

文章编号: 1001-0920(2011)05-0753-04

## 基于VPRSM的辐射源灰色识别法

曲长文<sup>1</sup>, 李楠<sup>1,2</sup>, 苏峰<sup>1</sup>, 平殿发<sup>1</sup>

(1. 海军航空工程学院 电子信息工程系, 山东烟台 264001;

2. 中国人民解放军海军飞行学院 教研部, 辽宁葫芦岛 125001)

**摘要:** 针对辐射源识别问题, 提出一种基于变精度粗糙集与灰色理论相结合的雷达辐射源识别方法. 利用变精度粗糙集获取雷达辐射源各属性参数的权重, 并结合灰色关联分析完成辐射源识别. 以雷达用途识别为例, 给出仿真实验. 结果表明, 该算法在-15 dB的低信噪比条件下, 能获得高于90%的识别率, 从而表明了新算法的有效性.

**关键词:** 变精度粗糙集; 灰色理论; 雷达辐射源识别; 特征权重

**中图分类号:** TP181

**文献标识码:** A

## Emitter gray identification based on variable precision rough set model

QU Chang-wen<sup>1</sup>, LI Nan<sup>1,2</sup>, SU Feng<sup>1</sup>, PING Dian-fa<sup>1</sup>

(1. Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China; 2. Department of Teaching and Research, The Naval Fly Academy, Huludao 125001, China.

Correspondent: LI Nan, E-mail: navylina@163.com)

**Abstract:** An identification method for radar emitter based on variable precision rough set model(VPRSM) and gray theory is proposed, which gets the weights of feature parameters in radar emitter by the VPRSM and then completes identification combing with the gray theory. The radar identification is taken as an example, and related simulation results are given. Simulation results show that the proposed method can reach identification rate higher than 90% when the SNR is -15 dB.

**Key words:** variable precision rough set; gray theory; radar emitter identification; feature weight

### 1 引言

粗糙集理论 (PRSM) 由波兰学者 Pawlak 于 1982 年提出, 主要用于处理不确定和不完全信息问题<sup>[1-2]</sup>, 已在知识获取、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<sup>[3-4]</sup>. 该理论所处理的分类必须是完全正确的或肯定的, 没有某种程度上的“包含”或“属于”. 1993 年 Ziarko 提出了可变精度粗糙集模型 (VPRSM), 在 PRSM 的基础上, 引入误差参数  $\beta(0 \leq \beta < 0.5)$ , 从而完善了近似空间, 同时也有利于用粗糙集理论从认为不相关的数据中发现相关数据<sup>[5]</sup>. 文献 [6] 将变精度粗糙集模型用于雷达辐射源识别中, 降低了决策规则的复杂度, 能有效地进行辐射源识别. [7] 提出一种属性约简法和连续属性离散化法, 成功地用于辐射源模式识别. [8] 将变精度粗糙集模型与模糊法结合起来进行辐射源识别, 仿真结果表明该法能获得较高的识别率.

为扩展雷达辐射源识别方法并提高识别率, 本文将变精度粗糙集模型与灰色关联理论结合起来. 首先

基于变精度粗糙集模型获取雷达辐射源属性参数的权重; 然后利用灰色关联理论进行辐射源识别; 最后与模板匹配法、文献 [8] 的方法、灰色关联法<sup>[9-10]</sup>进行比较, 从而表明了该方法的正确性和有效性.

### 2 基本理论

#### 2.1 知识依赖性

设  $U$  为论域,  $P$  和  $Q$  为  $U$  上的等价关系, 由它们确定的知识系统分别为  $U/P = \{[x]_P | x \in U\}$  和  $U/Q = \{[y]_Q | y \in U\}$ ,  $[x]_P$  表示包含元素  $x \in U$  的  $P$  等价类. 如果对于任意的  $[x]_P \in (U/P)$ , 有  $\bar{Q}([x]_P) = Q([x]_P) = [x]_P$ , 则称知识  $P$  完全依赖于知识  $Q$ , 也即当研究对象具有  $Q$  的某些特征时, 它一定具有  $P$  的某些特征, 表明  $P$  与  $Q$  之间是确定性关系; 否则, 称知识  $P$  部分依赖于  $Q$ , 即  $P$  与  $Q$  间是不确定性关系. 定义知识  $P$  对知识  $Q$  的依赖度为

$$\gamma_Q(P) = \frac{\text{card}(\text{POS}_Q(P))}{\text{card}(U)}. \quad (1)$$

式中:  $\text{card}(U)$  是集合  $U$  的基数,  $\text{POS}_Q(P) =$

收稿日期: 2010-01-18; 修回日期: 2010-07-14.

作者简介: 曲长文(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号处理、电子对抗等研究; 李楠(1979-), 男, 博士, 从事信号处理、电子对抗的研究.

$\bigcup_{X \in U/P} Q(X)$ , 并且  $0 \leq \gamma_Q(P) \leq 1$ . 当  $\gamma_Q(P) = 1$  时, 知识  $P$  完全依赖于  $Q$ ; 当  $\gamma_Q(P)$  接近于 1 时, 说明知识  $P$  对知识  $Q$  的依赖程度较高.

## 2.2 VPRSM 的概念

如前所述, PRSM 处理的分类必须是完全正确的或肯定的, 分类是精确的, 这便限制了 PRSM 在实际中的应用. 而 VPRSM 则是在 PRSM 的基础上引入误差参数  $\beta$ , 允许一定程度的错误分类率存在, 更接近于实际情况, 是对 PRSM 的扩展.  $\beta$  的选择十分重要, 可由领域专家按照知识和经验指定, 也可通过数据库信息自动确定.

**定义 1** 假设  $X$  和  $Y$  分别表示论域  $U$  的非空子集, 则

$$c(X, Y) = \begin{cases} 1 - \frac{\text{card}(X \cap Y)}{\text{card}(X)}, & \text{card}(X) > 0; \\ 0, & \text{card}(X) = 0. \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $c(X, Y)$  为  $X$  关于  $Y$  的相对错误分类率,  $\text{card}(X)$  为  $X$  的基数.

**定义 2** 假定  $(U, R)$  是近似空间, 论域  $U$  是非空的和有限集,  $R$  是  $U$  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. 对于  $X \subseteq U$ ,  $X$  的  $\beta$  下近似定义为

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

$R_\beta(X)$  也称为  $\beta$  的正域, 记作  $\text{POS}_{R_\beta}(X)$ ;  $X$  的  $\beta$  上近似定义为

$$\bar{R}_\beta(X) = \bigcup \{E \in U/R | c(E, X) < 1 - \beta\};$$

$X$  的  $\beta$  边界定义为

$$\text{BNR}_\beta(X) = \bigcup \{E \in U/R | \beta < c(E, X) < 1 - \beta\};$$

$X$  的  $\beta$  负域定义为

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

当  $\beta = 0$  时 VPRSM 即为 PRSM. 随着分类误差  $\beta$  的减小,  $X$  的正域与负域将缩小, 边界区域扩大. 引入参数  $\beta$  后, 更好地体现了数据分析中的数据相关性, 为获取近似规则做了铺垫. 假设  $S(U, R, V, f)$  是一个信息系统,  $Q, P \subseteq R$  分别是条件属性集和决策属性集. 定义

$$\text{POS}(Q, P, \beta) = \bigcup_{Y \in U/P} Q_\beta(Y).$$

## 2.3 灰色关联概念

灰色关联是系统各因素之间的不确定性关联. 关联分析主要是根据因素之间态势的相似或相异程度来测量因素间接近的程度. 进行灰色关联分析必须确定描述各因素特征的量化数据列, 也即表征因素行为特征的映射量. 设  $X_i$  为第  $i$  个因素特征映射量的数据

序列, 即

$$X_i = \{X_i(k) | k = 1, 2, \dots, n\}. \quad (3)$$

式中:  $k$  为参加灰色关联分析的因素映射量序号,  $X_i$  为第  $k$  个因素的第  $i$  个特征映射量.

设  $X_0 = \{X_0(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$  为参考数列,  $X_i = \{X_i(k) | k = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, p\}$  为比较数列, 有如下定义:

$$\Delta_i(k) = |X_0(k) - X_i(k)|, \quad (4)$$

则  $X_i(k)$  与  $X_0(k)$  的关联系数为

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k \Delta_i(k) + \rho \max_i \max_k \Delta_i(k)}{\Delta_i(k) + \rho \max_i \max_k \Delta_i(k)}, \quad (5)$$

进一步可简化为

$$\xi_i = \{\xi_i(k) | k = 1, 2, \dots, n\}. \quad (6)$$

通过分析, 分辨系数  $\rho$  对  $\xi_i$  的影响主要有以下几点:  $\rho$  能调节  $\xi_i$  的大小, 且能控制  $\xi_i$  的变化区间; 当  $\rho \leq 0.5463$  时, 较易观察关联度分辨力的变化; 当  $\rho \rightarrow +\infty$  时, 不能进行关联度分析, 此时对于所有  $i$  和  $k$  均有  $\xi_i(k) \rightarrow 1$ .

采用灰色关联度进行比较. 灰色关联度常记作  $\gamma_i = \gamma(X_0, X_i)$ , 灰色关联度平均值法计算公式如下:

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k). \quad (7)$$

实际上各因素权值是不等的, 需作非平权处理. 假设各因素重要性有差别, 按重要性大小赋予相应权值  $w(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ , 且  $\sum_{k=1}^n w(k) = 1$ ,  $w(k) \geq 0$ , 则加权关联度为

$$\gamma_i = \sum_{k=1}^n \xi_i(k) w(k). \quad (8)$$

## 3 识别步骤和模型

### 3.1 辐射源特征权重计算

通常, 辐射源的每个特征参数的重要程度由专家给定, 对于无任何先验信息的情况才用灰色关联法(平权)处理. 实际上不同特征参数对识别结果的影响是不同的, 这可由特征的权重进行调节. 合理选择特征权重对识别结果的正确性具有至关重要的作用. 本文将 VPRSM 用于辐射源识别中的特征权重获取, 该方法与人们的先验知识无关, 完全体现了数据自身的特征.

对于每个属性  $c_i$ , 首先计算知识  $R_D$  对知识  $R_{\{c_i\}}$  的依赖度

$$\gamma_{C_i}^\beta(R_D) = \frac{\text{card}(\text{POS}_{C_i}^\beta(U/d))}{\text{card}(U)}, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (9)$$

将上述依赖度作为第  $i$  个测量属性的重要度, 即

$$\sigma_D(c_i) = \gamma_{C_i}^\beta(R_D), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (10)$$

于是第  $i$  个属性的权值可由下式计算:

$$\lambda_i = \sigma_D(c_i) / \sum_{j=1}^m \sigma_D(c_j), i = 1, 2, \dots, m. \quad (11)$$

### 3.2 基于VPRSM的辐射源灰色关联识别步骤

辐射源识别是通过对被识别辐射源辐射的信号特征参数的观测和提取, 采用一定的算法与辐射源数据库中各已知辐射源信号特征参数进行比较来确定被识别辐射源的类别. 本文基于变精度粗糙集与灰色关联理论的辐射源识别步骤如下:

- 1) 从雷达辐射源特征知识库中取出不同类型的雷达作为雷达知识信息表.
- 2) 依据3.1节的方法利用VPRSM计算出雷达辐射源各属性的权重值  $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, m)$ .
- 3) 选择灰色关联分析中的比较数列和参考数列, 即选取传感器的观测数据(即待识别辐射源信号)为参考数列, 辐射源知识表中型号数据为比较数列.
- 4) 由式(6)计算出关联系数  $\xi_i (i = 1, 2, \dots, p)$ .
- 5) 由步2)计算出的各属性权重及式(8)计算出加权关联度  $\gamma_i (i = 1, 2, \dots, p)$ .
- 6) 依据最优隶属规则进行决策, 给出最终识别结果. 使得  $\gamma_k(X_0) = \max\{\gamma_1(X_0), \gamma_2(X_0), \dots, \gamma_p(X_0)\}$  的  $k$  即为观测样本  $X_0$  隶属的雷达辐射源类别.

### 3.3 识别模型

基于上述识别步骤, 建立基于变精度粗糙集模型和灰色理论的识别模型如图1所示. 权重的获取采用VPRSM来计算.

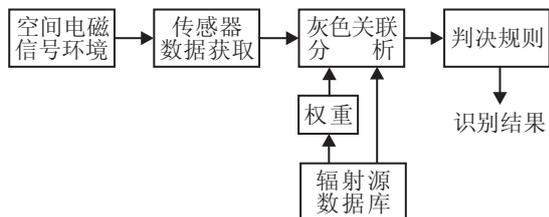


图1 基于VPRSM的辐射源识别模型

## 4 仿真分析

为了验证基于VPRSM与灰色理论的辐射源识别模型的合理性, 以雷达用途识别为例通过仿真验证该方法的有效性; 同时, 与模板匹配法、文献[8]的方法、灰色关联法等几种方法进行比较, 说明本文方法比其他方法更适合实际战场电磁信号环境, 且能获得较高的识别率.

设雷达特征矢量由射频频率(RF), 脉冲重复频率(PRF)和脉宽(PW)这3个特征参数组成. 从已知雷达知识库中提取4类不同用途的雷达, 样本特征参数如表1所示.

由于粗糙集仅能处理离散数据, 首先将雷达样本

表1 雷达样本信息表

序号	RF/MHz	PRF/Hz	PW/ $\mu$ s	类别
1	3109	375	2.1	1
2	1280	300	4	1
3	1251	601	1.7	1
4	2746	1873	0.6	1
5	1313	301	4.1	1
6	2985	325	2.6	1
7	2774	428	3	1
8	9214	429	0.8	1
9	2700	375	1.7	2
10	160	190	7	2
11	2000	600	3.5	2
12	2700	330	0.8	2
13	2695	335	1.1	2
14	9000	1750	0.25	3
15	3400	2500	0.5	3
16	3700	2250	0.37	3
17	2970	1250	0.8	3
18	7200	2100	0.1	4
19	6900	2500	0.2	4
20	7500	2323	0.1	4

信息表离散化, 在不影响区分能力的条件下, 对处于不同区间的数值利用相应的符号表示, 处理结果如表2所示. 为方便起见, 给出以下记号:  $U$ 表示样本集,  $a$ 表示RF,  $b$ 表示PRF,  $c$ 表示PW,  $d$ 表示类别.

表2 离散信息表

$U$	$a$	$b$	$c$	$d$	$U$	$a$	$b$	$c$	$d$
1	4	2	3	1	11	2	3	4	2
2	2	2	4	1	12	3	2	2	2
3	2	3	3	1	13	3	2	3	2
4	3	4	2	1	14	6	4	1	3
5	2	2	4	1	15	4	5	1	3
6	3	2	3	1	16	4	5	1	3
7	3	3	3	1	17	3	4	2	3
8	6	3	2	1	18	6	5	1	4
9	3	2	3	2	19	5	5	1	4
10	1	1	5	2	20	6	5	1	4

基于VPRSM计算属性重要度. 记  $U$  关于属性  $a$  的划分为  $U/a$ , 其余属性同理. 由表2可得

$$U/a = \{\{1, 15, 16\}, \{2, 3, 5, 11\}, \{4, 6, 7, 9, 12, 13, 17\}, \{8, 14, 18, 20\}, \{10\}, \{19\}\};$$

$$U/b = \{\{1, 2, 5, 6, 9, 12, 13\}, \{3, 7, 8, 11\}, \{4, 14, 17\}, \{10\}, \{15, 16, 18, 19, 20\}\};$$

$$U/c = \{\{1, 3, 6, 7, 9, 13\}, \{2, 5, 11\}, \{4, 8, 12, 17\}, \{10\}, \{14, 15, 16, 18, 19, 20\}\};$$

$$U/d = \{\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}, \{9, 10, 11, 12, 13\}, \{14, 15, 16, 17\}, \{18, 19, 20\}\}.$$

假设误差参数  $\beta = 0.3$ , 对每个条件属性计算正域大小.

对于条件属性  $a$

$$\begin{aligned} \text{card}(\text{POSR}_{a\beta}(U/d)) &= \\ \text{card}(\{2, 3, 5, 11\}, \{10\}, \{19\}) &= 6; \end{aligned}$$

对于条件属性  $b$

$$\begin{aligned} \text{card}(\text{POSR}_{b\beta}(U/d)) &= \\ \text{card}(\{3, 7, 8, 11\}, \{10\}) &= 5; \end{aligned}$$

对于条件属性  $c$

$$\text{card}(\text{POSR}_{c\beta}(U/d)) = \text{card}(\{10\}) = 1.$$

通过分析表 2 中的数据, 从式 (9) 和 (10) 可得属性  $a, b, c$  的重要度分别为  $6/20, 5/20, 1/20$ ; 再由式 (11) 得到相应特征参数 RF, PRF, PW 的规范化权重分别为  $6/12, 5/12, 1/12$ .

从表 1 中取出 4 部雷达数据如表 3 所示, 识别框架  $U = \{R_1, R_2, R_3, R_4\}$ . 给辐射源  $R_1$  加上随机噪声, 由侦察接收机测量获得 5 个雷达辐射源观测样本为

$$\begin{aligned} X_0(1) &= \{3\ 112, 380, 2.05\}, \\ X_0(2) &= \{3\ 115, 383, 2.06\}, \\ X_0(3) &= \{3\ 100, 370, 2.15\}, \\ X_0(4) &= \{3\ 105, 369, 2.01\}, \\ X_0(5) &= \{3\ 108, 374, 2.18\}. \end{aligned}$$

以其作为参考数列  $X_0$ , 比较数列为辐射源数据库表 3 中各辐射源数据. 则由式 (6) 可计算出关联系数矩阵  $\xi_i(k)$ , 识别参数权重为  $w = \{6/12, 5/12, 1/12\}$ , 再由式 (8) 求出观测样本灰色关联度  $\gamma_i$ .

表 3 辐射源数据库

辐射源	RF/MHz	PRF/Hz	PW/ $\mu\text{s}$
$R_1$	3 109	375	2.1
$R_2$	2 700	375	1.7
$R_3$	9 000	1 750	0.25
$R_4$	7 200	2 100	0.1

以样本  $X_0(1)$  为例, 计算结果如下:

$$\xi_i(k) = \begin{bmatrix} 0.9990 & 0.9983 & 1.0000 \\ 0.8772 & 0.9983 & 0.9999 \\ 0.3333 & 0.6824 & 0.9994 \\ 0.4187 & 0.6312 & 0.9994 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$\gamma_i = [0.9988 \ 0.9379 \ 0.5343 \ 0.5556]^T. \quad (13)$$

5 个观测样本的计算结果如表 4 所示.

由式 (13) 可知, 观测样本  $X_0(1)$  识别为雷达辐射

表 4 观测样本的灰关联度

样本	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$
$X_0(1)$	0.9988	0.9379	0.5343	0.5556
$X_0(2)$	0.9979	0.9371	0.5345	0.5558
$X_0(3)$	0.9978	0.9396	0.5338	0.5551
$X_0(4)$	0.9985	0.9388	0.5337	0.5551
$X_0(5)$	0.9997	0.9390	0.5340	0.5553

源  $R_1$ . 从表 4 可见, 5 个观测样本对识别框架的隶属

度是不同的, 按照最优隶属规则进行决策, 5 个观测样本均属于辐射源  $R_1$ , 这与实际情况相符, 可见本文的识别模型对辐射源识别是有效的.

利用本文识别方法进行 1 000 次 Monte Carlo 实验, 在不同的信噪比条件下, 与模板匹配法、文献 [8] 的方法和灰色关联法的识别结果进行比较, 比较结果见表 5. 本文方法与其他 3 种方法的识别率随信噪比的变化曲线如图 2 所示.

表 5 4 种方法的识别率 %

SNR	模板匹配法	灰色关联法	文献[8]方法	本文方法
10 dB	85.6	98.8	99.0	100
5 dB	75.5	91.3	91.5	100
0 dB	63.5	80.5	83.5	99.8

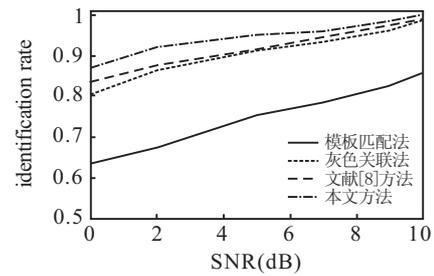


图 2 4 种方法识别率曲线

为进一步分析信噪比对本文方法识别率的影响, 信噪比范围取为  $-15 \text{ dB} \sim 10 \text{ dB}$ . 雷达数据库中 4 类雷达分别加上不同的噪声, 按照本文的识别方法对 4 类雷达进行识别, 识别结果随信噪比变化曲线如图 3 所示. 从图 3 可见, 随着信噪比的增加, 识别率也随之增加, 在较低信噪比  $-15 \text{ dB}$  的条件下, 本文方法对 4 类辐射源均具有超过 90% 的识别率.

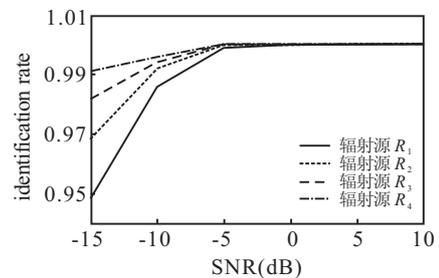


图 3 4 类雷达识别率曲线

## 5 结 论

本文将变精度粗糙集用于权重获取, 结合灰色理论给出了新的辐射源识别模型和算法, 并通过仿真验证了新方法的有效性. 相比于传统的模板匹配法、灰色关联法和文献 [8] 中的方法, 本文方法在  $-15 \text{ dB}$  的低信噪比条件下, 获得了高于 90% 的雷达辐射源正确识别率. 对比实验表明该识别算法是合理的, 具有实用价值. (下转第 767 页)