

结合冲突系数 K 与 pignistic 概率距离的冲突度量方法

李昌玺¹, 周 焰¹, 张 晨²

(1.空军预警学院,武汉,430019;2.国防信息学院,武汉,430010)

摘要 针对经典证据理论中,冲突系数 K 不能有效地度量证据之间的冲突程度的问题,提出了一种新的证据冲突表示方法,通过引入 pignistic 概率距离,将 pignistic 概率距离和冲突系数 K 看成平面直角坐标系上的一点,通过计算这个点到坐标原点的距离,以此作为衡量证据间冲突程度的标准;针对新的冲突度量方法,提出了一种改进的证据合成算法,将新的冲突系数作为修正因子,证据冲突时对合成结果进行修正,证据不冲突时采用 D-S 合成规则进行合成。实例及仿真验证了新冲突度量算法和改进合成算法收敛速度显著快于对比算法。

关键词 D-S 理论;证据冲突;合成算法;pignistic 概率距离

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.02.018

中图分类号 TP 274 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)02-0091-07

A New Evidence Conflict Measurement Method Combined with Conflict Coefficient K and Pignistic Probability Distance

LI Changxi¹, ZHOU Yan¹, ZHANG Chen²

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China;
2. Institute of National Defense Information, Wuhan 430010, China)

Abstract: Aimed at the problem that conflict coefficient K fails to effectively measure the degree of conflict between evidences in classical evidence theory, a new evidence conflict representation method is proposed. The use of the new method is as follows: Through the introduction of pignistic distance, and taking the probability of conflict coefficient K as a point on the plane rectangular coordinate system, the distance from this point to the original point on coordinates is a measurement standard for degrees of conflict between evidences. On the basis of the new measurement method, an improved combination rule is given. This algorithm is utilized to take the new conflict coefficient as a correction factor to revise the combination result when there is in conflict with evidence, and to perform the composition of results by adopting the composition rules of D-S when there is in non-conflict with evidence. The simulation results show that the new measurement method and the improved combination rule are effective.

Key words: D-S theory; evidential conflict; combination rules; pignistic probability distance

收稿日期:2015-07-01

基金项目:国家自然科学基金(61401503)

作者简介:李昌玺(1986—),男,湖北监利人,博士生,主要从事目标识别、数据融合研究.E-mail:lichangxi528@163.com

引用格式: 李昌玺,周焰,张晨.结合冲突系数 K 与 pignistic 概率距离的冲突度量方法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(2):91-97. LI Changxi, ZHOU Yan, ZHANG Chen. A New Evidence Conflict Measurement Method Combined with Conflict Coefficient K and Pignistic Probability Distance[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(2): 91-97.

Dempster-Shafer(D-S)证据理论作为一种不确定推理方法,为信息不确定性表达与合成提供了有力的理论支撑。但是,在证据高度冲突的情况下,采用D-S证据理论融合后的结果往往产生与人的直觉相违背的结论^[1-4],这一缺陷也限制了D-S证据理论的进一步发展与完善。针对这个问题,目前,有学者提出采用证据间的距离作为衡量证据间冲突的标准^[5-10],但实际应用中,单一的证据距离也不能完全适应证据冲突的变化,基于此,研究者将经典证据冲突系数 K 与各证据距离有机组合^[11-14],以此度量证据间的冲突。

Liu 在文献^[15]指出,经典证据冲突系数 K 不能有效地度量证据间的冲突,并且论证了采用 pignistic 概率距离与经典证据冲突系数 K 结合度量证据冲突的合理性。Liu 同时论证了在构建关于 pignistic 概率距离与经典证据冲突系数 K 的二元数组中,不能用 Jousselme 距离代替 pignistic 概率距离,但是,Liu 只提出了理论,并没有给出度量冲突的定量指标。本文依据 Liu 提出的理论,综合考虑冲突系数 K 和 pignistic 概率距离,提出了一种新的证据度量方法,并针对新提出的方法提出了一种改进的 D-S 合成算法。

1 经典 D-S 理论基础

经典 D-S 证据理论^[16]首先定义了一个辨识框架 U ,在此基础上建立一个 mass 函数或基本概率赋值 (Basic Probability Assignment Function, BPA),其满足下列条件:

$$m(\emptyset) = 0, \sum_{A \in U} m(A) = 1 \tag{1}$$

BPA 表示对命题 A 的精确信任程度,是对 A 的支持程度的一种评价,其值越大,说明对命题 A 的支持度越大,反之,说明对命题 A 的支持度越小。

设 m_1, m_2 是辨识框架 U 上的 2 个 BPA, A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_r , 分别表示 2 个待识别焦点,则经典 D-S 证据合成规则如下:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0, \\ m(C) = \frac{1}{1-K} \sum_{\substack{i \in k, j \in r \\ A_i \cap B_j = C}} m_1(A_i) m_2(B_j), C \in U, C \neq \emptyset \end{cases} \tag{2}$$

式中: $K = \sum_{\substack{i \in k, j \in r \\ A_i \cap B_j = \emptyset}} m_1(A_i) m_2(B_j) < 1$, 表示冲突系数, K 值越大,说明证据间的冲突越大,当 $K = 1$ 时,证据完全冲突,此时合成规则不可用。

2 一种新的证据冲突度量方法

2.1 pignistic 概率距离定义

假设某一识别框架为 U , m 是 U 上的 BPA 分配,与 m 相关的 pignistic 函数 $BetP_m: U \rightarrow [0, 1]$ 为:

$$BetP_m(\omega) = \sum_{A \subseteq U, \omega \in A} \frac{1}{|A|} \frac{m(A)}{1 - m(\emptyset)}, \quad m(\emptyset) \neq 1 \tag{3}$$

将 $BetP_m$ 扩展到识别框架 U 的幂集 2^U 上,将 $BetP_m$ 定义为:

$$BetP_m(A) = \sum_{\omega \in A} BetP_m(\omega) \tag{4}$$

式中: $|A|$ 为子集 A 的势, \emptyset 为空集。从式(3)可见,当 $\emptyset = 0$ 时, $\frac{m(A)}{1 - m(\emptyset)}$ 简化为 $m(A)$ 。 m 到 $BetP_m$ 的变换称为 pignistic 转换 (Pignistic Transformation)。 $BetP_m$ 包含了集合 A 的 BPA 值的和。

根据 $BetP_m$ 函数,定义 2 个 BPA 函数间的 pignistic 概率距离 $difBetP$ 。

设 m_1, m_2 定义同前, $BetP_{m_1}, BetP_{m_2}$ 分别为 m_1, m_2 的 pignistic 转换函数,则 $difBetP$ 距离为:

$$difBetP_{m_1}^{m_2} = \max_{A \subseteq U} (|BetP_{m_1}(A) - BetP_{m_2}(A)|) \tag{5}$$

式(5)表明, $difBetP$ 距离越大,证据间的冲突越大; $difBetP$ 距离越小,证据间的冲突越小。

下面通过一个例子证明 $difBetP$ 距离与冲突系数 K 的合理性。

例 1 设某识别框架 $U = \{A, B, C, D, E\}$, 2 个证据的 BPA 为:

$$m_1(A) = 0.2, m_1(B) = 0.2, m_1(C) = 0.2, m_1(D) = 0.2, m_1(E) = 0.2;$$

$$m_2(A) = 0.2, m_2(B) = 0.2, m_2(C) = 0.2, m_2(D) = 0.2, m_2(E) = 0.2.$$

通过经典 D-S 理论计算冲突系数 $K = 0.8$, 表明证据间冲突很大,而实际上 2 个证据不存在任何冲突,与事实不符;通过式(5)计算 $difBetP_{m_1}^{m_2} = 0$, 表明证据间不存在冲突,与事实相符。这个例子说明冲突系数 K 作为度量证据间的冲突指标存在一定不足。

2.2 新的证据冲突度量方法

本文将冲突系数 K 和 pignistic 概率距离有机结合,提出了一种新的证据冲突度量方法。

设 $m_i, m_j (i, j = 1, 2, \dots, n)$ 是某辨识框架 U 上 2 个证据的 BPA:

- 1) 构建 m_i, m_j 的冲突系数矩阵 \mathbf{M}_K :

$$\mathbf{M}_K = \begin{bmatrix} 0 & K_{12} & \cdots & K_{1n} \\ K_{21} & 0 & \cdots & K_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{n1} & K_{n2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: K_{ij} 为证据间的冲突系数。

2) 构建 m_i, m_j 的 pignistic 概率距离矩阵 \mathbf{M}_B :

$$\mathbf{M}_B = \begin{bmatrix} 0 & \text{difBet}P_{m_1}^{m_2} & \cdots & \text{difBet}P_{m_1}^{m_n} \\ \text{difBet}P_{m_2}^{m_1} & 0 & \cdots & \text{difBet}P_{m_2}^{m_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{difBet}P_{m_n}^{m_1} & \text{difBet}P_{m_n}^{m_2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\text{difBet}P_{m_i}^{m_j}$ 为 pignistic 概率距离。

3) 以 $\mathbf{M}_K, \mathbf{M}_B$ 为基础, 构建关联矩阵 \mathbf{M}_{KB} :

$$\mathbf{M}_{KB} = \begin{bmatrix} 0 & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & 0 & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: p_{ij} 为一个二元数组, 且 $p_{ij} = (K_{ij}, \text{difBet}P_{m_i}^{m_j})$ 。

4) 构建冲突度量 d_{ij} : 将二元数组 $p_{ij} = (K_{ij}, \text{difBet}P_{m_i}^{m_j})$ 映射到直角坐标系中, 将其看成第 1 象限的 1 个点, 见图 1。

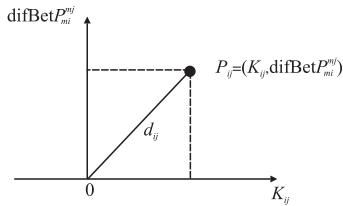


图 1 冲突度量 d_{ij} 构建图

Fig.1 Construction drawing of conflict measurement d_{ij}

定义其到原点的距离为证据间的冲突量, 即:

$$d_{ij} = \sqrt{K_{ij}^2 + (\text{difBet}P_{m_i}^{m_j})^2} \quad (9)$$

从式(9)中可以看出, 新的度量方法采用冲突系数 K_{ij} 和 $\text{difBet}P_{m_i}^{m_j}$ 共同表征证据间的冲突。只有当 K_{ij} 和 $\text{difBet}P_{m_i}^{m_j}$ 都很小时, 说明证据间的冲突很小; 当 K_{ij} 和 $\text{difBet}P_{m_i}^{m_j}$ 都很大时, 说明证据间冲突很大。

对 d_{ij} 进行归一化处理, 使其取值为 $[0, 1]$; 有:

$$d_{ij}^* = d_{ij} / \sqrt{2} \quad (10)$$

例 2 设某识别框架 $U = \{A, B, C, D, E\}$, 2 个证据的 BPA 为:

$$E_1: m_1(\{A, B\}) = 0.8, m_1(\{C\}) = 0.1, m_1(\{D\}) = 0.1;$$

$$m_2(\{A, B\}) = 0.1, m_2(\{C\}) = 0.1, m_2(\{D\}) = 0.8;$$

$$E_2: m_1(\{A\}) = 0.8, m_1(\{BCDE\}) = 0.2; m_2(\{U\}) = 1.$$

通过经典 D-S 理论计算冲突系数 K , 得 $K_{E_1} = 0.83, K_{E_2} = 0$; 通过公式(5)计算 $\text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_1) = 0.7, \text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_2) = 0.6$ 。从直观上看, E_1 的冲突应该比 E_2 大, 因为 E_1 中 2 个证据明显支持不同的集合, m_1 支持 $\{A, B\}$, 而 m_2 支持 $\{D\}$; 而 E_2 中 m_1 支持 $\{A\}$, m_2 不支持任何集合, 因此 $K_{E_1} > K_{E_2}$, $\text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_1) > \text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_2)$ 与事实相符。同时, E_2 中 $K_{E_2} = 0$, 说明证据间没有任何冲突, $\text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_2) = 0.6$, 表明证据间存在一定的是冲突, 两者矛盾。从识别的角度分析, $m_2(\{U\}) = 1$ 表示传感器不能识别任何目标, 而 m_1 支持 $\{A\}$, 说明 m_1 与 m_2 之间存在冲突, 因此, $K_{E_2} = 0$ 不合理。根据式(9)和式(10)有 $d_{E_1}^* = 0.7678, d_{E_2}^* = 0.4243, d_{E_1}^* > d_{E_2}^*$, 说明 E_1 的冲突比 E_2 大, 与事实相符; 而 $d_{E_2}^* = 0.4243$ 表明证据间存在一定的冲突, 也与事实相符, 同时, $K_{E_1} < d_{E_1}^* < \text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_1), K_{E_2} < d_{E_2}^* < \text{difBet}P_{m_1}^{m_2}(E_2)$, 说明新算法不仅能够有效度量证据间的冲突, 而且综合了冲突系数 K 和 pignistic 概率距离的特点。

3 一种新的证据冲突度量合成规则

基于以上提出的证据冲突度量方法, 本文提出了一种改进的 D-S 合成算法, 具体步骤如下:

设 $m_i, m_j (i, j = 1, 2, \dots, n)$ 是某识别框架 U 上 2 个证据的 BPA:

- 1) 根据式(6)构建冲突系数矩阵 \mathbf{M}_K ;
- 2) 根据式(7)构建 pignistic 概率距离矩阵 \mathbf{M}_B ;
- 3) 根据式(8)构建关联矩阵 \mathbf{M}_{KB} ;
- 4) 根据式(9~10)构建新的冲突度量矩阵 \mathbf{d}_{ij}^* :

$$\mathbf{d}_{ij}^* = \begin{bmatrix} 0 & d_{12}^* & \cdots & d_{1n}^* \\ d_{21}^* & 0 & \cdots & d_{2n}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1}^* & d_{n2}^* & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

5) 定义修正因子 $\kappa = 1 - \mathbf{d}_{ij}^*$, 其矩阵表示为:

$$\kappa_{ij} = \begin{bmatrix} 1 & \kappa_{12} & \cdots & \kappa_{1n} \\ \kappa_{21} & 1 & \cdots & \kappa_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \kappa_{n1} & \kappa_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

6) 假设 m_i, m_j 经典 D-S 理论合成后的结果为 m_{ij} , 则新的合成公式为:

$$\begin{cases} m'_{ij}(A) = \kappa_{ij} m_{ij}(A), & A \neq U \\ m'_{ij}(U) = 1 - \sum_{A \in 2^U, A \neq U} m'_{ij}(A) \end{cases} \quad (13)$$

式中: U 表示识别框架; A 表示识别框架中的焦元。

7)若新加入的证据与通过式(1~6)合成后的证据不产生冲突,则采用经典 D-S 合成算法继续合成;若新加入的证据与通过式(1~6)合成后的证据产生冲突,则重复过程式(1~6),直至不产生冲突为止。

例 3 设某识别框架 $U = \{A, B, C\}$, 3 个证据的 BPA 为:

$$E_1: m_1(A) = 0.99, m_1(B) = 0.01;$$

$$E_2: m_2(B) = 0.99, m_2(C) = 0.01;$$

$$E_3: m_3(A) = 0.9, m_3(B) = 0.1.$$

计算 E_1, E_2 的冲突系数 K 和 pignistic 概率距离: $K_{E_1, E_2} = 0.9999$, $difBetP_{E_1, E_2}^{E_1} = 0.98$, 得到 $d^*(E_1, E_2) = 0.995$; D-S 合成后结果为: $m_{E_1, E_2}(A) = 0, m_{E_1, E_2}(B) = 1, m_{E_1, E_2}(C) = 0$;

计算修正因子: $\kappa_1 = 1 - 0.995 = 0.005$, 修正后的结果为: $m'_E(A) = 0, m'_E(B) = 0.005, m'_E(C) = 0, m'_E(U) = 0.995$;

加入证据 E_3 , 计算修正后的证据 E, E_3 的冲突系数 $K_{E, E_3} = 0.0045$, D-S 合成后结果为: $m_{E, E_3}(A) = 0.8995, m_{E, E_3}(B) = 0.1005, m_{E, E_3}(C) = 0$;

加入证据 E_4 , 若 E_4 与 E, E_3 合成后的结果不冲突, 则采用经典 D-S 合成算法进行合成; 若 E_4 与 E, E_3 合成后的结果冲突, 则重复式(1~6)。

4 实例及仿真分析

4.1 证据度量方法分析

通过以下实例比较分析冲突系数 K 、pignistic 概率距离以及新算法在度量证据间冲突的不同。

例 4 设某一识别框架 $U = \{1, 2, \dots, 20\}$, 2 个证据的 BPA 如下: $m_2(\{1, 2, 3, 4, 5\}) = 1; m_1(\{2, 3, 4\}) = 0.05, m_1(\{7\}) = 0.05, m_1(\{U\}) = 0.1, m_1(A) = 0.8$ 。集合 A 按 $\{1\}, \{1, 2\}, \dots, \{1, \dots, 20\}$ 取 20 种不同情况, 分别用不同的方法度量证据间的冲突, 计算结果见表 1, 图形化表示见图 2。

从图 2 和表 1 中可以看出: 随着集合 A 的变化, K 始终为 0.15, 没有发生任何变化, 这与事实不符; $difBetP$ 距离和本文算法冲突量随着集合 A 的变化而变化, 当证据间的冲突变小时, $difBetP$ 距离和本文算法冲突量随之变小, 如 $A = \{1, 2, 3, 4\}$ 时的冲突量要比 $A = \{1, 2, 3\}$ 时的冲突量小, $A = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 时冲突量最小; 当证据间的冲突变大时, $difBetP$ 距离和本文算法冲突量随之变大, 如 $A = \{1, 2, \dots, 11\}$ 时的冲突量要比 $A = \{1, 2, \dots, 9\}$ 时的冲突量大, 这说明 $difBetP$ 距离和本文算法冲突量变化趋势相同, 都能有效度量证据间的冲突, 但是本

文算法冲突量介于冲突系数 K 和 $difBetP$ 距离之间, 说明本文算法综合了冲突系数 K 和 $difBetP$ 距离之间的特点。

表 1 不同度量方法产生的不同冲突度量值
Tab.1 Different conflict measure values under different measure methods

A	K	difBetP	本文算法
{1}	0.15	0.730 0	0.527 0
{1,2}	0.15	0.551 7	0.404 3
{1,2,3}	0.15	0.373 3	0.284 5
{1,2,...,4}	0.15	0.195 0	0.174 0
{1,2,...,5}	0.15	0.125 0	0.138 1
{1,2,...,6}	0.15	0.258 3	0.211 2
{1,2,...,7}	0.15	0.353 6	0.271 6
{1,2,...,8}	0.15	0.425 0	0.318 7
{1,2,...,9}	0.15	0.480 6	0.356 0
{1,2,...,10}	0.15	0.525 0	0.386 1
{1,2,...,11}	0.15	0.561 1	0.410 7
{1,2,...,12}	0.15	0.591 7	0.431 6
{1,2,...,13}	0.15	0.617 3	0.449 2
{1,2,...,14}	0.15	0.639 3	0.464 3
{1,2,...,15}	0.15	0.658 3	0.477 4
{1,2,...,16}	0.15	0.675 0	0.488 9
{1,2,...,17}	0.15	0.689 7	0.499 1
{1,2,...,18}	0.15	0.702 8	0.508 1
{1,2,...,19}	0.15	0.714 5	0.516 2
{1,2,...,20}	0.15	0.725 0	0.523 5

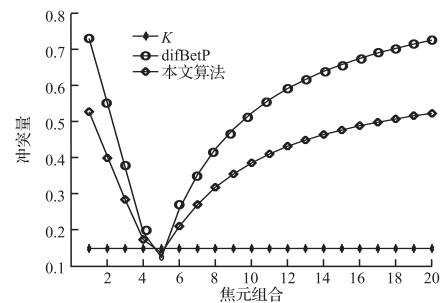


图 2 不同冲突度量方法比较

Fig.2 Comparison of different conflict measure methods

4.2 合成算法比较分析

例 5 假设有 5 部传感器, 分别是: 传感器 m_1 、传感器 m_2 、传感器 m_3 、传感器 m_4 、传感器 m_5 。辨识框架为: $U = \{A, B, C\}$ 。假设某时刻, 根据传感器传回来的信息, 得到表 2 证据:

表 2 传感器获得的目标身份 BPA

Tab.2 BPA obtained by five sensors

目标属性	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
A	0.50	0.00	0.55	0.55	0.50
B	0.20	0.90	0.10	0.10	0.10
C	0.30	0.10	0.35	0.35	0.35

将本文所提算法与 D-S 合成算法、Yager 组合

规则^[17]、Smets 组合规则^[18]、孙全组合规则^[19]、 Zhang's 中心组合规则^[20]、Murphy 组合规则^[21] 进行比较,结果见表 3,图形化见图 3。

表 3 7 种算法合成结果比较
Tab.3 Results of 7 different kinds of combination method

合成方法	m_1, m_2	$m_1 \sim m_3$	$m_1 \sim m_4$	$m_1 \sim m_5$
D-S 组合规则	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$
	$m(B)=0.857\ 1$	$m(B)=0.631\ 6$	$m(B)=0.671\ 2$	$m(B)=0.246\ 2$
	$m(C)=0.142\ 9$	$m(C)=0.368\ 4$	$m(C)=0.102\ 9$	$m(C)=0.753\ 8$
Yager 组合规则	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$
	$m(B)=0.180\ 0$	$m(B)=0.018$	$m(B)=0.001\ 8$	$m(B)=0.000\ 4$
	$m(C)=0.030\ 0$	$m(C)=0.105\ 0$	$m(C)=0.003\ 7$	$m(C)=0.001\ 1$
Smets 组合规则	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$
	$m(B)=0.180\ 0$	$m(B)=0.018$	$m(B)=0.001\ 8$	$m(B)=0.000\ 4$
	$m(C)=0.030\ 0$	$m(C)=0.105\ 0$	$m(C)=0.003\ 7$	$m(C)=0.001\ 1$
孙全组合规则	$m(A)=0.089\ 6$	$m(A)=0.159\ 8$	$m(A)=0.194\ 1$	$m(A)=0.210\ 0$
	$m(B)=0.377\ 2$	$m(B)=0.183\ 0$	$m(B)=0.159\ 5$	$m(B)=0.150\ 4$
	$m(C)=0.101\ 7$	$m(C)=0.115\ 3$	$m(C)=0.137\ 2$	$m(C)=0.141\ 1$
Zhang's 中心组合规则	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$
	$m(B)=0.857\ 1$	$m(B)=0.631\ 6$	$m(B)=0.671\ 2$	$m(B)=0.246\ 2$
	$m(C)=0.098\ 8$	$m(C)=0.368\ 4$	$m(C)=0.102\ 9$	$m(C)=0.753\ 8$
Murphy 组合规则	$m(A)=0.154\ 3$	$m(A)=0.350\ 0$	$m(A)=0.602\ 7$	$m(A)=0.758\ 9$
	$m(B)=0.746\ 9$	$m(B)=0.522\ 5$	$m(B)=0.262\ 7$	$m(B)=0.141\ 1$
	$m(C)=0.102\ 9$	$m(C)=0.127\ 5$	$m(C)=0.134\ 6$	$m(C)=0.010\ 0$
本文算法	$m(A)=0$	$m(A)=0.525\ 8$	$m(A)=0.681\ 6$	$m(A)=0.782\ 6$
	$m(B)=0.217\ 4$	$m(B)=0.123\ 4$	$m(B)=0.029\ 1$	$m(B)=0.006\ 1$
	$m(C)=0.036\ 2$	$m(C)=0.350\ 8$	$m(C)=0.289\ 3$	$m(C)=0.211\ 3$
	$m(U)=0.746\ 4$			

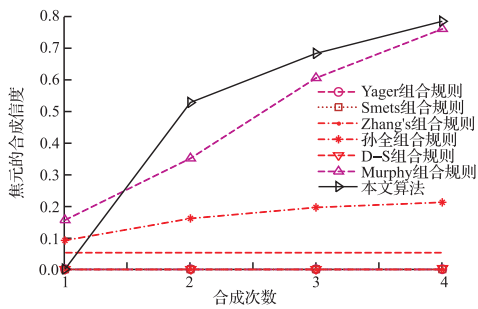


图 3 不同合成算法的合成结果

Fig.3 Combination results of different combination rules

从表 3 和图 3 中可以看出,由于 m_2 对目标 A 的支持度为 0,因此不管增加多少支持 A 的证据,经 D-S 组合规则合成后, $m(A)$ 始终为 0,因此,D-S 合成规则不能有效合成冲突证据。Yager 组合规则把支持证据冲突的 BPA 全部赋予了不确定项 U ,但其合成结果 $m(A)$ 始终为 0,同时,合成结果过于保守,针对不确定性命题,仍无法作出最终的决策。Smets 组合规则与 Yager 组合规则类似,只是将分

配到不确定项 U 的 BPA 改为分配到空集 \emptyset 。孙全组合规则将部分冲突证据的 BPA 全部赋予了不确定项 U ,解决了 Yager 组合规则过于保守的问题,合成结果也符合直觉观察,但收敛性比较慢,需要大量支持同一证据的证据体合成才能识别目标;另外,孙全组合规则用证据可信度 ϵ 判断冲突证据的部分可用性,但 ϵ 对证据变化的敏感度偏低,即使 4 条证据中有 3 条证据高度支持目标为 A ,仍然将 50% 分配给 $m(U)$ (表示不确定),说明证据过少,合成结果不能有效识别目标。当非焦元基模糊时,Zhang's 中心组合规则退化成 D-S 组合规则,所以这 2 种组合规则有同样的问题。随着数据的增多,Murphy 组合规则能正确的识别目标,但由于 Murphy 组合规则没有考虑证据间的相关性,在系统收集到 4 条证据时,Murphy 组合规则才识别出目标的身份,造成这种情况的原因一方面是由于传感器本身不可靠、干扰、环境恶劣等因素,导致 m_2 与实际情况有较大的偏差,另一方面,Murphy 组合规则

仅仅通过算术平均的方法修正数据源,将干扰证据和其它证据同等对待,放大了干扰项的作用,在某些情况下(如例中 $m_2(B) = 0.9$,也就是 m_2 强烈支持目标为 B),需要更多的证据才能有效“抵消”收集的“坏证据”。

本文首先提出了一种新的证据冲突度量方法,并以此定义修正因子 κ 。当证据间的冲突比较大时,首先采用 D-S 合成规则进行合成,然后将合成结果与修正因子 κ 相乘,此时将冲突证据的 BPA 转移给不确定项(如表 3 中的 m_1 、 m_2 合成结果),得到修正后的合成结果。当证据 m_3 加入时,将 m_3 和修正后的合成结果再采用 D-S 合成规则合成,所得合成结果若与新增证据 m_4 冲突,则计算合成结果与新增证据 m_4 的修正因子 κ ,重复上述过程;所得合成结果若与新增证据 m_4 不冲突,则直接采用 D-S 合成规则合成。从上述过程可以看出,修正因子 κ 实际上是对 D-S 合成结果根据冲突程度大小进行的合理折扣,冲突程度越大,修正因子 κ 越小,对 D-S 合成结果的折扣程度就大,对合成结果造成的影响就越小;若冲突程度越小,则说明证据一致性较强,不需要计算修正因子 κ ,直接采用 D-S 合成规则进行合成。因此,对冲突证据而言,修正因子 κ 实际上是对冲突证据的折扣,从而有效降低“坏证据”对合成结果的影响。

同时,相比前几种算法,本文算法收敛速度更快。从表 3 和图 3 中可见,在“坏证据” m_2 的错误影响之后,加入证据 m_3 时,本文算法对 A 的支持度达到了 0.525 8,明显高于孙全组合规则的 0.159 8 和 Murphy 组合规则的 0.35,基本可以识别出目标,而且随着有效证据的增加,对 A 的支持度也越来越高。

5 结语

证据冲突度量问题研究是当前证据理论研究的热点,也是难点,目前还没有一个统一的度量方法。传统的证据度量方法采用冲突系数 K 来表征证据间的冲突,但事实证明,冲突系数 K 不能完整地度量证据间的冲突。基于此,本文通过引入 pignistic 概率距离,将冲突系数 K 和 pignistic 概率距离有机结合起来,提出了一种新的证据度量方法,并针对新方法提出了一种新的证据合成算法,实例及仿真验证了本文算法的可行性。

参考文献(References):

- [1] 王亮,吕为民,藤克难,等.基于分类修正的多证据合成方法[J].控制与决策,2015,30(1):125-130.
- WANG Liang, LÜV Weimin, TENG Kenan, et al. Combination Method of Multi-Evidence Based on Classification Correction [J]. Control and Decision, 2015, 30(1):125-130. (in Chinese)
- [2] 汪永伟,刘育楠,杨英杰,等.D-S 证据理论中冲突处理的新方法[J].计算机工程与设计,2013,34(12):4316-4320.
- WANG Yongwei, LIU Yunan, YANG Yingjie, et al. New Approach for Conflict Process in D-S Evidence Theory [J]. Computer Engineering and Design, 2013, 34(12):4316-4320. (in Chinese)
- [3] TAZID Ali, PALASH Dutta, HRISHIKESH Boruah. A New Combination Rule for Conflict Problem of Dempster-Shafer Evidence Theory [J]. International Journal of Energy, Information and Communications, 2012, 3(1):35-40.
- [4] 蒋黎明,何加浪,张宏. D-S 证据理论中一种新的冲突证据融合方法[J].计算机科学,2011,38(4):236-238.
- JIANG Liming, HE Jialang, ZHANG Hong. New Fusion Approach for Conflicting Evidence in D-S theory of Evidence [J]. Computer Science, 2011, 38(4): 236-238. (in Chinese)
- [5] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A New Distance Between two Bodies of Evidence [J]. Information Fusion, 2001(2): 91-101.
- [6] HAN Deqiang, DEZERT Jean, YANG Yi. New Distance Measures of Evidence Based on Belief Intervals [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014, 8764 (1): 432-441.
- [7] 陈圣群,王应明.证据的分组合成法[J].控制与决策,2013,28(4):574-579.
- CHEN Shengming, WANG Yingming. Grouping Method for Combining Evidence [J]. Control and Decision, 2013, 28(4):574-579. (in Chinese)
- [8] 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 Changhua, SI Xiaosheng, ZHOU Zhijie, et al. An Improved D-S Algorithm Under the new Measure Criteria of Evidence Conflict [J]. ACTA Electronica Sinica, 2009, 37(7):1578-1583. (in Chinese)
- [9] 陈圣群,王应明.基于 Pignistic 概率距离的最优证据合成法[J].信息与控制,2013,42(2):213-218.
- CHEN Shengming, WANG Yingming. Optimal Combination of Evidence Based on Pignistic Probability Distance [J]. Information and Control, 2013, 42 (2):213-218. (in Chinese)
- [10] 鲁睿,徐启建,张杰,等.一种基于马氏距离的冲突证

- 据组合方法[J].通信技术,2015,48(3):278-282.
- LU Rui, XU Qijian, ZHANG Jie, et al. Combination Method of Conflicting Evidence Based on Mahalanobis Distance [J]. Communications Technology, 2015, 48(3):278-282. (in Chinese)
- [11] 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 Wen, PENG Jinye, DENG Yong. New Representation Method of Evidential Conflict [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(3):562-565. (in Chinese)
- [12] 黄建招,谢建,李良,等.基于冲突系数和 pignistic 概率距离的改进证据组合方法[J].传感器与微系统,2013,32(9):21-24.
- HUANG Jianzhao, XIE Jian, LI Liang, et al. Improved Combination Method of Evidence Based on Conflict Coefficient and Pignistic Probability Distance [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(9):21-24. (in Chinese)
- [13] 王栋,李齐,蒋雯,等.基于 pignistic 概率距离的冲突证据合成方法[J].红外与激光工程,2009,38(1):149-154.
- WANG Dong, LI Qi, JIANG Wen, et al. New Method to Combine Conflict Evidence Based on Pignistic Probability Distance [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(1):149-154. (in Chinese)
- [14] 肖建于,童敏明,朱昌杰,等.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):636-641.
- XIAO Jianyu, TONG Minming, ZHU Changjie, et al. Improved Combination rule of Evidence Based on Pignistic Probability Distance [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(4):636-641. (in Chinese)
- [15] LIU W. Analyzing the degree of Conflict Among Belief Functions [J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11):909-924.
- [16] DEMPSTER A. Upper and Lower Probabilities Induced by Multivalued Mapping [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38:325-339.
- [17] YAGER R. On the Dempster Shafer Framework and new Combination Rules [J]. Information Sciences, 1987, 41(2):93-137.
- [18] SMET P. The Combination of Evidence in the Transfer Belief Model [J]. IEEE Tran. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5):447-458.
- [19] 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 Quan, YE Xiuqing, GU Weikang. A New Combination Rules of Evidence Theory [J]. ACTA Electronica Sinica, 2000, 28(8):117-119. (in Chinese)
- [20] ZHANG Lianwen. Representation, Independence, and Combination of Evidence in the Dempster-Shafer theory[C]//Yager R R, Kacprzyk J, Fedrizzi M (Eds.). Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence. New York: Wiley, 1994, 51-69.
- [21] MURPHY C. Combining Belief Functions when Evidence Conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000, 29(7):1-9.

(编辑:徐敏)