

文章编号: 1001- 2486(2010) 06- 0037- 05

基于 DS_m 理论的雷达目标综合识别算法*

刘万全, 辛玉林, 鲍庆龙, 陈曾平

(国防科技大学 ATR 重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要: 针对数字多功能雷达的目标识别问题, 提出了基于 DS_m 理论的综合识别算法。将不同类型的识别结果置于统一的辨识框架中, 并利用经典 DS_m 组合规则进行信息组合, 采用冲突按比例重分配规则重新分配组合结果, 应用基于广义基本信任分配的决策规则进行判决。仿真结果表明, 该方法避免了层次化识别结构带来的信息损失, 识别结果中含有更丰富的目标信息。

关键词: 数字多功能雷达; 综合识别; DS_m 理论; 冲突按比例重分配

中图分类号: TP391 文献标识码: A

Radar Target Integrated Recognition Algorithm Based on DS_m Theory

LIU Wan-quan, XIN Yu-lin, BAO Qing-long, CHEN Zeng-ping

(ATR Key Laboratory, Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: An integrated recognition algorithm based on DS_m theory is presented to solve target recognition problems of digital multi-purpose radar. First, various recognition results were placed in a unified frame of discernment and the classic DS_m rule was applied to combine them. Then the Proportional Conflict Redistribution (PCR) rule was used to redistribute the combination results. Finally, the decision rule based on generalized basic belief assignment (GBBA) was adopted. The simulation results show that this method can avoid information loss caused by the hierarchical recognition structure, and more abundant target information is included in the fusion results.

Key words: digital multi-purpose radar; integrated recognition; DS_m Theory (DS_mT); Proportional Conflict Redistribution(PCR)

信息化条件下, 电磁环境日趋复杂, 一体化多功能成为现代雷达的发展趋势。先进的数字多功能雷达除了具有传统雷达的目标搜索跟踪能力外, 还兼有电子支援侦察(ESM)、敌我识别(IFF)、实时高分辨率成像等功能。雷达功能的扩展增强了信息感知能力, 也给后续信息处理提出了新的要求。

雷达目标识别是现代雷达技术发展的重要组成部分, 国内外学者在雷达目标识别领域开展了广泛而深入的研究^[1-4]。多功能雷达的出现, 使得在单个雷达系统中进行目标综合识别成为可能。然而, 雷达在不同功能模式下的识别结果类型不尽相同, 如 ESM 功能的识别结果为目标所携带的辐射源类型, IFF 功能的识别结果为目标的“我”与“非我”等属性, 目标高分辨率成像功能的识别结果为目标类型。如何充分利用不同类型的识别结果是目标综合识别中亟须解决的问题。

本文提出了一种基于 DS_m 理论(DS_m Theory, DS_mT)的雷达目标综合识别算法。该算法避免了传统方法需要进行类型转换而带来的信息损失, 将不同类型的识别结果置于统一的辨识框架中, 采用经典 DS_m 组合规则进行信息组合, 并根据框架内元素之间的相互关系, 采用冲突按比例重分配(Proportional Conflict Redistribution, PCR)规则重新分配不符合实际情况的组合结果。最后, 应用基于广义基本信任分配(Generalized Basic Belief Assignment, GBBA)的判决规则进行决策。

1 问题分析

先进的数字多功能雷达在不同功能模式下对目标识别的结果可能有以下几种类型:

* 收稿日期: 2010- 09- 10

基金项目: 国家部委基金资助项目(613105)

作者简介: 刘万全(1981-), 男, 博士生。

(1) 目标携带的辐射源类型, 可定义为 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$, 共包含 m 个不同元素。

(2) 目标类型, 可定义为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 共包含 n 个不同元素。

(3) 目标敌我属性, 可定义为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_a\}$, 共包含 a 个不同元素。一般情况下, F 包含“我”和“非我”等属性, $a = 2$ 。

对于上述几种类型的识别结果, 一般采用 Bayes 方法或信任函数理论等进行融合识别^[5-6]。这两种方法要求辨识框架内各元素是互斥的, 需要将不同类型的识别结果转换为同一类型, 形成了图 1 所示的层次化识别结构。在辐射源类型信息与目标类型信息进行融合时, 需要将辐射源类型信息根据目标和辐射源的组合关系转换成目标类型信息; 在目标类型信息与敌我属性信息进行融合时, 需要分别将它们转换成综合属性信息。由于这种信息转换是不可逆的, 可能会造成信息损失。例如, 将辐射源类型信息转换到目标类型信息并进行融合后, 融合结果中便无法体现出辐射源类型信息。

本文将不同类型的识别结果放在统一的框架中进行融合识别, 即将辨识框架定义为 $\Theta = R \cup T \cup F$, 如图 2 所示。这种方法避免了类型转换的问题, 但辨识框架内各元素不再是互斥的, 因而无法采用传统方法进行融合识别。为此, 本文应用 DSm 理论进行目标综合识别。

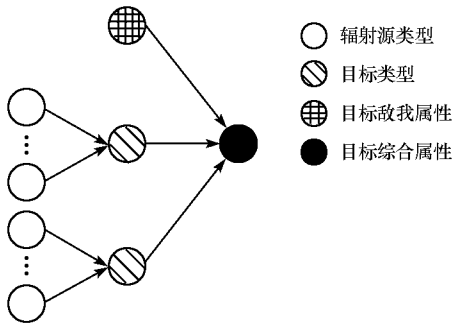


图 1 层次化识别结构

Fig. 1 Hierarchical recognition structure

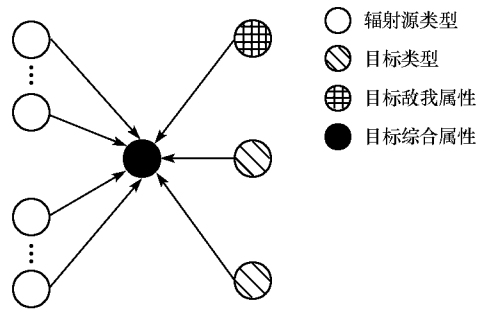


图 2 本文识别结构

Fig. 2 Recognition structure in this paper

2 算法描述

2.1 DSm 理论基础

DSm 理论由 Dezert 和 Smarandache 等学者提出, 它将辨识框架推广为非互斥元素组成的集合, 并将冲突纳入其中, 在应用中具有更大的灵活性。DSm 理论适合解决存在冲突、不确定性和不精确性的各类信源间的信息融合问题, 逐渐得到了信息融合领域研究人员的认可和应用^[7-10]。为了阐述问题的方便, 下面给出 DSm 理论中的一些基本定义, 文献[11-12]对这一理论进行了详细分析。

定义 1 超幂集 D°

设辨识框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 内含有 n 个元素, 则超幂集 D° 定义为集合中所有元素及运算符 \cup 和 \cap 的组合, 即:

① $\phi, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n \in D^\circ$;

② 如果 $A, B \in D^\circ$, 则 $A \cap B \in D^\circ$ 并且 $A \cup B \in D^\circ$;

③ 除了规则 ① ② 规定的元素外, 没有其他元素包含在 D° 中。

可以看出, 超幂集 D° 是辨识框架 Θ 中的元素进行交、并组合运算构成的集合。由于在集合中引入了交运算, 因此并不要求辨识框架内的各元素是互斥的。在雷达目标综合识别中, Θ 中的元素可以为目标类型 T 、辐射源类型 R 、目标敌我属性 F 等。

定义 2 广义基本信任分配

设辨识框架为 Θ , 函数 $m(\cdot): D^\circ \rightarrow [0, 1]$ 满足 $m(\phi) = 0$, $\sum_{A \in D^\circ} m(A) = 1$, 则称 $m(A)$ 为 A 的广义基本信任分配 (GBBA), 在雷达目标识别中的含义即为对雷达在不同功能模式下的识别结果的置信度。

定义 3 经典 DS_m 组合规则

若对于辨识框架 Θ 中的元素只有完备性而无互斥性要求,则称该模型为自由模型(在雷达目标识别中的具体含义为识别结果的 \cap 运算均具有实际意义)。假设有 k 个不同的信源,在自由模型假设下,经典 DS_m 组合规则 $m_c(\bullet) = [m_1 \dot{Y} m_2 \dot{Y} \dots \dot{Y} m_k](\bullet)$ 可定义为:

$$\forall A \in D^\ominus, A \neq \phi, m_c(A) = \sum_{\left(\begin{smallmatrix} X_1, \dots, X_k \in D^\ominus \\ X_1 \cap \dots \cap X_k = A \end{smallmatrix} \right)} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (1)$$

经典 DS_m 组合规则满足交换率和结合率,因此,改变各信源信息组合的顺序不影响最终识别结果。由式(1)可知,DS_m 组合规则中不包含归一化过程,因而在处理高冲突信源间信息融合问题时具有较好的效果。

2.2 综合识别流程

本文在辨识框架 $\Theta = R \cup T \cup F$ 中采用 DS_m 理论进行雷达目标综合识别,识别流程为:

(1) 在自由模型假设下利用经典 DS_m 组合规则对各类型信息进行组合。

根据雷达在不同功能模式下给出的目标类型、辐射源类型和敌我属性等信息,获取各类信息的 GBBA,并利用式(1)进行信息组合,得到所有可能的组合结果。

(2) 结合目标综合识别问题的 DS_m 模型,采用 PCR6 规则重新分配存在冲突的组合结果。当有新的信息输入时,转步骤(1);当需要进行决策时,转步骤(3)。

对于雷达目标综合识别问题,依据先验信息可以得到目标类型和辐射源类型的组合关系以及目标类型和敌我属性的对应关系,据此可以构建该识别问题的 DS_m 模型 M 。当模型 M 不是自由模型时,说明存在信息冲突。DS_m 理论中对冲突信息的处理有两种方式:一是利用混合 DS_m 规则^[11]将冲突值分配到相应的并集上,即作为未知信息处理;二是利用 PCR 规则将冲突值分配到相应的非空焦元上。对于雷达目标综合识别问题,由于辨识框架内元素类型不一致,将冲突值分配到并集上不具有明确的物理含义。因此,本文采用 PCR 规则处理冲突信息。

PCR 规则^[12]从最初的 PCR1 发展到目前的 PCR6。PCR6 可以将冲突信息分配到证据源给出的非空焦元上,分配结果更加符合人的直觉,并可以并行处理多个信源。因此,本文采用 PCR6 规则进行冲突再分配,其表达式如下:

$$m_{\text{PCR6}}(X) = m_c(X) + \sum_{i=1}^S \left[m_i(X)^2 \cdot \sum_{\substack{S \cap_{k=1}^i Y_{\alpha_i(k)} \cap X = \phi \\ (Y_{\alpha_i(1)}, \dots, Y_{\alpha_i(S-1)}) \in (D^\ominus)^{S-1}}} \left(\frac{\prod_{j=1}^{S-1} m_{\alpha_i(j)}(Y_{\alpha_i(j)})}{m_i(X) + \sum_{j=1}^{S-1} m_{\alpha_i(j)}(Y_{\alpha_i(j)})} \right) \right] \quad (2)$$

其中, $\alpha_i(j) = \begin{cases} j, & j < i \\ j+1, & j \geq i \end{cases}$, S 表示信源个数。 $A \cap B = \phi$ 表示 $A \cap B$ 在模型 M 下为冲突信息(在目标综合识别中的含义为这两类信息的组合不符合实际情况,如某类型飞机不可能为我方目标)。

(3) 采用基于 GBBA 的决策规则判决识别结果。

在雷达目标综合识别中,利用 DS_m 组合规则和 PCR 规则进行证据组合后,还需要对融合信息进行决策以给出识别结果。本文采用基于最大 GBBA 的决策规则进行识别结果判定,可表示为:

设 $\exists A_1, A_2 \in D^\ominus$, 满足 $m(A_1) = \max\{m(A_i), A_i \in D^\ominus\}$, $m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \in D^\ominus \text{ and } A_i \neq A_1\}$, 若有:

$$\begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \varepsilon_1 \\ m(\Theta) < \varepsilon \\ m(A_1) > m(\Theta) \end{cases} \quad (3)$$

则 A_1 即为判决结果。其中, $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为预先设定的门限。

3 仿真结果

本节通过一个例子描述 DS_m 理论在雷达目标综合识别中的应用。假设 $m = n = 3, a = 2$, 即考虑目标类型和辐射源类型各三类, 敌我识别属性为“我”和“非我”两类, 框架 Θ 的 DS_m 模型如图 3 所示。其物理含义为: t_1 类目标可搭载 r_1 和 r_2 类辐射源, t_2 类目标可搭载 r_2 和 r_3 类辐射源, t_3 类目标可搭载 r_3 类辐射源; t_1 类目标为我方目标, t_2 类目标可能为我方/非我方目标, t_3 类目标为非我方目标。

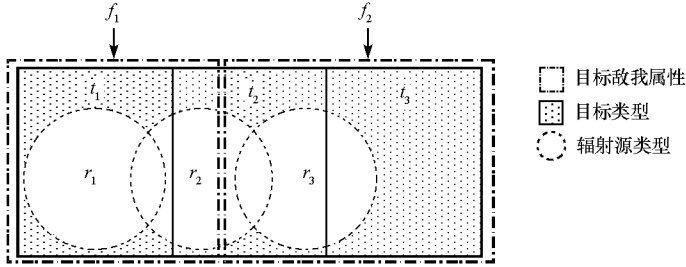


图 3 辨识框架的 DS_m 模型示意
Fig. 3 DS_m model of the discerning frame

设不同类型信息的 GBBA 如表 1 所示。GBBA 可由数字多功能雷达在不同功能模式下的观测信息, 应用神经网络、模糊数学等理论并结合先验知识给出, 文献[13]对信任函数理论中 BBA 的构造进行了详细分析, GBBA 的构造方法与之类似。由于这部分内容不是本文的研究重点, 表 1 中只给出了构造结果。

表 1 不同类型信息的 GBBA
Tab. 1 GBBA of various information

目标类型	辐射源类型		目标敌我属性
$m_1(t_1) = 0.71$	$m_2(r_1) = 0.58$	$m_3(r_2) = 0.65$	$m_4(f_1) = 0.59$
$m_1(t_2) = 0.29$	$m_2(r_2) = 0.42$	$m_3(r_3) = 0.35$	$m_4(f_2) = 0.41$

利用经典 DS_m 规则进行信息组合的结果如表 2 所示。

表 2 经典 DS_m 规则组合结果
Tab. 2 Combination results using classic DS_m rule

$m_c(t_1 \cap r_1 \cap r_2 \cap f_1) = 0.1579$	$m_c(t_1 \cap r_1 \cap r_2 \cap f_2) = 0.1097$	$m_c(t_1 \cap r_1 \cap r_3 \cap f_1) = 0.0850$	$m_c(t_1 \cap r_1 \cap r_3 \cap f_2) = 0.0591$
$m_c(t_1 \cap r_2 \cap f_1) = 0.1144$	$m_c(t_1 \cap r_2 \cap f_2) = 0.0795$	$m_c(t_1 \cap r_2 \cap r_3 \cap f_1) = 0.0616$	$m_c(t_1 \cap r_2 \cap r_3 \cap f_2) = 0.0428$
$m_c(t_2 \cap r_1 \cap r_2 \cap f_1) = 0.0645$	$m_c(t_2 \cap r_1 \cap r_2 \cap f_2) = 0.0448$	$m_c(t_2 \cap r_1 \cap r_3 \cap f_1) = 0.0347$	$m_c(t_2 \cap r_1 \cap r_3 \cap f_2) = 0.0241$
$m_c(t_2 \cap r_2 \cap f_1) = 0.0467$	$m_c(t_2 \cap r_2 \cap f_2) = 0.0325$	$m_c(t_2 \cap r_2 \cap r_3 \cap f_1) = 0.0252$	$m_c(t_2 \cap r_2 \cap r_3 \cap f_2) = 0.0175$

根据图 3 所示的 DS_m 模型, 表 2 中带波浪线的焦点应为空集, 即为冲突信息, 需要采用 PCR6 规则对这部分信息进行重新分配, 分配结果如表 3 所示。

表 3 PCR6 规则重分配结果
Tab. 3 Redistribution results using PCR6 rule

$m_{PCR6}(t_1 \cap r_1 \cap r_2 \cap f_1) = 0.1579$	$m_{PCR6}(t_1 \cap r_2 \cap f_1) = 0.1144$	$m_{PCR6}(t_2 \cap r_2 \cap f_1) = 0.0467$	$m_{PCR6}(t_2 \cap r_2 \cap f_2) = 0.0325$
$m_{PCR6}(t_2 \cap r_2 \cap r_3 \cap f_1) = 0.0252$	$m_{PCR6}(t_2 \cap r_2 \cap r_3 \cap f_2) = 0.0175$	$m_{PCR6}(t_1) = 0.1437$	$m_{PCR6}(t_2) = 0.0255$
$m_{PCR6}(r_1) = 0.1168$	$m_{PCR6}(r_2) = 0.1262$	$m_{PCR6}(r_3) = 0.0537$	$m_{PCR6}(f_1) = 0.0694$
			$m_{PCR6}(f_2) = 0.0707$

将表 3 中结果应用基于最大 GBBA 的决策规则进行判决。门限值设为 $\epsilon_1 = 0.01, \epsilon_2 = 0.01$, 则判决结果为 $A_1 = t_1 \cap r_1 \cap r_2 \cap f_1$, 即目标类型为 t_1 , 该目标携带 r_1 和 r_2 类型的传感器, 且为我方目标。

为了与本文算法进行比较, 下面给出基于信任函数理论的目标识别结果。根据表 1 中不同类型信息的 GBBA, 可以得到目标类型和目标属性的 BBA 及融合结果, 如表 4 所示。

表 4 信任函数理论融合结果

Tab. 4 Fusion results using belief functions theory

信息转换类型	信息转换后的 BBA	融合结果
目标类型	$m_1(t_1) = 0.71, m_1(t_2) = 0.29$ $m_2(t_1) = 0.58, m_2(t_1 \cup t_2) = 0.42$	$m_{1234}(t_1) = 0.69$
	$m_3(t_1 \cup t_2) = 0.65, m_3(t_2 \cup t_3) = 0.35$ $m_4(t_1 \cup t_2) = 0.59, m_4(t_2 \cup t_3) = 0.41$	$m_{1234}(t_2) = 0.31$
目标属性	$m_1(f_1) = 0.71, m_1(f_1 \cup f_2) = 0.29$ $m_2(f_1) = 0.58, m_2(f_1 \cup f_2) = 0.42$	$m_{1234}(f_1) = 0.92$
	$m_3(f_1 \cup f_2) = 1$ $m_4(f_1) = 0.59, m_4(f_2) = 0.41$	$m_{1234}(f_2) = 0.08$

将表 4 中的融合结果与本文算法结果进行比较可知,基于信任函数理论的融合结果中只包含单一的目标类型或目标属性信息;本文算法的识别结果中不仅包含目标类型信息,而且含有目标携带的传感器类型和敌我属性信息,便于操作员进行决策。

需要说明的是,当表 1 中信息间的 GBBA 值差别减小或出现矛盾信息时,决策结果可能为表 3 中的其他项,例如可能为 $A_1 = t_1, A_1 = r_2$ 或 $A_1 = f_1$ 等。此时,识别结果便只含有目标类型信息、辐射源类型信息或目标敌我属性信息。这说明本文算法可以根据信息量的多少给出相应的目标综合识别结果。信任函数理论虽然具有快速收敛的特点,但在处理高冲突信息时常常会得到悖于常理的结果。例如,将表 1 中目标敌我属性的 GBBA 修改为 $m_4(f_1) = 0.15, m_4(f_2) = 0.85$,利用本文方法得到的判决结果为 $A_1 = f_2$,而利用信任函数理论的融合结果分别为 $m_{1234}(t_2) = 0.64$ 和 $m_{1234}(f_1) = 0.59$ 。

4 结束语

本文针对数字多功能雷达可以获取目标的多种类型信息的特点,采用 DS_m 理论进行目标综合识别。该方法避免了层次化识别结构需要进行信息转换带来的信息损失问题,识别结果中含有更丰富的目标信息。仿真结果验证了该方法的有效性。由于 DS_m 理论在超幂集 D° 上进行运算,结果中含有较多的焦元,造成了信度分散,给最终决策带来了不利影响。信任函数理论和 DS_m 理论相结合是一种可行的途径,后续将会对此进行研究。

参考文献:

- [1] Du L, Liu H, Bao Z, et al. Radar Automatic Target Recognition Using Complex High-resolution Range Profiles [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2007, 1(1): 18-26.
- [2] 王世, 贺志国. 基于 PCA 特征的快速 SAR 图像目标识别方法[J]. 国防科技大学学报, 2008, 30(3): 136-140.
- [3] Kahler B, Blasch E. Target Identification Performance Improvement from Enhanced HRR Radar Clutter Suppression [C]// IEEE National Aerospace & Electronics Conference (NAECON), Dayton USA, July 2009: 205-212.
- [4] 刘海军, 樊响, 李悦, 等. 多功能雷达建模中的雷达字提取技术研究[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(2): 91-96.
- [5] Ristic B, Smets P. Target Identification Using Belief Functions and Implication Rules [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 1097-1103.
- [6] Bieker T. Statistical Evaluation of Decision-level Fusion Methods for Non-cooperative Target Identification by Radar Signatures [C]// 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, July 2008: 1-7.
- [7] Krenc K, Kawalec A. An Evaluation of the Attribute Information for the Purpose of DS_mT Fusion in C&C Systems [C]// 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, July 2008: 1-8.
- [8] Norden W V, Boldeheij F, Jonker C. Combining System and User Belief on Classification Using the DS_mT Combination Rule [C]// 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, July 2008: 1-8.
- [9] Valin P, Djikravonian P, Grenier D. DS_m Theory for Fusing Highly Conflicting ESM Reports [C]// 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, July 2009: 1211-1217.
- [10] Krenc K, Kawalec A. An Application of DS_mT in Ontology-based Fusion Systems [C]// 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, July 2009: 1218-1225.
- [11] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DS_mT for Information Fusion [M]. Rehoboth (MA): American Research Press, 2004. Available from: <http://www.gallup.unm.edu/~smarandache/DSmT-book1.pdf>.
- [12] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DS_mT for Information Fusion (Volume 2) [M]. Rehoboth (MA): American Research Press, 2006. Available from: <http://www.gallup.unm.edu/~smarandache/DSmTbook2.pdf>.
- [13] 贾宇平. 基于信任函数理论的融合目标识别研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2009.