

基于相关系数的证据冲突度量方法

宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾, 薛爱军

(空军工程大学 防空反导学院, 陕西 西安 710051)

摘 要: 为了更加准确地描述证据间的冲突, 在分析证据相关性与证据冲突关系的基础上, 给出了证据相关系数的判定准则, 基于证据相关系数提出了一种新的证据冲突度量方法, 理论证明和数值计算表明该方法可有效表示证据之间的冲突程度, 相关系数越大, 表明证据间冲突越小, 反之亦然。最后通过算例将该冲突度量与其他方法进行对比, 结果表明该方法更具全面性和精确性。

关键词: D-S 证据理论; 证据组合; 证据冲突; 冲突度量; 相关系数

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)05-0095-06

Measurement of evidence conflict based on correlation coefficient

SONG Ya-fei, WANG Xiao-dan, LEI Lei, XUE Ai-jun

(School of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: In order to measure the conflict degree much better, criteria for correlation coefficient was defined based on analysis on the relation between evidence similarity and conflict. Then a new measurement of conflict was presented based on the definition of correlation coefficient. Theoretic proof and numerical examples verify the efficiency of the proposed measurement. It's illustrated that higher correlation coefficient indicates lower conflict degree between two bodies, and vice versa. Moreover, it has been shown by comparison with other methods that the proposed measurement is more comprehensive and reasonable than other measurements.

Key words: Dempster-Shafer evidence theory; evidence combination; evidence conflict; conflict measurement; correlation coefficient

1 引言

D-S 证据理论可以在没有先验概率的情况下有效地表示和处理不确定性信息, 因此在信息融合领域得到广泛的应用^[1,2], 但是当证据高度冲突时使用 D-S 组合规则经常会出现有悖常理的结果^[3,4], 针对这个问题, 国内外学者提出了大量的改进方法^[5], 主要可分为两大类: 一类是对经典 D-S 证据理论的组合规则进行修改, 实现在证据冲突情况下, 对冲突的重新分配; 另一类是保持经典的组合规则不变, 而在融合前对冲突数据进行预处理。

然而, 在选择合适的改进方法来实现冲突证据融合之前, 确定证据之间是否冲突、冲突程度如何, 是个至关重要的问题。目前人们通常用分配给空集

的合成概率指派, 即冲突系数 k 来表示证据之间的冲突程度。但是研究表明, 冲突系数 k 不能很好地度量证据之间的冲突, 为了更好地描述证据之间的冲突程度, 本文基于证据间相似性的分析, 提出证据相关系数的概念来描述证据间的冲突程度。

2 基本理论

D-S 证据理论由 Dempster 于 1967 年提出, 其学生 Shafer 在 1976 年将其进一步推广。D-S 证据理论的数学模型要求先确立辨识框架, 只有确立了辨识框架才能使命题的讨论转化为集合的研究, 然后确定证据对每个集合本身的支持程度, 再利用证据合成公式即 Dempster 组合规则, 算出对所有命题的支持度。也就是说, 利用 D-S 证据理论进行推理

收稿日期: 2013-12-23; 修回日期: 2014-03-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273275, 60975026)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China(61273275, 60975026)

的过程可分为 2 个阶段：表达不确定信息即构建证据体阶段；合成不确定信息即组合证据阶段。

在 D-S 证据理论中用 Θ 来表示一个互斥且完备的集合，即 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ ， Θ 即为辨识框架，其中， θ_i 称为辨识框架 Θ 的一个事件，由辨识框架 Θ 所有子集组成的集合称为 Θ 的幂集，记作 2^Θ ，它的元素个数为 $2^{|\Theta|}$ 。辨识框架是证据推理的基础，证据推理的基本概念和函数都是基于辨识框架的，证据组合规则也是建立在同一辨识框架基础之上的。

定义 1 设 Θ 为一辨识框架， A 是 Θ 的子集，则函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 满足以下条件

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

则称 m 为辨识框架 Θ 上的基本概率分配(BPA, basic probability assignment)。对于 $\forall A \subseteq \Theta$ ， $m(\phi) = 0$ 反映了对于空集不产生任何信任度。 $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 表示虽然可以给一个命题赋任意大小的信度值，但要求给所有命题赋予的信任值之和等于 1。

定义 2 对于辨识框架 Θ 中的任意一个子集 A ，如果 $m(A) > 0$ ，则称 A 为焦点，一个证据的所有焦点的集合称为该证据的核 (core)。

Dempster 组合规则是一个反映证据的联合作用的法则，可以表述为^[2]

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \phi \\ \frac{1}{1-k} \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdots m_n(A_n), & A \neq \phi \end{cases} \quad (1)$$

其中， $k = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi} m_1(A_1) m_2(A_2) \cdots m_n(A_n)$ ，反映证据间的冲突程度。

3 D-S 证据理论存在的问题

D-S 证据理论不需要先验概率和条件概率密度，具有较强的理论基础，既能处理随机性所导致的不确定性，可以依靠证据的积累，不断地缩小假设集，成功的将“不知道”和“不确定”区分开来，又能处理模糊性所导致的不确定性。然而，当证据完全冲突，即 $k=1$ 时，Dempster 规则不能对证据进行组合，当 $k \rightarrow 1$ 时运用 D-S 证据理论的归一化处理会产生违反直觉的结果。

例 1 设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ ，2 个证据的 BPA 分别为

$$m_1(A) = 0.99, m_1(B) = 0.01, m_1(C) = 0$$

$$m_2(A) = 0, m_2(B) = 0.01, m_2(C) = 0.99$$

用 D-S 组合规则合成结果为 $m(A)=0, m(B)=1, m(C)=0, k=0.99$ ，尽管 m_1 和 m_2 对 B 的支持程度都很低，但融合结果仍然认为命题 B 为真，这显然是有悖常理的。针对此问题，研究人员提出了许多方法，总的说来，这些方法可以分为两大类。

第一类方法认为证据高度冲突下使用 Dempster 组合规则产生不合理结论是由该规则的归一化步骤所产生的，新的组合规则主要解决如何将冲突重新分配的问题，相关学者提出了 2 种方法：1) 将冲突进行全局重分配^[6-9]；2) 将冲突在产生冲突的焦点之间进行局部重分配^[10,11]。在确定可接收冲突的子集后，冲突应该以什么比例分配给这些子集又是一个值得深入研究的课题。

第二类解决方法认为 Dempster 组合规则本身没有错，在证据高度冲突时应该首先对冲突证据进行预处理，然后再使用 Dempster 规则。以 Haenni 为代表的学者认为对数据模型的修改无论在工程、数学和哲学上来说都更为合理^[12]，对证据进行预处理的方法有 2 种：加权平均修正法^[13,14]和折扣系数法^[15,16]。这方面的研究重点在于权值和折扣系数的确定。

针对这两类解决方法的争论一直都在进行，它们分别从不同的角度解释了证据组合规则，目前国内针对证据理论改进的研究大都是基于这 2 种思路开展的，这 2 种思路在解决冲突证据的融合问题时都要用到一个重要的参数—冲突系数，因此，在选择合适的证据组合方法之前，最为关键的一步是证据冲突的度量。

4 证据冲突的度量

在 D-S 理论中用分配给空集的合成概率指派，即冲突系数 k 来表示证据之间的冲突程度，通过下面的例子可以看出该表示方法的问题。

例 2 设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C, D, E\}$ ，3 个证据的 BPA 分别为

$$m_1: m_1(A) = m_1(B) = m_1(C) = m_1(D) = m_1(E) = 0.2$$

$$m_2: m_2(A) = m_2(B) = m_2(C) = m_2(D) = m_2(E) = 0.2$$

$$m_3: m_3(A) = m_3(B) = m_3(C) = m_3(D) = 0.25$$

如果把冲突系数 k 当作度量证据之间的冲突参数, 计算可得 $k_{12}=k_{13}=0.8$, 表示这 3 个证据是高度冲突的, 其实 m_1 与 m_2 是 2 个完全相同的证据, 两者之间不存在任何冲突。观察可知 m_1 与 m_3 之间的冲突应该大于 m_1 与 m_2 之间的冲突, 显然 k 不能够很好地描述这种关系。

Liu 在文献[17]中指出传统的 k 并不能有效地度量证据之间的冲突程度, 应该将 Pignistic 概率距离和冲突系数 k 两者结合起来描述冲突的大小, 用 $cf(m_1, m_2) = \langle k, \text{difBetP} \rangle$ 描述 2 个证据之间的关系, 以此来判断它们是否有冲突, 是否高度冲突, 并没有提出一个公式确定 2 个因子之间的关系, 只是单纯地根据设定的阈值进行判断, 主观因素影响较大, 精度难以保证。

蒋雯等人将经典冲突系数和证据距离进行算术平均提出了一种新的证据冲突表示方法^[18], 该方法在一定程度上能够克服经典证据理论冲突系数的不足, 但在对 2 个完全相同证据之间的冲突进行度量时该冲突表示方法退化为经典的冲突系数。

邓勇等人基于偏熵和混合熵定义了证据间的关联系数^[19,20], 用关联系数定量表示证据间的冲突程度, 该方法可以有效地度量证据间的冲突, 但是该方法的物理意义不甚明显, 而且在熵的计算过程中为了避免出现 $\log 0 \rightarrow -\infty$ 的情况, 采用了一定的近似计算, 虽然具有一定的工程价值, 但物理意义上的解释仍有待于进一步研究, 而且该方法对于 2 个证据完全冲突的情况无法很好地描述。

5 证据相关系数

2 个证据冲突的本质在于二者对相同命题的支持度存在差异, 因此 2 个证据之间的冲突度可以通过证据的相关性来表示, 如果 2 个证据对同一命题的支持度接近, 那么相关性就好, 它们之间的冲突就很小; 反之, 如果 2 个证据对同一命题的支持度差别很大, 那么两者的相关性就很小, 说明 2 个证据的相似度较低, 冲突较大。证据之间相关性的定量表示为相关系数, 因此相关系数可以作为证据冲突的一种度量。

5.1 相关系数的定义

定义 3 在辨识框架 Θ 下, 2 个证据的基本概率赋值函数 (BPA) 分别是 m_1 、 m_2 , 二者的相关系数为 $cor(m_1, m_2)$, 则 $cor(m_1, m_2)$ 应该满足以

下条件:

$$1) 0 \leq cor(m_1, m_2) \leq 1;$$

$$2) cor(m_1, m_2) = cor(m_2, m_1);$$

$$3) cor(m_1, m_2) = 1 \Leftrightarrow m_1 = m_2;$$

4) $cor(m_1, m_2) = 0 \Leftrightarrow (\cup A_i) \cap (\cup B_j) = \emptyset$, A_i 、 B_j 分别为 m_1 、 m_2 的焦点;

5) 当证据变化时, $cor(m_1, m_2)$ 的变化趋势与实际情况相符。

以上可以作为证据相关系数的判定准则。

定义 4 设 Θ 为包含 N 个两两互斥命题的完备辨识框架, P 为 Θ 的所有子集生成的一个子空间, 基本概率赋值 (BPA) 向量为子空间 P 中坐标为 $m(A_i)$ 的行向量 \mathbf{m} , 为

$$\mathbf{m} = [m(A_1), m(A_2), \dots, m(A_{2^N})] \quad (2)$$

其中, $m(A_i) \geq 0$, $\sum m(A_i) = 1, A_i \in \mathcal{P}$ 。

定义 5 设 2 个证据的 BPA 分别为 m_1 、 m_2 , 则 m_1 、 m_2 之间的相关系数为

$$cor(m_1, m_2) = \frac{\langle \mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2 \rangle}{|\mathbf{m}_1| \cdot |\mathbf{m}_2|} \quad (3)$$

其中, $\langle \mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2 \rangle$ 为向量的内积, $|\cdot|$ 表示向量的模。

下面通过证明来验证定义 5 中的 $cor(m_1, m_2)$ 满足定义 3 中的判定准则 1)~4)。

证明 设 $\mathbf{m}_1 = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, $\mathbf{m}_2 = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 。

1) 式 (3) 可以看成是向量 \mathbf{m}_1 、 \mathbf{m}_2 之间夹角的余弦值, 因此 $cor(m_1, m_2) \in [-1, 1]$, 由于 \mathbf{m}_1 、 \mathbf{m}_2 的各分量均非负, 所以 $\langle \mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2 \rangle = \mathbf{m}_1 \mathbf{m}_2^T \geq 0$, 于是 $cor(m_1, m_2) \in [0, 1]$ 。

2) $cor(m_1, m_2) = cor(m_2, m_1)$ 显然满足。

3) $\frac{\langle \mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2 \rangle}{|\mathbf{m}_1| \cdot |\mathbf{m}_2|} = 1 \Leftrightarrow \mathbf{m}_1$ 、 \mathbf{m}_2 线性相关 \Leftrightarrow

$$\mathbf{m}_1 = l \mathbf{m}_2 \quad (l \text{ 为非零实数}) \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n x_i = l \cdot \sum_{i=1}^n y_i$$

由于 $\sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i = 1$ 且 $x_i \geq 0$, $y_i \geq 0$, 所以 $l=1$, 即 $\mathbf{m}_1 = \mathbf{m}_2$, 2 个证据完全相同。

4) 必要性。由 $(\cup A_i) \cap (\cup B_j) = \emptyset$ 可知 2 个证据中没有共同的焦点, 因此若向量 \mathbf{m}_1 的坐标分量 $x_i \neq 0$ 则向量 \mathbf{m}_2 对应的坐标分量 y_i 必为 0, 即 $x_i y_i = 0$, 所以 $cor(m_1, m_2) = 0$ 。

充分性可用反证法证明。

5) 则要通实例进行验证。

对于例 1, 计算可得 $cor(m_1, m_2) = 1.02 \times 10^{-4}$, 表明两证据高度冲突; 对例 2 中的数据计算可得 $cor(m_1, m_2) = 1$, m_1 与 m_2 完全相同, 二者之间冲突为零, 与实际相符。 $cor(m_1, m_3) = 0.894 < cor(m_1, m_2)$, 这表明 m_1 与 m_2 之间的相似度高于 m_1 与 m_3 之间的相似度, 与直观分析的结论相一致。

例 3 设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C, D\}$, 2 个证据的 BPA 分别为

$$m_1 : m_1(A) = 0.6, m_1(B) = 0.4$$

$$m_2 : m_2(C) = 0.7, m_2(D) = 0.3$$

计算相关系数可得, $cor(m_1, m_2) = 0$, 两证据完全冲突。

例 4 设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 4 个证据的 BPA 分别为

$$m_1 : m_1(A) = 0.99, m_1(B) = 0.01, m_1(C) = 0$$

$$m_2 : m_2(A) = 0.99, m_2(B) = 0, m_2(C) = 0.01$$

$$m_3 : m_3(A) = 0.8, m_3(B) = 0.1, m_3(C) = 0.1$$

$$m_4 : m_4(A) = 0.6, m_4(B) = 0.2, m_4(C) = 0.2$$

计算可得

$$cor(m_1, m_2) = 0.999, cor(m_1, m_3) = 0.986$$

$$cor(m_1, m_4) = 0.908, cor(m_3, m_4) = 0.965$$

通过与例 1 对比可知, 在该例中的 $m_1(A) = m_2(A) = 0.99$, m_1 、 m_2 都强烈支持 A , 二者的差别仅在于如何对剩余的概率值 (0.01) 进行分配, 因此 m_1 、 m_2 的相似度很高, $cor(m_1, m_2) = 0.999$ 体现了这一点, m_3 、 m_4 中焦点 A 所赋的概率值逐渐减少, B 、 C 的概率赋值逐渐增加, 因此 $cor(m_1, m_3) > cor(m_1, m_4)$, 而且 $cor(m_3, m_4) > cor(m_1, m_3) > cor(m_1, m_4)$ 体现了 m_3 与 m_4 的相似度高于 m_1 和 m_3 、 m_4 之间相似度的事实。

通过以上分析可知, 相关系数的变化趋势与直观分析的结论相一致, 满足定义 3 中的 5) 的要求。

5.2 相关系数的修正

前面的例 1~例 4 中每个证据的焦点都为单子集, 通过例 5 我们将去发现对于包含有非单子集焦点的证据而言, 以上相关系数的定义并不满足规则定义 3 中的 5)。

例 5 设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C, D, E, F, G\}$, 3 个证据的 BPA 分别为

$$m_1 : m_1(A, B, C) = 0.8, m_1(\Theta) = 0.2$$

$$m_2 : m_2(A, B, C, D) = 0.8, m_2(\Theta) = 0.2$$

$$m_3 : m_3(E, F, G) = 0.8, m_3(\Theta) = 0.2$$

根据式 (4) 计算可得 $cor(m_1, m_2) = cor(m_1, m_3) = 0.059$ 。

显然, m_1 、 m_2 之间的相似度要比 m_1 、 m_3 之间的更高, 但是计算中却出现了二者相关系数相同的情况, 因此, 需要对相关系数进行修正, 在此, 引入文献[21]中的矩阵 D 的概念。

定义 6 设 Θ 为包含 N 个两两互斥命题的完备辨识框架, P 为 Θ 的所有子集生成的一个子空间, P 中的集合分别为 $P_1, P_2, \dots, P_n, n = 2^N$, $\|\cdot\|$ 表示集合中元素的个数, 则 D 是一个 $n \times n$ 的矩阵, 其元素为

$$d_{ij} = \frac{\|P_i \cap P_j\|}{\|P_i \cup P_j\|} \quad (4)$$

显然, 矩阵 D 是对称阵, 由于 P_1, P_2, \dots, P_n 互不相同, 因此矩阵 D 主对角线上的元素为 1, 其余元素均小于 1, 所以 D 是一个对称正定矩阵。

为了处理例 5 中所出现的问题, 需要对 BPA 向量进行预处理, 对相关系数修正如下

$$m'_1 = m_1 D \quad (5)$$

$$m'_2 = m_2 D \quad (6)$$

$$cor(m_1, m_2) = \frac{\langle m'_1, m'_2 \rangle}{|m'_1| \cdot |m'_2|} \quad (7)$$

由于 D 是正定对称矩阵, D^{-1} 存在, 因此修正后的相关系数仍然满足判定定义 3 中的 1)~4)。

6 算例分析

显然, 在例 1~例 4 中的各个证据的焦点都为单子集, 因此修正后的相关系数与根据式 (3) 计算的结果相同。对例 5 中的数据重新计算可得 $cor(m_1, m_2) = 0.973$, $cor(m_1, m_3) = 0.411$, m_1 、 m_2 之间的相似度比 m_1 、 m_3 之间的相似度高, 与实际分析结果相符, 可见修正后的证据相关系数能够更加准确地反映证据间的冲突程度。

从上文的例子已经看出相关系数可以较好地表征证据之间的冲突, 而且对零冲突、完全冲突都可以很好地表达, 下面采用文献[21]中的例子来说明本文定义的相关系数的性质, 并与文献[19]中定义的关联系数 r 和文献[21]中的证据距离 d_{BPA} 进行对比分析。

例 6 设辨识框架 $\Theta = \{1, 2, 3, \dots, 20\}$, 2 个证据的 BPA 分别为

$$m_1 : m_1(2,3,4) = 0.05, m_1(7) = 0.05, m_1(\Theta) = 0.1,$$

$$m_1(A) = 0.8$$

$$m_2 : m_2(1,2,3,4,5) = 1$$

其中, A 的变化规律为: $\{1\}, \{1,2\}, \{1,2,3\}, \dots, \{1,2,3, \dots, 20\}$ 。

表 1 给出了当 A 变化时 d_{BPA} 、 k 、 r 、 cor 的计算结果。

表 1 各冲突度量之间的对比

A	d_{BPA}	k	r	cor
{1}	0.785 8	0.05	0.331 3	0.439 7
{1, 2}	0.686 6	0.05	0.642 2	0.752 0
{1, 2, 3}	0.570 5	0.05	0.857 9	0.916 4
{1, 2, 3, 4}	0.423 7	0.05	0.929 0	0.976 2
{1, 2, ..., 5}	0.132 3	0.05	0.930 8	0.996 6
{1, 2, ..., 6}	0.388 4	0.05	0.891 3	0.980 4
{1, 2, ..., 7}	0.502 9	0.05	0.701 4	0.935 8
{1, 2, ..., 8}	0.570 5	0.05	0.677 3	0.893 1
{1, 2, ..., 9}	0.618 7	0.05	0.643 6	0.847 9
{1, 2, ..., 10}	0.655 4	0.05	0.606 6	0.803 3
{1, 2, ..., 11}	0.684 4	0.05	0.569 8	0.761 0
{1, 2, ..., 12}	0.708 2	0.05	0.535 1	0.721 5
{1, 2, ..., 13}	0.728 1	0.05	0.503 1	0.685 3
{1, 2, ..., 14}	0.745 1	0.05	0.474 0	0.652 1
{1, 2, ..., 15}	0.759 9	0.05	0.447 7	0.621 9
{1, 2, ..., 16}	0.773 0	0.05	0.424 1	0.594 4
{1, 2, ..., 17}	0.784 6	0.05	0.402 7	0.569 5
{1, 2, ..., 18}	0.795 1	0.05	0.383 5	0.546 7
{1, 2, ..., 19}	0.804 6	0.05	0.366 1	0.526 1
{1, 2, ..., 20}	0.813 3	0.05	0.362 7	0.507 2

从表 1 中可以看出, 当 A 变化时, $k=0.05$ 保持不变, 这显然是不符合实际的; 证据距离 d_{BPA} 、证据关联系数 r 以及本文提出的相关系数 cor 都随着 A 的变化而相应的发生变化, 由于文献[19]中定义的关联系数 r 以及本文定义的证据相关系数 $cor(m_1, m_2)$ 都是描述证据相似度的量, 其值越大表明 2 个证据的相似度越高, 冲突越小, 两证据间的距离越小, 因此 d_{BPA} 的变化趋势与 cor 和 r 的变化趋势相反, 为了更为直观地表示三者的关系, 图 1 给出了 d_{BPA} 、 $1-r$ 和 $1-cor$ 随 A 的变化曲线, 其中, $\|A\|$ 表示 A 中元素的个数。

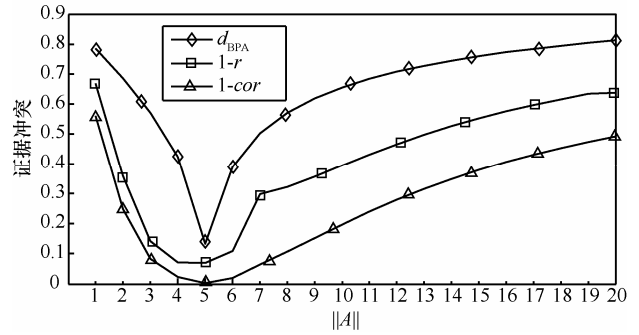


图 1 各证据冲突度量随 $\|A\|$ 的变化趋势

在图 1 中, d_{BPA} 、 $1-r$ 、 $1-cor$ 三者的变化趋势基本一致, 由于 $A = \{1,2,3,4,5\}$ 时 2 个证据同时给 $\{1,2,3,4,5\}$ 分配了较多的 BPA 值, 对 $\{1,2,3,4,5\}$ 的支持度较高, 因此二者相似度最高, 冲突最小, r 和 cor 相关系数此时达到最大值, 与直观分析相吻合。随着 A 的变化, 相关系数的变化趋势较为平缓, 而 d_{BPA} 和 r 的有大幅度的跃变, 曲线不够平滑。以上分析表明本文定义的证据相关系数较好的性能, 用证据相关系数来度量证据之间的冲突是可行的。另外, 相对于文献[19]中定义的关联系数 r 而言, 本文定义的证据相关系数可以对证据冲突进行更全面、更精确的描述。

7 结束语

D-S 证据理论以其坚实的理论基础为不确定信息处理提供了一种有效的方法, 已广泛应用于在目标识别、故障诊断等领域, 然而在对高冲突证据进行组合时, 会出现与实际相悖的情况, 在解决该问题时首先需要对证据冲突进行准确的度量。本文提出了一种基于证据相关系数的证据冲突表示方法, 通过理论推导和实例计算分析了相关系数与证据冲突之间的内在关系, 结果表明证据相关系数作为证据间相似度的定量化描述, 可以有效地度量证据冲突。与其他方法相比, 该方法对对零冲突和完全冲突这 2 种极端情况也能够很好地描述, 具有更强的实践意义。另外, 本文虽然给出了证据间冲突程度的度量方法, 但并未给出冲突证据的合成方法, 在基于证据理论的信息融合系统中如何根据证据冲突来选择证据合成规则将是下一步需要重点研究的方向。

参考文献:

[1] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multi

- valued mapping[J]. *Annual Mathematics and Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] SHAFER G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [3] ZADEH L. Review of a mathematical theory of evidence[J]. *AI Magazine*, 1984, 5(3):81-83.
- [4] ZADEH L. A simple view of the dempster-shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination[J]. *AI Magazine*, 1986, 7(2):85-90.
- [5] 郭华伟, 施文康, 邓勇等. 证据冲突: 丢弃, 发现或化解?[J]. *系统工程与电子技术*, 2007, 29(6): 890-898.
- GUO H W, SHI W K, DENG Y, *et al.* Evidential conflict and its 3D strategy: discard, discover and disassemble?[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(6):890-898.
- [6] LEFEVRE E, COLOT O, VANNOORENBERGHE P. Belief function combination and conflict management[J]. *Information Fusion*, 2002, (3): 149-162.
- [7] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. *Information Science*, 1987, 41(2): 93-137.
- [8] 邓勇, 施文康. 一种改进的证据推理组合规则[J]. *上海交通大学学报*, 2003, 37(8):1275-1278.
- DENG Y, SHI W K. A modified combination rule of evidence theory[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2003, 37(8):1275-1278.
- [9] 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.
- [10] DUBOIS D, PRADE H. A set-theoretic view of belief functions: logical operations and approximations by fuzzy sets[J]. *International Journal of General Systems*, 1986, 12(3): 193-226.
- [11] 高社生, 倪龙强, 杨凯. 一种新的基于局部冲突分配的证据合成规则[J]. *西北工业大学学报*, 2009, 27(1): 43-46.
- GAO S S, NI L Q, YANG K. A new and better rule for combining sharply conflicting evidences[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2009, 27(1): 43-46.
- [12] HAENNI R. Are alternative to Dempster's rule of combination real alternative? Comments on about the belief function combination and the conflict management problem-E Lefevre[J]. *Information Fusion*, 2002, 3(3): 237-239.
- [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] 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.
- HU C H, SI X S, ZHOU Z J, *et al.* An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(1): 1578-1583.
- [16] 许丽佳. D-S 证据理论在信息融合中的改进[J]. *系统工程与电子技术*, 2004, 26(6): 717-720.
- XU L J. Improvement of D-S theory in an information fusion system[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 26(6): 717-720.
- [17] LIU W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(11): 909-924.
- [18] 蒋雯, 彭进业, 邓勇. 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, DENG Y. New representation method of evidential conflict[J]. *Systems Engineer Ring and Electronics*, 2010, 32(3): 562-565.
- [19] 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.
- [20] 蒋雯, 吴翠翠, 贾佳等. D-S 证据理论中的基本概率赋值转换概率方法研究[J]. *西北工业大学学报*, 2013, 31(2): 295-299.
- JIANG W, WU C C, JIA J, *et al.* A probabilistic transformation of basic probability assignment (BPA) in D-S evidence theory[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2013, 31(2): 295-299.
- [21] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information Fusion*, 2001, (2): 91-101.

作者简介:



宋亚飞 (1988-), 男, 河南汝州人, 空军工程大学博士生, 主要研究方向为模式识别、智能信息处理。

王晓丹 (1966-), 女, 陕西汉中, 空军工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器学习、模式识别、智能信息处理。

雷蕾 (1988-), 女, 四川南充人, 空军工程大学博士生, 主要研究方向为模式识别、智能信息处理。

薛爱军 (1989-), 男, 山东聊城人, 空军工程大学博士生, 主要研究方向为模式识别、智能信息处理。