

文章编号: 1001-0920(2009)04-0503-05

## 鲁棒区间类型 2 可能性 C 均值聚类

于龙, 肖建, 周聪

(西南交通大学 电气工程学院, 成都 610031)

**摘要:** 提出了一种鲁棒区间类型 2 可能性 C 均值 (IT2PCM) 聚类规则, 其实质是采用交替迭代结构进行聚类的交替类估计, 但隶属度函数通过区间类型 2 模糊集合来选择. 在提出的方法中, 类原型的更新方程通过将降型与解模糊相结合的形式来计算. 在鲁棒统计的框架下, 通过函数的分析指出这种更新方程对类内不确定的模式以及野点具有鲁棒性. 最后, 与现有的鲁棒聚类规则进行比较, 仿真结果说明了 IT2PCM 良好的鲁棒性.

**关键词:** 区间类型 2; 鲁棒; 可能性; 交替类估计

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Robust interval type-2 possibilistic C means clustering

YU Long, XIAO Jian, ZHOU Cong

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China. Correspondent: YU Long, E-mail: yulong.swjtu@163.com)

**Abstract:** This paper presents alternating iteration architecture for clustering, robust interval type-2 possibilistic C means (IT2PCM) clustering algorithm. It is actually alternating cluster estimation, but membership functions are selected directly with interval type-2 fuzzy sets by the users. In the proposed method, the cluster prototype update equation is calculated by type reduction combined with defuzzification. It is robust to uncertain inliers and outliers on the basis of its function analysis in the framework of robust statistics. Simulation results of comparing IT2PCM with existing methods show the nice robust properties of IT2PCM.

**Key words:** Interval type-2; Robust; Possibilistic; Alternating cluster estimation

### 1 引言

在现实情况中, 信息本身存在着不确定性, 从而给信息分析带来特殊的困难. 鲁棒理论的引入, 允许在信息存在着不确定性的情况下, 仍然能够很好地分析和处理信息<sup>[1]</sup>. 鲁棒聚类是处理含有噪声和野点数据的信息分析技术<sup>[2]</sup>, 其中最典型的方法为可能性 C 均值 (PCM) 聚类<sup>[3]</sup>. PCM 在交替优化 (AO) 中采用高斯或柯西型的可能性模糊隶属度函数, 最小化具有正则化项的类内方差和目标函数以解决不确定性数据的问题<sup>[4]</sup>. 交替类估计 (ACE) 则抛弃了目标函数模型, 采用交替迭代结构使人们可以任意选择可能性模糊隶属度函数, 是一种广义的可能性 C 均值聚类方法, 如文献[5]利用跳舞圆锥 (DC) 隶属度函数有效地解决了点云的聚类问题. 近年来, 人们又在 AO 的原型更新方程中, 同时引入可能性隶属度函数和概率性隶属度函数<sup>[6,7]</sup>, 以期望聚类分

析得到的类的原型具有更好的鲁棒性. 然而在鲁棒统计的框架下, 上述鲁棒聚类方法可以理解为在原型的更新方程中采用不同形式的权重函数, 且这些权重函数都是由类型 1 隶属度函数构成的.

类型 2 隶属度函数, 尤其是运算更加简单的区间类型 2 隶属度函数 (IT2MF), 由于其能够更好地描述不确定性信息, 受到了广泛的关注<sup>[8-10]</sup>. 文献[11]曾利用 IT2MF 来描述模糊 C 均值 (FCM) 聚类中的模糊集合, 得到一种新的区间类型 2 FCM (IT2FCM). IT2FCM 利用降型和解模糊相结合的方法来进行原型更新, 在原型的更新方程中, 采用 IT2MF 作为权重函数, 但其上界和下界仍然是基于距离测度的相对隶属度函数, 而这种隶属度函数往往对数据中的野点非常敏感. 因此, 考虑抛弃目标函数模型, 类似于 ACE 采用交替迭代结构选择合适的 IT2MF 直接用于降型进行原型更新, 以期望得

收稿日期: 2008-02-23; 修回日期: 2008-05-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60674057); 高等学校博士学科点专项科研基金项目 (20060613003).

作者简介: 于龙 (1980 →), 男, 沈阳人, 博士生, 从事模糊系统辨识、机器学习等研究; 肖建 (1950 →), 男, 湖南衡阳人, 教授, 博士生导师, 从事模糊系统建模、鲁棒控制等研究.

到具有较好鲁棒性的区间类型 2 可能性  $C$  均值 (IT2PCM) 模糊聚类规则.

本文首先回顾和分析了 PCM 及 IT2MF 的一些主要特点,并提出一种新的区间类型 2 可能性隶属度.然后,在鲁棒统计的框架下,评估单独观测模式对降型与解模糊相结合的原型更新方程以及传统原型更新方程的相对影响,并分析了它们的特性.最后,给出完整的 IT2PCM 模糊聚类规则,并通过仿真实验验证所提出规则的有效性.

## 2 知识回顾与问题分析

### 2.1 可能性 $C$ 均值聚类

PCM 是一种最典型的鲁棒聚类规则,它采用 AO 分别求解  $C$  个独立的子目标函数.随着迭代的进行,原型被自动吸引到模式空间中稠密的区域.对于  $N$  个向量训练模式  $\{x_j, j = 1, 2, \dots, N\}$ , PCM 的原型更新方程为

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij} x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}} \quad (1)$$

其中  $v_i$  表示第  $i$  个类的原型;  $u_{ij}$  表示  $x_j$  在第  $i$  个类中的隶属度,且

$$u_{ij} = \exp\left\{-\frac{d_{ij}^2}{b_i}\right\}, \quad (2)$$

$d_{ij} = d(x_j, v_i)$  为定义在模式空间的欧氏距离测度,  $b_i$  为尺度参数.式(1)和(2)是构成最小化子目标函数的必要条件<sup>[3]</sup>. ACE 规则指出,可以抛弃目标函数模型,采用交替迭代结构并直接指定  $u_{ij}$ ,如 DC 隶属度

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^c, & d_{ij} \leq b_i, \quad c > 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $b_i$  为尺度参数.因此,ACE 是一种广义的可能性  $C$  均值聚类.容易发现,式(2)和(3)的构成独立于其他的类,与 FCM 聚类规则中的隶属度相比可以有效地处理含有野点和噪声的数据.

### 2.2 区间类型 2 模糊隶属度

在 ACE 规则的框架下,原型更新方程无论采用式(2)或(3)作为隶属度,其本质都是类型 1 的.类型 1 模糊集合在处理不确定性信息时是具有一定局限性的<sup>[8]</sup>.受此启发,可考虑在交替迭代结构中直接引入区间类型 2 模糊隶属度函数构造  $u_{ij}$  进行原型的更新.

IT2FCM 通过引入两个模糊指数将类型 1 隶属度扩展为区间类型 2 的形式,即有

$$u_{ij} = [\underline{u}_{ij}, \bar{u}_{ij}]; \quad (4)$$

$$\bar{u}_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{c} \frac{1}{(d_{ij}/d_{ik})^{2/(m_1-1)}}, & \frac{1}{c} \frac{1}{(d_{ij}/d_{ik})} < \frac{1}{C}; \\ \frac{1}{c} \frac{1}{(d_{ij}/d_{ik})^{2/(m_2-1)}}, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (5)$$

$$\underline{u}_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{c} \frac{1}{(d_{ij}/d_{ik})^{2/(m_1-1)}}, & \frac{1}{c} \frac{1}{(d_{ij}/d_{ik})} < \frac{1}{C}; \\ \frac{1}{c} \frac{1}{(d_{ij}/d_{ik})^{2/(m_2-1)}}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

然后,通过降型和解模糊相结合的方法进行原型的更新,即

$$[\underline{v}_i, \bar{v}_i] = \frac{\sum_{j=1}^N [\underline{u}_{ij}, \bar{u}_{ij}] x_j}{\sum_{j=1}^N [\underline{u}_{ij}, \bar{u}_{ij}]}, \quad (7)$$

$$v_i = (\underline{v}_i + \bar{v}_i)/2. \quad (8)$$

比较式(5),(6)与(2),(3)的定义,不难看出  $u_{ij}$  除了采用区间的形式外,其构成并不独立于其他的类,而仍然是一种相对的隶属度.容易验证

$$\lim_{x_j \rightarrow \pm} \bar{u}_{ij} = \lim_{x_j \rightarrow \pm} \underline{u}_{ij} = 1/C. \quad (9)$$

类似于 FCM, IT2FCM 聚类规则可能会赋予野点和噪声违反直觉的隶属度的值.

本文考虑下面的单变量对称 IT2MF, 上界隶属度函数为梯形,下界隶属度函数为三角形,如图 1 所示.为方便描述聚类规则,将其写成区间隶属度的形式,即

$$\underline{u}_i(x_j) = \begin{cases} |x_j - a_i| / b_i, & -a_i \leq x_j \leq a_i; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (10)$$

$$\bar{u}_i(x_j) = \begin{cases} (x_j + b_i) / a_i, & -b_i \leq x_j < a_i - b_i; \\ 1, & a_i - b_i \leq x_j < b_i - a_i; \\ (b_i - x_j) / a_i, & b_i - a_i \leq x_j < b_i; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

其中  $a_i = b_i - c_i$ ,  $c_i$  为不确定均值半径,  $b_i$  为尺度参数,且  $b_i \geq a_i \geq 0$ .容易验证,当  $c_i = 0$  时,式(10)和(11)简化为一维的 DC 隶属度( $c = 1$ ).对于向量模式  $x_j$ ,即  $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jp})$ ,根据文献[8]定理 3 的推论 2,可以定义  $x_j$  的区间隶属度为

$$\bar{u}_{ij} = \bar{u}_i(x_{j1}) * \dots * \bar{u}_i(x_{jp}), \quad (12)$$

$$\underline{u}_{ij} = \underline{u}_i(x_{j1}) * \dots * \underline{u}_i(x_{jp}). \quad (13)$$

其中  $*$  表示乘积  $t$  范数,由  $\bar{u}_{ij}$  和  $\underline{u}_{ij}$  构成的矩阵分别称为上界特征矩阵 (UTM) 和下界特征矩阵 (LTM).可以看出,式(12)和(13)的构成是独立的,不受其他类的原型的影响,因此将式(12)和(13)理解为一种区间类型 2 可能性隶属度,以区别于式(5)和(6).这样,模式  $x_j$  属于第  $i$  个类的隶属度不再是确定的值,而是一个区间,  $\bar{u}_{ij}$  和  $\underline{u}_{ij}$  分别表示

模式  $x_j$  属于第  $i$  个类的隶属度的最大值和最小值.

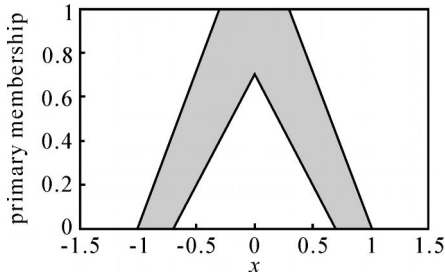


图 1 对称的 IT2MF

### 3 原型更新方程的鲁棒特性

在鲁棒统计的框架下,原型更新方程是一个标准的  $M$  估计器 (M-estimator),通过研究其函数的特性来评估单独观测模式对原型估计的相对影响.如函数的相对幅值可以说明观测模式对原型估计的影响程度<sup>[2,12]</sup>.

式(1)等价于

$$\sum_{j=1}^N u_{ij} (x_j - v_i) = 0, \quad (14)$$

则函数可以定义为<sup>[2]</sup>

$$(r_{ij}) = u_{ij} r_{ij}. \quad (15)$$

其中  $r_{ij} = x_j - v_i$ ,  $u_{ij}$  表示权重.这样不同聚类规则的  $u_{ij}$  对应着不同形式的函数.本节将研究  $u_{ij}$  采用区间类型 2 的形式时,函数的形式及其特性.

根据文献<sup>[10]</sup>,降型得到的原型区间集合左右端点分别为

$$\underline{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^l x_i \bar{u}_{ij} + \sum_{j=l+1}^N x_i \underline{u}_{ij}}{\sum_{j=1}^l \bar{u}_{ij} + \sum_{j=l+1}^N \underline{u}_{ij}}, \quad (16)$$

$$\bar{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^r x_i \underline{u}_{ij} + \sum_{j=r+1}^N x_i \bar{u}_{ij}}{\sum_{j=1}^r \underline{u}_{ij} + \sum_{j=r+1}^N \bar{u}_{ij}}, \quad (17)$$

其中  $r$  和  $l$  为变换点且可采用 KM 规则计算<sup>[10]</sup>.有

$$v_i = \left[ U \left( \sum_{j=1}^l \bar{u}_{ij} x_i + \sum_{j=l+1}^N \underline{u}_{ij} x_i \right) + L \left( \sum_{j=1}^r \underline{u}_{ij} x_i + \sum_{j=r+1}^N \bar{u}_{ij} x_i \right) \right] / 2UL.$$

其中

$$U = \sum_{j=1}^r \underline{u}_{ij} + \sum_{j=r+1}^N \bar{u}_{ij},$$

$$L = \sum_{j=1}^l \bar{u}_{ij} + \sum_{j=l+1}^N \underline{u}_{ij}.$$

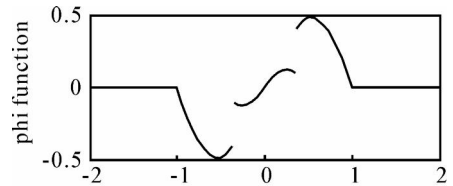
那么

$$\sum_{j=1}^l \frac{\bar{u}_{ij} r_{ij}}{L} + \sum_{j=l+1}^N \frac{\underline{u}_{ij} r_{ij}}{L} + \sum_{j=1}^r \frac{\underline{u}_{ij} r_{ij}}{U} + \sum_{j=r+1}^N \frac{\bar{u}_{ij} r_{ij}}{U} = 0.$$

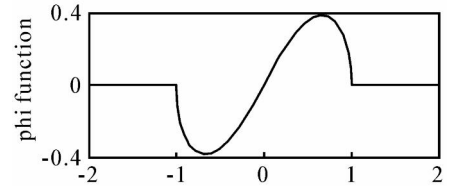
显然,如果  $[\underline{u}_{ij}, \bar{u}_{ij}]$  是关于  $v_i$  对称的区间类型 2 隶属度,则  $U = L$ <sup>[9]</sup>.因此,定义其函数为

$$(r_{ij}) = \begin{cases} \sum_{j=1}^l \bar{u}_{ij} r_{ij} + \sum_{j=1}^r \underline{u}_{ij} r_{ij}, & j = l; \\ \sum_{j=l+1}^N \underline{u}_{ij} r_{ij} + \sum_{j=1}^r \underline{u}_{ij} r_{ij}, & l < j < r; \\ \sum_{j=l+1}^N \underline{u}_{ij} r_{ij} + \sum_{j=r+1}^N \bar{u}_{ij} r_{ij}, & j > r. \end{cases} \quad (18)$$

无论采用区间类型 2 可能性隶属度或跳舞圆锥隶属度,当单独观测模式在尺度参数半径以外时,容易验证  $(r_{ij}) = 0$ .当  $x_j$  为标量时,图 2 绘制了两种情况下函数的曲线.显然,远离原点的单独观测模式并不对原型估计产生任何影响,这与 FCM 和 IT2FCM 是不同的.另外,从图 2(a) 可以看到,在变换点之间函数的幅值相对较小.该区域只采用  $\underline{u}_{ij}$  作为权重,导致单独观测模式对原型估计的影响相对较小,而在变换点之外,权重则采用  $\underline{u}_{ij}$  和  $\bar{u}_{ij}$  相结合的方式.因此,在 ACE 规则中,采用区间类型 2 可能性隶属度会有效地减小类内不确定因素以及类外野点对原型估计的影响.



(a) 采用区间类型2可能性隶属度



(b) 采用跳舞圆锥隶属度

图 2 原型更新方程的函数曲线

### 4 区间类型 2 可能性 C 均值聚类规则

本节将提出的区间类型 2 可能性隶属度(10)~(13)用于聚类,给出下面的鲁棒模糊聚类规则.

#### 规则 1(IT2PCM 聚类规则)

初始化:指定类的数目  $C$ ,给定模式集合  $\{x_j, j = 1, 2, \dots, N\}$ ,选择不确定均值半径  $a_i$ ,尺度参数  $b_i (i = 1, \dots, C)$  及容忍误差  $\epsilon$ .根据式(10)~(13)的定义初始化 UTM 和 LTM,  $\text{Iter} = 1, 2, \dots$  ( $\text{Iter}$  为迭代次数).

Step1: 更新原型,根据式(7)和(8)计算  $v_i^{iter}$ .

Step2: 更新特征矩阵,根据式(10)~(13)计算  $UTM^{iter}$  和  $LTM^{iter}$ .

Step3: 判断终止条件,如果  $UTM^{iter} - UTM^{iter-1} < \epsilon$  和  $LTM^{iter} - LTM^{iter-1} < \epsilon$  同时满足,则停止迭代;否则转至 Step3.

## 5 仿真分析

考虑下面两个类以及跨接点 A 和远端点 B. 两个类的真实中心分别为  $[-1.5 \ 0]$ ,  $[1.5 \ 0]$ , 如图 3 所示.

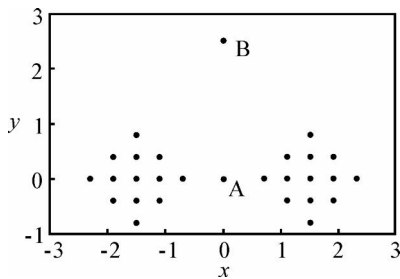
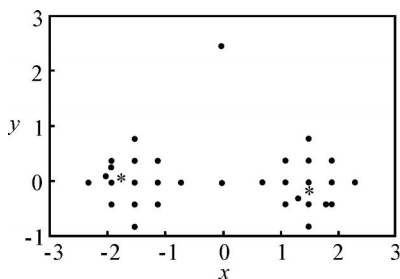


图3 两个类以及跨接点 A 和远端点 B

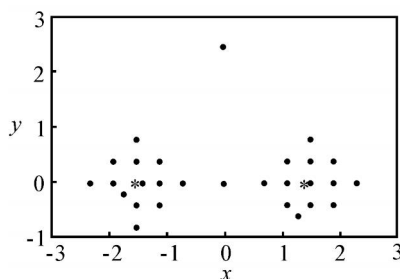
分别采用 IT2FCM, ACE-DC, IT2PCM 对其进行聚类分析,利用 Matlab 软件编写聚类规则的程序代码,并设定容忍误差为 0.0001. 表 1 给出了采用不同聚类规则估计的类的原型. 结果显示,IT2FCM 的

表 1 IT2FCM, ACE-DC, IT2PCM 估计的原型

IT2FCM		ACE-DC		IT2PCM	
$m_1$	$m_2$	$b$	$a$	$b$	$a$
1.1	2	1	1	1	1
-1.4428	1.4432	1.5	-1.5	1.5	-1.5
0.0498	0.0496	0	0	0	0

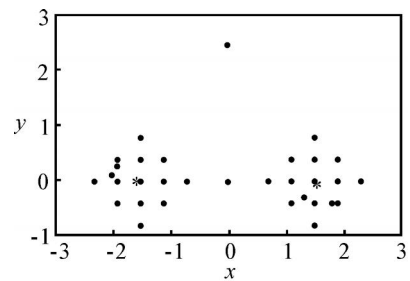


(a) 含有不确定噪声

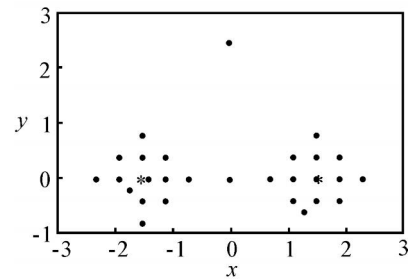


(b) 模式产生不确定波动

图4 ACE-DC 聚类估计



(a) 含有不确定噪声



(b) 模式产生不确定波动

图5 IT2PCM 聚类估计

原型估计受到跨接点及远端点的影响,而且隶属度的值违反直觉.如 B 点在左侧的类的上界和下界隶属度分别为 0.5011, 0.5001, 而 ACE-DC 和 IT2PCM 能够很好地估计出原型的位置.

下面考虑模式产生不确定波动或含有不确定噪声时,ACE-DC 和 IT2PCM 规则对原型估计的情况,结果如图 4 和图 5 所示.

从图 4 和图 5 中可以看出,当存在不确定噪声以及模式不确定波动时,IT2PCM 聚类方法估计出的原型更接近于真实值,具有较好的鲁棒性.表 2 给出了估计的原型与真实值之间的距离.

表 2 ACE-DC, IT2PCM 估计的原型与真实值的距离

	含有不确定噪声		模式产生不确定波动	
	与类 1 真实值距离	与类 2 真实值距离	与类 1 真实值距离	与类 2 真实值距离
ACE-DC	0.2035	0.1298	0.0440	0.0339
IT2PCM	0.0618	0.0123	0.0078	0.0006

## 6 结 论

本文提出了一种鲁棒区间类型 2 可能性  $C$  均值聚类规则,其扩展了采用交替迭代结构进行聚类的交替类估计.设计者可以预先指定区间类型 2 可能性隶属度,用于降型和解模糊进行原型估计,从而增加了对于隶属度函数选择的弹性,使设计者可以利用 IT2MF 替代传统的类型 1 隶属度函数来设计模糊聚类规则.同时,通过对其原型更新方程的 函

数特性的分析指出,区间类型 2 可能性隶属度的引入,在聚类规则的更新迭代过程中,可以有效地减小类内不确定因素以及类外野点对原型估计的影响,从而具有更好的鲁棒性.

### 参考文献(References)

- [1] 莫建林, 张卫东, 张晓鸣. 鲁棒辨识研究的综述[J]. 控制与决策, 2002, 17(3): 257-263.  
(Mo J L, Zhang W D, Zhang X M. A survey on robust identification[J]. Control and Design, 2002, 17(3): 257-263.)
- [2] Dave R N, Krishnapuram R. Robust clustering methods: A unified view[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1997, 5(2): 270-293.
- [3] Krishnapuram R, Keller J M. The possibilistic  $C$  means algorithm: Insights and recommendation [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1996, 4(3): 385-393.
- [4] Baraldi A, Blonda P. A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1999, 29(6): 778-785.
- [5] Runkler T A, Bezdek J C. Alternating cluster estimation: A new tool for clustering and function approximation [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1999, 7(4): 377-393.
- [6] Zhang J S, Leung Y W. Improved possibilistic  $C$  means clustering algorithm [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 12(2): 209-217.
- [7] Pal N R, Pal K, Keller J M, et al. A possibilistic fuzzy  $C$  means clustering algorithm[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2005, 13(4): 517-530.
- [8] Liang Q L, Mendel J M. Interval type 2 fuzzy logic systems: Theory and design[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(5): 535-550.
- [9] Mendel J M, Wu H W. Type-2 fuzzistics for symmetric interval type-2 fuzzy sets [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2006, 14(6): 781-792.
- [10] Mendel J M. Advances in type-2 fuzzy sets and systems[J]. Information Sciences, 2007, 177(1): 84-110.
- [11] Hwang C, Rhee F C-H. Uncertain fuzzy clustering: Interval type2 fuzzy approach to  $C$  means [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2007, 15(1): 107-120.
- [12] Yang M S, Wu K L. A similarity-based robust clustering method[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 26(4): 434-448.

(上接第 502 页)

### 参考文献(References)

- [1] Utikin V I. Sliding mode in optimization and control [M]. New York: Springer-Verlag, 1992.
- [2] Gao W B. Theory and design method of variable structure control[M]. Beijing: Science Press, 1996.
- [3] Feng C B. Analysis and design of nonlinear systems [M]. Nanjing: Southeast University Press, 1990.
- [4] De Carlo R A, Zak S H, Mathews G P. Variable structure control of nonlinear multivariable systems: A tutorial[J]. Proc IEEE, 1988, 76(3): 212-232.
- [5] Gao W B. Variable structure control of discrete-time systems[J]. Acta Automatica Sinica, 1995, 21(2): 154-161.
- [6] Wang W J, Wu G H, Yang D C. Variable structure control design for uncertain discrete-time systems [J]. IEEE AC, 1994, 39(1): 99-102.
- [7] Dote Y, Hoft R G. Microprocessor based sliding mode controller for dc motor drivers[M]. Cincinnati. 1980.
- [8] 王江, 乔宇, 王先来. 离散变结构输出反馈控制[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(2): 181-184.  
(Wang J, Qiao Y, Wang X L. Variable structure output feedback of discrete systems[J]. Control Theory and Application, 2001, 18(2): 181-184.)
- [9] Xie L H. Output feedback  $H$  control of system with parameter uncertainty[J]. Int J of Control, 1996, 63(4): 741-750.
- [10] 夏元清, 韩京清. 同时含有状态和输入时滞系统的滑模控制[J]. 控制与决策, 2003, 18(5): 563-567.  
(Xia Y Q, Han J Q. Sliding mode control for linear systems with input and state delays[J]. Control and Decision, 2003, 18(5): 563-567.)
- [11] Kwatny H G, Teolis C, Mattice M. Variable structure control of systems with uncertain nonlinear friction[J]. Automatica, 2002, 38(7): 1251-1256.
- [12] Lee J H, Youn M J. A new improved continuous variable structure controller for accurately prescribed tracking control of BLDD servo motors [J]. Automatica, 2004, 40(12): 2069-2074.
- [13] 胡云安, 吴光彬, 郭晓军. 一类非线性系统的多面滑模控制[J]. 控制与决策, 2000, 15(4): 497-500.  
(Hu Y A, Wu G B, Guo X J. Multi-surface sliding mode control of a class of nonlinear systems [J]. Control and Decision, 2000, 15(4): 497-500.)
- [14] Chou C H, Cheng C C. Design of adaptive variable structure controllers for perturbed time-varying state delay systems[J]. J of the Franklin Institute, 2001, 338(1): 35-46.