



# 动态系统模糊模型辨识 及其自学习算法<sup>1)</sup>

睢 刚 陈 来 九

(东南大学三系 南京 210018)

## 摘 要

提出一种规则模型辨识的自学习算法,并进行了实例验证,结果表明该算法具有较高的辨识精度,可用于模糊自适应控制系统中。

**关键词:** 模糊模型,模糊辨识,自学习。

## 1 引言

模糊控制应用的关键是获取模糊控制规则,而模糊辨识是获得控制规则的重要途径。既可以通过辨识操作人员的操作过程直接获得控制规则,也可以通过辨识被控对象的模糊模型,间接获取控制规则。本文基于 if-then 规则模型,提出一种模糊辨识的自学习方法。

## 2 模糊模型及辨识算法

这里辨识的模糊模型的规则具有如下形式:

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n \text{ then } y = \frac{\theta_1}{Y_1} + \cdots + \frac{\theta_l}{Y_l}.$$

其中  $x_1-x_n, y$  为模糊变量;  $A_1-A_n, Y_1-Y_l$  为参考模糊集<sup>[1]</sup>;  $\theta_1-\theta_l$  为  $[0, 1]$  上的实数;  $\frac{\theta_k}{Y_k}$  表示  $y$  是  $Y_k$  的可能性为  $\theta_k$ , 规则的含意为如果  $x_i$  是  $A_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ , 那么  $y$  是  $Y_k$  的可能性为  $\theta_k (k = 1, 2, \cdots, l)$ 。

为了表达方便,将辨识模型写成如下形式:

$$R_i: \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in} \text{ then } y \text{ is } B_i.$$

其中  $B_i = (\theta_{i1}, \theta_{i2}, \cdots, \theta_{il}), i = 1, 2, \cdots, m$ 。模型共有  $m$  条规则,所要辨识的是结论部份的参数  $\theta_{ij}$ 。

当 and 用取小( $\wedge$ )运算,规则间的关系用取大( $\vee$ )运算,  $R_i$  用 mamdani 蕴涵表

1) 国家自然科学基金资助项目。

本文于 1993 年 12 月 16 日收到。

示时,由条件  $A'_1, A'_2, \dots, A'_n$ , 用 max-min 合成推理方法推得的结论  $B'$  为

$$B' = (\lambda \circ \theta_1, \lambda \circ \theta_2, \dots, \lambda \circ \theta_l). \quad (1)$$

其中  $\theta_j = (\theta_{1j}, \theta_{2j}, \dots, \theta_{mj}), j = 1, 2, \dots, l;$

$$\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m);$$

$$\lambda_i = \bigwedge_{k=1}^n (A'_k \circ A_{ik}), i = 1, 2, \dots, m.$$

与  $B'$  对应的精确量由下式确定:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^l y_i \cdot (\lambda \circ \theta_i)}{\sum_{i=1}^l (\lambda \circ \theta_i)} \quad (2)$$

其中  $y_i$  为满足  $\mu_{Y_i}(y_i) = 1$  的点.

在式(1)推理算法中,  $A'_k \circ A_{ik}$  实际上为  $A'_k$  与  $A_{ik}$  的一种贴近度,  $\lambda_i$  为条件  $A'_1, A'_2, \dots, A'_n$  与第  $i$  条规则的前提部分的匹配程度.  $\lambda_i$  越大, 在推理中第  $i$  条规则所起的作用就越大. 因此, 在学习辨识过程中应对  $\lambda_i$  较大的规则进行修正.

假设  $x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k), y(k)$  为一组辨识数据. 用式(1)推理所得的结果为

$$B_k = (\lambda(k) \circ \theta_1, \lambda(k) \circ \theta_2, \dots, \lambda(k) \circ \theta_l),$$

而  $y(k)$  属于  $Y_1, Y_2, \dots, Y_l$  的可能性为  $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l)$ .

$$\alpha_j = \text{poss}(Y_j | y(k)) = Y_j(y(k)),$$

则在学习辨识过程中, 对  $\lambda \circ \theta_j$  与  $\alpha_j$  偏差较大的  $\theta_j$  进行修正, 而对其它的  $\theta_j$  不修正. 下面给出学习算法的具体步骤.

设初始参数为  $\theta_{ij}(0) (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, l)$ , 用于学习的数据为  $\{x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k), y(k)\}, k = 1, 2, \dots, N$ , 学习过程如下:

a)  $k = 0$ , 学习初始参数置为  $\theta_{ij}(0)$ ;

b)  $k + 1 \Rightarrow k$ ;

c) 用  $\theta_{ij}(k-1)$  及  $\{x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)\}$ , 由式(1)和(2)求预测值  $\hat{y}(k)$ ;

d)  $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ ;

e) 若  $|e(k)| < \varepsilon$  ( $\varepsilon$  为预先设定的正数), 则  $\theta_{ij}(k-1) \Rightarrow \theta_{ij}(k)$ , 并转至 h), 否则转至 f);

f) 计算  $\lambda_i(k), \alpha_j(k)$ ,

$$\lambda_i(k) = \bigwedge_{j=1}^n A_{ij}(x_j(k)), i = 1, 2, \dots, m,$$

$$\alpha_j(k) = Y_j(y(k)), j = 1, 2, \dots, l.$$

g) 修正  $\theta_{ij}(k-1)$  至  $\theta_{ij}(k)$ ,

$$\theta_{ij}(k) = \theta_{ij}(k-1) + \eta \cdot (\alpha_j(k) - \lambda(k) \circ \theta_j(k-1)) \cdot \lambda_i(k), \quad (3)$$

其中  $\lambda(k) = (\lambda_1(k), \lambda_2(k), \dots, \lambda_m(k))$ ,  $\eta$  为  $[0, 1]$  上的常数;

h) 若  $k = N$ , 则结束, 否则转至 b).

式(3)中的  $\eta$  为学习速率. 为了加快学习速度, 改善学习效果, 在下面的算例中,  $\eta$  按

下式取值:

$$\eta = \frac{a \cdot |e(k)|}{1 + |e(k)|}$$

其中  $a$  为正数, 用于调整  $\eta$  的范围.

### 3 计算实例

为了验证辨识算法的有效性, 这里引用 Box G E P 的燃烧炉输入输出数据作为辨识数据<sup>[2]</sup>, 其输入输出数据共有 296 组,  $\{y(k), u(k), k = 1, 296\}$ . 输入  $u(k)$  是甲烷的流量, 输出  $y(k)$  是排烟中的  $CO_2$  百分含量, 辨识过程如下:

- 1) 确定  $y(k), u(k)$  的论域;
- 2) 定义参考模糊集, 如图 1 所示;
- 3) 假定辨识模型规则结构为

$$\text{if } y(k - \tau_1) \text{ is } A_{i1} \text{ and } u(k - \tau_2) \text{ is } A_{i2} \text{ then } y(k) = \frac{\theta_{i1}}{Y_1} + \dots + \frac{\theta_{i5}}{Y_5},$$

其中  $\tau_1, \tau_2$  为时滞, 辨识模型共有 25 条规则;

- 4) 定义性能指标

$$J = \frac{1}{286} \sum_{k=11}^{296} [y(k) - \hat{y}(k)]^2.$$

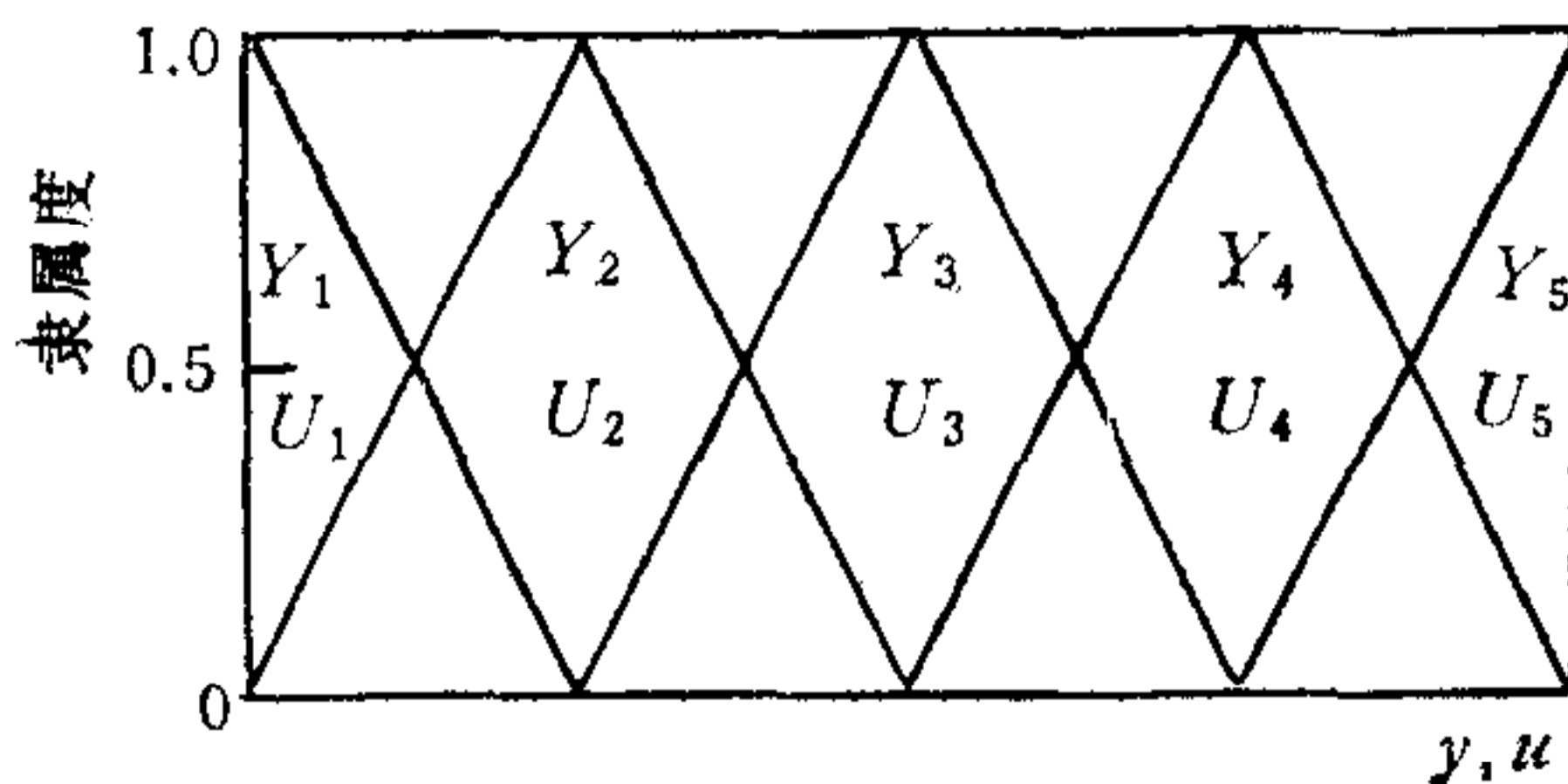


图 1 参考模糊集

表 1

$J$ \ $\tau_2$	2	3	4	5
$\tau_1$ \ 1	0.446	0.323	0.319	0.482
$\tau_1$ \ 2	0.985	0.681	0.574	0.732

表 1 列出了  $\tau_1, \tau_2$  取不同值时的辨识结果. 可以看出, 当  $\tau_1 = 1, \tau_2 = 4$  时,  $J$  最小. 表 2 列出了该辨识方法与其它几种方法的比较结果. 可见本文的学习算法具有更高的

表 2

文 献	类 型	注 释	$J$
[4]	模糊模型	修正的模型	0.469
[1]	模糊模型	$r = 5$ $r = 9$	0.776 0.320
[2]	普通线性模型		0.71
[3]	模糊模型	$r = 5$ , 修正的模型	0.328
本文	模糊模型	$r = 5$	0.319

辨识精度。图 2(a) 为原始数据曲线,图 2(b) 为模糊模型输出曲线。由曲线可看出,模糊模型输出基本上反映了辨识对象的动态特性。

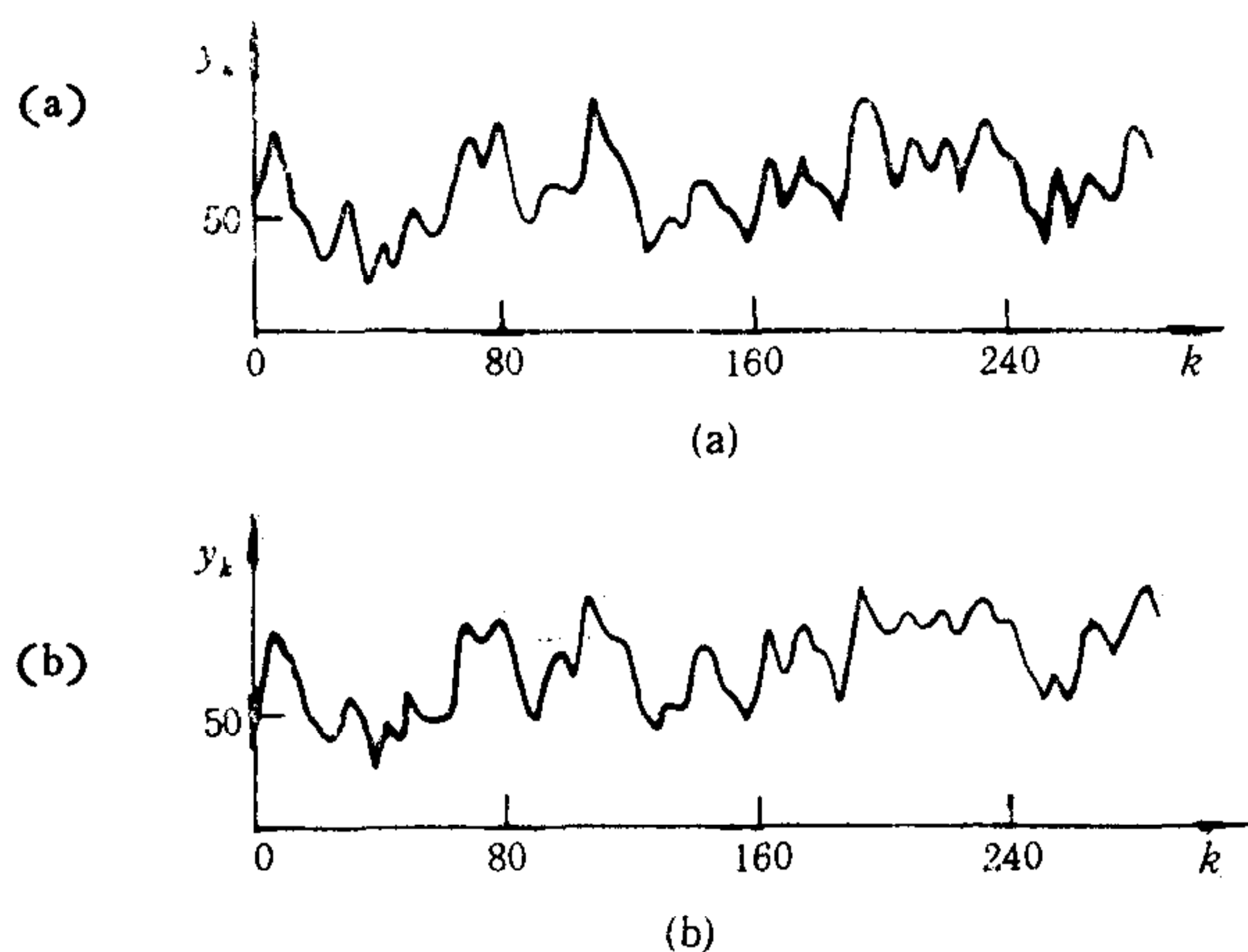


图 2 燃烧炉数据的辨识结果

## 4 结论

实例计算结果表明,本文所提出的规则模型是有效的,并有足够的精度,可用于模糊自校正自适应控制中。

## 参 考 文 献

- [1] Pedrycz W. An identification algorithm in fuzzy relational systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1984, (1): 153—167.
- [2] Box G E P, Jenkins G M. Time series analysis, forecasting and control. San Francisco: Holden Day, 1976.
- [3] Xu C W, Lu Y Z. Fuzzy model identification and self-learning for dynamic systems. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1987, 17(4): 683—689.
- [4] Tong R M. Synthesis of fuzzy models for industrial processes. *Int. Gen. Syst.*, 1978, (4): 143—162.

## FUZZY MODEL IDENTIFICATION AND SELF-LEARNING ALGORITHM FOR DYNAMIC SYSTEMS

JU GANG    CHEN LAIJU

(*Southeast University, Nanjing 210018*)

### ABSTRACT

This paper proposes a self-learning algorithm for the identification of rule models. A numerical example show that the proposed algorithm has the advantages of high accuracy.

**Key words:** Fuzzy model, fuzzy identification, self-learning