

冲突可衡量多源信息融合技术研究

陈超 陈性元 汪永伟 王义功

(信息工程大学 郑州 450004) (河南省信息安全重点实验室 郑州 450004)

摘要 针对传统的基于D-S证据理论的多源信息融合系统中不能衡量冲突程度等问题,提出了冲突可衡量多源信息融合系统。首先提出了一种基于决策表的主客观相结合的获取BPA的方法,其次在得到冲突矩阵和一致矩阵的基础上定义了基于冲突/一致度的冲突衡量标准,然后根据证据的平均冲突度确定其在组合公式中的权重系数,最后在充分利用冲突证据所带来的信息的基础上提出了基于冲突信息的组合规则。仿真实验表明,合成结果不仅符合人类逻辑推理,而且极大地减少了不确定性。

关键词 多源, D-S证据理论, 冲突衡量, 组合规则, 信息融合, 基本概率分配

中图分类号 TP393.08

文献标识码 A

Research on Conflict-measurable Multiple Information Fusion Technology

CHEN Chao CHEN Xing-yuan WANG Yong-wei WANG Yi-gong

(Information Engineering University, Zhengzhou 450004, China)

(Henan Key Laboratory of Information Security, Zhengzhou 450004, China)

Abstract As traditional multiple source information fusion system based on D-S evidence theory can not measure conflict and solve other problems, a conflict-measurable multiple source information fusion system was presented. Firstly, we presented a method which takes subjectivity and objectivity into consideration to get BPA based on decision-making table. Secondly, we defined a conflict measure based on conflict value and consistent value followed in the conflict matrix and consistent matrix. Next, we determined the weight value of the evidence in the combination rules based on the average conflict value of the evidence with others. Finally, we made full use of information produced from conflict evidence, and presented a new combination rules based on conflict information. Simulation experiment shows that the conclusion obtained by the fusion method is not only in accordance with human logical reasoning, but also reduces the uncertainty of the conclusion greatly.

Keywords Multiple source, D-S evidence theory, Conflict measure, Combination rules, Information fusion, BPA

在复杂环境中,通过专家的领域知识形成整体认知是系统的、可行的、有效的^[1]。然而,不同领域专家看待问题的角度不同,得到的结论也会有所差异,且得到的结论带有一定的不确定性。同时,更多领域专家的加入会导致专家意见之间产生冲突,增加结论的不确定性^[2]。如何有效融合不确定、不完整和有冲突的多领域专家知识,进行高效可靠的评估,是实际存在且必须解决的问题。

D-S证据理论(DST)作为一种灵活的信息融合理论,能够有效处理不精确、不完整数据和多信息源的不确定性^[3]。很多研究者把DST运用在模式识别和分类问题等领域并得到较好的效果^[4-6]。

目前,基于D-S证据理论的多源信息融合主要分为两个步骤:基本概率分配(BPA)的获取和多证据的组合。其中BPA是DST的基础,它主要根据经验或依靠专家指定得到,带有一定的主观性,可能与事实有一定的偏离,因而研究如何减少主观性所带来的影响是非常必要的;多证据组合是DST

的核心,它来自不同信息源的证据进行综合,得到更加可靠的结论。但是在证据高度冲突的情况下会产生与直觉相悖的结论,现有研究主要关注在发生冲突之后对证据或组合规则进行改进以避免错误结论的出现,而对如何衡量证据冲突的研究较少^[7],针对高度冲突下的证据组合规则,目前提出了很多改进方法,且各有优劣,在实际应用中就面临着规则选择和冲突信息利用问题,因此,建立一种证据组合的原则标准和冲突信息的合理利用方法就显得十分必要。

根据信息融合系统结构,本文提出了由基于决策表的BPA获取、基于冲突/一致度的冲突衡量和基于冲突信息的组合规则3个模块组成的冲突可衡量多源信息融合处理系统。在BPA获取模块中采用主客观相结合的方法来得到BPA;在冲突衡量模块中通过证据间的冲突/一致度来衡量证据间的冲突;在组合规则模块中根据冲突衡量模块中获得的冲突度来得到证据的权重系数,并利用证据折扣操作对BPA获取模块中的值进行处理;最后利用基于冲突信息的组合规

到稿日期:2012-11-26 返修日期:2013-03-01 本文受国家高技术研究发展技术(863计划)(2012AA012704),国家973重点基础发展计划(2011CB311801)资助。

陈超(1987-),男,硕士生,主要研究方向为网络与信息安全, E-mail: chencao2333@163.com; 陈性元 教授,博士生导师,主要研究方向为网络与信息安全; 汪永伟 博士生,讲师; 王义功 硕士,助教。

则进行证据组合。

1 研究现状

目前, BPA 的获得有主观分配和客观获取两种方法。主观分配主要是通过专家指定或根据经验获取, 具有较好的真实性, 但是无法保证专家主观观点之间不发生冲突, 而且可能导致证据合成时高度冲突证据出现频度过高; 客观获取主要是根据历史条件得到 BPA。文献[8]结合粗糙集理论, 通过定义决策规则强度和决策扩充强度来获得 BPA, 但是规则强度和 BPA 之间没有必然的联系, 缺乏一定的真实性; 文献[9]基于区间数自动化地得到 BPA, 它在数据样本较少的情况下也具有较高的有效性, 但是必须建立在样本属性的区间数模型上。

在证据高度冲突时, 证据组合会出现与常理相悖的结论。针对这个问题, 国内外学者提出了很多方法, 大致可以分为两类^[10]: 一是修改证据本身的方法, 这种方法在一定程度上解决了悖论问题, 但是修改证据源会造成信息的丢失, 使得人为因素参与证据组合, 可能会扭曲证据本身的意图; 二是改进组合规则的方法, 传统组合规则把冲突完全分配给论域 Θ , 改进方法中通过重新分配冲突使得组合结果与实际情况更加相近。改进方法包括冲突重新分配法、加性合成法、证据去除法、未知扰动法、开发识别框架下的合成规则和 DS_mT 合成规则等^[11]。其中加性合成法中的合理利用冲突信息的方法取得了较好的效果。Yager^[12]认为既然不知道如何把冲突信息进行合理分配, 就应该将其分配给论域 Θ 。但这种方法过于保守, 认为冲突信息不能给决策制定带来任何有用信息, 且在证据多于两个时会出现一票否决的情况。孙全^[13]认为冲突信息是部分可用的, 且冲突所提供的信息量与证据的可信度有关。由文献[13]可知, 当证据已知时, 即平均冲突度 k 是个常数时, 它会给 D-S 合成规则和冲突信息可用部分分配固定的权值。但冲突证据所提供的信息不仅与平均冲突度有关, 还与平均一致度有关, 仅仅使用平均冲突度不足以表现证据的不确定性。

自从 Zadah 悖论^[14]提出以后, 相继出现了由于证据间的冲突或不一致性造成的大量典型悖论^[12], 研究者针对各种悖论提出了相应的改进方法, 但是对如何衡量冲突程度的研究较少, 导致对组合规则进行改进时具有一定的盲目性。因此, 传统的由 BPA 获取和证据组合两个模块组成、基于 D-S 证据理论的多源信息融合系统缺少对证据冲突程度的衡量, 可能会导致错误结论的出现。

传统 D-S 证据理论中使用全局冲突大小来衡量冲突程度, 但是这种衡量标准会造成不一致证据的“误判”和证据源数目增加导致证据冲突这两个问题。针对传统冲突衡量标准存在的问题, 文献[15]提出了基于 pignistic 变换的证据冲突衡量标准, 但是它仅仅考虑两个证据相信命题为真的可信度的差值, 并没有考虑证据之间的冲突度, 即不一致性。文献[11]通过两个证据之间的冲突量和一致度来衡量证据冲突强度, 但没有考虑多个证据的情况。

2 系统结构

针对传统多源信息融合系统所存在的不足, 本文设计了一种冲突可衡量多源信息融合系统, 如图 1 所示, 整个融合系统共有 3 个模块: 基于决策表的 BPA 获取模块、基于冲突/一致度的冲突衡量模块、基于冲突信息的组合规则模块。

度的冲突衡量模块、基于冲突信息的组合规则模块。

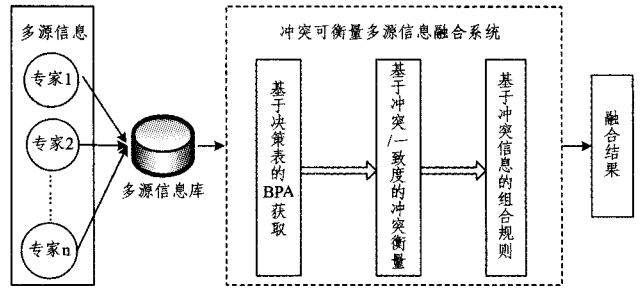


图1 冲突可衡量多源信息融合系统结构

本文的多源信息来自于多个专家对于系统的不同认知, 在此框架中, 随着更多领域专家的参与, 系统的认知将更加全面可靠, 保证了融合结果的全面性及实时性。

多源信息库主要保存多个专家对于论域内的不同命题所分配的可信度, 它会随着信息源的变化实时更新数据库的内容。

基于决策表的 BPA 获取模块通过抽取多源信息库中的内容, 构建多证据的决策表, 并使用命题的出现频率来表征其特征, 以此得到各个信息源对命题的 BPA; 基于冲突/一致度的冲突衡量模块在建立冲突矩阵和一致矩阵的基础上, 使用证据间一致度和冲突度的差异来衡量证据的冲突程度; 基于冲突信息的组合规则模块建立了组合规则的选择标准, 根据证据间的冲突/一致度对证据分配不同的权重, 利用证据折扣操作对 BPA 值进行重新分配, 使用组合规则对多源证据进行融合, 并得到融合结果, 为最终的决策提供可靠的依据。

3 冲突可衡量多源信息融合

本文将不同领域的专家对系统的认知作为多证据源, 对于多证据源中含有的不精确、不完整和不确定性问题, 采用 D-S 证据理论进行证据融合具有融合结果可靠、扩展性较好等优势。在传统的基于 D-S 证据理论的多源信息融合系统的基础上加入了冲突衡量, 使得新的融合系统不仅保持了传统系统的优势, 而且对于冲突证据的权重系数分配更加合理。

3.1 D-S 证据理论的基本概念

D-S 证据理论是一种对不精确证据的推理理论, 用来解决不同证据间的不确定性以及证据组合的理论^[16]。相对于经典的概率理论, D-S 证据理论更适合由于认识不足而造成的知识不确定性, 它具有较强的理论基础。

定义 1(辨识框架, frame of discernment) 设 Θ 为一个有限而完备的论域集合, 且 Θ 中的命题相互排斥, 假设 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, 它的子集包括 Θ 本身和空集 ϕ , 共有 2^Θ 个, 表示为 $2^\Theta = \{\phi, \{A_1\}, \dots, \{A_n\}, \{A_1 \cup A_2\}, \dots, \Theta\}$ 。

定义 2(基本概率分配) 对于 2^Θ 中的任何子集 A , 将其称为命题 A , 定义映射 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 如果 m 满足下述 3 个条件, 则称 m 为基本概率分配 (Basic Probability Assignment, BPA)。

- (1) $0 \leq m(A) \leq 1$
- (2) $\sum_{A \subseteq 2^\Theta} m(A) = 1$
- (3) $m(\phi) = 0$

对于命题 A , 如果 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦点 (focal element), $m(A)$ 称为命题 A 的基本概率分配, 表示证据支持命题 A 本身发生的信任程度, 而不支持任何 A 的真子集发生的程度。 $m(\phi) = 0$ 表示分配给空集的置信度为零, 即对于空命

题不分配任何信度。

定义 3(组合规则) 当有多个相互独立的证据支持命题 A 时, DST 使用组合规则来综合多个证据的 BPA。 l 个证据的组合运算可以通过正交和表达式(1):

$$m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_l \quad (1)$$

\oplus 表示组合运算, 对于 l 个证据的 BPA 函数, 组合规则定义如下:

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_j = A} \prod_{i=1}^l m_i(A_j)}{1-k} \quad (2)$$

式中, $k = \sum_{\cap A_j = \emptyset} \prod_{i=1}^l m_i(A_j)$ ($1 \leq j \leq n$), 表示证据的总冲突大小; $(1-k)$ 称为归一化因子, 避免在组合过程中给空集分配非零的信任程度。

3.2 基于决策表的 BPA 获取

BPA 是 DST 的基础, 能够表征证据源的特征, 信任函数和似然函数^[6] 可以通过 BPA 得到, 组合规则也是基于 BPA 的关联组合。因此, BPA 的客观性与真实性关系到 DST 应用的效果。

本文采用主观与客观相结合的方法来获得 BPA, 在基于历史数据建立多证据决策表的基础上, 用命题在决策表中的出现频率表征专家对于命题的信任程度。

3.2.1 多证据的决策表表示

使用收集的历史数据作为资源库, 建立多证据决策表的过程如下: 设定时间间隔为 L , 在每个时间点上选取相应的数据作为决策表的一行。假设选取的部分数据如表 1 所列。

表 1 多证据决策表

a	b	c	d	e	a	b	c	d	e
1	1	1	1	1	1	1	3	1	2
2	1	1	1	1	2	1	2	2	2
1	1	1	1	1	3	2	3	1	3
1	2	1	2	1	1	2	2	2	3
2	1	2	1	1	3	1	3	1	3
1	1	1	1	1	1	2	2	2	3
2	2	2	1	2	2	2	2	2	3
1	1	3	1	2	1	2	2	2	3
3	1	2	1	2					

其中, 4 个证据分别用 a, b, c, d 表示, 论域用 e 表示。

3.2.2 BPA 的获取

设命题 A 的表达式为 $\alpha \rightarrow \beta$, 其中 α 为前件, β 为后件, 且命题在整个数据表中出现的频率越高, 其信任程度也越高, 因此, 用命题的出现频率作为 BPA 可以较好地反映证据对命题的不确定度, BPA 的表达式如式(3)所示。

$$m(A) = \frac{|\alpha \rightarrow \beta|}{|\alpha|} \quad (3)$$

式中, $|\alpha \rightarrow \beta|$ 表示前件和后件在数据表中同时出现的次数, $|\alpha|$ 表示前件在数据表中出现的次数。容易证明其满足基本概率分配的 3 个条件。

假设命题 A 为 $a(1) \rightarrow e(1)$, 则其 BPA 值为 $m(A) = 4/9$ 。

3.3 冲突衡量

针对多个证据, 本文采用冲突/一致度的方法来衡量证据的冲突程度。文献^[13] 指出, 使用两两证据之间平均的冲突程度比使用全局冲突大小来衡量证据的冲突度更加合理, 因此, 使用两两证据之间平均的冲突程度和一致程度来表示一致度和冲突度。

3.3.1 冲突度和一致度

证据之间的冲突度可以通过计算分配给空集的信任值来获得, 因此, 两两证据的冲突度可以用冲突矩阵来表示。假设共有 l 个证据, 证据 i 和 j 的冲突大小为 k_{ij} , 即 $k_{ij} = \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_i(A_i)m_j(A_j)$, 则冲突矩阵为

$$k = \begin{pmatrix} 0 & k_{12} & \dots & k_{1l} \\ k_{21} & 0 & \dots & k_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{l1} & k_{l2} & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad (4)$$

由于证据 i 和 j 的冲突与证据 j 和 i 的冲突相等, 因此冲突矩阵 k 是一个对称矩阵。单个证据本身是不存在冲突的, 所以冲突矩阵对角线上的元素都为 0,

通过冲突矩阵可得到证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据之间的平均冲突度为 $k_i = \frac{1}{l-1} \sum_{j=1}^l k_{ij}$ 。

证据的一致性是指两个证据之间的一致程度, 即证据间相同命题可信度乘积的总和, 表达式为 $c_{ij} = \sum_{A_i = A_j} m_i(A_i)m_j(A_j)$, 同理可得一致矩阵为

$$c = \begin{pmatrix} 1 & c_{12} & \dots & c_{1l} \\ c_{21} & 1 & \dots & c_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{l1} & c_{l2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

通过式(5)可得到证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据之间的平均一致度为 $c_i = \frac{1}{l-1} \sum_{j=1, j \neq i}^l c_{ij}$ 。

3.3.2 基于冲突/一致度的冲突衡量标准

只有设置合理的冲突衡量标准, 才能知道证据的冲突程度。为此, 本文引入群体决策^[17] 的思想, 即: 多个专家进行决策时, 当他们的一致意见比分歧意见更多时, 为了使他们能够达成共识, 必须抛弃之间的某些分歧而认为他们的观点基本一致。使用证据之间的一致度和冲突度的差异来衡量证据的冲突强度, 表达式如下。

$$CM(i) = \frac{k_i - c_i}{k_i + c_i} \quad (6)$$

从式(6)可以看出, 当 $CM(i) > 0$ 时, 证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据存在冲突, 且 $CM(i)$ 值越大, 冲突程度越严重; 当 $CM(i) = 1$ 时, 证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据完全冲突; 当 $CM(i) = 0$ 时, 它们之间不冲突。

当 $CM(i) < 0$ 时, 证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据具有一致性, 且 $CM(i)$ 值越小, 一致程度越高; 当 $CM(i) = -1$ 时, 证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据完全一致。

简言之, $CM(i)$ 的符号表示证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据之间的冲突或一致性, $CM(i)$ 的绝对值表示证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据之间的冲突或一致性强度。因此, 使用冲突度和一致度的差异能够比较清晰地描述证据之间一致或冲突的程度, 基于冲突/一致度的冲突衡量标准比较合理地反映了实际情况。

3.4 组合规则

DST 的核心是证据组合规则, 它通过融合相互独立的多个证据对目标的衡量给出系统的最终状态, 很多融合工具和技术都显示出了比单个证据更可靠的结果, 在效率和准确性上得到了明显的提高。但是, 当证据之间的冲突较大时, 组合规则会产生与常理不符的结论, 限制了 DST 的应用。在实际

情况中,多证据之间出现冲突是非常常见的。针对这个问题,研究者提出了很多改进方法,且取得了一定的效果,但这些算法各有优劣,在实际情况中如何选择适用的组合规则就显得比较困难,因此,有必要建立组合规则原则标准。

3.4.1 组合规则原则标准

按照原则标准选择组合规则或改进现有规则时,既要保持传统 DST 的性质和优势,又要解决证据冲突的问题。因此,把传统 DST 基本性质之一的交换律作为原则标准。其表达式如下。

$$m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1 \quad (7)$$

此原则保证多证据组合时,证据间的顺序不影响合成结果。

3.4.2 证据权重的确定

通过式(6)可以得到证据的冲突/一致度。当证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据一致时,我们认为这个证据具有较高的可信度;当证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据冲突时,认为这个证据部分可信。对于可信度较高的证据,赋予其在组合规则中较高的权重,而对于可信度较低的证据赋予其较低的权重,同时,3.3.2节的群体决策思想指出,为了使多个证据能够达成共识,必须抛弃之间的分歧。因此,根据冲突/一致度可以比较客观公正地对可信度较低的证据分配不同的权重,同时对于一致性证据给予其完全信任,即其权重系数为 1。对于 l 个证据,其权重系数 (w_1, w_2, \dots, w_l) 的确定方法如下。

(1) 给定两个集合 θ_1, θ_2 , 其初始集都为空集。

(2) 根据冲突矩阵和一致矩阵分别计算其平均冲突度 k_i 和平均一致度 c_i , 从而得到 $CM(i)$ 的大小。

(3) 当 $CM(i) > 0$ 时,把证据 i 分配给集合 θ_1 ; 当 $CM(i) < 0$ 时,把证据 i 分配给集合 θ_2 。

(4) 重复步骤(3),直到 l 个证据全部分配给集合 θ_1, θ_2 。

(5) 对于集合 θ_2 , 赋予集合元素的权重为 1。

(6) 对于集合 θ_1 , 设 $k_{\max} = \max(k_{ij})$, 对证据 i 和其他 $(l-1)$ 个证据之间的平均冲突度进行归一化处理,即 $\bar{k}_i = \frac{k_i}{k_{\max}}$ 。

(a) 引进信息论中熵^[18]的概念来衡量各证据的重要程度,设证据 i 的熵为 ENT_i , 则其值为

$$ENT_i = \bar{k}_i \ln(\bar{k}_i) \quad (8)$$

(b) 由于证据的熵与其冲突度成正比,证据的权重与冲突成反比,而式(8)在 \bar{k}_i 小于 1 时为减函数,因此证据 i 的权重系数为

$$w_i = ENT_i / \sum_{j=1}^l ENT_j \quad (9)$$

3.4.3 BPA 值的重新分配

当证据源部分可靠时,需要对证据的 BPA 进行折扣操作^[19]。设 l 个证据的权重系数为 (w_1, w_2, \dots, w_l) , 典型的证据折扣操作是由 Shafer 提出的^[20], 其表达式如下。

$$\begin{cases} m_i'(A) = w_i m_i(A) \\ m_i'(\Theta) = 1 - w_i + w_i m_i(\Theta) \end{cases}, \forall A \subset \Theta \quad (10)$$

式中, w_i 表示证据 i 的可靠程度。当 $w_i = 1$ 时,表示证据是完全可靠的,其对应的 BPA 值不需要改变;当 $w_i = 0$ 时,表示证据完全不可靠,即当前证据不能为决策制定提供任何有用信息,其 BPA 值完全分配给论域 Θ , 使得 $m_i'(\Theta) = 1$ 。

容易证明 $m_i'(A)$ 满足基本概率分配的 3 个条件。

3.4.4 基于冲突信息的组合规则

在 3.4.3 节对证据源进行折扣操作之后,使得可靠程度

不同的证据对结论所起的作用不同,其在组合规则中的权重系数也发生相应的变化,但是多个证据之间依然存在冲突。证据之间的冲突是否带有可用信息,以及如何对可用信息进行合理的分配,是目前需要解决的问题。

实际上,在群体决策中对待反对意见时,不会完全否认反对意见的价值,而是会把反对意见作为一种保留意见来对待,其实是反对意见会带来有用信息。因此,按照群体决策的思想,在组合规则中如果把冲突信息完全丢弃,不仅会丢失冲突证据所带来的有用信息,而且会导致组合结果出现与常理不符的结论。因此,对冲突证据所带来的信息合理分配与否对 DST 在现实社会中的应用效果有很大的影响。

本文在孙全^[13]的基础上引入平均一致度,提出基于冲突信息的组合规则。

设有 l 个证据,平均冲突度为 $k = \frac{1}{l * (l-1)/2} \sum_{i < j} k_{ij}$, 平均一致度为 $c = \frac{1}{l * (l-1)/2} \sum_{i < j} c_{ij}$, 一致可信度 $\alpha = e^c$, 冲突可信度 $\beta = e^{-k}$, 则基于冲突信息的组合规则如下:

$$\begin{aligned} m''(\Phi) &= 0 \\ m''(A) &= (1-k)h(A) + \alpha * k * \beta * u(A), A \neq \Phi, \Theta \\ m''(\Theta) &= (1-k)h(\Theta) + \alpha * k * \beta * u(\Theta) + \frac{1}{\alpha} * k(1-\beta) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $h(A)$ 为传统 D-S 证据组合公式; $u(A) = 1/n \sum_{i=1}^n m_i'(A)$, 表示证据对 A 的平均支持程度, $m_i'(A)$ 为经过式(10)的证据折扣操作之后证据 i 对命题 A 的可信度。由式(11)可知,冲突证据的可用信息主要由一致可信度、冲突可信度、平均冲突度以及命题的平均支持度组成。当平均冲突度 k 较小时,新的组合规则类似于传统的证据组合公式;当平均冲突度 k 较大时,组合结果主要由 $\alpha * k * \beta * u(A)$ 决定,即由证据的一致可信度、平均冲突度、冲突可信度和平均支持度决定,同时, k 的增大或 c 的减少也会导致 $m''(\Theta)$ 的增大即未知程度的增加。

4 实验验证

DST 是信息融合的一种有效技术,在很多领域得到了广泛的应用。下面通过文献[15]的实例来对比几种比较典型的证据组合公式,以说明本文方法的可靠性。

4.1 实例仿真

例 1 空中目标识别分析,识别框架为 $\Theta = \{A = \text{轰炸机}, B = \text{民航客机}, C = \text{战斗机}\}$, 各传感器证据源获取的基本概率分配如下:

$$m1(A) = 0.5, m1(B) = 0.2, m1(C) = 0.3$$

$$m2(A) = 0, m2(B) = 0.9, m2(C) = 0.1$$

$$m3(A) = 0.6, m3(B) = 0.1, m3(C) = 0.3$$

$$m4(A) = 0.8, m4(B) = 0.1, m4(C) = 0.1$$

按照证据权重的计算方法可以得到各证据和其他证据之间的平均冲突度、归一化之后的平均冲突度以及最终的权重系数,其结果如表 2 所列。

表 2 权重系数的确定

证据	平均冲突度	归一化冲突度	权重系数
1	0.64	0.71	0.32
2	0.86	0.96	0.05
3	0.65	0.72	0.31
4	0.64	0.71	0.32

从表 2 可以看出,证据 2 与其他证据之间的平均冲突度

最大,因此给其分配的权重系数也最低;其他3个证据的平均冲突度相差不大,其权重系数也比较接近,较好地反映了实际情况。

表3直观地表示了文献[15]所列的几种典型组合规则与本文方法进行对比所得的结果。

表3 证据融合结果

方法	结果
传统方法	$m(A)=0, m(B)=0.6667, m(C)=0.3333, m(\Theta)=0$
Yager	$m(A)=0, m(B)=0.0018, m(C)=0.0009, m(\Theta)=0.9973$
孙全	$m(A)=0.3341, m(B)=0.2304, m(C)=0.1416, m(\Theta)=0.2939$
胡昌华 ^[14]	$m(A)=0.824, m(B)=0.0682, m(C)=0.1078, m(\Theta)=0$
本文方法	$m(A)=0.05589, m(B)=0.1739, m(C)=0.1328, m(\Theta)=0.1344$

4.2 实验分析

胡昌华提出的组合规则是基于 Dempster 规则的,因此满足本文提出的组合规则原则标准,即满足证据结合的交换律。Yager、孙全和本文的方法都是以加权的形式出现,容易证明其满足交换律,使得多证据组合时与证据间组合的顺序无关,保证了证据组合的可靠性。

由表3可知,各种组合规则各有侧重,不容易说清楚哪种更好、更有效。因此,本文借鉴文献[11]所提出的合成规则评价方法,它主要从以下两个方面来对规则的优劣进行评价。

一方面看组合结果是否符合人们的逻辑推理,即是否能够得到所预期的结论。

另一方面需要看证据合成后不确定性有没有减少,即单元元素焦元的可信度之和与单个焦元的最大可信度是否增大。

传统方法、胡昌华提出的方法和本文方法的合成结果都极大地降低了不确定性,且单个焦元的最大可信度都比较大。如在本文提出的方法中, $m(\Theta)=0.1344$,说明此方法得到的结论具有非常大的确定性;同时 $m(A)=0.5589$,表明此方法得到的决策结果非常精确。

表3所述的几个方法中,传统方法明显与实际相悖;Yager方法过于保守,在证据达到4个时仍然不能做出结论;孙全方法虽然能够做出决策,但含有的不确定性依然非常高;胡昌华所提方法在证据为4时, $m(A)=0.824$,表明命题A的可信度非常大,但其 $m(\Theta)=0$ 。群体决策^[16]指出:只要证据之间存在冲突,证据组合之后不确定性会一直存在,只是不确定性会随着证据的增多而逐渐减少,当证据大到一定程度时,其值可能会接近于0。

本文方法是在建立冲突衡量标准的基础上,通过引入证据的冲突/一致度确定其在合成公式中的权重系数,并利用证据折扣操作对冲突证据的可信度进行重新分配,有效地消除了冲突证据2对结果的不利影响。同时,本文合理利用了冲突证据所带来的信息,但是冲突信息不可能完全利用,使得合成结果的不确定性依然存在。从结果可见,本文方法的合成结果中命题A的BPA值很大,且 $m(\Theta)=0.1344$,极大地提高了合成结果的可靠性,并很好地反映了实际情况中所存在的不确定性。

结束语 DST是信息融合的一种有效技术。本文提出了冲突可衡量多源信息融合系统,解决了DST在实际应用中的一些问题。

(1)提出了主客观相结合的方法来获取BPA,解决了DST在实际应用中BPA的获取过于主观和缺少真实性的问题。

(2)定义了基于冲突/一致度的冲突衡量标准,并基于新的冲突衡量标准对证据进行预处理,使得可靠程度不同的证

据在组合公式中的权重系数不同。

(3)在正确对待冲突信息的基础上提出了基于冲突信息的组合规则,并用实例说明本方法不仅可以减小决策时的不确定性,而且更加符合人类的逻辑推理。

本文提出的融合系统是建立在专家对于系统认知的基础上,而专家的认知具有一定的局限性和较大的主观性,研究如何减少这种主观性所带来的影响是下一步要重点解决的问题。

参考文献

- [1] Edlund J, Gronkvist M, Lingvall A, et al. Rule Based Situation Assessment for Sea-Surveillance[C]//Multisensor, Multisource Information Fusion, 2006, 624203
- [2] Lefever E, Colot O. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2):149-162
- [3] Fouque L, Appriou A, Pieczynski W. An evidential Markovian model for data fusion and unsupervised image classification[C]// Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion. 2000;25-32
- [4] Brodzik A K, Enders R H. Semigroup structure of sing Leton Dempster-Shafer evidence accumulation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(11):5241-5250
- [5] Quost B, Masson M H, Denoeux T. Classifier fusion in the Dempster-Shafer framework using optimized t-norm based combination rules[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2011, 52:353-374
- [6] Quost B, Denoeux T, Masson M H. Pairwise classifier combination using belief functions [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(5):644-653
- [7] Weiru L. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170:909-924
- [8] 路艳丽, 雷英杰, 王晶晶. 基于粗糙 D-S 理论的身份融合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(10):1749-1752
- [9] 康兵义, 李娅, 邓勇, 等. 基于区间数的基本概率指派生成方法及应用[J]. 电子学报, 2012, 40(6):1092-1096
- [10] Lefevre E, Colot O. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2):149-162
- [11] 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
- [12] Yager R R. On the Dempster-Shafer Framework and New Combination rules[J]. Information Systems, 1987, 41(4):93-138
- [13] 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
- [14] Zadeh L A. Review of Shafer's mathematical theory of evidence [J]. Artificial Intelligence Magazine, 1984, 5(3):81-83
- [15] 胡昌华, 司小胜, 周志杰, 等. 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
- [16] 杨凯, 马建峰, 杨超. 无线网状网中基于 D-S 证据理论的可信路由[J]. 通信学报, 2011, 32(5):89-96
- [17] Leung Y, Ji Nan-nan, Ma Jiang-hong. An integrated information fusion approach based on the theory of evidence and group decision-making[J]. Information Fusion, 2012, 8(2):1-13
- [18] 叶芝慧. 信息论与编码[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011
- [19] Florea M C, Jousselme A L, Bosse E, et al. Robust combination rules for evidence theory[J]. Information Fusion, 2009, 10:183-197
- [20] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton University Press, 1976