

短文

一种新的复杂系统模糊辨识方法

张平安 李人厚

(西安交通大学系统工程研究所 西安 710049)

摘要 针对一阶 Takagi-Sugeno 模型辨识复杂系统的困难, 提出一种新的模糊模型。这种模型的结构在一阶 Takagi-Sugeno 模型的基础上, 再进行一次非线性映射。文中运用卡尔曼滤波算法的模糊神经元网络实现了这种模型。仿真结果表明该方法辨识精度高, 且有良好的实用性。

关键词 模糊辨识, 模糊神经元网络, 系统辨识。

1 引言

自文献[1]建立 Takagi-Sugeno(以下简称 T-S)模型及其辨识方法以来, 国内外许多学者对此模型进行了卓有成效的研究^[1-3]。但由于这种模型只利用了系统输入的一次信息, 在利用它辨识复杂的非线性系统时, 为了提高其辨识精度, 必须划分更多的模糊输入空间, 从而导致模糊规则数和辨识参数成指数增加。这是该模型实际应用时致命的缺陷。本文借鉴了 Winer 模型的实现思想, 提出了在一阶 T-S 模型^[4]基础上, 再进行一次非线性映射, 构成了一种新的模糊模型。由于这种模型包含有系统输入的高阶信息, 所以它与一阶 T-S 模型在同样的结构下相比, 具有良好的泛化特性和较高的辨识精度。基于这种模型, 本文实现了模糊神经元网络的辨识方法。

2 模糊模型的描述

设被辨识对象为 $P(x, y)$, 其中 x, y 分别为系统的输入和输出, 且 $x \in R^n$, $y \in R^m$ 。由于可以将 MIMO 系统分为 m 个 MISO 子系统进行辨识。因此, 不失一般性, 本文只讨论 MISO 系统 $f: x \subset R^n \rightarrow y \subset R$ 的辨识。

设将输入空间 x 划分为如下模糊结构空间

$$\mathcal{A} = (A_{11}, A_{12}, \dots, A_{1j_1}, A_{21}, A_{22}, \dots, A_{2j_2}, \dots, A_{n1}, A_{n2}, \dots, A_{nj_n}), \quad (1)$$

其中 j_1, j_2, \dots, j_n 是正整数。则系统的模糊模型只由 N 条具有以下形式的模糊隐含规则组成:

$$R^i : \text{if } x_1 \text{ 是 } A_{1j'_1} \text{ 和 } x_2 \text{ 是 } A_{2j'_2} \text{ 和 } \cdots \text{ 和 } x_n \text{ 是 } A_{nj'_n} \\ \text{then } y_i = f_i(\mathbf{x}). \quad (2)$$

其中 $1 \leq j'_k \leq j_k, k=1, 2, \dots, n; i=1, 2, \dots, N$.

(2)式中, R^i 表示模型的第 i 条规则; x_1, x_2, \dots, x_n 是系统的输入变量, 又称前提(前件)变量; $A_{1j'_k}, (1 \leq j'_k \leq j_k, k=1, 2, \dots, n)$ 是前提变量相应的隶属函数, 它由多个称为前提参数的变量确定; $f_i(\mathbf{x})$ 为一非线性连续函数, 通常用多项式表示. 文献[3]从设计模糊控制器方面考虑, 当输入变量为两个时, 定义 $f_i(\mathbf{x})$ 为

$$f_i(r_1, r_2) = \sum_{k_1=0}^{r_1} \sum_{k_2=0}^{r_2} C_i(k_1, k_2) x_1^{k_1} x_2^{k_2}, \quad (3)$$

式中 $C_i(k_1, k_2, \dots, k_n)$ 和 $r_i (i=1, 2)$ 相对于(2)式的结论(后件)参数.

显然, (3)式的最高阶次为 r_1+r_2 . 如果输入变量 $n > 2$, 且 $r_i > 2 (i=1, 2, \dots, n)$ 时, 那么这种模型只有理论意义, 而无实用价值. 因此时这种模型不仅所需辨识的参数多, 而且模型本身的结构非常复杂.

如果 $f_i(\mathbf{x})$ 定义为

$$f_i = C_0^i + C_1^i x_1 + C_2^i x_2 + \cdots + C_n^i x_n. \quad (4)$$

这就是一阶 T-S 模型^[4].

$$\text{令 } \lambda_i = T(A_{1j'_1}, A_{2j'_2}, \dots, A_{nj'_n}), \beta_i = \lambda_i / \sum_{k=1}^N \lambda_k, \quad (5)$$

这里 T 为 T 范式算子.

在系统结构辨识已知的基础上, 假定模糊隐含关系为 1, 则系统的输出可表示为^[1]

$$y' = \sum_{i=1}^N \beta_i f_i. \quad (6)$$

众所周知, Winer 模型采用线性动态系统后串接一个非线性静态系统, 解决了很多非线性系统辨识问题. 我们借鉴这种实现思路, 提出了在一阶 T-S 模型的基础上, 再进行一次非线性映射. 本文的非线性映射取为一个阶次适当的多项式, 这样就构成了一个新的模糊模型. 令这个多项式为

$$y = a_1 y' + a_2 y'^2 + \cdots + a_r y'^r. \quad (7)$$

定义 $\mathcal{F} = (f_1, f_2, \dots, f_N)$, 则这个模糊模型可由下面六元组描述 (8)

$$S = S(n, N, \mathcal{A}, \mathcal{F}, T, r). \quad (9)$$

式中 n 是输入变量维数, N 是一阶 T-S 模型的规则数, \mathcal{A} 是一阶 T-S 模型模糊前提结构空间集合, \mathcal{F} 是一阶 T-S 模型的结论表达式的集合, T 为 T 范式算子, r 为(8)式中的最高阶次.

显然, 当 $a_1=1, a_i=0 (i=2, 3, \dots, r)$ 时, 这种高阶模型变为一阶 T-S 模型.

3 模糊模型的模糊神经元网络辨识方法

基于模糊神经元网络的辨识方法与其它方法比较具有其独特的优越性^[5], 本文运用模糊神经元网络辨识 S. 实现模糊神经元网络的关键问题是网络的结构及学习算法.

3.1 模糊神经元网络的结构

由于 S 由一阶 T-S 模型和最高阶次为 r 的多项式组成,而文献^[2]又实现了一阶 T-S 模型的模糊神经元网络结构。因此,可以方便地利用该网络来构成如图 1 所示的 S 的模糊神经元网络结构。

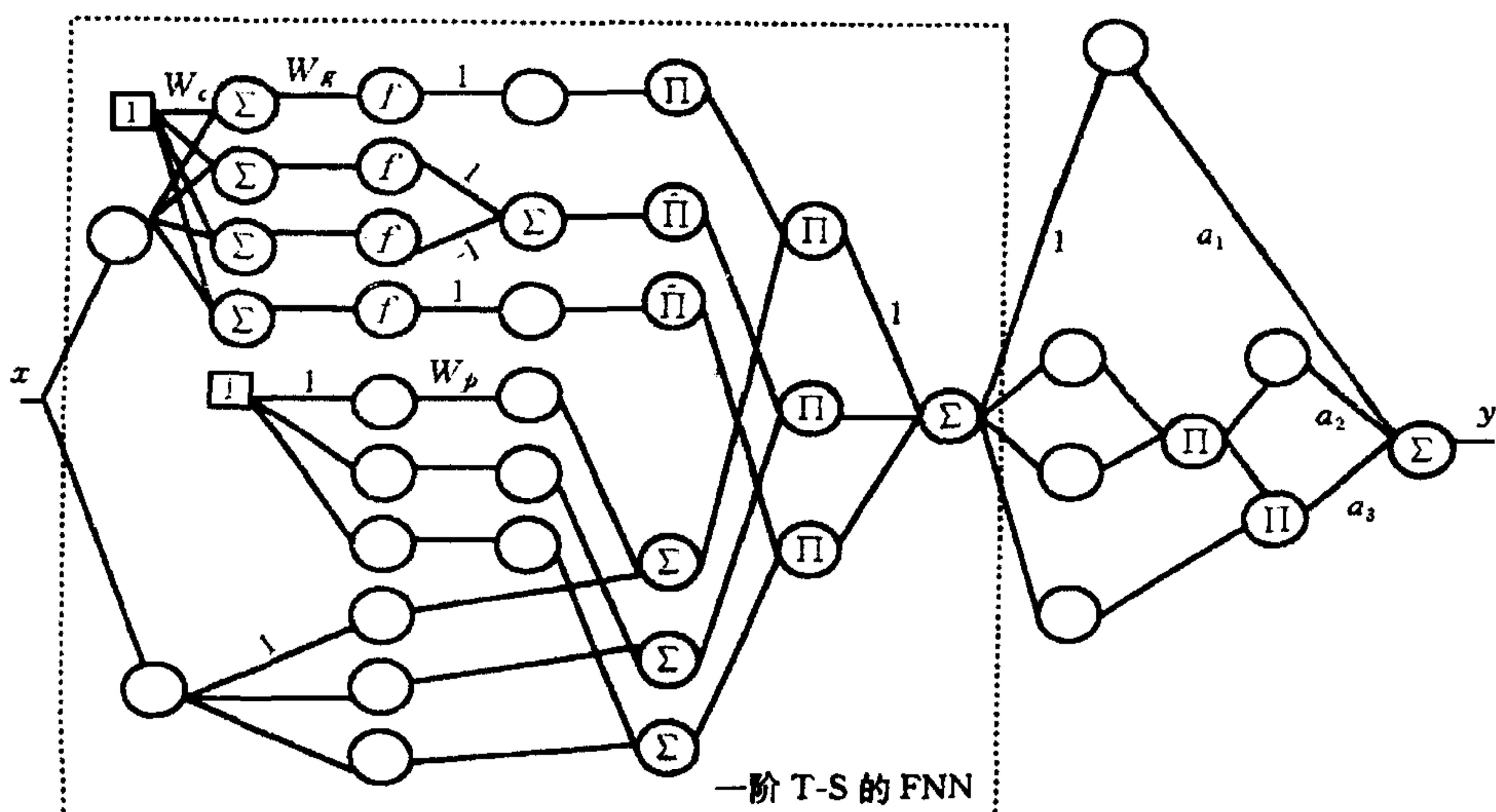


图 1 模糊模型的模糊神经元网络结构

图 1 中方块和圆圈都表示神经元, $W_c, W_g, W_p, 1$ 和 -1 表示单元间连接权值。具有符号 1 的单元是偏置单元,其输出为 1; 具有符号 $f, \Sigma, \Pi, \hat{\Pi}$ 单元的输入输出关系表示如下:

$$f: O_i^{(j)} = \frac{1}{1 + \exp(I_i^{(j)})}, \quad (10)$$

$$\Sigma: O_i^{(j)} = I_i^{(j)}, \quad (11)$$

$$I_i^{(j)} = \sum_k W_{ik}^{(j,j-1)} O_k^{(j-1)}, \quad (12)$$

$$\Pi: O_i^{(j)} = \hat{I}_i^{(j)}, \quad (13)$$

$$\hat{\Pi}: O_i^{(j)} = \hat{I}_i^{(j)} / \sum_k \hat{I}_k^{(j)}, \quad (14)$$

$$\hat{I}_i^{(j)} = \prod_k W_{ik}^{(j,j-1)} O_k^{(j-1)}. \quad (15)$$

式中 $I_i^{(j)}$ 和 $O_i^{(j)}$ 分别是在第 j 层第 i 个单元的输入和输出。 $W_{ik}^{(j,j-1)}$ 表示第 $(j-1)$ 层第 k 单元和第 j 层第 i 单元之间的连接权值。没有符号的单元只把输入送到下继的层次。

从图 1 可见,在相同规则数的情况下,本文的模糊模型的网络结构比一阶 T-S 模型的结构增加了 $r-1$ 个乘法器、一个加法器。但一般来说,一阶 T-S 模型为了达到该模糊模型的辨识精度,需要增加规则数。由此而增加的一阶 T-S 模型的网络结构的复杂性远比本文的模糊模型要高。因此,本文的模糊模型以增加网络复杂性的较小代价获取较高精度是合理而且必要的。

3.2 模糊神经元网络的学习算法

目前,神经元网络常用的学习算法是 BP 法(又称梯度法),但由于这种 BP 学习算法存在许多缺点^[6],因此文献[6]提出了一种有效的卡尔曼滤波学习算法.本文实现了基于 U-D 分解的卡尔曼滤波学习算法来辨识 S .

限于篇幅,这里只给出了基本的卡尔曼滤波学习算法,有关基于 U-D 分解的卡尔曼滤波学习算法可参考有关文献.如果把网络中所有权值和偏置组成状态向量 \hat{x} ,则卡尔曼滤波学习算法为

$$\hat{x}(k+1) = \hat{x}(k) + K(k+1)[y_d(k+1) - y(\hat{x}(k), u(k))], \quad (17)$$

$$K(k+1) = P(k)h^T(k+1)[h(k+1)P(k)h^T(k+1) + R(k+1)]^{-1}, \quad (18)$$

$$P(k+1) = [I - K(k+1)h(k+1)]P(k). \quad (19)$$

其中 $P(0)=CI$, $h(k)=\frac{\partial y(x(k), u(k))}{\partial x(k)} \mid x(k)=\hat{x}(k|k)$; $R=e^{-k/N}I$, k 为网络学习次数; C, N 为某一常数; I 为单位阵; $\{u(k), y_d(k)\}$ 为样本集; y 为网络的输出.

假设一阶 T-S 模型的前提结构已知,则本文所提出的模糊神经元网络完整的辨识算法总结如下:

- 1) 初始设置 $r=1$, $a_1=1, a_i=0, i=2, 3, \dots, r$;
- 2) 根据系统的定性知识,设置 \mathcal{A} 中的参数,然后运用最小二乘算法得到一阶 T-S 模型的结论参数;
- 3) 形成 \hat{x} 向量,其中包含了前提参数和结论参数,以及多项式的系数;然后,运用基于 U-D 分解的卡尔曼滤波学习算法更新学习参数;
- 4) 计算特性指标(本文的特性指标为 $J = \sum_{i=1}^L (y_i - \hat{y}_i)^2 / L$),如果 J 小于阈值或相邻两次 J 不变,则转 5);否则,转 3);
- 5) 如果 J 满足辨识精度,则辨识算法结束;否则,增加 r ,转 1).

4 仿真实例

例 . Box-Jenkins 煤气炉数据^[8].

Box-Jenkins 煤气炉数据已被许多文献采用,常用做检验辨识方法的标准实验数据.本例选择煤气的流量 $u(t-3), u(t-2), u(t-1)$ 及 CO_2 浓度 $y(t-3), y(t-2)$ 和 $y(t-1)$ 作为模糊模型的输入变量,输出为 t 时刻 CO_2 浓度 $y(t)$.则 Box-Jenkins 煤气炉数据集按照上述的系统输入变量可得到 293 组样本.表 1 列出了辨识特性指标值及其它模糊辨识方法在相同的性能指标下的结果.

5 结论

针对一阶 T-S 模型辨识的困难,本文提出的模糊神经元网络辨识方法具有实现简单、辨识精度高的特点,而且具有良好的泛化特性.需要指出的是,如果一个复杂系统能够运用具有合理的规则数和较好辨识精度的一阶 T-S

表 1 各种模糊辨识方法的特性指标比较

模型名称	规则数	模型误差
线性模型 ^[7]	—	0.193
Takagi 模型 ^[7]	2	0.068
Sugeno 模型 ^[7]	6	0.190
本文 $r=2$ 时的 S	2	0.05954

模型解决辨识问题,那么,就没有必要运用本文的模糊模型。此外,限于篇幅,本文没有过多地讨论结构辨识问题。

参 考 文 献

- [1] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Trans. SMC*, 1985, 1(1):116—132.
- [2] Shin-ichi Horkawa, Takeshi Furuhashi, Yoshiki Uchikawa. On fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the backpropagation algorithm. *IEEE Trans. NN*, 1992, 3(5):801—806.
- [3] Buckley J. Sugeno type controllers are universal controllers. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, 53(3):299—303.
- [4] Jyh-Shing R J et al. Neuro-fuzzy modeling and control. In: Proceedings of the IEEE, 1995, 83(3):378—405.
- [5] 李人厚,张平安. 关于模糊辨识的理论与应用实际问题. 控制理论与应用, 1995, 12(2):121—129.
- [6] 张友民等. 一种前馈神经网络的卡尔曼滤波学习方法. 信息与控制, 1994, 23(2):113—118.
- [7] Sugeno M et al. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling. *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, 1993, 1(1):7—31.
- [8] Box E P et al. Time series analysis, forecasting and control. San Francisco:Holden Day, 1970.

A NEW FUZZY IDENTIFICATION METHOD FOR COMPLEX SYSTEMS

ZHANG PING'AN LI RENHOU

(Institute of Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract In this paper ,a new fuzzy model is presented to overcome the difficulty of using the first order Takagi-Sugeno model to identify complex systems. The structure of the new model is based on the first order Takagi-Sugeno model, but a nonlinear mapping is added to. In order to realize the model, a fuzzy neural network(FNN) with Kalman filter algorithm is then implemented. Simulation results show that this method is very efficient and practical.

Key words Fuzzy identification, fuzzy neural network, system identification.