

# 基于特征选择和协同模糊聚类的模糊建模研究

祁宏宇<sup>1</sup>, 吴小俊<sup>1</sup>, 王士同<sup>1</sup>, 杨静宇<sup>2</sup>

QI Hong-yu<sup>1</sup>, WU Xiao-jun<sup>1</sup>, WANG Shi-tong<sup>1</sup>, YANG Jing-yu<sup>2</sup>

1. 江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122

2. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094

1. School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China

E-mail: xiaoqi712@163.com

QI Hong-yu, WU Xiao-jun, WANG Shi-tong, et al. Fuzzy modeling based on feature selection and collaborative fuzzy clustering. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(19): 46-49.

**Abstract:** In order to improve the efficiency of fuzzy identification, a new approach to build fuzzy model is proposed. The approach is composed of two phases. The first one is to remove redundant information by feature selection approach using feature similarity. The second one is to identify the initial fuzzy system using the collaborative fuzzy clustering algorithm. The antecedent and consequent parameters of fuzzy model can be optimized. The collaborative fuzzy clustering is applied to extracted features to improve the parameters and efficiency of the fuzzy model. The results of experiments show the effectiveness of the proposed method for fuzzy modeling

**Key words:** Takagi-Sugeno fuzzy model; collaborative fuzzy clustering; feature selection

**摘要:** 为了提高模糊模型辨识效率, 提出了一种新的模糊模型建模方法, 该方法由两步组成: (1) 采用基于特征相似性的特征选择方法, 去除原始数据的冗余; (2) 利用协同模糊聚类与 G-K 相结合的算法初始化模糊模型, 使其前件和后件参数得到优化。采用该算法对有效的特征进行协同模糊聚类, 模型参数得到改善, 提高了模糊模型辨识的效率。模糊建模的实验结果表明了该方法的有效性。

**关键词:** T-S 模糊模型; 协同模糊聚类算法; 特征选择

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.19.014 **文章编号:** 1002-8331(2008)19-0046-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.4

## 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。Takagi 和 Sugeno 于 1985 年提出了著名的 Takagi-Sugeno (T-S) 模糊模型<sup>[1]</sup>。T-S 模糊模型可以任意精度逼近定义在紧集上的非线性函数, 因而引起了人们广泛的关注。为了方便于实际应用, 模糊模型的解释性、精确度、计算的复杂度、可维护性则成为人们研究的重点。随着数据维数的增加和建模复杂性的提高, 降低原始数据维数及消除冗余数据, 选择有效的特征显得尤为重要。

针对以上问题, 这里采用了基于特征相似性的特征选择方法<sup>[2]</sup>。该方法采用最大信息压缩指数, 该指数与特征的相关系数和最小平方回归错误等指数相比较, 具有良好的特性, 更适合于特征的选择。利用此方法作用于原始数据, 有效的去除冗余

数据, 提高了建模的效率。

协同模糊聚类<sup>[3]</sup>是一种利用不同特征子集之间的协同关系进行聚类的一种方法。这种方法可以与其他聚类算法相结合, 从而提高聚类效果。通过协同模糊聚类与其他模糊聚类算法相结合, 利用不同特征子集之间的协同系数, 得到新的模糊划分矩阵。由于模糊划分矩阵是经不同子集间协同系数的影响, 因此要比其他的模糊聚类算法得到的模糊划分矩阵精确, 聚类效果好。

模糊模型的建模, 主要是对模型的前件和后件参数的辨识, 模糊模型的前件和后件参数的确定直接关系到模糊模型的精确度, 从而影响到模糊模型对实际系统的拟合程度。其前件参数和后件参数的辨识一般采取 Gustafson-Kessel (G-K) 模糊聚类算法。而本文在此基础上加入了协同模糊聚类的方法, 使

**基金项目:** 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60472060, No.60572034); 江苏省自然科学基金 (the Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China under Grant No.BK2006081); 2006 年教育部新世纪优秀人才计划项目 (Program for New Century Excellent Talents in University of China)。

**作者简介:** 祁宏宇 (1982-), 女, 硕士, 主要从事人脸验证和模式识别的研究; 吴小俊 (1967-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事神经网络, 模式识别和人工智能的研究; 王士同 (1964-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事神经网络, 模糊系统和模糊人工智能的研究; 杨静宇 (1941-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为计算机视觉, 信息融合, 模式识别和智能机器人等。

**收稿日期:** 2007-09-25 **修回日期:** 2007-12-11

得前件和后件参数更加精确。

## 2 T-S 模糊模型

T-S 模糊模型可看成近似分段线性模型。该模型相当于将输入空间分为若干个模糊子空间, 首先在每个模糊子空间建立一个局部线性模型, 然后使用隶属函数平滑地将各个局部模型连接起来, 从而形成非线性函数的全局模糊模型<sup>[1]</sup>, 其每条规则输出均为精确输出, 仅通过简单的加权平均即可求得系统的整体输出。模糊模型的辨识主要是模糊模型参数的辨识, 参数辨识又分为前件参数和后件参数的辨识, 但是由于后件参数是线性函数而非模糊数, 所以规则不能直接从专家经验和操作数据中得到, 必须通过一定的算法进行提炼。最后根据确定下来的前件后件参数得到整体的输出。

### 2.1 T-S 模型的数学描述

T-S 模型的第  $i$  条规则形式如下:

$$R_i: \text{if } x_{1k} \text{ is } A_{i1}(x_{1k}) \text{ and } \dots \text{ and } x_{nk} \text{ is } A_{in}(x_{nk}) \text{ then } \hat{y}_k = \mathbf{a}_i^T \boldsymbol{\phi}_k + b_i \quad i=1, \dots, c \quad (1)$$

式中:  $R_i$  表示第  $i$  条模糊规则;  $x_{1,k}$  为输入变量;  $\hat{y}_k$  是第  $i$  条模糊规则的输出;  $A_{ij}$  为模糊子集, 其隶属函数中的参数称为前件参数;  $[\mathbf{a}_i^T \ b_i]$  是后件参数。

在 T-S 模糊模型中, 每一条模糊规则描述一个局部线性模型, 然后使用隶属函数平滑地将各个局部模型连接起来, 形成非线性复杂系统的全局模糊模型, T-S 模糊模型的输出可使用如下加权平局法计算得到:

$$\hat{y}_k = \frac{\sum_{i=1}^c w_i \beta_i(x_k) (\mathbf{a}_i^T \boldsymbol{\phi}_k + b_i)}{\sum_{i=1}^c w_i \beta_i(x_k)} \quad (2)$$

式中:  $\beta_i(x_k)$  代表对应此广义输入向量的第  $i$  条规则的适应度, 如下:

$$\beta_i(x_k) = w_i A_i(x_k) = w_i \left( -\frac{1}{2} (x_k - v_i)^T (\mathbf{F}_i)^{-1} (x_k - v_i) \right) \quad (3)$$

式中:  $A_i(x_k)$  表示  $x_k$  对模糊集合  $A_i$  的隶属度函数, 可以采用高斯型、三角型、梯形或钟型函数;  $\mathbf{F}_i$  是聚类协方差矩阵;  $w_i$  是规则的权植。这里模糊集合  $A_i$  的隶属度函数采取高斯隶属度函数:

$$A_{ij}(x_{jk}) = \exp \left( -\frac{1}{2} \frac{(x_{jk} - v_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right) \quad (4)$$

$$\mathbf{F}_i = \begin{bmatrix} \sigma_{1i}^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{2i}^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{ni}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 2.2 模糊参数的辨识

根据一定的算法得到的模糊划分矩阵  $\mathbf{U}=[\mu_{ik}]$ , 聚类协方差矩阵  $\mathbf{F}=[F_1, \dots, F_c]$ , 原形矩阵  $\mathbf{V}=[v_1, \dots, v_c]$ , 一旦  $(\mathbf{U}, \mathbf{F}, \mathbf{V})$  三个元素确定, 规则的前件参数  $(v_i$  和  $\sigma_i)$  和后件参数  $\theta_i=[a_i, b_i]$  就可以算出。

## 3 协同模糊聚类算法

协同模糊聚类<sup>[3]</sup>(collaborative clustering)在普通聚类算法

的基础上, 将数据的特征分成不同的  $p$  个特征子集。每个特征子集的向量个数要相等, 并确定不同特征子集之间的协同系数  $\alpha[ii, kk]$ , 根据协同系数确定不同子集的模糊划分矩阵  $\mathbf{u}[ii]$  和原形矩阵  $\mathbf{v}[ii]$ 。不同特征子集之间的关系强度由协同系数  $\alpha[ii, kk]$  确定,  $\alpha[ii, kk]$  越大, 特征子集之间的协同关系就越强, 对模糊划分矩阵  $\mathbf{u}[ii]$  和原形矩阵  $\mathbf{v}[ii]$  的影响就越大;  $\alpha[ii, kk]$  越小, 则相反。协同模糊聚类算法的目标函数可以表示为:

$$J[ii] = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ik}^2(ii) + \sum_{\substack{ii=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj] \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik}[ii] - \mu_{ik}[jj])^2 D_{ik}^2(ii) \quad ii=1, 2, \dots, p \quad (6)$$

其中: 上式由两部分组成, 第一部分为一般聚类算法的目标函数, 第二部分是各个特征子集的模糊划分矩阵之间的关系而确定。  $\alpha[ii, jj]$  是特征子集  $ii$  与特征子集  $jj$  之间的协同系数  $\mu =$

$$\{\mu_{ik}[ii] \in [0, 1] \sum_{i=1}^c \mu_{ik}[ii] = 1 \quad \forall k \text{ and } \sum_{i=1}^N \mu_{ik}[ii] < N \text{ for } i\}$$

新的目标函数(采用拉格朗日乘子(Lagrange multipliers)):

$$JL[ii] = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ik}^2(ii) + \sum_{\substack{ii=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj] \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik}[ii] - \mu_{ik}[jj])^2 D_{ik}^2(ii) - \lambda \left( \sum_{i=1}^c \mu_{ik}[ii] - 1 \right) \quad (7)$$

分别对  $\mu_{ik}, v_{ij}$  求偏导, 其结果如下:

$$\mu_{ik}[ii] = \frac{\sum_{\substack{jj=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj] \mu_{ik}[jj]}{1 + \sum_{\substack{jj=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj]} + \frac{1}{\sum_{j=1}^c \frac{D_{ik}^2[ii]}{D_{jk}^2[ii]}} \left[ 1 - \sum_{j=1}^c \frac{\sum_{\substack{jj=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj] \mu_{ik}[jj]}{1 + \sum_{\substack{jj=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj]} \right] \quad (8)$$

$$v_{ij}[ii] = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^2[ii] x_{kj}[ii] + \sum_{\substack{jj=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj] \sum_{j=1}^N (\mu_{ik}[ii] - \mu_{ik}[jj])^2 x_{kj}[ii]}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^2[ii] + \sum_{\substack{jj=1 \\ jj \neq ii}}^p \alpha[ii, jj] \sum_{j=1}^N (\mu_{ik}[ii] - \mu_{ik}[jj])^2} \quad (9)$$

其中:  $i=1, 2, \dots, c, j=1, 2, \dots, n, ii=1, 2, \dots, p, D_{ik}^2[ii] = \sum_{j=1}^n (x_{kj}[ii] - v_{ij}[ii]) / \sigma_{ij}^2(ii)$ 。

## 4 基于相似性的特征选择

在模式识别中, 对于具有高维的原始数据, 进行特征选择, 除去冗余数据是一个必要的环节。经特征选择后, 选取类可分离程度高的特征, 用于模糊模型的初始化, 可降低模型的计算复杂度。在基于相似性的特征选择算法中, 采用新的指数  $(\lambda_2)$ , 即: 最大信息压缩指数  $(\lambda_2)$ <sup>[4]</sup>, 判断两个向量间的相似性, 从而去除冗余的特征。最大信息压缩指数  $(\lambda_2)$  是相对于相关系数  $(\rho)$  和最小平方回归错误  $(e)$  的另一种检验向量间关系的指数。当  $\lambda_2=0$  时,  $x, y$  线性相关; 其线性相关性也随着  $\lambda_2$  的增大而减弱。

最大信息压缩指数的定义: 设  $\Sigma$  是向量  $x$  和  $y$  的协方差矩阵, 则最大信息压缩指数  $\lambda_2(x, y)$  等于  $\Sigma$  的最小特征值:

$$2\lambda_2(x, y) = (\text{var}(x) + \text{var}(y)) - \sqrt{(\text{var}(x) + \text{var}(y))^2 - 4\text{var}(x)\text{var}(y)(1 - \rho(x, y)^2)} \quad (10)$$

式中:  $\text{var}()$  是方差;  $\rho(x, y)$  是向量  $x, y$  的相关系数。

特征选择的主要算法: 根据最大信息压缩指数确定两个特

征之间的相似程度,使用k-近邻算法(K Nearest Neighbour)将原特征集分成多个特征子集,从每个特征子集中选取有代表性的特征组成新的特征集,从而实现了特征的缩减。

## 5 初始化模糊模型算法

本文把协同模糊聚类算法和G-K算法相结合,前件参数和后件参数的辨识同时进行。通过不断的迭代,更新 $(U, F, V)$ ,最终得到前件参数和后件参数,再由参数得到整体输出。给定数据集 $data=\{z_k|k=1, 2, \dots, n\}$ ,其中 $z_k=[x_k^T, y_k^T]^T$ , $x_k$ 为输入数据, $y_k$ 为类别数据。通过前后件参数输出仿真的类别数据。

### 步骤1 初始化

$newdata=FSFS(data)$ ; //利用特征选择函数FSFS对数据 $data$ 进行特征的选取,并返回已分好组的数据 $newdata$

$\mu=FCM(newdata)$ ; //利用FCM聚类算法计算出每个特征子集的模糊划分矩阵 $U[ii]$

$\alpha=\text{rand}(p, p)$ ; //给协同系数矩阵 $\alpha$ 赋值,矩阵中的元素均大于0,且 $\alpha[i, j]=\alpha[j, i]$

### 步骤2 更新 $(U, F, V)$

While  $distance > r$  //r为阈值

$old \mu = \mu$ ;

for  $ii=1:p$

$$v_{[ii]} = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik} [ii] x_k}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik} [ii]} \quad // \text{计算前件参数:原形矩阵}$$

//计算前件参数:协方差矩阵

$$\sigma_{ij}^2 [ii] = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik} [ii] (x_{jk} - v_{ij} [ii])^2}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik} [ii]} \quad 1 \leq i \leq c \quad ii=1, 2, \dots, p \quad (11)$$

//根据最小二乘法估算每个特征子集后件参数

$$\theta [ii] = (\Phi_c^T [ii] \beta_i [ii] \Phi_c [ii])^{-1} \Phi_c^T [ii] \beta_i [ii] y \quad (12)$$

$$w_i [ii] = \frac{p_i [ii]}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det(F_i [ii])}} \quad // \text{每个特征子集的规则}$$

的权重

$$p_i [ii] = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mu_{ik} [ii] \quad // \text{计算概率样本点与原形矩阵中}$$

元素之间的聚类

$$\frac{1}{D_{ik}^2 [ii]} = w_i [ii] \prod_{j=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x_{jk} - v_{ij} [ii])^2}{\sigma_{ij}^2 [ii]}\right) \quad (15)$$

$$\mu_{ik} [ii] = \frac{1}{\sum_j (D_{ik} [ii] / D_{jk} [ii])^{2/(m-1)}} \quad // \text{更新模糊划分矩阵} \quad (16)$$

endfor

$$distance = \sqrt{\frac{1}{c * N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (old \mu_{ik} - \mu_{ik})^2}$$

endwhile

步骤3 根据前件参数后件参数计算输出,参见公式(2)。

## 6 实验结果与分析

为了检验此算法构建模糊模型的有效性,本文对汽车每

英里的耗油量(MPG, Miles Per Gallon), Housing, box-jenkins, Cancer等数据进行训练和测试,在MATLAB 7.0运行完成。各个数据集的描述如下:

(1)MPG:它由392个样本组成,每个样本由8个特征,根据所给的特征,如:汽车重量,生产时间等,预测汽车的耗油量。其数据地址:<http://ftp.ics.uci.edu/pub/machine-learning-databases/auto-mpg>。

(2)Cancer:著名的Wisconsin breast cancer数据集有9个特征,683个样本,共分为两类,根据其他的特征预测类别特征。其数据地址:<http://www.aialab.si/orange/doc/datasets/breast-cancer-wisconsin-cont.tab>。

(3)Housing:有506个样本,14个特征。根据其他特征预测房子的价钱。其数据地址:<http://ftp.ics.uci.edu/pub/machine-learning-databases/housing>。

(4)Box-jenkins:这是一个窑炉控制系统的蒸汽流量和CO<sub>2</sub>浓度之间的非线性关系采样数据,此数据集由296对输入输出数据组成。输入量是煤气气体的流速,由10个特征。输出量是CO<sub>2</sub>的浓度。

模糊模型的辨识结果由均方根误差(RMSE)来衡量:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2}{N}} \quad (18)$$

式中: $y_k$ 为系统实际输出矢量, $\hat{y}_k$ 为模型输出矢量, $N$ 为样本数据个数

采用本文算法(F-COLL-GK)与其他算法(GK, COLL-GK, F-GK)对以上数据进行模糊辨识。不同算法对数据的训练均方根误差和测试均方根误差对比如表1所示。

表1 不同方法在不同的数据下的训练RMSE和测试RMSE对比

数据集	方法	训练RMSE	测试RMSE
MPG D=8, n=392	GK	3.39	3.05
	COLL-GK	2.44	2.57
	F-GK	3.45	3.08
Cancer D=10, n=683	F-COLL-GK(d=5)	2.49	2.61
	GK	0.20	0.19
	COLL-GK	0.17	0.18
Housing D=14, n=506	F-GK	0.18	0.17
	F-COLL-GK(d=8)	0.16	0.16
	GK	4.65	4.59
Box-jenkins D=11 n=296	COLL-GK	3.95	4.31
	F-GK	4.95	4.99
	F-COLL-GK(d=11)	3.39	3.82
	GK	0.24	0.23
	COLL-GK	0.25	0.22
	F-GK	0.25	0.23
	F-COLL-GK(d=7)	0.24	0.22

由表1可以看出,利用G-K聚类算法获得的模糊模型,与其他算法构建的模型相比,其训练RMSE和测试RMSE比较高。将协同模糊聚类方法同G-K聚类算法相结合(COLL-GK),通过特征子集之间对模糊划分矩阵和原形矩阵的影响,获得较精确的前后件参数,拟合结果要好于G-K聚类算法。但在此基础上,对数据先进行特征选择(F-COLL-GK),选取类可分离程度高的特征进行建模,训练和测试的RMSE要小于其他结果。

同时可以看出,只采用相似性特征选择方法对数据进行特征选择,利用G-K聚类算法建模(F-GK),训练RMSE和测试RMSE并没有明显的提高。但将G-K聚类算法和协同模糊聚

类算法结合, 其训练 RMSE 和测试 RMSE 有明显的改善。

这里以 MPG 为例, 模糊建模的目标是: 用 MPG 的 2~8 个特征, 拟合第 1 个特征, 即: 汽车的耗油量。初始化条件为  $p=2$ ,  $\alpha[1, 2]=\alpha[2, 1]=0.1$ ; 且其中 196 个做训练数据, 取 131 个做测试数据。经特征选择, 由原始数据的 8 个特征, 缩减到 5 个特征, 分别为: 2, 3, 4, 5, 7; 并分成 2 个特征子集, 其中 2、5、7 为第 1 子集, 3、4、5 为第 2 子集。采用第 1 个特征子集所获得的参数对数据进行测试, 图 1、图 2 分别为 2 个方法对 MPG 数据的输出比较图。

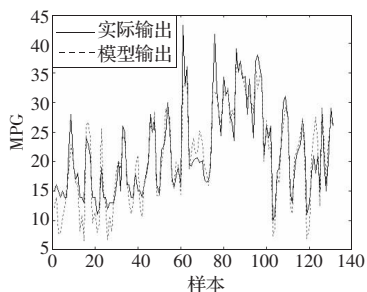


图 1 GK 算法对 MPG 数据的输出比较图

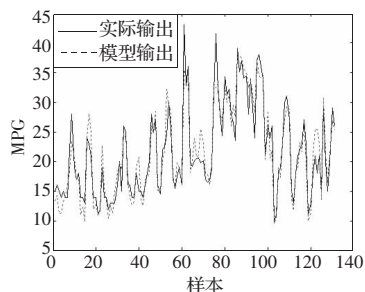


图 2 C-COLL-GK 算法对 MPG 数据的输出比较图

由图 1、图 2 可以看出, 利用本文提出的算法建立的模型对 MPG 数据进行拟合, 结果明显好于用 G-K 算法的拟合效果。尤其在 G-K 算法出现较大误差的数据上, C-COLL-GK 算法则能够缩小误差, 所以改进后的方法具有更好的验证效果。

## 7 结论

本文在 T-S 模糊模型中采用了协同模糊聚类同 G-K 聚类

(上接 40 页)

必对状态的重要性进行区分, 因而就不需要对环境进行额外的探索; 不需要确定空间中的瓶颈状态, 因而在复杂的非规则障碍空间中不会失效。实验表明, 不论在障碍物是否规则的情况下, 由于 Option 的创建, 该算法都能有效地提高基于 Option 的 HRL 算法的学习性能。

## 参考文献:

- [1] Sutton R S, Precup D, Singh S P. Between MDPs and Semi-MDPs: a framework for temporal abstraction in reinforcement learning[J]. *Artificial Intelligence*, 1999, 112(1/2): 181-211.
- [2] Parr R. Hierarchical control and learning for Markov decision processes[D]. Berkeley: University of California, 1998.
- [3] Dietterich T G. Hierarchical reinforcement Learning with the MAXQ value function decomposition[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2000, 13: 227-303.
- [4] McGovern A, Barto A. Autonomous discovery of subgoals in rein-

算法相结合的方法, 强调了不同特征子集之间的相关性, 对 T-S 模糊模型进行初始化并对其前件和后件参数进行辨识。用相似性特征选择方法对数据处理, 降低了数据的维数, 选择出类可分离程度高的特征, 减小了 T-S 模型的建模的复杂度。最后, 利用该方法对 the Automobile MPG (Miles Per Gallon) 等数据进行辨识, 仿真结果验证了该方法的有效性。

但本文同样存在一些问题: 在对数据进行特征选择时,  $p$  值和每组内向量个数的确定, 影响到模式识别的结果; 同时选择哪一个数据子集的参数对数据进行检验也会影响到最后的识别效果。这两个方向的问题有待于进一步的研究。

## 参考文献:

- [1] Abonyi J, Roubos J A. Compact TS-fuzzy models through clustering and OLS plus FIS model reduction [C]//Proc of IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Sydney, Australia, 2001.
- [2] mitra P, Pal S K. Unsupervised feature selection using feature similarity[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(3): 301-312.
- [3] Pedrycz W. Collaborative fuzzy clustering[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, 23(14): 1675-1686.
- [4] 张永, 邢宗义, 向峥嵘, 等. 基于 Pareto 协同进化算法的 TS 模糊模型设计[J]. *控制与决策*, 2006, 21(12): 1332-1338.
- [5] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [6] Abonyi J, Babuska B, Szeifert F. Modified gath-geva fuzzy clustering for identification of Takagi-Sugeno fuzzy models [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2002, 32(5): 612-621.
- [7] Bargiela A, Pedrycz W. A model of granular data: a design problem with the Tchebyshev FCM[J]. *Source, Soft Computing—A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications Archive*, 2005, 9(3): 155-163.
- [8] Xing Zong-yi, Jia Li-min, Zhang Yong, et al. A case study of data-driven interpretable fuzzy modeling[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2005, 31(6): 815-824.
- [9] Porter R, Canagarajah N. A robust automatic clustering scheme for image segmentation using wavelets[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(4): 662-665.
- [10] 黄金杰, 李士勇, 蔡云泽. 一种建立粗糙数据模型的监督模糊聚类方法[J]. *软件学报*, 2005, 16(5): 744-753.

forcement learning using deverse density [C]//Proceedings of the 8th International Conference on Machine Learning. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2001: 361-368.

- [5] Menache I, Mannor S, Shimkin N. Q-cut: dynamic discovery of subgoals in reinforcement learning [C]//LNCS 2430: Proc of the 13th ECML, 2002: 295-306.
- [6] 沈晶, 顾国昌, 刘海波. 分层强化学习中的 Option 自动生成算法[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(34): 4-6.
- [7] 王本年, 高阳. 面向 Option 的  $k$ -聚类 Subgoal 发现算法[J]. *计算机研究与发展*, 2006, 43(5): 851-855.
- [8] Deneubourg J L, Goss S, Franks N, et al. The dynamics of collective sorting Robot-like ants and ant-like robots [C]//Meyer J A, Wilson S. Proceedings of the First International Conference on Simulation Adaptive Behaviours From Animals to Animals. Cambridge MA, J MIT Press, 1991: 356-365.
- [9] Lin L G. Self-improving reactive agents based on reinforcement learning, planning and teaching[J]. *Machine Learning*, 1992, 8(3/4): 293-321.