

文章编号:1671-8860(2005)03-0274-04

文献标志码:A

# 基于D-S推理的灰关联雷达辐射源识别方法研究

关 欣<sup>1</sup> 何 友<sup>1</sup> 衣 晓<sup>1</sup>

(1 海军航空工程学院信息融合技术研究所,烟台市,264001)

**摘要:**在战场实际环境中,多数情况下传感器设备获得辐射源的信息在时间上是冗余的。针对这种实际侦测环境,基于信息融合的思想,提出了一种新的辐射源识别方法。该方法在灰关联识别的过程中,引入D-S证据理论,通过对信号的积累和对信任度的重新分配,对识别结果进行了有效的融合,提高了辐射源的正确识别率。仿真结果表明了该方法的可行性和有效性,为工程应用提供了参考。

**关键词:**灰关联分析;辐射源识别;灰关联度;D-S证据推理

**中图法分类号:**TP751;P237.9

雷达辐射源识别是电子情报侦察、电子对抗措施和威胁告警等系统要解决的关键问题<sup>[1,2]</sup>。随着雷达技术的迅猛发展,各种新体制雷达的应用,雷达信号的密度、复杂程度都大幅度提高。这就增加了雷达信号的不确定性因素,使得雷达辐射源识别成为一个非常困难的课题。

灰色关联是指事物之间的不确定性关联<sup>[3]</sup>。灰关联分析根据数据列因素之间发展态势的相似或相异程度来衡量因素间接近的程度。由于关联分析是按发展趋势作分析,对样本量的大小没有太高的要求,分析时也不需要典型的分布规律,而且分析的结果一般与定性分析相吻合。因此,采用灰关联分析的方法对现有的少量侦察数据进行综合分析,可为辐射源识别提供理论基础和数学依据。

但灰关联分析在实际应用中存在一些缺陷,如得到多个观测样本时,识别结果可能不一致甚至是矛盾的。为了更好地解决信号的不确定性和充分利用信号在时间上的冗余性,本文基于信息融合的思想,提出了一种新的辐射源识别方法。

## 1 问题描述

所谓辐射源识别就是将被测的辐射源信号参数与预先积累的已知辐射源参数相比,确定该辐射源本来属性的过程。假设已知模板库中有n个

雷达类,其中每一类雷达信号都是一个由射频(RF)、脉冲重复频率(PRF)、脉冲宽度(PW)等k个特征参数构成的联合特征矢量。令

$$U_1 = \{1, 2, \dots, n\}, U_2 = \{1, 2, \dots, k\} \quad (1)$$

式中,  $U_1$  表示对应  $n$  个雷达类别号的有序集;  $U_2$  表示对应雷达模式中特征参数类别号所构成的有序集,  $\forall i \in U_1$  及  $j \in U_2$ 。设第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 类雷达在第  $j$  ( $j=1, 2, \dots, k$ ) 个特征参数方向上有  $n_{ij}$  个取值,  $\theta_{ij}^m$  ( $m=1, \dots, n_{ij}$ ) 表示第  $i$  类雷达在第  $j$  个参数方向上的第  $m$  个取值。

由于第  $i$  类雷达在第  $j$  个特征参数方向有  $n_{ij}$  个取值,故第  $i$  类雷达共有  $\prod_{j=1}^k n_{ij}$  个特征向量,  $n$  个雷达类共有  $N = \sum_{i=1}^n [\prod_{j=1}^k n_{ij}]$  个特征向量,即已知模板库中共有  $N$  类雷达信号(识别框架)。

侦收到的雷达信号经过特征提取也是一个含有  $k$  个特征参数的矢量,记为  $X_0 = \{X_0(j) | j=1, 2, \dots, k\}$ ,其中  $X_0(j)$  是观测样本中的第  $j$  个特征参数。

## 2 D-S证据理论与合成规则

D-S证据理论作为处理信息融合中的不确定性问题的重要方法,目前很受研究者的重视<sup>[4~7]</sup>。该算法用可信度、拟信度区间表达证据对结论的

支持程度。通过获取的关于目标的信息,即证据,根据相应的推理知识库,推导计算出目标的各属性结论的可信度区间,并进而判定出目标的属性结论。

D-S证据理论的最大特点是在证据中引入了不确定性,同时又摆脱了先验概率的限制,这就使得D-S证据理论在实际应用中具有明显的优势。下面仅说明其合成规则。

设  $BEL_1$  和  $BEL_2$  是同一识别框架  $U$  上的两个信任函数,  $m_1, m_2$  分别是其对应的基本概率赋值, 焦元分别为  $A_1, \dots, A_k$  和  $B_1, \dots, B_r$ , 则可利用下面的 Dempster 组合规则计算出这两个证据共同作用下的基本概率赋值:

$$\left\{ \begin{array}{l} m(C) = \frac{\sum\limits_{i,j} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - \sum\limits_{i,j} m_1(A_i)m_2(B_j)} \\ m(\Phi) = 0 \end{array} \right. \quad (2)$$

对于多个证据的组合,可采用式(2)的 Dempster 组合规则对证据进行两两综合。

### 3 基于 D-S 推理的灰关联分析识别方法

基于 D-S 推理的灰关联分析识别方法的基本思路是:首先计算雷达信号观测样本中各个参数的灰关联系数,然后通过设定各个参数的权值,可得观测样本与雷达已知模板库中样本的灰关联度。接下来,考虑到信号在时间上具有冗余性,得到多个时刻上的观测样本,在 Bayes 信任结构下,对于每一时刻观测样本的灰关联度集合给出一个信任测度,即获得一条证据。运用 D-S 证据理论

$$\xi_i(j) = \frac{\min\limits_i \min\limits_j |X_0(j) - X_i(j)| + \rho \max\limits_i \max\limits_j |X_0(j) - X_i(j)|}{|X_0(j) - X_i(j)| + \rho \max\limits_i \max\limits_j |X_0(j) - X_i(j)|} \quad (6)$$

记

$$\Delta_i(j) = |X_0(j) - X_i(j)| \quad (7)$$

则

$$\xi_i(j) = \frac{\min\limits_i \min\limits_j \Delta_i(j) + \rho \max\limits_i \max\limits_j \Delta_i(j)}{\Delta_i(j) + \rho \max\limits_i \max\limits_j \Delta_i(j)} \quad (8)$$

式中,  $\rho$  为分辨系数,  $\rho$  越小, 其分辨力越大。  $\rho$  的具体取值可视具体情况而定, 一般地, 取  $\rho = 0.5$ 。 $\min\limits_i \min\limits_j \Delta_i(j)$  称为两级最小差。 $\max\limits_i \max\limits_j \Delta_i(j)$  为两级最大差,  $\Delta_i(j)$  称为第  $j$  个指标  $X_0$  与  $X_i$  的绝

组合规则对多个观测样本的信任度进行合成, 最后得到信任度较高的结果。这一结果可作为信号识别的依据。

#### 3.1 计算灰关联系数

选取侦察设备上报的雷达目标观测矢量数据为参考数列, 记为  $X_0 = \{X_0(j) | j = 1, 2, \dots, k\}$ 。一般地, 选取已知模板库中的雷达辐射源数据为比较序列, 记为  $X_i = \{X_i(j) | j = 1, 2, \dots, k\}, i = 1, 2, \dots, N$ , 其中  $N$  为模板库中已知模式的数量。

显然, 当已知模板库中的雷达类别以及每一类雷达的特征矢量较多时, 采用直接比较的方法很费时, 且 D-S 证据理论组合的一个重要问题便是空间的复杂度。事实上, 观测矢量只是接近于某些雷达类的若干特征矢量, 而不一定是所有雷达类别的全部特征矢量。这样, 在进行灰关联度计算时, 可以采用如下的预匹配技术减小识别框架, 选出适当数据量的雷达辐射源数据作为比较序列。具体作法如下:

$$R_j = \{i, m | \forall j, \exists m \text{ 使 } |x_j - \theta_{ij}^m| < 3(\sigma_j + \sigma_{ij})\} \quad (3)$$

$$R = \bigcap_{j=1}^k R_j \quad (4)$$

这样, 用于灰关联分析的比较序列就可以确定为  $X_i = \{X_i(j) | j = 1, 2, \dots, k\} (i \in R)$ 。

为了保证数据具有可比性, 在进行灰关联分析时, 需要对数据列进行生成处理。这里采用区间值化的方法对特征指标数据进行标准化处理:

$$X_i(j) = \frac{X_i(j) - \min\limits_i X_i(j)}{\max\limits_i X_i(j) - \min\limits_i X_i(j)}, \quad j = 1, 2, \dots, k, i \in R \quad (5)$$

参考数列  $X_0(j)$  与比较数列  $X_i(j)$  的关联系数为:

对差。于是可以求出  $X_i(j)$  与  $X_0(j)$  的关联系数:

$$\xi_i = \{\xi_i(j), j = 1, 2, \dots, k\} \quad (9)$$

#### 3.2 计算灰关联度

为便于比较, 将每一比较数列各个指标的关联系数集中体现在一个值上, 这个值就是灰关联度。比较数列  $X_i$  对参考数列的灰关联度常记为  $\gamma_i(X_0, X_i)$ , 简记为  $\gamma_i$ 。事实上, 基于侦测目标的特征矢量进行辐射源识别时, 这些指标的重要性多数情况是不同的, 因而, 必须进行加权处理。令  $a(j) (j = 1, 2, \dots, k)$  表示相应指标的权系数, 且

$\sum_{j=1}^k a(j) = 1, a(j) \geq 0$ 。权系数可采用层次分析法、熵值法、比较矩阵等方法确定<sup>[8]</sup>, 则可以定义加权关联度为:

$$\gamma_i(X_0, X_i) = \sum_{j=1}^k \xi_i(j) a(j) \quad (10)$$

由此可得观测矢量  $X_0$  对于模板的一组灰关联度集合  $G = \{\gamma_i(X_0, X_i) | i \in R\}$ 。

### 3.3 用证据理论对多个观测样本的灰关联度组合得到最终灰关联度

根据 § 3.1、§ 3.2 可以得到  $t$  个观测样本的灰关联度集合:  $G_s = \{\gamma_i(X_0^{(s)}, X_i) | i \in R\}$ , 其中  $s=1, 2, \dots, t$ , 判别框架是已知模板库中经过预匹配得到的样本。因此, 可以找出与评判对象有关的基本因素集  $\{G_1, G_2, \dots, G_t\}$ , 对于每一个因素  $G_i$  给出一个信任测度, 也就是获取一条证据, 在 Bayes 信任结构(对于判别框架, 每个焦元都是由一个单元素集合组成)下, 可以给出信任函数  $BEL(A)$ :

$$BEL(A) = \sum_{C \subseteq A} m(C) = m(A) \quad (11)$$

也即是  $BEL_i = m_i$ , 取  $m_i = \frac{G_i}{\sum G_i}$ ,  $i=1, 2, \dots, t$ 。

通过运用证据理论的组合公式, 可以对灰关联度两两组合, 得出最终的结果, 然后依据判决准则对观测样本作出判断。

### 3.4 给出综合评判结果——灰关联度排序

对参考数列  $X_0$  和比较数列  $X_i$  的关联度按从大到小进行排序, 即得灰关联序。这里采用最大关联度识别原则, 即优先选取满足  $\max_i \gamma_i, i \in R$  成立的对象, 使之最终关联于  $X_0$ 。当然, 也可以设置一个门限, 当最大关联度大于一定的门限时, 输出结果; 否则, 不足以判断, 继续观察。

## 4 仿真试验

运用本文所提出的方法对电子侦察设备侦收到的雷达信号在不同的噪声环境及侦测信号参数不全的情况下进行仿真, 对多次试验的结果进行统计, 得出正确识别率。

### 4.1 雷达信号环境模拟

在仿真中, 选择射频、脉冲重复频率、脉冲宽度和天线扫描周期四个特征参数构成雷达特征向量。假设有 20 个雷达类, 参照 XX 型侦察机测量脉冲参数范围, 按均匀分布随机抽取 100 个雷达射频、脉冲重复频率、脉冲宽度和天线扫描周期数

据, 按均匀分布随机分配给 20 个雷达类。按上述方法随机抽取的 100 个射频数据、脉冲重复频率、脉冲宽度和天线扫描周期构成雷达已知模板库。由于只有 20 个雷达类, 因此每个雷达类都有很多模式。

观测模式的构造是通过随机抽取一个已知特征矢量并加上测量误差构成。这里假定测量误差服从零均值高斯分布。

### 4.2 运用 D-S 推理与灰关联分析方法融合的结果

选取待识别雷达的特征矢量为参考数列, 根据 § 4.1 的方法在模板库中选出与参考数列参数相似的那些数列作为比较数列, 构成识别框架。按式(10)计算其关联度, 求灰关联序列。这里选取三种不同的噪声环境进行了仿真。环境 1、环境 2、环境 3 的测量误差标准差分别为相应已知特征参数的 5%、10%、15%。

通过对多组数据的测试, 表 1 给出了相应的仿真结果, 其中  $t$  代表观测数据的融合次数, 也即观测样本的积累次数。仿真结果是通过 100 次 Monte Carlo 试验得到的。

表 1 多次观测辐射源正确识别率对比

Tab. 1 Correct Recognition Rates Contrast for 100 Runs of Stochastic Simulation

	灰关联分析/%	基于 D-S 证据组合的灰关联分析/%		
		$t=1$	$t=4$	$t=6$
噪 声	环境 1	97.75	98.90	100
	环境 2	90.43	97.80	98.94
	环境 3	80.85	86.17	96.63

由表 1 的仿真结果可以看出。

1) 测量随机误差对识别的结果有很大的影响。测量噪声越大, 其误识别率越大。误差较大时, 用单一的观测样本来完成识别性能较差, 而利用多次观测样本进行信息融合来完成识别则有较高的正确识别率。

2) 融合次数  $t$  增大, 正确识别率是上升的, 但所需时间多。而且  $t$  增加到一定值后, 识别率增加得不再显著, 反而增加了计算复杂度, 在实际应用中会使系统反应变得迟缓。

3) 基于 D-S 证据推理的灰关联分析识别方法能够有效地对样本进行融合, 得到较高的正确识别率。

### 4.3 部分参数缺省时的识别结果

由于现代电子对抗信号环境密集、复杂、交错、多变, 敌方的战术参数很难完全获得, 经常会出现上报辐射源参数不全、参数畸变的情况, 这就

要求进行辐射源识别时的特征向量的维数必须是自适应的。表2给出的是观测数据有一维特征参数缺省时,在不同的测量误差条件下,本文提出的方法与单一的灰关联识别方法正确识别结果的比较。

表2 观测矢量特征参数缺省时辐射源正确识别率对比

Tab. 2 Comparison Between Correct Recognition Rates with out Detected Parameter

噪 声	环境 1	灰关联 分析/%			基于 D-S 证据组合的灰关联分析/%		
		$t=1$	$t=4$	$t=6$	$t=1$	$t=4$	$t=6$
	环境 1	95.29	97.65	100	100		
	环境 2	78.65	90.81	95.40	95.51		
	环境 3	62.37	81.81	90.32	90.32		

## 参 考 文 献

- 1 林象平. 雷达对抗原理. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1985
- 2 桑炜森, 顾耀平. 综合电子战新技术新方法. 北京: 国防工业出版社, 1996
- 3 邓聚龙. 灰色控制系统. 武汉: 华中理工大学出版社,

1997

- 4 Tessem B. Approximations for Efficient Computation in the Theory of Evidence. Artificial Intelligence, 1993, 61(2): 315~329
- 5 Mahler R P S. Combining Ambiguous Evidence with Respect to Ambiguous Priori Knowledge. I: Boolean Logic. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybern Part A: Systems and Humans, 1996, 26(1): 27~41
- 6 Fister T, Mitchell R A. Modified Dempster-Shafer with Entropy Based Belief Body Compression. Proc. 1994 Joint Service Combat Identification Systems Conf. Naval Postgraduate School, Monterey, CA, 1994
- 7 何友, 王国宏, 陆大经, 等. 多传感器信息融合及应用. 北京: 电子工业出版社, 2000
- 8 魏巍贤, 冯佳. 多目标权系数的组合赋值方法研究. 系统工程与电子技术, 1998(2): 14~16

第一作者简介:关欣,博士生。主要研究方向为多传感器信息融合、多目标跟踪、雷达数据处理。

E-mail: yxgx@sohu.com

## Radar Emitter Recognition of Gray Correlation Based on D-S Reasoning

GUAN Xin<sup>1</sup> HE You<sup>1</sup> YI Xiao<sup>1</sup>

(1 Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

**Abstract:** This paper presents a novel approach of emitter recognition according to the idea of information fusion. In the new approach, D-S evidence theory is introduced during the processing of recognition using gray correlation analysis method. By redistributing the subordinate function of observation samples, this approach is effective in fusing the recognition results and improving the probability of accurate recognition. The simulation results show the feasibility and validity of the novel approach.

**Key words:** gray correlation analyses; emitter recognition; gray correlation grade; Dempster-Shafer evidence reasoning

**About the first author:** GUAN Xin, Ph. D candidate. Her major research orientations include multi-sensor information fusion, multi-target tracking, radar data processing, etc.

E-mail: yxgx@sohu.com

(责任编辑: 晓晨)