

doi:10.3969/j.issn.1007-855x.2013.05.019

# 基于 DS<sub>m</sub>T 的不同时域多传感器目标识别方法研究

张永利, 计文平, 张 靖  
(电子科学研究院, 北京 100041)

**摘要:** 复杂的战场环境变化带来传感器证据冲突. DS<sub>m</sub>T 既能够处理多源信息的模糊性和不确定性, 也能处理高度冲突性. 利用 DS<sub>m</sub>T 中的经典 DS<sub>m</sub> 组合规则和混合 DS<sub>m</sub> 组合规则, 解决了不同传感器在不同时域的目标识别问题.

**关键词:** DS<sub>m</sub>T 证据理论; 传感器目标识别; 信息融合; 证据冲突

**中图分类号:** O29 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2013)05-0106-05

## Multi-Sensor Target Identification Based on DS<sub>m</sub>T in Different Time Field

ZHANG Yong-li, JI Wen-ping, ZHANG Jing

(China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China)

**Abstract:** The complexity of battlefield environment will bring the conflict of evidences from the sensors. DS<sub>m</sub>T cannot only handle with multi-source information of uncertainty and indefiniteness, but also manage information of high level evidence conflict. With the application of the classical and hybrid DS<sub>m</sub> rules to various models, the problems of multi-sensor target identification based on DS<sub>m</sub>T in different time field are solved.

**Key words:** Desert-Smarandache evidence theory; sensor target identification; information fusion; evidence conflict

## 0 引言

非协同目标识别技术一直是军事领域的重要研究项目, 对多传感器信息融合处理是非协同目标识别技术的关键<sup>[1]</sup>. 多传感器信息融合是对来自多个传感器的信息进行多级别、多层次的处理, 以产生对被测对象的统一的最佳估计. 但是由于各种干扰的影响以及传感器本身存在误差, 各传感器提供的信息一般都不完全、不精确、模糊的, 都具有一定程度的不确定性. D-S 证据理论可处理由不知道所引起的不确定, 为不确定信息的表达和合成提供了强有力的方法, 已广泛应用于信息融合各个领域. 但是在证据高度冲突情况下, D-S 证据理论会产生与直觉相反的结论.

为解决高度冲突下的证据融合问题, 法国 Dezert&Smarandache 等学者自 2002 年起陆续提出并发展了 DS<sub>m</sub>T 证据理论. DS<sub>m</sub>T 能够融合用信任函数表达的任何类型的独立的信息源或证据源, 但是主要集中在融合不确定、高冲突、不精确的信息源. 尤其是当信息源间的冲突变大或者元素是模糊的、相对不精确时, DS<sub>m</sub>T 能够跳出 D-S 证据理论框架的局限解决复杂的静态或动态融合问题<sup>[2]</sup>.

本文利用 DS<sub>m</sub>T 中的经典 DS<sub>m</sub> 组合规则和混合 DS<sub>m</sub> 组合规则, 既可以对不同传感器提供的目标识别证据进行空间域决策融合, 也可对传感器提供的目标识别证据进行时间域融合.

## 1 基本理论

### 1.1 自由 DS<sub>m</sub> 模型和混合 DS<sub>m</sub> 模型

$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$  是一个由  $n$  个完备假设组成的有限集.  $D^\Theta$  如果不加任何其他的约束, 则这个模型

收稿日期: 2013-01-05. 基金项目: 国家自然科学基金(11371052; 11271012; 11171020)

作者简介: 张永利(1971-), 女, 博士, 工程师. 主要研究方向: 传感器管理、信息融合, 无人机. E-mail: 07118358@bjtu.edu.cn

称作自由 DSm 模型  $M^f(\Theta)$ ; 在某些特殊的融合问题中, 将互斥约束加到模型中, 即混合 DSm 模型  $M^h(\Theta)$ .

### 1.2 推广的置信函数

给定一个一般的识别框架  $\Theta$ , 定义一个基本概率赋值函数  $m: D^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 与给定的证据源有关, 即

$$m(\varphi) = 0, \sum_{A \in D^\Theta} m(A) = 1 \tag{1}$$

$m(A)$  是  $A$  的广义基本概率赋值函数. 它的广义信度函数和似真函数分别为<sup>[4]</sup>

$$Bel(A) = \sum_{B \in D^\Theta, B \subseteq A} m(B) \tag{2}$$

$$Pl(A) = \sum_{B \in D^\Theta, B \cap A \neq \varphi} m(B) \tag{3}$$

其中,  $Bel(A)$  表示  $A$  的所有子集的可能性度量之和,  $Pl(A)$  表示所有与  $A$  相交的集合的基本概率赋值之和, 且有  $Bel(A) \leq Pl(A)$ ,  $Pl(A) - Bel(A)$  表示对  $A$  不知道的信息.

### 1.3 经典 DSm 合成规则

考虑对于自由 DSm 模型的融合问题. 假设同一识别框架  $\Theta$  下的  $k(k \geq 2)$  条独立的、不确定的和高冲突的信源,  $m_{M(\Theta)}(\cdot) = [m_1 \oplus \dots \oplus m_k](\cdot)$  定义为  $\forall A \neq \varphi \in D^\Theta$

$$m_{M(\Theta)}(A) = [m_1 \oplus \dots \oplus m_k](A) = \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^\Theta \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \tag{4}$$

其中, 定义  $m_{M(\Theta)}(\varphi) = 0$ .

### 1.4 混合 DSm 合成规则

混合 DSm 合成规则是建立在选定的混合 DSm 模型  $M$  上的. 对于  $k(k \geq 2)$  个独立证据源,  $M(\Theta)$  定义为  $\forall A \in D^\Theta$ , 有

$$m_{M(\Theta)}(A) \equiv \varphi(A) [S_1(A) + S_2(A) + S_3(A)] \tag{5}$$

$\varphi(A)$  为集合  $A$  的特征非空函数, 即如果  $\forall A \neq \varphi, \varphi(A) = 1$ , 否则  $\varphi(A) = 0$ ;  $\varphi = \{\varphi_M, \varphi\}$ ,  $\varphi_M$  是属于  $D^\Theta$  的在给定的混合模型  $M(\Theta)$  下被强制成为空集的所有元素的集合.  $S_1(A)$ 、 $S_2(A)$ 、 $S_3(A)$  分别定义为

$$S_1(A) \equiv \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^\Theta \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \tag{6}$$

$$S_2(A) \equiv \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in \varphi \\ [u(X_1) \cup \dots \cup u(X_k) = A] \vee [u(X_1) \cup \dots \cup u(X_k) \in \varphi] \wedge (A = I_j)]]} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \tag{7}$$

$$S_3(A) \equiv \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^\Theta \\ X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_k = A \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k = \varphi}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \tag{8}$$

其中,  $S_1(A)$  对应经典 DSmT 理论对基于自由 DSmT 模型  $M^f(\Theta)$  的  $K$  个独立证据源的处理;  $S_2(A)$  是所有绝对空集和相对空集的信度质量传递给总的或相对未知集;  $S_3(A)$  是将相对空集映射到非空集合上的传递函数.

## 2 混合 DSmT 模型的动态融合

混合 DSmT 组合规则不仅可以解决静态问题, 还可以处理实时动态融合问题. 当所有参与合成的  $M$  条证据在同一时间获得, 采用递归集中式把  $k-1$  时刻的集中式累积目标识别信息  $m(k-1)$  与  $k$  时刻  $M$  个证据相组合以得到在  $k$  时刻总的目标识别融合信息. 当所有参与合成的  $M$  条证据不能在同一时间获得, 而是顺序得到的, 则采用递归分布式数据融合过程. 在递归分布式的融合结构中, 第一条证据和与上一时刻整个系统的积累信息  $m(k-1)$  相融合, 首先在经典 DSm 模型上进行融合, 如果给出完整性约束条件, 则需要在混合 DSm 模型下进行融合, 将此时的融合结果和下一条证据进行融合, 直至得到最终的当前时

刻的融合积累信息  $m(k)^{[5-6]}$ .

### 3 DSMT 进行目标身份识别的步骤

DSMT 一个典型的应用就是目标识别. 多传感器目标识别是指将各传感器关于目标属性的不确定信息进行融合, 产生比单一传感器更精确的识别结果.

基于 DSMT 的多传感器目标识别步骤如下<sup>[7]</sup>:

1) 定义识别框架, 将可能出现的命题加入识别框架; 2) 获取广义基本信度分配函数. 在 DSMT 中, 根据实际情况对各种可能出现的命题进行广义基本信度分配; 3) 使用适合的融合规则对广义基本信度分配进行合成. 根据目标身份识别的特点和需要选用恰当的合成方法. 混合 DSMT 合成规则将冲突信息和被确定为空的信息分配到部分未知和完全未知上, 能够很好地解决高冲突问题; 4) 确定目标身份识别的决策规则. 得到合成信度后要选择适合目标身份识别的决策规则.

### 4 DSMT 在不同时域传感器目标识别中的应用

下面以几种传感器对空中目标进行身份识别为例阐明 DSMT 在信息融合中的应用.

#### 4.1 DSMT 证据冲突理论在传感器目标识别应用 1:

假设目标身份识别系统中有 4 种传感器对空中目标进行身份识别, 确定的基本概率赋值分别表示为  $m_i (i = 1, 2, 3, 4)$ . 目标识别框架  $\Theta = \{F, H, N, U\}$ , 分别代表我机 F(Friend)、敌机 H(Hostile)、中立 N(Neutral)、属性不明 U(Unknown), 表示为  $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$ .

下表为时间  $t_i$  的识别框架  $\Theta(t_i) = \{\theta_1, \theta_2\}$  的基本概率赋值, 运用经典 DSMT 融合规则可得:

表 1 时间  $t_i$  的识别结果  
Tab. 1 The identification results of time  $t_i$

$\Theta(t_i) = \{\theta_1, \theta_2\}$	基本概率赋值与融合结果			
$m_1$	$m_1(\theta_1) = 0.1$	$m_1(\theta_2) = 0.2$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.3$	$m_1(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.4$
$m_2$	$m_2(\theta_1) = 0.5$	$m_2(\theta_2) = 0$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.3$	$m_2(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.2$
$m_{12} = m_{t_i}$	$m_{12}(\theta_1) = 0.23$	$m_{12}(\theta_2) = 0.06$	$m_{12}(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.09$	$m_{12}(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.62$

在由传感器  $m_2$  提供的基本概率赋值  $m_2(\theta_2) = 0$  的情况下, D-S 证据理论无法有效处理冲突证据, 即使以后收集到的证据都是支持目标  $\theta_2$ , 但是由于  $m_2$  否定了  $\theta_2$ , 所以导致目标不能得到明确的关于身份识别的结果.

针对上列表格中关于证据理论数据的分析, 可以看出, DSMT 由于将证据冲突的焦元选项看作有用信息保留下来进行下一步融合, 从根本上解决了 D-S 证据理论不能解决的证据强冲突的问题.

时间  $t_{i+1}$  的识别框架  $\Theta(t_{i+1}) = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$  以及第三个证据源进入时的基本概率赋值与运用混合 DSMT 融合规则可得:

表 2 时间  $t_{i+1}$  的识别结果  
Tab. 2 The identification results of time  $t_{i+1}$

$m_3$	$m_3(\theta_3) = 0.5$	$m_3(\theta_4) = 0.3$	$m_3(\theta_3 \cup \theta_4) = 0.1$	$m_3(\theta_3 \cap \theta_4) = 0.1$
$m_{123} =$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_3) = 0.115$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_4) = 0.069$	$m_{123}(\theta_1 \cap (\theta_3 \cup \theta_4)) = 0.023$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_3 \cap \theta_4) = 0.023$
$m_{123} =$	$m_{123}(\theta_2 \cap \theta_3) = 0.03$	$m_{123}(\theta_2 \cap \theta_4) = 0.018$	$m_{123}(\theta_2 \cap (\theta_3 \cup \theta_4)) = 0.006$	$m_{123}(\theta_2 \cap \theta_3 \cap \theta_4) = 0.006$
$m_{123} =$	$m_{123}(\theta_3 \cap (\theta_1 \cup \theta_2)) = 0.045$	$m_{123}(\theta_4 \cap (\theta_1 \cup \theta_2)) = 0.027$	$m_{123}((\theta_1 \cup \theta_2) \cap (\theta_3 \cup \theta_4)) = 0.009$	$m_{123}((\theta_1 \cup \theta_2) \cap (\theta_3 \cap \theta_4)) = 0.009$
$m_{123} =$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3) = 0.31$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_4) = 0.186$	$m_{123}((\theta_1 \cap \theta_2) \cap (\theta_3 \cup \theta_4)) = 0.062$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 \cap \theta_4) = 0.062$

在时间  $t_{i+2}$  的识别框架  $\Theta(t_{i+2}) = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$ , 新的证据进入, 即  $m_{t_{i+2}}(\theta_3) = m_{t_{i+2}}(\theta_4) = 0$ , 运用混合 DSMT 规则, 可得

表 3 时间  $t_{i+2}$  的识别结果  
Tab. 3 The identification results of time  $t_{i+2}$

约束条件	$m_4(\theta_3) = 0$	$m_4(\theta_4) = 0$		
$m_{1234} = m_{i_{i+2}}$	$m_{1234}(\theta_1) = 0.23$	$m_{1234}(\theta_2) = 0.06$	$m_{1234}(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.09$	$m_{1234}(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.62$

应用信度函数和似真函数可得对目标的识别结果如下:

通过融合可知, 无论采用基于信度函数或是基于似真函数的决策方法时, 最终的决策结果是  $\theta_1$ , 即识别目标为我机。

4.2 DSmT 证据冲突理论在传感器目标识别应用 2:

假设目标身份识别系统中有 3 种不同目标  $\Theta =$

$\{F, H, N\}$ , 分别代表我机 F、敌机 H、中立 N。它们构成了辨识框架  $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 。

在三个时间段分别有 4 个传感器对其进行观测, 在测量周期内探测到的目标参数的基本概率赋值为:

表 5 时间  $t_i$  的识别结果  
Tab. 5 The identification results of time  $t_i$

$\Theta(t_i) = \{\theta_1, \theta_2\}$	基本概率赋值与融合结果		
$m_1$	$m_1(\theta_1) = 0.8$	$m_1(\theta_2) = 0.2$	
$m_2$	$m_2(\theta_1) = 0.7$	$m_2(\theta_2) = 0.3$	
$m_{12} = m_{t_i}$	$m_{12}(\theta_1) = 0.56$	$m_{12}(\theta_2) = 0.06$	$m_{12}(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.38$

时间  $t_{i+1}$  的识别框架  $\Theta(t_{i+1}) = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$  以及第三个证据源进入时的基本概率赋值与运用混合 DSm 融合规则可得:

表 6 时间  $t_{i+1}$  的识别结果  
Tab. 6 The identification results of time  $t_{i+1}$

$m_3$	$m_3(\theta_1) = 0.6$	$m_3(\theta_2) = 0.2$	$m_3(\theta_3) = 0.2$	
$m_{123} = m_{t_{i+1}}$	$m_{123}(\theta_1) = 0.336$	$m_{123}(\theta_2) = 0.012$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.452$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_3) = 0.112$
	$m_{123}(\theta_2 \cap \theta_3) = 0.012$	$m_{123}(\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3) = 0.076$		

时间  $t_{i+2}$  的识别框架  $\Theta(t_{i+2}) = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$  以及第四个证据源进入时的基本概率赋值与运用混合 DSm 融合规则可得:

表 7 时间  $t_{i+2}$  的识别结果  
Tab. 7 The identification results of time  $t_{i+2}$

约束条件	$\theta_1 \cap \theta_3 = \varphi$	$\rightarrow$	$\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 = \varphi$	
$m_{1234}$	$m_{1234}(\theta_1) = 0.336$	$m_{1234}(\theta_2) = 0.012$	$m_{1234}(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.112$	$m_{1234}(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.452$
$= m_{t_{i+2}}$	$m_{1234}(\theta_2 \cap \theta_3) = 0.012$	$m_{1234}((\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3) = 0.076$		

应用信度函数和似真函数计算分别可得对目标的识别结果如下:

通过融合可知, 无论采用基于信度函数或是基于似真函数的决策方法时, 最终的决策结果是  $\theta_1$ , 即识别目标为我机。

在应用 1 里, 传感器  $m_3$  没有基本信度赋值给  $\theta_1$  和  $\theta_2$  (或  $\cup$  和  $\cap$  运算的集合), 所以在时间  $t_{i+2}$  得到与  $t_i$  同样的结果; 在应用 2, 传感器  $m_3$  有基本信度赋值给  $\theta_1$  和  $\theta_2$  (或  $\cup$  和  $\cap$  运算的集合), 然后假设  $\theta_1 \cap \theta_3 = \varphi$ , 则通过混合 DSm 规则, 在时间  $t_{i+2}$  的融合结果与  $t_i$  时不同。

表 4 信度函数与似真函数  
Tab. 4 Belief function and plausibility function

$\Theta(t_{i+2}) = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$	$Bel(\cdot)$	$Pl(\cdot)$
$\theta_1$	0.85	0.94
$\theta_2$	0.68	0.77

表 8 信度函数与似真函数  
Tab. 8 Belief function and plausibility function

$\Theta(t_{i+2}) = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$	$Bel(\cdot)$	$Pl(\cdot)$
$\theta_1$	0.788	0.976
$\theta_2$	0.476	0.588
$\theta_3$	0	0.088

## 5 结束语

本文针对 D-S 理论存在的不能解决高冲突情况下信息融合问题,给出基于 DS<sub>m</sub>T 的异源传感器目标识别方法.结果表明,DS<sub>m</sub>T 解决了证据冲突时的证据组合问题,能够很好地应用在目标身份识别中.既可以对不同传感器提供的目标识别证据进行空间域决策融合,也可在不同时间域对传感器提供的目标识别证据进行时间域融合.但是 DS<sub>m</sub>T 增加了冲突焦元,致使推理过程的计算量大大增加,计算也较为复杂.所以,在低冲突高置信时采用比较有效、计算量少的 D-S 融合规则,而在低置信高冲突情况下采用融合矛盾信息的 DS<sub>m</sub> 融合规则,从而完成智能化识别过程.

### 参考文献:

- [1] 梁丰. 非协同目标识别技术的研究进展[J]. 电讯技术, 2012, 52(12): 1998 - 2003.
- [2] 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 60 - 64.
- [3] Florentin Smarandache, Jean Desert. Advances and Applications of DS<sub>m</sub>T for Information Fusion[M]. American Research Press, 2004: 15 - 18.
- [4] 李朝真, 程新明, 兰旭辉, 张亚兵. 经典 DS<sub>m</sub>T 证据组合规则的随机集表示[J]. 软件导刊, 2011, 10(11): 45 - 48.
- [5] 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 364 - 366.
- [6] Florentin Smarandache, Jean Desert. Advances and Applications of DS<sub>m</sub>T for Information Fusion[M]. American Research Press, 2004: 93 - 101.
- [7] 李鸿飞, 田康生, 金宏斌. DS<sub>m</sub>T 在目标身份识别中的应用研究[J]. 空军雷达学院学报, 2010, 24(4): 251 - 253.