

# 基于试探折扣修正的证据组合方法

陈雁飞<sup>1,2</sup>, 夏学知<sup>1,2</sup>, 胡丹桂<sup>3,4</sup>, 安 彧<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 武汉数字工程研究所, 湖北武汉 430074;  
3. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北武汉 430079; 4. 武汉职业技术学院计算机学院, 湖北武汉 430074)

**摘 要:** Dempster-Shafer(D-S)证据理论在不确定性信息处理相关领域具有十分重要的地位,然而对冲突证据进行 Dempster 规则组合时,常常会出现反直观结果的问题.本文提出了一种新的对证据组合结果质量评价的量化标准,该标准由证据集可信度与组合结果聚焦度构成,并在该标准的基础上提出了一种对证据进行多次试探折扣的修正方法,每次试探折扣由证据的不从属度来构造,实现了证据集可信度与组合结果聚焦度的共同提高,获得最佳聚焦结果,并且还可以通过设置优化目标,灵活控制证据集可信度,获得高质量证据组合结果,以满足各种类型决策的需要.实验结果和相关分析表明,本文方法是合理有效的.

**关键词:** 证据组合; 冲突; 试探折扣; 不从属度

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2014)04-0756-10

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.04.021

## Evidence Combination Based on Tentative Discount of Evidences

CHEN Yan-fei<sup>1,2</sup>, XIA Xue-zhi<sup>1,2</sup>, HU Dan-gui<sup>3,4</sup>, AN Yu<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Wuhan Digital Engineering Institute, Wuhan, Hubei 430074, China; 3. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China; 4. College of Computer, Wuhan Polytechnic, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** Dempster-Shafer (D-S) evidence theory plays a significant role in the related fields of uncertainty information processing. The combination of conflicting evidence using Dempster's rule, however, often generates counterintuitive results. This paper presents a new quantitative standard which is constituted by the reliability of the evidence set and the convergence measure of the result can evaluate quality of the combination results, and proposes a novel method, which need do some tentative discount of evidences. Each tentative discount is constructed by the degree of not subordination. The reliability of the evidence set and the convergence measure of the result can increase together, so the optimal convergence result can be obtained. By setting different goals, credibility of evidence set can be flexible controlled, and the high-quality combination result can be obtained, so it can meet the needs of all various types of decisions. The experimental results and the related analysis indicate that this method is rational and effective.

**Key words:** combination of evidences; conflict; tentative discount; degree of not subordination

## 1 引言

Dempster-Shafer(D-S)证据理论由 Dempster 提出<sup>[1]</sup>,并由 Shafer 将其进一步推广<sup>[2]</sup>,使之成为一种不确定推理的系统化理论. D-S 证据理论具有扎实的理论基础,它适用于无先验信息的证据组合,并能合理表示及处理不确定、非精确性信息,从而广泛地应用于目标识别<sup>[3]</sup>、信息融合<sup>[4]</sup>、故障诊断<sup>[5]</sup>等领域.

Dempster 组合规则是 D-S 证据理论的核心,然而在

某些特定情况,特别是在处理高度冲突证据组合时,应用 Dempster 组合规则往往会产生不合理的结果.针对这个问题,众多学者提出了各种改进方法.这些方法按辨识框架可分为开世界假设方法和闭世界假设方法. Smets 提出了开世界假设组合规则<sup>[6]</sup>,该规则不做归一化处理,保留了赋予空集的信度,证据组合后非空焦元无法聚焦,导致决策困难,且开世界假设思想是建立在所有证据完全可靠的前提下.但事实上,很多实际应用并不可能具备这个条件,只能满足闭世界假设.在闭世

界假设范畴内,改进方法可分为修改组合规则方法和修改证据体方法.修改组合规则的代表性方法有 Yager 方法<sup>[7]</sup>、孙全方法<sup>[8]</sup>等.Yager 方法将证据间冲突的概率全部交给未知,过于保守.孙全方法引入了证据可信度的概念,以证据可信度为权重,重新分配冲突.权文提出了一种基于局部冲突分配策略的方法<sup>[9]</sup>,该方法使用了新的冲突衡量参数,并采用了局部计算方法,实现新证据动态组合.而杨艺提出了一种基于多准则的排序融合的组合方法<sup>[10]</sup>,该方法采用了选择性融合方法,能够抑制反直观结果,但是存在证据无法聚焦的问题.

虽然以上方法在某些实际应用中取得了比较好的效果,但是本文更认同采用修改证据体的方法,主要是基于以下原因:(1)Dempster 组合规则具备扎实的理论基础,对其规则的改变难以遵循严格的数学推理和保持其应有的数学特性;(2)证据之间的高度冲突是由证据源本身不可靠造成的,并不是 Dempster 规则引起的.Haenni 曾提出,对数学模型的修改无论是在工程上、数学上或哲学上来说都更为合理<sup>[11]</sup>.

修改证据体的方法主要分为直接修改法、加权平均法和折扣修正法.采用直接修改法的代表性方法有 Mahler 方法<sup>[12]</sup>,该方法直接将证据中的焦元的零赋值修改为非零小值,消除了 Zadeh 悖论,方法简单,结果合理,但是该方法直接对证据进行干预,主观性较强.采用加权平均法的代表性方法有 Murphy 方法<sup>[13]</sup>、邓勇方法<sup>[14]</sup>等.该类方法对证据进行算术或加权平均,然后对平均证据进行 Dempster 规则组合,能够有效抑制冲突证据的干扰.但此类方法中,算术或加权平均证据包含了参与组合的多个证据的信息,形成相关信息反复使用的不合理性,且该方法难以有效降低冲突,会带来较大的决策风险.因此,相比加权平均法,本文认为折扣修正法更为合理,此方法详细说明见本文第 3 节.基于该方法的代表性研究有胡昌华方法<sup>[15]</sup>、周哲的方法<sup>[16]</sup>与 Schubert 的方法<sup>[17]</sup>.胡昌华方法根据证据距离熵构造了证据归一化的可靠度,然后对折扣后证据进行 Dempster 组合,取得较好效果.周哲方法将证据可靠度优化问题转换成一个多目标带有线性约束的优化问题,该方法能够根据实际需求在聚焦和降低冲突间灵活调整.Schubert 提出了一种连续递增折扣方法,其连续折扣结束的标志为证据集整体冲突量  $K$  小于预先设定阈值,以获得最终组合结果.但是在实际应用中,上述三种方法也存在一定的问题.胡昌华方法中采用归一化可靠度,造成每个证据的可靠度都不大,影响了证据组合结果的聚焦性;周哲方法在各种优化目标设定条件下,冲突证据的权值都很小,相当于基本舍弃了冲突证据,但是在实际中时常会出现“真理掌握在少数人手中”的情形,因此不应过度缩小冲突证据的权值,应给予一定话

语权;Schubert 方法采用整体冲突量  $K$  小于预先设定阈值作为结束折扣标志,但在根据本文第 4 节相关分析可知,整体冲突量  $K$  与参与组合的证据数量有很大关系,过于追求  $K$  值的缩小,会导致组合结果聚焦程度过低.

为了解决上述问题,本文采用了一种新的折扣修正法解决证据组合中出现的不合理问题.首先,提出了一种新的证据组合结果质量评价的量化标准,该标准能够有效衡量证据集可信度与组合结果的聚焦度.然后在该标准的基础上提出了一种对证据进行多次试探折扣的修正方法,每次试探折扣由证据的不从属度来构造,通过设置冲突限值或试探次数,可灵活控制证据集可信度,获得高质量证据组合结果,以满足各种类型决策的需要.最后,通过实验证明本文方法的有效性.

## 2 证据理论及冲突证据组合悖论

D-S 证据理论基本概念和 Dempster 组合规则定义可详见文献[1,2].Dempster 组合规则在某些特定条件下会引发反直观结果,形成各种证据组合悖论.本文所关注证据组合悖论主要包含下面几类:

(1)Zadeh 悖论<sup>[18]</sup>:设辨识框架为  $\Theta = \{M, C, T\}$ ,其中  $M$  表示脑膜炎,  $C$  表示脑震荡,  $T$  表示脑肿瘤,两个医生对同一病人的诊断结果表示为:医生 1:  $m_1(M) = 0.99$ ,  $m_1(T) = 0.01$ ;医生 2:  $m_2(C) = 0.99$ ,  $m_2(T) = 0.01$ .两个医生同时认为病人患脑肿瘤可能性低,但分别认为患其它两种病症之一的可能性极高.依据 Dempster 规则组合后结果为  $m(M) = 0$ ,  $m(C) = 0$ ,  $m(T) = 0.0001/(1 - k) = 1$ ,冲突量  $k = 0.9999$ ,该结果显示该病人应患脑肿瘤,有悖常理,因为两个医生都认为该病人患脑肿瘤的可能性非常小.

(2)一票否决悖论<sup>[8]</sup>:设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2, \delta_3\}$ ,有两个证据源如下:  $m_1(\delta_1) = 0.98$ ,  $m_1(\delta_2) = 0.01$ ,  $m_1(\delta_3) = 0.01$ ;  $m_2(\delta_1) = 0$ ,  $m_2(\delta_2) = 0.01$ ,  $m_2(\delta_3) = 0.99$ .Dempster 规则组合后结果为:  $m(\delta_1) = 0$ ,  $m(\delta_2) = 0.01$ ,  $m(\delta_3) = 0.99$ ,如果有新的证据加入:  $m_3(\delta_1) = 0.9$ ,  $m_3(\delta_2) = 0$ ,  $m_3(\delta_3) = 0.1$ ,则三条证据组合的结果为  $m(\delta_1) = 0$ ,  $m(\delta_2) = 0$ ,  $m(\delta_3) = 1$ .此后无论有多少支持  $\delta_1$  或  $\delta_2$  的新证据加入,  $m(\delta_1)$  与  $m(\delta_2)$  始终等于 0.也就是说,无论有多少证据支持某个焦元,一旦有一个证据反对该焦元,则 Dempster 规则组合结果也就否定了该焦元,导致反常结论.

(3)证据吸收悖论<sup>[19,20]</sup>:设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2, \delta_3\}$ ,有如下  $N$  条证据,证据 1 为:  $m_1(\delta_1) = x$ ,  $m_1(\delta_2) = 1 - x$ ,证据  $i$  ( $i = 2, \dots, N$ ) 为:  $m_i(\delta_3) = y$ ,  $m_i(\Theta) = 1 - y$ .无论  $N$  为何值, Dempster 规则组合后结果为  $m(\delta_1) = x$ ,  $m(\delta_2) = 1 - x$ ,证据  $i$  ( $i = 2, \dots, N$ ) 被

证据 1 完全吸收,无法形成有效证据,导致反直观结果.

### 3 基于证据体折扣修正的组合方法

设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \dots, \delta_i\}$ , 共有  $n$  条证据参与组合, 分别为  $m_1, m_2, \dots, m_n$ , 假设其中某条证据的 mass 函数为  $m_i$ , 其可靠度为  $\alpha_i$ , 则该证据经折扣修正后为:

$$m_i^{\%}(\delta) = \begin{cases} \alpha_i m_i(\delta), & \forall \delta \in \Theta, \delta \neq \emptyset \\ 1 - \alpha_i + \alpha_i m_i(\delta), & \delta = \Theta \end{cases} \quad (1)$$

然后将折扣修正后的证据进行 Dempster 规则组合以得到最终组合结果:

$$m(\delta) = m_1^{\%}(\delta) \oplus m_2^{\%}(\delta) \oplus \dots \oplus m_n^{\%}(\delta) \quad (2)$$

折扣修正法的本质是对证据进行模糊化处理. 该方法虽然牺牲了证据的聚焦程度, 但能有效降低证据间的冲突, 并且不会改变证据原有的独立特性. 然而, 现阶段大多数对于证据组合结果质量的评价还处于定性的层面上, 缺乏说服力. 在下节中, 本文将提出一种新的方法来定量评价证据组合的质量.

### 4 证据组合结果质量评价

在评价证据组合结果质量时, 主要从两个方面进行考察: (1) 证据集可信度. 证据集可信度越高, 其组合结果正确率也就越高, 质量也就越好; (2) 组合结果的聚焦度. 在证据集可信度较高的前提下, 其组合结果聚焦度越高, 质量越好, 越有利于决策.

#### 4.1 证据集可信度衡量标准

证据集的可信度与证据集内证据间的冲突量具有密切的关系. 冲突量越大, 证据集的可信度越小; 冲突量越小, 证据集可信度越大. 现阶段, 常用的证据冲突量主要有:

(1) 证据集整体冲突量  $K^{[16,17]}$ :

$$K = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \dots = \emptyset} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) \cdot m_3(C_l) \quad (3)$$

(2) 证据集内两两证据冲突量均值  $\bar{k}^{[8]}$ :

$$\bar{k} = \frac{1}{n(n-1)/2} \sum_{i < j} k_{ij} \quad (4)$$

(3) 证据集内证据间的 Jousselme 距离  $d_j^{[21]}$ :

$$d_j = \sqrt{\frac{1}{2} (m_i - m_j)^T D (m_i - m_j)} \quad (5)$$

其中,  $D$  为一个  $2^N \times 2^N$  的矩阵,  $D$  中元素为

$$D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \forall A, B \subseteq \Theta$$

(4) 证据集内证据间的 Pignistic 概率距离  $\text{difBetP}_{m_i}^{[22,23]}$ :

$$\text{difBetP}_{m_i} = \max_{\omega \in \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(\omega) - \text{BetP}_{m_j}(\omega)|) \quad (6)$$

其中  $\text{BetP}_m(\omega) = \sum_{W \subseteq \Theta, \omega \in W} \frac{1}{|W|} \frac{m(W)}{1 - m(\phi)} \quad \forall \omega \in \Theta$

式(5)与式(6)实质上是对证据间的相似程度的度量, 两证据的基本信任函数值越相近, 证据间距离越小. 两种证据距离适用于衡量证据间相互支持程度, 证据间基本信任函数值越相近, 则表示两种证据相互支持程度越高. 但是, 证据之间相似度高并不一定表明其组合结果更可信, 下面通过例 1 来说明.

**例 1** 设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{2^n}\}$ , 两个证据体分别为:

$$m_1(\delta_{2i-1}) = 1/2^{(n-1)}, m_1(\delta_{2i}) = 0 (i = 1, 2, \dots, 2^{(n-1)});$$

$$m_2(\delta_{2i-1}) = 0, m_2(\delta_{2i}) = 1/2^{(n-1)} (i = 1, 2, \dots, 2^{(n-1)}).$$

通过计算可得,  $m_1$  与  $m_2$  的 Jousselme 距离为  $d_j =$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{2^{n-1}} [m_1(\delta_{2i-1})]^2 + \sum_{i=1}^{2^{n-1}} [m_2(\delta_{2i})]^2} = \sqrt{1/2^{n-1}}, \text{Pig-}$$

nistic 概率距离为  $\text{difBetP}_{m_i}^{m_2} = 1/2^{n-1}$ . 而通过 Dempster 规则计算, 两证据之间的冲突量  $k_{12} = 1$ . 当  $n$  较大时,  $d_j$  与  $\text{difBetP}_{m_i}^{m_2}$  值会很小, 比如当  $n = 10$  时,  $d_j = 0.0442$ ,  $\text{difBetP}_{m_i}^{m_2} = 0.002$ , 两条证据相似度非常高, 但是冲突量  $k_{12}$  依然为 1, 通过 Dempster 规则无法获得组合结果. 因此, 证据之间的相似度与冲突没有必然的联系.

式(3)与式(4)中的  $K$  与  $\bar{k}$  都为冲突概率, 但在某些条件下无法衡量证据集的总体冲突程度, 下面通过例 2 和例 3 来说明:

**例 2** 设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2\}$ , 第  $i (i = 1, \dots, N)$  个证据体为:  $m_i(\delta_1) = 0.5, m_i(\delta_2) = 0.5, m_i(\Theta) = 0$ .

按照 Dempster 规则, 运算结果为:  $m(\delta_1) = 0.5, m(\delta_2) = 0.5, K = 1 - 2^{(1-N)}$ . 当  $N = 2$  时,  $K = 0.5$ ; 当  $N \rightarrow +\infty$  时,  $K \rightarrow 1$ . 可以发现  $K$  随着证据体数量的增大而增大.  $K \rightarrow 1$ , 表明该证据集完全冲突, 但事实上, 按照 Dempster 规则, 依然可以得到正常的合成结果. 因此, 在某些条件下, 用  $K$  来表示证据集总体冲突程度是不合理的.

**例 3** 设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2\}$ , 第  $i (i = 1, \dots, N)$  个证据体为:  $m_i(\delta_1) = 1, m_i(\delta_2) = 0, m_i(\Theta) = 0$ ; 第  $N + 1$  个证据体为:  $m_{N+1}(\delta_1) = 0, m_{N+1}(\delta_2) = 1, m_{N+1}(\Theta) = 0$ . 通过计算可得:  $\bar{k} = \frac{N}{N(N+1)/2} = \frac{2}{N+1}$ , 随着  $N$  的增大,  $\bar{k}$  值越来越小, 最后趋近于 0, 但是无论  $\bar{k}$  多小, 都无法通过 Dempster 规则组合得到合理的结果.

实际上, 证据集内任意两个证据之间的高冲突都会导致证据集 Dempster 规则证据组合失败. 因此, 证据集内两两证据冲突量的最大值  $\bar{k} = \max_{i < j} k_{ij}$  是能够较好地体现证据集的总体冲突的. 在例 2 中,  $\bar{k} = 0.5$ , 证据集冲突不大, 通过 Dempster 规则组合可以得到合理结果; 在例 3 中,  $\bar{k} = 1$ , 完全冲突, 无法通过 Dempster 规则得到正确结果. 由于证据集可信度为证据集总体冲突的减函数, 因此给出以下定义:

**定义 1** 设证据集为  $S = \{e_1, e_2, \dots, e_N\}$ , 证据集的总体冲突为  $\bar{k} = \max_{i < j} k_{ij}$ , 证据集  $S$  的可信度为  $R(S) = \exp(-\bar{k})$ .

## 4.2 证据聚焦度衡量标准

本文所定义的证据聚焦度是由证据信息熵引申而来的, 信息论中用信息熵来衡量信息量的大小, 同时, 它也可以度量系统有序化程度, 在证据理论中, 证据有序化程度越高, 则表示证据聚焦越强.

**定义 2 聚焦度 CM (Convergence Measure)** 假设  $m$  为辨识空间  $\Theta$  上的 mass 函数,  $CM(m)$  为  $m$  的聚焦度, 计算公式如下:

$$CM(m) = \exp \left( \sum_{\omega \in \Theta} \text{BetP}_m(\omega) \log(\text{BetP}_m(\omega)) \right) \quad (7)$$

式(7)中  $\text{BetP}_m$  为  $m$  的 pignistic 概率函数, 计算方法与式(6)相同.

## 5 证据不从属度

如上节所述, 为了获得高质量证据组合结果, 首先必须构造好的证据可靠度, 一般来说, 待组合证据是不具备先验信息的, 因此, 构造证据可靠度一般需要依据单个证据与证据集之间的关系, 本文选择通过证据对证据集的不从属度来衡量这个关系.

在辨识框架内, 证据之间如果存在整体冲突, 则表明该证据集中至少存在某条证据具有较大干扰性, 整体冲突度  $K$  可认为是证据集内存在某个证据对该证据集的不从属程度<sup>[24]</sup>, 令证据集为  $S$ , 某证据为  $e_i$ , 可由下式表示上述关系.

$$m_S(\exists i, e_i \notin S) = K \quad (8)$$

将特定证据  $e_q$  加入证据集  $S$ , 此时, 证据集由  $S$  扩充为  $S + \{e_q\}$ , 整体冲突概率由  $K$  增加到  $K_q$ ,  $K_q$  可表示为存在某条证据  $e_i$  不应从属  $S + \{e_q\}$  的基本概率赋值, 它们之间的关系可由式(9)表示:

$$m_{S+\{e_q\}}(\exists i, e_i \notin (S + \{e_q\})) = K_q \quad (9)$$

当  $e_q$  加入证据集  $S$  后, 必有证据认为  $e_q$  不应从属  $S + \{e_q\}$ , 将这些证据组成的集合记为  $\Delta S$ , 则相应的不从属基本概率赋值定义为  $m_{\Delta S}(e_q \notin (S + \{e_q\}))$ . 由

$$\begin{aligned} & \text{Bel}_{S+\{e_q\}}(\exists i, e_i \notin (S + \{e_q\})) \\ &= \text{Bel}_{\Delta S \oplus S}(\exists i, e_i \notin (S + \{e_q\})) \end{aligned} \quad (10)$$

可推得:

$$m_{\Delta S}(e_q \notin (S + \{e_q\})) = \frac{K_q - K}{1 - K} \quad (11)$$

式(11)实际上为证据  $e_q$  不从属于证据集  $S + \{e_q\}$  的概率的客观表示, 由此给出以下定义:

**定义 3 不从属度 DNS (Degree of Not Subordination)** 设证据集  $S$  的整体冲突概率为  $K$ , 证据集  $S +$

$\{e_q\}$  的整体冲突概率为  $K_q$ , 则证据  $e_q$  对证据集  $S + \{e_q\}$  的不从属度为  $R_{S+\{e_q\}}(e_q) = \frac{K_q - K}{1 - K}$ .

## 6 本文方法

在第 4 节中, 本文已分析了高质量的证据组合结果特征, 实际上对证据进行折扣修正提出了两个目标: (1) 提高证据集可信度; (2) 提高组合结果的聚焦度. 第一个目标为第二个目标的前提, 应尽量避免为了提高组合结果的聚焦度而降低证据集可信度.

在理论上, 以上两个目标存在一定矛盾, 如果要提高证据集可信度, 则要对证据进行模糊化处理, 必然会在一定程度上降低组合结果的聚焦度; 如果要提高组合结果的聚焦度, 则无法较好保持或提高证据集可信度. 是否存在证据集可信度和组合结果的聚焦度共同提高的可能? 通过本文方法实验, 结果证明存在这种可能性.

本文采用了试探的方式对证据进行折扣修正, 即证据通过多次试探折扣修正得到最终修正值. 我们令  $m_i^{t-1}$  为证据  $m_i$  经过  $t-1$  次折扣后修正值,  $\alpha_i^t$  为  $m_i^{t-1}$  的可靠度, 则  $m_i$  经过  $t$  次折扣后修正值  $m_i^t$  即为可靠度  $\alpha_i^t$  对  $m_i^{t-1}$  的修正值,  $S^t$  表示经过  $t$  次折扣后修正后的证据集, 证据试探折扣修正流程如图 1 所示:

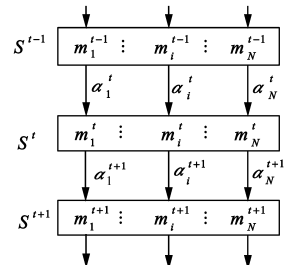


图1 证据试探折扣修正流程图

证据可靠度由证据对证据集的不从属度构造, 设证据对证据集  $S^t$  的不从属度集合为  $R^t = \{r_1^t, r_2^t, \dots, r_N^t\}$ , 则证据可靠度可由下式计算所得:

$$\alpha_i^t = \exp(-\varepsilon_1 * (\lambda_i^t + \varphi_i^t)), i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

其中  $\lambda_i^t = r_i^t - \min_{j=1}^N r_j^t$ ,

$$\varphi_i^t = \exp \left( -\varepsilon_2 * \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i^t - \bar{r}^t)^2} \right) * r_i^t.$$

$\varepsilon_1$  与  $\varepsilon_2$  为调节因子, 分别取经验值 0.1 与 100.  $\lambda_i^t$

为  $r_i^t$  与  $R^t$  内最小不从属度的差值, 因此  $\min_{i=1}^N \lambda_i^t = 0$ , 即当某证据不从属度最小时,  $\lambda_i^t$  对该证据的折扣贡献为 0, 保证了尽可能少地对其进行折扣修正.  $\varphi_i^t$  由两部分组成, 其中  $r_i^t$  体现了不从属度对折扣的直接贡献, 而系数  $\exp \left( -\varepsilon_2 * \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i^t - \bar{r}^t)^2} \right)$  反映了  $S^t$  内证据不从

属度的相近程度,当证据不从属度总体差距较大,即标准差较大时,该系数较小,造成  $\varphi_i^t$  较小,此时证据的可靠度主要由  $\lambda_i^t$  决定;当不从属度集标准差较小时,该系数较大,此时  $\lambda_i^t$  较小,证据的可靠度主要由  $\varphi_i^t$  决定。

在证据集在试探折扣修正的初期,不从属度集  $R^t$  标准差最大,  $\varphi_i^t \approx 0$ , 此时  $\alpha_i^t \approx \exp(-\varepsilon_1 * \lambda_i^t)$ , 经过若干单次折扣修正后,所有证据的不从属度会向最小值聚焦,在实验 1 图 2 中,可以发现在这个阶段(分隔线左侧),证据集的可信度提高的同时,组合结果聚焦度在加大。当聚焦度达到最大值时,组合结果即为最佳聚焦结果,当决策系统未设置目标可信度时,该结果可作为最终组合结果。此阶段之后(分隔线右侧),  $\lambda_i^t$  与  $R^t$  标准差逐渐减小,直至接近于 0, 此时  $\alpha_i^t \approx \exp(-\varepsilon_1 * r_i^t)$ , 此时,证据集可信度仍然在提高,而与组合结果的聚焦度改为降低,该过程实质上为聚焦度向保守决策的妥协,可设定不同的证据集可信度目标,获得不同信度的组合结果。

综合以上讨论,得出如下公式计算修正证据:

$$\begin{cases} m_i^{t+1}(\delta) \\ = \exp\{-\varepsilon_1 * [r_i^t - \min_{j=1}^N r_j^t] \\ + \exp\left(-\varepsilon_2 * \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i^t - \bar{r}^t)^2} * r_i^t\right)\} * m_i^t(\delta), \\ \forall \delta \subset \Theta; \delta \neq \emptyset \\ m_i^{t+1}(\Theta) = 1 - \sum_{\delta \subset \Theta} m_i^{t+1}(\delta) \end{cases} \quad (13)$$

其中  $r_i^t = \frac{K_i^t - K_{i^*}^t}{1 - K_{i^*}^t}$ ,  $K_i^t = \bigoplus_{j=1}^N m_j^t(\emptyset)$ ,  $K_{i^*}^t = \bigoplus (S^t - \{m_i^t\})$  ( $\emptyset$ )。

式(13)也可以改写为如下形式:

$$\begin{cases} m_i^{t+1}(\delta) = \prod_{j=0}^t [\exp(-\varepsilon_1 * (\lambda_i^j + \varphi_i^j))] * m_i^0(\delta), \\ \forall \delta \subset \Theta; \delta \neq \emptyset \\ m_i^{t+1}(\Theta) = 1 - \sum_{\delta \subset \Theta} m_i^{t+1}(\delta) \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中  $\prod_{j=0}^t [\exp(-\varepsilon_1 * (\lambda_i^j + \varphi_i^j))]$  为  $m_i$  的累计试探折扣,用于评价证据初始值与最终修正值间的折扣关系,为多次试探折扣后得出的最终证据可靠度。

## 7 实验仿真

### 7.1 实验 1

假设某目标综合识别系统辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2, \delta_3\}$ , 由五个不同传感器的识别结果如下:

$$\begin{aligned} m_1(\delta_1) &= 0.5, m_1(\delta_2) = 0.2, m_1(\delta_3) = 0.3; \\ m_2(\delta_1) &= 0, m_2(\delta_2) = 0.9, m_2(\delta_3) = 0.1; \\ m_3(\delta_1) &= 0.55, m_3(\delta_2) = 0.1, m_3(\delta_3) = 0.35; \\ m_4(\delta_1) &= 0.55, m_4(\delta_2) = 0.1, m_4(\delta_3) = 0.35; \\ m_5(\delta_1) &= 0.55, m_5(\delta_2) = 0.1, m_5(\delta_3) = 0.35; \end{aligned}$$

本实验证据  $m_2$  为干扰项,与其它证据冲突较大,对证据组合造成较大干扰。分别采用不同组合方法进行实验,结果见表 1。

由于  $m_2$  对  $\delta_1$  的支持度为 0, 形成一票否决, 无论其它证据如何支持  $\delta_1$ , 直接应用 Dempster 规则后,  $\delta_1$  的支持度始终为 0, 无法得到正确的融合结果。同样, Smets 方法和 Yager 方法也无法解决此问题, 可以观察到, Yager 方法将空值概率交给未知后, 证据的聚焦度大大降低。Murphy 平均修正方法虽然可以有效抑制  $m_2$  的影响, 虽然证据组合结果的聚焦度较高, 但是该方法并没有着力消减冲突, 证据集可信度并不算高。孙全的方法修改了组合规则, 用两两证据间平均冲突计算全局可信度, 其聚焦速度较慢。胡昌华方法的证据可靠度为归一化值, 每个证据的可靠度都较小, 该方法能很快降低冲突, 证据集可信度较高, 但与此同时, 其组合结果聚焦度却很低, 并不利于决策。Schubert 方法对整体冲突  $K$  设置了 0.5 的阈值, 其值趋于保守。采用本文方法对参与组合的证据进行历次折扣修正后, 证据集可信度与组合结果聚焦度历史情况对比如图 2 所示。在图 2 中可以看到, 在第 21 次折扣修正前, 证据集可信程度与组合结果的聚焦度都在提升, 聚焦度在第 21 次折扣修正后达到了顶点, 此时证据组合结果为最佳聚焦结果。在第 21 次折扣修正后, 证据聚焦度随证据冲突的降低而降低, 实际上是聚焦度在向可信度进行妥协的过程。图 3 为各证据不从属度的历史结果, 多次折扣修正进程的上半阶段实际上是  $m_2$  不从属度向其它证据贴近的过程, 正是由于有了该过程, 才形成了聚焦度与可信度共同提升的良好组合特性, 图 4 为历次折扣修正后证据组合的结果, 本文方法可根据决策的保守程度设置不同的最大总体冲突限值而获得相应的组合结果。

本文方法最佳聚焦结果比 Murphy 方法组合结果聚焦度更高, 总体冲突却低于 Murphy 方法的结果, 因此结果也更为可信。当设定总体冲突限值  $\bar{k} \leq 0.1$  时, 本文

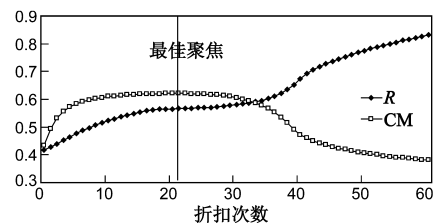


图2 证据集可信度与组合结果聚焦度历史情况对比

表 1 实验 1 应用各证据组合结果比较

组合方法	可靠度 $\alpha$ /权重 $w$	总体冲突 $\bar{k}$	可信度 $R$	聚焦度 $CM$	组合结果
Dempster <sup>[1]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = 1$	0.8750	0.4169	0.6890	$m(\delta_1) = 0, m(\delta_2) = 0.1228,$ $m(\delta_3) = 0.8772$
Smets <sup>[6]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = 1$	0.8750	0.4169	0.6890	$m(\delta_1) = 0, m(\delta_2) = 0.0002,$ $m(\delta_3) = 0.0013, m(\bigcirc) = 0.9985$
Yager <sup>[7]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = 1$	0.8750	0.4169	0.3333	$m(\delta_1) = 0, m(\delta_2) = 0.0002,$ $m(\delta_3) = 0.0013, m(\Theta) = 0.9985$
Murphy <sup>[13]</sup>	$w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = w_5 = 0.2$	0.6526	0.5207	0.5236	$m(\delta_1) = 0.7958, m(\delta_2) = 0.0932,$ $m(\delta_3) = 0.1110$
孙全 <sup>[8]</sup>	无	0.8750	0.4169	0.3350	$m(\delta_1) = 0.2151, m(\delta_2) = 0.1403,$ $m(\delta_3) = 0.1464, m(\Theta) = 0.4982$
胡昌华 <sup>[15]</sup>	$\alpha_1 = 0.1024, \alpha_2 = 0.0695, \alpha_3 = 0.2760,$ $\alpha_4 = 0.2760, \alpha_5 = 0.2760$	0.0430	0.9579	0.3495	$m(\delta_1) = 0.3338, m(\delta_2) = 0.0848,$ $m(\delta_3) = 0.1982, m(\Theta) = 0.3832$
Schubert <sup>[17]</sup>	$\alpha_1 = 0.4026, \alpha_2 = 0.3030, \alpha_3 = 0.4058,$ $\alpha_4 = 0.4058, \alpha_5 = 0.4058$	0.1123	0.8938	0.3524	$m(\delta_1) = 0.4282, m(\delta_2) = 0.1597,$ $m(\delta_3) = 0.2393, m(\Theta) = 0.1727$
本文方法 (最佳聚焦)	$\alpha_1 = 0.9493, \alpha_2 = 0.6152, \alpha_3 = 0.9967,$ $\alpha_4 = 0.9967, \alpha_5 = 0.9967$	0.5678	0.5668	0.6210	$m(\delta_1) = 0.8333, m(\delta_2) = 0.0060,$ $m(\delta_3) = 0.1607$
本文方法 ( $\bar{k} \leq 0.1$ )	$\alpha_1 = 0.3938, \alpha_2 = 0.2497, \alpha_3 = 0.4079,$ $\alpha_4 = 0.4079, \alpha_5 = 0.4079$	0.0990	0.9057	0.3569	$m(\delta_1) = 0.4396, m(\delta_2) = 0.1409,$ $m(\delta_3) = 0.2417, m(\Theta) = 0.1777$

方法组合结果的聚焦程度有所降低,但证据集可信度大幅提升,该组合结果对于保守型决策非常有意义.

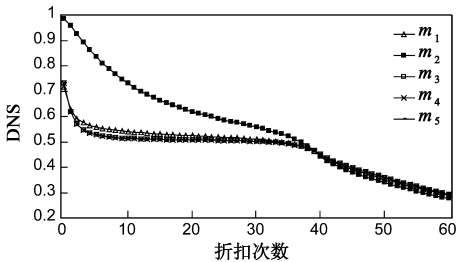


图3 证据不从属度历史结果

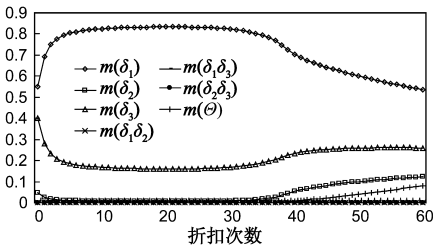


图4 证据试探折扣修正组合历史结果

7.2 实验 2

本实验采用 Zadeh 悖论的例子,设辨识框架为  $\Theta = \{M, C, T\}$ ,其中  $M$  表示脑膜炎,  $C$  表示脑震荡,  $T$  表示脑肿瘤,两个医生对同一病人的诊断结果表示为:  $m_1(M) = 0.99, m_1(T) = 0.01; m_2(C) = 0.99, m_2(T) = 0.01$ .

分别采用不同组合方法进行实验,结果见表 2.

对于该高冲突证据组合,直接应用 Dempster 规则会

产生错误的组合结果,基于 Smets, Yager 修改规则的组合方法将绝大部分概率都赋给了空集或全集,同样无法产生正确的组合结果. 由于只有两个证据进行组合,基于 Murphy 方法组合时,两个证据的权重相等,各为 0.5,该方法能有效克服该高冲突,且得出聚焦效果好的结果. 基于 Mahler 方法组合时,由于证据中零赋值被修正为非零小值,消除了悖论,组合结果聚焦度也比较好,但是该方法主观性较强,组合结果的冲突依然很大,可信度不高. 基于孙全的方法能够克服冲突,但聚焦效果并不理想. 基于胡昌华方法能有效提高证据集可信度,但组合结果聚焦度并不高. Schubert 方法有效降低了证据间冲突,可信度与聚焦度都比较高,组合结果比较合理.

本文方法根据初始设置条件,分别得出两个结果. 当结果为最佳聚焦时,其组合结果聚焦度与 Murphy 方法最为接近,证据集可信度相对于试探折扣前也得到了一定提高,虽然 Murphy 方法结果更优,但是其加权平均证据在较大程度上丢失原有证据的特性,而本文方法仅对原有证据作了微小的折扣,每个证据的累计试探折扣为 0.9048,最大限度的保持了原有证据的特性,因此本文方法更为合理. 当决策趋于保守时,可灵活调整目标  $\bar{k}$  值,以得到最合适的结果,在设定总体冲突限值为 0.5 时,证据集可信度和组合结果聚焦度都相对较高,分别为 0.6179 和 0.4084,此时组合结果与 Schubert 方法结果相似,结果合理.

表 2 实验 2 应用各证据组合结果比较

组合方法	可靠度 $\alpha$ /权重 $w$	总体冲突 $\tilde{k}$	可信度 $R$	聚焦度 CM	组合结果
Dempster <sup>[1]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = 1$	0.9999	0.3679	1	$m(M) = 0, m(T) = 1, m(C) = 0$
Smets <sup>[6]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = 1$	0.9999	0.3679	1	$m(M) = 0, m(T) = 0.0001, m(C) = 0, m(\emptyset) = 0.9999$
Yager <sup>[7]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = 1$	0.9999	0.3679	0.3333	$m(M) = 0, m(T) = 0.0001, m(C) = 0, m(\Theta) = 0.9999$
Mahler <sup>[12]</sup>	无	0.9979	0.3687	0.4353	$m(M) = 0.4803, m(T) = 0.0393, m(C) = 0.4803$
Murphy <sup>[13]</sup>	$w_1 = w_2 = 0.5$	0.5099	0.6006	0.5116	$m(M) = 0.4999, m(T) = 0.0002, m(C) = 0.4999$
孙全 <sup>[8]</sup>	无	0.9999	0.3679	0.3450	$m(M) = 0.1821, m(T) = 0.0038, m(C) = 0.1821, m(\Theta) = 0.6320$
胡昌华 <sup>[15]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$	0.25	0.7788	0.3776	$m(M) = 0.3300, m(T) = 0.0067, m(C) = 0.3300, m(\Theta) = 0.3333$
Schubert <sup>[17]</sup>	$\alpha_1 = \alpha_2 = 0.6867$	0.4715	0.6241	0.4072	$m(M) = 0.4030, m(T) = 0.0082, m(C) = 0.4030, m(\Theta) = 0.1857$
本文方法 (最佳聚焦)	$\alpha_1 = \alpha_2 = 0.9048$	0.8186	0.441	0.4506	$m(M) = 0.4701, m(T) = 0.0099, m(C) = 0.4701, m(\Theta) = 0.0499$
本文方法 ( $\tilde{k} \leq 0.5$ )	$\alpha_1 = \alpha_2 = 0.6939$	0.4814	0.6179	0.4084	$m(M) = 0.4055, m(T) = 0.0083, m(C) = 0.4055, m(\Theta) = 0.1807$

7.3 实验 3

本实验采用证据吸收悖论的例子:设辨识框架为  $\Theta = \{\delta_1, \delta_2, \delta_3\}$ , 共有 5 个 mass 函数:

$m_1(\delta_1) = 0.4, m_1(\delta_2) = 0.6;$

$$\begin{cases} 0.7, & \delta = \{\delta_3\} \\ 0.3, & \delta = \Theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

分别采用不同组合方法分步进行实验,结果见表

$m_2(\delta) = m_3(\delta) = m_4(\delta) = m_5(\delta) = 3.$

表 3 实验 3 应用各证据组合结果比较

组合 方法	$m_1 m_2$		$m_1 m_2 m_3$		$m_1 m_2 m_3 m_4$		$m_1 m_2 m_3 m_4 m_5$	
	参数	结果	参数	结果	参数	结果	参数	结果
Dempster <sup>[1]</sup>	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.4,$ $m(\delta_2) = 0.6$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.4,$ $m(\delta_2) = 0.6$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.4,$ $m(\delta_2) = 0.6$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1,$ $\alpha_5 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.4,$ $m(\delta_2) = 0.6$
Smets <sup>[6]</sup>	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.12,$ $m(\delta_2) = 0.18,$ $m(\emptyset) = 0.7$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.036,$ $m(\delta_2) = 0.054,$ $m(\emptyset) = 0.91$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.0108,$ $m(\delta_2) = 0.0162,$ $m(\emptyset) = 0.9730$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1,$ $\alpha_5 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.0032,$ $m(\delta_2) = 0.0049,$ $m(\emptyset) = 0.9919$
Yager <sup>[7]</sup>	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.12,$ $m(\delta_2) = 0.18,$ $m(\Theta) = 0.7$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.036,$ $m(\delta_2) = 0.054,$ $m(\Theta) = 0.91$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.0108,$ $m(\delta_2) = 0.0162,$ $m(\Theta) = 0.9730$	$\alpha_1 = 1,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1,$ $\alpha_5 = 1$	$\tilde{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.0032,$ $m(\delta_2) = 0.0049,$ $m(\Theta) = 0.9919$
Murphy <sup>[13]</sup>	$w_1 = 0.5,$ $w_2 = 0.5$	$\tilde{k} = 0.4700,$ $R = 0.6250,$ $m(\delta_1) = 0.1887,$ $m(\delta_2) = 0.3396,$ $m(\delta_3) = 0.4292,$ $m(\Theta) = 0.0425$	$w_1 = 1/3,$ $w_2 = 1/3,$ $w_3 = 1/3$	$\tilde{k} = 0.3644,$ $R = 0.6946,$ $m(\delta_1) = 0.0761,$ $m(\delta_2) = 0.1469,$ $m(\delta_3) = 0.7560,$ $m(\Theta) = 0.0210$	$w_1 = 0.25,$ $w_2 = 0.25,$ $w_3 = 0.25,$ $w_4 = 0.25$	$\tilde{k} = 0.2925,$ $R = 0.7464,$ $m(\delta_1) = 0.0251,$ $m(\delta_2) = 0.0503,$ $m(\delta_3) = 0.9171,$ $m(\Theta) = 0.0075$	$w_1 = 0.2,$ $w_2 = 0.2,$ $w_3 = 0.2,$ $w_4 = 0.2,$ $w_5 = 0.2$	$\tilde{k} = 0.2432,$ $R = 0.7841,$ $m(\delta_1) = 0.0076,$ $m(\delta_2) = 0.0156,$ $m(\delta_3) = 0.9743,$ $m(\Theta) = 0.0024$

续表

孙全 <sup>[8]</sup>	无	$\bar{k} = 0.7,$ $\bar{k} = 0.7,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.1895,$ $m(\delta_2) = 0.2843,$ $m(\delta_3) = 0.1217,$ $m(\Theta) = 0.4045$	无	$\bar{k} = 0.7,$ $\bar{k} = 0.4667,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.1121,$ $m(\delta_2) = 0.1681,$ $m(\delta_3) = 0.2663,$ $m(\Theta) = 0.4535$	无	$\bar{k} = 0.7,$ $\bar{k} = 0.35,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.0794,$ $m(\delta_2) = 0.1190,$ $m(\delta_3) = 0.3600,$ $m(\Theta) = 0.4416$	无	$\bar{k} = 0.7,$ $\bar{k} = 0.28,$ $R = 0.4966,$ $m(\delta_1) = 0.0632,$ $m(\delta_2) = 0.0948,$ $m(\delta_3) = 0.4198,$ $m(\Theta) = 0.4222$
胡昌华 <sup>[15]</sup>	$\alpha_1 = 0.5,$ $\alpha_2 = 0.5$	$\bar{k} = 0.1750,$ $R = 0.8395,$ $m(\delta_1) = 0.1576,$ $m(\delta_2) = 0.2364,$ $m(\delta_3) = 0.2121,$ $m(\Theta) = 0.3939$	$\alpha_1 = 0,$ $\alpha_2 = 0.5,$ $\alpha_3 = 0.5$	$\bar{k} = 0,$ $R = 1,$ $m(\delta_1) = 0,$ $m(\delta_2) = 0,$ $m(\delta_3) = 0.5775,$ $m(\Theta) = 0.4225$	$\alpha_1 = 0,$ $\alpha_2 = 1/3,$ $\alpha_3 = 1/3,$ $\alpha_4 = 1/3$	$\bar{k} = 0,$ $R = 1,$ $m(\delta_1) = 0,$ $m(\delta_2) = 0,$ $m(\delta_3) = 0.5494,$ $m(\Theta) = 0.4506$	$\alpha_1 = 0,$ $\alpha_2 = 0.25,$ $\alpha_3 = 0.25,$ $\alpha_4 = 0.25,$ $\alpha_5 = 0.25$	$\bar{k} = 0,$ $R = 1,$ $m(\delta_1) = 0,$ $m(\delta_2) = 0,$ $m(\delta_3) = 0.5367,$ $m(\Theta) = 0.4633$
Schubert <sup>[17]</sup>	$\alpha_1 = 0.8271,$ $\alpha_2 = 0.8271$	$\bar{k} = 0.4788,$ $R = 0.6195,$ $m(\delta_1) = 0.2672,$ $m(\delta_2) = 0.4009,$ $m(\delta_3) = 0.1921,$ $m(\Theta) = 0.1398$	$\alpha_1 = 0.6130,$ $\alpha_2 = 0.7521,$ $\alpha_3 = 0.7521$	$\bar{k} = 0.3486,$ $R = 0.7057,$ $m(\delta_1) = 0.1048,$ $m(\delta_2) = 0.1573,$ $m(\delta_3) = 0.5724,$ $m(\Theta) = 0.4225$	$\alpha_1 = 0.5238,$ $\alpha_2 = 0.8033,$ $\alpha_3 = 0.8033,$ $\alpha_4 = 0.8033$	$\bar{k} = 0.3135,$ $R = 0.7309,$ $m(\delta_1) = 0.0338,$ $m(\delta_2) = 0.0507,$ $m(\delta_3) = 0.8387,$ $m(\Theta) = 0.0768$	$\alpha_1 = 0.4866,$ $\alpha_2 = 0.8694,$ $\alpha_3 = 0.8694,$ $\alpha_4 = 0.8694,$ $\alpha_5 = 0.8694$	$\bar{k} = 0.3129,$ $R = 0.7313,$ $m(\delta_1) = 0.0087,$ $m(\delta_2) = 0.0131,$ $m(\delta_3) = 0.9553,$ $m(\Theta) = 0.0230$
本文方法	$\alpha_1 = 0.8313,$ $\alpha_2 = 0.8313,$ $\bar{k} \leq 0.5$	$\bar{k} = 0.4838,$ $R = 0.6164,$ $m(\delta_1) = 0.2693,$ $m(\delta_2) = 0.4040,$ $m(\delta_3) = 0.1901,$ $m(\Theta) = 0.1366$	$\alpha_1 = 0.2218,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ 折扣次数 $N = 60$	$\bar{k} = 0.1576,$ $R = 0.8542,$ $m(\delta_1) = 0.0102,$ $m(\delta_2) = 0.0153,$ $m(\delta_3) = 0.8868,$ $m(\Theta) = 0.0877$	$\alpha_1 = 0.1624,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1,$ 折扣次数 $N = 60$	$\bar{k} = 0.1137,$ $R = 0.8925,$ $m(\delta_1) = 0.0021,$ $m(\delta_2) = 0.0031,$ $m(\delta_3) = 0.9679,$ $m(\Theta) = 0.0269$	$\alpha_1 = 0.1482,$ $\alpha_2 = 1,$ $\alpha_3 = 1,$ $\alpha_4 = 1,$ $\alpha_5 = 1,$ 折扣次数 $N = 60$	$\bar{k} = 0.1038,$ $R = 0.9014,$ $m(\delta_1) = 0.0006,$ $m(\delta_2) = 0.0008,$ $m(\delta_3) = 0.9905,$ $m(\Theta) = 0.0081$

基于 Dempster 组合规则,其它证据完全被  $m_1$  吸收,每一步组合结果都与  $m_1$  相同,造成组合失败.基于 Smets 和 Yager 方法,随着参与组合证据数量的增多,总体冲突  $K$  逐渐增大,导致概率向空集或全集收敛,各非空焦元概率急剧降低,同 Dempster 组合规则一样,除  $m_1$  外所有证据都被吸收.基于 Murphy 的平均法组合能有效解决证据吸收问题,支持度逐渐向  $\delta_3$  聚焦,组合结果的聚焦效果比较理想,但仍存在不合理的地方.基于孙全的方法虽然能解决吸收悖论,但是证据聚焦较慢,当全部 5 个证据参与组合时,后 4 个证据  $\delta_3$  的支持度都为 0.7,但组合结果中  $\delta_3$  的支持度仅为 0.4198,组合效果并不理想.基于胡昌华的方法,当只有  $m_1$  与  $m_2$ ,进行组合时,组合结果正常,但是当第三个证据  $m_3$  及之后证据加入组合后,由于后续证据之间 Pignistic 概率距离为 0,根据该方法可靠度计算方法,使得  $m_1$  的可靠度被忽略,导致产生错误的组合结果.基于 Schubert 的组合方法同样能够解决吸收悖论问题,但是组合结果聚焦度低于 Murphy 方法.

采用本文方法进行组合,当只有  $m_1$  与  $m_2$ ,进行组

合时,设置最大总体冲突限值  $\bar{k} \leq 0.5$ ,可获得较为稳妥的结果,根据 Dempster 规则判定思想,由于  $m_1$  完全否定了  $\delta_3$  的支持度,而  $m_2$  却给予了  $\delta_1$  与  $\delta_2$  一定的支持,因此组合结果中的  $\delta_1$  与  $\delta_2$  支持度理应较高,而在采用 Murphy 方法组合的结果中, $\delta_3$  的支持度却明显高于  $\delta_1$  与  $\delta_2$  的支持度,本文方法的组合结果更为合理.当组合证据数量大于 2 个时,本文方法以最佳聚焦结果作为组合结果,由于证据组合结果聚焦程度随着折扣次数的增加始终在增大,为避免过度计算,取 60 次折扣修正后证据组合的结果为最终组合结果.相比其它方法,本文方法组合结果冲突最小,而证据聚焦程度最大,结果最为理想.

8 结论

本文提出了一种新的证据组合结果质量评价标准,它由证据集可信度衡量标准和一种证据聚焦程度衡量标准组成,前者避免了参与组合的证据数量的干扰,能有效衡量总体冲突,后者为证据组合结果聚焦程度量化比较提供了帮助.然后针对冲突证据组合时引



发的一系列反直观问题,提出了一种新的基于修改证据体的组合方法.该方法使用了试探的方式对证据进行折扣修正,其折扣因子由证据不从属度来构造,充分利用证据间不从属度的差异性,在试探折扣修正的一定阶段中同时提高了证据集可信度与组合结果的聚焦度,可求得最佳聚焦结果,还可根据实际需要,通过设置冲突限值来限制总体冲突,以满足保守决策要求.实验结果表明,新的证据组合方法合理可靠,可有效抑制反直观结果.本文所讨论的新的证据组合方法基于证据独立性前提,然而,在现实中证据独立性有时难以满足,因此需进一步对相关证据组合方法进行研究.

## 参考文献

- [1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325 – 329.
- [2] Shafer G A. *Mathematical Theory of Evidence*[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976. 19 – 63.
- [3] 王壮,樊昀,王成.基于星载电子侦察与成像侦察的数据融合技术[J]. *电子学报*, 2003, 31(12A): 2127 – 2130.  
Wang Zhuang, Fan Yun, Wang Cheng. Data fusion based on spaceborne electronic and imaging reconnaissance information [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12A): 2127 – 2130. (in Chinese)
- [4] 罗志增,蒋静坪.基于 D-S 理论的多信息融合方法及应用[J]. *电子学报*, 1999, 27(9): 100 – 102.  
Luo Zhi-Zeng, Jiang Jing-Ping. Multisensor data fusion based on dempster-shafer evidential reasoning and its application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(9): 100 – 102. (in Chinese)
- [5] 文成林,周哲,徐晓滨.一种新的广义梯形模糊数相似性度量方法及在故障诊断中的应用[J]. *电子学报*, 2011, 39(3A): 1 – 6.  
Wen Cheng-Lin, Zhou Zhe, Xu Xiao-Bin. A new similarity measure between generalized trapezoidal fuzzy numbers and its application to fault diagnosis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(3A): 1 – 6. (in Chinese)
- [6] Smets P. The combination of evidence in transferable belief model[J]. *IEEE Tansactions on Pattren Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 7(2): 447 – 458.
- [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, 3(2): 117 – 119.  
Sun Quan, Ye Xiu-Qin, Gu Wei-Kang. A modified combination rule of evidence theory [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 3(2): 117 – 119. (in Chinese)
- [9] 权文,王晓丹,王坚,张玉玺.一种基于局部冲突分配的 DST 组合规则[J]. *电子学报*, 2012, 40(9): 1880 – 1884.
- Quan Wen, Wang Xiao-Dan, Wang Jian, Zhang Yu-Xi. New combination rule of DST based on loacal conflict distribution strategy[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(9): 1880 – 1884. (in Chinese)
- [10] 杨艺,韩德强,韩崇昭.基于多准则排序融合的证据组合方法[J]. *自动化学报*, 2012, 38(5): 823 – 831.  
Yang Yi, Han De-Qiang, Han Chong-Zhao. Evidence combination based on multi-criteria rank-level fusion[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(5): 823 – 831. (in Chinese)
- [11] Haenni R. Are alternatives to dempster's rule of combination real alternative?: Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem"- Lefevre et al[J]. *Information Fusion*, 2002, 3(3): 237 – 239.
- [12] Ronald P S Mahler. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*[M]. Boston: Artech House, 2007. 134 – 147.
- [13] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. *Decision Support Systems*, 2000, 29(1): 1 – 9.
- [14] 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.  
DengYong, Shi Wen-Kang, Zhu Zhen-Fu. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. *Journal of Infrared Millimeter Waves*, 2004, 23(1): 27 – 32. (in Chinese)
- [15] 胡昌华,司小胜,周志杰,王鹏.新的证据冲突衡量标准下的 DS 改进算法[J]. *电子学报*, 2009, 37(7): 1578 – 1583.  
Hu Chang-Hua, Si Xiao-Sheng, Zhou Zhi-Jie, Wang Peng. An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(7): 1578 – 1583. (in Chinese)
- [16] 周哲,徐晓滨,文成林,吕锋.冲突证据融合的优化方法[J]. *自动化学报*, 2012, 38(6): 976 – 985.  
Zhou Zhe, Xu Xiao-Bin, Wen Cheng-Lin, Lü Feng. An Optimal Method for Combining Conflicting Evidences [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(6): 976 – 985. (in Chinese)
- [17] Schubert J. Conflict management in dempster-shafer theory using the degree of falsity[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2011, 52(3): 449 – 460.
- [18] Zadeh L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination [J]. *AI magazine*, 1986, 2(7): 85 – 90.
- [19] Dezert J, Tchamova A. On the behavior of Dempster's rule of combination [DB/OL]. <http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/57/79/83/PDF/OnBehaviorOfDSRule.pdf>, 2011.
- [20] 杨风暴,王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2010, 70 – 71.
- [21] Jousselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information Fusion*, 2001, 2(2): 91 – 101.
- [22] Weiru LIU. Analyzing the degree of conflict among belief

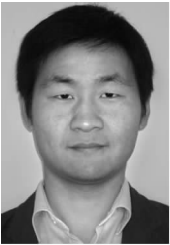
functions[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11): 909 – 924.

[23] 许培达,韩德强,邓勇.一种概率赋值转换为概率的最优方法[J].电子学报,2011,39(3A):121 – 125.

Xu Pei-Da, Han De-Qiang, Deng Yong. An optimal transformation of Basic probability assignment to Probability[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 121 – 125. (in Chinese)

[24] Schubert J. Specifying nonspecific evidence[J]. International Journal Of Intelligent Systems, 1996, 11(1): 525 – 563.

作者简介



陈雁飞 男,1980 年生于湖北武汉.博士研究生、工程师.研究方向为信息融合、目标识别、证据理论.  
E-mail: chenyl209@163.com



夏学知 男,1966 年生于湖北浠水.博士、研究员、博导.研究方向为系统工程、多源信息处理等.承担多项国防预研课题.  
E-mail: xzxia@vip.163.com

胡丹桂 女,1980 年生于浙江永康.博士研究生、讲师.研究方向为时空统计、信息融合.  
E-mail: danguihu@163.com

安 或 男,1983 年生于湖北武汉.博士研究生.研究方向为计算机视觉、遥感图像处理、目标检测与识别.  
E-mail: anyu723@126.com