

# 基于脉冲样本图和 Vague 集的雷达辐射源识别

旷平昌<sup>1</sup>, 王杰贵<sup>2</sup>, 罗景青<sup>2</sup>

(1. 西昌卫星发射中心, 西昌 615000; 2. 电子工程学院, 合肥 230037)

**摘要:** 针对现有雷达信号特征描述方式很难有效地对复杂雷达辐射源进行描述和识别, 提出一种基于脉冲样本图和 Vague 集的雷达辐射源识别新方法。该方法把雷达辐射源识别问题转换为 Vague 集的多属性决策问题, 不仅能很好地解决雷达信号识别中的模糊问题, 而且无需传统方法的特征提取过程, 简化了处理环节。另外, 基于脉冲样本图的雷达辐射源识别是利用有序的多个脉冲同时匹配识别, 因此更可靠。计算机仿真表明该方法是有效可行的, 为复杂雷达辐射源识别提供了一种新思路。

**关键词:** 脉冲样本图; Vague 集; 辐射源识别; 投影

**中图分类号:** TP181      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1328(2011)07-1639-06

**DOI:** 10.3873/j.issn.1000-1328.2011.07.030

## Radar Emitter Recognition Based on Pulse Sequence Pattern and Vague Set

KUANG Ping-chang<sup>1</sup>, WANG Jie-gui<sup>2</sup>, LUO Jing-qing<sup>2</sup>

(1. Xichang Satellite Launch Center, Xichang 615000, China; 2. Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

**Abstract:** The existing feature description of radar signal can not describe or recognize the complicated radar emitter efficiently. In order to solve the problem, a novel method of using Pulse Sequence Pattern (PSP) and the Vague Set is proposed in this paper. The problem of radar emitter recognition is transformed into the problem of multi-property decision of Vague Set. This technique not only can solve the problem of fuzziness in radar signal recognition, but also do not need a process of feature extraction as conventional method, so the process is reduced. In addition, in the PSP-based radar emitter recognition ordered multi-pulses are used for matching synchronously, so the recognition results are more accurate. Computer simulations show that this technique is practicable and effective and offers a new idea for radar emitter recognition.

**Key words:** Pulse sequence pattern; Vague set; Emitter recognition; Projection

## 0 引言

对雷达信号进行识别的前提是能够对雷达信号进行准确地描述和表示。到目前为止, 对雷达信号的描述主要是采用脉冲描述字, 对于现代新体制雷达, 仅仅利用脉冲描述字难以清楚地描述其具体的信号波形和调制特征, 因此导致基于这种描述方式的雷达辐射源识别会遇到困难。本文利用一种新的雷达信号描述方法——脉冲样本图<sup>[1]</sup>来进行雷达

辐射源识别。

基于脉冲样本图的雷达辐射源识别是一种含有模糊性的决策问题。拿载频来说, 电子侦察设备截获的雷达辐射源信号可能是频率分集、抖动、跳变等复杂体制, 另外还有环境噪声和干扰等都是造成识别中存在模糊的因素。为了更好地解决识别中的模糊问题, 本文提出一种基于脉冲样本图和 Vague 集的雷达辐射源识别新方法, 它把雷达辐射源识别问题转换为 Vague 集的多属性决策问题, 利用待识别

雷达信号脉冲流与脉冲样本图基于距离测度的思想建立真、假隶属函数,进而获得 Vague 集和建立 Vague 集决策矩阵,再用投影决策方法求出与待识别雷达信号序列最匹配的脉冲样本图,从而识别雷达辐射源。该方法不仅能很好地解决雷达辐射源识别中的模糊问题,而且无需传统方法的特征提取过程,另外,基于脉冲样本图的雷达辐射源识别是利用有序的多个脉冲同时匹配识别,因此更可靠,为现代雷达辐射源识别提供了一种新思路。

## 1 基于脉冲样本图的雷达辐射源识别

### 1.1 脉冲样本图的基本概念

雷达在某工作模式下发射一串脉冲信号  $S = (\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_M)$ ,  $\mathbf{P}$  为单个脉冲的特征矢量表示为:

$$\mathbf{P} = (p(1), p(2), \dots, p(K))^T \quad (1)$$

假设  $V$  为除到达时间之外的其他  $K - 1$  个特征描述参数组成的特征矢量,  $t$  为脉冲到达时间, 则脉冲特征矢量也可以描述为  $\mathbf{P} = (V, t)$ 。若从  $S$  中选取一个能准确表示整串雷达信号特征的子序列  $S'$ , 即利用该子序列  $S'$  来表示雷达在该工作模式下的信号特征, 此时该子序列称为雷达信号脉冲样本图。

脉冲样本图用一串(多个)脉冲的特征参数来描述雷达的知识特征,而传统方法用归纳的雷达特征与特征参数值来描述。脉冲样本图看上去复杂

了,但它描述得更精细,更完整。脉冲样本图的每个脉冲描述多了一个“相对时间”这个描述字,而传统方法用“重频”这个特征描述字。对于多个重频(如参差)或重频变化的雷达,传统方法并不能反应各个脉冲之间的重频具体变化情况,而脉冲样本图就能就这一点描述得很清楚,能更好地反应辐射源信号的时序特征。文献[1]给出了不同类型雷达的脉冲样本图描述技术及脉冲样本图知识库的建立方法,这里就不再详细叙述了。

### 1.2 基于脉冲样本图的雷达辐射源识别

基于脉冲样本图识别雷达辐射源的流程如图 1 所示。

(1) 首先对截获的经过简单稀释的雷达脉冲信号流用脉冲样本图进行重点目标快速筛选预处理,如果识别到重点目标,则输出结果,更新参数。

(2) 没有重点目标识别任务或重点目标快速筛选预处理后的剩余脉冲,则进行常规预处理,通过分选得到单个雷达的脉冲串,然后采用基于样本图自动识别技术进行识别。基于样本图自动识别无需传统识别方法中的特征提取过程,可以减小识别的步骤和运算量,较少的处理过程,使得处理过程中产生错误的传递是有限的,从而在结构上提高了识别的准确性和可靠性。

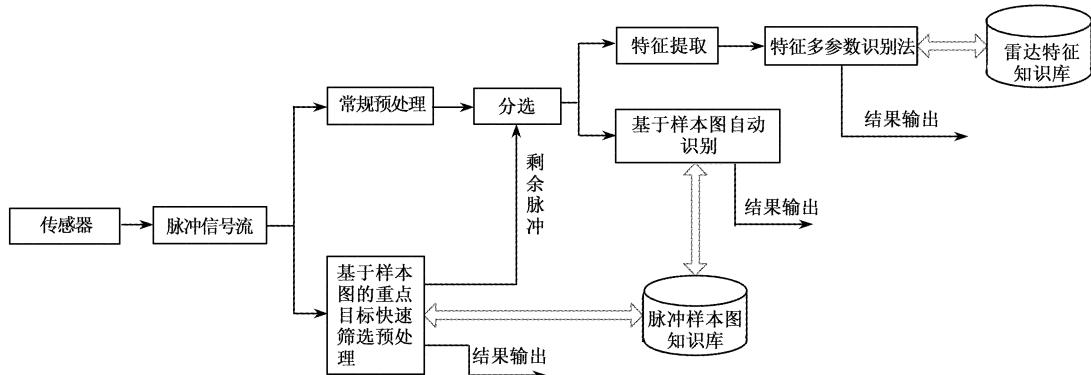


图 1 基于脉冲样本图识别雷达辐射源的流程

Fig. 1 The process of radar emitter recognition with PSP

## 2 基于脉冲样本图和 Vague 集识别雷达辐射源

本文利用脉冲样本图和 Vague 集进行辐射源识别,实际上是一种多属性的模糊决策问题。该方法利用待识别雷达信号脉冲流与脉冲样本图基于距离

测度的思想建立真、假隶属函数,进而获得 Vague 集和建立 Vague 集决策矩阵,再用投影决策方法求出与待识别雷达信号序列最匹配的脉冲样本图,从而识别雷达辐射源。该方法不仅能解决雷达信号识别中的模糊性问题,而且无需传统识别方法的特征提

取过程,简化了识别步骤。

## 2.1 Vague集的基本概念和投影决策法

设论域  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ , 其元素用  $u_i (i = 1, 2, \dots, n)$  表示。 $U$  上的一个 Vague 集  $V$  用一个真隶属函数  $t_v$  和一个假隶属函数  $f_v$  表示,  $t_v(u_i)$  是从支持  $u_i$  的证据所导出的肯定隶属度的下界,  $f_v(u_i)$  是从反对  $u_i$  的证据所导出的否定隶属度的下界,  $t_v(u_i)、f_v(u_i)$  将  $U$  中的每一点与区间  $[0, 1]$  中的一个实数联系起来, 即  $t_v: U \rightarrow [0, 1], f_v: U \rightarrow [0, 1]$ , 其中  $t_v(u_i) + f_v(u_i) \leq 1$ 。元素  $u_i$  在 Vague 集  $V$  中的隶属度  $\phi_v(u_i)$  被区间  $[0, 1]$  的一个子区间  $[t_v(u_i), 1 - f_v(u_i)]$  所界定, 称该区间为  $u_i$  在  $V$  中的 Vague 值, 记作  $\lambda_v(u_i)$ 。令  $\pi_v(u_i) = 1 - t_v(u_i) - f_v(u_i)$ , 称  $\pi_v(u_i)$  为元素  $u_i$  相对 Vague 集  $V$  的犹豫程度, 显然,  $0 \leq \pi_v(u_i) \leq 1$ 。

对于某一多属性决策问题, 设  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$  为决策方案集,  $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$  为评价指标(属性)集,  $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]$  为属性的权重向量, 其中  $w_i \geq 0, \sum_{i=1}^n w_i = 1$ 。对于方案  $A_i$  按单指标  $I_j$  进行测度, 则方案  $A_i$  在单指标  $I_j$  下的特征可用一个 Vague 值表示, 即  $r_{ij} = [t_{ij}, v_{ij}]$ , 式中  $v_{ij} = 1 - f_{ij}, t_{ij}$  表示方案  $A_i$  满足评价指标  $I_j$  的程度,  $t_{ij} \in [0, 1], f_{ij} \in [0, 1], t_{ij} + f_{ij} \leq 1$ 。为了方便将  $r_{ij} = [t_{ij}, v_{ij}]$  换一种记法:  $r_{ij} = [t_{ij}, f_{ij}]$ , 于是决策方案集  $A$  满足评价指标集  $I$  的程度可用决策矩阵  $R = (r_{ij})_{m \times n}$  表示, 如表 1 所示。

表 1 决策矩阵  $R$

Table 1 Decision matrix  $R$

方案/指标	$I_1(w_1)$	$I_2(w_2)$	...	$I_n(w_n)$
$A_1$	$(t_{11}, f_{11})$	$(t_{12}, f_{12})$	...	$(t_{1n}, f_{1n})$
$A_2$	$(t_{21}, f_{21})$	$(t_{22}, f_{22})$	...	$(t_{2n}, f_{2n})$
...	...	...	...	...
$A_m$	$(t_{m1}, f_{m1})$	$(t_{m2}, f_{m2})$	...	$(t_{mn}, f_{mn})$

显然,  $R$  是规范化矩阵。然后利用属性的权重向量  $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]$  构造加权规范化矩阵  $Z = (z_{ij})_{m \times n}$ , 其中  $z_{ij} = w_j r_{ij} = (t_{ij}, f_{ij})$ 。

Vague 集理想方案是一个用 Vague 值表示的方案集中的最佳方案, 它的每个属性值都是决策矩阵中该属性的最好值<sup>[8]</sup>。

定义 1. 称  $z_j^+ = (t_j^+, f_j^+)$  为满足评价指标  $I_j$  的

理想解, 其中

$$t_j^+ = \max_i \{\tilde{t}_{ij}\}; f_j^+ = \min_i \{\tilde{f}_{ij}\} \quad (2)$$

相应地, 称  $A^* = \{(I_1, (t_1^+, f_1^+)), (I_2, (t_2^+, f_2^+)), \dots, (I_n, (t_n^+, f_n^+))\}$  为满足评价指标集  $I$  的 Vague 集的理想方案, 简记  $z^+ = \{z_1^+, z_2^+, \dots, z_n^+\}$ 。

定义 2. 设向量  $a = [a_1, a_2, \dots, a_n], b = [b_1, b_2, \dots, b_n]$ , 称

$$p_a(b) = \frac{\sum_{j=1}^n a_j b_j}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n b_i^2}} \sqrt{\sum_{i=1}^n b_i^2} = \frac{\sum_{j=1}^n a_j b_j}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2}} \quad (3)$$

为向量  $b$  在  $a$  上的投影。 $p_a(b)$  值越大, 表明向量  $a$  与  $b$  越接近。令

$$p_{z^+}(z_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \tilde{t}_{ij} t_j^+}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (z^+)^2}} - \frac{\sum_{j=1}^n \tilde{f}_{ij} f_j^+}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (z^+)^2}} \quad (4)$$

$$q_{z^+}(z_i) = \sum_{j=1}^n \tilde{t}_{ij} t_j^+ - \sum_{j=1}^n \tilde{f}_{ij} f_j^+ \quad (5)$$

其中:  $z_i = \{z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{in}\}$ 。式(4)表示赞成值的投影与反对值的投影的差值; 由于候选方案确定后,  $\sqrt{\sum_{j=1}^n (z^+)^2}$  就确定, 故可直接根据(5)式的大小对方案进行排序和择优,  $q_{z^+}(z_i)$  值越大, 表明方案  $A_i$  越接近理想方案  $A^*$ , 因此方案  $A_i$  越优。

## 2.2 基于脉冲样本图和 Vague 集识别辐射源

基于脉冲样本图的辐射源识别, 实际上是基于多特征参数的模糊多属性决策问题。由于测量误差的存在以及无规律雷达信号脉冲样本图的模糊性, 因此在利用已知雷达信号脉冲样本图对截获的雷达辐射源信号进行识别时存在模糊性。

假设知识库中有  $L$  个已知雷达信号脉冲样本图, 其中第  $j$  个脉冲样本图可表示为  $S_j$ , 待识别雷达的脉冲序列表示为  $S_0, L_j, L_0$  分别为两脉冲序列中的脉冲数量。 $P_n^{(0)}$  表示待识别脉冲序列中第  $n$  个脉冲的特征矢量,  $P_m^{(j)}$  表示第  $j$  个脉冲样本图中第  $m$  个脉冲的特征矢量。 $P_n^{(0)}$  可以写为  $P_n^{(0)} = (p_{1^n}^{(0)}, \dots, p_{k^n}^{(0)})^T$ , 其中  $k \in (1, 2, \dots, K)$ , 表示脉冲由  $K$  个特征参数组成。本文采用如下四种特征: 载频(RF), 脉宽(PW), 相对到达时间(DTOA), 脉内特

征 ( $C_{IP}$ )。因此, 第  $j$  个脉冲样本图中第  $m$  个脉冲的特征向量可以表示为:

$$\mathbf{P}_m^{(j)} = \begin{pmatrix} RF \\ PW \\ DTOA \\ C_{IP} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_m^j \\ \tau_m^j \\ T_m^j \\ C_{IPm}^j \end{pmatrix} \quad (6)$$

利用已知雷达信号脉冲样本图可以形成所需要的隶属函数。假设第  $j$  个脉冲样本图表示的雷达为 3 重频参差雷达, 此时  $L_j$  为 3, 在脉冲相对到达时间间隔参数维上则需要建立三个隶属函数。其中第  $m$  个脉冲第  $k$  维参数形成的隶属函数表达如下:

$$p_{km}^{(j)}(u) = \exp\left[-\frac{(u - P_{km}^{(j)})^2}{2(\sigma_{km}^{(j)})^2}\right] \quad (7)$$

该式表示以脉冲样本图中第  $m$  个脉冲的第  $k$  个特征参数  $P_{km}^{(j)}$  为主值,  $\sigma_{km}^{(j)}$  为模糊分布展度建立的隶属函数。值得注意的是对于脉内特征而言, 其为符号型表示, 无法进行数值计算, 因此需要对其距离测度进行重新定义。假设  $C_{IPn}^0$  与  $C_{IPm}^j$ , 分别为脉冲  $P_n^{(0)}$  与  $P_m^{(j)}$  的脉内特征调制方式, 其距离的定义如下:

$$d_{mn}^{(j)}(C_{IP}) = \begin{cases} 0 & C_{IPm}^j = C_{IPn}^0 \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

例如 3 重频参差雷达有 3 个不同的脉冲相对到达时间间隔, 则需要以这些不同的脉冲相对到达时间间隔为主值和各自取值容差为模糊分布展度建立各自的隶属函数。同样对于频率分集雷达, 多脉宽雷达等需要建立多个隶属函数进行计算。

实际上这种隶属函数就是在基于距离测度的基础上建立起来的, 已知脉冲样本图与待识别序列越相似, 则它们的距离测度越小, 隶属函数的值越大。

每个待识别脉冲均通过脉冲样本图形成的隶属函数进行隶属度计算。若脉冲样本图某维参数有多个取值时, 则具有多个隶属函数, 此时待识别脉冲在该维参数上对脉冲样本图具有多个隶属度, 选择其中最大隶属度作为该脉冲与脉冲样本图在该维参数上的相似程度。

Vague 集的真隶属度表示对所有待识别脉冲的最大隶属度求均值, 以衡量所有待识别脉冲与脉冲样本图的整体相似程度。若脉冲样本图中某维参数仅具有一个取值时, 此时 Vague 集的真隶属度为直接对所有待识别脉冲在该维参数上的隶属度求均

值。待识别脉冲序列与脉冲样本图在  $k$  维参数上的 Vague 集的真隶属函数如下:

$$t_k^{(j0)} = \frac{1}{L_0} \sum_{n=1}^{L_0} \max_{m \in (1, \dots, L_j)} \left\{ \exp\left(-\frac{(p_{kn}^{(0)} - p_{km}^{(j)})^2}{2(\sigma_{km}^{(j)})^2}\right) \right\} \quad (9)$$

其中  $P_{kn}^{(0)}$  表示待识别脉冲序列中第  $n$  个脉冲在  $k$  维参数上的取值,  $P_{km}^{(j)}$  为已知雷达信号脉冲样本图中第  $m$  个脉冲在该维参数上的中心值,  $\sigma_{km}^{(j)}$  则表示其容差。

在不同维参数上, 每个待识别脉冲均通过隶属度表示其与脉冲样本图之间的相似性。对某维参数上的所有隶属度取最大值, 表示待识别脉冲与脉冲样本图在该维参数上所具有的最大相似性, Vague 集的假隶属度就是该最大隶属度值的补集。待识别脉冲序列与脉冲样本图在  $k$  维参数上的 Vague 集的假隶属函数如下:

$$f_k^{(j0)} = 1 - \max_{n \in (1, \dots, L_0)} \max_{m \in (1, \dots, L_j)} \left\{ \exp\left(-\frac{(p_{kn}^{(0)} - p_{km}^{(j)})^2}{2(\sigma_{km}^{(j)})^2}\right) \right\} \quad (10)$$

式中  $P_{kn}^{(0)}$  表示待识别脉冲序列中第  $n$  个脉冲在  $k$  维参数上的取值,  $P_{km}^{(j)}$  为已知的雷达信号脉冲样本图中第  $m$  个脉冲在该维参数上的中心值,  $\sigma_{km}^{(j)}$  则表示其容差。

利用 Vague 集的真假隶属函数, 可以建立 Vague 集决策矩阵。令有  $K$  个特征描述参数,  $L$  个已知雷达信号脉冲样本图, 则待识别脉冲序列与已知雷达信号脉冲样本图之间的 Vague 集决策矩阵  $R$  可表示为:

$$R = \begin{bmatrix} [t_1^{(10)}, f_1^{(10)}] & [t_1^{(20)}, f_1^{(20)}] & \cdots & [t_1^{(L0)}, f_1^{(L0)}] \\ [t_2^{(10)}, f_2^{(10)}] & [t_2^{(20)}, f_2^{(20)}] & \cdots & [t_2^{(L0)}, f_2^{(L0)}] \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ [t_K^{(10)}, f_K^{(10)}] & [t_K^{(20)}, f_K^{(20)}] & \cdots & [t_K^{(L0)}, f_K^{(L0)}] \end{bmatrix} \quad (11)$$

根据该决策矩阵, 再利用(5)式的计算结果进行排序和择优, 从而识别雷达辐射源。

### 3 仿真分析

#### 3.1 单部辐射源脉冲列识别的比较

本实验从电子侦察卫星的当前辐射源数据库中选取了 10 部体制复杂且参数较为接近的雷达, 具体

参数设置如表 2 所示。利用这些雷达信号参数设置分别仿真产生脉冲样本图模板序列,仿真序列中增

加了 5% 的干扰脉冲,同时丢脉冲率为 5%,由噪声引起的参数测量误差为 5%。

表 2 雷达信号参数设置表

Table 2 Table of radar signal parameters

雷达编号	载频特征	载频/MHz	脉宽特征	脉宽/ $\mu\text{s}$	重频特征	重复间隔/ $\mu\text{s}$
1	捷变	1020 ~ 1070	固定	52	抖动	1082 ~ 1766
2	捷变	1291 ~ 1343	脉压	102 ~ 107	参差	1200/1414
3	捷变	1200 ~ 1260	固定	3.9	复合	1600/1497/1183
4	固定	2770	固定	1.5	参差	1067/1241
5	固定	9370	抖动	0.5 ~ 0.6	复合	973/947/939
6	捷变	1100 ~ 1150	固定	50	抖动	1280 ~ 1800
7	捷变	1200 ~ 1270	捷变	45 ~ 50	抖动	1067 ~ 1241
8	固定	1000	捷变	50 ~ 70	参差	1600/1414
9	捷变	1020 ~ 1070	捷变	45 ~ 55	参差	1080/1766
10	捷变	1050 ~ 1120	固定	55	参差	1241/1497

这里选取编号 1 雷达仿真产生的脉冲序列作为待识别序列说明计算处理过程。具体步骤如下:

(1) 通过式(9)和(10)计算 Vague 集的决策矩阵  $R$ , 具体的值如表 3 所示。计算中若隶属度极小时( $< 0.001$ ), 则直接将其赋值为 0。假设各参数的权重相同, 故在此不需构造加权规范化决策矩阵, 可以直接用下面的矩阵求最优匹配雷达。从表中可以看出编号 2,3,4,5 雷达某些参数维的假隶属度计算为 1, 说明这些雷达与待识别脉冲序列在这些参数上完全无相似脉冲。因此可以直接将这些雷达除去, 不参加下一步计算。

表 3 Vague 集决策矩阵  $R$  计算结果列表Table 3 Calculated results of vague set decision matrix  $R$ 

雷达编号	载频(1/3)	脉宽(1/3)	重复间隔(1/3)
1	[0.786, 0.001]	[0.781, 0.001]	[0.792, 0.001]
2	[0.057, 0.762]	[0, 1]	[0.499, 0]
3	[0.194, 0.245]	[0, 1]	[0.518, 0.001]
4	[0, 1]	[0, 1]	[0.521, 0.005]
5	[0, 1]	[0, 1]	[0.379, 0.001]
6	[0.572, 0.003]	[0.659, 0.001]	[0.726, 0.001]
7	[0.202, 0.251]	[0.648, 0.005]	[0.381, 0.001]
8	[0.567, 0.001]	[0.822, 0.001]	[0.551, 0]
9	[0.786, 0.001]	[0.962, 0.001]	[0.431, 0]
10	[0.764, 0]	[0.552, 0.001]	[0.546, 0.002]

(2) 我们求与待识别脉冲序列最匹配的雷达, 实际上就是一个多属性决策问题。通过式(2)确定理想方案  $A^*$ , 即  $z^+ = \{(0.786, 0), (0.962, 0.001), (0.792, 0)\}$ 。

(3) 通过式(5)求出方案  $A_i$  ( $i = 1, 6, 7, 8, 9$ ,

10) 在理想方案上的赞成值的投影与反对值的投影的差值的分子部分, 即  $q_{z^+}(z_1) = 1.9964, q_{z^+}(z_6) = 1.6585, q_{z^+}(z_7) = 1.0839, q_{z^+}(z_8) = 1.6728, q_{z^+}(z_9) = 1.8846, q_{z^+}(z_{10}) = 1.5640$ 。

(4) 根据  $q_{z^+}(z_i)$  ( $i = 1, 6, 7, 8, 9, 10$ ) 的值对方案  $A_i$  进行排序:  $A_1 > A_9 > A_8 > A_6 > A_{10} > A_7$ , 故认为与待识别脉冲序列最匹配的是雷达编号 1。

### 3.2 多参数法和脉冲样本图法识别率的比较

传统的多参数特征加权识别方法是根据已知特征知识库对雷达信号脉冲列分选出来的特征参数进行匹配识别, 而脉冲样本图则是根据已知脉冲样本图库直接与雷达信号脉冲列进行匹配识别, 省了特征提取这一步骤。

在仿真中, 选择载频、脉宽、重复间隔三个特征参数, 按均匀分布参照某侦察机测量脉冲参数范围随机抽取 500 个雷达载频、重复间隔、脉宽构成雷达特征知识库, 同时根据这些参数设置仿真产生已知脉冲样本图知识库。本文选取三种不同的噪声环境进行仿真。环境 1 的测量误差标准为相应已知特征参数的 2%, 环境 2 的测量误差标准为相应已知特征参数的 5%, 环境 3 的测量误差标准为已知特征参数的 10%。表 4 给出了相应的仿真结果, 仿真结果是通过 100 次 Monte Carlo 实验得到的。

由表 4 的仿真结果可以看出: 脉冲样本图法较参数法其正确识别率要高, 特别在高测量噪声环境中体现得更明显, 因为较少的处理过程减少了误差的积累, 从而提高了正确识别率。

表 4 多参数法和脉冲样本图法的识别率比较

Table 4 The discrimination comparison between methods of multi-parameter and PSP

	多参数法	脉冲样本图法
环境 1	99.54%	99.76%
环境 2	97.34%	98.89%
环境 3	90.63%	93.38%

#### 4 结束语

本文利用一种新的雷达信号描述方法——脉冲样本图来进行雷达辐射源识别。基于脉冲样本图的辐射源识别是一种含有模糊性的决策问题,本文把雷达辐射源识别问题转换为 Vague 集的多属性决策问题,提出一种基于脉冲样本图和 Vague 集的雷达辐射源识别新方法,通过真、假隶属函数获得 Vague 集和 Vague 集的决策矩阵,用投影决策法求出最优匹配的雷达型号,从而识别雷达辐射源。该方法不仅能解决雷达辐射源识别中的模糊问题,而且无需传统方法的特征提取过程,为现代雷达辐射源识别提供了一种新思路。

#### 参 考 文 献

- [1] 王杰贵,罗景青. 探讨一种新的雷达信号描述方式[C]. 电子战新概念新理论新技术第十六届学术年会,济南,2008. [ Wang Jie-gui, Luo Jing-qing. Discussing a new description method of radar signal[C]. The 16th Conference of New Conception, New Theory and New Technique of Electronic Warfare, Jinan, 2008. ]
- [2] 赵国庆. 雷达对抗原理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社,2001.
- [3] Chen S M, Tan J M. Handling multi-criteria fuzzy decision-making problems based on vague set theory[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 67(2) : 163 - 172.
- [4] Sergios T, Konstantinos K. Pattern recognition [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2006: 72 - 73.
- [5] 关欣,何友,衣晓. 一种新的雷达辐射源识别算法[J]. 宇航学报,2005,26(5),612 - 615. [ Guan Xin, He You, Yi Xiao. A novel radar emitter recognition algorithm [J]. Journal of Astronautics, 2005, 26(5), 612 - 615. ]
- [6] 关欣,何友,衣晓. 一种新的基于粗集的辐射源信号识别模型[J]. 宇航学报,2007,28(3) : 685 - 688. [ Guan Xin, He You, Yi Xiao. A novel rough set emitter signal recognition model[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(3) : 685 - 688. ]
- [7] 李凡,卢安,蔡立晶. 基于 Vague 集的多目标模糊决策方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2001,29(7) : 1 - 3. [ Li Fan, Lu An, Cai Li-jing. Multi-targets fuzzy decision based on vague set [J]. Journal of Centre China University of Technology, 2001, 29(7) : 1 - 3. ]
- [8] 王应明. 多指标决策与评价的新方法—投影法[J]. 系统工程与电子技术,1999,21(3) : 1 - 4. [ Wang Ying-ming. A new method for multiindices decision and evaluation—a projection method[J]. Systems Engineering and Electronics, 1999, 21(3) : 1 - 4. ]

作者简介:旷平昌(1985 - ),男,硕士研究生,主要研究方向为信号处理、航天测控。

通信地址:四川省西昌市 17 信箱二室(615000)

电话:18728980324

E-mail:694271588@ qq. com

(编辑:曹亚君)