

## 基于Dezert-Smarandache理论的递归目标识别融合方法

胡丽芳<sup>1,2</sup>, 关欣<sup>2,3</sup>, 何友<sup>2</sup>

(1. 海军装备研究院, 北京 102249; 2. 海军航空工程学院 信息融合技术研究所, 山东 烟台 264001;

3. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 多源信息融合的一个主要应用方向是目标识别, Dezert-Smarandache理论(DSmT)是一种有用的不确定推理方法, 能较好地解决强冲突情况下的信息融合问题. 在经典DSmT的融合过程基础上提出3种递归时空信息融合的方法: 集中式、分布式无反馈和分布式有反馈的融合方法. 当系统引入完整性约束条件时, 需要采用证据的冲突系数来确定组合顺序, 这在一定程度上克服了混合DSm组合规则不满足结合律的缺陷. 最后用数值算例说明了本文所提出方法的有效性.

**关键词:** D-S证据理论; Dezert-Smarandache理论; 目标识别; 信息融合

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Recursive target identification fusion methods based on Dezert-Smarandache theory

HU Li-fang<sup>1,2</sup>, GUAN Xin<sup>2,3</sup>, HE You<sup>2</sup>

(1. Navy Armament Academy, Beijing 102249, China;

2. Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong 264001, China;

3. The Institute of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China)

**Abstract:** Target identification is a major practical application of information fusion, in which Dezert-Smarandache theory (DSmT) is a useful method for dealing with problems with uncertainties and is efficient in combining conflicting evidences. We put forward three temporal-spatial information fusion approaches including the centralized fusion approach, the distributed approach without-feedback and the distributed approach with-feedback. Especially, when integrity constraints are introduced to the system, it is necessary to employ the conflict distance parameter to determine the combination order of evidences. This will in some extent overcome the deficiency in noncommutative property in the hybrid DSm rule of combination. Numerical examples are provided to show the validity in applications of the proposed approach.

**Key words:** Dempster-Shafer evidence theory; Dezert-Smarandache theory; target identification; information fusion

### 1 引言(Introduction)

在多传感器信息融合系统中, 要处理的数据或信息除了因为随机性造成的不确定性外, 往往还具有不精确性、不完全知道, 甚至是模糊的、彼此不一致的和时变的等特征<sup>[1-2]</sup>, 这些不确定性可能由传感器的不精确造成, 也可能由环境干扰或人为干扰等因素造成. 许多研究军用信息融合技术的专家一致认为<sup>[1-2]</sup>, 指挥和控制中的不确定性是影响系统性能的主要原因, 因此对不确定推理方法的研究在多传感信息融合中是非常必要的. 信息融合中心不得不依据这些不确定性信息进行推理, 以达到目标身份识别和属性判决的目的. 可以讲, 不确定性推理是目标识别和属性信息融合的基础. 不确定推理是人工智能中的一个重要研究方向, 其目的是寻求一种形式

化的方法, 以表达各种不确定知识, 并有效地利用这些知识进行推理, 计算过程简单易于实现. 从方法来看, 关于不确定性推理的方法目前已相当丰富, 主要有Bayes推理、D-S证据理论、Dezert-Smarandache theory(DSmT)<sup>[3-5]</sup>、模糊逻辑推理和基于规则的推理等, 此外还有非单调逻辑、模糊积分法和粗糙集理论等. 由于DSmT是经典D-S证据理论的延伸, 但又跟D-S证据理论有所区别. DSmT能够组合用信任函数表达的任何类型的独立的信息源, 这种算法的最大优点是能够有效地处理不确定、不精确和高冲突的信息, 尤其是当信息源间的冲突变大和由于模糊的、相对不精确的元素特性, 考虑框架中的问题的精度无法达到规定时, DSmT能够跳出D-S证据理论框架的局限来解决复杂的静态或动态融合问题.

因此本文主要介绍DSmT这种不确定性推理方法. 国内学者针对DSmT处理高冲突的证据融合效果不佳的缺陷, 对DSmT进行改进, 融合效果得到较为明显的改善<sup>[6-9]</sup>.

利用DSmT中的经典DSmT组合规则和混合DSmT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, 也可在时间域对传感器提供的目标识别证据进行时间域融合. 鉴于此, 本文在已有的DSmT的融合过程的基础上提出了基于DSmT的递归目标识别融合模型, 并采用证据的冲突系数来确定组合顺序, 从一定程度上克服了混合DSmT组合规则不满足结合律的缺陷.

## 2 DSmT的基本原理(Basic theory of DSmT)

限于篇幅, 在此仅简单地介绍DSmT的基本概念, 具体可参考文献[3].

### 1) 经典DSmT组合准则.

**定义 1** 假设同一识别框架 $U$ 下的 $k(k \geq 2)$ 条独立的、不确定的和荒谬的(即高冲突的)证据源(即专家或信息源),  $m_{M^f(U)}(\cdot) \triangleq [m_1 \oplus \dots \oplus m_k](\cdot)$ 定义为

$$m_{M^f(U)}(A) = \sum_{\substack{X_1, \dots, X_k \in D^U \\ (X_1 \cap \dots \cap X_k) = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i), \quad (1)$$

其中定义 $m_{M^f(U)}(\phi) = 0$ , 除非在特殊的例子中信息源把非零值赋给空集. 此时经典DSmT组合规则仍然满足交换律和结合律.

### 2) 混合DSmT组合规则.

由于考虑融合问题的真实自然状态时要求引入一些已知的完整性约束条件, 此时经典DSmT组合规则不起作用, 必须在相应的混合DSmT模型 $M(U)$  ( $M(U) \neq M^f(U)$ )下运用混合DSmT组合规则.

下面给出 $k(k \geq 2)$ 条独立证据源在混合DSmT模型下的混合DSmT组合规则.

**定义 2** 假设在混合DSmT模型 $M(U)$ 下,  $k(k \geq 2)$ 条独立信息源,

$$m_{M(U)}(A) \triangleq \varphi(A) [S_1(A) + S_2(A) + S_3(A)], \quad (2)$$

$$S_1(A) \triangleq m_{M^f(U)}(A) \triangleq \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^U \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i), \quad (3)$$

$$S_2(A) \triangleq \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in \phi \\ [u(X_1) \cup \dots \cup u(X_k) = A] \vee \\ [(u(X_1) \cup \dots \cup u(X_k) \in \phi) \wedge (A = I_t)]}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i), \quad (4)$$

$$S_3(A) \triangleq \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^U \\ (X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_k) = A \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k \in \phi}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i). \quad (5)$$

$k$ 条独立证据源的混合DSmT组合规则由以下两步来实现:

**Step 1** 先运用基于自由DSmT模型 $M^f(U)$ 的 $k$ 条独立证据源的经典DSmT规则求组合结果, 即 $\forall A \in D^U, S_1(A) \triangleq m_{M^f(U)}(A)$ . 这一步骤保持组合规则的交换律和结合律. 当使用自由DSmT模型时, 不考虑完整性约束条件, 混合DSmT模型还原为自由DSmT模型.

**Step 2** 根据式(2)转移混合DSmT模型中有完整性约束条件的元素的概率赋值. 除非有可靠的证据给出融合问题的完整性约束条件, 才需要进行Step 2的计算. 当混合DSmT模型 $M(U)$ 引入完整性约束条件 $A \stackrel{M}{=} \varphi$ 时,  $\varphi(A) = 0$ , 则没必要计算 $S_1(A), S_2(A)$ 和 $S_3(A)$ , 因为输出 $\varphi(A)[S_1(A) + S_2(A) + S_3(A)] = 0$ , 这就减少了计算量. 若 $A \neq \varphi$ , 则 $\varphi(A) = 1$ , 就必须计算 $S_1(A), S_2(A)$ 和 $S_3(A)$ , 得到 $m_{M(U)}(A)$ . 混合DSmT组合规则的最后一步是考虑模型的约束条件把相同命题的所有赋值相加合并, 也称为压缩步骤.

Step 2不满足规则的结合律, 但规则的结合律不是融合问题的必要条件, 考虑的融合问题可由上面的两个步骤完成.

## 3 DSmT的融合过程(Block scheme of fusion processes based on DSmT)

在自由DSmT模型下运用经典DSmT组合规则, 若命题给出完整性约束条件, 则引入完整性约束条件重新构建一个相应的混合DSmT模型 $M(U)$ , 然后在相应的混合DSmT模型下运用混合DSmT组合规则, 做出判决, 见图1.

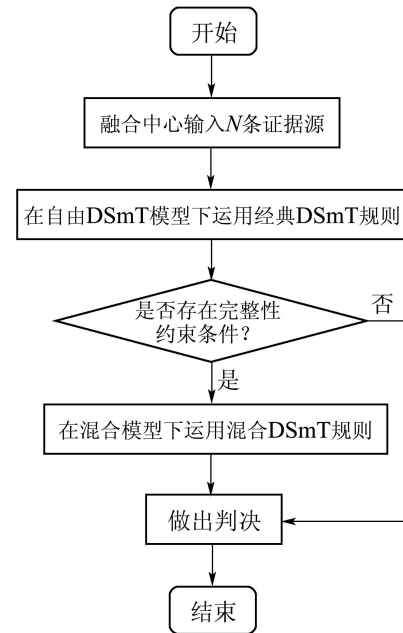


图1 基于DSmT的融合过程

Fig. 1 Block scheme of fusion processes based on DSmT

首先在自由DSmT模型上进行融合计算, 若存在完整性约束条件, 则必须运用式(2)进行Step 2的计算, 此时需要考虑两个问题: 当 $N$ 条证据都是同一

时间获得时, 在自由DSmT模型上计算 $N$ 条证据的融合结果, 若存在完整性约束条件, 则在混合DSmT模型下计算 $N$ 条证据的融合结果; 当 $N$ 条证据不能在同一时间获得, 而是顺序得到的. 那么首先在自由DSmT模型上计算前 $N - 1$ 条证据的融合结果, 若存在完整性约束条件, 则得到混合DSmT模型下的 $N - 1$ 条证据的融合结果, 把此结果存储下来以便进行下一次的融合. 在系统获到第 $N$ 条证据后, 得到自由DSmT模型下 $N$ 条证据的融合结果, 若存在完整性约束条件, 最终得到混合DSmT模型下 $N$ 条证据的融合结果.

#### 4 递归目标识别融合(Recursive target identification data fusion)

假定有 $N$ 个传感器探测相同主体(即相同的识别框架 $U$ ), 每个传感器可提供 $n$ 个不同测量状态, 超幂集 $D^U$ 形成了测量数据结构. 测量数据结构的元素可以是互不相容的, 也可以是相容的. 当经典DSmT组合规则能用递归的形式实现时, 则可在时空域更有效地进行数据融合. 本节给出测量数据结构中的元素是互不相容的递归目标识别融合.

可采用递归集中式数据融合及递归分布式数据融合两种方法:

当 $N$ 条证据都是同一时间获得时, 采用递归集中式数据融合过程, 如图2所示, 它把 $k - 1$ 时刻的集中式累积目标识别信息 $m(k - 1)$ 与 $k$ 时刻由 $N$ 条证据相组合以得到在 $k$ 时刻总的目标识别融合信息.

当 $N$ 条证据不能在同一时间获得, 而是顺序获得时, 采用递归分布式数据融合过程. 递归分布式融合方法在每条证据上独立进行递归信息融合, 且通过选择适当门限减小融合数据矢量的维数, 从而可减

小整个系统的计算量. 当一条证据失效时, 就将之去掉, 对余下的证据进行融合. 递归分布式融合方法分为递归分布无反馈时空信息融合(见图3)和递归分布有反馈时空信息融合(见图4). 在无反馈融合结构中, 每条证据的当前测量值与上一时刻的时域累积信息 $m_i(k - 1)$ 相融合得到该证据当前时刻的累积信息 $m_i(k)$ , 然后将 $N$ 条证据的时域累积信息 $m_i(k)$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ )进行空域融合得到最终的时-空融合信息. 在有反馈的融合结构中, 每条证据的当前测量值与上一时刻整个系统的时-空累积信息, 进行空域融合得到最终的时-空融合信息. 在有反馈的融合结构中, 每条证据的当前测量值与上一时刻整个系统的时-空累积信息 $m(k - 1)$ 相融合, 然后再对 $N$ 条证据的时域融合信息进行空域融合, 得到当前时刻的时-空融合累积信息 $m(k)$ . 在有反馈的系统中, 由于每条证据都使用了整个证据集的时-空累积信息, 因而它比无反馈的分布式融合结构能得到更好的性能, 当然, 这是以牺牲并行性为代价的.

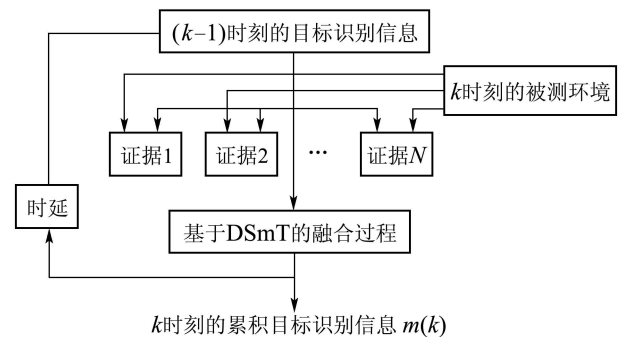


图 2 递归集中式目标识别数据融合过程  
Fig. 2 Block scheme of centralized and recursive target identification data fusion

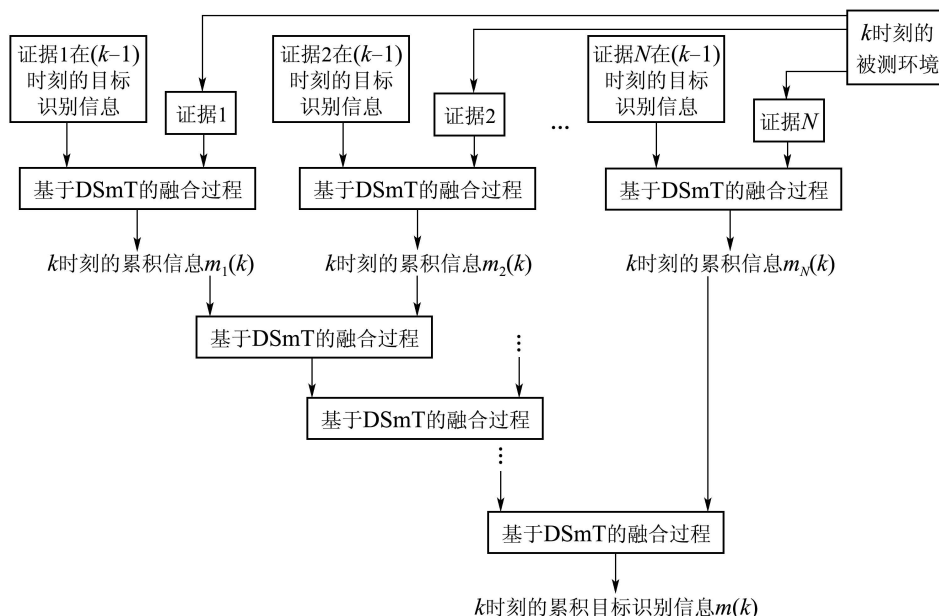


图 3 递归分布式无反馈信息融合过程

Fig. 3 Block scheme of recursive and distributed-without-feedback target identification data fusion

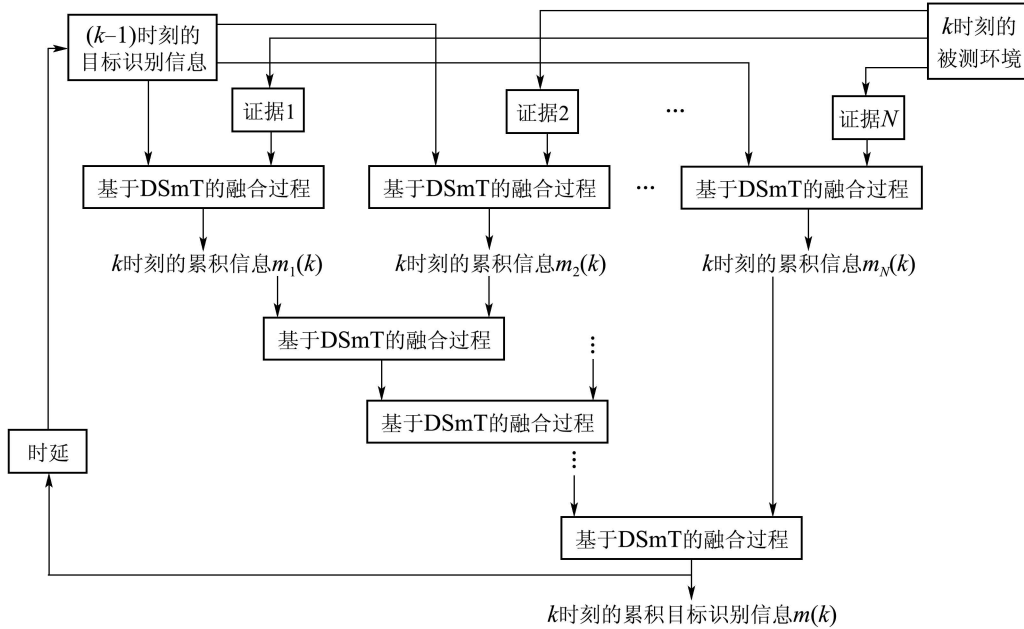


图4 递归分布式有反馈信息融合过程

Fig. 4 Block scheme of recursive and distributed-with-feedback target identification data fusion

5 证据组合顺序的确定(Definition of combination order of evidences)

DSmT中的经典DSmT组合规则满足结合律和交换律的要求, 而混合DSmT组合规则不满足结合律和交换律的要求, 这将使组合结果依赖于证据组合顺序. 为了克服这一缺陷, 本文在考虑完整性约束条件时根据证据间的冲突系数来确定组合顺序. 由于组合冲突的证据将削减它们共同支持的焦元, 因此为了抵消冲突证据的作用, 应该先组合冲突系数大的证据, 然后再组合冲突系数较小的证据, 这样保证混合DSmT组合规则得到的结果较为合理, 以便于更快得到决策结果. 为此, 提出证据的冲突系数.

**定义3** 假设 $n$ 个证据源 $S_1, \dots, S_n$ 在相同识别框架 $U$ 下相应的广义基本概率赋值分别为 $m_1, \dots, m_n$ , 给定某种框架下的一个 $|G^U| \times |G^U|$ 正定矩阵 $D$ . 那么证据源 $m_i$ 和 $m_j$ 之间的冲突度量函数是从Jousselme距离的基础上发展而来的<sup>[10]</sup>, 其定义为

$$d_{\text{conflict}}(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_i - m_j)D(m_i - m_j)^T}, \quad (6)$$

其中:  $G^U$ 为广义幂集空间, 若 $G^U = U$ 表示概率幂集空间; 若 $G^U = 2^U$ 表示DST幂集空间<sup>[2]</sup>; 若 $G^U = D^U$ 表示DSmT超幂集空间<sup>[3]</sup>; 若 $G^U = S^U$ 表示UFT(unification of fusion theories)广义超幂集空间<sup>[4]</sup>. 当 $n = 2$ , 式(6)就退化为两条证据源的冲突

度量函数.  $D$ 的维数取决于选取的空间 $G^U$ , 即为 $|G^U|$ . 矩阵元素为

$$D(A, B) = \begin{cases} \frac{|A_i \cap B_j|}{|A_i \cup B_j|}, & A_i, B_j \subset 2^U, \\ \frac{C_M(A_i \cap B_j)}{C_M(A_i \cup B_j)}, & A_i, B_j \subset D^U, \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $|A|$ 对应DST模型下 $A$ 的基数,  $C_M(A)$ 则对应DSmT框架下Venn图中子集 $A$ 包含的最简元素个数, 称为超幂集空间 $D^U$ 上元素 $A$ 的DSmT集的势, 它的计算应根据具体的模型(自由DSmT模型或混合DSmT模型)<sup>[3]</sup>.

**定义4** 设有证据集 $\mathfrak{R} = \{1, \dots, n\}$ , 定义第 $i$ 条证据 $m_i$ 与其他证据之间的冲突距离度量为

$$\text{conf}(i, \mathfrak{R}) = \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n d_{\text{conflict}}(m_i, m_j). \quad (8)$$

当 $G^U$ 空间为幂集框架 $2^U$ , 且信源提供的证据是同时获得, 则以上方法即为文献[11]给出的方法.

6 应用举例(Practical cases)

**例1** 设 $\theta_1$ 表示战斗机,  $\theta_2$ 表示多用途或地面攻击飞机,  $\theta_3$ 表示轰炸机, 目标识别框架为 $U = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ . 系统使用光学传感器(ESM)、红外传感器(IR)和敌我识别器(EI)等3种传感器, 由它们确定的基本概率函数赋值如表1所示. 融合中心给出完整性约束条件为 $\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 = \phi$ , 即 $D^U = 2^U$ .

运用D-S证据理论, 得到融合结果为:  $m(\{\theta_1\}) = 0.3576, m(\{\theta_2\}) = 0.564, m(\{\theta_3\}) = 0.0785$ . 就

整个冲突证据集本身来看, 支持目标 $\theta_1$ 的信源条数最多, 虽然第1条信源提供的目标 $\theta_2$ 的基本概率赋值很高, 但依据信息融合的冗余信息融合原理, 命题 $\theta_1$ 的融合概率赋值应该最大. 因此, 此时D-S证据理论不能得到与直觉相符合的融合结果. 运用集中式数据融合得到的融合结果见表2.

表 1 3个传感器确定的广义基本概率赋值函数

Table 1 GBPA's determined by three sensors

	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$
ESM( $m_1$ )	0.003	0.97	0.027
IR( $m_2$ )	0.82	0.08	0.1
EO( $m_3$ )	0.8	0.04	0.16

表 2 不同融合次序下基于DSmT的融合结果

Table 2 Fusion results obtained using DSmT and different fusion orders

融合次序	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$	$\theta_1 \cup \theta_2$	$\theta_1 \cup \theta_3$	$\theta_2 \cup \theta_3$	$\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$
123	0.6564	0.0389	0.0199	0.0622	0.0026	0.0125	0.2075
132	0.6565	0.0777	0.0183	0.0320	0.0038	0.0042	0.2075
231	0.0029	0.1133	0.0066	0.6363	0.0178	0.0156	0.2075

计算3条证据的冲突系数, 分别为:  $\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = 0.8635$ ,  $\text{conf}(2, \mathfrak{R}) = 0.4544$ ,  $\text{conf}(3, \mathfrak{R}) = 0.462$ . 从证据的冲突程度来说,  $m_1$ 最容易产生冲突证据, 而 $m_3$ 比 $m_2$ 更容易产生冲突. 因此, 根据冲突系数确定的证据组合顺序是: 先 $m_1$ 与 $m_3$ 组合, 然后再与 $m_2$ 组合. 从表2可以看出, 在所有组合顺序得到的结果中, 依据冲突系数确定的组合顺序得到的

融合结果更有利于快速做出决策.

**例 2** 设 $\theta_1$ 表示战斗机,  $\theta_2$ 表示多用途或地面攻击飞机,  $\theta_3$ 表示轰炸机, 目标识别框架为 $U = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ . 系统使用ESM, IR和EO等3种传感器, 由它们确定的基本概率函数赋值如表3所示. 融合中心给出完整性约束条件为 $\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 = \varphi$ , 即 $D^U = 2^U$ .

表 3 3个传感器在3个不同周期的广义基本概率赋值

Table 3 GBPA's of three sensors under three different cycles

周期	ESM( $m_1$ )			IR( $m_2$ )			EO( $m_3$ )		
	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_2 \cup \theta_3$	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_2 \cup \theta_3$	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_2 \cup \theta_3$
1	0.6	0.1	0.3	0.9056	0.0943	0	0.6762	0.0966	0.2272
2	0.7	0.011	0.289	0.0166	0.2651	0.7184	0	0.0106	0.9894
3	0.61	0.09	0.3	0.7	0.2121	0.0879	0.67	0.0966	0.2314

依据冲突系数确定的融合结果见表4和表5. 从时间域融合时3条证据的冲突程度来说, 3条证据的周期1最易产生冲突证据, 周期2都比周期3更易产生冲突. 因此, 根据冲突系数确定的时间域组合顺序是: 先周期1与周期2的数据组合, 然后再与周期3的数据组合. 同理从空间域融合时3条证据的冲突程度来说,  $m_2$ 最易产生冲突证据, 而 $m_3$ 比 $m_1$ 更易产生冲突. 故根据冲突系数确定的证据组合顺序是: 先 $m_2$ 与 $m_3$ 组合, 然后再与 $m_1$ 组合.

表 5 3个传感器进行空间域融合时的冲突系数

Table 5 Values of conflict measure coefficient of three sensors fused in space-domain

$\text{conf}(1, \mathfrak{R})$	$\text{conf}(2, \mathfrak{R})$	$\text{conf}(3, \mathfrak{R})$
0.1201	0.1746	0.1388

表 4 3个传感器进行时间域融合的冲突系数  
Table 4 Values of conflict measure coefficient of three sensors fused in time-domain

	周期 1	周期 2	周期 3
$\text{conf}(1, \mathfrak{R})$	0.0538	0.0925	0.0488
$\text{conf}(2, \mathfrak{R})$	0.5233	0.7625	0.4319
$\text{conf}(3, \mathfrak{R})$	0.3531	0.6969	0.3500

就整个冲突证据集本身来看, 支持目标 $\theta_1$ 的信源条数最多, 依据信息融合的冗余信息融合原理, 命题 $\theta_1$ 的融合概率赋值应该最大. 而此时D-S证据理论无论是运用递归分布无反馈方法<sup>[1]</sup>还是运用递归分布有反馈方法<sup>[1]</sup>都不能得到与直觉相符合的融合结果. 从表6可以看出, 运用递归分布式数据融合得到的融合结果更有利于快速做出决策, 并且有反馈比无反馈的分布式融合结构能得到更好的性能.

表6 不同的融合结果

Table 6 Different fusion results

命题	D-S证据理论		DSmT	
	递归分布 无反馈方法	递归分布 有反馈方法	递归分布 无反馈方法	递归分布 有反馈方法
$\theta_1$	0	0	0.546	0.6734
$\theta_2$	1	1	0.1375	0.0908
$\theta_3$	0	0	0	0
$\theta_1 \cup \theta_2$	0	0	0.1834	0.2152
$\theta_1 \cup \theta_3$	0	0	0	0
$\theta_2 \cup \theta_3$	0	0	0.029	0.0011
$\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$	0	0	0.104	0.0194

## 7 结论(Conclusion)

本文在已有的DSmT的融合过程的基础上给出具体的融合步骤,提出了基于DSmT的递归目标识别融合模型,则可在时空域更有效地进行信息融合.并采用证据的冲突系数来确定组合顺序,从一定程度上克服了混合DSmT组合规则不满足结合律的缺陷.仿真实验结果表明,本方法在保证推理结果准确合理的基础上,在稳健性方面具有明显的优势.可见,在信源特征的基础上进行信源推理融合,能根据信源本身的特点,有效地降低了不可靠信源对融合结果的影响,使融合具有实际意义.

## 参考文献(References):

- [1] 何友, 王国宏, 关欣. 多传感器信息融合及应用[M]. 第2版. 北京: 电子工业出版社, 2007.  
(HE You, WANG Guohong, GUAN Xin. *Multisensor Information Fusion With Applications*[M]. 2nd edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007.)
- [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.  
(HE You, WANG Guohong, GUAN Xin. *Information Fusion Theory with Applications*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.)
- [3] DEZERT J, SMARANDACHE F. *Advances and Applications of DSmT for Information Fusion*[M]. Rehoboth: American Research Press, 2004, Vol 1.
- [4] DEZERT J, SMARANDACHE F. *Advances and Applications of DSmT for Information Fusion*[M]. Rehoboth: American Research Press, 2006, Vol 2.
- [5] DEZERT J, SMARANDACHE F. *Advances and Applications of DSmT for Information Fusion*[M]. Rehoboth: American Research Press, 2009, Vol 3.
- [6] 侯俊, 苗壮, 潘泉. 一种基于加权DSmT的序列图像目标识别方法[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(7): 53 - 56.  
(HOU Jun, MIAO Zhuang, PAN Quan. Target recognition a method of sequential images based on the weight-DSmT[J]. *Fire Control and Command Control*, 2006, 31(7): 53 - 56.)
- [7] 苗壮, 程咏梅, 梁彦, 等. 一种改进的DSmT及其在目标识别中的应用[J]. 计算机应用, 2005, 25(9): 2044 - 2046.  
(MIAO Zhuang, CHEN Yongmei, LIANG Yan, et al. Improved Dezert-Smarandache theory and its application in target recognition[J]. *Computer Applications*, 2005, 25(9): 2044 - 2046.)
- [8] 李新德. 多源不完善信息融合方法及其应用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.  
(LI Xinde. *Research on fusion method of imperfect information from multi-source and its application*[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007.)
- [9] JOUSSELME A, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information Fusion*, 2001, 2(1): 91 - 101.
- [10] MARTIN A, JOUSSELME A, OSSWALD C. Conflict measure for the discounting operation on belief functions[C] // *The 11th International Conference on Information Fusion*. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 10.1109/ICIF.2008.4632320.

## 作者简介:

**胡丽芳** (1983—), 女, 博士, 主要研究方向为智能计算、模式识别, E-mail: hlf1983622@163.com;

**关欣** (1978—), 女, 教授, 博士后, 主要研究方向为多传感器信息融合、雷达数据处理、模式识别;

**何友** (1956—), 男, 中国电子学会会士, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究领域为多传感器信息融合、多目标跟踪、模式识别、雷达自适应检测方法、分布检测理论及应用等.