

文章编号: 1001-0920(2009)09-1306-04

# 不确定多传感器目标识别的区间相离度法

万树平

(江西财经大学 信息管理学院, 南昌 330013)

**摘要:** 针对目标特征值和测量值均以区间数表达的多传感器目标识别问题, 提出了一种不确定性融合方法. 该方法定义区间相离度, 通过对特征值的区间聚类 and 诱导有序加权平均算子集结得到属性的权重, 利用综合相离度给出目标识别方法. 能够克服属性权重选取的主观性, 提高了目标识别结果的可信度. 仿真实例验证了所提出方法的有效性和实用性.

**关键词:** 多传感器; 目标识别; 区间数; 相离度; 诱导有序加权平均算子

**中图分类号:** TP274.2      **文献标识码:** A

## Method of interval deviation degree for uncertain multi-sensor target recognition

WAN Shuping

(College of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economic, Nanchang 330013, China. E-mail: shupingwan@163.com)

**Abstract:** For the problem of multi-sensor target recognition, in which the characteristic values of target types and observations of sensors are in the form of interval numbers, an uncertain fusion method is proposed. The method defines the interval deviation degree. The weight vector of attributes is obtained by interval cluster and integration of induced ordered weighted averaging (IOWA) operator. The method of recognition is presented according to the overall deviation degree, which can avoid the subjectivity of selecting attribute weight and improve the trustworthy degree of target recognition. The simulation example shows the effectiveness and feasibility of the method.

**Key words:** Multi-sensor; Target recognition; Interval number; Deviation degree; IOWA operator

### 1 引言

多传感器信息融合技术通过对多个传感器获得的信息进行协调、组合、互补来提高系统的有效性, 形成比单一传感器更精确、更安全的估计和判决, 取得了比用单一传感器更好的性能. 目前的融合方法主要有基于模糊理论<sup>[1,2]</sup>、证据理论<sup>[3-5]</sup>、粗神经网络<sup>[6]</sup>、相关性函数<sup>[7]</sup>等方法.

文献[8-11]研究了具有多个特征指标的多传感器目标识别问题, 分别提出了极大似然<sup>[8]</sup>、可变模糊<sup>[9]</sup>、可拓<sup>[10]</sup>和灰关联<sup>[11]</sup>法. 这些方法虽有较好的融合效果, 但是[8-10]的特征指标权重由人为给定, [11]没有考虑指标的权重, 其灰关联系数的选择同样受主观因素的影响, 而且[8-11]都是针对传感器测量值和目标特征值均为精确数的情形. 由于客观事物的复杂性、不确定性以及人类认识的模糊性, 对

目标类型的特征指标值以及传感器的测量值往往得不到精确的数值, 而只能给出大致范围<sup>[6]</sup>, 即以区间数来表示, 更能反映客观事物的不确定性.

本文以区间数来表征目标类型的特征指标值和传感器的观测值, 通过区间数聚类客观地确定了特征的权重, 进而提出了一种区间相离度的多传感器目标识别方法.

### 2 区间相离度融合方法

#### 2.1 目标识别数据库模型描述

某目标数据库包含  $n$  个目标类型, 记为  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ , 每个目标类型包含  $m$  个特征指标(属性), 记为  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ . 设目标类型  $s_j$  关于属性  $p_i$  的属性值为区间数  $\tilde{a}_{ij} = [a_{ij}^l, a_{ij}^u]$ , 构成特征矩阵  $\tilde{A} = (\tilde{a}_{ij})_{m \times n}$ .

现利用多个不确定传感器测量某未知目标  $X$ ,

收稿日期: 2008-11-07; 修回日期: 2008-12-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(10626029); 江西省自然科学基金项目(0611082); 江西省教育厅科技项目(GJ08350).

作者简介: 万树平(1974—), 男, 江西乐安人, 副教授, 博士, 从事信息融合、数据处理等研究.

得到  $X$  的各属性测量值分别为区间数  $\tilde{a}_{10}, \tilde{a}_{20}, \dots, \tilde{a}_{m0}$ . 在目标识别时, 总是通过对被识别目标的各个特征参数的观测, 并与目标数据库中已知目标特征参数进行匹配来确定待识别目标的类别<sup>[5]</sup>.

常见的属性类型有效益型和成本型. 设  $I_1$  和  $I_2$  分别表示效益型、成本型的下标集. 为消除不同物理量纲对决策结果的影响, 首先将观测值区间数作为列向量合并到特征矩阵的第 1 列, 得到增广特征矩阵为

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} [a_{10}^l & a_{10}^u] & \dots & [a_{1n}^l & a_{1n}^u] \\ \dots & \ddots & \dots & \dots \\ [a_{m0}^l & a_{m0}^u] & \dots & [a_{mn}^l & a_{mn}^u] \end{bmatrix}_{m \times (n+1)} \quad (1)$$

将  $\bar{A}$  规范化为  $\tilde{R} = (\tilde{r}_{ij})_{m \times (n+1)}$ , 其中  $\tilde{r}_{ij} = [r_{ij}^l, r_{ij}^u]$ , 且

$$\begin{aligned} r_{ij}^l &= a_{ij}^l / \sqrt{\sum_{N=0}^n (a_{ij}^u)^2}, \\ r_{ij}^u &= a_{ij}^u / \sqrt{\sum_{N=0}^n (a_{ij}^l)^2}, \\ i &\in I_1, j \in \{0, 1, \dots, n\}; \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} r_{ij}^l &= (1/a_{ij}^u) / \sqrt{\sum_{N=0}^n (1/a_{ij}^l)^2}, \\ r_{ij}^u &= (1/a_{ij}^l) / \sqrt{\sum_{N=0}^n (1/a_{ij}^u)^2}, \\ i &\in I_2, j \in \{0, 1, \dots, n\}. \end{aligned} \quad (3)$$

### 2.2 区间相离度

定义 1 两区间数  $\tilde{a} = [a^l, a^u]$  与  $\tilde{b} = [b^l, b^u]$  的相离度为

$$d(\tilde{a}, \tilde{b}) = |a^l - b^l| + |a^u - b^u|. \quad (4)$$

若属性权重向量  $W = (W_1, W_2, \dots, W_m)$  已知, 则目标类型  $s_j$  与未知目标  $X$  的综合相离度为

$$z_j = \sum_{i=1}^m W_i d(\tilde{r}_{ij}, \tilde{r}_{i0}), \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

$z_j$  反映了  $X$  与  $s_j$  的差异程度,  $z_j$  越小, 表明  $X$  与  $s_j$  的差异越小, 相似程度越大, 即未知目标  $X$  属于类型  $s_j$  的可能性越大.

### 2.3 属性权重的确定

由于识别系统包含多个不同的属性, 不同属性对目标识别所起的作用一般是不同的. 属性的相对重要性程度可以通过其特征值区间数序列来刻画. 下面利用区间数聚类 and 诱导有序加权平均算子确定属性的权重.

定义 2 设  $f: R^n \rightarrow R$ , 若

$$f(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j.$$

其中:  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  是与  $f$  相关联的加权向量,  $0 \leq w_j \leq 1$ , 且  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ ;  $b_j$  是一组数据  $a_1, a_2, \dots, a_n$  中第  $j$  个最大元素. 则称函数  $f$  是  $n$  维有序加权平均 (OWA) 算子<sup>[12]</sup>.

定义 3 令  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ , 称  $(u_i, a_i)$  为 OWA 对,  $u_i$  为诱导分量,  $a_i$  为数据分量, 定义诱导有序加权平均 (IOWA) 算子为<sup>[13]</sup>

$$F((u_1, a_1), \dots, (u_n, a_n)) = \sum_{j=1}^n w_j b_j. \quad (6)$$

其中:  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  是与  $F$  相关联的加权向量,  $0 \leq w_j \leq 1$ , 且  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ ;  $b_j$  是  $u_i (i \in N)$  中第  $j$  个最大元素所对应的 OWA 对中的第 2 个分量.

对于属性  $p_i$ , 其全部的特征值为区间数序列  $I_i = \{\tilde{r}_{i0}, \tilde{r}_{i1}, \dots, \tilde{r}_{in}\}$ , 首先采用如下算法对该区间数序列进行聚类:

Step 1:  $k = 0, C = I_i$ .

Step 2:  $k = k + 1$ , 令  $r = \min\{r_{i0}^l, r_{i1}^l, \dots, r_{in}^l\}$ , 若  $r_{iu}^l = r$ , 则令  $C_k = \{\tilde{r}_{iu}\}$ . 重复以下过程: 选取  $\tilde{r}_{is} \in I_i \setminus C_k$ , 若有

$$\begin{aligned} r_{is}^l &= \min\{r_{ip}^l \mid \tilde{r}_{ip} \in I_i \setminus C_k, \\ &\quad \forall \tilde{r}_{iu} \in C_k, \tilde{r}_{iu} \cap \tilde{r}_{is} = \emptyset\}, \end{aligned}$$

则  $C_k = C_k \cup \{\tilde{r}_{is}\}$ ; 若选不出满足条件的  $\tilde{r}_{is}$ , 则过程停止, 进入 Step 3.

Step 3: 令  $C = C - C_k$ , 若  $C = \emptyset$ , 则分类结束; 否则转入 Step 2.

采用上述算法可将属性  $p_i$  的全部特征值划分为  $h$  个互不相交的子集, 即

$$I_i = C_1 \cup \dots \cup C_h, C_i \cap C_j = \emptyset, i \neq j.$$

对于特征值在子集  $C_k$  中的区间数, 定义其交集为

$$\tilde{r}_{ik} = [r_{ik}^l, r_{ik}^u] = \bigcap_{\tilde{r}_{iv} \in C_k} \tilde{r}_{iv},$$

该区间的中点记为  $r_{ik}^m = (r_{ik}^l + r_{ik}^u)/2$ , 记  $|C_k|$  表示集合  $C_k$  的基数 (元素个数).

对属性  $p_i$  全部的特征值区间数序列  $I_i = \{\tilde{r}_{i0}, \tilde{r}_{i1}, \dots, \tilde{r}_{in}\}$ , 构造其对应的 OWA 对为  $(r_{ik}^l, r_{ik}^m), k = 1, 2, \dots, h$ . 由式 (6), 可通过 IOWA 算子集得到属性  $p_i$  重要性程度为

$$e_i = F((r_{i1}^l, r_{i1}^m), \dots, (r_{ih}^l, r_{ih}^m)) = \sum_{k=1}^h w_k r_{ik}^m, \quad (7)$$

其中与  $F$  相关联的加权向量取为  $w_k = |C_k| / (n + 1), k = 1, 2, \dots, h$ .

将属性重要性程度  $e_1, e_2, \dots, e_m$  归一化, 即可得到属性  $p_i$  的权重为

$$W_i = e_i / (e_1 + \dots + e_m), i = 1, 2, \dots, m. \quad (8)$$

2.4 区间相离度目标识别方法

综合上述分析,下面给出区间相离度目标识别方法,具体步骤如下:

Step1: 根据式(1)得到增广特征矩阵;

Step2: 由式(2)和(3)得到规范化的增广特征矩阵;

Step3: 利用式(7)和(8)得到属性权重向量;

Step4: 根据式(5)得到各目标类型与未知目标X的区间综合相离度;

Step5: 目标识别规则如下:如果

$$z_k = \min_{1 \leq j \leq n} \{z_j\}, \quad (9)$$

则判别该未知目标X为目标类型 $s_k$ .

3 仿真实例

以文献[11]的仿真数据来说明.根据不同目标类型在空中飞行时地面防空系统雷达所能探测的指标和雷达系统校飞中所采用的指标,选取空中飞行器的速度 $v$ ,高度 $H$ ,机动能力 $a$ (加速度),雷达波形大小 $P_1$ ,雷达回波强弱 $P_2$ 这5项指标,目标数据库共有4种机型 $x_1 \sim x_4$ ,分别是战略轰炸机B52,歼击机F-16,武装直升机,隐形战斗机F-117A.建立目标类型的参数模板.现有多个雷达传感器在同一时刻对某一未知目标进行观察,观测值如表1所示<sup>[11]</sup>(设5项指标的标准方差 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_5$ 分别为5, 20, 0.05, 0.002, 0.002.)

表1 目标类型的参数模板和待识别的目标参数

	$v/(m/s)$	$H/m$	$a/(m/s^2)$	$P_1$	$P_2$
$x_1$	250	10000	1.0	0.8	0.8
$x_2$	280	10000	2.5	0.5	0.5
$x_3$	100	6400	2.0	0.2	0.2
$x_4$	220	10000	1.0	0.1	0.1
测量值	239.3	1000	1.0	0.8	0.7

采用本文提出的区间相离度识别方法,首先将表1中的数值采用如下规则:

$$\tilde{a}_{ij} = [a_{ij}^l, a_{ij}^u] = [i_j - 2\sigma_i, i_j + 2\sigma_i]$$

表示成区间数的形式,其中 $i_j$ 表示目标类型参数值和待识别目标测量值.结果如表2所示.

因为量纲不相同,根据表2,由式(2)和(3)得到规范化的增广特征指标矩阵为

表2 目标类型的参数模板和待识别目标参数的区间型指标值

	$v/(m/s)$	$H/m$	$a/(m/s^2)$	$P_1$	$P_2$
$x_1$	[240,260]	[9960,10040]	[0.9,1.1]	[0.796,0.804]	[0.796,0.804]
$x_2$	[270,290]	[9960,10040]	[2.4,2.6]	[0.496,0.504]	[0.496,0.504]
$x_3$	[90,110]	[6390,6440]	[1.9,2.1]	[0.196,0.204]	[0.196,0.204]
$x_4$	[210,230]	[9960,10040]	[0.9,1.1]	[0.096,0.104]	[0.096,0.104]
测量值	[229.3,249.3]	[9960,10040]	[0.9,1.1]	[0.796,0.804]	[0.696,0.704]

$$\tilde{R} = \begin{bmatrix} [0.4342, 0.1540] & [0.4545, 0.5360] \\ [0.4723, 0.4801] & [0.4723, 0.4801] \\ [0.2339, 0.3202] & [0.2339, 0.3202] \\ [0.6294, 0.6435] & [0.6294, 0.6435] \\ [0.5783, 0.5925] & [0.4342, 0.5140] \\ [0.5113, 0.5979] & [0.1704, 0.2268] \\ [0.4723, 0.4801] & [0.3106, 0.3080] \\ [0.6239, 0.7569] & [0.4939, 0.6113] \\ [0.3922, 0.4043] & [0.1550, 0.1633] \\ [0.4121, 0.4242] & [0.1629, 0.1717] \\ [0.3977, 0.4742] \\ [0.4723, 0.4801] \\ [0.2339, 0.3202] \\ [0.0759, 0.0832] \\ [0.0798, 0.0875] \end{bmatrix}$$

下面以指标 $v$ 为例,说明属性权重的确定方法.指标 $v$ 的特征值区间数向量为

$$I_1 = \{ [0.4342, 0.5140], [0.4545, 0.5360], [0.5113, 0.5979], [0.1704, 0.2268], [0.3977, 0.4742] \}$$

按照2.3节的聚类算法进行分类得到

$$\begin{aligned} C_1 &= \{ [0.1704, 0.2268] \}, \\ C_2 &= \{ [0.3977, 0.4742], [0.4342, 0.5140], [0.4545, 0.5360] \}, \\ C_3 &= \{ [0.5113, 0.5979] \}. \end{aligned}$$

其对应的交集分别为 $[0.1704, 0.2268], [0.4545, 0.4742], [0.5113, 0.5979]$ .相应的OWA对为 $(0.1704, 0.1986), (0.4545, 0.4644), (0.5113, 0.5546)$ ,相关联的权重为 $w_1 = 1/5, w_2 = 3/5, w_3 = 1/5$ .

根据式(7)集结得到指标 $v$ 的重要性程度为 $e_1 = 0.4293$ .同理,可得其他指标重要性程度分别为 $e_2 = 0.4419, e_3 = 0.4149, e_4 = 0.3819, e_5 = 0.3847$ .

利用式(8)计算得到属性权重向量为

$$W = (0.2091, 0.2153, 0.2021, 0.1860, 0.1874).$$

由式(5)可得各目标类型与未知目标的综合相离度分别为

$$z_1 = 0.0402, z_2 = 0.3522,$$

$$z_3 = 0.6348, z_4 = 0.4113.$$

由于  $z_1 = 0.0402$  最小, 根据式(9) 判别该未知目标为战略轰炸机  $x_1$ , 这与文献[11] 的识别结果一致. 若将本文综合相离度与文献[11] 灰关联法的灰关联度加以比较, 则尽管两文识别结果都为战略轰炸机, 但是两种方法对各类目标识别的区分程度却不同. 表 3 反映了两种方法融合结果的差异. 表中的相对差距是指其他各类目标与目标  $x_1$  的综合相离度差距的相对值. 例如目标  $x_2$  的相对差距为  $(0.3522 - 0.0402)/0.0402 = 7.7612$ (灰关联法的相对差距计算与此相似).

表 3 文献[11] 灰关联度和本文综合相离度的比较

	本文方法		文献[11] 方法	
	目标类别	相对差距	目标类别	相对差距
$x_1$	0.0402		0.9720	
$x_2$	0.3522	7.7612	0.9292	0.0440
$x_3$	0.6348	14.7910	0.8663	0.1087
$x_4$	0.4113	9.2313	0.9503	0.0223

由表 3 可知, 区间相离度法对目标类别  $x_2, x_3, x_4$  的相对差距分别为 7.7612, 14.7910, 9.2313, 均分别大于文献[11] 的相应差距 0.0440, 0.1087, 0.0223. 若将目标  $x_1$  与其他各类目标的相对差距求和, 则可得到区间相离度法的总相对差距为 31.7836, 远大于灰关联法的总相对差距 0.1751. 相对差距越大, 说明对目标识别的区分程度越高, 本文区间相离度法在可信度方面优于灰关联法.

### 4 与相关研究成果的比较

本文提出的目标识别方法与相关研究成果相比, 具有如下优点:

1) 不需要确定隶属函数、基本概率指派、先验概率, 不同于模糊理论<sup>[1,2]</sup>、证据理论<sup>[3-5]</sup>、极大似然<sup>[8]</sup> 的方法. 事实上, 隶属函数、先验概率的选择具有主观随意性, 如何获取基本概率指派函数以实现各属性参数的信息融合仍是一个尚待解决的问题<sup>[5]</sup>.

2) 本文采用更加灵活有效的区间数来表达传感器测量信息的不确定性, 而传统神经网络每个神经元的输出在训练以及应用中都是一个精确值, 即使在模糊神经网络中, 神经元也是用一个精确值来代替一个固定的隶属度<sup>[6]</sup>. 因此本文方法也不同于基于模糊神经网络的不确定信息融合方法.

3) 本文通过区间聚类分析和 IOWA 算子客观

地确定了属性的权重, 弥补了文献[8-10] 中人为给定权重的主观性缺陷. 而基于粗糙集属性重要性概念来确定权重的方法依然存在不足: 粗糙集理论中属性重要性的几个定义并不具备一致性; 基于属性依赖度的重要性, 其标准过于“粗糙”, 而基于信息量的重要性, 其标准过于“细致”, 这两种形式在实际应用中有时甚至出现矛盾结论<sup>[14]</sup>.

### 5 结 论

本文将传感器测量值和目标特征值模糊化, 用区间数来表达不确定性, 提出了基于区间相离度的信息融合方法. 利用区间聚类分析和 IOWA 算子确定属性的权重, 克服了属性权重人为给定的主观性, 使得目标识别结果具有可信度高的特点, 适用于具有多个特征指标的多传感器目标识别问题.

### 参考文献( References)

[1] Gossas N I, Aspragathos N A. Fuzzy logic grasp control using tactile sensors[J]. Mechatronics, 2001, 11(7): 819-820.

[2] Grimberg R, Savin A. Fuzzy inference system used for a quantitative evaluation of the material discontinuities detected by eddy current sensors [J]. Sensors and Actuators, 2000, 81(3): 248-250.

[3] Begler P I. Shafer-dempster reasoning with application to multi-sensor target identification system[J]. IEEE Trans on SMC, 1987, 17(6): 968-977.

[4] Chen T L, Que P W. Target recognition based on modified combination rule[J]. J of Systems Engineering and Electronics, 2006, 17(2): 279-283.

[5] 邓勇, 朱振福, 钟山. 基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 754-758. (Deng Y, Zhu Z F, Zhong S. Fuzzy information fusion based on evidence theory and its application in target recognition [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 754-758.)

[6] 张兆礼, 孙圣和. 粗神经网络及其在数据融合中的应用[J]. 控制与决策, 2001, 16(1): 76-79. (Zhang Z L, Sun S H. Rough neural network and its application in multi-sensor data fusion[J]. Control and Decision, 2001, 16(1): 76-79.)

[7] 刘建书, 李人厚, 常宏. 基于相关性函数和最小二乘的多传感器数据融合[J]. 控制与决策, 2004, 19(5): 714-716. (Liu J S, Li R H, Chang H. Multi-sensor data fusion based on correlation function and least square [J]. Control and Decision, 2004, 19(5): 714-716.)

(下转第 1315 页)

规则的动态性质,有待于进一步研究.

### 参考文献(References)

- [1] Liu Jin-feng, Rong Gang. Mining dynamic association rules in databases [C]. Proc of Int Conf on Computational Intelligence and Security. Xi 'an, 2005: 688-695.
- [2] 荣冈, 刘进锋, 顾海杰. 数据库中动态关联规则的挖掘[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(1): 129-133.  
(Rong G, Liu J F, Gu H J. Mining dynamic association rules in databases[J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(1): 129-133.)
- [3] 刘俊, 谢彦峰, 张忠林, 等. 基于灰色 Markov 模型动态关联规则的元规则挖掘[J]. 计算机应用, 2008, 28(9): 2353-2356.  
(Liu J, Xie Y F, Zhang Z L, et al. Research of mining meta-association rules for dynamic association rule based on model of Grey-Markov[J]. Computer Applications, 2008, 28(9): 2353-2356.)
- [4] Wai-Ho Au, Keith C C Chan. Mining changes in association rules: A fuzzy approach[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 149(1): 87-104.
- [5] Dong G Z, Li J Y. Mining border descriptions of emerging patterns from dataset pairs [J]. Knowledge and Information Systems, 2005, 8(2): 178-202.
- [6] Vreeken J, Van Leeuwen M, Siebes A. Characterising the difference[C]. Proc of 13th ACM SIGKDD Int Conf on Knowledge Discovery and Data Mining. San Jose, 2007: 765-774.
- [7] Van Leeuwen M, Siebes A. STREAMKRIMP: Detecting change in data streams[C]. Proc of European Conf on Machine Learning and Principles and Practices of Knowledge Discovery in Data. Antwerp, 2008: 672-687.
- [8] Wai-Ho Au, Keith C C Chan. An evolutionary approach for discovering changing patterns in historical data[C]. Proc of 11th IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. Honolulu, 2002: 890-895.
- [9] Deepa Shenoy P, Srinivasa K G, Venugopal K R. Dynamic association rule mining using genetic algorithms [J]. Intelligent Data Analysis, 2005, 5(9): 439-453.
- [8] 邵远, 何发昌, 彭健. 一种机器人非视觉多传感器信息融合方法[J]. 电子学报, 1996, 24(8): 94-97.  
(Shao Y, He F C, Peng J. An approach of robot non-vision multi-sensor fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 1996, 24(8): 94-97.)
- [9] 陈守煜, 胡吉敏. 可变模糊方法及其在工件识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(9): 1325-1328.  
(Chen S Y, Hu J M. Variable fuzzy method and its application in parts recognition [J]. Systems, Engineering and Electronics, 2006, 28(9): 1325-1328.)
- [10] 车录锋, 周晓军, 徐志农, 等. 可拓方法在多传感器信息融合工件识别中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(8): 91-94.  
(Che L F, Zhou X J, Xu Z N, et al. Application of extension method in multi-sensor data fusion for parts recognition [J]. System Engineering Theory and Practice, 2000, 20(8): 91-94.)
- [11] 郭文艳, 韩崇昭. 基于灰度关联的多传感器融合目标识别方法[J]. 传感器与微系统, 2007, 26(9): 115-117.  
(Guo W Y, Han C Z. Method of multi-sensor fusion target recognition based on gray correlation analysis [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2007, 26(9): 115-117.)
- [12] Yager R R. On ordered weight averaging aggregation operators in multi-criteria decision making [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1988, 18(1): 183-190.
- [13] Yager R R. Induced ordered weight averaging operators [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1999, 29(2): 141-150.
- [14] 钟嘉鸣, 李订芳. 基于粗糙集理论的属性权重确定最优化方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(20): 51-53.  
(Zhong J M, Li D F. Research on optimization method of attribute weight determining based on rough set theory [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(20): 51-53.)

(上接第 1309 页)