

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.02.012

DST 与 DSMT 自适应信息融合算法

王钊¹, 王伟¹, 吴明贵², 邹常文³

(1. 中国兵器工业第 58 研究所 军品部, 四川 绵阳 621000;

2. 中国兵器工业第 58 研究所 综合保障处, 四川 绵阳 621000; 3. 西南技术物理研究所, 成都 610041)

摘要: 在对 DST (Dempster-Shafer Theory) 和 DSMT (Dezert-Smarandache Theory) 算法进行综合考虑的基础上, 提出一种将两者结合使用的信息融合方法。以实例分别对这两种算法进行分析、比较, 针对这两种算法在计算复杂度与计算结果的合理性之间存在的矛盾, 将其融合, 并进行算法仿真。仿真结果表明, 该方法能有效实现对冲突信息的处理, 并且兼顾分配精度和计算。

关键词: DST; DSMT; 自适应; 信息融合

中图分类号: TP301.6; O236 **文献标志码:** A

Adaptive Information-Fusion Algorithm of DST and DSMT

Wang Qian¹, Wang Wei¹, Wu Minggui², Zou Changwen³

(1. Dept. of Armament Products, No. 58 Research Institute of China Ordnance Industries, Mianyang 621000, China;

2. Office of Logistic Support, No. 58 Research Institute of China Ordnance Industries, Mianyang 621000, China;

3. Southwest Institute of Technical Physics, Chengdu 610041, China)

Abstract: Based on comparing DST (Dempster-Shafer Theory) with DSMT (Dezert-Smarandache Theory), propose a information-fusion method which combined DST with DSMT. Use tests to analyze and compare two theories, aiming at the paradox between complex calculation process and reasonable calculation result, combine two theories and carry out algorithm simulation. The simulation result shows that the method is efficient enough to deal with conflict information and distribution precision and calculation at the same time.

Keywords: DST; DSMT; adaptive; information-fusion

0 引言

DST (Dempster-Shafer Theory) 可以看成是概率论的一种扩充, 是由 Dempster 于 20 世纪 60 年代首先提出, 并由他的学生 Shafer 进一步发展起来的一种不确定推理理论, 已广泛应用于信息融合和不确定推理等理论, 具有坚实的数学基础, 能在不需要先验概率的条件下, 以简单的推理形式得出较好的融合结果, 为不确定信息的表达和合成提供了自然而强有力的方法。DSMT (Dezert-Smarandache Theory) 是 DST 的一种扩展。它以 DSm 模型和 DSm 组合规则为基础, 并将鉴别框架的超幂集作为信息融合空间。所以, DSMT 中的信度、决策规则以及组合规则都是基于超幂集空间的, 在动态的、证据间高冲突的情况下有着更好的处理效果, 但是计算也相对要复杂。笔者提出一种将两者结合使用的信息融合方法, 在保证融合结果的有效性的同时尽量减少计算的复杂度。

1 DST 简介及分析

定义 1 $\Omega = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为鉴别框架, 它是一

个互不相容的事件的完备集合, 结果为所有可能的取值。其子集的全体即 2^Ω , 记 $F(F \rightarrow [0,1])$, m 是命题的基本概率分配函数, 满足以下 2 个条件的映射:

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \in F} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

当 A 为 Ω 的子集且 $m(A) \neq 0$ 时, 称 A 为 m 的一个焦点 (focalfunction)。

定义 2 对于任何的命题集, 信任函数为

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (2)$$

似真函数定义为:

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B) \quad (3)$$

其中 $\bar{A} = \Omega - A$ 。

$m(A)$ 实际上是 A 定义在 Ω 上的概率, 它反映了人们信念的不确定性程度, 信任函数 $Bel(A)$ 称为下限函数, 表示命题成立的最小不确定性函数。

收稿日期: 2010-08-10; 修回日期: 2010-10-12

基金项目: “重大新药创制” 科技重大专项资助课题 (2009ZX09313-024)

作者简介: 王钊 (1984-), 男, 河南人, 研究生, 从事多源信息融合及智能信息处理相关研究。

定义 3 设有 2 个推理系统, 它们的概率赋值和信任函数分别为 m_1, m_2 和 Bel_1, Bel_2 , 对于子集 A , 将这 2 个推理系统的概率赋值合成的 D-S 规则为:

$$m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_1(A_1)m_2(A_2)}{\sum_{A_1 \cap A_2 \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)} \quad (4)$$

$$1 - \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)}{\sum_{A_1 \cap A_2 = \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)} = 1 - k \quad (5)$$

其中, k 为正交测度函数, 客观地反映了融合过程中各证据间的冲突程度。

对于多个证据的合成, m_1, m_2, \dots, m_n 分别表示 n 个概率赋值函数, 且它们是由独立证据得到的, 则融合的规则是:

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i = A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)} \quad (6)$$

2 DSMT 简介及分析

信息融合过程中会产生冲突因子, 尤其是在高冲突信息的融合, 在 DST 中, Dempster 把总的冲突质量通过一个简单的归一化处理, 重新分配到所有的分配空间, 由于这个规则在某些场合出现反人类直觉的特点, 而引起很大的争议, 甚至受到批评, 而 DSMT 很好地解决了冲突分配的问题, DSMT 主要包含了 5 种 PCR 规则 PCR1-PCR5。PCR (比例冲突分配规则) 将信度冲突按照一定比例关系分配到非空集部分中。PCR 规则也可应用在 Shafer 和 DSMT 模型下。它既可以处理静态融合问题, 也可以处理动态融合问题。由于对冲突进行了再分配, 因此, 这几种 PCR 规则中的组合信度都设置为 0。在这 5 种 PCR 规则中, 当前公认的分配精度最高的是 PCR5, 在许多实际应用中 PCR5 都是首选。

PCR5 将 X, Y 之间的局部冲突信度按照局部冲突中 X 和 Y 所占的比重来进行再分配, 设有 2 个推理系统信任函数分别为 m_1, m_2 , 其表达式如下:

$$m_{PCR5}(X) = m_{12}(X) + \sum_{\substack{Y \in G^{\circ} \setminus \{X\} \\ X \cap Y = \emptyset}} \left[\frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \right] \quad (7)$$

其中:
$$m_{12} = \sum_{\substack{X_1, X_2 \in G^{\circ} \\ X_1 \cap X_2 = X}} m_1(X_1)m_2(X_2).$$

对于多个证据的合成, 其表达式十分复杂, 详

见参考文献[3]。

3 DST 与 DSMT 的比较

下面给出 2 个例子来分析和比较 DST 和 DSMT 对定量单子的信度组合结果。

例 1 假设一包含 3 个元素的鉴别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$, 在 Shafer 模型下, 按照式 (1) 到式 (7) 计算 2 个独立等可靠信息源给出的信度赋值如下:

$$m_1(\theta_1) = 0.5 \quad m_1(\theta_2) = 0.3 \quad m_1(\theta_3) = 0.2$$

$$m_2(\theta_1) = 0.4 \quad m_2(\theta_2) = 0.4 \quad m_2(\theta_3) = 0.2$$

融合结果如表 1。

表 1 定量单子信度组合规则计算结果

定量单子信度	θ_1	θ_2	θ_3
$m_{DS}(\cdot)$	0.555 6	0.333 3	0.111 1
$m_{PCR5}(\cdot)$	0.504 4	0.349 7	0.145 9

例 2 再以一个三元素的鉴别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$, 在 Shafer 模型下, 按照式 (1) 到式 (7) 计算 2 个独立等可靠信息源给出的信度赋值如下:

$$m_1(\theta_1) = 0.1 \quad m_1(\theta_2) = 0 \quad m_1(\theta_3) = 0.9$$

$$m_2(\theta_1) = 0.05 \quad m_2(\theta_2) = 0.95 \quad m_2(\theta_3) = 0$$

融合结果如表 2。

表 2 定量单子信度组合规则计算结果

定量单子信度	θ_1	θ_2	θ_3
$m_{DS}(\cdot)$	1	0	0
$m_{PCR5}(\cdot)$	0.016 4	0.525 0	0.458 6

从例 1 的组合结果可以看出, $m_{DS}(\cdot)$ 和 $m_{PCR5}(\cdot)$ 之间相差并不大。而例 2 中 $m_{PCR5}(\cdot)$ 的组合结果显然要比 $m_{DS}(\cdot)$ 的组合结果合理得多。这 2 个例子充分说明, 在低冲突情况下, DST 和 PCR5 之间的融合效果是相似的。但在高冲突时 PCR5 显然更合理, 但计算也更复杂。

4 DST 与 DSMT 的自适应融合算法

用矩阵形式来表示设有 M 元素的鉴别框架, N 个独立等可靠的信息源给出信度赋值如下:

$$A = \begin{pmatrix} \theta_{11} & \dots & \theta_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{N1} & \dots & \theta_{NM} \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中, A 中第 i 行元素代表第 i 个独立信息源给出的信度赋值 $\{\theta_{i1}, \theta_{i2}, \theta_{i3}, \dots, \theta_{iM}\}$ 。

融合之前先计算冲突因子 k 并事先设定一个阈值 T , 其中, 由式 (9) 确定 k 的值。

$$k = \sum_{A_1 \cap A_2 = \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2) \quad (9)$$

若冲突因子 $k > T$ 即冲突较大时, 采用 PCR5 法则进行融合, 反之, 采用 DST 进行融合。

N 个独立等可靠的信息源同时进行融合与信息源两两进行融合等价, 如图 1。为避免采用 N 个信息源直接进行融合可能导致的巨大的计算量的问题, 笔者采用两两信息源逐步融合的方式计算融合结果, 算法流程如图 2。

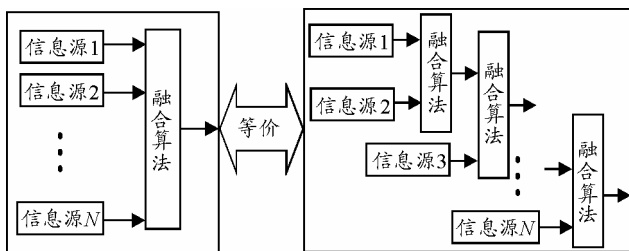


图 1 2 种等价的融合算法

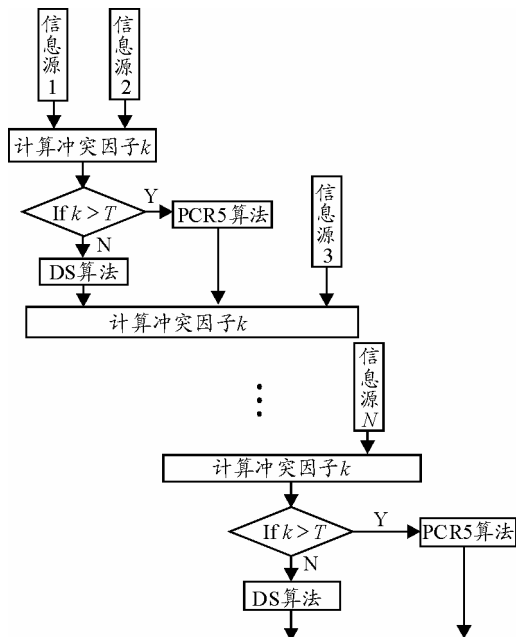


图 2 算法流程图

5 算法仿真

为消除融合过程中的偶然性, 采用 500 组随机生成的基本信度赋值, 每组信度赋值由 $\{m_1(A), m_1(B), m_1(C)\}, \dots, \{m_5(A), m_5(B), m_5(C)\}$ 5 个独立的信息源组成, 在阈值 $T=0.75$ 的情况下分别用 DST、DSmT 和本文算法进行融合计算。当前公认的分配精度最高的是 PCR5^[4], 采用其他两种算法和

PCR5 作比较, 其定量分析结果如表 3。

表 3 算法精度量化比较

法则	平均偏差		
	m(A)	m(B)	m(C)
DS	0.009 5	-0.005 6	-0.003 9
本文算法	0.004 7	-0.002 9	-0.001 8
PCR5	0	0	0

由表 3 可以看出, 新算法显然要比 DST 的融合精度更接近 PCR5 的融合结果。在运算时间上, 采用这 3 种算法对随机生成的 500 组基本信度赋值进行融合所用时间对比如图 3。

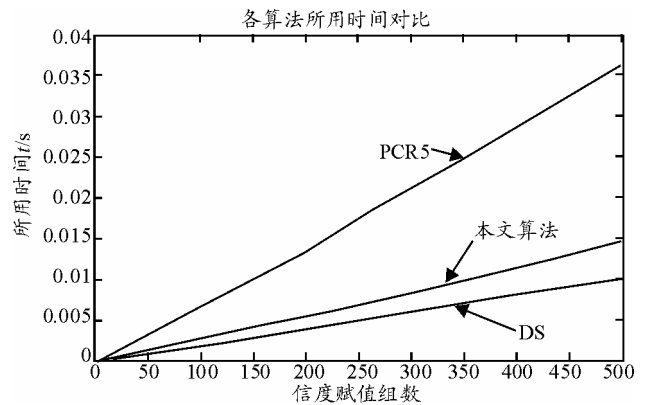


图 3 各算法所用时间对比

由图 3 可以看出, 新算法所需要时间位于 DST 和 DSmT 之间, 结合表 3 分配精度的量化比较, 本文算法很好地兼顾了 DST 和 DSmT 的计算复杂度与时间复杂度。在实时性要求较高的应用中, 新算法无疑是一种不错的选择。

6 结束语

该信息融合方法有效地实现了对冲突信息的处理, 兼顾了分配精度和计算时间。仿真结果表明, 该算法在有效处理高冲突信息源融合的同时减少了计算时间。但由于该算法中阈值 T 的选取对融合结果和所用时间影响很大, 下一步的研究重点将是对阈值 T 的最优选择进行研究。

参考文献:

- [1] 高健. DSmT 信息融合技术及其在机器人地图创建中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.
- [2] 宿陆, 李全龙, 徐晓飞, 等. 基于 DS 证据理论的传感器网络数据融合算法[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(7): 1321-1325.
- [3] Smarandane and Jean Dezert. Advance and Application of DSmT for Information Fusion[M]. American Research Press Rehoboth, 2006.
- [4] 李鹏, 黄心汉, 王敏. DSmT 框架下的自适应通用分配法则[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(6): 16-18.