

基于 AHP 与 D-S 理论的辐射源识别技术

李 楠, 曲长文, 苏 峰, 平殿发

(海军航空工程学院, 烟台 264001)

摘 要: 深入研究了基于层次分析与证据理论的辐射源识别技术。首先针对属性测度识别方法中权重获取困难的问题, 提出利用层次分析法获取多参数权重的思想, 给出权重具体计算步骤, 同时简要回顾属性测度识别方法的原理。在此基础上, 应用 D-S 证据理论进行多传感器信息融合, 给出识别算法和模型。仿真对比实验表明, 提出的辐射源识别技术是实用有效的, 其正确识别率较高。

关键词: 层次分析; 辐射源识别; 属性测度; D-S 理论

中图分类号: TN991 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2009)06-2317-05

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2009.06.043

0 引言

针对复杂的战场电磁信号环境, 采用单一的传感器获取目标信息已经严重影响了辐射源目标识别的效能, 而利用多个传感器数据融合技术逐渐成为热点。多传感器数据融合技术综合多个传感器侦测的电子辐射源多个特征参数信息, 由这些反映辐射源类型的特征量, 利用数据融合技术与模式判决算法实现对电子辐射源的识别, 能提高辐射源的识别能力和识别稳健性。进而, 由统计数据与装备手册, 建立平台与搭载的辐射源关系, 就可实现对平台的识别, 因此, 对目标、平台的识别可以通过对其所载辐射源判断来进行识别。所以辐射源的识别是重中之重, 对辐射源的识别已经提出了许多方法, 如张葛祥提出了采用分形理论的辐射源信号识别^[1], 俞志富提出了基于灰关联分析与 D-S 证据理论的辐射源识别方法^[2], 关欣提出了基于属性测度的识别算法和基于粗集的辐射源识别模型^[3], 等等。

由于战场电磁信号环境与侦察设备的不确定因素, 侦察得到的辐射源多特征参数信息均有不确定性, 以往的识别方法对多特征参数进行简单的平权处理, 这对于实际识别问题具有一定局限性。而采用多特征参数的层次分析定权法则更符合实际信号环境, 且能提高辐射源识别的准确性及可靠性。

利用属性测度进行辐射源识别近来得到了大量

的研究, 但多特征参量的权重值获取是属性模式识别中的难点之一, 为了得到合理的识别结果, 本文将层次分析方法用于权重值的获取, 解决了权重值获取困难的问题, 结合证据理论完成了辐射源识别过程, 并给出了本文的算法步骤、模型及仿真结果, 仿真结果表明本文方法能明显提高辐射源的识别率。

1 理论基础

1.1 层次分析法确定特征参数的权重

T.L.Saaty 等人 70 年代提出了层次分析法 (Analytic Hierarchy Process), 通常称为 AHP 法, 是确定权重向量的有效工程实用方法^[4]。它是一种定性分析与定量分析相结合的、系统化、层次化的分析方法。利用层次分析法进行系统分析, 首先要把问题层次化。根据问题的性质和要达到的目标, 将问题按照其组成因素相互间的关系加以组合, 形成一个层次分明的分析结构模型。最终将系统分析问题的实质归结为最低层相对于最高层的相对重要性权值的确定, 或相对优劣次序的排序问题。

针对辐射源具有多参数特征, 可引入层次分析法对多参数的相对重要性进行比较, 任取两个参数比较, 根据专家经验确定两者的重要性关系, 采用 1~9 的比率标度, 将比较判断定量化, 构成判断矩阵^[5-6]。对于辐射源属性特征识别, 特征因素变量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 是全部的因素集, 由专家根据

各因素的物理或参数意义,对全部因素进行两两对比,可构造因素相对重要性的比对判断矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times m}$, 其中 $a_{ij} = f(x_i, x_j)$ 为对比函数,对比函

数取值如表 1。从而可根据一定的准则来确定权重向量 W 。

表 1 多因素对比函数

Table 1 Multi-factors comparison function

因素 x_i 与 x_j 比较	x_i 与 x_j 同等重要	x_i 比 x_j 稍微重要	x_i 比 x_j 明显重要	x_i 比 x_j 十分重要	x_i 比 x_j 极其重要	x_i 比 x_j 处于上述 两相邻判断之间
对比函数值 $f(x_i, x_j)$	1	3	5	7	9	2,4,6,8

比对判断矩阵 A 具有如下两个性质:

(1) A 是一个 m 阶正互反矩阵, 即 $A = (a_{ij})_{m \times m}$, $a_{ij} > 0$, $a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}}$ 且 $a_{ii} = 1 (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, m)$, 称 A 为一致矩阵;

(2) 对一致矩阵 A , 权重向量 $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ 是对应矩阵 A 的最大特征值 m 的归一化特征向量, 即 W 是向量方程

$$A \cdot W = mW \quad (1)$$

的非平凡解。由此方程得到的权重向量 W 就是层次分析的多因素权向量。

对于非一致性的比对判断矩阵 A , 采用 Saaty

的一致性检验,用近似求解其多因素的归一化权向量 W 。对给定的判断矩阵 A , 设 λ_{\max} 为其最大特征值, CI 是一致性指标, 定义为

$$CI = (\lambda_{\max} - m) / (m - 1) \quad (2)$$

$CI = 0$ 表示 A 为一致性矩阵。定义一致性检验的一致性比率

$$CR = CI / RI \quad (3)$$

当 $CR < 0.1$ 时, 可认为满足一致性要求, 并以 λ_{\max} 所对应的特征向量作为归一化的权向量 W 。其中, RI 是随机一致性指标, 其值的确定方法是: 若干 m 阶随机正互反矩阵的 CI 平均值。 RI 的典型取值如表 2, m 表示阶数。

表 2 随机一致性指标

Table 2 Random coincidence indicator

m	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
RI	0.00	0.00	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51

具体的权向量 W 求解步骤为:

(1) 确定多参数因素的相对重要关系, 建立比对判断矩阵 A ;

(2) 采用几何平均法计算权重

$$v_i = \sqrt[m]{\prod_{j=1}^m a_{ij}} = \sqrt[m]{a_{i1} a_{i2} \dots a_{im}}, (i = 1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

然后, 将 v_i 归一化求得权向量 $W = (w_i)_{1 \times m}^T$

$$w_i = \frac{v_i}{\sum_{i=1}^m v_i} = \frac{v_i}{v_1 + v_2 + \dots + v_m}, (i = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

(3) 求解矩阵 $A \cdot W$ 的最大特征值 λ_{\max}

$$\lambda_{\max} \cong \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i W / w_i \quad (6)$$

其中, a_i 为矩阵 A 的第 i 行向量。

进而可求出 CI , 查表 2, 获得一致性比率 CR , 进行矩阵 A 的一致性检验。若有 $CR < 0.1$, 则通过一致性检验, 特征值 λ_{\max} 对应的权向量 W 为层次分析的权重向量, 否则重新确定判断矩阵 A 。

1.2 辐射源识别中属性测度的概念

采用辐射源已知数据库中的数据作为属性测度识别法的已知样本数据, 设已知样本空间分为 K 类, 第 k 类为 $C_k, 1 \leq k \leq K$ 。已提取的特征参数有 J 个, 比如脉冲载频(RF)、脉冲重复频率(PRF)、脉冲宽度(PW)、脉冲上升沿(PRT)、天线扫描方式等。第 j 个参数记作 $I_j, 1 \leq j \leq J$, 参数 I_j 可为定性或定量参数, I_j 的级别或取值为有限个。将其分布的区间分为 L_j 个级别, 第 l 个级别为 $I_{jl}, 1 \leq l \leq L_j$ 。

已知属于 C_k 类的样本有 N_k 个: $x_n^{(k)}, 1 \leq n \leq N_k, 1 \leq k \leq K$ 。样本 $x_n^{(k)}$ 在参数 I_{jl} 上的值为

$x_n^{(k)}(jl), x_n^{(k)}(jl)$ 满足

$$x_n^{(k)}(jl) > 0, \sum_{l=1}^{L_j} x_n^{(k)}(jl) = 1, 1 \leq j \leq J \quad (7)$$

设 X 为研究对象全体, x 为 X 中的一个元素, A 为一个属性集, 用“ $x \in A$ ”表示 x 具有属性 A 。“ $x \in A$ ”是一种定性描述, 需要用数来定量刻画“ $x \in A$ ”的程度, 这个数记作 $\mu_x(A)$, 称为 $x \in A$ 的属性测度^[7]。为简化起见, 要求属性测度取值范围为 $[0, 1]$ 。这些属性测度需要满足一定的规则, 属性测度可由专家经验或对事物的分析确定。

对多参数的情形, 设 (F, R) 是属性可测空间, 通过 J 个参数获得 J 个属性测度 $\mu_x^{(j)}, 1 \leq j \leq J$ 。令 $\mu_x(A) = g(\mu_x^{(1)}(A), \mu_x^{(2)}(A), \dots, \mu_x^{(J)}(A))$ 。其中 g 为连续函数, 要使 $\mu_x(A)$ 仍为属性测度, g 应具有如下形式。

设 $\mu_x(A)$ 为 (F, R) 上的属性测度, 则

$$\begin{aligned} \mu_x(A) &= g(\mu_x^{(1)}(A), \mu_x^{(2)}(A), \dots, \mu_x^{(J)}(A)) \\ &= \sum_{j=1}^J \mu_x^{(j)}(A) w_j \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $w_j > 0, \sum_{j=1}^J w_j = 1, w_j$ 为权系数, 可用以衡量参数的重要性。属性识别法是一种基于多参数加权的方法。

1.3 证据融合

多传感器证据融合能有效提高辐射源目标识别率, 因而这里考虑将属性测度理论与证据组合理论相结合来提高识别率。由(8)式获得观测样本对数据库中的一组属性测度集合 $G = \{\mu_x(C_k) \mid k = 1, 2, \dots, K\}$ 。设传感器侦察到 n 个观测样本 $(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)})$, 可得 n 个观测样本的属性测度集合为: $G_i = \{\mu_{x^{(i)}}(C_k) \mid k = 1, 2, \dots, K\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。因此, 可以找出与评判对象有关的基本因素集 $\{G_1, G_2, \dots, G_n\}$ 。可给出信任函数 $BEL(A)$:

$$BEL(A) = \sum_{C \subseteq A} m(C) = m(A) \quad (9)$$

即 $BEL_i = m_i$, 取 $m_i = G_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 然后利用 Dempster 组合规则计算出两个证据共同作用下的基本概率赋值^[8-13]。假设 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 分别是对应的的基本概率赋值, 焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_r , 则

$$\begin{cases} m(C) = \frac{\sum_{\substack{A_i \cap B_j = C \\ i,j}} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{\substack{A_i \cap B_j = \emptyset \\ i,j}} m_1(A_i) m_2(B_j)} \\ m(\Phi) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

通过两两组合, 得出融合后的基本概率分配, 获得了融合信息。

决策规则采用基于基本概率赋值的决策, 具体如下:

设 $\exists A_1, A_2 \subset U$, 满足

$$\begin{aligned} m(A_1) &= \max\{m(A_i), A_i \subset U\} \\ m(A_2) &= \max\{m(A_i), A_i \subset U, A_i \neq A_1\} \end{aligned} \quad (11)$$

若有

$$\begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \epsilon_1 \\ m(U) < \epsilon_2 \\ m(A_1) > m(U) \end{cases} \quad (12)$$

则 A_1 为判决结果, 其中 ϵ_1, ϵ_2 为预先设定的门限。

2 基于层次分析与证据组合的辐射源识别算法

采用层次分析法确定多参数的权重向量更符合实际辐射源识别环境, 在获得权重的基础上利用属性测度识别法识别辐射源目标更贴近辐射源识别的特点。下面给出具体的识别算法。

(1) 计算属于 C_k 的已知样本 $x_n^{(k)}$ 在指标 I_j 上的分布 $(1 \leq l \leq L_j, 1 \leq j \leq J, 1 \leq k \leq K)$

$$\mu_{jl}^{(k)} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^{N_k} x_n^{(k)}(jl) \quad (13)$$

$\mu_{jl}^{(k)}$ 满足:

$$\sum_{l=1}^{L_j} \mu_{jl}^{(k)} = 1 \quad (14)$$

(2) 设样本 x 在参数 I_{jl} 上的值为 x_{jl} , 计算待识别样本 x 第 j 个参数属于第 k 类 C_k 的属性测度

$$\mu_x^{(j)}(C_k) = \sum_{l=1}^{L_j} x_{jl} \mu_{jl}^{(k)}, 1 \leq j \leq J, 1 \leq k \leq K \quad (15)$$

(3) 利用第 1 节的层次分析法计算多参数权重

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_j)^T \quad (16)$$

(4) 将(15)和(16)式代入(8)式, 得到待识别样本 x 属于 C_k 类的属性测度 $\mu_x(C_k)$ 。

(5) 将多个传感器侦测到的样本属性测度

$\mu_x(C_k)$ 利用证据组合(10)式进行融合。

(6) 融合后的结果采用(11)和(12)式进行决策,得出最终的识别结果。

基于层次分析与证据理论的辐射源识别模型如图 1 所示。

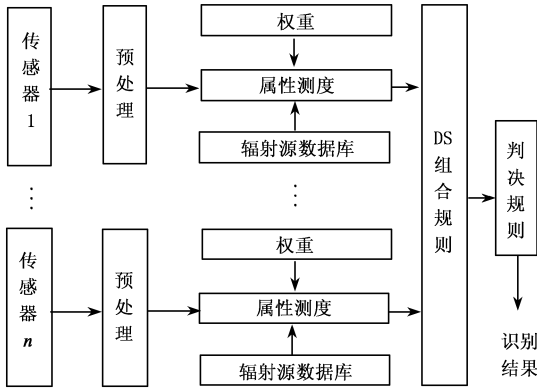


图 1 基于层次分析的辐射源识别模型
Fig.1 Emitter recognition model

3 仿真分析

为了验证本文识别技术的有效性,通过仿真实验对电子侦察设备侦收到的辐射源信号进行识别。假设辐射源数据库有 5 类可识别的目标,实验中,多个传感器获取电子辐射源的多特征参数为:载频、脉宽、脉冲重复频率、脉冲上升沿时间,数据库参数值如表 3 所示,表 3 给出了特征参数均值和标准差。待识别观测样本的构造模型为

$$x_j = \bar{x}_{ij} + \sigma_{ij} \times randn \quad (17)$$

其中 $\bar{x}_{ij}, \sigma_{ij}$ 分别为库中第 i 类辐射源第 j 个参数的均值与标准差, $randn$ 是均值为 0, 方差为 1 的正态随机数, x_j 为待识别观测样本的第 j 个参数值。

表 3 辐射源数据库特征参数

Table 3 Emitter database character parameters

辐射源	载频		脉宽		重复频率		脉冲上升沿	
	RF (GHz)		PW(μ s)		PRF (kHz)		PRT(μ s)	
O_1	4.0	0.6	8.0	1.2	15	4.5	1.0	0.3
O_2	3.6	0.7	12	2.0	2.0	0.4	2.5	0.1
O_3	3.4	0.6	17	4.0	4.0	1.0	4.0	0.2
O_4	4.2	0.9	21	4.0	5.0	1.2	2.5	0.3
O_5	4.6	1.0	25	5.0	6.0	1.3	2.0	0.4

采用层次分析法,根据专家经验,对四种参数进行两两对比,得到对比函数值 $f(x_i, x_j)$, 构造多参数相对重要性的比对判断矩阵 $A = (a_{ij})_{4 \times 4}$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 & 7 \\ 1/3 & 1 & 1 & 5 \\ 1/3 & 1 & 1 & 7 \\ 1/7 & 1/5 & 1/7 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

由(4)式、(5)式求得归一化权向量 $W = (0.5177, 0.2088, 0.2271, 0.0464)^T$, 由(6)式求得最大特征值 $\lambda_{max} = 4.1203$, 根据(2)、(3)式求得一致性比率 $CR = 0.0446 < 0.1$, 通过一致性检验,因而 λ_{max} 对应的权向量 W 为层次分析的权向量。

多传感器融合系统选取雷达对抗侦察设备、ESM、ELINT 等,多传感器相互独立。识别框架为上述数据库,运用属性测度的方法给出基本概率赋值,按照 Dempster 组合规则,计算每一个命题的融合后验 BPAF,最后采用基本概率赋值进行决策。

通过对多组待识别观测样本的测试,表 4 给出了通过 1000 次 Monte Carlo 实验得到的仿真结果,并将本文基于层次分析与证据理论的识别技术同经典的模板匹配法进行了比较。

表 4 正确识别率对比

Table 4 Comparison of correct recognition rate

噪声	模板匹配法	本文方法		
		2 个传感器	3 个传感器	4 个传感器
$1.5 \times \sigma$	66.2%	77.9%	87.1%	91.4%
$1.0 \times \sigma$	87.1%	96.8%	99.4%	99.9%
$0.5 \times \sigma$	99.8%	100%	100%	100%

分析表 4 的仿真结果可以得出以下结论:利用层次分析法得出的多参数权重能更好的与实际相符,且其识别率较高;多传感器融合消除了传感器间的冗余和矛盾,随着传感器数量增加,识别率得到提高;融合次数增加,算法耗时较多,实际应用时要合理选择传感器个数;随着信噪比增加,本文方法的识别率较高。

4 结论

针对多特征参量的辐射源识别,提出了基于层次分析的多特征参数相对重要性的量化关系,给出了权重向量的具体求法,利用属性测度进行辐射源属性判决,再结合多传感器数据融合技术,采用 D-S 融合规则和基本概率赋值决策准则识别辐射源,进一步提高了识别率与可靠性。仿真结果表明基于层次分析与证据理论的辐射源识别技术是切实可行的,具有较强的实用性。

参考文献:

- [1] 张葛祥,胡来招,金炜东. 雷达辐射源信号脉内特征分析[J]. 红外与毫米波学报,2004,23(6):477-480. [ZHANG Ge-xiang, HU Lai-zhao, JIN Wei-dong. Intra-pulse feature analysis of radar emitter signals[J]. J. Infrared Millim. Waves, 2004, 23(6):477-480(in Chinese).]
- [2] 俞志富,罗景青. 基于灰关联分析与D-S证据理论的多传感器雷达辐射源识别方法[J]. 电讯技术,2004,1:52-56. [YU Zhi-fu, LUO Jing-qing. A method based on the combination of grey association analysis and D-S theory for radar emitter identification with multisensor[J]. Research & Development, 2004, 1:52-56(in Chinese).]
- [3] 何友,关欣,衣晓. 基于属性测度的辐射源识别方法研究[J]. 中国科学E辑信息科学,2004,34(12):1329-1336. [HE You, GUAN Xin, YI Xiao. Research on emitter recognition based on attribute measure[J]. Science In China Ser. E Information Sciences, 2004, 32(12):1329-1336(in Chinese).]
- [4] Saaty T L. The Analytic Hierarchy Process [M]. New York: McGraw-Hill-Hill Inc, 1980.
- [5] 陈怀新,南建设. 基于层次分析模糊特征融合的目标识别[J]. 四川大学学报(自然科学版),2003,40(6):1088-1091. [CHEN Huai-xin, NAN Jian-she. Target recognition of fuzzy multi-features fusion based on analytic hierarchy process[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2003, 40(6):1088-1091(in Chinese).]
- [6] 曲长文,何友,马强. 应用多属性决策的威胁评估方法[J]. 系统工程与电子技术,2000,22(5):26-29. [QU Chang-wen, HE You, MA Qiang. Threat assessment using multiple attribute decision making[J]. Systems Engineering and Electronics, 2000, 22(5):26-29(in Chinese).]
- [7] 周小波,周雷,张贤达. 属性测度及其在目标识别中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版),2000,40(3):52-54. [ZHOU Xiao-bo, ZHOU Lei, ZHANG Xian-da. Attribute measure and its application in target recognition[J]. J Tsinghua Univ(Sci & Tech), 2000, 40(3):52-54(in Chinese).]
- [8] Tetsuya Murai, Yasuo Kudo, Yoshiharu Sato. Association rules and Dempster-Shafer theory of evidence. DS 2003, LNAI 2843, 2003:377-384.
- [9] Libby E W, Maybeck P S. Sequence comparison techniques for multi-sensor data fusion and target recognition[J]. IEEE Trans Aerospace Electronic System, 1996, 32(1):52-65.
- [10] 俞志富,吕久明,罗景青. 基于时间融合的雷达辐射源自动识别方法[J]. 火力与指挥控制,2008,33(3):24-27. [YU Zhi-fu, LYU Jiu-ming, LUO Jing-qing. Auto-recognition method of radar radiator based on fusion in time domain[J]. Fire Control and Command Control, 2008, 33(3):24-27(in Chinese).]
- [11] 王杰贵,靳学明,罗景青. 基于ESM与ELINT信息融合的机载辐射源识别[J]. 电子学报,2006,34(3):424-428. [WANG Jie-gui, JIN Xue-ming, LUO Jing-qing. Airborne emitter recognition based on multisensor data fusion of ESM and ELINT[J]. ACTA ELECTRONICA SINICA, 2006, 34(3):424-428(in Chinese).]
- [12] 沈阳,陈永光,李修和. 雷达辐射源识别的多元信息融合算法研究[J]. 电子与信息学报,2007,29(10):2329-2332. [SHEN Yang, CHEN Yong-guang, LI Xiu-he. Multi-data fusion algorithm for radar emitter identification[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(10):2329-2332(in Chinese).]
- [13] 何友,王国宏,陆大金,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000:28-35. [HE You, WANG Guo-hong, LU Da-jin, et al. Mutisensor Information Fusion With Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000:28-35.]

作者简介:李楠(1979-),男,博士研究生,研究方向为信号处理、目标识别等。
通信地址:山东烟台海军航空工程学院404教研室(264001)
电话:13963866935
E-mail:navylina@163.com

Emitter Recognition Technology Based on Analytic Hierarchy Process and D-S Theory

LI Nan, QU Chang-wen, SU Feng, PING Dian-fa
(Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Emitter recognition technology based on Analytic Hierarchy Process is deeply discussed in this paper. First, aim at the difficult problem of extracting parameters weights, a new idea to calculate the parameters weights with AHP is proposed, calculating steps is list and the attribute measure recognition principle is reviewed simultaneously. Second, the paper introduces the multi-sensor data fusion method based on the Dempster-Shafer evidence theory, this paper recognition algorithm is list and recognition model is given. Finally, contrast experiments indicate that the proposed method is effective in emitter recognition and accurate recognition rate is high obviously.

Key words: AHP; Emitter recognition; Attribute measure; Dempster-shafer theory