

## 一种基于投影多属性决策的证据推理方法

胡丽芳<sup>1,2</sup>, 初军田<sup>1</sup>, 李强<sup>1</sup>

(1. 63928 部队, 北京 100101; 2. 91635 部队, 北京 102249)

**摘要:** Dempster 证据组合规则无法有效处理高冲突证据组合问题, 往往引发反直观结果. 针对这一问题, 提出一种新的证据推理方法. 该方法通过建立一个目标规划模型来获得各信源最优的属性权重向量, 进而基于投影法对各个目标方案在区间型理想点上的投影进行排序. 实验结果表明, 所提出的方法能够有效应对高冲突证据组合问题.

**关键词:** 多属性决策; 三角模糊数; 区间灰数; 灰色关联系数

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## An evidence reasoning approach based on projection multi-attribute decision making

HU Li-fang<sup>1,2</sup>, CHU Jun-tian<sup>1</sup>, LI Qiang<sup>1</sup>

(1. Unit 63928 of PLA, Beijing 100101, China; 2. Unit 91635 of PLA, Beijing 102249, China. Correspondent: HU Li-fang, E-mail: hlf1983622@163.com)

**Abstract:** The Dempster's rule of combination cannot efficiently handle highly conflicting evidence combination, because it can arouse counter-intuitive behaviors. Therefore, a novel evidence combination approach is proposed. Firstly, an objective programming model for determining the ideal attribute weights is proposed by considering in local. Then, the alternative is ranked by utilizing the projection on the interval ideal point. Finally, illustrative examples show that the proposed method can effectively handle conflicting evidence combination.

**Keywords:** multi-attribute decision making; triangular fuzzy number; interval grey number; grey incidence coefficient

### 0 引言

Dempster-Shafer 证据理论(DST)<sup>[1-2]</sup>善于处理不确定性、非精确性信息, 在信息融合、模式识别等领域发挥了巨大的作用<sup>[3]</sup>. Dempster 定义的组合规则是融合和更新证据信息的有效方法. 然而, 当证据源高度冲突时, Dempster 组合规则会得出有悖于常理的结论. D-S 证据理论融合的是单值的基本概率赋值(BPA).

在实际应用中, 由于各信源测量误差、外界环境干扰和信息不完整等情况, 使得从不同信源获取目标的单值之间易产生冲突<sup>[4]</sup>. 目前, 基于单值 BPA 冲突处理的研究已相对成熟. 其中, 一类方法是修改证据的方法, 认为模型本身有问题. 常用的方法是利用证据之间的关联性调整证据的权重, 然后修改证据, 再对新证据使用 Dempster 组合规则. 另一类方法认为 Dempster 组合规则有缺陷, 可通过修改组合规则来解

决证据间的冲突问题. 此外, 单值 BPA 并不能有效度量不确定信息或模糊信息, 在进行组合规则时甚至会丢失重要信息. 文献 [5-6] 为了全面地度量不确定性信息, 提出了区间型 BPA (IBPA), 即区间证据的概念, 更符合人的正常推理思维.

针对单值 BPA 的优势和缺陷, 在区间证据和多属性决策方法<sup>[7-8]</sup>的基础上, 本文提出一种解决冲突性证据融合的新方法. 首先构建区间数多属性决策模型, 将单值 BPA 转化为区间证据, 基于投影法<sup>[8]</sup>提出一种非线性规划模型以求得信源的最优权重向量, 以减少信源权重的主观性和目标排序方案的综合属性值的不确定性; 通过每个目标方案在区间型理想点上的投影对目标方案进行排序, 计算较为简洁. 该方法通过对高冲突证据进行处理来减小错误传感器的权重, 最终可降低决策中的不确定性, 这比直接融合能够产生更为合理且可靠的结果.

收稿日期: 2013-08-02; 修回日期: 2014-08-29.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61032001); 国家自然科学基金项目(60572161); 全国优秀博士论文作者专项资金项目(200443).

作者简介: 胡丽芳(1983-), 女, 博士后, 从事智能计算、模式识别的研究; 初军田(1961-), 男, 研究员, 博士生导师, 从事系统工程等研究.

## 1 基于区间数多属性决策的证据推理方法

### 1.1 区间数多属性决策模型描述

设  $U$  为一识别框架,  $m(A)$  为  $A$  的基本概率赋值,  $[\text{BEL}(A), \text{PL}(A)]$  称为焦点  $A$  的信任度区间.

$U$  的广义幂集  $G^U$  构成命题集合  $G^U$ . 当  $U$  中元素的个数为  $n$  时, 命题集合所代表的空间大小为  $|G^n|$ .

下列符号用来表示一个具有区间数的多属性决策问题的集和量:

$O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ :  $n$  个目标方案的集合.

$E = \{e_1, e_2, \dots, e_h\}$ :  $h$  个信源的集合. 假设这些信源是加性独立的.

$A = [a_{ij}]_{h \times n}$ : 信任度区间数决策矩阵. 其中:  $a_{ij} = [\text{BEL}_{ij}, \text{PL}_{ij}]$  表示目标方案  $o_j$  对应于信息源  $e_i$  的一个结果, 而

$$A = [a_{ij}]_{h \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{h1} & a_{h2} & \cdots & a_{hn} \end{bmatrix}.$$

决策者的目标就是根据决策信息, 在集合  $O$  中对目标方案进行排优, 选择  $N (< n)$  个最满意的目标方案或一个最好的目标方案  $o^*$ .

### 1.2 加权信任度区间数决策矩阵的构造

在进行区间数多属性决策时, 主要面临如何将信任度区间数决策矩阵  $A = [a_{ij}]_{h \times n}$  规范化为  $M = [m_{ij}]_{h \times n}$ , 以及如何对目标进行排序的问题.

**定义 1** 设  $A = [a_{ij}]_{h \times n}$  为信任度区间数决策矩阵, 其中  $a_{ij} = [a_{ij}^L, a_{ij}^U]$ , 且  $a_{ij}^L, a_{ij}^U \in [0, 1]$ , 则效益型属性和成本型属性下规范化信任度区间数决策矩阵  $M = [m_{ij}]_{h \times n}$  分别为

$$\begin{cases} m_{ij}^L = a_{ij}^L / \sqrt{\sum_{i=1}^h (a_{ij}^U)^2}, \\ m_{ij}^U = a_{ij}^U / \sqrt{\sum_{i=1}^h (a_{ij}^L)^2}; \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} m_{ij}^L = (1/a_{ij}^U) / \sqrt{\sum_{i=1}^n (1/a_{ij}^L)^2}, \\ m_{ij}^U = (1/a_{ij}^L) / \sqrt{\sum_{i=1}^n (1/a_{ij}^U)^2}. \end{cases} \quad (2)$$

其中  $m_{ij} = [m_{ij}^L, m_{ij}^U]$ , 且  $m_{ij}^L, m_{ij}^U \in [0, 1]$ .

在实际决策过程中, 受决策者的知识结构和专业水平等因素影响, 决策者可能无法提供对目标方案的准确信息, 而且可能表现出对某目标方案的偏好程度, 因此, 需要对多个决策者的决策结果进行综合考虑.

**定义 2** 设  $X = (x_{ij})_{h \times n}$  为加权信任度区间数决策矩阵. 其中:  $x_{ij} = [x_{ij}^L, x_{ij}^U]$ , 且  $x_{ij} = \omega_i m_{ij}$ ,  $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_h]$  为信源的权重.

当有  $L$  个决策者参与目标决策时, 会因经验差别而对目标方案的偏好存在差异. 决策者对目标方案的偏好程度与目标方案中属性的权重有关, 记作

$$q_j = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^h m_{ij} \omega_i. \quad (3)$$

### 1.3 属性权重的获取模型

一般地, 若所有目标方案在信源  $e_i$  下的属性值差异越小, 则说明该信源权重对目标方案决策的作用越小; 反之, 如果信源  $e_i$  能使所有目标方案的属性值有较大的离差, 则说明该信源对目标决策将起重要作用. 因此, 从对目标方案进行排序或择优的角度看, 信源值离差越大, 应赋予越大的权重; 离差越小则应赋予越小的权重.

**定义 3** 设  $M = [m_{ij}]_{h \times n}$  为规范化信任度区间数决策矩阵, 令矩阵中任意两个区间数的范数

$$\|m_{ij} - m_{kj}\| = \sqrt{((m_{ij}^L - m_{kj}^L)^2 + (m_{ij}^U - m_{kj}^U)^2)/2},$$

称  $d(m_{ij} - m_{kj}) = \|m_{ij} - m_{kj}\|$  为规范化信任度区间数决策矩阵中元素  $m_{ij}$  与  $m_{kj}$  之间的接近度.

**定义 4** 设  $M = [m_{ij}]_{h \times n}$  为规范化信任度区间数决策矩阵, 各信源理想值为  $m_j^+ = [m_j^{+L}, m_j^{+U}]$ , 且  $m_{ij} = [m_{ij}^L, m_{ij}^U]$ . 其中

$$m_j^{+L} = \max\{m_{ij}^L / i = 1, 2, \dots, h\}, j = 1, 2, \dots, n; \quad (4)$$

$$m_j^{+U} = \max\{m_{ij}^U / i = 1, 2, \dots, h\}, j = 1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

对于信源  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_h\}$ , 各目标评价值与目标方案理想值之间的偏差为

$$D_j(\omega) = \sum_{i=1}^h d(m_j^+, m_{ij}) \omega_i^2. \quad (6)$$

权重向量的选取应使所有目标的评价值与理想目标值之间的总偏差最小, 即应满足下列约束最优化问题 (P1):

$$\begin{cases} \min F_1(\omega) = \sum_{j=1}^n D_j(\omega) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^h d(m_j^+, m_{ij}) \omega_i^2; \\ \text{s.t. } \omega_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, h, \sum_{i=1}^h \omega_i = 1. \end{cases} \quad (7)$$

另外, 由于决策者的主观偏好与客观偏好之间往往存在一定的差距, 为使决策具有合理性, 属性权重  $\omega$  的选取应使决策的客观偏好 (属性值) 与主观偏好

值的总偏差越小越好,即应满足下列约束最优化问题(P2):

$$\begin{cases} \min F_2(\omega) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^h d(m_{ij}, q_j) \omega_i^2; \\ \text{s.t. } \omega_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, h, \sum_{i=1}^h \omega_i = 1. \end{cases} \quad (8)$$

综合规划模型P1和模型P2,构造如下双目标决策问题(P3):

$$\begin{cases} \min F_3 = [F_1, F_2]; \\ \text{s.t. } \omega_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, h, \sum_{i=1}^h \omega_i = 1. \end{cases} \quad (9)$$

结合式(7)和(8),得到

$$\begin{aligned} \min F(\omega) = & \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^h d(m_j^+, m_{ij}) \omega_i^2 + \\ & \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^h d(m_{ij}, q_j) \omega_i^2 = \\ & \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^h (d(m_j^+, m_{ij}) + d(m_{ij}, q_j)) \omega_i^2; \\ \text{s.t. } \omega_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, h, \sum_{i=1}^h \omega_i = 1. \end{aligned} \quad (10)$$

模型P3确定目标权重的方法可同时反映出基于理想属性值方法(客观赋权法)和决策者对目标有偏好赋权法(主观赋权法),即能同时反映主观信息和客观信息.

## 2 基于投影技术的决策

**定义5** 设  $B = [b_1, b_2, \dots, b_n]'$  和  $C = [c_1, c_2, \dots, c_n]'$ , 定义<sup>[8]</sup>

$$\text{Pr}_C^B = \frac{\sum_{j=1}^n b_j c_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n b_j^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n c_j^2}} = \frac{\sum_{j=1}^n b_j c_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n c_j^2}} \quad (11)$$

为  $B$  在  $C$  上的投影. 一般地,  $\text{Pr}_C^B$  值越大, 表明  $B$  与  $C$  之间越接近.

令

$$\text{Pr}_{\mathbf{x}^+}^{\mathbf{x}_j} = \frac{\sum_{j=1}^n (x_{ij}^L x_j^{+L} + x_{ij}^U x_j^{+U})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n [(x_j^{+L})^2 + (x_j^{+U})^2]}} \quad (12)$$

其中:  $\mathbf{x}_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{hj}]'$ ,  $\mathbf{x}^+ = [x_1^+, x_2^+, \dots, x_n^+]'$ ,  $x_j^+ = [x_j^{+L}, x_j^{+U}] = [\max_i x_{ij}^L, \max_i x_{ij}^U]$  为区间型理想点.  $\text{Pr}_{\mathbf{x}^+}^{\mathbf{x}_j}$  即为第  $j$  个目标  $o_j$  与理想识别目标的匹配率, 它的值越大, 表明目标  $o_j$  与理想识别目标  $o^*$

越匹配, 即第  $j$  个目标  $o_j$  被识别为最终目标的可能性越大.

## 3 基于投影多属性决策的证据推理方法的步骤

基于投影多属性决策的证据推理方法的具体步骤如下.

**Step 1:** 对一基于多属性决策的证据推理问题, 选择涉及的相关信源, 构建识别框架  $U$ , 证据集  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_h\}$ , 证据集相应的基本概率赋值  $m_1, \dots, m_h$ .

**Step 2:** 对信源进行冲突系数判断, 具体方法见文献[9-10].

首先, 计算单条证据的冲突度量值  $\text{conf}(l, E)$ , 即

$$\begin{aligned} \text{conf}(l, E) &= \frac{1}{h-1} \sum_{l=1, l \neq k}^h d_{\text{conflict}}(m_l, m_k); \\ d_{\text{conflict}}(m_l, m_k) &= \sqrt{\frac{1}{2} (\mathbf{m}_l - \mathbf{m}_k) \underline{\underline{D}} (\mathbf{m}_l - \mathbf{m}_k)^T}, \\ & \quad l \neq k, l, k = 1, 2, \dots, h; \\ \underline{\underline{D}}(X, Y) &= \begin{cases} \frac{|X_i \cap Y_j|}{|X_i \cup Y_j|}, X_i, Y_j \subset 2^U; \\ \frac{C(X_i \cap Y_j)}{C(X_i \cup Y_j)}, X_i, Y_j \subset D^U. \end{cases} \end{aligned}$$

然后, 计算多条证据的冲突度量  $d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_h)$ , 即

$$d_{\text{conflict}}(m_1, \dots, m_h) = \sum_{l=1}^h \frac{\sup_l}{\sum_{l=1}^h \sup_l} \cdot \text{conf}(l, E),$$

$$\sup_l = \sum_{l=1, l \neq k}^h (1 - d_{\text{conflict}}(m_l, m_k)) \cdot \text{rel}_l,$$

其中  $\text{rel}_l$  是第  $l$  条证据的可信度.

最后, 计算  $m_1, \dots, m_h$  证据之间的不一致性冲突系数  $P$ , 即

$$\begin{aligned} P(m_1, \dots, m_h) &= \\ 1 - \sum \frac{|X_i \cap Y_j \cap \dots \cap Z_l|}{|X_i \cup Y_j \cup \dots \cup Z_l|} m_1(X_i) m_2(Y_j) \dots m_h(Z_l). \end{aligned}$$

**Step 3:** 对信源进行BPA生成, 构成规范化信任度区间数决策矩阵  $M = [m_{ij}]_{h \times n}$ .

**Step 4:** 利用式(10)确定属性权重向量  $\omega$ , 构造加权信任度区间数决策矩阵  $X = (x_{ij})_{h \times n}$ .

**Step 5:** 利用式(12)确定目标  $o_j$  区间型理想点上的投影  $\text{Pr}_{\mathbf{x}^+}^{\mathbf{x}_j}$ , 并对目标方案进行排序和择优.

## 4 计算机仿真分析

在前面理论分析的基础上给出数值算例, 通过对比DST、对证据进行折扣计算的折扣度规则<sup>[11]</sup>、基于乘法策略的最大最小贴近度方法(文献[11]中显示其性能最好, 简称最大最小方法)和本文方法, 来说明本

文方法用于解决传感器受干扰的冲突证据融合问题的优越性.

在 Matlab 环境下, 通过下面两个典型例子来说明本文方法的合理性.

### 例 1 证据完全可靠.

在 Shafer 模型中, 有如下 5 条证据:

$$\begin{aligned} m_1 : m_1(A) &= 0.445, m_1(B) = 0.255, \\ m_1(C) &= 0.2, m_1(U) = 0.1; \\ m_2 : m_2(A) &= 0, m_2(B) = 0.99, \\ m_2(C) &= 0.01, m_2(U) = 0; \\ m_3 : m_3(A) &= 0.545, m_3(B) = 0.155, \\ m_3(C) &= 0.2, m_3(U) = 0.1; \\ m_4 : m_4(A) &= 0.55, m_4(B) = 0.1, \\ m_4(C) &= 0.15, m_4(U) = 0.2; \\ m_5 : m_5(A) &= 0.55, m_5(B) = 0.1, \\ m_5(C) &= 0.15, m_5(U) = 0.2. \end{aligned}$$

表 1 已有方法的融合结果(例1)

| 组和方法   | $m(A)$ | $m(B)$ | $m(C)$ | $m(A \cup B)$ | $m(A \cup C)$ | $m(B \cup C)$ | $m(U)$ |
|--------|--------|--------|--------|---------------|---------------|---------------|--------|
| DST    | 0      | 0.9865 | 0.0135 | 0             | 0             | 0             | 0      |
| DSmT   | 0.4875 | 0.1048 | 0.0693 | 0.0148        | 0.0002        | 0.0041        | 0.3194 |
| 最大最小方法 | 0.9522 | 0.0211 | 0.0263 | 0             | 0             | 0             | 0.0004 |

运用本文方法, 由于该方法的思路是降低“错误”传感器的权重, 从而得到最优权重分配. 从表 2 可以看出, 第 2 个传感器的权重明显得到了降低. 表 3 给出了本文方法的融合结果, 有  $A \succ B \succ C$ , 表明目标  $A$  是最有可能发生的, 其次是  $B$ , 最后是  $C$ . 尽管最大最小方法的收敛程度最大, 但是它认为 3 个目标发生的排序是  $A \succ C \succ B$ , 显然是不合理的. 虽然 DSmT 也能得到  $A \succ B \succ C$  的排序结果, 但是 DSmT 在处理混合模型时其融合结果与融合次序有关; 而本文方法不需要考虑证据的融合次序.

表 2 传感器的权重分配(例 1)

| $\omega(m_1)$ | $\omega(m_2)$ | $\omega(m_3)$ | $\omega(m_4)$ | $\omega(m_5)$ |
|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| 0.2336        | 0.0787        | 0.2252        | 0.2312        | 0.2312        |

表 3 目标方案的排序(例 1)

| $\Pr_{\omega+}^A$ | $\Pr_{\omega+}^B$ | $\Pr_{\omega+}^C$ |
|-------------------|-------------------|-------------------|
| 0.6823            | 0.1887            | 0.1290            |

可见, 在证据完全可靠的情况下, 本文方法的融合效果较好, 分析其原因是该方法给出的判决规则较为精确. 因此在进行证据推理时, 既考虑证据源本身的可信度又考虑证据源之间的关联性, 能很好地避

其中:  $m(A)$ 、 $m(B)$  和  $m(C)$  分别表示识别目标  $A$ 、 $B$  和  $C$  的基本概率赋值, 每条证据的可信度  $\text{rel}_i = 1, i = 1, 2, 3$ .

除了  $m_2$ , 其余 4 条证据对目标  $A$  支持的程度最高, 但由于传感器受干扰等因素导致证据  $m_2$  不准确. 因此, 按正常推理 5 条证据融合后目标  $A$  发生的概率应该最大.

首先计算冲突表示模型, 得到:  $d_{\text{conflict}} = 0.2834$ ,  $P = 0.9962$ ,  $\text{conf}(1, R) = 0.2524$ ,  $\text{conf}(2, R) = 0.7110$ ,  $\text{conf}(3, R) = 0.2381$ ,  $\text{conf}(4, R) = 0.2401$ ,  $\text{conf}(5, R) = 0.2401$ . 尽管  $d_{\text{conflict}}$  不是很大, 但第 2 个传感器的冲突距离度量值很大, 则证据间应存在一定的冲突, 且判定第 2 个传感器出错. 表 1 给出了几种已有方法的融合结果. 从表 1 中可以看出, D-S 组合规则失效,  $m(A)$  始终为 0, 即只要其中有一条证据完全不支持目标  $m(A)$ , 则不管以后收集多少条证据, 系统都丢失目标  $A$ . 除了 DST, DSmT 和最大最小方法都能够正确识别出目标  $A$ .

免“错误”传感器对最终融合结果带来的干扰, 使融合具有实际意义.

### 例 2 证据源不完全可靠.

在 Shafer 模型中, 多传感器系统提供了如下 5 条证据:

$$\begin{aligned} m_1 : m_1(A) &= 0.003, m_1(B) = 0.97, \\ m_1(C) &= 0.027, \text{rel}_1 = 0.76; \\ m_2 : m_2(A) &= 0.82, m_2(B) = 0.08, \\ m_2(C) &= 0.10, \text{rel}_2 = 0.86; \\ m_3 : m_3(A) &= 0.80, m_3(B) = 0.04, \\ m_3(C) &= 0.16, \text{rel}_3 = 0.84; \\ m_4 : m_4(A) &= 0.001, m_4(B) = 0.009, \\ m_4(C) &= 0.99, \text{rel}_4 = 0.91; \\ m_5 : m_5(A) &= 0.79, m_5(B) = 0.06, \\ m_5(C) &= 0.15, \text{rel}_5 = 0.93. \end{aligned}$$

其中  $m(A)$ 、 $m(B)$  和  $m(C)$  分别表示识别目标  $m(A)$ 、 $m(B)$  和  $m(C)$  的基本概率赋值.

除了  $m_1$  和  $m_4$ , 其余 3 条证据对目标  $A$  支持的程度最高, 但由于传感器受干扰等因素导致证据  $m_1$  和

$m_4$  不准确. 因此, 按正常推理 5 条证据融合后目标  $A$  发生的概率应该最大.

首先计算冲突表示模型, 得到:  $d_{\text{conflict}} = 0.4979$ ,  $P = 0.9999$ ,  $\text{conf}(1, R) = 0.8860$ ,  $\text{conf}(2, R) = 0.4523$ ,  $\text{conf}(3, R) = 0.4391$ ,  $\text{conf}(4, R) = 0.8623$ ,  $\text{conf}(5, R) = 0.4329$ .

表 4 已有方法的融合结果(例 2)

| 组合方法   | $m(A)$ | $m(B)$ | $m(C)$ | $m(A \cup B)$ | $m(A \cup C)$ | $m(B \cup C)$ | $m(U)$ |
|--------|--------|--------|--------|---------------|---------------|---------------|--------|
| 折扣证据理论 | 0.7541 | 0.0275 | 0.2163 | 0             | 0             | 0             | 0.0021 |
| DSmT   | 0.6653 | 0.0430 | 0.1300 | 0.0033        | 0.0144        | 0.0014        | 0.1426 |
| 最大最小方法 | 0.9968 | 0.0005 | 0.0026 | 0             | 0             | 0             | 0.0001 |

运用本文方法, 由于该方法的思路是降低“错误”传感器的权重, 从而得到最优权重分配, 第 1 和第 4 个传感器的权重都得到了降低, 见表 5.

表 5 传感器的权重分配(例 2)

| $\omega(m_1)$ | $\omega(m_2)$ | $\omega(m_3)$ | $\omega(m_4)$ | $\omega(m_5)$ |
|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| 0.1195        | 0.2500        | 0.2530        | 0.1230        | 0.2545        |

表 6 给出了本文方法的融合结果, 有  $A \succ C \succ B$ , 表明目标  $A$  是最有可能发生的, 其次是  $C$ , 最后是  $B$ .

表 6 目标方案的排序(例 2)

| $\text{Pr}_{\mathfrak{A}^+}^A$ | $\text{Pr}_{\mathfrak{A}^+}^B$ | $\text{Pr}_{\mathfrak{A}^+}^C$ |
|--------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| 0.7278                         | 0.1098                         | 0.1624                         |

此时, DSmT 和最大最小方法也能得到合理的融合结果, 最大最小方法的收敛最快. 另一方面, 尽管最大最小方法的收敛最快, 但它在证据完全可靠的情况下得到的结果不太合理; 而本文方法不需要考虑证据的融合次序, 通过调整不可靠证据源的权重即可得到合理的融合结果.

## 5 结 论

本文基于投影法, 针对高度冲突证据融合问题, 提出了一种基于区间证据的多属性决策方法, 利用最优化的准则得到各传感器的最优属性权重, 通过降低“错误”传感器的可信度有效地处理了冲突证据. 识别实验显示, 所提出的方法针对性强, 特别擅长处理由干扰而带来的高度冲突的证据, 融合效果好, 可以使决策过程得到极大地简化.

## 参考文献(References)

[1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. *Anuall Mathematical Statistics*, 1967, 38(4): 325-339.  
 [2] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 13-40.

尽管  $P \rightarrow 1$ , 但是  $d_{\text{conflict}}$  在 0.5 左右, 提醒应慎重使用 D-S 组合规则, 而且第 1 和第 4 个传感器的冲突距离度量值都很大, 可以认为冲突的原因是第 1 和第 4 个传感器出错. 从表 4 中可以看出, 折扣证据理论、DSmT 和最大最小方法都能正确识别出目标.

[3] 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 360-364.  
 (He Y, Wang G H, Guan X. Information fusion theory with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 360-364.)  
 [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(1): 34-38.  
 [5] Denoeux T. Reasoning with imprecise belief structures[J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 1999, 20(1): 79-111.  
 [6] Wang Ying-ming, Yang Jian-bo, Xu Dong-ling, et al. On the combination and normalization of interval-valued belief structures[J]. *Information Sciences*, 2007, 177(5): 1230-1247.  
 [7] Xu Zeshui. Uncertain multiple attribute decision making: Methods and applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.  
 [8] Xu Zeshui. Projection method for uncertain multi-attribute decision making with preference information on alternatives[J]. *Int J of Information Technology & Decision Making* 2004, 3(3): 429-434.  
 [9] He You, Hu Lifang, Guan Xin, et al. A new conflict representation model in the generalized power space[J]. *J of Systems Engineering and Electronics*, 2012, 23(1): 1-9.  
 [10] 胡丽芳, 关欣, 邓勇, 等. 广义幂集空间中证据冲突的原因分析[J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(12): 1717-1722.  
 (Hu L F, Guan X, Deng Y, et al. Cause-analysis for conflicting evidences in the generalized power space[J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(12): 1717-1722.)  
 [11] 胡丽芳, 关欣, 何友. 基于可信度的证据融合方法[J]. *信号处理*, 2010, 26(1): 17-22.  
 (Hu L F, Guan X, He Y. Evidence fusion method based on reliability[J]. *Signal Processing*, 2010, 26(1): 17-22.)