

## 基于新的证据冲突衡量的加权证据融合方法

毕文豪, 张安, 李冲

(西北工业大学电子信息学院, 西安 710129)

**摘要:** 对冲突证据使用 Dempster-Shafer 证据理论进行融合的前提是对冲突证据作出正确衡量, 确定证据之间冲突的程度. 在分析现有的冲突衡量方法基础上, 提出一种基于新的证据冲突衡量的加权证据融合方法. 该方法通过相似性测度来衡量证据间的冲突程度; 然后确定各证据的可信度, 再加权修正证据; 最后用 Dempster 组合规则进行融合. 算例表明, 该方法能正确衡量证据冲突程度, 有效地解决冲突证据的融合问题, 提高收敛速度和精度.

**关键词:** D-S 证据理论; 冲突衡量; 相似性测度; 可信度; 证据融合

中图分类号: TP274

文献标志码: A

## Weighted evidence combination method based on new evidence conflict measurement approach

BI Wen-hao, ZHANG An, LI Chong

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China. Correspondent: BI Wen-hao, E-mail: wenhao\_bi@hotmail.com)

**Abstract:** The correct measurement of conflict evidence and the conflict extent among evidences are the premise of using the Dempster-Shafer theory to complete the combination of conflict evidence. Some typical conflict measurement methods are reviewed by analyzing their advantages and disadvantages, and a new weighted evidence combination method is proposed base on the effective conflict measurement. Firstly, the conflict degree between two pieces of evidence is obtained from the similarity measure. Then the evidence credibility is given according to its amount of conflict with others. After that, the evidence is revised and weighted based on this credibility. Finally, the fusion is accomplished by adopting the combination rule of Dempster. Numerical examples illustrate that the proposed method can measure the degree of conflict evidence correctly, solve the problem of conflict evidence fusion effectively and improve the speed and accuracy of convergence.

**Keywords:** D-S evidence theory; conflict measure; similarity measure; credibility; evidence combination

## 0 引言

证据理论作为一种不确定性推理方法, 可以直接表达“不确定”和“不知道”, 已经广泛应用于信息融合、决策分析和人工智能等领域<sup>[1-3]</sup>. 然而, 当证据之间存在冲突时, 证据合成的过程中有时会产生与直觉相悖的结论. 针对这一缺陷, 许多学者积极地进行分析探讨, 先后提出了多种改进方法<sup>[4-20]</sup>, 都在一定程度上弥补了证据理论的不足, 但至今没有得到十分理想的方法. 总的来说, 已有的改进算法主要分为两大类: 1) 修改证据理论的经典组合规则, 对冲突重新分配. 如文献[7]认为所有冲突都不能提供有用信息, 将冲突信息全部归结为未知以减少冲突; 文献[8]认为证据间的冲突是部分可用的, 应该将冲突信息按

一定比例分配给所有证据的焦元集合; 文献[9-12]也分别提出相应的改进方法. 这些方法主要是研究冲突信息应该分配给哪些命题以及按照什么比例分配. 2) 不改变经典组合规则, 在融合前预先修正冲突证据. 文献[13]直接算术平均多条证据的基本概率赋值; 文献[14-15]在 Jusselme 距离函数的基础上, 引进了证据支持度的概念, 对各证据进行加权平均; 文献[16-20]分别提出相应的确定证据权重的改进方法. 这些方法主要是研究在证据组合前, 采用什么方法对证据进行预处理.

Dempster 组合规则有坚实的数学基础, 规则本身没有问题, 同时满足交换律和结合律, 便于大量数据处理; 如果是传感器故障造成的证据冲突, 则将悖论

收稿日期: 2014-08-29; 修回日期: 2014-12-22.

基金项目: 航空基金项目(20138053038); 国家自然科学基金项目(61573283).

作者简介: 毕文豪(1986-), 男, 博士, 从事航空武器火力控制的研究; 张安(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事航空武器火力控制原理、复杂系统建模仿真与效能评估、智能化指挥与控制工程等研究.

产生的原因归咎于证据组合规则是不妥的<sup>[21]</sup>. 基于上述原因, 本文更倾向于采用对证据进行预处理的方法来解决高冲突证据组合问题. 解决冲突证据融合问题的关键在于判断证据冲突的程度, 确定表征证据冲突大小的衡量指标. 只有正确利用原始证据的信息来衡量冲突, 才能合理地修正原始证据, 从而有效地融合冲突证据.

本文从选择有效的冲突衡量参数的角度出发, 对表征证据冲突的变量进行研究, 分析现有的证据冲突衡量方法, 提出新的表征证据之间冲突的衡量方法, 生成各证据体的权重; 先对证据体进行加权修正, 再利用 Dempster 组合规则进行融合.

## 1 证据理论及证据冲突衡量方法分析

**定义 1** 设非空有限集合  $\theta = \{\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^n\}$ , 其中  $n$  个元素之间是互不相容的, 则称  $\theta$  为辨识框架.  $\theta^i (1 \leq i \leq n)$  称为  $\theta$  的一个单子集, 其幂集定义为  $2^\theta$ , 它是  $\theta$  所有子集的集合<sup>[22]</sup>.

**定义 2** 基本概率赋值函数<sup>[23-24]</sup>. 设  $\theta$  为辨识框架,  $A \subseteq \theta$ , 如果函数  $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$  满足  $m(\emptyset) = 0$ ,  $\sum m(A) = 1$ , 则  $m$  为  $\theta$  上的基本概率赋值函数;  $m(A)$  为  $A$  的基本概率赋值, 反映了证据对辨识框架中命题  $A$  的支持程度. 如果  $m(A) > 0$ , 则称  $A$  为焦元.

**定义 3** Dempster 组合规则. 设在同一辨识框架  $\theta$  上有两个相互独立的证据, 其焦元分别为  $B_i$  和  $C_j (i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n)$ ,  $m$  和  $n$  分别表示这两个证据焦元的个数, 其基本概率赋值函数为  $m_1$  和  $m_2$ , 则组合规则如下<sup>[23-24]</sup>:

$$\begin{cases} m_{\oplus}(A) = \frac{\sum_{B_i \cap C_j = A} m_1(B_i)m_2(C_j)}{1 - \sum_{B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i)m_2(C_j)}, & A \neq \emptyset; \\ m(\emptyset) = 0. \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $\oplus$  为融合标志符,  $k = \sum_{B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i)m_2(C_j)$  为冲突系数. Dempster 组合规则是证据理论的核心.

要解决冲突证据的融合, 必须确定如何定量描述证据冲突的程度. 下面结合数值实例分析几种现有的证据冲突衡量方法.

### 1.1 冲突系数

冲突系数  $k \in [0, 1]$ . 用冲突系数  $k$  来衡量原始证据之间的冲突程度, 无需进行额外的计算, 简单方便. 冲突系数  $k$  越大, 表示证据间的冲突越大. 但是当证据完全冲突时, 即  $k = 1$  时, Dempster 组合规则无法计算, 而且会出现对一致证据的“误判”和冲突系数表征的冲突程度与实际不符等问题.

**例 1** 证据 E1:  $m_1 = (0.25, 0.25, 0.25, 0.25)$  和

E2:  $m_2 = (0.25, 0.25, 0.25, 0.25)$ . 可以计算得到冲突系数  $k = 0.75$ . 按照冲突系数分析, 这两个证据之间的冲突是较大的, 但实际上这两个证据完全相同, 根本不存在冲突.

### 1.2 证据距离

Jousselle 将向量空间引入证据理论, 提出了证据距离的概念.

**定义 4** 在辨识框架  $\theta$  下, 两个证据的基本置信指派函数  $m_1$  和  $m_2$  的 Jousselle 距离为<sup>[25]</sup>

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_1 - m_2)^T \underline{D}(m_1 - m_2)}. \quad (2)$$

其中:  $\underline{D}[i, j] = |A_i \cap B_j| / |A_i \cup B_j|$  为  $2^{|\theta|} \times 2^{|\theta|}$  正定系数矩阵,  $A_i, B_j$  分别为  $m_1$  和  $m_2$  幂集  $2^\theta$  中的元素. 如果两证据间的距离越大, 则说明其冲突越大, 其相似性越小. 证据距离可以衡量证据的冲突程度, 解决了冲突系数在一致证据情况下存在误判的问题; 但该方法计算过程复杂, 算法复杂度较高, 而且存在一些问题.

**例 2** 设  $\theta = \{a, b, c\}$ , 有

E1:  $m_1(a) = 0.5, m_1(b) = 0.3, m_1(c) = 0.2$ ;

E2:  $m_2(a) = 0.2, m_2(b) = 0.3, m_2(c) = 0.5$ ;

E3:  $m_3(a) = 0.0, m_3(b) = 0.1, m_3(c) = 0.9$ .

直观分析可得: 证据 E1 支持的是  $a$ , 证据 E2 和 E3 支持  $c$ , 可以推断 E2 和 E1 的冲突程度要大于 E2 和 E3 的冲突程度. 而根据证据距离计算得到  $d_{12} = 0.3 (d_{ij}$  表示第  $i$  个和第  $j$  个证据的距离),  $d_{23} = 0.35$ , 即 E2 和 E3 的冲突大于 E2 和 E1, 与直观分析不一致. 这是因为两证据中各焦元相互独立, 而矩阵  $\underline{D}$  是对角矩阵, 在一定程度上放大了较大焦元差异在冲突衡量中的作用, 即证据距离不能正确反映不同证据支持不同焦元的差异性.

### 1.3 Pignistic 概率距离

2006 年 Liu<sup>[26]</sup> 引入了 Pignistic 概率距离.

**定义 5** 设  $m$  为同一辨识框架  $\theta$  下的基本概率赋值函数, 则 Pignistic 概率函数为<sup>[26]</sup>

$$\text{BetP}_m(A) = \sum_{B \subseteq \theta, \forall A \subseteq \theta} \frac{|A \cap B|}{|B|} \frac{m(B)}{1 - m(\emptyset)}. \quad (3)$$

其中:  $|A|$  为集合  $A$  中包含元素的个数;  $\text{BetP}_m$  为描述基本概率赋值函数幂集  $2^\theta$  上各命题子集的支持程度.

**定义 6** Pignistic 概率距离为<sup>[26-27]</sup>

$$\text{difBetP}_{m_1}^{m_2} = \max_{A \subseteq \theta} (|\text{BetP}_{m_1}(A) - \text{BetP}_{m_2}(A)|). \quad (4)$$

Pignistic 概率距离描述证据间对于不同焦元支持程度的最大差异. Pignistic 概率距离越大, 表示  $m_1$  与  $m_2$  之间冲突越大越明显. 因为不同证据强烈支持不同焦元可以造成冲突, 所以 Pignistic 概率距离可以有效描述证据冲突, 但也存在一些不足.

**例 3** 2 个证据  $m_1 = (0.7, 0.15, 0.15)$ ,  $m_2 = (0.15, 0.7, 0.15)$ . 由式 (4) 可知,  $m_1$  与  $m_2$  之间的 Pignistic 距离为  $\text{difBetP}_{m_1}^{m_2} = 0.55$ . 虽然两个证据间的 Pignistic 概率距离不大, 但是证据支持的焦点是不同的.

在这 3 种常用的证据冲突衡量方法的基础上, 许多学者进行了改进. 王一军等<sup>[28]</sup>使用证据集中每对证据集总和的平均值来反映证据之间的冲突; 蒋雯等<sup>[29]</sup>用冲突系数和 Josselme 证据距离的算术平均值来表征证据之间的冲突; 刘准钊等<sup>[30]</sup>用冲突系数和 Josselme 证据距离的几何平均值来表示冲突的大小; Hu 等<sup>[31]</sup>分析比较了能衡量证据冲突程度的 Josselme 距离、Euclidean 距离、马氏距离、证据平均距离等距离函数; Liu<sup>[26]</sup>利用冲突系数和 Pignistic 概率距离的二元组判断证据冲突情况; 曲圣杰等<sup>[32]</sup>利用冲突率来描述证据冲突; 邓勇等<sup>[33]</sup>引入关联系数的概念来分析证据冲突程度.

## 2 新的证据冲突衡量算法

通过对以上几种证据冲突衡量方法的简要分析可知, 现有的冲突衡量方法各有利弊, 都不能全面准确地表征证据之间的冲突. 本文在单子集 Pignistic 概率函数的基础上, 引入 Tanimoto 测度的概念, 提出一种新的表征证据冲突程度的方法——证据相似性测度.

**定义 7** 单子集下的 Pignistic 概率函数. 设  $\Theta = \{\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^n\}$  为辨识框架, 系统有  $N$  条相互独立的证据. 辨识框架  $\Theta$  下的一条证据的焦点为  $A_k$ , 则称

$$\text{BetP}_m(\theta^i) = \sum_{\theta_i \in A_k} \frac{1}{|A_k|} m(A_k), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

为单子集  $\theta^i$  在基本概率赋值函数  $m$  下 Pignistic 概率函数, 其实质是把证据中焦点  $A_k$  的基本概率赋值均分给所蕴含的单子集焦点.

若两个证据体蕴含的单子集不一致, 则将各自缺失单子集的 mass 赋值设为 0 即可. 基本概率赋值函数  $m$  经 Pignistic 概率转换为

$$m' = (\text{BetP}_m(\theta^1), \text{BetP}_m(\theta^2), \dots, \text{BetP}_m(\theta^n)) = (m'(A'_1), m'(A'_2), \dots, m'(A'_n)).$$

**定义 8** 相似性测度为综合考虑证据之间的包容性和差异性, 引入 Tanimoto 测度的思想, 计算转换后基本概率赋值函数为  $m'_1$  和  $m'_2$  的两证据的相似性测度, 即

$$\text{sim}(m'_1, m'_2) = \frac{\sum_{i=1}^n m'_1(A'_i) \cdot m'_2(A'_i)}{\sum_{i=1}^n m'_1(A'_i)^2 + \sum_{i=1}^n m'_2(A'_i)^2 - \sum_{i=1}^n m'_1(A'_i) \cdot m'_2(A'_i)} \quad (6)$$

相似性测度的取值范围为  $[0, 1]$ , 取值越大表明两证据相似度越大, 证据间的冲突越小.

使用证据相似性测度描述证据冲突程度相对于其他方法可取得更好的效果, 下面通过前文所述例子来说明其在判断证据冲突时的优越性.

例 1 中两个证据完全相同, 相似性测度  $\text{sim}^{(1)} = 1.0$ , 说明两个证据是完全相同的, 证据之间没有任何冲突; 例 2 中  $\text{sim}_{12}^{(2)} = 0.617$ ,  $\text{sim}_{23}^{(2)} = 0.667$  可以反映冲突更严重的两个证据对同一目标的支持度差别更大, 相似性测度更小; 例 3 中两个证据冲突较大, 相似性测度较小,  $\text{sim}^{(3)} = 0.278$ .

为方便比较上述证据冲突衡量方法, 本文将采用文献 [21] 中的例子, 说明本文提出的相似性测度可以用来表征证据之间冲突程度的普遍有效性.

**例 4** 设辨识框架  $\Theta = \{1, 2, \dots, 20\}$ , 有两个基本概率指派如下:

证据 1:  $m_1(2, 3, 4) = 0.05$ ,  $m_1(7) = 0.05$ ,  $m_1(\Theta) = 0.1$ ,  $m_1(A) = 0.8$ ; 证据 2:  $m_2(1, 2, 3, 4, 5) = 1$ . 其中  $A$  按照  $\{1\}, \{1, 2\}, \{1, 2, 3\}, \dots, \{1, 2, \dots, 20\}$  变化.

图 1 显示了冲突系数  $k$ 、证据距离  $d$ 、Pignistic 概率距离  $\text{difBetP}$  与相似性测度  $\text{sim}$  随着子集  $A$  变化而变化的趋势.

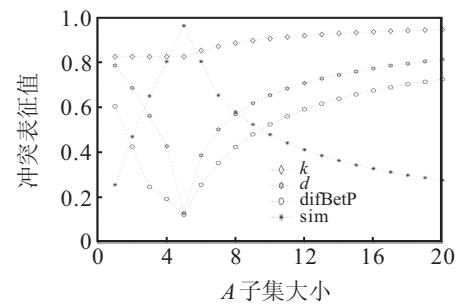


图 1 证据冲突衡量方法的比较

按常理分析, 当  $A$  子集大小是 5 时, 原始证据 1 中焦点  $A = \{1, 2, 3, 4, 5\}$  与原始证据 2 中唯一的焦点相同, 并且  $m_1(1, 2, 3, 4, 5) = 0.8$ ,  $m_2(1, 2, 3, 4, 5) = 1$ . 这时两个证据间的冲突程度应该较小, 而且是最小的.

由图 1 可以看出, 冲突系数  $k$ 、证据距离  $d$ 、Pignistic 概率距离  $\text{difBetP}$  值的大小与证据冲突程度正相关, 相似性测度  $\text{sim}$  值的大小与证据冲突程度负相关. 冲突系数  $k$  的值在  $A$  子集从小到大的变化过程中先是保持不变, 随后缓慢增大, 而且数值一直较大, 说明证据间的冲突程度一直较高, 这明显不符合常理. 证据距离  $d$ 、Pignistic 概率距离  $\text{difBetP}$  与相似性测度  $\text{sim}$  的值随着子集  $A$  大小的改变而明显变化, 而且表征冲突程度的变化趋势大同小异. 当  $A$  子集大小从 1 到 5 变化时, 证据距离  $d$ 、Pignistic 概率距离  $\text{difBetP}$  与相似性测度  $\text{sim}$  都能正确表征证据间的冲突逐渐减小, 但是相似性测度  $\text{sim}$  变化趋势更均匀

平滑;当  $A = \{1, 2, 3, 4, 5\}$  时, 证据距离  $d$ 、Pignistic 概率距离 difBetP 与相似性测度 sim 都能正确表征证据冲突程度最小;当  $A$  子集大小从 5 到 20 变化时, 证据距离  $d$ 、Pignistic 概率距离 difBetP 与相似性测度 sim 都能正确表征证据间的冲突逐渐增大, 并且增加趋势越来越缓慢。

通过比较分析, 结果表明本文提出的相似性测度可以全面准确地衡量证据冲突程度, 同时相似性测度直接反映两证据间的相似度, 在后续证据可信度计算中可以直接采用相似性测度的数值, 而不需要进一步处理。

### 3 基于相似性测度的加权证据融合方法

算法步骤如下。

**Step 1:** 对各证据进行 Pignistic 概率函数转换, 并根据式 (6) 计算证据  $i$  与  $j$  之间的相似性测度  $\text{sim}(m'_i, m'_j)$ 。

**Step 2:** 获得各证据两两间的相似性测度后, 可构建一个  $N \times N$  的相似度矩阵

SIM =

$$\begin{bmatrix} 1 & \text{sim}(m'_1, m'_2) & \cdots & \text{sim}(m'_1, m'_N) \\ \text{sim}(m'_2, m'_1) & 1 & \cdots & \text{sim}(m'_2, m'_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{sim}(m'_N, m'_1) & \text{sim}(m'_N, m'_2) & \cdots & 1 \end{bmatrix}.$$

**Step 3:** 确定各证据的可信度. 其他所有证据对证据  $i$  的支持度为

$$\text{Sup}(m'_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^N \text{sim}(m'_i, m'_j), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (7)$$

将各证据的支持度归一化可得到证据的可信度。

证据  $i$  的可信度为

$$\text{Cred}_i = \frac{\text{Sup}(m'_i)}{\max_{1 \leq i \leq N} [\text{Sup}(m'_i)]}. \quad (8)$$

**Step 4:** 修正证据. 将证据  $i$  的可信度  $\text{Cred}_i$  作为它的权重, 对其基本概率赋值函数  $m_i$  进行加权修正, 得到新的基本概率赋值函数

$$\begin{cases} \tilde{m}_i(A_i) = \text{Cred}_i m_i(A_i), & A_i \neq \Theta; \\ \tilde{m}_i(\Theta) = \text{Cred}_i m_i(\Theta) + (1 - \text{Cred}_i). \end{cases} \quad (9)$$

**Step 5:** 利用 Dempster 组合规则融合, 得到最终的结果。

由上述步骤可知, 各条证据根据各自的可信度, 将各个焦元的部分基本概率赋值分配给全集. 可信度越小的证据中的确定性信息越少, 不确定性信息越多, 从而可降低可信度小的证据对融合结果的影响, 提高融合的精度和速度。

### 4 算例仿真与分析

为验证本文方法的有效性和优越性, 下面给出算例, 并与文献 [21] 中的类似融合算法——D-S 方法、Murphy 方法和韩德强方法进行分析比较。

现有 5 个不同性质的传感器对空中某个目标进行观测识别. 设辨识框架  $\Theta = \{a: \text{民航机}, b: \text{轰炸机}, c: \text{战斗机}\}$ , 5 个传感器对观测目标所获取的信息转化为识别框架下的基本概率赋值, 得到辨识框架下的 5 条证据:

$$E1: m_1(a) = 0.5, m_1(b) = 0.2, m_1(c) = 0.3;$$

$$E2: m_2(a) = 0.65, m_2(b) = 0.1, m_2(a, c) = 0.25;$$

$$E3: m_3(a) = 0.0, m_3(b) = 0.8, m_3(c) = 0.2;$$

$$E4: m_4(a) = 0.75, m_4(b) = 0.1, m_4(c) = 0.15;$$

$$E5: m_5(a) = 0.55, m_5(b) = 0.1, m_5(a, c) = 0.35.$$

从 5 条证据可以看出, 证据 E1、证据 E2、证据 E4、证据 E5 都认为识别目标是  $a$  的可能性最大, 它们相互间的冲突较小; 证据 E3 强烈支持  $b$ , 是一条异常证据, 与其他证据冲突较大. 分别利用 4 种方法对 5 条证据进行融合, 结果如表 1 所示。

表 1 4 种方法的融合结果对比

	E1, E2	E1, E2, E3	E1, E2, E3, E4	E1, E2, E3, E4, E5
DS 方法	$m(a) = 0.8257$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
	$m(b) = 0.0367$	$m(b) = 0.5161$	$m(b) = 0.4156$	$m(b) = 0.1689$
	$m(c) = 0.1376$	$m(c) = 0.4839$	$m(c) = 0.5844$	$m(c) = 0.8311$
Murphy 方法	$m(a) = 0.8286$	$m(a) = 0.6088$	$m(a) = 0.8867$	$m(a) = 0.9750$
	$m(b) = 0.0393$	$m(b) = 0.2970$	$m(b) = 0.08607$	$m(b) = 0.0137$
	$m(c) = 0.1048$	$m(c) = 0.0907$	$m(c) = 0.02707$	$m(c) = 0.0110$
	$m(a, c) = 0.0273$	$m(a, c) = 0.0035$	$m(a, c) = 0.00016$	$m(a, c) = 0.0003$
韩德强方法	$m(a) = 0.8257$	$m(a) = 0.6444$	$m(a) = 0.9195$	$m(a) = 0.9767$
	$m(b) = 0.0367$	$m(b) = 0.1530$	$m(b) = 0.0240$	$m(b) = 0.0023$
	$m(c) = 0.1376$	$m(c) = 0.2026$	$m(c) = 0.0565$	$m(c) = 0.0206$
	$m(a, c) = 0$	$m(a, c) = 0$	$m(a, c) = 0$	$m(a, c) = 0.0004$
本文方法	$m(a) = 0.8286$	$m(a) = 0.8055$	$m(a) = 0.9598$	$m(a) = 0.9861$
	$m(b) = 0.0393$	$m(b) = 0.0534$	$m(b) = 0.0075$	$m(b) = 0.0009$
	$m(c) = 0.1048$	$m(c) = 0.1146$	$m(c) = 0.0322$	$m(c) = 0.0128$
	$m(a, c) = 0.0273$	$m(a, c) = 0.0265$	$m(a, c) = 0.0004$	$m(a, c) = 0.0002$

由证据 E1、证据 E2 的融合结果可知, 4 种方法的表现都比较理想, 说明当证据冲突较小时, 4 种方法都能有效地融合证据。

当异常证据 E3 出现后, 4 种方法的融合结果出现了差异。由于异常证据 E3 中  $m(a) = 0$ , 尽管后续收集到的证据都强烈支持  $a$ , 但是 Dempster 组合规则的融合结果仍得出  $m(a) = 0$  的结论, 出现“一票否决”现象; Murphy 方法、韩德强方法以及本文方法都不改变 Dempster 组合规则, 采用修正证据源, 可以有效降低异常证据 E3 的影响, 使各目标的基本概率赋值向期望值收敛 ( $m(a) \rightarrow 1, m(b) \rightarrow 0, m(c) \rightarrow 0$ ), 但是也存在一定的差异。

从 5 条证据来看, 除了异常证据 E3 中的  $m(b) > m(c)$ , 其余证据  $m(b) < m(c)$ , 按常理推断, 最终融合结果中  $m(b)$  应该小于  $m(c)$ 。而 Murphy 证据平均修正法的融合结果中  $m(a) \gg m(b) > m(c)$ , 说明 Murphy 法只是对证据简单的平均, 忽略了证据可信度, 需要更多的证据才能抵消冲突证据带来的影响。韩德强加权平均修正法是对 Murphy 法的改进, 能正确融合各证据,  $m(a) \gg m(c) > m(b)$ , 但是在计算证据可信度权重时, 计算过程复杂, 算法复杂度较高。本文方法计算相对简便, 在 3 条证据 (加入了异常证据) 融合后,  $m(a) = 0.8055 >$  其他方法的  $m(a)$  数值,  $m(b) = 0.0534 <$  其他方法的  $m(b)$  数值, 说明本文方法能更有效地处理证据冲突, 降低异常证据的影响; 并且随着后来证据的加入, 融合结果能迅速向期望值收敛, 4 条证据融合后  $m(a) = 0.9598$ , 5 条证据融合后  $m(a) = 0.9861$ , 收敛速度更快, 精度更高, 而且  $m(a)$  值波动较小, 算法稳定性好; 同时  $m(a, c)$  迅速向 0 收敛, 符合原始证据的实际, 反映出证据理论对不确定信息的强大处理能力, 从而间接说明本文方法是实际可行的。

## 5 结 论

本文针对现有冲突衡量方法不能全面准确地表征证据之间的冲突程度这一问题, 提出了一种新的冲突衡量方法, 能够更有效地衡量证据之间的冲突程度。在此基础上, 对原始证据加权修正, 再利用 Dempster 组合规则进行融合。算例表明, 本文方法能充分考虑到证据之间的相互支持程度, 可以最大程度地减少冲突证据在融合过程的作用, 降低了冲突信息对最终融合结果的影响, 提高了在证据冲突时融合结果的可靠性和合理性, 而且具有较快的收敛速度。

未来的工作是在分析证据冲突产生的原因基础上, 讨论是否还存在更优的冲突衡量方法? 基于新的冲突衡量方法, 是否还有更合理的证据组合规则? 这些问题都值得进一步研究。

## 参考文献(References)

- [1] 马永一, 沈怀荣. 一种改进的冲突证据判别方法[J]. 装备指挥技术学院学报, 2010, 21(5): 120-124.  
(Ma Y Y, Shen H R. A modified distinguish method for conflict evidences[J]. J of the Academy of Equipment Command & Technology, 2010, 21(5): 120-124.)
- [2] 周哲, 徐晓滨. 冲突证据融合的优化方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 976-985.  
(Zhou Z, Xu X B. An optimal method for combining conflicting evidences[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6): 976-985.)
- [3] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. DS 证据理论研究进展及相关问题探讨[J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 1-7.  
(Han D Q, Yang Y, Han C Z. Advances in DS evidence theory and related discussions[J]. Control and Decision, 2014, 29(1): 1-7.)
- [4] Liu Z G, Dezert J, Pan Q, et al. Combination of sources of evidence with different discounting factors based on a new dissimilarity measure[J]. Decision Support Systems, 2011, 52(1): 133-141.
- [5] Schubert J. Conflict management in Dempster Shafer theory using the degree of falsity[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2011, 52(3): 449-460.
- [6] Cattaneo M E. Belief functions combination without the assumption of independence of the information sources[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2011, 52(3): 299-315.
- [7] Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Science, 1987, 41(2): 93-137.
- [8] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 117-119.  
(Sun Q, Ye X Q, Gu W K. A new combination rules of evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117-119.)
- [9] Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149-162.
- [10] 邢清华, 雷英杰, 刘付显. 一种按比例分配冲突度的证据推理组合规则[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1388-1392.  
(Xing Q H, Lei Y J, Liu F X. One combination rule of evidence theory based on distributing conflict in proportion[J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1388-1392.)
- [11] 关欣, 衣晓. 有效处理冲突证据的融合方法[J]. 清华大学学报, 2009, 49(1): 138-141.  
(Guan X, Yi X. Efficient fusion approach for conflicting evidence[J]. Tsinghua Science and Technology, 2009, 49(1): 138-141.)

- [12] 李文立, 郭凯红. D-S 证据理论合成规则及冲突问题[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(8): 1422-1431.  
(Li W L, Guo K H. Combination rules of D-S evidence theory and conflict problem[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2010, 30(8): 1422-1431.)
- [13] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [14] Deng Y, Shi W K, Zhu Z F, et al. Combining belief functions based on distance of evidence[J]. Decision Support Systems, 2004, 38(3): 489-493.
- [15] 孟光磊, 龚光红. 证据源权重的计算及其在证据融合中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(11): 1365-1368.  
(Meng G L, Gong G H. Weight coefficients calculation for evidence sources and its application in evidences fusion[J]. J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 36(11): 1365-1368.)
- [16] 胡昌华, 司小胜. 新的证据冲突衡量标准下的 D-S 改进算法[J]. 电子学报, 2009, 37(7): 1578-1583.  
(Hu C H, Si X S. An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(7): 1578-1583.)
- [17] 张盛刚, 李巍华. 基于证据可信度的证据合成新方法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(7): 812-814.  
(Zhang S G, Li W H. A novel approach to evidence combination based on the evidence credibility[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(7): 812-814.)
- [18] Han D Q, Deng Y. Weighted evidence combination based on distance of evidence and uncertainty measure[J]. J of Infrared Millim Waves, 2011, 30(5): 396-468.
- [19] 韩德强, 邓勇. 利用不确定度的冲突证据组合[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 788-792.  
(Han D Q, Deng Y. Conflicting evidence combination by using uncertainty degree[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(6): 788-792.)
- [20] Liu Z G, Pan Q, Dezert J, et al. Classification of uncertain and based on evidence theory[J]. Neurocomputing, 2014, 133(8): 459-470.
- [21] Haenni R. Are alternatives to Dempster's rule of combination real alternatives? Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem" [J]. Information Fusion, 2002, 3(4): 237-239.
- [22] 卢正才, 覃征. 证据合成的一般框架及高度冲突证据合成方法[J]. 清华大学学报, 2011, 51(11): 1611-1626.  
(Lu Z C, Qin Z. General framework for evidence combination and its approach highly conflicting evidence fusion[J]. Tsinghua Science and Technology, 2011, 51(11): 1611-1626.)
- [23] Dempster A P. Upper and low probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(6): 325-339.
- [24] Shafer G. A Mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 17-63.
- [25] Jousselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 91-101.
- [26] Liu W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11): 909-924.
- [27] 肖建于, 童敏明. 基于 Pignistic 概率距离的改进证据组合规则[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(4): 636-645.  
(Xiao J Y, Tong M M. Improved combination rules of evidence based on pignistic probability distance[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(4): 636-645.)
- [28] 王一军, 张航. 一种新的处理冲突证据的合成方法[J]. 系统工程, 2010, 28(4): 122-126.  
(Wang Y J, Zhang H. A new synthetic method of conflict evidence[J]. Systems Engineering, 2010, 28(4): 122-126.)
- [29] 蒋雯, 彭进业. 一种新的证据冲突表示方法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(3): 562-565.  
(Jiang W, Peng J Y. New representation method of evidential conflict[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(3): 562-565.)
- [30] 刘淮准, 程咏梅. 基于证据距离和矛盾因子的加权证据合成法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(12): 1439-1442.  
(Liu Z G, Cheng Y M. Combination of weighted belief functions based on evidence distance and conflicting belief[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26 (12): 1439-1442.)
- [31] Hu L F, Guan X, Deng Y, et al. Measuring conflict functions in generalized power space[J]. Chinese J of Aeronautics, 2011, 24(1): 65-73.
- [32] 曲圣杰, 程咏梅. 冲突再分配 DS<sub>m</sub>T 及解决证据间矛盾的新方法[J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1856-1860.  
(Qü S J, Cheng Y M. Conflict redistribution DS<sub>m</sub>T and new methods dealing with conflict among evidences[J]. Control and Decision, 2009, 24(12): 1856-1860.)
- [33] 邓勇, 王栋, 李齐, 等. 一种新的证据冲突分析方法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 839-844.  
(Deng Y, Wang D, Li Q, et al. A new method to analyze evidence conflict[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(6): 839-844.)