

基于移动率的 T-S 模糊模型的结构辨识方法

李晶皎¹ 许哲万^{1,2} 郭先日² 李海朋¹

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)¹ (金日成综合大学计算机科学大学 平壤)²

摘要 为了提高现行模糊辨识方法的有效性,提出了基于移动率的 T-S 模糊模型的结构辨识方法。主要工作如下:首先,定义 T-S 模糊模型的 S 型、Z 型和梯形隶属函数的移动率,将此移动率与现行的隶属度相比较可以看出,提出的方法比较有效;然后,定义基于移动率的 T-S 模糊推理方法,并且提出基于移动率的前提和结论部分的 T-S 模型的辨识方法;最后,将提出的识别方法应用于降水量和安全形势的预测模糊建模。测试结果表明,与现行方法和模糊神经网络算法相比,该方法明显提高了模糊辨识的有效性,减少了规则数目,并降低了辨识误差。

关键词 模糊建模,结构辨识,模糊推理,降水量预测,安全态势

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Structure Identification Method of T-S Fuzzy Model Method Based on Moving Rate

LI Jing-jiao¹ HO Chol-man^{1,2} GWAK Son-il² LI Hai-peng¹

(College of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)¹

(College of Computer Science, Kim IL Sung University, PyongYang, D. P. R of Korea)²

Abstract To improve the effectiveness of the existing fuzzy identification method, a structure identification method based on moving rating was proposed for T-S fuzzy model. The main work is as below. Firstly, the moving rates for S-type, Z-type and trapezoidal membership functions of T-S fuzzy model were defined, and compared with proposed moving rate and the existing grade of the membership function, the proposed moving rate is more effective. Next, T-S fuzzy reasoning method based on moving rating was proposed, and the identification methods for premise and consequence based on moving rate were proposed for T-S model. Finally, the proposed identification method was applied to the fuzzy modeling for the precipitation forecast and security situation prediction. Test results, compared with existing method and fuzzy neural network algorithm, show that the proposed method significantly improves the effectiveness of fuzzy identification, and reduces the number of rule and identification error.

Keywords Fuzzy modeling, Structure identification, Fuzzy reasoning, Precipitation forecast, Security situation

1 引言

模糊系统已被证明在系统建模和控制上有很大的应用价值。主要有两种模糊模型: Mamdani 模糊模型和 Takagi-Sugeno(T-S)模糊模型。它们之间的主要区别是, Mamdani 模糊模型的结论部分是模糊集合; T-S 模糊模型的结论部分是输入变量的线性函数。在 T-S 模糊模型的研究中,模糊辨识成为最重要和最关键的部分^[1]。因为结论部分是线性模型,传统的线性系统理论可应用于系统的分析和综合,所以, T-S 模糊模型成为对建模与控制系统的强大的工具^[2]。T-S 模糊模型的辨识分为结构决定和参数辨识,即前提和结论变量的决定与前提和结论参数的辨识^[3]。

模糊建模的结构和参数辨识方法十分广泛,其中典型的辨识方法如下。Chuen-Tsai 提出了基于 K-D 树的方法用以解决结构辨识问题^[4]。各种聚类(Clustering)方法已被广泛应用于模糊模型的结构辨识^[5,6]。人工神经网络(ANN, Arti-

ficial Neuron Networks)被广泛应用于非线性系统的辨识与控制^[7,8]。遗传算法(GA, Genetic Algorithm)在一些复杂问题中具有鲁棒的搜索能力。遗传算法可以以不同的方式应用于模糊系统中,从最简单的模型参数优化到最复杂的规则集合的学习^[2,9,10]。除了此方法之外,还有很多各种各样的模糊辨识方法^[11,12]。

在模糊模型的设计中,模糊推理方法和模糊规则对系统性能的改善发挥了重要作用。在输入信息的处理与新决定的确定之中,模糊推理是重要手段。模糊规则是保证系统的稳定和质量的一个关键工具。此外,对于模糊推理的结果,模糊规则的隶属函数是一个主要的影响因子。

Sugeno 与 kang 研究了模糊模型的结构辨识方法(1986)^[13]。在此方法中,它的主要任务是获取模糊模型的结构和参数,因此它被广泛应用于模糊建模。Sugeno 与 kang 的结构辨识方法是一种基于合成规则的模糊推理方法。此模糊推理方法的缺点是,若对不同的输入值的隶属度是相同的,

到稿日期:2012-01-29 返修日期:2012-06-09 本文受国家自然科学基金项目(60970157),辽宁省博士启动基金项目(2081019)资助。

李晶皎(1964—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为智能识别、嵌入式系统等;许哲万(1969—),男,博士生,主要研究方向为网络安全、人工智能及应用,E-mail:hocholman@163.com;郭先日(1963—),男,博士,主要研究方向为人工智能、模糊控制等;李海朋(1981—),男,博士生,主要研究方向为神经网络、嵌入式系统等。

它具有相同的部分推理结果。推理结果不精确的原因在于隶属函数的隶属度计算方法；现行的方法只将几何中心作为模糊集合的中心，而没有考虑到隶属函数类型是否对称。所以，建立改善的模糊推理方法来克服现行模糊推理的缺点是必要的。

考虑到以上问题，本文定义了有关S型、Z型和梯形隶属函数的移动率，并与现行的方法相比较，说明了该函数的优点。在此研究基础上，用基于移动率的模糊推理方法改善了模糊模型辨识算法，并通过天气预报中降水量预测与网络安全领域中态势预测应用，证明提出的模糊推理方法与模糊辨识方法的优点。测试结果表明，该推理方法与辨识方法在预测、评估模型等中是可行有效的。

2 移动率的定义及与现行方法比较

2.1 T-S 模糊模型

T-S模糊模型描述如下^[2]。

$$L^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, \dots, x_m \text{ is } A_m^i \text{ then } y^i = a_0^i + \sum_{j=1}^m a_j^i x_j^0 \quad (1)$$

式中， $L^i (i=1, \dots, n)$ 是第 i 个模糊规则， $x_j (j=1, \dots, m)$ 是输入值， y^i 是对规则 L^i 的输出值。对输入 $x_1^0 - x_m^0$ ，用加权平均法得到如下模糊模型的输出：

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n w^i y^i}{\sum_{i=1}^n w^i} \quad (2)$$

式中，加权系数 w^i 是第 i 个规则的结果，其计算见式(3)。

$$w^i = \prod_{j=1}^m \mu(A_j^i) \quad (3)$$

2.2 移动率

首先，定义S型、Z型和梯形隶属函数的移动率。图1—图3显示了3种类型的隶属函数。

模糊规则如式(1)所示，图1所示的Z型隶属函数的移动率定义见式(4)。

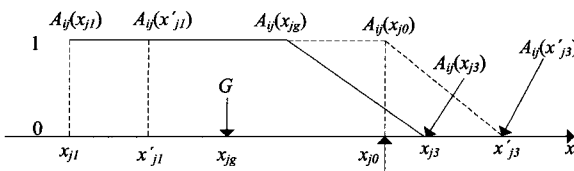


图1 Z型隶属函数的移动率

$$d_{ij}(x_{j0}) = \begin{cases} \frac{x_{j0} - x_{jg}}{x_{j3} - x_{j1}}, & \text{if } x_{j3} \geq x_{j0} \geq x_{jg} \\ \frac{x_{jg} - x_{j0}}{x_{j3} - x_{j1}}, & \text{if } x_{j1} \leq x_{j0} \leq x_{jg} \\ 0, & \text{if } x_{j0} < x_{j1}, x_{j0} > x_{j3} \end{cases} \quad (4)$$

式中， x_{j0} 是输入， x_{jg} 是Z型隶属函数的权重心的坐标。 x_{j1} 是左的端点， x_{j3} 是右的端点。

模糊规则见式(1)，图2所示的S型隶属函数的移动率定义见式(5)。

$$d_{ij}(x_{j0}) = \begin{cases} \frac{x_{jg} - x_{j0}}{x_{j3} - x_{j1}}, & \text{if } x_{jg} \geq x_{j0} \geq x_{j1} \\ \frac{x_{j0} - x_{jg}}{x_{j3} - x_{j1}}, & \text{if } x_{j3} \geq x_{j0} \geq x_{jg} \\ 0, & \text{if } x_{j0} > x_{j3}, x_{j0} < x_{j1} \end{cases} \quad (5)$$

式中， x_{j0} 是输入， x_{jg} 是S型隶属函数的权重心的坐标。 x_{j1} 是

左的端点， x_{j3} 是右的端点。

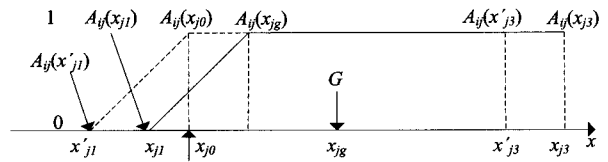


图2 S型隶属函数与移动率

模糊规则见式(1)，图3所示的梯形隶属函数的移动率定义见式(6)。

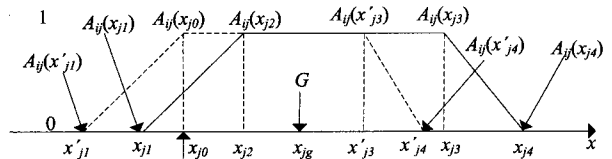


图3 梯形隶属函数和移动率

$$d_{ij}(x_{j0}) = \begin{cases} \frac{x_{j2} - x_{j0}}{x_{j4} - x_{j1}}, & \text{if } x_{j2} \geq x_{j0} \geq x_{j1} \\ \frac{x_{jg} - x_{j0}}{x_{j4} - x_{j1}}, & \text{if } x_{j2} \leq x_{j0} \leq x_{jg} \\ \frac{x_{j0} - x_{jg}}{x_{j4} - x_{j1}}, & \text{if } x_{jg} \leq x_{j0} \leq x_{j3} \\ \frac{x_{j0} - x_{j3}}{x_{j4} - x_{j1}}, & \text{if } x_{j3} \leq x_{j0} \leq x_{j4} \\ 0, & \text{if } x_{j0} < x_{j1}, x_{j0} > x_{j4} \end{cases} \quad (6)$$

式中， x_{j0} 是输入， x_{jg} 是梯形隶属函数的重心的坐标。 x_{j1} 是左的端点， x_{j4} 是右的端点。式(6)显示梯形隶属函数 $A_{ij}(x_{j1})$ ， $A_{ij}(x_{j2})$ ， $A_{ij}(x_{j3})$ ， $A_{ij}(x_{j4})$ 转移到新的梯形隶属函数 $A_{ij}(x'_{j1})$ ， $A_{ij}(x'_{j2})$ ， $A_{ij}(x'_{j3})$ ， $A_{ij}(x'_{j4})$ 的场合的移动率。

2.3 与现行方法的比较

式(4)一式(6)定义的移动率考虑模糊集合的中心为重心，而不是几何中心。所以它恰恰反映了输入和隶属函数之间的隶属度。但是，在现行方法^[13,14]中，隶属函数的隶属度定义为输入和隶属函数之间的交叉点的高度。所以，它并不能完全表达隶属函数变化情况下的隶属函数的隶属度，如图4所示。

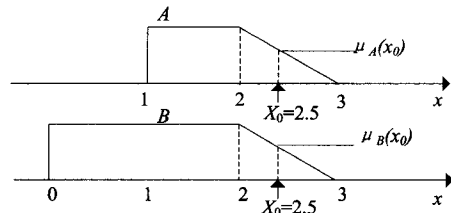


图4 隶属度与移动率之间的关系

在图4中，隶属函数A和B是不同的。因此，隶属函数的隶属度也必须不同。但是，由现行的方法，

$$\mu_A(x_0) = \mu_A(1.5) = 0.5, \mu_B(x_0) = \mu_B(2.5) = 0.5.$$

对于不同的隶属函数，相应的隶属函数的隶属度可能是相同的。

另一方面，由提出的方法，隶属函数A的重心是1.777，B为1.2666。所以，结果是不同的。由式(4)可以计算出如下两个隶属函数的移动速率。

$$d_A(x_0) = 0.3615, d_B(x_0) = 0.4111.$$

也就是说，所提方法对不同的隶属函数计算出来的移动

率不同。

因此,提出的推理方法可用于多个应用部分,如模糊建模、模糊决策、模糊优化等。

3 基于移动率的 T-S 模糊辨识方法

3.1 基于移动率的模糊推理方法与模糊辨识步骤

如式(1)所示,辨识的对象是多输入单输出(MISO)系统。对于输入 $x_1^0 - x_m^0$, n 个规则的输出 y^0 是由式(7)得到的。

$$y^0 = \frac{\sum_{i=1}^n d^i y^i}{\sum_{i=1}^n d^i} \quad (7)$$

式中, d^i 是由式(8)定义的第 i 个规则的权。

$$d^i = \prod_{j=1}^m d_{ji}(x_{j0}) \quad (8)$$

式中, $d_{ji}(x_{j0})$ 是由式(4)一式(6)定义的第 i 个规则的第 j 个隶属函数的移动率。式(7)的 y^i 是由式(9)的输入 $x_{j0} - x_{m0}$ 得到的。

$$y^i = a_0^i + a_1^i x_1^0 + \dots + a_m^i x_m^0 \quad (9)$$

从式(7)一式(9)可知,本文提出的模糊推理方法把式(3)的加权系数 w^i 的计算代换成基于移动率的权项 d^i 的计算。

基于移动率的前提、结论的结构、参数辨识方法的步骤如图 5 所示。提出的方法定义为基于移动率的 T-S 建模或 T-S 模糊模型辨识方法。

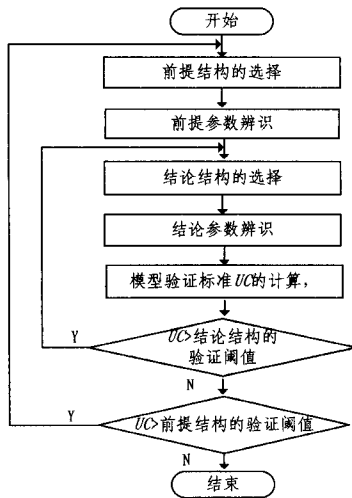


图 5 模糊模型辨识的步骤

在本文中,使用了不偏标准(UC, Unbiased Criterion, UC 是非线性系统的描述方法, GMDH 的评价标准^[15])。用于辨识的输入、输出数据可分为两组 N_A 和 N_B 。不偏标准 UC 的计算公式如式(10)所示。

$$UC = \left(\sum_{i=1}^{n_A} (y_i^{AB} - y_i^{AA})^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (y_i^{BA} - y_i^{BB})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

式(10)的第一条是对数据集 N_A 的模型 A 与 B 的估计输出值之间的差,第二条是对数据集 N_B 的模型 A 与 B 的估计输出值之间的差。我们必须选择 UC 最小的结构。如果结构是正确的,那么使用任何不同的数据,模型的精确度都是相同的。

3.2 结论辨识方法

首先,假设已经决定了前提的结构、参数。然后,考虑图 5 的结论的结构、参数的辨识方法。

为了简化式(7),由式(11)定义 \hat{d}^i 。

$$\hat{d}^i = \frac{d^i}{\sum_{i=1}^n d^i} \quad (11)$$

然后,由式(8),式(7)可以写成如下:

$$y^0 = \sum_{i=1}^n \hat{d}^i y^i = a_0^0 \hat{d}^0 + a_1^0 \hat{d}^1 x_1^0 + \dots + a_m^0 \hat{d}^1 x_m^0 + \dots + a_0^2 \hat{d}^2 + a_1^2 \hat{d}^2 x_1^0 + \dots + a_m^2 \hat{d}^2 x_m^0 + \dots + a_0^n \hat{d}^n + a_1^n \hat{d}^n x_1^0 + \dots + a_m^n \hat{d}^n x_m^0 \quad (12)$$

$$\left. \begin{aligned} z_0^i &= \hat{d}^i, & i &= 1, 2, \dots, n \\ z_j^i &= \hat{d}^i x_j^0, & j &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$y^0 = \sum_{i=1}^n \hat{d}^i y^i = \sum_{i=1}^n (a_0^i z_0^i + a_1^i z_1^i + \dots + a_m^i z_m^i) \quad (14)$$

如果式(13)成立,那么式(14)也成立。也就是说, y^0 是对变量 z_j^i 和参数 a_j^i 的线性函数,变量或参数的数目是 $n(m+1)$ 。

在结论结构已经决定的情况下,参数 a_j^i 的辨识问题可以成为 LSE(最小二乘估计; Least-Squares Sstimation)的问题,因为式(14)是线性的。当然,式(14)的变量 z_j^i 和输出 y^0 是由输入数据得到的。由输入 x_j 和权 d^i 决定 z_j^i , 并且如果前提已经决定的话, d^i 也是确定的。

另一方面,在结构辨识中结论变量的选择意味着在 $n(m+1)$ 中选择几个 z_j^i 。但是,它并不意味着在输入 x_1, \dots, x_m 中简单地选择几个 x_j 。此外,结论变量的选择通过 UC 计算变量消除方法来实现。变量消除的方法使用整个变量建模,然后通过 UC 计算一个一个消除变量。也就是说,在变量的消除时,参数 a_j^i 必须对每个结论的结构进行辨识。

变量消除的方法如下。首先,在结论的整个变量使用的情况下辨识参数。然后,获得的模型的 UC 值设为 UC_0 。接下来,从模型中消除一个变量和计算 UC_1 。如果 UC_1 比 UC_0 大,再次插入原来的变量,消除另一个变量,并重新计算 UC_1 。如果 UC_1 比 UC_0 小,再次消除其他变量建模和计算 UC_2 。如果 UC_{k-1} 不比 UC_k 小,在消除 k 个变量的情况下,有关 UC_k 的结论结构成为最佳之一。

3.3 前提辨识

模糊建模中的主要困难是前提的辨识。前提辨识包含结构和参数辨识。结构辨识包含前提模糊变量的选择和变量空间的模糊集合分割。

考虑前提结构辨识之前,首先考虑参数辨识。其中,前提参数是模糊变量的隶属函数的 x 轴的坐标。假设前提的整个模糊变量的参数值已经决定,获得对权 d^i 的输出 y^0 的情况下,辨识最佳结构和参数。为了确定前提参数,通过一定的标准,有必要对参数变化进行搜索。为了避免复杂的计算,不选择结论结构,使用 0 级。那就是选择所有的输入变量。然后,结论参数使用 LSE 来决定。就是说,由式(14)中的数据得到 a_j^i 。对前提参数辨识,标准函数选择在式(14)中输出误差平方的和最小或者权重系数最大的函数。换句话说,对前提参数辨识的目标函数是在式(14)中输出误差平方的总和最小或权重系数最大的函数。这不依赖于结论参数 a_j^i 。在一般情况下,通过目标函数的微分计算可估计参数。然而,在式(14)中,存在不可微分计算的绝对值运算和最小运算,所以最好使用复合形法(complex method)进行前提参数辨识,它并不需要目标函数的微分可能性。复合形法是很简单的优化方法,

不需要目标函数的微分计算。

在前提结构辨识过程之中,前提变量的选择使用变量增加方法,不像在结论变量的选择。前提结构辨识是在 m 个变量中如何选择 k 个变量和把 k 维空间如何划分成 l 维模糊空间的问题。这是使用启发式方法才能解决的问题。也就是说,虽然存在适合的标准,但它并不能保证找到符合标准的最佳的结构。

3.4 结论参数的辨识

用矩阵形式表示式(7)。

假设有 p 个输入-输出对, $Z \in R^{p \times n(m+1)}$ 是矩阵。其中, Z 如下所示。

$$Z = \begin{bmatrix} z_0^{1(1)} & \dots & z_m^{1(1)} & z_0^{2(1)} & \dots & z_m^{2(1)} & \dots & z_0^{n(1)} & \dots & z_m^{n(1)} \\ z_0^{1(2)} & \dots & z_m^{1(2)} & z_0^{2(2)} & \dots & z_m^{2(2)} & \dots & z_0^{n(2)} & \dots & z_m^{n(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_0^{1(p)} & \dots & z_m^{1(p)} & z_0^{2(p)} & \dots & z_m^{2(p)} & \dots & z_0^{n(p)} & \dots & z_m^{n(p)} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中,矩阵 Z 的元素 $z_j^{i(k)}$ ($j=0, \dots, m, i=1, \dots, n, k=1, \dots, p$) 是在式(13)由 k 次输入数据对得到的。也就是说,该模型可以表示由式(16)的矩阵运算的形式。并且,模型的辨识问题是在用式(16)表示的线性系统中得到参数向量 $A \in R^{n(m+1) \times 1}$ 的问题。

$$y = ZA + \epsilon \quad (16)$$

式中, $y = [y_1, y_2, \dots, y_p]^T$ 是 p 个输出数据的集合, $\epsilon = [\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_p]^T$ 是保存对应误差的向量。这表示模型的误差、额外的噪音或不确定性。

式(16)的参数 A 通过 ϵ 范数的最小化可得到。 ϵ 范数的最小化是 LSE 的问题,由式(17)得到 \hat{A} 的问题。

$$\hat{A} = \min_A \|ZA - y\| \quad (17)$$

式中, $\| \cdot \|$ 意味着欧几里得范数。

通过对式(17)应用 LSE,由式(18)获得 A 的估计值 \hat{A} 。

$$\hat{A} = (Z^T Z)^{-1} Z^T y \quad (18)$$

式中,如果对回归矩阵 Z 满足 $\text{rank}(Z) = \min\{p, n(m+1)\}$,式(17)的解决方案只有一个,由式(18)可获得。

如果 $\text{rank}(Z) < \min\{p, n(m+1)\}$,则 $Z^T Z$ 的矩阵值成为 0,由式(18)不能得到 \hat{A} 。并且,估计的前提隶属函数的类型是 S 型、Z 型和梯形。对不同的输入值,它还产生一样的隶属函数。因此,可能会发生矩阵的秩问题。也就是说,矩阵 Z 可能包含相同的行或列。在这种情况下, Z 的矩阵式值可能成为 0。因此,我们通过式(18)的矩阵操作可能无法进行参数辨识。为了解决这个问题,采用了奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)算法^[16]。

4 降水量和安全态势预报模型中的应用与测试

下面用均方误差(MSE)来评价模糊模型的性能。

$$MSE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_k - \hat{y})^2 \quad (19)$$

式中, y_k 是系统的第 k 个原输出值, \hat{y} 是模型输出的第 k 个数据。

中国天津市气象局从 1952 年到 1977 年的降水量数据见文献^[17]的表 1。用本文所提方法的降水量预测建模实验结

果如图 6、图 7 所示。

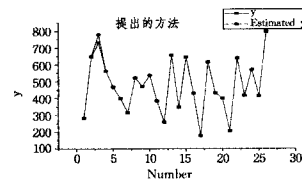


图 6 本文提出的方法的实验结果

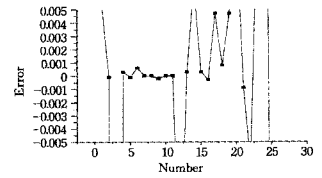


图 7 本文提出的方法的误差 (MSE= 0.00094864)

用现行方法^[13,14]的实验结果如图 8、图 9 所示。

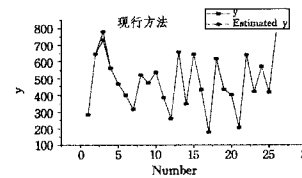


图 8 现行方法的实验结果

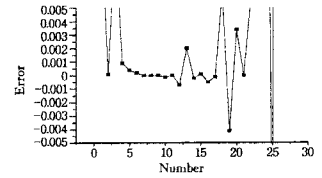


图 9 现行方法的误差 (MSE= 0.0593)

对安全态势数据(文献^[17]的表 5),本文提出的方法跟现行方法^[13,14]对比如下。用本文所提方法的安全态势预测建模实验结果如图 10、图 11 所示。

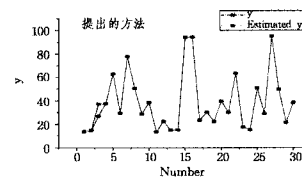


图 10 本文提出的方法的实验结果

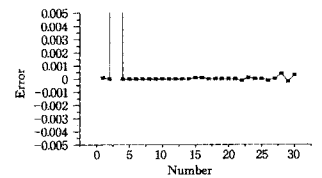


图 11 本文提出的方法的误差 (MSE= 0.000333345)

然后,用现行方法^[13,14]的实验结果如图 12、图 13 所示。

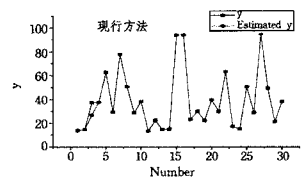


图 12 对现行方法的实验结果

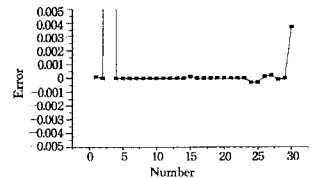


图 13 现行方法的误差 (MSE= 0.000333798)

5 测试结果分析

对降水量预测建模实验,现行的方法^[13,14]和本文所提方法比较如下。如图 7、图 9 所示,本文所提方法的 MSE 是 0.00094864,现行方法的 MSE 是 0.0593。本文所提结构辨识方法比以前提出的基于模糊神经网络的参数辨识的方法^[17]的规则数目从 36 个减少到 4 个,误差也比文献^[17]的 7.91%降低了。对安全态势预测建模实验,现行的方法^[13,14]和本文所提方法比较如下。如图 11、图 13 所示,本文所提方法的 MSE 是 0.000333345,现行方法的 MSE 是 0.000333798。本文提出的结构辨识方法比以前提出的基于模糊神经网络的参数辨识方法^[17]的规则数目从 27 个减少到 4 个,误差也比文献^[17]的 2.383%降低了。因此,本文提出的方法比现行的方法^[13,14]与以前提出的基于模糊神经网络的参数辨识方法^[17]提高了模糊辨识的正确性,本文提出的解决方案比现行

(下转第 182 页)

法求解 SAT 问题。关于这个方面,我们也已经做了初步的工作。利用文献[1]中提出的求解 MSP 问题的算法,编程实现了求解 SAT 问题的新算法,并且进行了一些实例测试。测试结果表明了算法的正确性。更进一步的研究还在进行中。

参 考 文 献

- [1] Jiang Xin-wen, Peng Li-hong, Wang Qi. MSP Problem: Its NP-Completeness and Its Algorithm [C] // The 5th International Conference on Ubiquitous Information Technologies and Applications. 2010;101-105
- [2] Cook S. The Complexity of Theory-proving Procedures [C] // Proceedings of 3rd Ann ACM Symp on Theory of Computing. 1971;151-158
- [3] Johnson D. The NP-completeness Column: An Ongoing Guide [J]. Journal of Algorithms, 1987, 7; 285-300
- [4] Johnson D. The NP-completeness Column: An Ongoing Guide [J]. Journal of Algorithms, 1987, 8; 438-448
- [5] Johnson D. The NP-completeness Column [J]. ACM transactions on Algorithms, 2005; 160-176

(上接第 173 页)

的方法更为优化。基于移动率的模糊辨识方法的误差降低的原因是此方法正确地反映了输入和隶属函数之间的关系,如 SVD、复合形法等的方法适当地应用于基于移动率的模糊模型辨识方法。

结束语 本文说明了现行辨识方法的缺点,定义了对 S 型、Z 型和梯形隶属函数的移动率,并通过与现行的方法的比较,得出了新方法的优点。然后,提出了基于移动率的模糊辨识方法。为了解决矩阵的秩、目标函数的微分不可能性的问题等,将 SVD 方法、复合形法等应用于基于移动率的模糊模型辨识。最后,通过降水量和安全态势的预测建模实验证明了基于移动率的方法的有效性。仿真结果表明,预测模型设计中基于移动率的辨识方法比现行方法模型的准确性好,且误差很小,本文提出的方法为模糊推理与模糊模型辨识方法的研究提供了一种新的途径。

参 考 文 献

- [1] Zhu Bing, He Chang-zheng, Liatsis P, et al. A GMDH-based fuzzy modeling approach for constructing TS model [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2012, 189(1); 19-29
- [2] Du Hai-ping, Zhang Nong. Application of evolving Takagi-Sugeno fuzzy model to nonlinear system identification [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1); 676-686
- [3] Chen J Q, Xi Y G, Zhang Z J. A clustering algorithm for fuzzy model identification [J]. Fuzzy Sets Syst., 1998(98); 319-329
- [4] Sun C-T. Rule-base structure identification in an adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1994, 2(1); 64-73
- [5] Chiu S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 1994, 2(3); 267-278
- [6] Pouzols F M, Barros A B. Automatic clustering-based identification of autoregressive fuzzy inference models for time series [J].

- [6] Agrawal M, Kayal N, Saxena N. PRIMES is in P [J]. Annals of Mathematics, 2004, 2; 781-793
- [7] Deolalikar V. Vinay Deolalikar explains the proof that $P \neq NP$ [EB/OL]. <http://www.allvoices.com/contributed-news/647-6401-vinay-deolalikar-explains-the-proof-that-p-np>, 2010-08-08/2010-09-01
- [8] Vardi M Y. On P, NP, and Computational Complexity [J]. Communications of the ACM, 2010, 53(11); 5
- [9] 姜新文. MSP 问题及其求解研究 [J]. 计算技术与自动化, 2006, 25(4)
- [10] 姜新文, 王琪, 姜子恒. Z-H 算法正确性证明第四次改写 [J]. 计算技术与自动化, 2010, 29(3)
- [11] 田宗权, 付非凡, 高赛, 等. 基于改进的 DS_BPSO 算法求解 3-SAT 问题 [J]. 软件导刊, 2010(7)
- [12] 郑黎辉, 左万利. 一次性求解多个 SAT 问题 [J]. 吉林大学学报, 2010(2)
- [13] Horbach A, Bartsch T, Briskorn D. Using a SAT-solver to schedule sports leagues [J]. Journal of Scheduling, 2012, 1; 117-125

- Neurocomputing, 2010, 73(10-12); 1937-1949
- [7] Jia Li, Chiu Min-sen, Ge Shu-zhi. A noniterative neuro-fuzzy based identification method for Hammerstein processes [J]. Journal of Process Control, 2005, 15(7); 749-761
- [8] Ertugrul S. Predictive modeling of human operators using parametric and neuro-fuzzy models by means of computer-based identification experiment [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(2); 259-268
- [9] Li Chao-shun, Zhou Jian-zhong, Xiang Xiu-qiao, et al. T-S fuzzy model identification based on a novel fuzzy c-regression model clustering algorithm [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2009, 22(4/5); 646-653
- [10] Gómez-Skarmeta A F, Delgado M, Vila M A. About the use of fuzzy clustering techniques for fuzzy model identification [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, 106(2); 179-188
- [11] Tewari A, Macdonald M-U. Knowledge-based parameter identification of TSK fuzzy models [J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(2); 481-489
- [12] Anh H P H, Ahn K K. Identification of pneumatic artificial muscle manipulators by a MGA-based nonlinear NARX fuzzy model [J]. Mechatronics, 2009, 19(1); 106-133
- [13] Sugeno M, Kang G. Structure identification of fuzzy model [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1988(28); 15-33
- [14] Wang Liang, Langari R. Sugeno model, fuzzy discretization, and the EM algorithm [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 82(3); 279-288
- [15] Kondo T. Revised GMDH algorithm estimating degree of the complete polynomial [J]. Trans. Soc Instrument and Control Engrs, 1986(22); 928-934
- [16] Ouyang Chen-sen, Wang Chih-Chung, Chen Yung-chih. A recursive SVD-based self-constructing rule generation for neuro-fuzzy system modeling [C] // Machine Learning and Cybernetics (IC-MLC). 2011 International Conference. 2011(1); 172-177
- [17] 许哲万, 李晶皎, 王爱侠, 等. 一种基于改进 T-S 模糊推理的模糊神经网络学习算法 [J]. 计算机科学, 2011, 38(11); 196-199, 219