

广义幂集空间中证据冲突的原因分析

胡丽芳^{1,2}, 关欣^{2,3}, 邓勇⁴, 何友²

(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; 4. 上海交通大学 电子信息学院, 上海 200240)

摘要: 经典证据理论不能有效处理高度冲突的证据, 极大制约了证据理论的应用. 早期的研究主要集中在修改 Dempster 组合规则或修改数据模型. Liu 的研究又为这个方向提出了一个新的问题: 如何有效表示证据之间的冲突? 但是还存在问题: 如何有效地判断冲突的成因? 针对经典证据理论中的冲突系数无法合理度量证据之间的冲突程度, 提出新的证据冲突系数表示模型, 在冲突证据原因流程分析中总结出冲突的成因. 最后用数值算例说明了本文所提出方法的有效性.

关键词: 冲突证据; Dezert-Smarandache Theory (DSmT); Dempster 组合规则; 信息融合; 不确定性

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A

Cause-analysis for conflicting evidences in the generalized power space

HU Li-fang^{1,2}, GUAN Xin^{2,3}, DENG Yong⁴, HE You²

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

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

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

4. School of Electronics Information Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The classical Dempster-Shafer evidence theory can not handle highly conflicting evidence efficiently. This drawback greatly limits the application of Dempster-Shafer evidence theory to real systems. The earlier researches mainly focused on improving the Dempster rules of combination or revising the data model. Although Liu brought out the question of effectively expressing the conflicting evidences, there still exists the problem of effectively distinguishing the causes among conflicting evidences. We first put forward a new confliction-representation model; and then analyze and summarize the causes of conflicting evidences through numerical examples. These examples show the efficiency of the proposed confliction representation model.

Key words: conflicting evidence; Dezert-Smarandache theory (DSmT); Dempster rule of combination; information fusion; uncertainty

1 引言(Introduction)

Dempster-Shafer 证据理论(DST)^[1,2]在证据高度冲突时会产生与直觉相矛盾的错误结果^[3]. 国内外专家为究竟是改变组合规则还是进行信源的预处理争执了很长时间^[4~15]. 目前普遍认为导致冲突的两大主要原因是识别框架不完整和传感器的可信程度, 其中传感器的可信程度指传感器本身在物理上失效以及传感器受到干扰^[16]. Haenni^[16]指出Zadeh提出的反驳不是DST本身的错误, 是误用了DST. 2006年Liu^[17]指出传统冲突系数存在问题, 并提出新的问题: 如何合理表示证据之间的冲突? DST何时失效? 因此, 冲突证据融合有几个重要的问题必须解决: 合理的冲突系数应该满足什么条件? 如何凭借冲突系数进行冲突的原因分析? 如何进行

组合规则的选择? 只有区分是哪些原因导致了冲突, 才能有的放矢, 具体情况具体分析来进行冲突证据的处理和融合^[18,19].

本文的主要工作是在广义幂集框架下建立新的证据冲突系数表示模型, 然后进行具体的冲突原因分析.

2 冲突处理过程中存在的问题(Problems in the course of solving conflict)

2.1 Liu 方法存在的问题(Problem of Liu's method)

例 1 设识别框架为 U , $|U| = 3$, 用 1, 2 等来标记识别框架中命题 A_1 和命题 A_2 等. 表 1 列出传统冲突系数 K ^[2] 和 Liu 的冲突度量方法^[17] 的比较.

表1 传统冲突系数和Liu的冲突度量方法的比较
Table 1 Compare of different measure coefficients

m_1	m_2	K	difBetP
{1}, 1/3; {1, 2}, 1/3; {1, 2, 3}, 1/3	{1, 2, 3}, 1	0	5/18
{1}, 1/3; {2}, 1/3; {3}, 1/3	{1, 2, 3}, 1	0	0
{1, 2}, 1	{1, 2, 3}, 1	0	1/3

Liu的方法认为第1和第3种情况都有一定的冲突, 第2种情况没有冲突, 而传统冲突系数 K 认为3种情况都没有冲突, 显然对于证据冲突度量问题, Liu的方法比 K 效果更好, 但是事实上第2种情况也是有一定冲突, 完全不知道和等概率事件是两回事, 这也是Liu的方法的一个缺陷.

2.2 潜在冲突问题(The Problem of potential conflict)

例2 设识别框架为 $U = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$, 两条证据分别为:

$$m_1(\{A_1\}) = 0.5, m_1(\{A_2, A_3\}) = 0.5,$$

$$m_2(\{A_1, A_3\}) = 0.5, m_2(\{A_4\}) = 0.5.$$

Dempster组合规则计算得出

$$m_{12}(\{A_1\}) = 0.5, m_{12}(\{A_3\}) = 0.5.$$

证据推理排除了命题 A_2 出现的可能性. 在接下来的证据组合中会产生潜在冲突. 当系统又获得一条新证据 $m_3: m_3(\{A_2\}) = 0.5, m_3(\{A_4\}) = 0.5$, 出现潜在冲突, 推理无法得出有效结论.

由于嵌套证据组合后, 忽略部分假设命题, 推理后降低了不确定性. 因而潜在冲突可以看作减小不确定性付出的代价, 当证据的不确定性增大时, 潜在冲突随之增大.

3 新的冲突系数表示模型(A new conflict representation model)

针对以上问题, 在广义幂集空间中提出新的冲突系数表示模型 $cf(m_1, \dots, m_n) = \langle d_{\text{conflict}}, P \rangle$, 以 d_{conflict} 为主, P 为辅. 下面简单介绍 d_{conflict}, P 和 cf .

定义1 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(GBPs)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 \underline{D} . 那么证据源 m_i 和 m_j 之间的冲突度量函数(CMF)是从Jousselme距离的基础上发展而来的^[20], 其定义为

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

其中 G^U 为广义幂集空间, 如果 $G^U = U$, 表示概率幂集空间; 若 $G^U = 2^U$, 表示DST幂集空间^[2]; 若 $G^U = D^U$, 表示DSmT超幂集空间^[8]; 若 $G^U = S^U$, 表示

UFT广义超幂集空间^[9]. 当 $n = 2$, 式(1)就退化为两条证据源的冲突度量函数. \underline{D} 的维数取决于选取的空间 G^U , 即为 $|G^U|$. 矩阵元素为

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

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DSm集的势, 它的计算应根据具体的模型(自由DSm模型或混合DSm模型)^[12].

定义2 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

$$\text{conf}(i, \mathfrak{R}) = \frac{1}{n-1} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n d_{\text{conflict}}(m_i, m_j). \quad (3)$$

当 G^U 空间为幂集框架 2^U , 且信源提供的证据是同一时间获得时, 则上面方法即为文献[18]给出的方法.

两证据源之间的冲突度量值越小, 它们之间的相似性程度就越大, 则证据源 m_i 与 m_j 之间的相似性测度 $\text{sim}(m_i, m_j)$ 为

$$\text{sim}(m_i, m_j) = 1 - d_{\text{conflict}}(m_i, m_j). \quad (4)$$

设 sup_i 为证据 i 被其余所有证据支持的程度, rel_i 表示第 i 条证据源的可信度. 这里 rel_i 具体为静态可信度. 静态可信度指在正常状态下, 每个证据或传感器的可靠度, 它刻画的是传感器或证据在观察前的性能和表现的先验信息, 通常由通过样本训练确定的可信度或权威性信息构成^[13].

定义3 设有 n 条证据, 定义每条证据体 m_i 被其他证据支持的支持度 sup_i 为

$$\text{sup}_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \text{sim}(m_i, m_j) \cdot \text{rel}_j, \quad i, j = 1, \dots, n. \quad (5)$$

定义4 每一条证据体的平均可信度为

$$\text{crd}_i = \frac{\text{sup}_i}{\sum_{i=1}^n \text{sup}_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

定义5 多条证据源的冲突度量为

$$d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_n) = \sum_{i=1}^n \text{crd}_i \cdot \text{conf}(i, \mathfrak{R}). \quad (7)$$

$d_{\text{conflict}}(m_i, m_j) = 1$ 表明 m_i, m_j 完全冲突, 为了避免式(6)中分母出现0, 这里规定: 若 $\text{sup}_i = 0 (i = 1, \dots, n)$ 时, 则 $\text{crd}_i = 1/n (i = 1, \dots, n)$.

定理1 当 $n = 2$ 时, 式(1)和式(7)等价.

证 当 $n = 2$ 时,

$$\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = \text{conf}(2, \mathfrak{R}) = d_{\text{conflict}}(m_1, m_2).$$

因为 $\text{sim}(m_1, m_2) = 1 - d_{\text{conflict}}(m_1, m_2)$, $\text{sup}_1 =$

$\text{sim}(m_1, m_2) \cdot \text{rel}_2, \text{sup}_2 = \text{sim}(m_1, m_2) \cdot \text{rel}_1$, 所以

$$\frac{\text{sup}_1}{\text{sup}_1 + \text{sup}_2} = \frac{\text{rel}_2}{\text{rel}_1 + \text{rel}_2},$$

$$\frac{\text{sup}_2}{\text{sup}_1 + \text{sup}_2} = \frac{\text{rel}_1}{\text{rel}_1 + \text{rel}_2},$$

则

$$d_{\text{conflict}}(m_1, m_2) =$$

$$\text{crd}_1 \cdot \text{conf}(1, \mathfrak{R}) + \text{crd}_2 \cdot \text{conf}(2, \mathfrak{R}) =$$

$$\frac{\text{sup}_1}{\text{sup}_1 + \text{sup}_2} \text{conf}(1, \mathfrak{R}) + \frac{\text{sup}_2}{\text{sup}_1 + \text{sup}_2} \text{conf}(2, \mathfrak{R}) =$$

$$\frac{\text{rel}_2}{\text{rel}_1 + \text{rel}_2} \text{conf}(1, \mathfrak{R}) + \frac{\text{rel}_1}{\text{rel}_1 + \text{rel}_2} \text{conf}(2, \mathfrak{R}) =$$

$$d_{\text{conflict}}(m_1, m_2).$$

证毕.

定义 6 假设 n 个证据源 S_1, \dots, S_n 在相同识别空间 G^U 下相应的广义基本概率赋值分别为 m_1, \dots, m_n , 那么证据源 m_1, \dots, m_n 之间的不一致性证据冲突系数定义为

$$P(m_1, \dots, m_n) =$$

$$1 - \sum \frac{|A_i \cap B_j \cap \dots \cap L_l|}{|A_i \cup B_j \cup \dots \cup L_l|} m_1(A_i) m_2(B_j) \dots m_n(L_l). \quad (8)$$

定义 7 $cf(m_1, \dots, m_n) = \langle d_{\text{conflict}}, P \rangle$ 描述多条证据之间的关系, 判断它们是否有冲突, 是否高度冲突. 冲突判断二元组 cf 主要以 d_{conflict} 的判断为主, P 进行辅助判断, 它们之间的关系如下:

- 1) 若 $d_{\text{conflict}} = 0$, 则 $cf = 0$;
- 2) 若 $d_{\text{conflict}} = 1$, 则 $cf = 1$;
- 3) 若 $d_{\text{conflict}} \rightarrow 1$, 则 $cf \rightarrow 1$.

4 冲突证据原因流程分析(Block scheme of conflict reason analysis)

组合规则的使用失效除了与自身性质带来的潜在冲突有关, 还与冲突产生的主要原因有关.

冲突产生的原因与传感器自身缺陷或传感器测量不准确, 基本概率赋值函数模型的不精确定义以及信息源的个数等都相关. 冲突原因主要分为两大类: 1) 传感器自身缺陷或传感器测量不准确; 2) 识别框架不完整, 即基本概率赋值函数模型的不精确定义, 具体到构造的模型中, Shafer 模型中识别框架外的新目标, 混合模型对应的识别框架中的元素描述不够详尽.

当证据条数 $n = 2$ 时, $d_{\text{conflict}}(m_1, m_2) > \eta_1$ (其中 $\eta_1 \in [0, 1]$ 为证据冲突的阈值) 表明证据之间高度冲突. 由于信源提供的证据中有效信息不足, 产生冲突的原因可能是识别框架不完整, 也可能是传感器受到干扰. 因此更深层次的证据冲突的原因分析必

须借助更多的证据. 这里主要讨论 $n > 2$ 条证据的冲突原因分析. 由于嵌套子集在证据两两组合过程中很容易带来潜在冲突, 故首先进行潜在冲突的判断.

1) 潜在冲突的判断.

定义 8 假设 n 个证据源 S_1, \dots, S_n 在相同识别空间 G^U 下相应的广义基本概率赋值分别为 $m_1, \dots, m_n, A_1, \dots, A_n$ 分别是证据集 m_1, \dots, m_n 中的对应子集, 其中 A_1, \dots, A_n 中至少有一个是嵌套子集. 对于命题 C , 如果在证据两两推理过程中 $m(\{C\}) = 0$, 而且随着支持命题 C 的证据条数的增加, 命题 C 的支持程度没有增加, 则证据两两推理失效, 出现潜在冲突, 称为潜在冲突焦元.

根据定义 8, 如果存在潜在冲突焦元, 而且尽管支持该焦元的证据条数增加, 但该焦元的最终融合结果始终为 0, 则认为存在潜在冲突. 潜在冲突的判断流程图见图 1.

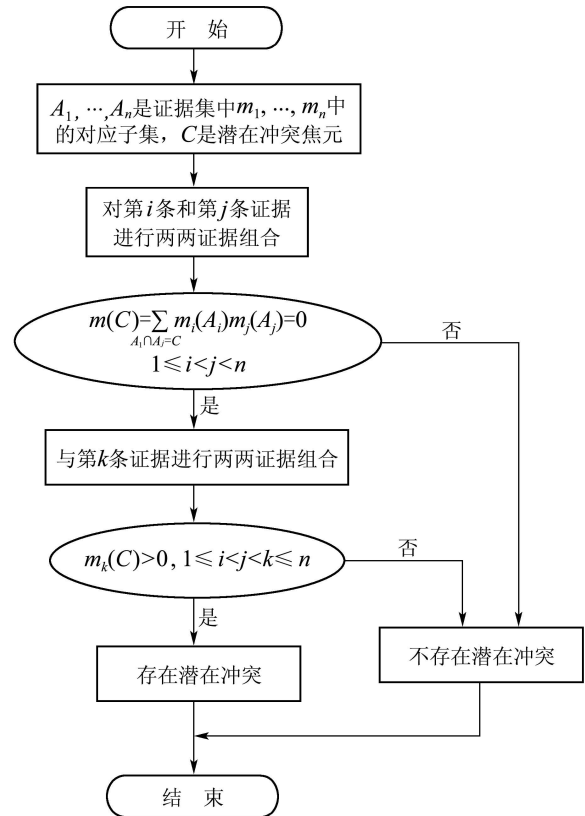


图 1 潜在冲突的判断流程图

Fig. 1 Block scheme of potential conflict

2) 计算 $d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_n)$, $\text{conf}(i, \mathfrak{R})$ 和 P .

若 $d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_n) < \eta_1$ 和 $P < \eta_2$ 时 (其中 $\eta_2 \in [0, 1]$ 为证据冲突的阈值), 说明多条证据之间不存在冲突. 因为并不存在满足任意多个基本概率赋值函数的冲突要求的“绝对意义上的阈值”, 所以阈值 η_1, η_2 一般都是根据实际应用情况主观确定的. 一般来说, 当 η_1, η_2 越接近 1.0 时, 对于冲突的容忍越大.

若 $d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_n) < \eta_1$ 和 $P > \eta_2$ 时(其中 $\eta_1, \eta_2 \in [0, 1)$ 为证据冲突的阈值), 说明多条证据之间存在一定的冲突, 但对整体的融合结果没有影响.

若 $d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_n) \geq \eta_1$ 时, 说明多条证据之间高度冲突, 需进行步骤3)的证据冲突的原因分析. 特殊的是, 当 $\eta_1 = 1$ 时, 则 $d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_n) = 1$, 说明信源提供的多条证据完全冲突.

3) 冲突原因判断.

若有某几条证据的冲突距离值较大, 且其余证据

的冲突距离值与它们有一定的差距, 可以较有把握的认为冲突的原因是冲突距离较大的某几个传感器受干扰或不是很精确.

若每条证据的冲突距离值 $\text{conf}(i, \mathfrak{R})$ 都比较接近且都很大时, 证据冲突的原因可能是识别框架不完整, 也有可能是很多传感器都有问题. 首先假设识别框架不完整, 修改基本概率赋值(BPA), 判断 P 是否有所减少, 若减少, 则认定识别框架不完整; 若增加, 则认为是很多传感器都需要进行折扣计算.

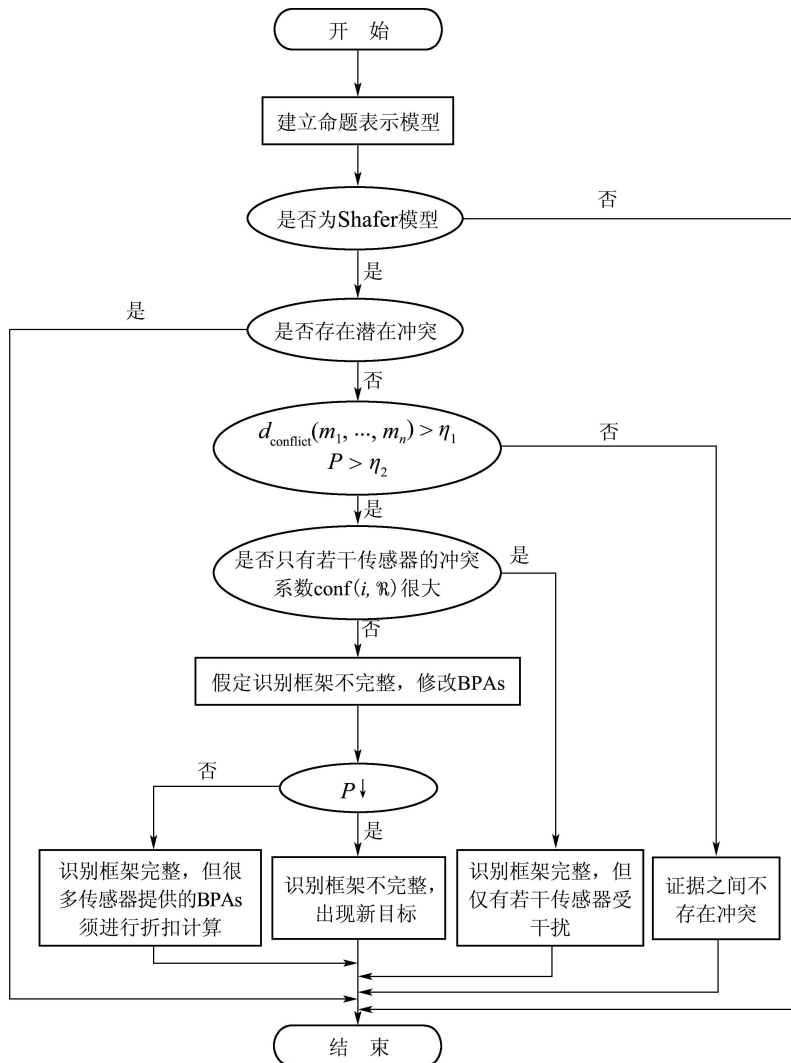


图2 证据冲突原因判断流程

Fig. 2 Block scheme of conflict reason analysis

4.1 数值算例分析(Numerical examples analysis)

如例1中, 采用冲突度量函数进行冲突原因分析, 见表2.

用 d_{conflict} 进行冲突度量时, 3种情况的 d_{conflict} 都不是很大, 表明证据之间存在一定的冲突, 符合常理, 这也是 d_{conflict} 的优势. 但是第2和第3种情况的 d_{conflict} 相等, 都为0.5774, 这不太合理的, 因为第3种情况中 m_1 是完全肯定 A_3 不会发生, 按常理

第3种情况的冲突度量值应比第2种情况的小, 所以说 d_{conflict} 作为证据间的冲突度量是合适的, 而且后两种情况比第1种情况冲突得厉害, 但第2和第3种情况的冲突程度相同, 这时没法继续判断. 若假定 K 作为 d_{conflict} 的辅助判断, 则3种情况不存在任何区别, 显然是不合适的. 由 P 进行辅助判断, 第2种情况比第3种情况的冲突程度更大, 符合事实.

表 2 冲突度量函数比较

Table 2 Results of different conflict measures in different circumstances

	情况1	情况2	情况3
d_{conflict}	0.4087	0.5774	0.5774
K	0	0	0
P	0.3333	0.6667	0.3333

如例2中, 首先对证据进行潜在冲突检验. 根据定义8, 证据之间存在潜在冲突. 对证据进行冲突检验. $\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = 0.5762$, $\text{conf}(2, \mathfrak{R}) = 0.52$, $\text{conf}(3, \mathfrak{R}) = 0.5562$, $d_{\text{conflict}} = 0.5496$, $P = 1$.

尽管 $P = 1$, 但由于 $d_{\text{conflict}} = 0.54961$, 说明3条证据存在一定的冲突.

例 3 在Shafer模型中, 假设从传感器获得3组证据 E_1, E_2 和 E_3 , 焦点分别为 A_1, A_2, A_3 , 基本概率赋值函数为:

$$m_1(\{A_1\}) = 0.9, m_1(\{A_2\}) = 0.1, m_1(\{A_3\}) = 0, \\ m_2(\{A_1\}) = 0, m_2(\{A_2\}) = 0.8, m_2(\{A_3\}) = 0.2, \\ m_3(\{A_1\}) = 0.1, m_3(\{A_2\}) = 0.1, m_3(\{A_3\}) = 0.8.$$

运用DST, 合成结果为 $m(\{A_1\}) = 0$, $m(\{A_2\}) = 1$, $m(\{A_3\}) = 0$. 尽管各传感器提供的证据是相互冲突的, 但合成结果却认为 A_2 为真, 这显然有悖常理. 下面进行证据冲突的原因分析.

$$\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = 0.80927, \text{conf}(2, \mathfrak{R}) = 0.73714, \\ \text{conf}(3, \mathfrak{R}) = 0.72787, d_{\text{conflict}} = 0.75262, \\ P = 0.992.$$

假设导致冲突的原因是出现识别框架外的新目标, 则为在开世界识别框架下表示新证据, 3种传感器对新命题赋值的阈值 ε 分别为: $\varepsilon_1 = 0.2, \varepsilon_2 = 0.2, \varepsilon_3 = 0.2^{[21]}$. 根据对新命题赋值的阈值 ε 在开世界识别框架 $U = \{A_1, A_2, A_3, \varphi_i\} (i = 1, 2, 3)$ 中生成证据 m'_1, m'_2, m'_3 为:

$$m'_1(\{A_1\}) = 0.9, m'_1(\{\varphi_1\}) = 0.1, \\ m'_2(\{A_2\}) = 0.8, m'_2(\{\varphi_2\}) = 0.2, \\ m'_3(\{A_3\}) = 0.8, m'_3(\{\varphi_3\}) = 0.2.$$

计算 $d_{\text{conflict}}(m'_1, m'_2, m'_3) = 0.8353 > d_{\text{conflict}}(m_1, m_2, m_3)$, $P = 0.996$. d_{conflict} 和 P 都得到增加, 冲突程度更加严重, 则排除出现新目标的可能性.

假定产生证据冲突的原因是传感器受到干扰, 则根据3条证据的冲突系数确定3个传感器的平均可信度分别为0.2628, 0.3622, 0.375, 修改后的证据可以表示为:

$$m''_1(\{A_1\}) = 0.2365, m''_1(\{A_2\}) = 0.0263,$$

$$m''_1(U) = 0.7372, m''_2(\{A_2\}) = 0.2898, \\ m''_2(\{A_3\}) = 0.0724, m''_2(U) = 0.6378, \\ m''_3(\{A_1\}) = 0.0375, m''_3(\{A_2\}) = 0.0375, \\ m''_3(\{A_3\}) = 0.3, m''_3(U) = 0.625.$$

则运用DST的融合结果为 $m(\{A_1\}) = 0.1513$, $m(\{A_2\}) = 0.2256$, $m(\{A_3\}) = 0.245$, $m(U) = 0.3781$.

且 $d_{\text{conflict}}(m''_1, m''_2, m''_3) = 0.2579 < d_{\text{conflict}}(m_1, m_2, m_3)$, 冲突程度得到降低, 则冲突的原因是3个传感器表示的BPAs不准确, 需要进行折扣计算.

例 4 在Shafer模型中, 假设从传感器获得3组证据 E_1, E_2 和 E_3 , 焦点分别为 A_1, A_2, A_3 , 基本概率赋值函数为:

$$m_1(\{A_1\}) = 0.9, m_1(\{A_2\}) = 0.1, m_1(\{A_3\}) = 0, \\ m_2(\{A_1\}) = 0, m_2(\{A_2\}) = 0.1, m_2(\{A_3\}) = 0.9, \\ m_3(\{A_1\}) = 0.8, m_3(\{A_2\}) = 0.1, m_3(\{A_3\}) = 0.1.$$

运用DST, 合成结果为 $m(\{A_1\}) = 0$, $m(\{A_2\}) = 1$, $m(\{A_3\}) = 0$.

传感器提供的每组证据中 A_2 的基本概率赋值都很小, 合成结果却认为 A_2 为真, 而且, 即使有更多支持 A_2 的证据加入, 仍然有 $m(\{A_2\}) = 1$ 成立, 这显然与实际不符合.

下面进行证据冲突的原因分析.

$$\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = 0.5, \text{conf}(2, \mathfrak{R}) = 0.85, \text{conf}(3, \mathfrak{R}) = 0.45, \\ d_{\text{conflict}} = 0.5208, P = 0.999. \text{ 尽管 } d_{\text{conflict}} \text{ 不是很大, 但是 } P \rightarrow 1, \text{ 则3条证据存在一定的冲突. 同时第2个传感器的冲突距离度量值最大, 而且比其余两个的大很多, 故认为第2个传感器出错.}$$

例 5 在Shafer模型中, 假设识别框架 $U = \{A_1, A_2, \dots, A_{10}\}$, 从传感器获得3组证据 E_1, E_2 和 E_3 , 基本概率赋值函数分别为:

$$m_1(\{A_1, A_3, A_5\}) = 0.2, m_1(\{A_2\}) = 0.5, \\ m_1(\{A_6\}) = 0.15, m_1(\{A_{10}\}) = 0.05, \\ m_1(\{A_7\}) = 0.04, m_1(\{A_9\}) = 0.035, \\ m_1(\{A_4\}) = 0.015, m_1(\{A_8\}) = 0.01, \\ m_2(\{A_3, A_6\}) = 0.3, m_2(\{A_4\}) = 0.1, \\ m_2(\{A_8, A_9\}) = 0.3, m_2(\{A_1, A_2\}) = 0.06, \\ m_2(\{A_5\}) = 0.07, m_2(\{A_7\}) = 0.08, \\ m_2(\{A_{10}\}) = 0.09, m_3(\{A_1\}) = 0.15, \\ m_3(\{A_2\}) = 0.15, m_3(\{A_1, A_2\}) = 0.1, \\ m_3(\{A_3, A_4, A_5, A_6, A_7, A_8, A_9, A_{10}\}) = 0.6.$$

首先根据定义8排除潜在冲突的可能性. 冲突系数分别为: $\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = 0.4488$, $\text{conf}(2, \mathfrak{R}) =$

0.4397, $\text{conf}(3, \mathfrak{R}) = 0.4546$, $d_{\text{conflict}} = 0.4476$, $P = 0.996$. 由此, 须谨慎使用DST和DSmT.

根据对新命题赋值的阈值 ε 在开世界识别框架 $\Omega = \{A_1, A_2, A_3, \varphi_i\} \{i = 1, 2, 3\}$ 中生成证据 m'_1, m'_2, m'_3 为:

$$m'_1(\{A_1, A_3, A_5\}) = 0.2, m'_1(\{A_2\}) = 0.5,$$

$$m'_1(\{A_6\}) = 0.15, m'_1(\{A_{10}\}) = 0.05,$$

$$m'_1(\{\varphi_1\}) = 0.1; m'_2(\{A_3, A_6\}) = 0.3,$$

$$m'_2(\{A_4\}) = 0.1, m'_2(\{A_8, A_9\}) = 0.3,$$

$$m'_2(\{\varphi_2\}) = 0.3; m'_3(\{\varphi_3\}) = 0.4,$$

$$m'_3(\{A_3, A_4, A_5, A_6, A_7, A_8, A_9, A_{10}\}) = 0.6.$$

$P = 0.988$, 则说明出现了识别框架外的新目标, 可按照文献[21]中的方法得到合理的融合结果.

5 结论(Conclusions)

本文首先提出新的冲突系数模型, 并针对两两证据推理失效的问题提出潜在冲突的判断流程图, 最后给出冲突原因分析流程图. 对数值算例进行冲突证据原因分析, 总结出冲突成因. 冲突原因主要分为两大类: 1) 传感器自身缺陷或传感器测量不准确; 2) 识别框架不完整. 当然证据冲突与传感器自身缺陷或传感器测量不准确, 基本概率赋值函数模型的不精确定义以及信息源的个数等都相关. 而且针对具体产生冲突的原因进行组合规则的挑选是笔者以后工作的重点, 笔者希望能够在兼容经典D-S证据理论的理论框架下, 分析和研究上述两大原因导致证据冲突的一些规律, 较好地处理证据冲突问题, 能应用在多传感器信息融合方面.

参考文献(References):

- [1] 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.)
- [2] SHAFER G. *A Mathematical Theory of Evidence*[M]. Princeton: Princeton University, 1976.
- [3] ZADEH A L. Review of books: a mathematical theory of evidence[J]. *AI Magazine*, 1984, 5(3): 81 – 83.
- [4] SMETS P. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(5): 447 – 458.
- [5] YAGER R R. Using Approximate reasoning to represent default knowledge[J]. *Artificial Intelligence*, 1987, 31(1): 99 – 112.
- [6] DUBOIS D, PRADE H. Consonant approximation of Dempster-Shafer theory[J]. *International Journal Approximation Reasoning*, 1990, 4: 419 – 449.
- [7] MURPHY C. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. *Decision Support Systems*, 2000: 29(1): 1 – 9.
- [8] DEZERT J, SMARANDACHE F. *Advances and Applications of DsmT for Information Fusion*[M]. Rehoboth: American Research Press, 2004.
- [9] SMARANDACHE F. Unification of fusion theories(UFT)[J]. *International Journal of Applied Mathematics & Statistics*, 2004, 2: 1 – 14.
- [10] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(1): 27 – 32.
(DENG Yong, SHI Wenkang, ZHU Zhenfu. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2004; 23(1): 27 – 32.)
- [11] 吴根秀. 冲突证据组合方法[J]. 计算机工程, 2005, 31(9): 151 – 154.
(WU Genxiu. An approach for combining conflict evidences[J]. *Computer Engineering*, 2005, 31(9): 151 – 154.)
- [12] LI X, HUANG X, DEZERT J, et al. Evidence supporting measure of similarity for reducing the complexity in information fusion[J]. *Information Sciences*, 2011, 181(10): 1818 – 1835.
- [13] ELOUEDI Z, MELLOULI K, SMETS P. Assessing sensor reliability for multi-sensor data fusion within the transferable belief model[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B-Cybernetics*, 2004, 34(1): 782 – 787.
- [14] 关欣, 衣晓, 孙晓明, 等. 有效处理冲突证据的融合方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009, 49(1): 138 – 141.
(GUAN Xin, YI Xiao, SUN Xiaoming, et al. Efficient fusion approach for conflicting evidence[J]. *Journal of Tsinghua University(Science and Technology)*, 2009, 49(1): 138 – 141.)
- [15] 曹菊英, 赵跃龙, 王明亮. 异常证据及其检测算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(4): 111 – 113, 117.
(CAO Juying, ZHAO Yuelong, WANG Mingliang. Abnormal evidence and its detection algorithm[J]. *Microelectronics & Computer*, 2009, 26(4): 111 – 113, 117.)
- [16] HAENNI R. Shedding new light on Zadeh's criticism of dempster's rule of combination[C] // *The 7th International Conference on Information Fusion*. New York: IEEE, 2005: 25 – 28.
- [17] LIU W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(11): 909 – 924.
- [18] MARTIN A, JOUSSELME A, OSSWALD C. Conflict measure for the discounting operation on belief functions[C] // *The 11th International Conference on Information Fusion*. New York: IEEE, 2008: 1 – 8.
- [19] 王栋, 蒋雯, 罗蓉, 等. 基于OWA算子的综合度量证据之间冲突方法[C] // 首届全国信息融合学术年会. 烟台: 舰船电子工程, 2009, 21 – 27.
(WANG Dong, JIANG Wen, LUO Rong, et al. Method of measure the conflict between evidences based on the OWA operator[C] // *The 1st National Conference on Information Fusion*. Yantai: Ship Electronic Engineering, 2009: 21 – 27.)
- [20] JOUSSELME A, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information Fusion*, 2001, 2(2): 91 – 101.
- [21] 王程. 一种基于非封闭识别框架的改进证据推理方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2009, 10(1): 74 – 78.
(WANG Cheng. A new evidence reasoning method based on the incomplete frame of discernment[J]. *Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition)*, 2009, 10(1): 74 – 78.)

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;

邓勇 (1975—), 男, 博士生导师, 教授, 主要研究方向为信息融合, 智能信息处理;

何友 (1956—), 男, 中国电子学会会士, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向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.