

文章编号: 1001-0920(2006)12-1332-06

## 基于 Pareto 协同进化算法的 TS 模糊模型设计

张永, 邢宗义, 向峥嵘, 胡维礼  
(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

**摘要:** 提出一种可同时构造多个精确性和解释性较好折中的 TS 模糊模型的设计方法, 该方法由以下两步组成: 1) 采用模糊聚类算法辨识初始模型; 2) 利用 Pareto 协同进化算法对所获得的初始模型进行结构和参数优化。Pareto 协同进化算法由规则前件种群和隶属函数种群组成, 其目标函数同时考虑模型的精确性和解释性, 采用一种新的基于非支配排序的多种群合作策略。利用该方法对一类合成非线性动态系统进行建模, 仿真结果验证了该方法的有效性。

**关键词:** TS 模糊模型; 模糊聚类; Pareto 解; 协同进化算法; 解释性

**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A

## Design of TS Fuzzy Model Based on Pareto-coevolution Algorithm

ZHANG Yong, XING Zong-yi, XIANG Zheng-rong, HU Wei-li

(College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China Correspondent: XIANG Zheng-rong, E-mail: xiangzr@mail.njust.edu.cn)

**Abstract:** A novel approach to construct accurate and interpretable TS fuzzy systems is proposed. The approach is composed of two phases. The first one is to identify the initial fuzzy system using the fuzzy clustering algorithm. The second one is to optimize the structure and the parameters of the fuzzy system by the Pareto-coevolution algorithm. The Pareto-coevolution algorithm owns two species including the premise structure species and the parameters species. Considering both precision and interpretability, three objective functions of the fuzzy system are defined and calculated by a new non-dominated sorting method. The proposed approach is applied to a benchmark problem to show its validity.

**Key words:** TS fuzzy model; Fuzzy clustering; Pareto optimal solution; Coevolution algorithm; Interpretability

### 1 引言

模糊推理近年来得到了迅速发展,并在仿真、分类、数据挖掘、模式识别、预测和控制等领域得到广泛的应用。究其原因,主要是:1)模糊逻辑的知识表达形式和推理机制融合了专家的经验 and 知识,符合人的思维习惯,人们可用易于理解的模糊规则洞察系统的内部运行机理,即解释性是模糊模型最显著的特征;2)模糊系统具有处理复杂、非线性、有时用数学工具难以处理的动态系统的能力。然而随着建模问题的维数和复杂性的提高,很多情况下专家的经验 and 知识不存在或不完备,而相关数据却相对容

易获得。如何从数据中自动构造精确性和解释性模糊系统,成为近年来研究的热点之一<sup>[1-5]</sup>。

关于模糊模型解释性的研究主要有三条途径:一是以精确性为目标,采用模糊聚类/决策树等方法进行模糊建模,然后对得到的模型进行简化,提高模糊模型的解释性<sup>[1,2]</sup>;二是采用模糊聚类/栅格等方法构造初始的模糊模型,将初始的模糊模型编码为染色体的形式,以解释性的主要因素(如模糊规则数目)和精确性为目标,采用多目标遗传算法优化模糊模型<sup>[3,4]</sup>;三是将模糊系统等价为模糊神经网络,采用神经网络学习算法,实现模糊模型精确性与解释

收稿日期: 2005-10-10; 修回日期: 2006-01-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60474034); 中国博士后科学基金项目(2005037733)

作者简介: 张永(1969—),男,江苏连云港人,博士,从事模糊建模、智能控制的研究; 胡维礼(1941—),男,江苏南通人,教授,博士生导师,从事非线性系统、智能控制等研究

性的折中<sup>[5]</sup>。

在众多方法中, 遗传算法以其易于理解、鲁棒性强、能在大范围内搜索全局最优解而得到广泛的应用。基于遗传算法的解释性模糊模型设计方法, 目前主要采用匹茨堡型<sup>[6]</sup>编码方式, 但当系统中待优化的参数较多时, 该方式使得染色体编码过长, 遗传算法的性能大大降低。为解决遗传算法的上述问题, 文献[7]提出了协同进化的方法, 把复杂的问题分解为较为简单的子问题, 每个子问题相互适应并分别进化, 合作产生问题的完整解。文献[8]发展并提出协同进化算法的一般模式, 其特点是个体适应度函数采用多种群合作计算的策略, 将多目标优化转为约束单目标优化, 加权因子根据经验设定, 算法运行一次只能获得一个最优解。

本文采用模糊聚类算法构造初始模糊模型, 提出一种 Pareto 协同进化算法, 对初始模糊模型的结构和参数同时进行优化, 获得一组精确性和解释性较好折中的模糊模型, 并提出基于非支配排序的多种群合作策略, 从而避免了协同进化算法中多目标优化加权因子的设定问题。利用该方法对一类二阶合成非线性动态系统进行建模, 仿真结果验证了该方法的有效性。

## 2 预备知识

### 2.1 TS 模型

Takagi 和 Sugeno<sup>[9]</sup> 提出了著名的 TS 模糊模型, 其典型规则形式如下:

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}, \\ \text{Then } y_i = a_{i1}x_1 + \dots + a_{in}x_n + a_{i0} \quad (1)$$

其中:  $R^i$  表示第  $i$  条模糊规则,  $x_j$  为特征变量,  $A_{ij}$  为定义在输入论域中的隶属函数, 可取三角形、高斯型、梯形等。本文采用高斯型隶属函数

$$A_{ij}(x_j) = \exp\left(-\frac{(x_j - v_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right), \quad (2)$$

其中  $v_{ij}$  和  $\sigma_{ij}$  分别表示函数的中心和方差。

### 2.2 精确性与解释性

对于 TS 模糊模型, 通常以均方误差 (MSE) 作为系统的精确性指标, 即

$$J_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

其中:  $y_i$  为系统实际输出矢量,  $\hat{y}_i$  为模型输出矢量,  $N$  为采样数据对个数。

与精确性等可以量化的性能指标不同, 模糊模型的解释性目前尚无明确的标准和定义, 但是一般认为, 模糊模型的解释性与模型结构、特征变量、模糊规则数目、隶属函数特性等密切相关<sup>[10]</sup>。

模糊模型的解释性包括结构解释性和规则解

释性两层含义。结构的解释性是指模糊模型具有较少的模糊规则和输入变量数目, 模糊规则之间不存在冗余和矛盾等。规则的解释性是指对于单条规则, 其前件的隶属函数是重叠和可区分的, 易赋予相应的语义项, 其后件的结论根据不同的模型形式是可理解的。

## 3 模糊模型的初始化

为保证协同进化算法从较合理的初始模型开始学习, 本文采用模糊聚类算法构建初始的模糊模型, 从而有效地降低算法的搜索空间。

模糊聚类是基于数据模糊建模最常用的方法之一。本文采用 Gustafson-Kessel 聚类算法离线辨识模糊系统的前件参数<sup>[11]</sup>。关于具体算法参见文献[2]。

给定输入变量  $X$  和输出  $y$  以及模糊划分矩阵  $U_i$ , 利用加权最小二乘法辨识模糊模型的后件参数

$$X = \begin{bmatrix} X^T_1 \\ X^T_2 \\ \vdots \\ X^T_N \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}, U_i = \begin{bmatrix} u_{i1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & u_{i2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & u_{iN} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

则后件参数为

$$[a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in}, a_{i0}] = [X^T U_i X]^{-1} X^T U_i y. \quad (5)$$

## 4 基于相似性的模糊模型简化

在协同进化算法中, 随机产生的染色体反编码为模糊模型后, 首先利用基于相似性的模糊模型简化方法自动约简模糊系统, 以保证模糊模型的解释性, 然后计算模糊模型的精确性指标和解释性指标。基于相似性的模糊模型简化分为两部分: 1) 模糊集合的相似性分析与融合; 2) 模糊规则的相似性分析与融合。

### 4.1 模糊集合的相似性分析与融合

初始的模糊模型和协同进化算法中随机产生的模糊模型, 其模糊集合可能存在冗余, 表现为模糊集合间存在过度的交叉或重叠, 从而难以赋予相应的语义值, 降低了解释性。因此需要对每个变量的隶属函数进行相似性分析和融合, 以提高模糊模型的解释性。

对于模糊集合  $A$  和  $B$ , 定义其相似性测度<sup>[11]</sup>

$$S(A, B) = \frac{\sum_{k=1}^N [\mu_A(x_k) \wedge \mu_B(x_k)]}{\sum_{k=1}^N [\mu_A(x_k) \vee \mu_B(x_k)]} \quad (6)$$

其中:  $\wedge$  和  $\vee$  分别为最小和最大算子;  $S$  为定义在  $[0, 1]$  间的相似性测度,  $S = 1$  表示两个集合完全相等,  $S = 0$  意味着两个集合没有交叉或重叠。关于模

糊集合融合过程参见文献[2]

### 4.2 模糊规则的相似性分析与融合

在协同进化算法中,由于模糊集合的相似性分析与融合,或由于遗传操作的随机性,可能使得两条模糊规则前件相似或相同.此时可通过规则的相似程度<sup>[12]</sup>来计算规则之间的相似性.考虑以下两条规则:

$$R^i: \text{If } x_i \text{ is } \hat{\mu}_{i1}(x_1) \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } \hat{\mu}_{in}(x_n),$$

$$\text{Then } y_i = a_{i1}x_1 + \dots + a_{in}x_n + a_{i0};$$

$$R^j: \text{If } x_j \text{ is } \hat{\mu}_{j1}(x_1) \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } \hat{\mu}_{jn}(x_n),$$

$$\text{Then } y_j = a_{j1}x_1 + \dots + a_{jn}x_n + a_{j0}$$

这两条规则前件的相似度  $S_R$  定义为

$$S_R(R^i, R^j) = \min_{k=1}^n S(\mu_{ik}, \mu_{jk}). \quad (7)$$

其中  $S(\bullet)$  的计算如式(6)所示.当该值为1时,表明两条规则的前件相同;当该值较小时,表明两条规则的前件有很大的不同.对于任意一组模糊规则,若其相似度大于给定阈值 $[0.9 \sim 1]$ ,可将该组规则随机删除一条,实现规则的约简.

本文利用最小二乘法估计规则的后件参数,故不考虑规则后件的相似性.

### 5 Pareto 协同进化算法

应用 Pareto 协同进化算法,除常规进化算法遇到的问题外,还需解决以下问题:1) 求解问题的适当分解;2) 子种群染色体之间的数据约束关系以及相互合作关系;3) 多种群中多目标函数的计算策略.

#### 5.1 模型的分解和各种种群染色体编码

式(1)所示的TS模糊模型,在保证合理解决系统的精确性和解释性的前提下,分解的种群越少,协同进化算法的计算越简单,搜索空间和时间越少.本文将模糊模型分解为两类种群:种群A描述模型的规则前件;种群B描述模型隶属函数的参数.两类种群分别采用不同的编码方式.

##### 5.1.1 模型的规则前件种群A

模型规则前件种群采用二进制编码.其中二进制染色体反编码后的表现型为

$$\left\{ \begin{array}{c} \text{规则 1} \\ \beta_{11} \quad \dots \quad \beta_{1n} \quad \dots \quad \beta_{1j} \quad \dots \quad \beta_{1c1} \quad \dots \quad \beta_{1cn} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{c} \text{规则 } i \\ \beta_{i1} \quad \dots \quad \beta_{in} \quad \dots \quad \beta_{ij} \quad \dots \quad \beta_{ic1} \quad \dots \quad \beta_{icn} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{c} \text{规则 } e \\ \beta_{e1} \quad \dots \quad \beta_{en} \quad \dots \quad \beta_{ej} \quad \dots \quad \beta_{ec1} \quad \dots \quad \beta_{ecn} \end{array} \right\}$$

其中  $\beta_{ij}$  取值为  $\{0, 1, \dots, c\}$ .当  $\beta_{ij} = 0$  时,表示第  $i$  条规则中第  $j$  个变量为变量无关项<sup>[13]</sup>,对应一条不完整规则;当  $\beta_{ij} = c$  时,表示第  $i$  条规则中第  $j$  个变量对应的第  $\beta_{ij}$  个模糊集合被激励.

给定种群大小为  $L$ ,第 1 条染色体编码对应于模糊聚类产生的初始模型的前件,其余  $L - 1$  个染色体在二进制空间内随机均匀生成.

#### 5.1.2 模型的隶属函数参数种群B

模糊模型隶属函数的参数种群采用实数编码方式.实数编码染色体比二进制编码染色体的长度短,编码方式简洁自然,减轻了遗传算法的计算负担,提高了运算效率,能更好地保持种群多样性.

模糊聚类产生的初始模型的前件参数,可直接编码产生第 1 条染色体,待编码的参数为隶属函数的中心  $v_{ij}$  和方差  $\sigma_{ij}$ .因此,每条染色体共有  $2 * c * n$  个实数,其中  $n$  为输入变量的维数.对于第 1 条染色体,其编码为

$$H_1 = (v_{11}, \dots, v_{cn}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{cn}). \quad (8)$$

给定种群大小  $L$ ,染色体表示为  $H_p (p = 1, 2, \dots, L)$ ,搜索空间  $[H^{\min}, H^{\max}]$  为

$$H^{\min} = (v_{11}^{\min}, \dots, v_{cn}^{\min}, \sigma_{11}^{\min}, \dots, \sigma_{cn}^{\min}), \quad (9)$$

$$H^{\max} = (v_{11}^{\max}, \dots, v_{cn}^{\max}, \sigma_{11}^{\max}, \dots, \sigma_{cn}^{\max}). \quad (10)$$

其中  $v_{ij}^{\max}, v_{ij}^{\min}, \sigma_{ij}^{\max}, \sigma_{ij}^{\min}$  为对应隶属函数的中心和方差的最大最小约束值.其余  $L - 1$  个染色体以  $H_1$  为中心,在搜索空间内随机均匀生成,从而形成初始参数种群.

#### 5.2 子种群染色体之间的合作关系

在协同进化算法中,两种群的染色体首先进行合并,然后反编码为模糊规则的规则前件.本节以上节的两种种群为例,说明两种种群染色体之间的合作关系.

假设初始规则数  $c = 5$ ,输入变量维数  $n = 2$ ,从两类种群中分别任取一条染色体,合并后为

0,0	3,0	1,4	1,5	1,4
$v_{11}$	...	$v_{32}$	$\sigma_{11}$	...
				$\sigma_{32}$

第 1 行(灰色)是模型前件染色体编码的表现型,第 2 行是隶属函数参数染色体.上述两条染色体合并表示的模型规则前件为

$$R_1,$$

$$R_2: \text{if } x_1 \text{ is } \mu_{11}(v_{31}, \sigma_{31}),$$

$$R_3: \text{if } x_1 \text{ is } \mu_{31}(v_{11}, \sigma_{11}) \text{ and } x_2 \text{ is } \mu_{32}(v_{42}, \sigma_{42}),$$

$$R_4: \text{if } x_1 \text{ is } \mu_{41}(v_{11}, \sigma_{11}) \text{ and } x_2 \text{ is } \mu_{42}(v_{52}, \sigma_{52}),$$

$$R_5: \text{if } x_1 \text{ is } \mu_{51}(v_{11}, \sigma_{11}) \text{ and } x_2 \text{ is } \mu_{52}(v_{42}, \sigma_{42}).$$

$R_1$  中两个输入变量中均没有对应的相关模糊集合被激励,在规则融合过程中被删除; $R_2$  中含有变量无关项,这是一条不完整规则; $R_3$  和  $R_5$  形式上不同,但其模糊集合参数完全相同,在规则融合过程中被随机删除一条.

以上两条染色体的合并,实际只表示含有  $R_2, R_3$  和  $R_4$  3 条规则的模糊模型,相关的模糊集合数为 4.若此模糊模型的精确性指标达到要求,则这两条染色体的合并代表的是一个解释性较好、精确性较高的模糊模型.

模糊规则后件可通过式(5) 计算得到, 从而获得完整的模糊模型

### 5.3 多种群合作计算策略

#### 5.3.1 Pareto 多目标优化

在多目标优化问题中, 多个目标往往是相互矛盾的, 不存在某个最优解能使所有的目标同时达到最优. 在这种情况下, 多目标优化算法的目标是寻找一组非支配解, 即 Pareto 最优解.

以 3 个目标为例, 解  $P_A$  支配解  $P_B$  可表示为

$$\forall i = 1, 2, 3 \mid f_i(P_A) < f_i(P_B) \quad \exists j = 1, 2, 3 \mid f_j(P_A) > f_j(P_B). \quad (11)$$

如果可行解空间不存在任何解  $P_A$  支配解  $P_B$ , 则称  $P_B$  为 Pareto 最优解, 这些解共同构成问题的 Pareto 最优解集.

本文的目标是构建精确性和解释性较好折中的模糊模型, 其中解释性指标是指模糊规则数目和模糊集合数目, 表示为

$$f_1(P) = J_{MSE}, f_2(P) = R, f_3(P) = F_s. \quad (12)$$

其中:  $J_{MSE}$  为模型的精确性指标,  $R$  为模糊规则数目,  $F_s$  为模糊集合数目,  $P$  代表两类种群染色体合并所表示的模糊模型.

解释性和精确性模糊建模的目标可描述为

$$\min f_1(P), \min f_2(P), \min f_3(P). \quad (13)$$

一般情况下, 若模糊模型的均方误差较小, 则其模糊规则和模糊集合数目较多, 而具有较少模糊规则和模糊集合数目的模糊模型, 其均方误差又较大, 即模糊模型的解释性与精确性是相互矛盾的. 因此解释性和精确性的模糊建模是一个典型的多目标优化问题, 通常不存在一个最优解满足式(13), 而是一个 Pareto 最优解集.

基于 Pareto 非支配概念的多目标优化算法有: MOGA, NSGA, NPGA, SPEA 等, 但这些算法都是基于单个种群的优化算法. 为此, 本文提出一种新的基于非支配排序的 Pareto 多目标协同进化算法.

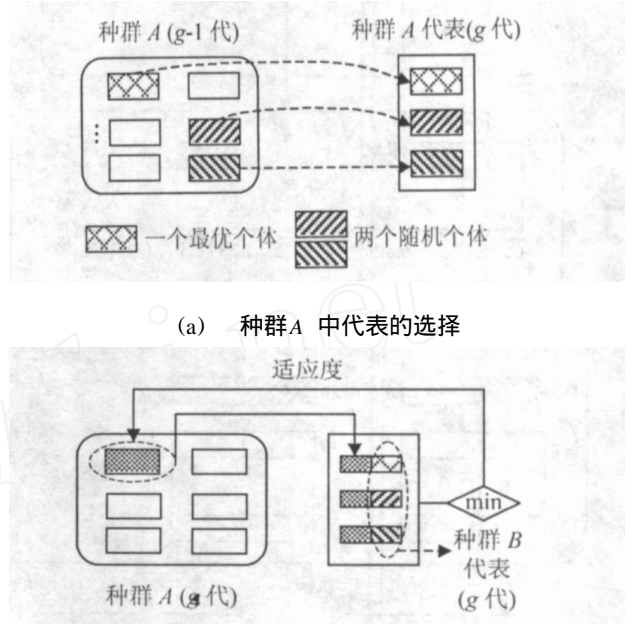
#### 5.3.2 单目标协同进化的多种群合作策略

多种群个体的合作策略一般采用文献[8]的方法, 利用分量加权求和法将多目标转换为单目标, 选择最优个体和部分随机个体作为种群代表, 某种群的个体与其他种群的代表合作, 生成多个模糊模型, 然后计算每个模型的适应度值, 将其中最优秀的适应度值作为该种群个体的适应度值.

现以 5.1 节的两种群(A 和 B) 为例, 具体说明单目标的多种群合作策略. 其中每个种群个体数目为 40, 种群代表数目为 3.

如图 1(a) 所示, 种群 A 的第 1 条染色体表示最优个体, 被选作种群代表; 在其余 39 条染色体中, 随

机选择另外 2 个种群代表. 同理, 完成种群 B 的代表选择.



(a) 种群 A 中代表的选择

(b) 种群 A 中个体适应度的计算

图 1 单目标的多种群合作策略

如图 1(b) 所示, 对种群 A 中的第 1 条染色体和种群 B 的代表, 采用遍历组合法构造 3 个模糊模型, 分别计算 3 个模糊模型对应的适应度值, 将 3 个数值中的最小值作为该染色体的适应度值; 同理, 完成种群 A 中其余染色体的适应度函数计算. 依此类推, 进行种群 B 中染色体的适应度函数计算.

#### 5.3.3 Pareto 多目标的多种群合作策略

Pareto 多目标优化问题通常不存在一个满足所有目标的最优解, 而是一组非支配解. 由于解的非唯一性, 使得上述基于单目标的多种群合作策略无法适用于 Pareto 多目标优化问题. 为此, 本文提出一种新的基于非支配排序的多种群合作策略.

现以 5.1 节的两种群为例, 具体描述基于非支配排序的多种群合作策略, 如图 2 所示. 其中每个种群个体数目为 40, 种群代表数目为 2.

基于 Pareto 协同进化算法的 TS 模糊模型设计步骤如下:

1) 将初始的模糊模型分解编码为各种群的第 1 条染色体, 其他染色体在约束空间内随机生成. 在两个种群中分别选择第 1 条染色体, 并随机选择种群中另外一条染色体, 作为两个种群各自的种群代表.

2) 根据 5.3.2 节的方法, 对种群 A 的所有个体和种群 B 的代表采用遍历组合法, 共计构造 80 个模糊模型. 同理, 种群 B 的所有个体与种群 A 的代表合作, 构造 80 个模糊模型. 由于种群 B 的两个代表所构造的模糊模型与种群 A 个体所构造的模糊模型存

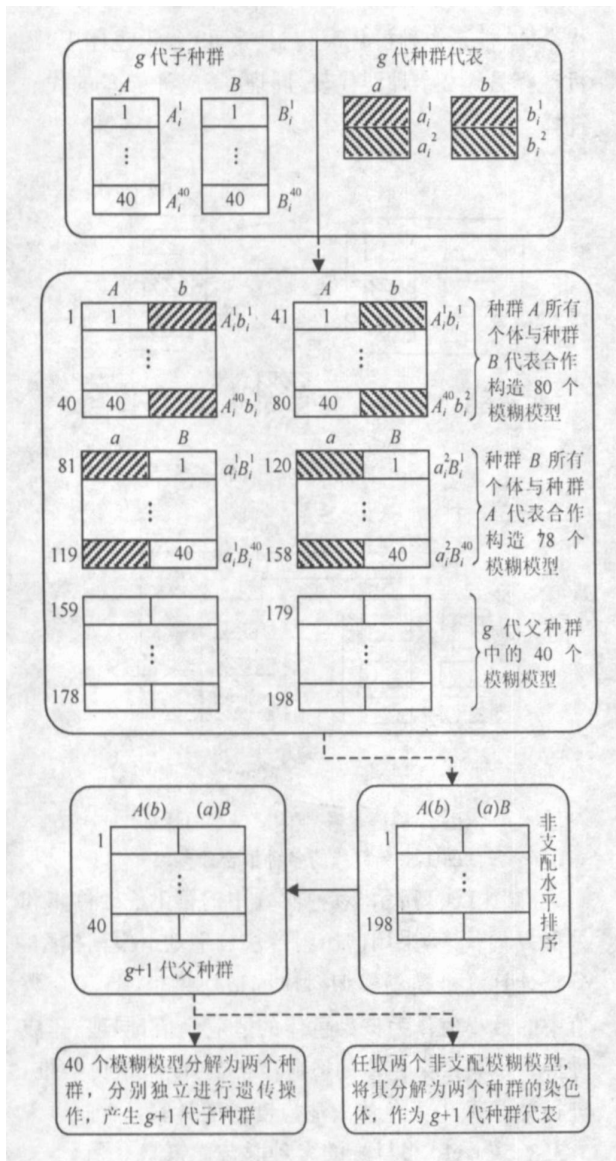


图 2 Pareto 多目标的多种群合作策略

在两个重复的模型, 种群B 实际构造 78 个有效的模糊模型 合计构造 156 个模糊模型

3) 对于多个目标中的每个目标函数(本文具体指精确性、模糊规则数目和模糊集合数目), 分别计算所有模糊模型(本例为 156 个) 的目标函数值, 利用 NSGA-II 算法<sup>[14]</sup> 计算模糊模型的非支配水平和密集距离, 从而实现模糊模型的非支配排序

4) 选取前 40 个经过非支配排序的模糊模型, 将其分解为两个种群的下一代父个体 根据模糊模型 3 个目标函数值, 选择模糊模型中的非支配模糊模型, 并从中任取两个, 将其对应的个体分解, 作为两个种群的代表

5) 对两个种群的 40 条染色体分别进行独立的遗传操作, 以产生子代种群

重复步骤 2) ~ 5), 直至满足中止代数等要求为止 在重复步骤 2) 时, 与第 1 代不同的是, 加入了父代的 40 个模糊模型, 共计 198 个模糊模型

### 5.4 多个种群的遗传操作

Pareto 协同进化算法的遗传操作主要包括选择、交叉和变异 3 种 两类种群都选用二进制锦标赛选择 其中种群A 的交叉操作选用单点交叉, 变异操作选用二进制变异 由于种群B 采用实数编码, 为保证种群个体的多样性和算法的有效性, 对交叉和变异操作均给出几种具体的实现方法 交叉操作有: 离散交叉、算术交叉、启发式交叉; 变异操作有: 单点均匀变异、多点均匀变异 在实际操作过程中, 由算法随机选择

### 6 仿真研究

为检验 Pareto 协同进化算法构造精确性和解释性 TS 模糊系统方法的有效性, 本文对一类二阶合成非线性动态系统进行建模, 仿真程序在 MATLAB 7.0 上运行完成

Pareto 协同进化算法参数设置如表 1 所示 其中模糊集合相似于整个论域融合的阈值设为 0.8

表 1 Pareto 协同进化算法参数设置

参 数	数 值	参 数	数 值
最大进化代数	100	种群A 变异率	0.5
种群初始个体数	40	种群B 交叉率	0.85
种群父代个体数	40	种群B 变异率	0.5
种群子代个体数	40	集合融合阈值	0.4
种群A 交叉率	1	规则融合阈值	1

二阶合成非线性动态系统描述如下:

$$y(k) = g(y(k-1), y(k-2)) + u(k), \quad (14)$$

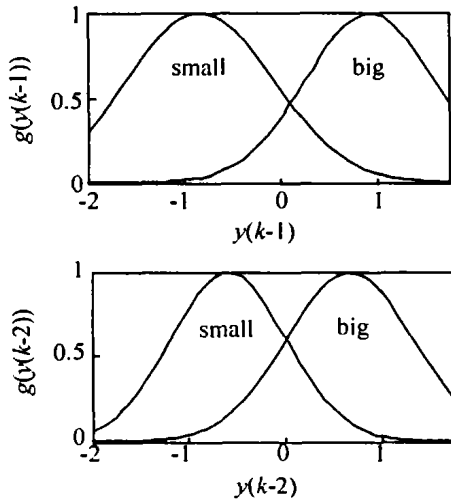
$$g(y(k-1), y(k-2)) = \frac{y(k-1)y(k-2)(y(k-1) - 0.5)}{1 + y^2(k-1) + y^2(k-2)} \quad (15)$$

模糊建模的目标是拟合非线性部分  $g(y(k-1), y(k-2))$ , 400 个采样数据点利用式 (14) 和 (15) 产生 其中 200 个训练数据由输入信号  $u(k)$  均匀分布在  $[-1.5, 1.5]$  中的随机数产生, 200 个检验数据由正弦输入信号  $u(k) = \sin(2\pi k/25)$  产生

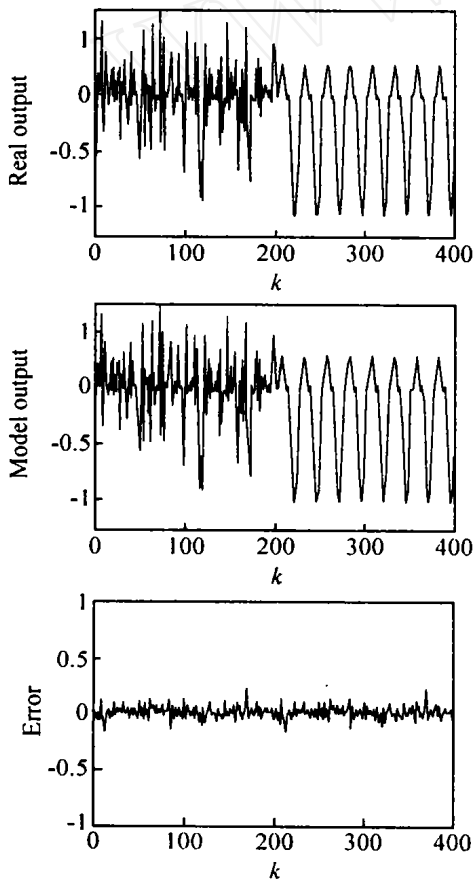
本文采用模糊 GK 聚类和最小二乘法构造初始模糊模型 为了与文献[3, 4] 中的结果进行比较, 初始聚类数设为 5

利用前 200 个训练数据进行建模, 表 2 给出了利用 Pareto 协同进化算法获得的一组 Pareto 最优解 其中解 1 的训练 MSE 为  $5.920e-5$ , 检验 MSE 为  $3.931e-5$ , 说明解 1 的泛化能力较强; 解 1 利用 4 条规则和 4 个模糊集合, 模型的解释性也较好 图 3(a) 给出了解 1 的隶属函数分布, 图 3(b) 给出了模型输出与实际输出的比较

表 2 同时给出了本文方法与其他文献建模方法的性能比较 文献[15] 中两个模型的训练误差比本



(a) 隶属函数分布



(b) 输出结果比较

图 3 解 1 模糊模型

文小,但其检验误差大,存在过拟合问题,且模型使用 20 条以上的规则,解释性较差;文献[4]采用多目标分层遗传算法对模型结构和隶属函数的参数进行优化,算法运行一次可获得一组 Pareto 最优解,多目标分层遗传算法是基于单个种群进化,其精确性最好解的精度比本文差

表 2 合成非线性系统不同建模方法的性能比较

文献	规则数	集合数	训练误差	检验误差
[15]	36	12	2.8e-5	5.1e-5
	23	12	3.2e-5	1.5e-3
	36	12	1.9e-6	2.9e-3
	24	12	2.0e-6	6.4e-4
[3]	5	10	4.9e-3	2.9e-3
	5	10	1.4e-3	5.9e-4
	5	5	8.3e-4	3.5e-4
[4]	5	10	1.403e-3	2.627e-3
	5	3	2.377e-4	3.012e-4
	4	3	5.461e-4	5.436e-4
	4	3	5.609e-4	2.489e-4
本文	5	10	6.0e-3	6.6e-3
解 1	4	4	5.920e-5	3.931e-5
解 2	5	3	2.301e-4	2.290e-3
解 3	4	3	3.383e-4	6.025e-4
解 4	3	3	1.623e-3	1.478e-2

### 7 结 语

本文提出一种可同时构造多个精确性和解释性较好折中的 TS 模糊模型的设计方法,并论述了与之相关的问题。本文方法的优点是: 1) 模糊模型结构和参数同时优化,保证了优化后模型的精确性; 2) 协同进化算法采用一种新的非支配排序的多种群合作策略,算法运行一次可获得一个 Pareto 最优解集,从中选择精确性和解释性较好折中的满意解

### 参考文献 (References)

[1] Setnes M, Babuska R, Kaymak U, et al. Similarity Measures in Fuzzy Rule Base Simplification [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1998, 28 (3): 376-386

[2] Xing Z Y, Jia L M, Zhang Y. A Case Study of Data-driven Interpretable Fuzzy Modeling [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2005, 31 (6): 815-824

[3] Roubos H, Setnes M. Compact and Transparent Fuzzy Models and Classifiers through Iterative Complexity Reduction [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2001, 9 (4): 516-524

[4] Wang H L, Kwong S. Multi-objective Hierarchical Genetic Algorithm for Interpretable Fuzzy Rule-based Knowledge Extraction [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, 149 (2): 149-186

[5] Paiva R P, Dourado A. Interpretability and Learning in Neuro-fuzzy System [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2004, 147 (1): 17-38

[6] Smith S F. *A Learning System Based on Genetic Adaptive Algorithms* [D]. Pittsburgh: Department of Computer Science, University of Pittsburgh, 1980

(下转第 1342 页)

## 参考文献(References)

- [1] 岳超源. 决策理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003  
(Yue C Y. *Decision Making: Theories and Methods* [M]. Beijing: Publishing House of Science and Technology, 2003.)
- [2] Ahn B S, Par K S, Han C H, et al. Multi-attribute Decision Aid under Incomplete Information and Hierarchical Structure[J]. *European J of Operational Research*, 2000, 125(2): 431-439
- [3] Yang J B. Rule and Utility Based Evidential Reasoning Approach for Multiattribute Decision Analysis under Uncertainties[J]. *European J of Operational Research*, 2001, 131(2): 31-61
- [4] Greco S, Matarazzo B, Slowinski R. Rough Sets Methodology for Sorting Problems in Presence of Multiple Attributes and Criteria[J]. *European J of Operational Research*, 2002, 138(2): 247-259
- [5] Iyer N S. A Family of Dominance Rules for Multiattribute Decision Making under Uncertainty[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2003, 33(4): 441-450
- [6] Xu X Z. A Note on the Subjective and Objective Integrated Approach to Determine Attribute Weights[J]. *European J of Operational Research*, 2004, 156(2): 530-532
- [7] Li D F. Multiattribute Decision Making Models and Methods Using Intuitionistic Fuzzy Sets[J]. *J of Computer and System Sciences*, 2005, 70(1): 73-85
- [8] Vapnik V N. An Overview of Statistical Learning Theory[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(5): 988-999
- [9] Vapnik V N. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000  
(Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.)
- [10] Zhao J G, Miao L. Synthetic Evaluation of Enterprises Future Profitability Based on Neural Networks[A]. *Proc of 2003 IEEE Conf on Control Applications*[C]. Dalian, 2003: 358-361
- [11] 刘树林, 邱苑华. 多属性决策基础理论研究[J]. *系统工程理论与实践*, 1998, 18(1): 39-43  
(Liu S L, Qiu W H. Studies on the Basic Theories for MADM [J]. *System Engineering — Theory and Practice*, 1998, 18(1): 39-43.)
- [12] Chalimourda, Scholkopf B, Smola A. Experimentally Optimal  $\nu$  in Support Vector Regression for Different Noise Models and Parameter Setting[J]. *Neural Networks*, 2004, 17(1): 127-141
- [13] Chapelle O, Vapnik V, Bacsquest O, et al. Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machines[J]. *Machine Learning*, 2002, 46(1): 131-159
- [7] Paredis J. *Coevolutionary Computation: Artificial Life* [M]. Cambridge: MIT Press, 1995: 355-375
- [8] Potter M A, De Jong K A. Cooperative Coevolution: An Architecture for Evolving Coadapted Subcomponents[J]. *Evolutionary Computation*, 2000, 8(1): 1-29
- [9] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1985, 15(1): 116-132
- [10] Jin Y. *Advanced Fuzzy System Design and Applications*[M]. New York: Physical-Verl, 2003
- [11] Gustafson D, Kessel W. Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix[A]. *Proc of IEEE Conf on Decision and Control*[C]. San Diego, 1979: 761-766
- [12] Jin Y, Von Seelen W, Sendhoff B. On Generating FC3 Fuzzy Rule Systems from Data Using Evolution Strategies[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1999, 29(6): 829-845
- [13] Ishibuchi H, Nakashima T, Murata T. Performance Evaluation of Fuzzy Classifier Systems for Multidimensional Pattern Classification Problems[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1999, 29(4): 601-618
- [14] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197
- [15] Yen J, Wang L. Application of Statistical Information Criteria for Optimal Fuzzy Model Construction [J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 1998, 6(3): 362-372

(上接第1337页)