

闭世界框架下灰色模糊多属性决策方法

胡丽芳^{1,2}, 王晨熙¹, 朱靖¹, 何友³

(1. 海军装备研究院, 北京 102249; 2. 北京系统工程研究所, 北京 100101; 3. 海军航空工程学院, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对 D-S 证据理论在融合高度冲突的证据时可能导致与直观结果相悖的问题, 已有的基于修改数据模型的方法更多地考虑如何提高冲突证据结果的聚焦程度, 而没有考虑冲突成因以及如何通过冲突原因判断来削减证据之间的冲突. 对此, 提出一种闭世界框架下的灰色模糊多属性决策方法. 根据一般的灰色关联分析方法的基本思路, 将灰色关联度与欧氏距离有机结合, 构造出一种平均相似度对方案进行评价, 进而得到方案的排序结果. 最后, 通过实例分析验证了所提出方法的可行性和有效性.

关键词: 冲突证据; D-S 证据理论; 多属性决策; 区间灰数

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Approach for grey fuzzy MADA in closed world

HU Li-fang^{1,2}, WANG Chen-xi¹, ZHU Jing¹, HE You³

(1. Navy Armament Academy, Beijing 102249, China; 2. Beijing Institute of System Engineering, Beijing 100101, China; 3. Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China. Correspondent: HU Li-fang, E-mail: hlf1983622@163.com)

Abstract: For dealing with seriously conflicting evidence when the D-S evidence theory can not identify the actual conditions, revising mass fusion based methods consider improving focusing degree of combination results more, but they don't consider the reason for conflict between evidences and how to effectively reduce the conflict between evidences by revision according to the real reason for conflict. Therefore, the grey fuzzy multi-attribute decision-making(MADA) method is presented in the closed world. Firstly, a kind of similar degree between two interval grey numbers is established by combining the Euclidean distance with grey correlation degree to appraise the scheme. Then, the average similar degree is constructed. Furthermore, the alternatives are ranked by using the average similar degree. Illustrative numerical examples show the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: conflict evidence; D-S evidence theory; multi-attribute decision making(MADA); interval grey number

0 引言

当前解决 D-S 证据理论的冲突问题主要有基于闭世界和基于开世界两类方法. 其中基于闭世界的修正工作可概括为两大类^[1-7]: 一是基于修正融合模型的方法, 认为冲突证据的产生原因在于某些证据源受到了干扰, 因此该方法保持 D-S 组合规则不变, 通过重新调整原始证据的基本概率分配(BPA)来解决冲突证据的组合问题, 即首先对冲突证据进行预处理, 然后用证据组合规则融合证据, 典型代表有折扣系数法和加权平均法; 二是基于修正组合规则的方法, 通过建立新的证据组合规则来解决冲突证据的分配空

间和权重问题, 典型代表有全局分配方法和局部分配方法. 此外, 文献 [7] 提出了开世界和闭世界的概念和可传递信度模型, 认为当各个传感器信息都是可靠的情况下, 冲突主要是由于知识基不完整造成的.

目前, 人们通常将冲突系数 K 当作度量证据之间的冲突参数^[1]. 文献 [8] 提出将 pignistic 概率距离与 K 组合构成的一个二元组能够比单纯使用 K 更合理地表征证据之间的冲突程度, 但在证据是嵌套子集和证据条数大于 2 的情况下, 该方法不能有效判断证据之间的冲突. 因此, 本文基于文献 [9-10] 提出的基于冲突系数表示模型, 对证据间的冲突程度和冲突原因

收稿日期: 2012-10-12; 修回日期: 2013-04-19.

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, 从事智能计算、模式识别等研究; 何友(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 从事多传感器信息融合、多目标跟踪等研究.

进行分析, 提出了一种闭世界框架下的灰色模糊多属性决策方法.

1 预备知识

定义 1 若 $\tilde{a} = [a^L, a^M, a^U]$, 其中 $0 < a^L \leq a^M \leq a^U$, 则称 \tilde{a} 为一个三角模糊数. 其隶属函数为 $u_{\tilde{a}}(x) : R \rightarrow [0, 1]$, 即^[11]

$$u_{\tilde{a}}(x) = \begin{cases} 0, & x < a^L; \\ \frac{x - a^L}{a^M - a^L}, & a^L \leq x \leq a^M; \\ \frac{x - a^U}{a^M - a^U}, & a^M \leq x \leq a^U; \\ 0, & x \geq a. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x \in R$, 并且 $a^L \leq a^M \leq a^U$, a^L 和 a^U 分别为下界和上界, 它们表示模糊的程度, $a^U - a^L$ 越大, 模糊程度越强.

定义 2 设三角模糊数 $\tilde{a} = [a^L, a^M, a^U]$, $\tilde{b} = [b^L, b^M, b^U]$, 则三角模糊数的运算法则如下^[11]:

1) $\tilde{a} + \tilde{b} = [a^L, a^M, a^U] + [b^L, b^M, b^U] = [a^L + b^L, a^M + b^M, a^U + b^U]$;

2) $\tilde{a} \times \tilde{b} = [a^L, a^M, a^U] \times [b^L, b^M, b^U] = [a^L b^L, a^M b^M, a^U b^U]$;

3) $1/\tilde{a} = [1/a^L, 1/a^M, 1/a^U]$;

4) $\lambda\tilde{a} = [\lambda a^L, \lambda a^M, \lambda a^U]$, $\lambda \geq 0$.

定义 3 设 $\tilde{a} = [a^L, a^M, a^U]$, $\tilde{b} = [b^L, b^M, b^U]$ 为任意两个三角模糊数, 则称

$$d(\tilde{a}, \tilde{b}) = \left[\frac{|a^L - b^L|^2 + |a^M - b^M|^2 + |a^U - b^U|^2}{3} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

为三角模糊数 $\tilde{a} = [a^L, a^M, a^U]$ 到三角模糊数 $\tilde{b} = [b^L, b^M, b^U]$ 的距离.

2 闭世界模糊多属性决策模型

设 U 为一识别框架, $m(A)$ 为 A 的基本概率赋值, $[m(A), \text{BEL}(A), \text{PL}(A)]$ 称为焦元 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 $|G^n|$.

采用下列符号表示一个具有三角模糊数的多属性决策问题的集合量: $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ 为 n 个目标方案的集合; $E = \{e_1, e_2, \dots, e_h\}$ 为 h 个信源的集合, 假设这些信源是加性独立的; $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{h \times n}$ 为信任度三角模糊数决策矩阵, 其中 $a_{ij} = [a_{ij}^L, a_{ij}^M, a_{ij}^U] = [m_{ij}, \text{BEL}_{ij}, \text{PL}_{ij}]$ 表示目标方案 o_j 对应于信息源 e_i 的一个结果, 即

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

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 $N (< n)$ 个最满意的方案或一个最好的方案 o^* .

定义 4 设 $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{h \times n}$ 为信任度三角模糊数决策矩阵, $i = 1, 2, \dots, h$, $j = 1, 2, \dots, n$, 则有 $a_{ij} = [a_{ij}^L, a_{ij}^M, a_{ij}^U] = [m_{ij}, \text{BEL}_{ij}, \text{PL}_{ij}]$, 且 $m_{ij}, \text{BEL}_{ij}, \text{PL}_{ij} \in [0, 1]$. 因此, 目标方案 o_j 在相同的主观评价属性 $e_i \in E$ 下评价值(属性值)的中心决策矩阵 $\mathbf{ER} = (\text{er}_{ij})_{h \times n}$ 定义为

$$\text{er}_{ij} = \sqrt{((a_{ij}^L)^2 + (a_{ij}^M)^2 + (a_{ij}^U)^2)/3}. \quad (3)$$

3 冲突系数表示模型^[9-10]

定义 5 设 n 个证据源 S_1, S_2, \dots, S_n 在相同识别框架 U 下相应的广义基本概率赋值(GBPs)分别为 m_1, m_2, \dots, m_n , 给定某种框架下的一个 $|G^U| \times |G^U|$ 正定矩阵 $\underline{\mathbf{D}}$, 则证据源 m_i 与 m_j 之间的冲突度量函数(CMF)是从 Jusselme 距离的基础上发展而来的, 将其定义为

$$d_{\text{conflict}}(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_i - m_j)\underline{\mathbf{D}}(m_i - m_j)^T}. \quad (4)$$

矩阵元素为

$$\underline{\mathbf{D}}(A, B) = \begin{cases} \frac{|A_i \cap B_j|}{|A_i \cup B_j|}, & A_i, B_j \subset 2^U; \\ \frac{C_M(A_i \cap B_j)}{C_M(A_i \cup B_j)}, & A_i, B_j \subset D^U. \end{cases} \quad (5)$$

其中: $|A|$ 对应 DST 模型下 A 的基数, $C_M(A)$ 则对应 DSMT 框架下 Venn 图中子集 A 包含的最简元素个数, 称为超幂集空间 D^U 上元素 A 的 DSMT 集的势.

定义 6 设有证据集 $\mathfrak{R} = \{1, 2, \dots, n\}$, 定义第 i 条证据 m_i 与其他证据之间的冲突距离度量为

$$\text{conf}(i, \mathfrak{R}) = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1, j \neq i}^n d_{\text{conflict}}(m_i, m_j). \quad (6)$$

证据源 m_i 与 m_j 之间的相似性测度 $\text{sim}(m_i, m_j)$ 为

$$\text{sim}(m_i, m_j) = 1 - d_{\text{conflict}}(m_i, m_j). \quad (7)$$

定义 7 设有 n 条证据, 定义每条证据体 m_i 被其他证据支持的支持度 sup_i 为

$$\text{sup}_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n \text{sim}(m_i, m_j) \cdot \text{rel}_j. \quad (8)$$

定义 8 每一条证据体的平均可信度为

$$\text{crd}_i = \text{sup}_i / \sum_{i=1}^n \text{sup}_i. \quad (9)$$

定义 9 多条证据源的冲突度量为

$$d_{\text{conflict}}(m_1, m_2, \dots, m_n) = \sum_{i=1}^n \text{crd}_i \cdot \text{conf}(i, \mathfrak{R}). \quad (10)$$

定义 10 假设 n 个证据源 S_1, S_2, \dots, S_n 在相同识别空间 G^U 下相应的广义基本概率赋值分别为

m_1, m_2, \dots, m_n , 那么证据源 m_1, m_2, \dots, m_n 之间的不一致性证据冲突系数定义为

$$P(m_1, m_2, \dots, m_n) = 1 - \frac{\sum \frac{|A_i \cap B_j \cap \dots \cap L_l|}{|A_i \cup B_j \cup \dots \cup L_l|} m_1(A_i) m_2(B_j) \dots m_n(L_l)}{1} \quad (11)$$

4 灰色模糊多属性决策方法

依据传统灰色关联分析法的基本思想, 下面给出灰色模糊多属性决策方法的计算步骤.

Step 1: 在闭世界识别框架下, 对描述的问题进行 BPA 的生成, 构成信任度三角模糊数决策矩阵 $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{h \times n}$;

Step 2: 计算各方案对正负理想方案在同一属性 e_i 下的灰色关联系数.

定义 11 设各方案属性为 $a_{ij} = [a_{ij}^L, a_{ij}^M, a_{ij}^U]$, 均为 $[0, 1]$ 上的非负区间灰数. 将 $a^+ = (a_1^+, a_2^+, \dots, a_h^+)$ 称为正理想方案. 其中

$$a_i^+ = [a_i^{+L}, a_i^{+M}, a_i^{+U}], \quad (12)$$

$$a_i^{+L} = \max\{m_{ij}/j = 1, 2, \dots, n\}, \quad (13)$$

$$a_i^{+M} = \max\{\text{BEL}_{ij}/j = 1, 2, \dots, n\}, \quad (14)$$

$$a_i^{+U} = \max\{\text{PL}_{ij}/j = 1, 2, \dots, n\}, \quad (15)$$

这里 $i = 1, 2, \dots, h$. 称 $a^- = (a_1^-, a_2^-, \dots, a_h^-)$ 为负理想方案. 其中

$$a_i^- = [a_i^{-L}, a_i^{-M}, a_i^{-U}], \quad (16)$$

$$a_i^{-L} = \min\{m_{ij}/j = 1, 2, \dots, n\}, \quad (17)$$

$$a_i^{-M} = \min\{\text{BEL}_{ij}/j = 1, 2, \dots, n\}, \quad (18)$$

$$a_i^{-U} = \min\{\text{PL}_{ij}/j = 1, 2, \dots, n\}, \quad (19)$$

这里 $i = 1, 2, \dots, h$.

为了评价各备选方案与正理想方案和负理想方案的接近程度, 根据定义 3 引入两个距离, 即备选方案 o_j 到正理想方案 m^+ 和到负理想方案 m^- 的欧氏距离

$$d_{ij}^+ = d(a_{ij}, a_i^+) = \left[\frac{|a_{ij}^L - a_i^{+L}|^2 + |a_{ij}^M - a_i^{+M}|^2 + |a_{ij}^U - a_i^{+U}|^2}{3} \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (20)$$

$$d_{ij}^- = d(a_{ij}, a_i^-) = \left[\frac{|a_{ij}^L - a_i^{-L}|^2 + |a_{ij}^M - a_i^{-M}|^2 + |a_{ij}^U - a_i^{-U}|^2}{3} \right]^{\frac{1}{2}}. \quad (21)$$

定义 12 规范化处理后的各方案属性和正负理想方案的灰色关联系数分别为

$$r_{ij}^+ = \frac{\min_i \min_j d_{ij}^+ + \rho \max_i \max_j d_{ij}^+}{d_{ij}^+ + \rho \max_i \max_j d_{ij}^+}, \quad (22)$$

$$r_{ij}^- = \frac{\min_i \min_j d_{ij}^- + \rho \max_i \max_j d_{ij}^-}{d_{ij}^- + \rho \max_i \max_j d_{ij}^-}, \quad (23)$$

其中 ρ 为分辨系数, $\rho \in [0, 1]$.

Step 3: 将上一步得到的正负理想方案的灰色关联系数进行两两比较, 建立灰色关联系数矩阵 $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{h \times n} = [r_{ij}^-, r_{ij}^+]_{h \times n}$, 即

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

根据灰色关联系数的意义, 方案 o_j 的属性值关于正负理想方案的灰色区间关联系数矩阵 $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{h \times n} = [r_{ij}^-, r_{ij}^+]_{h \times n}$ 综合反映了方案 $o_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 的优劣.

Step 4: 分别计算 e_i 在证据集 E 中的权重和目标方案 o_j 在目标集中的权重, 从而得到目标方案 o_j 在证据集和目标集的相似度, 最后利用目标方案 o_j 在证据集和目标集的平均相似度进行目标的排序.

定义 13 设方案 o_j 关于正负理想方案的灰色区间关联系数矩阵为 $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{h \times n} = [r_{ij}^-, r_{ij}^+]_{h \times n}$, 则 e_i 在证据集 E 中的权重为

$$es_i = \frac{\sum_j (r_{ij}^+ + r_{ij}^-)}{\sum_i \sum_j (r_{ij}^+ + r_{ij}^-)}, \quad (24)$$

目标方案 o_j 在目标集中的权重为

$$ev_j = \frac{\sum_i (r_{ij}^+ + r_{ij}^-)}{\sum_j \sum_i (r_{ij}^+ + r_{ij}^-)}. \quad (25)$$

定义 14 设目标方案 o_j 在相同的主观评价属性 $e_i \in E$ 下评价价值(属性值)的中心决策矩阵为 $\mathbf{ER} = (er_{ij})_{h \times n}$, 则目标方案 o_j 在证据集和目标集的相似程度为

$$v_j = \sum_i es_i er(i, j) + \sum_i ev_i er(i, j). \quad (26)$$

定义 15 设目标方案 o_j 与其他方案之间的平均相似度为

$$V_j = v_j / \sum_{j=1}^n v_j. \quad (27)$$

利用 $V_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 间的大小可给出全体目标方案间的优势排序, 其中 $V_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 的最大值对应的目标方案为最优目标方案.

5 计算机仿真分析

例1 在Shafer模型中, 假设从传感器获得2组证据 E_1, E_2 , 焦元分别为 A_1, A_2, A_3 , 基本概率赋值函数分别为

$$\begin{aligned} m_1(\{A_1\}) &= 0.9, m_1(\{A_2\}) = 0.1, \\ m_1(\{A_3\}) &= 0; \\ m_2(\{A_1\}) &= 0, m_2(\{A_2\}) = 0.1, \\ m_2(\{A_3\}) &= 0.9. \end{aligned}$$

运用DST, 融合结果为 $m(\{A_2\}) = 1$. 融合结果不合理, 显然证据之间存在冲突.

运用DSmT, 融合结果为

$$\begin{aligned} m(\{A_2\}) &= 0.01, m(\{A_1 \cup A_3\}) = 0.81, \\ m(\{A_1 \cup A_2\}) &= 0.09, m(\{A_2 \cup A_3\}) = 0.09. \end{aligned}$$

DSmT得到的融合结果比DST得到的融合结果合理.

计算冲突系数, 得到 $d_{\text{conflict}} = 0.9, P = 0.99$.

假设导致证据冲突的原因是出现识别框架外的新目标, 为了在开世界识别框架下表示新证据, 两种传感器对新命题赋值的阈值 ε 分别为 $\varepsilon_1 = 0.2, \varepsilon_2 = 0.2$. 根据对新命题赋值的阈值 ε , 在开世界识别框架 $U = \{A_1, A_2, A_3, \varphi_i\} \{i = 1, 2\}$ 中生成证据 m'_1 和 m'_2 为

$$\begin{aligned} m'_1(\{A_1\}) &= 0.9, m'_1(\{\varphi_1\}) = 0.1; \\ m'_2(\{A_3\}) &= 0.9, m'_2(\{\varphi_2\}) = 0.1. \end{aligned}$$

则 $d_{\text{conflict}}(m'_1, m'_2) = 0.9 = d_{\text{conflict}}(m_1, m_2)$, $P = 0.99$. d_{conflict} 和 P 保持不变, 冲突程度没有得到降低, 这样便排除了出现新目标的可能性^[10].

如果证据之间产生冲突的原因是传感器受到干扰, 则由冲突系数可知两个传感器的可信度分别为0.5, 修改后的证据可表示为

$$\begin{aligned} m''_1(\{A_1\}) &= 0.45, m''_1(\{A_2\}) = 0.05, \\ m''_1(U) &= 0.5; \\ m''_2(\{A_3\}) &= 0.45, m''_2(\{A_2\}) = 0.05, \\ m''_2(U) &= 0.5. \end{aligned}$$

运用DST的融合结果为

$$\begin{aligned} m(\{A_1\}) &= 0.299, m(\{A_2\}) = 0.0698, \\ m(\{A_3\}) &= 0.299, m(U) = 0.3322, \end{aligned}$$

而且

$$\begin{aligned} d_{\text{conflict}}(m''_1, m''_2) &= 0.45 < d_{\text{conflict}}(m_1, m_2), \\ P &= 0.5808, \end{aligned}$$

冲突程度得到降低, 则冲突的原因可能是这两个传感器受到干扰. 当然随着系统后续添加的证据, 导致证据冲突的原因还有可能是识别框架不完整^[10].

运用闭世界框架下模糊多属性决策方法, $V_{A_1} = V_{A_3} = 0.45, V_{A_2} = 0.1$, 即目标 A_1 和 A_3 发生的可能性一样, 且旗鼓相当, 目标 A_2 发生的可能性较小, 结果较为合理.

例2 在Shafer模型中, 假设从传感器获得3组证据 E_1, E_2 和 E_3 , 焦元分别为 A_1, A_2 和 A_3 , 基本概率赋值函数分别为

$$\begin{aligned} m_1(\{A_1\}) &= 0.9, m_1(\{A_2\}) = 0.1, \\ m_1(\{A_3\}) &= 0; \\ m_2(\{A_1\}) &= 0, m_2(\{A_2\}) = 0.8, \\ m_2(\{A_3\}) &= 0.2; \\ m_3(\{A_1\}) &= 0.1, m_3(\{A_2\}) = 0.1, \\ m_3(\{A_3\}) &= 0.8. \end{aligned}$$

对3条证据进行冲突度量, 得到第1条证据的冲突系数 $\text{conf}(1, \mathfrak{R}) = 0.80927$, 第2条证据的冲突系数 $\text{conf}(2, \mathfrak{R}) = 0.73714$, 第3条证据的冲突系数 $\text{conf}(3, \mathfrak{R}) = 0.72787$, 总冲突度量值 $d_{\text{conflict}} = 0.75262$, 不一致性冲突系数 $P = 0.992$, 证据源高度冲突.

假设导致冲突的原因是出现识别框架外的新目标, 则为了在开世界识别框架下表示新证据, 3个传感器对新命题赋值的阈值 ε 分别为 $\varepsilon_1 = 0.2, \varepsilon_2 = 0.2, \varepsilon_3 = 0.2$. 根据对新命题赋值的阈值 ε , 在开世界识别框架 $U = \{A_1, A_2, A_3, \varphi_i\} \{i = 1, 2, 3\}$ 中生成证据 m'_1, m'_2, m'_3 为

$$\begin{aligned} m'_1(\{A_1\}) &= 0.9, m'_1(\{\varphi_1\}) = 0.1; \\ m'_2(\{A_2\}) &= 0.8, m'_2(\{\varphi_2\}) = 0.2; \\ m'_3(\{A_3\}) &= 0.8, m'_3(\{\varphi_3\}) = 0.2. \end{aligned}$$

计算

$$\begin{aligned} d_{\text{conflict}}(m'_1, m'_2, m'_3) &= 0.8353 > \\ d_{\text{conflict}}(m_1, m_2, m_3), \\ P &= 0.996. \end{aligned}$$

d_{conflict} 和 P 都得到增加, 冲突程度更加严重, 则排除了出现新目标的可能性.

假定产生证据冲突的原因是传感器受到干扰, 则根据3条证据的冲突系数确定3个传感器的可信度分别为0.2628, 0.3622和0.375, 修改后的证据可表示为

$$\begin{aligned} m''_1(\{A_1\}) &= 0.2365, m''_1(\{A_2\}) = 0.0263, \\ m''_1(U) &= 0.7372; \end{aligned}$$

$$m_2''(\{A_2\}) = 0.2898, m_2''(\{A_3\}) = 0.0724,$$

$$m_2''(U) = 0.6378;$$

$$m_3''(\{A_1\}) = 0.0375, m_3''(\{A_2\}) = 0.0375,$$

$$m_3''(\{A_3\}) = 0.3, m_3''(U) = 0.625.$$

则运用 DST 的融合结果为

$$m(\{A_1\}) = 0.1513, m(\{A_2\}) = 0.2256,$$

$$m(\{A_3\}) = 0.245, m(U) = 0.3781.$$

而且 $d_{\text{conflict}}(m_1'', m_2'', m_3'') = 0.2579 < d_{\text{conflict}}(m_1, m_2, m_3)$, 冲突程度得到降低, 冲突的原因是 3 个传感器表示的 BPAs 不准确, 需要进行折扣计算.

运用闭世界框架下模糊多属性决策方法, $V_{A_1} = 0.3143$, $V_{A_2} = 0.3333$, $V_{A_3} = 0.3524$, 即得到的结果是 $A_3 \succ A_2 \succ A_1$, 结果较为合理.

6 结 论

本文首先建立了闭世界模糊多属性决策模型, 在闭世界框架下可表示未知命题与已知命题, 以及已知命题间的冲突; 然后, 针对传感器干扰带来的融合问题, 提出了一种闭世界框架下的灰色模糊多属性决策方法, 达到综合考虑证据冲突原因, 处理冲突证据的目的. 仿真实验表明, 针对传感器干扰的冲突原因采取闭世界框架下灰色模糊多属性决策方法可有效地对冲突证据进行处理.

参考文献(References)

- [1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. *Anuani Mathematical Statistics*, 1967, 38(4): 325-339.
- [2] Yager R R. Using approximate reasoning to represent default knowledge[J]. *Artificial Intelligence*, 1987, 31(1): 99-112.

- [3] Dubois D, Prade H. Consonant approximation of Dempster-Shafer theory[J]. *Int J of approximation reasoning*, 1990, 4: 419-449.
- [4] Murphy C. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. *Decision Support Systems*, 2000: 29(1): 1-9.
- [5] Deng Yong, Shi Wenkang, Zhu Zhenfu. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. *J of Infrared and Millimeter Waves*, 2004, 23(1): 27-32.
- [6] Li X, Huang X, Dezert J, et al. Evidence supporting measure of similarity for reducing the complexity in information fusion[J]. *Information Science*, 2011, 181(10): 1818-1835.
- [7] Smets P. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. *IEEE Trans on Patten Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(5): 447-458.
- [8] Liu Wei-ru. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(11): 909-924.
- [9] He You, Hu Lifang, Guan Xin, et al. A new conflict representation model in the generalized power space[J]. *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] 徐泽水. 基于期望值的模糊多属性决策法及其研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2004, 24(1): 109-113. (Xu Z S. Method based on expected values for fuzzy multiple attribute decision making problems with preference information on alternatives[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2004, 24(1): 109-113.)

(责任编辑: 滕 蓉)