

一种改进的雷达信号快速聚类分选方法

张强, 王红卫, 王玉冰, 陈游, 周东青

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

摘要 针对复杂电磁环境下雷达信号快速聚类分选问题,提出了一种采用变精度粗糙集改进的基于相邻脉冲相似性的快速聚类分选方法。原有方法计算相似度时加权矩阵由专家给定或由经验而定,未考虑到雷达辐射源属性,造成聚类分选结果准确率不高。改进方法利用变精度粗糙集获取雷达辐射源各属性特征参数的权重,由其权重构成最优特征加权矩阵,进而计算相似度,然后基于相邻脉冲相似性对雷达信号进行快速聚类分选。仿真表明,改进方法相比原有方法保持了快速分选的能力,并且将聚类分选准确率提高了5.93%,是一种解决复杂环境下雷达信号快速聚类分选的新方法。

关键词 变精度粗糙集;雷达信号分选;聚类;加权矩阵

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.03.011

中图分类号 TP18 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)03-0057-06

A Method of Fast Clustering Sorting Radar Signals

ZHANG Qiang, WANG Hongwei, WANG Yubing, CHEN You, ZHOU Dongqing

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aimed at the problem of the fast clustering sorting of radar signals under complex conditions of electromagnetic environment, a fast clustering sorting method of radar signals is proposed by adopting a variable precision rough set model based on the similarity of border pulse. In view of some reasons that the similarity of the weighting matrix computed by the original method is determined by experts or experience on no consideration of radar radiated properties, this leads to a low clustering sorting accuracy rate. The improved method is used to obtain the weights of feature parameters in radar emitter by utilizing the variable precision rough set model, further compute similarity by the weighting matrix composed of optimum feature weights, and then perform fast clustering sorting of radar signals by using similarity of border pulse. The simulation results show that the improved method increases the clustering sorting accuracy rate by 5.93% under the same fast clustering sorting capability compared with the original method.

Key words: variable precision rough set; radar signal sorting; clustering; weighting matrix

随着电子战脉冲环境的日益复杂和密集,雷达信号分选作为实现雷达辐射源识别的重要基础,已经成

为现代高技术战争和将来信息化战争中的关键环节和技术^[1-2]。战时如何快速且准确地对雷达信号进行

收稿日期:2015-09-21

基金项目:陕西省自然科学基金(2012JQ8019);航空科学基金(20152096019)

作者简介:张强(1991-),男,陕西宝鸡人,硕士生,主要从事电子对抗理论与技术研究. E-mail:zjswdyx@163.com

引用格式:张强,王红卫,王玉冰,等.一种改进的雷达信号快速聚类分选方法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(3):57-62. ZHANG Qiang, WANG Hongwei, WANG Yubing, et al. A Method of Fast Clustering Sorting Radar Signals[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(3): 57-62.

分选是一个亟需解决的问题。聚类分选算法是雷达信号分选的重要方法^[3]。文献[4]针对容差问题对雷达信号分选的影响,提出了一种基于支持向量聚类和级联互耦的分段聚类雷达信号分选方法;文献[5]针对复杂环境下的聚类问题,基于相邻脉冲的相似性提出了一种新的快速聚类分选方法;文献[6]为了解决多脉冲信号分选问题,提出了基于模糊聚类分析的雷达信号分选方法。

文献[5]中聚类分选方法的依据是同一辐射源全体脉冲信号之间的相似性,具有自动得出聚类数目,无需迭代运算,聚类分选快速的优点,是一种在复杂电磁环境下对雷达信号进行快速分选的新方法。但选用加权欧式距离来描述相似性大小时,其加权矩阵由专家给出或者由经验而定,没有考虑到辐射源的属性,与实际情况不相符,影响了相似度的精确计算,降低了聚类分选的准确率,从而限制了它的应用。

文献[5]方法能够有效地对雷达信号进行分选,在此基础上对其进行改进,进一步提高其聚类分选能力显得十分必要。本文针对文献[5]方法的局限进行了改进,提出了采用变精度粗糙集改进的基于相邻脉冲相似性的雷达信号快速聚类分选方法。变精度粗糙集是 Ziarko 在粗糙集基础上提出来的,通过引入误差参数 β 完善了近似空间,有利于采用粗糙集理论从认为不相关的数据中发现相关数据^[7]。

1 基于相邻脉冲相似性的聚类方法

相似脉冲是指同一辐射源所发射的时间上相邻或相近的脉冲,采用加权欧式距离来描述相似性的大小,相似度计算公式为:

$$d_{ij} = \sqrt{(X_i - X_j)W(X_i - X_j)^T} \quad (1)$$

式中: X 为归一化处理后的由各参数组成的向量; W 为加权矩阵,其为对角阵。相似度取值范围为 $[0,1]$ 。

利用相邻脉冲的相似性进行聚类的方法,其具体步骤见文献[5]。

2 变精度粗糙集基本理论

Pawlak 提出的经典粗糙集模型已经在知识获取、决策分析、机器学习、专家系统、模式识别及故障诊断等领域得到成功应用^[8-11],该理论所处理的分类必须是完全正确或者肯定的,因而它的分类是精确的,但在实际应用中,由于不协调信息系统的大量存在,经典粗糙集的局限性限制了它的应用^[12]。因此,Ziarko 提出了变精度粗糙集模型,作为经典粗糙集模型的一个拓展形式^[13],其在粗糙集模型的基础上引

入了误差参数 β ($0 \leq \beta < 0.5$),允许一定程度的错误分类率存在,增强了数据分析和处理的鲁棒性^[14],从而得到了广泛地应用^[15-17]。

令 (U,R) 为一个知识库,设非空有限集合 U 为论域,知识 P 和知识 Q 为 U 上的等价关系。定义 P 对 Q 的依赖度为^[18]:

$$\gamma_Q(P) = \frac{\text{card}(\text{POS}_Q(P))}{\text{card}(U)} \quad (2)$$

式中: $\text{POS}_Q(P) = \bigcup_{X \in U/P} Q(X)$, $\text{card}(U)$ 是集合 U 的基数,并且 $0 \leq \gamma_Q(P) \leq 1$, $\gamma_Q(P)$ 越接近 1,知识 P 对知识 Q 的依赖程度越高。

定义 1 设 X 和 Y 分别表示论域 U 的非空子集,则可得:

$$c(X,Y) = \begin{cases} 1 - \frac{\text{card}(X \cap Y)}{\text{card}(X)}, & \text{card}(X) > 0 \\ 0, & \text{card}(X) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $c(X,Y)$ 为集合 X 关于集合 Y 的相对错误分类率, $\text{card}(X)$ 是集合 X 的基数。

定义 2 设 R 是非空有限集合 U 上的等价关系, $U/R = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 是 R 的等价类构成的集合^[19]。对于 $X \subseteq U$, X 的 β 下近似、 β 上近似和 β 边界分别定义为:

$$R_{\beta}(X) = \bigcup \{E \in U/R \mid c(E,X) \leq \beta\} \quad (4)$$

$$\bar{R}_{\beta}(X) = \bigcup \{E \in U/R \mid c(E,X) \leq 1 - \beta\} \quad (5)$$

$$R_{\beta}^B(X) = \bigcup \{E \in U/R \mid \beta < c(E,X) \leq 1 - \beta\} \quad (6)$$

$\bar{R}_{\beta}(X)$ 也称为 β 的正域,记作 $\text{POS}_{R_{\beta}}(X)$ 。 X 的 β 负域定义为:

$$\text{NEGR}_{\beta}(X) = \bigcup \{E \in U/R \mid c(E,X) \geq 1 - \beta\} \quad (7)$$

3 改进后的聚类分选步骤和模型

3.1 辐射源属性参数权重计算

传统加权欧式距离计算中,加权矩阵是由专家给定或者由经验而定。实际上不同的加权矩阵对聚类分选结果的影响不同,加权矩阵变化会计算出不同加权欧式距离,即不同的相似度,当给定加权矩阵与实际状况不相符时,会得到不准确的相似度,进而严重影响到基于相邻脉冲相似性的聚类方法的聚类结果。因此,合理选择加权矩阵对聚类分选结果的准确率具有至关重要的作用。本文将变精度粗糙集模型用于辐射源属性参数权重的获取,由各属性参数权重构成最优特征加权矩阵,该加权矩阵通过辐射源数据确定,完全利用了辐射源数据自身的特征,因此更加适用实际中雷达信号的聚类分选。

对于每个属性 c_i ,首先计算知识 R_D 对知识的依

赖度 $R_{\{c_i\}}$ 的依赖度

$$\gamma_{C_i}^{\beta}(R_D) = \frac{\text{card}(\text{POS}_{C_i}^{\beta}(U/d))}{\text{card}(U)}, i = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

将上述依赖度作为第 i 个属性的重要度,即:

$$\sigma_D(c_i) = \gamma_{C_i}^{\beta}(R_D), i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

第 i 个属性的权重为:

$$\lambda_i = \sigma_D(c_i) / \sum_{j=1}^m \sigma_D(c_j), i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

则最优特征加权矩阵即为:

$$W = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \lambda_i & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & \lambda_m \end{bmatrix} \quad (11)$$

3.2 改进后的聚类分选步骤

本文基于变精度粗糙集获取了辐射源各属性参数的权重,由权重构成最优特征加权矩阵,从而对基于相邻脉冲相似性的雷达信号快速聚类分选方法进行了改进。改进后的聚类分选方法流程见图 1。

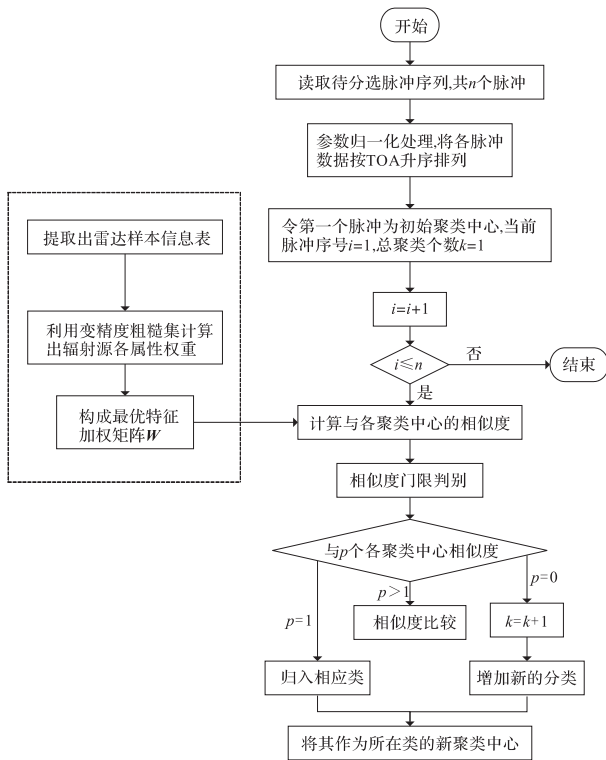


图 1 改进后的聚类分选方法流程图

Fig.1 The flow chart of improved clustering sorting method

从图 1 可以看出,改进方法相比原有方法需要利用变精度粗糙集对从已知雷达知识库中提取的雷达样本进行分析,获取各属性参数权重构成最优特征加权矩阵,进而运用到基于相邻脉冲相似性的聚类分选方法中。因此,改进方法相比原有方法运行时间会有一定增长,但增长(图 1 中虚线框流程)所用时间是事

先完成的,只需将确定好的最优特征加权矩阵加载到原有方法中,并不会提高算法的时间复杂度,聚类分选的时间不会增长,从而使改进方法能够保持与原有方法同样的快速聚类分选能力。

3.3 改进后的聚类分选模型

根据上述聚类分选步骤,建立基于变精度粗糙集模型和相邻脉冲相似性的雷达信号快速聚类分选模型,见图 2。

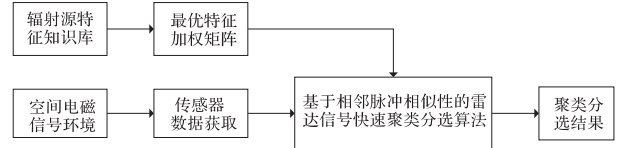


图 2 改进后的聚类分选模型

Fig.2 The model of improved clustering sorting method

4 仿真分析

为了验证改进方法相比文献[5]方法的有效性,采用与文献[5]同样的雷达脉冲参数仿真数据的前提下,分别使用 k -means 聚类算法、文献[5]方法和改进方法进行了仿真实验。通过对比,验证了改进方法能获得更高的分选准确率,更适合对实际战场雷达信号进行快速分选,并且验证了相似度门限 δ 数值的设定对聚类分选结果具有重要的影响。

4.1 聚类分选准确率比较实验

设雷达特征矢量由脉冲重复间隔(PRI)、宽度(PW)、到达角(DOA),载频(RF)组成,从已知雷达知识库中提取 4 类样本,特征参数见表 1。

表 1 雷达样本信息表

Tab.1 The sample information of radar

序号	PRI/ μs	PW/ μs	DOA/ $^{\circ}$	RF/MHz	类别
1	43	4.10	45	1 313	1
2	52	3.50	138	2 746	1
3	47	2.10	211	3 109	1
4	157	0.80	152	9 214	1
5	52	1.70	220	2 700	2
6	184	0.60	65	2 970	2
7	44	1.10	150	2 695	2
8	33	0.50	144	3 400	3
9	315	0.25	48	9 000	3
10	158	0.80	36	2 000	3
11	263	0.20	112	7 500	4
12	105	0.10	73	7 200	4

粗糙集仅能处理离散数据,因此首先对雷达样本信息表进行离散化处理,本文采用等间隔法^[20]进行离散化。在不影响区分能力的前提下,做以下标识: U 表示样本集序号, a 表示 PRI, b 表示 PW, c 表示

DOA, d 表示 RF, e 表示类别。离散化后处理结果见表 2。

表 2 离散信息表

Tab.2 The discretization of sample information

U	a	b	c	d	e
1	1	4	1	2	1
2	2	4	3	3	1
3	1	3	5	4	1
4	4	2	4	6	1
5	2	3	5	3	2
6	4	2	2	3	2
7	1	3	3	3	2
8	1	1	3	4	3
9	6	1	1	6	3
10	4	2	1	2	3
11	5	1	3	6	4
12	3	1	2	6	4

基于变精度粗糙集计算各属性参数的权重,记作 U ,关于属性 a 的划分为 U/a ,其余属性同理,由表 2 可得:

$$U/a = \{\{1,3,7,8\}, \{2,5\}, \{4,6,10\}, \{9\}, \{11\}, \{12\}\}$$

$$U/b = \{\{1,2\}, \{4,6,11\}, \{3,5,7\}, \{8,9,10,12\}\}$$

$$U/c = \{\{1,9,10\}, \{2,7,8,11\}, \{3,5\}, \{4\}, \{6,12\}\}$$

$$U/d = \{\{1,10\}, \{2,5,6,7\}, \{3,8\}, \{4,9,11,12\}\}$$

$$U/e = \{\{1,2,3,4\}, \{5,6,7\}, \{8,9,10\}, \{11,12\}\}$$

设误差参数 $\beta = 0.3$,对每个条件属性计算正域大小。对于条件属性 a, b, c, d 分别为:

$$\text{card}(\text{POS}_{a\beta}(U/e)) = \text{card}(\{9\}, \{11\}, \{12\}) = 3$$

$$\text{card}(\text{POS}_{b\beta}(U/e)) = \text{card}(\{1,2\}) = 2$$

$$\text{card}(\text{POS}_{c\beta}(U/e)) = \text{card}(\{4\}) = 1$$

$$\text{card}(\text{POS}_{d\beta}(U/e)) = \text{card}(\{2,5,6,7\}) = 4$$

通过分析表 2,依据式(8)和(9)可得属性 a, b, c, d 的重要度分别为 $3/12, 2/12, 1/12, 4/12$ 。再依据式(10)得到相应特征参数 PRI, PW, DOA, RF 的规范化属性权重分别为:

$$\lambda_{\text{PRI}} = 3/10, \lambda_{\text{PW}} = 2/10, \lambda_{\text{DOA}} = 1/10, \lambda_{\text{RF}} = 3/10$$

由式(11)可得最优特征加权矩阵为:

$$W = \begin{bmatrix} \lambda_{\text{PRI}} & & & & & \\ & \lambda_{\text{PW}} & & & & \\ & & \lambda_{\text{DOA}} & & & \\ & & & \lambda_{\text{RF}} & & \\ & & & & & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3 & & & & & \\ & 0.2 & & & & \\ & & 0.1 & & & \\ & & & 0.4 & & \\ & & & & & \end{bmatrix}$$

从文献[5]中选取雷达仿真数据,若接收到信号来自 4 个不同雷达,脉冲序列时间长度为 30 ms,其参数数据见表 3。分别采用 k -means 聚类算法、文献[5]方法和改进方法对表 3 的雷达数据进行聚类分选,每种方法均采用 100 次 Monte-carlo 仿真实验。

各方法所涉及到的参数分别设置为: k -means 聚类算法中设定初始聚类数目为 4,初始聚类中心随机选择;文献[5]方法和改进方法中设定相似度门限 $\delta = 0.2$;改进方法中采用上述通过变精度粗糙集获得的最优特征加权矩阵 W 进行相似度计算。

表 3 雷达仿真数据

Tab.3 The simulation data of radar

雷达	PRI/ μs	PW/ μs	DOA/ $^\circ$	RF/MHz
1	60,抖动	0.4~0.8	140~150	2 500~
	$\pm 10\%$	抖动	缓慢递增	2 600,捷变
2	110,固定	1.6	210~220	2 500
		固定	缓慢递减	
3	150,固定	1.4~2	200~210	2 500
		抖动	缓慢递增	
4	210,正弦	0.8~1.2	150	2 800~
	调制,变化			
误差	0.05	0.1	3	10

选用分选准确率评价聚类分选结果。分选准确率是衡量雷达信号分选方法优劣的主要指标,其定义为被准确分选的总脉冲数所占脉冲总数的百分比,结果中对 100 次实验分选准确率进行平均。表 4 可见,改进方法聚类分选准确率明显高于其他 2 种方法,比文献[5]分选准确率提高了 5.93%,验证了改进方法的有效性。

表 4 聚类分选结果

Tab.4 The result of clustering sorting

采用方法	分选准确率/%
k -means 聚类算法	75.46
文献[5]方法	88.84
改进方法	94.11

4.2 聚类分选效率比较实验

分别从时间复杂度和运行时间对 3 种算法的聚类分选效率进行评价,见表 5。

表 5 聚类分选效率

Tab.5 The efficiency of clustering sorting

采用方法	时间复杂度	运行时间/ms
k -means 聚类算法	$O(nkt)$	341.35
文献[5]方法	$O(nc)$	12.84
改进方法	$O(nc)$	12.84

表 5 中, k -means 聚类算法时间复杂度为 $O(nkt)$,其中 n 为数据对象数目, k 为给定的聚类数目, t 为迭代的次数;文献[5]方法和改进方法的时间复杂度是一样的,均为 $O(nc)$,其中 n 为数据对象数目, c 为最终得到的聚类数目。从 3 种算法的时间复杂度可见,文献[5]方法和改进方法相比 k -means 聚类算法无需进行迭代运算,而是按照脉冲到达时间依

次对数据对象进行聚类运算,因此降低了时间复杂度,取得了更高的运算效率。当采用 k -means 聚类算法时,运行时间为 341.35 ms,迭代运算了 8 次,采用文献[5]方法和改进方法时,无需迭代,运行时间为 12.84 ms,较大地缩短了聚类分选的运行时间,使其能够进行快速聚类分选。

改进方法和文献[5]方法具有一致的时间复杂度和运行时间。这是因为采用改进方法时,只需事先利用变精度粗糙集对从已知雷达知识库中提取的雷达样本进行分析,获取各属性参数的权重并构成最优特征加权矩阵,然后将确定好的最优特征加权矩阵运用于基于相邻脉冲相似性的聚类算法中进行聚类分选运算。因此,改进方法具有和文献[5]方法同样的快速聚类分选能力。

4.3 相似度门限比较实验

文献[5]方法和改进方法中相似度门限 δ 为主观参数,不同的 δ 值会影响聚类数目和聚类对象所属类的确定,最终会影响聚类分选准确率。为了研究 δ 的变化对聚类结果的影响,分别选用不同的 δ 值进行聚类分选实验。实验结果见图 3。

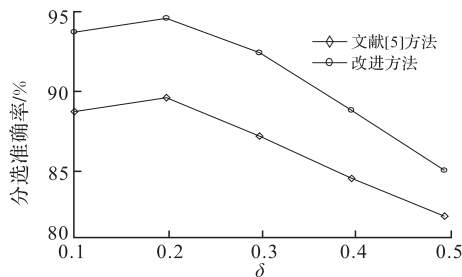


图3 不同 δ 值下的聚类分选准确率

Fig.3 The accuracy rate of clustering sorting under different δ value

由图 3 可见, δ 值的变化对聚类分选准确率有重要的影响。取 $\delta = 0.2$ 时,聚类分选准确率最高,当 δ 继续增大时,分选准确率开始下降,这是因为当 δ 很小时,会增加聚类数目,将相似度有差别但差别不大的一类分为若干类;相似度门限 δ 增大到一定程度继续增大时,会减少聚类数目,将相似度有差别但差别不大的若干类归为一类,故对雷达信号进行分选时,必须合理地选定 δ 值。同时可得,在 δ 的各个取值上,改进方法相比文献[5]方法均取得了更高的分选准确率。

5 结语

本文在基于相邻脉冲相似性的雷达信号快速聚类分选方法的基础上,采用变精度粗糙集模型获取辐射源各属性参数权重,由其构成加权矩阵进行相似度

计算,完成了对原有方法的改进。基于相邻脉冲的相似性进行聚类分选,可以自动得出聚类数目,且无需反复迭代计算。改进后通过仿真表明,与原有方法相比,聚类分选准确率显著提高,具有同样地快速分选能力,从而使改进方法具有较好的实时处理能力和很高的实用价值。

主观参数的人为设定通常会对算法性能产生重要影响,比如相似度门限 δ ,本文虽然仿真分析了相似度门限变化对聚类结果的影响,但是并没有解决此问题,如何基于数据自动确定 δ 值是作者下一步的研究方向。

参考文献 (References):

- [1] HASSAN H E. Deinterleaving of Radar Pulses in A Dense Emitter Environment [C]//IEEE Radar Conference, 2003 Proceedings of the International, 2003: 389-393.
- [2] 国强,王常虹,李峥.支持向量聚类联合类型熵识别的雷达信号分选方法[J].西安交通大学学报,2010,44(8):132-136.
GUO Qiang, WANG Changhong, LI Zheng. Support Vector Clustering and Type-Entropy Based Radar Signal Sorting Method [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(8): 132-136. (in Chinese)
- [3] 李合生,韩宇,蔡英武,等.雷达信号分选关键技术研究综述[J].系统工程与电子技术,2005,27(12):2035-2040.
LI Hesheng, HAN Yu, CAI Yingwu, et al. Overview of The Crucial Technology Research for Radar Signal Sorting [J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(12): 2035-2040. (in Chinese)
- [4] 国强,王常虹,郭立民,等.分段聚类在雷达信号分选中的应用[J].北京邮电大学学报,2008,31(2):132-136.
GUO Qiang, WANG Changhong, GUO Limin, et al. Application of Segment Clustering in Radar Signal Sorting [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2008, 31(2): 132-136. (in Chinese)
- [5] 解国良,徐忠伟,王洪迅,等.基于相邻脉冲相似性的快速聚类分选方法[J].火力与指挥控制,2012,37(11):163-165.
XIE Guoliang, XU Zhongwei, WANG Hongxun, et al. Cluster Sorting Method of Radar Signal by Using Similarity of Border Pulse [J]. Fire Control & Command Control, 2012, 37(11): 163-165. (in Chinese)
- [6] 尹亮,潘继飞,姜秋喜.基于模糊聚类的雷达信号分选[J].火力与指挥控制,2014,39(2):52-57.
YIN Liang, PAN Jifei, JIANG Qiuxi. A Study on Sorting

- of Radar Signals Based on Fuzzy Clustering[J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(2): 52-57. (in Chinese)
- [7] ZIARKO W. Variable Precision Rough Set Mode [J]. J of Computer and Systems Science, 1993, 46(1): 39-59.
- [8] ABOULELLA H. Fuzzy Rough Sets Hybrid Scheme for Breast Cancer Detection [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(2): 172-183
- [9] CHOY, LEE K, YOO J, et al. Autogeneration of Fuzzy Rules and Membership Functions for Fuzzy Modeling Rough Set Theory [J]. IEE Proc of Control Theory Application, 1998, 145(5): 437-442.
- [10] YANG H H, WU C L. Rough Sets to Help Medical Diagnosis Evidence from A Taiwan's Clinic [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(5): 9293-9298.
- [11] MUSHRIF M M, RAY A K. Color Image Segmentation: Rough Set theoretic Approach [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(4): 483-493.
- [12] 赵亚娣, 魏立力. 基于变精度粗糙集的不完备信息系统知识约简[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(13): 65-67. ZHAO Yadi, WEI Lili. Knowledge Reduction for Incomplete Information Systems Based on Variable Precision Rough Set Models [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(13): 65-67. (in Chinese)
- [13] 翟永健, 张宏. 不完备系统中的变精度多粒度粗糙集 [J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(6): 780-785. ZHAI Yongjian, ZHANG Hong. Variable precision Rough Sets in Incomplete Information System [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(6): 780-785. (in Chinese)
- [14] DUNTSCH I, GEDIGA G. Simple Data Filtering in Rough Set Systems [J]. Int J of Approximate Reasoning, 1998, 18(2): 93-106.
- [15] MI J S, WU W Z, ZHANG W X. Approaches to Knowledge Reduction Based on Variable Precision Rough Set Model [J]. Information Sciences, 2004, 159(34): 255-272.
- [16] 关欣, 衣晓, 孙迎丰, 等. 变精度粗糙集模型及其在辐射源识别中的应用 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2007, 47(1): 28-31. GUAN Xin, YI Xiao, SUN Yingfeng, et al. Variable Precision Rough Set Model with Applications to Emitter Recognition [J]. J Tsinghua Univ: Sci & Tech, 2007, 47(1): 28-31. (in Chinese)
- [17] CHEN Ting, LUO Jingqing. A Fuzzy Recognition Method of Emitter Based on Variable Precision Rough Set model [C] // The 9th Int Conf on Signal Processing Proceedings. Beijing, 2008: 2242-2245.
- [18] 曲长文, 李楠, 苏峰, 等. 基于 VPRSM 的辐射源灰色识别法 [J]. 控制与决策, 2011, 26(5): 753-756. QU Changwen, LI Nan, SU Feng, et al. Emitter Gray Identification Based on Variable Precision Rough Set Model [J]. Control and Decision, 2011, 26(5): 753-756. (in Chinese)
- [19] 孙士保. 变精度粗糙集模型及其应用研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2005. SUN Shibao. Study on Variable Precision Rough Set Model And Its Application [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2005. (in Chinese)
- [20] DAI J H, LI Y X. Study on Discretization Based on Rough Set Theory [C] // Proceedings of the First Int Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2002: 1371-1373.

(编辑: 姚树峰)