

文章编号: 1001-0920(2009)03-0435-05

## 二型模糊系统的规则提取算法

张伟斌<sup>1,2</sup>, 胡怀中<sup>1</sup>, 刘文江<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049; 2. 太阳计算机系统(中国)有限公司, 北京 100084)

**摘要:** 模糊规则提取是建立二型模糊系统需要解决的关键问题. 提出一种改进的基于  $c$  均值模糊聚类算法(FCM)的二型模糊规则提取方法. 该方法借助于二型模糊集隶属度函数的期望与次隶属度函数值之间的联系, 能克服已有算法忽略二型模糊集次隶属度函数对模糊聚类结果的影响. 仿真实例表明, 该算法能成功地提取二型模糊规则, 比 FCMV 算法具有更好的性能和收敛性.

**关键词:** 二型模糊系统; 隶属度函数; 模糊聚类; 规则提取

**中图分类号:** TP273.4

**文献标识码:** A

### Rules extraction algorithm of type-2 fuzzy systems

ZHANG Wei-bin<sup>1,2</sup>, HU Huai-zhong<sup>1</sup>, LIU Wen-jiang<sup>1</sup>

(1. School of Electronic and Information, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Sun Microsystems, Beijing 100084, China. Correspondent: ZHANG Wei-bin, E-mail: aerocraftz@hotmail.com)

**Abstract:** Rules extraction is a key issue to type-2 fuzzy logic system (T2FLS). A general algorithm to extract rules from type-2 fuzzy sets base on fuzzy  $c$  means (FCM) clustering algorithm is proposed. The shortcomings of existing algorithms which neglect the effect of secondary membership function to fuzzy clustering in rules extraction are overcome according to the connection between the expectation of primary membership function and values of secondary membership function. The simulation results indicate that the proposed algorithm can extract type-2 fuzzy rules successfully and has better performance in convergence than FCMV.

**Key words:** Type-2 fuzzy system; Membership function; Fuzzy clustering; Rules extraction

### 1 引言

二型模糊逻辑是在传统的一型模糊逻辑的基础上扩展出的研究方向, 适用于具有复杂不确定性的情况<sup>[1]</sup>. 二型模糊逻辑丰富了模糊控制的理论和方法, 并且提升了模糊控制的效果<sup>[2,3]</sup>. 然而, 目前的二型模糊规则提取方法多为一型模糊规则提取算法的简单改进或直接应用, 忽略了二型模糊集的特点——次隶属度函数的作用.

本文在模糊  $c$  均值聚类算法的基础上, 借助于二型模糊集隶属度函数的期望与次隶属度函数值之间的联系, 提出一种可应用于一般二型模糊系统的二型模糊规则提取算法, 克服了现有算法忽略次隶属度函数的不足.

### 2 二型模糊系统

传统的一型模糊集应用确定的数值作为隶属度, 描述模糊集的不确定性, 但在处理复杂不确定性

问题时, 往往不能获得满意的解决方案; 基于一型模糊集的模糊系统也不能很好地处理复杂不确定性问题. 二型模糊集应用模糊集来描述隶属度, 大大增强了不确定性的表达能力; 基于二型模糊集的二型模糊控制系统能很好地处理具有高度不确定性的问题.

将一型模糊集合进行扩展, 可进一步得出集合中隶属度的模糊程度, 从而使描述对象的模糊性大大增强. 这种扩展的模糊集合称为二型模糊集合, 基于二型模糊集合建立的系统称为二型模糊系统. 二型模糊系统适合于处理很难用数学语言描述的时变问题, 比如机器人移动控制<sup>[4]</sup>等. 二型模糊系统的基础是二型模糊集合理论<sup>[1]</sup>, 其定义、运算和操作与一型模糊集合都有很大的不同.

**定义 1** 如果  $\bar{A}$  是定义域在  $X$  上的二型模糊集,  $x \in X$ , 则

收稿日期: 2008-04-15; 修回日期: 2008-09-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60174030).

作者简介: 张伟斌(1975—), 男, 陕西咸阳人, 博士生, 从事智能控制、软件工程的研究; 刘文江(1935—), 男, 福州人, 教授, 博士生导师, 从事数据融合、控制理论等研究.

$$\bar{A} = \{((x, u), \mu_{\bar{A}}(x, u)) \mid \forall x \in X, \forall u \in J_x \subseteq [0, 1]\}. \quad (1)$$

二型模糊系统的构造与一型模糊系统相似,一般包括输入模糊器、规则库、推理引擎、降型器和精确器。

### 3 二型模糊规则及其提取算法

二型模糊系统的建模需要确定一些关键特征,包括模糊模型的结构,模糊推理引擎,前件和后件中二型模糊集的参数描述。确定这些特征的方法通常是挖掘输入输出中的数据,确定所需的系统参数,从而产生相应的模糊规则。

模糊规则用来处理模糊系统的输入。设二型模糊系统的规则数为  $M$ , 每条规则有  $p$  个前件, 定义第  $l$  条规则为  $R^l$ , 则二型模糊规则  $R^l$  为

$$\text{If } x_1 \text{ is } \tilde{F}_1 \text{ and } x_2 \text{ is } \tilde{F}_2 \text{ and } \dots \\ \text{and } x_p \text{ is } \tilde{F}_p, \text{ Then } y^l = \tilde{G}^l. \quad (2)$$

其中  $x_i$  为输入的第  $i$  个分量;  $\tilde{F}_i$  为第  $l$  条规则的第  $i$  个前件分量, 是与  $x_i$  对应的二型模糊集;  $\tilde{G}^l$  为第  $l$  条规则的输出函数。

模糊规则提取是模糊系统建模的重要步骤, 通常使用的方法包括专家方法、模糊聚类等。模糊聚类是从输入输出数据中挖掘系统特征的有效方法, 可对输入和输入数据进行无监督分类, 将给定的数据集按相似的原则划分到不同的组中。目前, 模糊  $c$  均值聚类算法 (FCM) 提取一型模糊规则得到广泛的应用<sup>[5]</sup>。对于二型模糊系统, 尚无成熟的模糊规则提取算法。一些学者经过研究, 提出一些初步算法, 即从输入数据中提取规则<sup>[6]</sup>。

在最新的二型模糊系统研究中, Liu 等<sup>[3]</sup> 将二型模糊系统应用于双足机器人的控制, 并提出一种改进的模糊聚类算法 (FCMV), 用于二型模糊系统的建模。Liu 等认为除了均值以外, 离散程度的描述对于获取不确定性的程度也很重要; 在二型模糊系统中, 需要估计方差来获得均值的离散程度, 进一步得到模糊规则的不确定性信息。FCMV 算法可同时得到聚类的均值和方差。该算法引入可移动聚类中心的概念, 不必预先指定聚类的数目。

与其他二型模糊系统建模的研究类似, 文献[3]避开对二型模糊集的次隶属度函数的讨论, 在得到聚类结果之后, 直接引入概率密度函数  $\bar{A}_k(X, c_k)$  ( $i = 1, 2, \dots, \bar{C}$ ) 来代替次隶属度函数。其中

$$\bar{A}_k(X, c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_k} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{X - c_k}{\sigma_k} \right)^2}, \quad (3)$$

式中  $c_k$  是二型模糊集  $\bar{A}_k$  的隶属度函数的中心。

实际上, 该算法通过补充概率密度函数的方式, 所体现的是具有最大可能性的情况, 与二型模糊集

次隶属度函数的意义有所不同。算法的各个步骤中并未体现出二型模糊集的作用, 也未涉及到二型模糊集的特征——次隶属度函数, 因而 FCMV 本质上仍是针对一型模糊系统的一种系统建模方法。

### 4 次隶属度函数的作用

通过 FCM 提取模糊规则进行系统建模, 无疑是一种可行的方法。问题是提取二型模糊集的规则应体现出二型模糊集的特征, 这与一型模糊集的规则提取过程必然有所不同。具体说就是提取方法需要考虑二型模糊集与一型模糊集的区别, 即次隶属度函数的影响。一型模糊系统的 FCM 算法通常仅考虑主隶属度和聚类中心, 不涉及次隶属度函数。那么次隶属度函数在 FCM 算法中应如何体现? 本节从二型模糊集的主隶属度函数的期望与次隶属度函数值之间的关系着手, 对这一问题进行探讨。

设二型模糊集的隶属度值为  $u$ ,  $u$  本身是一型模糊集。在应用 FCM 对二型模糊集进行聚类时, 讨论  $u$  的某个取值并无意义, 有意义的是  $u$  的期望。根据  $u$  为连续或者离散的情况, 对  $u$  计算期望, 然后进行目标函数的推导, 这应是二型模糊集聚类的正确方法。从这一思路出发, 本文推导出适用于二型模糊系统建模的改进的 FCM 算法。

根据二型模糊集的定义, 可知  $u$  的期望  $\bar{u}$  在连续情况下为

$$\bar{u} = \int f(x) \mu(x) dx; \quad (4)$$

在离散情况下为

$$\bar{u} = \sum f(x) \mu_k, \quad k = 1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

其中  $\mu$  为次隶属度函数。

根据上述分析, 模糊聚类的目标函数可表示为

$$F(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n (\bar{u}_{ik})^m |x_k - v_i|^{\frac{2}{Q}}, \\ 1 < m < \dots. \quad (6)$$

设  $d_{ik} = |x_k - v_i|^{\frac{2}{Q}}$ , 则式(6)变为

$$F(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n (\bar{u}_{ik})^m d_{ik}^2, \\ 1 < m < \dots. \quad (7)$$

首先考虑次隶属度函数为离散函数的情况, 即

$$\bar{u}_{ik} = \sum_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj}, \quad (8)$$

其中  $p$  为次隶属度函数值总数。

应用拉格朗日乘法进行求解, 得到方程

$$F = \sum_{i=1}^c (\bar{u}_{ik})^m d_{ik}^2 + \left( \sum_{i=1}^c \bar{u} - 1 \right). \quad (9)$$

分别对式(9)中  $\bar{u}_{ik}$  和  $\bar{u}$  取偏导求极值, 得

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial} = \prod_{i=1}^c \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} - 1, \\ \frac{\partial F}{\partial \mu_{ikj}} = m \left[ \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} \right]^{m-1} f_j(\bar{A}_k) d_{ik}^2 + f_j(\bar{A}_k), \\ \frac{\partial \mu_{ikj}}{\partial \bar{u}_{ik}} = \frac{1}{d \bar{u}_{ik} / d \mu_{ikj}} = \frac{1}{f_j(\bar{A}_k)}. \end{cases} \quad (10)$$

通常可认为同一次隶属度函数的概率密度函数相同,即

$$f_j(\bar{A}_k) = f(\bar{A}_k), \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, p\}. \quad (11)$$

代入式(10),得方程组

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial} = \prod_{i=1}^c \prod_{j=1}^p f(\bar{A}_k) \mu_{ikj} - 1 = 0, \\ \frac{\partial F}{\partial \mu_{ikj}} = m \left[ \prod_{j=1}^p f(\bar{A}_k) \mu_{ikj} \right]^{m-1} d_{ik}^2 + f(\bar{A}_k) = 0. \end{cases} \quad (12)$$

解得

$$\mu_{ikj} = 1 / f(\bar{A}_k) \prod_{l=1}^c \left[ \frac{d_{ik}}{d_{lk}} \right]^{\frac{2}{m-1}}. \quad (13)$$

从而

$$\begin{aligned} \bar{u}_{ik} &= \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} = f(\bar{A}_k) \prod_{j=1}^p \mu_{ikj} = \\ &= 1 / \prod_{l=1}^c \left[ \frac{d_{ik}}{d_{lk}} \right]^{\frac{2}{m-1}}. \end{aligned} \quad (14)$$

用类似的方法求解  $F(U, V)$  为最小值时  $v_i$  的值. 令

$$\frac{\partial}{\partial v_i} F(U, V) = 0, \quad (15)$$

则得

$$\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m \frac{\partial}{\partial v_i} [ (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) ] = 0, \quad (16)$$

$$\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m [ -2A(x_k - v_i) ] = 0, \quad (17)$$

$$\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m (x_k - v_i) = 0. \quad (18)$$

因而

$$v_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m} \sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m x_k. \quad (19)$$

结合式(8),有

$$\begin{aligned} v_i &= \frac{1}{\sum_{k=1}^n \left[ \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} \right]^m} \times \\ &\quad \sum_{k=1}^n \left[ \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} \right]^m x_k. \end{aligned} \quad (20)$$

至此,便得到了关于二型模糊隶属度和概率密

度的模糊聚类表达式.

类似地,设次隶属度函数的概率密度为连续函数

$$\bar{u}_{ik} = \int f(\bar{A}_k) \mu_{ik, x_j} dx_j, \quad (21)$$

则有

$$\begin{aligned} v_i &= \frac{1}{\sum_{k=1}^n \left[ \int f(\bar{A}_k) \mu_{ik, x_j} dx_j \right]^m} \times \\ &\quad \sum_{k=1}^n \left[ \int f(\bar{A}_k) \mu_{ik, x_j} dx_j \right]^m x_k. \end{aligned} \quad (22)$$

### 5 一般二型模糊规则提取算法

根据第 4 节的结论,参考 FCMV 算法中处理可移动聚类中心和引入聚类离差,本文提出针对一般二型模糊规则提取的模糊聚类算法.限于篇幅,仅讨论次隶属度函数为离散的情况.算法描述如下:

设  $[x_1, x_2, \dots, x_p]$  为  $p$  维二型模糊数据集,具有离散型次隶属度函数,其概率密度为  $f(\bar{A}_k)$ . 聚类中心可用一组可移动的聚类中心  $v_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,p}]$  来表示,聚类优化目标为式(6).其中

$$U = [\bar{u}_{ik}], \quad V = [v_i], \quad (23)$$

权重矩阵  $Q \in R^{n \times n}$  为对称正定矩阵,  $\bar{u}_{ik}$  为第  $i$  个可移动向量到第  $k$  组训练数据的隶属度.

算法的详细步骤如下:

Step1: 选择正矩阵  $Q_m$  ( $1 < m < \infty$ ) 和正常数  $\lambda > 0$ . 初始化  $U^{(s)} \in R^{n \times n}$  和  $V^{(s)} \in R^{n \times n}$ , 设迭代指数  $s = 0$ , 聚类可移动中心向量

$$\begin{aligned} v_i^{(0)} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^n \left[ \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} \right]^m} \times \\ &\quad \sum_{k=1}^n \left[ \prod_{j=1}^p f_j(\bar{A}_k) \mu_{ikj} \right]^m x_k. \end{aligned} \quad (24)$$

Step2: 根据下式计算隶属度均值:

$$\bar{u}_{ik} = \frac{(1/\sum_{k=1}^n (x_k - v_i)^2)^{1/m-1}}{\left( \frac{1}{\sum_{i=1}^n (x_k - v_i)^2} \right)^{1/m-1}}. \quad (25)$$

Step3: 在第  $s$  次迭代时,根据下式计算新的隶属度均值矩阵  $U^{(s)}$ :

$$I_k = \{i \mid 1 \leq i \leq n, x_k - v_i = 0\}, \quad (26)$$

$$\tilde{I}_k = \{1, 2, \dots, n\} - I_k. \quad (27)$$

若  $I_k = \emptyset$ , 则

$$v_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m} \sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m x_k, \quad k = 1, 2, \dots, n; \quad (28)$$

若  $I_k \neq \emptyset$ , 则

$$u_{i,k} = 0, \quad u_{i,k} = 1, \quad \forall i \in \tilde{I}_k. \quad (29)$$

Step4: 计算距离  $d_{ij} = |v_i^{s+1} - v_j^s|$ . 如果  $d_{ij} > \epsilon$ , 则令  $s = s + 1$ , 转 Step2; 否则, 转 Step5.

Step5: 计算可移动聚类中心  $v_i$ , 并比较向量  $v_i$  之间的相关度

$$K_j = \{i \mid 1 \leq i \leq n, |v_i - v_j| = 0\}, \quad (30)$$

$$\bar{K}_j = \{1, 2, \dots, n\} - K_j. \quad (31)$$

若  $K_j = \emptyset$ , 则

$$r_{i,j} = \frac{(1/n) |v_i - v_j|^{2/m-1}}{\sum_{i=1, i \neq j}^n (1/n) |v_i - v_j|^{2/m-1}}; \quad (32)$$

若  $K_j \neq \emptyset$ , 则

$$\forall i \in \bar{K}_j, r_{i,j} = \exp\left(-\frac{|v_i - v_j|^{2/m-1}}{2b^2}\right), \quad (33)$$

$$\forall i \in K_j, r_{i,j} = 1. \quad (34)$$

其中  $b$  为高斯函数的宽度.

Step6: 根据式(25) 计算隶属度均值.

Step7: 如果  $|v_i^{(s+1)} - v_i^{(s)}| > \epsilon$ , 则转 Step5; 如果  $0 < |v_i^{(s+1)} - v_i^{(s)}| < \epsilon$ , 且  $\bar{v}_i = 0$ , 则令  $\bar{v}_i = v_i$ , 转 Step5; 如果  $|v_i^{(s+1)} - v_i^{(s)}| = 0$ , 则转 Step8.

Step8: 原始数据  $v_i$  及其收敛向量已划分到同一类中, 收敛向量  $c_k (k = 1, 2, \dots, \bar{c})$  为聚类中心, 这里  $\bar{c}$  为聚类总数. 根据下式计算聚类中心均值的离差:

$$v_{i,k} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (u_{ik})^m |v_i - c_k|^{2/m-1}}{\sum_{i=1}^n (u_{ik})^m}}, \quad (35)$$

其中

$$u_{ik} = \frac{(1/\bar{c}) |v_i - c_k|^{2/m-1}}{\sum_{k=1}^{\bar{c}} (1/\bar{c}) |v_i - c_k|^{2/m-1}}. \quad (36)$$

通过以上改进算法, 便可得到聚类中心  $c_k$  和聚类中心的方差  $v_{i,k}$ . 根据聚类所得的聚类中心  $c_k$  和聚类中心的方差  $v_{i,k}$ , 以及对应的次隶属度函数值, 便可得到相应的 IF-THEN 规则.

FCM 算法的收敛性研究表明<sup>[7]</sup>: FCM 算法能从任意给定初始点开始, 沿一个迭代子序列收敛到其目标函数的局部极小点或鞍点. 根据次隶属度函数与模糊聚类结果之间的关系, 本文提出的改进 FCM 算法合理地选择迭代初值, 符合 FCM 算法收敛性的要求.

## 6 应用与仿真

与一型模糊控制相比, 二型模糊控制能控制具有复杂不确定性的对象, 并能适应不同条件下的控制需要. 与传统的模糊控制类似, 二型模糊系统也需要确定输入输出变量, 建立模糊规则.

本文对提出的二型模糊规则提取算法使用

Matlab7 进行实例仿真测试, 以验证其实际效果. 仿真实例是某交叉路口的交通信号控制系统, 该控制系统应用二型模糊控制完成相位和绿灯延时的控制, 以减少车辆排队等待时间, 提高通行效率.

仿真所采取的信号模糊控制方法参见文献[8]. 绿灯相位和时长可变, 变化的依据是处于绿灯相位的等待队列长度  $Q_g(t)$  与处于红灯相位的最长等待队列长度  $Q_r(t)$  的比较结果. 模糊输入为  $Q_g(t)$  和  $Q_r(t)$ , 输出为绿灯相位的延长时间.

为了进行对比, 分别应用本文提出的算法和 FCMV 算法提取模糊规则, 建立模糊控制系统. 表达路口等待队列的二型模糊集, 可用  $l$  等待队列长度均值, 等待队列长度方差, 次隶属度函数值 3 个要素来描述.  $Q_g(t)$  和  $Q_r(t)$  的构造遵循下述步骤:

设  $t$  时刻路口各车道等待车流数为  $Q_{ij}(t)$ ,  $i$  {东, 南, 西, 北},  $j$  {左转, 直行}, 令每条车道最大可等待的车辆数为  $Q_{limit}$ . 路口每个方向  $i$  在时刻  $t$  有 2 个队列: 直行方向队列  $Q_{i,through}(t)$  和左转方向队列  $Q_{i,left}(t)$ . 队列中车辆数随时间而变化, 是以下 3 个变量的函数:

- 1)  $t - t_0$  时刻该队列的车辆数;
- 2)  $(t - 1)$  时段驶入该车道的车辆数;
- 3) 绿灯信号的长短.

设定最短绿灯时间  $T_{min}$ , 最长绿灯时间  $T_{max}$  和驾驶员等待承受阈值  $T_{limit}$ . 计算各相位对应车道等待车辆长度之和, 作为该相位的等待车辆长度, 并对其排序. 计算出各车道从上次该车道放行结束到现在的时间间隔  $t_{i,j}$ ,  $i$  {东, 南, 西, 北},  $j$  {左转, 直行}.

按相位等待车辆长度排序, 将最大值归入绿灯相位集合  $N_{green}$ , 其余值归入红灯相位  $N_{red}$ . 给定  $N_{green}$  中相位最短绿灯时间  $T_{min}$ , 在  $T_{min}$  即将结束时, 计算  $N_{green}$  中相位等待车辆长度, 记为  $Q_g(t)$ ; 计算集合  $N_{red}$  中各相位等待车辆长度最大值, 记为  $Q_r(t)$ . 根据  $Q_g(t)$  和  $Q_r(t)$  的值, 利用模糊推理规则来决定  $N_{green}$  中相位绿灯延长时间  $T_e$ .

模糊推理规则分别应用本文提出的算法和 FCMV 算法进行提取, 其形式如下:

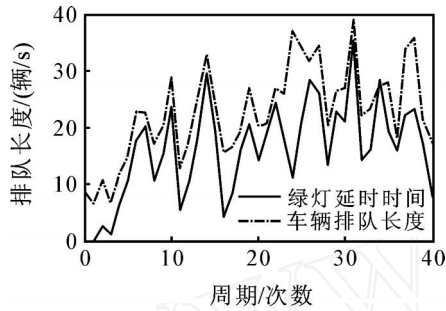
$$\text{Rule } i: \text{ If } l_i \text{ is } \bar{A}_{i,1} \text{ and } \sigma_i \text{ is } \bar{A}_{i,2} \text{ and } p_i \text{ is } \bar{A}_{i,3}, \text{ Then } T_e \text{ is } \bar{A}_{i,4}.$$

其中:  $l_i$  是等待队列长度,  $\sigma_i$  是等待队列方差,  $p_i$  是次隶属度函数值 (可根据通行条件对应的概率得到),  $T_e$  为相位绿灯延时,  $\bar{A}_{i,j} (j = 1, 2, 3, 4)$  为二型模糊集.

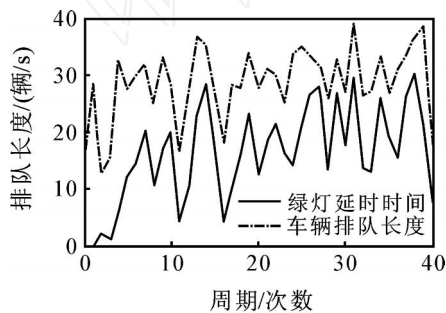
假设交叉路口各方向车流到达率符合泊松分布, 且各方向车辆到达不均匀. 设各车道的饱和流量

为 36(veh/min),各车道最大可等待车辆数为 30,驾驶员等待承受阈值  $T_{limit}$  为 180 s,最短绿灯时间  $T_{min}$  为 15 s,最长绿灯时间  $T_{max}$  为 50 s.

仿真得到的路口排队长度随时间的变化如图 1 所示,路口排队队列长度的平均值比较如表 1 所列.



(a) 本文算法



(a) FCMV算法

图 1 排队长度随时间的变化

表 1 仿真结果比较

系统指标	本文算法	FCMV 算法
路口排队队列长度均值/辆	19	23
模糊聚类运算迭代次数/次	13	38

从仿真结果可以看出,本文所提出的算法比 FCMV 算法的控制效果更好.原因是 FCMV 算法在提取模糊规则时,仅仅考虑了具有最大可能的情况;本文算法在提取模糊规则时,考虑了次隶属度函数所代表的各种可能性对应的情况,因而对于控制对象的不确定性具有更好的适应性.

从表 1 可以看出,本文所提出的算法比 FCMV 算法具有更快的收敛速度.原因是本文算法根据历史数据统计出的次隶属度函数,给出了合理的迭代

初值;而 FCMV 算法从任意初值开始迭代计算,难以保证收敛计算的有效性和收敛速度.

### 7 结 论

本文提出一种应用于二型模糊系统建模的模糊聚类算法,该算法能够提取二型模糊规则,克服了目前二型模糊规则提取中忽略次隶属度函数的缺点.与现有的 FCMV 算法相比,本文算法具有更好的聚类效果和收敛速度.最后通过一个交通控制的对比实例验证了所提出算法的有效性.

### 参考文献(References)

[1] Jerry M Mendel, Robert I Bob John. Type-2 fuzzy sets made simple[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2002, 10(2):117-127.

[2] Robert John, Simon Coupland. Type-2 fuzzy logic: A historical view [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2007, 2: 57-62.

[3] Zhi Liu, Yun Zhang, Yaonan Wang. A type-2 fuzzy switching control system for biped robots [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(6): 1202-1213.

[4] Hargras H. A hierarchical type-2 fuzzy logic control architecture for autonomous mobile robots [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 12(4): 524-539.

[5] Magne Setnes. Supervised fuzzy clustering for rule extraction[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(4): 416-424.

[6] Zhang Wei-bin, Liu Wen-jiang. IFCM: Fuzzy clustering for rule extraction of interval type-2 fuzzy logic system [C]. Proc of 46th IEEE Conf on Decision and Control. New Orleans, 2007: 5318-5322.

[7] 高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.  
(Gao X B. Fuzzy cluster analysis and its applications [M]. Xi 'an: Xi 'an University of Electronic Science and Technology, 2004.)

[8] 赵忠杰, 刘小强, 谢光秋. 单交通路口变相位变周期信号控制[J]. 长安大学学报, 2005, 25(6): 70-72.  
(Zhao ZJ, Liu X Q, Xie G Q. Changeable phases and changeable periods signal control at traffic intersection [J]. J of Chang 'an University, 2005, 25(6): 70-72.)