化的人工操作控制经验,以此为基础提出一种实现生产过程模糊自适应控制的方法.此法特别适用于积累有大量生产数据,但很难建立准确数学模型的生产过程实现计算机控制.笔者应用本文方法为我国某冶炼厂炼镍用矿热电炉设计计算机决策支持系统,该系统自 1992 年 5 月投入生产现场以来,一直正常运行,取得了明显效果和显著的经济效益.

**关键词:** 模糊控制; 辨识; 矿热电炉; 决策支持系统

## 1 引言

尽管许多实际工业生产过程缺乏完善的设备和检测技术,几乎无法获得准确的系统数学模型,但在现场工作的生产技术人员却能依靠自己丰富的操作控制经验使生产基本正常地进行,而生产过程中积累的大量数据则充分反映了这些经验.若能利用计算机强大的数据处理和计算能力,从生产数据中提取优化的人工控制经验,将其用形如“if ... and ... and ... Then ...”的模糊控制规则表示,则这些规则的集合可构成该系统的模糊控制模型,由此实现系统的自动控制.若在控制过程中不断自动总结新的控制规则,以此修改原有控制模型,则可使模型具有自适应性.为此,笔者提出了一种实用的多变量系统模糊控制模型辨识及自适应控制算法,并将该方法成功地应用于某大型矿热电炉计算机决策支持系统的设计,取得了令人满意的效果和显著的经济效益.

## 2 多变量系统模糊控制模型的辨识

设系统有  $r$  个输入  $x_i(t)$  ( $i=1, 2, \dots, r$ ) 和  $q$  个输出  $y_j(t)$  ( $j=1, 2, \dots, q$ ), 则  $k$  时刻任意输入  $x_i(k)$  的取值可由  $n_i$  条模糊控制规则决定, 这  $n_i$  条规则的集合构成该输入量的模糊控制模型, 其中第  $j$  条规则可描述为<sup>[1]</sup>:

如果

$$\begin{aligned} x_1(k-1) \text{ 是 } A_1^1, \quad x_1(k-2) \text{ 是 } A_1^2, \dots, \quad x_1(k-n) \text{ 是 } A_1^n, \\ \vdots \\ x_r(k-1) \text{ 是 } A_r^1, \quad x_r(k-2) \text{ 是 } A_r^2, \dots, \quad x_r(k-n) \text{ 是 } A_r^n, \\ y_1(k-1) \text{ 是 } B_1^1, \quad y_1(k-2) \text{ 是 } B_1^2, \dots, \quad y_1(k-m) \text{ 是 } B_1^m, \\ \vdots \end{aligned}$$

\* 国家自然科学基金和金川资源综合利用技术开发中心经费资助课题.

本文于 1993 年 12 月 13 日收到, 1994 年 5 月 19 日收到修改稿.

$y_q(k-1)$  是  $B_q^1$ ,  $y_q(k-2)$  是  $B_q^2, \dots, y_q(k-m)$  是  $B_q^m$ ,

则

$$\begin{aligned}
 x_i^j(k) = & a_{i0}^j + a_{i1}^j x_1(k-1) + a_{i2}^j x_1(k-2) + \dots + a_{in}^j x_1(k-n) \\
 & + a_{i1}^j x_2(k-1) + a_{i2}^j x_2(k-2) + \dots + a_{in}^j x_2(k-n) + \dots \\
 & + a_{ir}^j x_r(k-1) + a_{i2}^j x_r(k-2) + \dots + a_{in}^j x_r(k-n) \\
 & + b_{i1}^j y_1(k-1) + b_{i2}^j y_1(k-2) + \dots + b_{im}^j y_1(k-m) + \dots \\
 & + b_{i1}^j y_q(k-1) + b_{i2}^j y_q(k-2) + \dots + b_{im}^j y_q(k-m) + e^j(k). \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中  $x_i(k), y_j(k)$  分别是  $x_i, y_j$  在  $k$  时刻的值。  $e^j(k)$  是实际输入量与由规则所得输入量之差  $A_1^1 \sim A_n^1, B_1^1 \sim B_m^1$  分别是  $x_i, y_j$  在论域上定义的模糊子集, 这些模糊子集如何定义取决于被辨识对象的具体情况。不失一般性, 本文定义这些模糊子集如图 1 所示, 其隶属函数为凸函数。  $a_{ik}^j, b_{jk}^i$  是待辨识的模型参数。  $x_i^j(k)$  是由第  $j$  条模糊控制规则决定的输入控制量,  $n, m$  是待辨识的模型阶数。

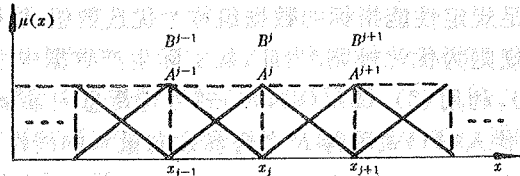


图 1 模糊子集  $A^j, B^j$

给定一组数据  $[x_1(k-1), x_1(k-2), \dots, x_1(k-n), \dots, x_r(k-1), x_r(k-2), \dots, x_r(k-n), y_1(k-1), y_1(k-2), \dots, y_1(k-m), \dots, y_q(k-1), y_q(k-2), \dots, y_q(k-m)]$ , 则可由  $n_i$  条控制规则决定的输入控制量  $x_i^j(k)$  进行加权平均求得  $k$  时刻的输入控制量  $x_i(k)$  为

$$x_i(k) = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} \lambda_j x_i^j(k)}{\sum_{j=1}^{n_i} \lambda_j} \quad (2)$$

$\lambda_j$  通过对有关各量的隶属函数值进行模糊“与”运算求得, 即

$$\begin{aligned}
 \lambda_j = & A_1^1[x_1(k-1)] \wedge A_1^2[x_1(k-2)] \wedge \dots \wedge A_1^n[x_1(k-n)] \wedge \dots \\
 & \wedge A_r^1[x_r(k-1)] \wedge A_r^2[x_r(k-2)] \wedge \dots \wedge A_r^n[x_r(k-n)] \\
 & \wedge B_1^1[y_1(k-1)] \wedge B_1^2[y_1(k-2)] \wedge \dots \wedge B_1^m[y_1(k-m)] \wedge \dots \\
 & \wedge B_q^1[y_q(k-1)] \wedge B_q^2[y_q(k-2)] \wedge \dots \wedge B_q^m[y_q(k-m)]. \quad (3)
 \end{aligned}$$

结合现场生产技术人员的操作控制经验对被辨识对象进行机理分析, 然后利用多元线性逐步回归法<sup>[2]</sup>确定  $n, m$ 。若  $n, m$  较小, 可直接利用下述辨识算法求解模型系数, 否则要用相关分析法剔除作用较弱的输入、输出变量, 以便提高参数辨识算法的计算速度。

令

$$\theta^j = [a_{i0}^j \ a_{i1}^j \ a_{i2}^j \ \dots \ a_{in}^j \ \dots \ a_{i1}^j \ a_{i2}^j \ \dots \ a_{in}^j \ b_{i1}^j \ b_{i2}^j \ \dots \ b_{im}^j \ \dots \ b_{i1}^j \ b_{i2}^j \ \dots \ b_{im}^j]^T \quad (4)$$

$$\varphi = [1 \ x_1(k-1) \ x_1(k-2) \ \dots \ x_1(k-n) \ \dots \ x_r(k-1) \ x_r(k-2) \ \dots \ x_r(k-n) \ y_1(k-1) \ y_1(k-2) \ \dots \ y_1(k-m) \ \dots \ y_q(k-1) \ y_q(k-2) \ \dots \ y_q(k-m)]^T \quad (5)$$

则(1)式可改写为

$$x_i^j(k) = \varphi^T \theta^j + e^j(k). \quad (6)$$

将(6)式代入(2)式得

$$x_i(k) = \frac{\lambda_1}{\sum_{j=1} \lambda_j} \varphi^T \theta^1 + \frac{\lambda_2}{\sum_{j=1} \lambda_j} \varphi^T \theta^2 + \dots + \frac{\lambda_{n_i}}{\sum_{j=1} \lambda_j} \varphi^T \theta^{n_i} + e_i(k). \quad (7)$$

令

$$\varphi_j^T = \frac{\lambda_j}{n_1} \varphi^T, \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j$$

$$\varphi^l = [\varphi_1^T \varphi_2^T \cdots \varphi_n^T]^T, \quad (9)$$

$$\theta_i = [\theta^1 \theta^2 \cdots \theta^n]^T. \quad (10)$$

则(7)式可改写为  $x_i(k) = (\varphi^l)^T \theta_i + e_i(k).$  (11)

(11)式即为输入量  $x_i$  的控制模型,称  $\theta_i$  为参数向量; $\varphi^l$  为新息向量, $\varphi^l$  是由第  $l$  组数据经(3)、(8)、(9)式求得的常数向量.

对被辨识对象,按控制目标选取适当的性能指标作为衡量实际生产数据优劣的标准,满足规定性能指标的数据组称为优选数组.以优选数组为基础进行模型参数辨识,以使所得规则为优化规则.为此,从实际生产数据中取  $N$  组不同的优选数据( $N \geq$  待辨识参数个数),利用(3),(5),(8),(9)式可得新息向量  $\varphi^1, \varphi^2, \dots, \varphi^N$ .将  $N$  组优选数据及  $\varphi^1, \varphi^2, \dots, \varphi^N$  代入(11)式可得  $N$  个含参数向量  $\theta_i$  的线性方程,这些方程可写成矩阵形式

$$[x_i(k_1) \ x_i(k_2) \ \cdots \ x_i(k_N)]^T = [(\varphi^1)^T \ (\varphi^2)^T \ \cdots \ (\varphi^N)^T]^T \theta_i + e(k). \quad (12)$$

其中  $e(k) = [e_i(k_1) \ e_i(k_2) \ \cdots \ e_i(k_N)]^T.$

令

$$x_i = [x_i(k_1) \ x_i(k_2) \ \cdots \ x_i(k_N)]^T, \quad (13)$$

$$\Phi = [(\varphi^1)^T \ (\varphi^2)^T \ \cdots \ (\varphi^N)^T]^T. \quad (14)$$

则(12)式可改写为

$$x_i = \Phi \theta_i + e(k). \quad (15)$$

利用参数估计的最小二乘法<sup>[2]</sup>可得  $x_i$  的模糊控制模型中待辨识的参数向量  $\theta_i$  为

$$\hat{\theta}_i = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T x_i. \quad (16)$$

### 3 模糊自适应控制算法

外部条件及系统结构参数的缓慢时变可能使控制模型性能逐渐下降,为使控制模型有自适应性,应使用生产过程中产生的最新优选数据构成新的模糊控制规则,以此代替模型中已失效的规则,然后重新求解  $\theta_i$ ,即自动修改控制模型使之适应系统现有状况.为减小重复计算量、提高计算速度,笔者在实践中采用限定记忆的最小二乘递推算法<sup>[2]</sup>求解:

模型辨识及自适应算法流程图见图 2.

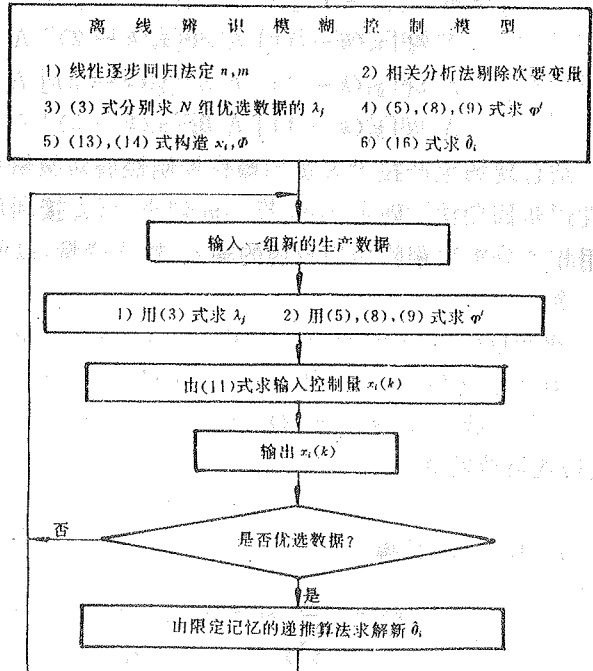


图 2 模型辨识及自适应算法流程图

## 4 实际应用

### 4.1 现场概况

我国某冶炼厂熔炼车间有三台额定功率为 16500kVA 的炼镍用大型矿热电炉。忽略生产过程中基本不变及缓慢变化的因素后,矿热电炉可看成图 3 所示的多变量系统。其中,焙砂是电炉熔炼的主要物料,熔剂石英石起造渣作用,焦粉为还原剂,三者按适当比例加入炉内通电熔炼。转炉工段吹炼高镍锍过程中产生的液态高温转炉渣也部分返入电炉,电炉熔炼产出低镍锍及电炉渣。焙砂主要含 Ni, Cu, Fe, SiO<sub>2</sub>, S, Co, CaO, MgO 等,不同时期各成分含量变化较大;石英石主要含 SiO<sub>2</sub>, 焦粉主要含 C, 两者的成分基本保持稳定。

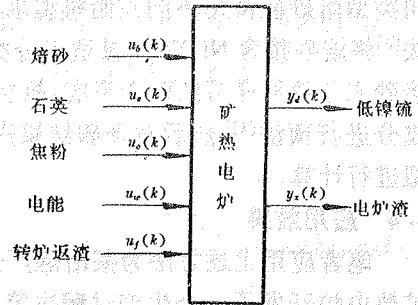


图 3 矿热电炉功能示意图

焙砂成分变化时,入炉物料配比及生产控制策略应随之改变,焙砂类型主要由其所含的 Ni, Fe, S 量决定。

衡量生产状况的主要指标是“吨焙砂耗电量”及“电炉渣含镍量”,两指标越低,单位产品能耗及镍在渣中的损失量越小。

影响电炉生产指标的因素众多,加之现场检测仪表不全,检测数据的误差及滞后性较大,故难以采用线性系统辨识方法或熔炼机理推导方法得到准确的系统数学模型。尽管如此,现场生产却仍在进行,当操作人员的技术水平较高,生产经验较丰富时,所得生产指标通常是较为令人满意的。

### 4.2 矿热电炉模糊控制模型辨识

下面以入炉焙砂量  $u_b(k)$  为例介绍其模糊控制模型的辨识。

参考现场生产技术人员的操作控制经验,通过对历史积累的大量实际生产数据进行逐步回归分析后发现,  $k$  时刻入炉焙砂量  $u_b(k)$  为

$$\begin{aligned} u_b(k) = & F[u_b(k-1), u_b(k-2), u_s(k-1), u_s(k-2), \\ & u_w(k-1), u_w(k-2), u_f(k-1), u_f(k-2), \\ & y_d(k-1), y_d(k-2), y_z(k-1), y_z(k-2)] \end{aligned}$$

可见,入炉焦粉量  $u_o$  与入炉焙砂量  $u_b$  基本无关。

由入炉焙砂量的第  $i$  条模糊控制规则确定的控制输入量  $u_i^b(k)$  为

$$\begin{aligned} u_i^b(k) = & b_1^i u_b(k-1) + b_2^i u_b(k-2) + s_1^i u_s(k-1) + s_2^i u_s(k-2) \\ & + w_1^i u_w(k-1) + w_2^i u_w(k-2) + f_1^i u_f(k-1) + f_2^i u_f(k-2) \\ & + d_1^i y_d(k-1) + d_2^i y_d(k-2) + z_1^i y_z(k-1) + z_2^i y_z(k-2) + e^i(k). \end{aligned} \quad (17)$$

各模糊子集的定义如图 1 所示。

以吨焙砂耗电量和电炉渣含镍量为性能指标,从实际生产数据中优选  $N$  组数据 ( $N \geq 12m$ ,  $m$  为控制规则条数),则可由其求出矩阵  $\Phi$  及输入向量  $x_i$ ,从而由(16)式解得(17)式中各系数,完成  $u_b(k)$  的模糊控制模型的辨识。

同理,可求得入炉石英石量  $u_o(k)$ ,焦粉量  $u_c(k)$ ,转炉返渣量  $u_r(k)$ ,电炉平均电负荷  $u_e(k)$ ,低镍锍放出量  $y_d(k)$  及电炉渣放出量  $y_z(k)$  的模糊控制模型。

### 4.3 自适应控制算法

除用限定记忆的最小二乘递推算算法自动修改控制模型外,考虑到焙砂成分不稳定,不同类型焙砂应使用不同控制模型求解控制量,故笔者在实践中首先应用模糊聚类分析法<sup>[3]</sup>将焙砂按含Ni,Fe,S量适当分类,针对每类焙砂建立相应的模糊控制模型.又因现场焙砂成分数据滞后约两个班次,故在利用控制模型求实际控制量前,先对即将入炉的焙砂成分进行预测<sup>[4]</sup>,然后对预测结果进行模糊聚类分析,确定焙砂类型,启动相应的控制模型进行计算.

### 4.4 应用效果

笔者应用上述方法为某冶炼厂熔炼车间的三台额定功率为16500kVA的大型炼镍用矿热电炉开发了一个生产过程决策支持系统,该系统于1992年5月投入现场运行,正常运行一年后,于1993年5月通过专家鉴定.

将1992年7月、8月生产情况与1991年同期比较得如下结果:

1) 电炉渣平均含镍量由0.247%降至0.233%.

正常生产时,每台电炉每天产渣约600吨,故熔炼车间每天可从电炉渣中多回收镍:

$$0.014\% \times 600 \times 10^3 \times 3(\text{台}) = 252(\text{kg}).$$

2) 吨焙砂耗电量平均降低18kWh(千瓦小时).

正常生产时,每台电炉每天熔炼焙砂约540吨,故熔炼车间每天可节电:

$$18 \times 540 \times 3(\text{台}) = 29160\text{kWh}.$$

## 5 结 论

1) 本文提出的直接从大量实际生产数据中提取优化的人工控制经验,以此建立多变量系统模糊控制模型并实现自适应控制的方法具有普遍性,特别适合于积累有大量生产数据和丰富的操作控制经验、但很难建立准确数学模型的工业生产过程的计算机控制.

2) 应用结果表明,用本文提出的方法设计的矿热电炉生产过程计算机决策支持系统能产生优化的生产控制决策,有效地指导生产,降低能耗和镍损失量,提高资源利用率,从而获得显著的经济和社会效益.

## 参 考 文 献

- [1] Tomohiro Takagi & Michio Sugeno, Fuzzy Identification of System and Its Application to Modeling and Control. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, January/February, 1985, SMC-15(1):116-132
- [2] 吴广玉. 系统辨识与自适应控制(上册). 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1987, 111-123, 222-230
- [3] 李安华, 吴达. 模糊数学基础及其应用. 乌鲁木齐: 新疆人民出版社, 1986, 151-161
- [4] Peng Xiaoqi, Zhou Jiemin and Mei Chi. The Adaptive Fuzzy Control of Nickel Matte Smelting Furnace of Jinchuan Smeltery. Proceedings of the International Conference on Mining and Metallurgy of Complex Nickel Ores, September, Jinchang, China, 1993, 444-447

## An Identification Method of Multivariable Fuzzy Control Model and Its Application in the Decision Support System of Smelting Furnace

PENG Xiaoqi, MEI Chi, ZHOU Jiemin and TANG Ying

(Department of Applied Physics and Thermal Engineering, Central South University of Technology · Changsha, 410083, PRC)

**Abstract:** In this paper a practicable identification method of multivariable fuzzy adaptive control model is developed. The method is mainly based on the selecting of optimal operating parameters from the data accumulated in the operation processes. A decision support system of nickel matte smelting furnace has been designed by this method and put into operation since May 1992 and satisfactory results and remarkable economic benefit have been obtained.

**Key words:** fuzzy control; identification; smelting furnace; DSS

### 本文作者简介

**彭小奇** 1962年生. 硕士. 讲师. 1983年毕业于重庆大学自动化系, 后分配到西南自动化研究所工作. 1986年入哈尔滨工业大学控制工程系攻读硕士学位, 1988年毕业后到中南工业大学任教. 当前主要研究领域为有色冶金生产过程建模与优化控制和生产过程智能决策支持系统, 感兴趣的领域为模糊神经网络与智能控制.

**梅 炽** 1934年生. 博士生导师. 1956年毕业于中南矿冶学院冶金系, 现任中南工业大学副校长, 多次获得国家和省部级科技成果奖. 当前主要研究领域为冶金热工设备数学模拟与全息仿真、冶金炉窑优化控制.

**周子民** 1948年生. 博士. 教授. 1981年毕业于中南矿冶学院冶金系, 1985获硕士学位, 1990年获有色冶金学博士学位. 当前主要研究领域为工业电炉电、热场数学仿真与建模, 有色冶金生产过程优化控制.

**唐 英** 1962年生. 硕士. 讲师. 1983年毕业于华东师范大学物理系, 后分配到川北教育学院任教, 1985年入华东师范大学物理系攻读硕士学位, 1988年毕业后任教于中南工业大学. 当前主要研究领域为冶金过程自动检测技术.