

文章编号: 1001-0920(2013)04-0574-05

证据的分组合成法

陈圣群^{1,2}, 王应明¹

(1. 福州大学 公共管理学院, 福州 350002; 2. 福建江夏学院 电子信息科学学院, 福州 350108)

摘要: 为了提高证据融合的精确度并降低融合的运算量, 结合批量式融合和序贯式融合的优点, 提出证据分组合成法. 该方法首先判断证据间是否可用 Dempster 组合规则进行合成, 若可以, 则两证据归为同组; 否则归为不同组. 对于同组证据, 利用 Dempster 组合规则直接合成, 即组内证据序贯式融合; 对于不同组证据, 通过最优化模型修正各组证据源, 再利用 Dempster 组合规则合成, 即组间证据批量式融合. 算例分析验证了该方法具有运算量小、稳定性好、精确度高的特点.

关键词: D-S 理论; Pignistic 概率距离; 证据分组合成法

中图分类号: O22; TP18

文献标志码: A

Grouping method for combining evidence

CHEN Sheng-qun^{1,2}, WANG Ying-ming¹

(1. School of Public Administration, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China; 2. School of Electronic Information Science, Fujianjiangxia University, Fuzhou 350108, China. Correspondent: CHEN Sheng-qun, E-mail: 31500860@qq.com)

Abstract: To improve the precision of evidence fusion and simplify its computation, a grouping method for combining evidence is proposed to take the advantages of sequence fusion and batch fusion. Firstly, the proposed method judges whether the pieces of evidence can be combined by using Dempster rule of combination. If the pieces of evidence are judged to be fused with Dempster rule of combination, they will be put into the same group. Otherwise, they will be put into different groups. The evidence in the same group is combined directly with Dempster rule of combination, which forms sequence fusion within groups. For the evidence in different groups, an optimization model is developed to modify the evidence, and then combined with Dempster rule of combination, which forms batch fusion among groups. Numerical examples are provided to demonstrate the advantages of the proposed method, such as less computation, better stability and higher precision.

Key words: D-S theory; Pignistic probability distance; a grouping method for combining evidence

0 引言

证据理论于1967年由Dempster^[1]首次提出, 于1976年由Shafer^[2]完善并推广, 又称D-S理论(DST). 它作为一种不确定性推理方法, 比传统概率论更好地把握问题的未知性和不确定性, 而且能够提供有用的Dempster组合规则来融合不同信息源的证据. 因此, D-S理论得到了广泛应用, 如专家系统、推理诊断、模式识别、信息融合、风险评估、多属性决策分析等^[3].

实际决策中, D-S推理存在冲突问题, 特别是

Zadeh提出Dempster组合规则存在悖论问题. 为了解决这一问题, 许多学者分别从不同角度对证据理论进行改进和完善, 围绕Dempster规则改进和证据源改进两种策略, 相继提出了众多改进融合方法, 其中主要分为序贯式融合和批量式融合^[4-10]. 批量式融合是指在收到所有证据后进行合成, 主要应用于证据源改进策略, 其优点是可以从整体角度识别和修正证据, 有利于提高融合的精确度. 序贯式融合是指根据收到证据的顺序一个个直接合成, 主要应用于Dempster规则改进策略, 其优点是运算简便、计算量少. 为此, 本文

收稿日期: 2011-09-26; 修回日期: 2011-12-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(70925004); 福建省教育厅科技项目(JA11269); 福建江夏学院青年科技项目(2012C030).

作者简介: 陈圣群(1977—), 男, 讲师, 博士生, 从事决策与优化算法的研究; 王应明(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事决策理论与方法、数据包络分析等研究.

以 Dempster 组合规则应用范围^[11]为依据, 结合批量式融合和序贯式融合的优点, 提出证据分组合成法。

1 D-S 理论

证据理论的核心是 Dempster 组合规则, 该规则是在假设信息源独立的条件下进行的, 通过它来融合不同信息源产生的证据。

1.1 D-S 理论相关概念

D-S 理论定义 θ 为识别框架, 若集函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 满足如下两个条件: 1) $m(\emptyset) = 0$, 2) $\sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1, 0 \leq m(A) \leq 1$, 则称 m 为 θ 上的基本可信度分配 (BPA), 称 $Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) (\forall A \subseteq \theta)$ 为信度函数。下面列出 Dempster 组合规则^[1], 这是证据理论最具有应用价值的部分。设 m_1, m_2, \dots, m_n 为识别框架 θ 上的 n 个基本可信度分配函数, 其正交和 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 定义为

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset; \\ K^{-1} \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i), & A \neq \emptyset. \end{cases} \quad (1)$$

其中 K 为证据冲突因子, 由 $\sum_{\cap A_i \neq \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)$ 决定。合成结果 $m(A)$ 反映了 m_1, m_2, \dots, m_n 对应证据对命题 A 的联合支持程度。

1.2 Dempster 组合规则应用范围

证据间的冲突度量至今仍没有统一标准^[12], 单独将 $m_\oplus(\emptyset)$ 作为信度函数间的冲突测度存在明显的不足。为此, Liu^[11]引入了两证据 BPA 值间 Pignistic 概率距离 (记为 $difBetP$), 并提出了将 $cf(m_1, m_2) = \langle m_\oplus(\emptyset), difBetP \rangle$ 二元测度作为冲突度量的依据, 讨论了 Dempster 组合规则的应用范围:

- 1) $m_\oplus(\emptyset) > \varepsilon$ 且 $difBetP > \varepsilon$, 不能使用;
- 2) $difBetP \geq \varepsilon_2$, 不建议使用;
- 3) $difBetP \in (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$, 小心使用;
- 4) $difBetP \leq \varepsilon_1$, 可以使用。

Liu^[11]通过实验得出: $\varepsilon \in [0.85, 1], \varepsilon_1 \in [0, 0.3], \varepsilon_2 \in [0.8, 1]$ 。下面给出 Pignistic 概率距离 $difBetP$ 的相关定义 (下文均令 $m(\emptyset) = 0$)。

定义 1^[13] 设 m 为 θ 上的 BPA 函数, R 是幂集 2^θ 中的一个集类, A 是 θ 上的一个子集, 且满足

$$BetP_m(x) = \sum_{x \subseteq A \in R} \frac{m(A)}{|A|} = \sum_{A \in R} m(A) \frac{|x \cap A|}{|A|}, \quad (2)$$

其中 $|A|$ 是 A 的子集的基数, 则称 $BetP(X)$ 为 θ 上的 Pignistic 概率函数。由式 (2) 可得

$$BetP_m(A) = \sum_{w \in A} BetP_m(w). \quad (3)$$

定义 2^[11] 设 m_i, m_j 为 θ 上的 BPA 函数, $BetP_{m_i}$

和 $BetP_{m_j}$ 为对应的 Pignistic 变换后的概率函数, 则

$$difBetP_{m_i}^{m_j} = \max_{A \subseteq \theta} (|BetP_{m_i}(A) - BetP_{m_j}(A)|) \quad (4)$$

称为 m_i 和 m_j 间的 Pignistic 概率距离。

2 分组合成法

根据上述 Dempster 组合规则的应用范围对证据进行分组, 若两证据 m_1, m_2 满足 $difBetP \leq \varepsilon_1$, 则表明 Dempster 组合规则可以使用, 视为同组证据, 直接利用此规则进行合成, 即组内证据合成; 若两证据不满足此条件, 则表明使用此规则可能存在问题, 视为不同组证据。待所有证据完成分组后, 通过优化模型对其进行修正, 使得各证据间的 Pignistic 概率距离 ($difBetP$) 最小化, 然后利用 Dempster 组合规则进行合成, 即组间证据合成。

2.1 组内证据的合成

未融合证据记为 $g_j = \langle M_j, s_j \rangle$ 。其中: M_j 为第 j 组证据融合结果的 BPA 值, s_j 为 j 组证据融合的个数, $j = 1, 2, \dots, n$ 。组内证据序贯式融合过程见图 1, 具体步骤如下。

Step 1: 令 $i = 1$, 在第 1 个证据 m_1 到来时直接创建第 1 组未融合证据 $g_1 = \langle M_1, s_1 \rangle$, 新证据 m_1 归入该组, 则有 $M_1 = m_1, s_1 = 1$, 即 $g_1 = \langle M_1, s_1 \rangle = \langle m_1, 1 \rangle$ 。

Step 2: 新证据 m_i 到来时, 在已知各组未融合证据中顺序寻找 $difBetP \leq \varepsilon_1$, 若找到符合条件的, 则进入 Step 3; 否则进入 Step 4。

Step 3: 若找到第 j 组证据 $g_j = \langle M_j, s_j \rangle$ 与新证据 m_i 间 $difBetP_{m_i}^{M_j} \leq \varepsilon_1$, 则利用 Dempster 组合规则合成两证据 m_i, M_j , 相应的第 j 组证据值为 $g_j = \langle m_i \oplus M_j, s_j + 1 \rangle$, 进入 Step 5。

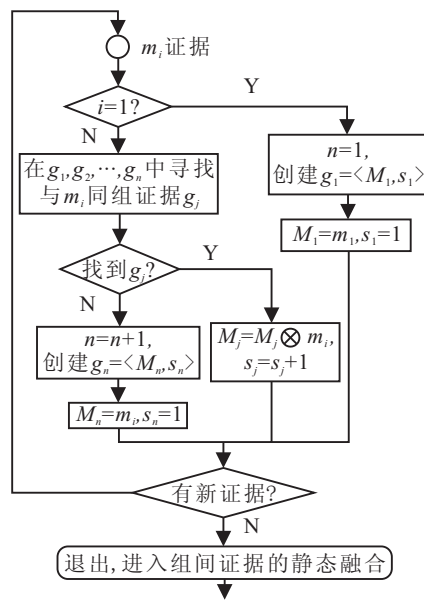


图 1 组内证据序贯式融合

Step 4: 重新创建第 $n + 1$ 组证据 $g_{n+1} = \langle M_{n+1}, s_{n+1} \rangle$, 并将新证据 m_i 归入该组, 即 $g_{n+1} = \langle m_i, 1 \rangle$, 进入 Step 5.

Step 5: 判断是否存在新证据. 若存在, 则返回 Step 2; 否则退出, 进行组间证据合成.

2.2 组间证据的合成

构建优化模型, 最小化各组证据 g_1, g_2, \dots, g_n 的 BPA 值 M_1, M_2, \dots, M_n 间 Pignistic 概率距离(difBetP), 通过获得的相对权重对各组证据进行修正, 然后运用 Dempster 组合规则进行合成, 使得融合结果更加合理地反映实际情况.

2.2.1 相关理论

定义 3 设 m_i 为第 i 个证据的 BPA 值, 有

$$\beta_i = (\text{BetP}_{m_i}(x_1), \text{BetP}_{m_i}(x_2), \dots, \text{BetP}_{m_i}(x_k), \dots, \text{BetP}_{m_i}(x_\gamma)).$$

其中: $x_k \in \Theta, k = 1, 2, \dots, \gamma, \gamma = |\Theta|$. 记 $\|\beta_i - \beta_j\|$ 为向量 β_i, β_j 坐标之差的绝对值和, $\|\beta_i - \beta_j\|^2$ 为向量 β_i, β_j 坐标之差的平方和, 则有

$$\begin{aligned} \|\beta_i - \beta_j\| &= \sum_{x_k \in \Theta} |\text{BetP}_{m_i}(x_k) - \text{BetP}_{m_j}(x_k)|, \\ \|\beta_i - \beta_j\|^2 &= \sum_{x_k \in \Theta} (\text{BetP}_{m_i}(x_k) - \text{BetP}_{m_j}(x_k))^2. \end{aligned}$$

定理 1 difBetP $_{m_i}^{m_j}$ 为 m_i 和 m_j 间的 Pignistic 概率距离, 有

$$\text{difBetP}_{m_i}^{m_j} = \|\beta_i - \beta_j\|/2. \quad (5)$$

证明 由式 (4), 设 A^* 使得

$$\begin{aligned} |\text{BetP}_{m_i}(A^*) - \text{BetP}_{m_j}(A^*)| &= \\ \max_{A \subseteq \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(A) - \text{BetP}_{m_j}(A)|) &= \text{difBetP}_{m_i}^{m_j}. \end{aligned}$$

设 $\text{BetP}_{m_i}(A^*) - \text{BetP}_{m_j}(A^*) > 0$, 由式 (3) 可得

$$\begin{aligned} \text{BetP}_{m_i}(A^*) - \text{BetP}_{m_j}(A^*) &= \\ \sum_{w \in A^*} (\text{BetP}_{m_i}(w) - \text{BetP}_{m_j}(w)) &= \\ \max_{A \subseteq \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(A) - \text{BetP}_{m_j}(A)|). \end{aligned} \quad (6)$$

所以 $\forall w \in A^*, \text{BetP}_{m_i}(w) - \text{BetP}_{m_j}(w) \geq 0$, 即 $\forall w \in \bar{A}^*, \text{BetP}_{m_j}(w) - \text{BetP}_{m_i}(w) \geq 0$, 且有

$$\begin{aligned} \text{BetP}_{m_j}(\bar{A}^*) - \text{BetP}_{m_i}(\bar{A}^*) &= \\ \sum_{w \in \bar{A}^*} (\text{BetP}_{m_j}(w) - \text{BetP}_{m_i}(w)) &= \\ \max_{A \subseteq \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(A) - \text{BetP}_{m_j}(A)|). \end{aligned} \quad (7)$$

由式 (6) 和 (7) 可得

$$\begin{aligned} \sum_{w \in A^*} (\text{BetP}_{m_i}(w) - \text{BetP}_{m_j}(w)) + \\ \sum_{w \in \bar{A}^*} (\text{BetP}_{m_j}(w) - \text{BetP}_{m_i}(w)) &= \end{aligned}$$

$$2 \max_{A \subseteq \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(A) - \text{BetP}_{m_j}(A)|).$$

因为 $A^* + \bar{A}^* = \Theta$, 有

$$\begin{aligned} \sum_{w \in \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(w) - \text{BetP}_{m_j}(w)|) &= \\ 2 \max_{A \subseteq \Theta} (|\text{BetP}_{m_i}(A) - \text{BetP}_{m_j}(A)|), \end{aligned}$$

所以有 $\text{difBetP}_{m_i}^{m_j} = \|\beta_i - \beta_j\|/2$. \square

例 1 两个证据基本概率分配如下:

$$\begin{aligned} m_1 : m_1 \{1, 2, 3, 4\} &= 1; \\ m_2 : m_2 \{4, 5\} &= 0.8, m_2 \{3, 6\} = 0.2. \end{aligned}$$

则有

$$\begin{aligned} \text{difBetP}_{m_1}^{m_2} &= \|\beta_1 - \beta_2\|/2 = \\ (|0.25 - 0| + |0.25 - 0| + |0.25 - 0.1| + \\ |0.25 - 0.4| + |0 - 0.4| + |0 - 0.1|)/2 &= 0.65. \end{aligned}$$

推论 1 记期望证据 m' 为各证据 m_i 与其相应权重的加权平均, β' 为各 β_i 与其相应权重的加权平均, 加权证据 $w_i m_i$ 与期望证据 m' 的 Pignistic 概率距离为 $\text{difBetP}_{w_i m_i}^{m'}$, 则有

$$\begin{aligned} \text{difBetP}_{w_i m_i}^{m'} &= \|w_i \beta_i - \beta'\|/2; \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \geq 0. \end{aligned} \quad (8)$$

由式 (2) 和 (5) 可得推论 1 成立, 此略.

2.2.2 优化模型

根据 Dempster 组合规则应用范围^[11], 可得 $0 \leq \text{difBetP}_{m_i}^{m_j} \leq 1$, $\text{difBetP}_{m_i}^{m_j}$ 越小, 表示证据 m_i, m_j 使用 Dempster 组合规则越合适. 为了使得修正后的证据和期望证据的 Dempster 概率距离(difBetP)之和最小(即 $\sum_{i=1}^n \text{difBetP}_{w_i m_i}^{m'}$ 的值达到最小, 实现从整体上缩小各证据之间 Pignistic 概率距离的目的, 使最终的决策更加客观、合理), 可以根据式 (8), 运用优化理论建立目标优化模型如下:

$$\begin{aligned} \min F &= \min \sum_{i=1}^n \|w_i \beta_i - \beta'\|^2; \\ \text{s.t. } w_1 + w_2 + \dots + w_n &= 1, w_i \geq 0. \end{aligned} \quad (9)$$

由式 (9) 可得

$$\begin{aligned} \min F &= \min \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} w H w^T; \\ \text{s.t. } w_1 + w_2 + \dots + w_n &= 1, w_i \geq 0. \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$; H 为 $n \times n$ 实对称矩阵, 元素为

$$h_{i,j} = \begin{cases} \frac{2(n-1)}{n} \beta_i \beta_j, & i = j; \\ -\frac{2}{n} \beta_i \beta_j, & i \neq j. \end{cases}$$

这是等式约束凸二次规划解法, 可利用零空间方法或

拉格朗日法和 Matlab 工具进行计算^[14], 最终求得证据源权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 的值.

2.2.3 组间证据批量式融合

如何获取和量化证据权重一直是证据源预处理研究的难题^[7], 本文通过构建优化模型 (9) 成功地解决了此问题. 假设求得各组证据 $g = (g_1, g_2, \dots, g_n) = (\langle M_1, s_1 \rangle, \langle M_2, s_2 \rangle, \dots, \langle M_n, s_n \rangle)$ 的权重向量为 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, 由于每组证据的 BPA 值由若干个证据融合而成 (如在 g_i 组中 M_i 是 S_i 个证据融合的结果), 令折扣因子

$$\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n) = (w_1 s_1, w_2 s_2, \dots, w_n s_n),$$

$$\gamma_{\max} = \max\{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n\},$$

由此可确定证据的基本概率分配值的“折扣率”^[5]

$$\alpha_i = \gamma_i / \gamma_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

利用 α_i 值对证据 m_i 的 BPA 值进行加权调整 (如式 (11)), 根据 Dempster 组合规则 (如式 (1)) 进行证据合成, 有

$$M_i(A) = \alpha_i M_i(A), \quad A \subset \Theta;$$

$$M_i(\Theta) = 1 - \alpha_i + \alpha_i M_i(\Theta). \quad (11)$$

2.3 小结

若所有证据均列为同组, 则分组合成法退化为 Dempster 方法; 若所有证据均列为不同组, 则分组合成法退化为纯粹的组间证据合成的方法 (记为证据优化法). 分组合成法通过阈值 ε_1 来调节 Dempster 方法和证据优化法之间的组合偏好. 如果决策人设置的 ε_1 过小, 则会造成大量证据被视为不同组证据, 分组合成法偏重于证据优化法, 运算量变大; 如果设置的 ε_1 过大, 则又超过了 Dempster 组合规则适用范围, 融合精确度降低. 根据 Liu^[11] 实验表明, 只要取 $\varepsilon_1 \leq 0.3$, 证据即可直接使用 Dempster 组合规则, 不会影响融合的精确度. 所以建议 ε_1 的值取 0.3, 不仅保证融合精确度, 而且大大减少了证据优化法的运算量.

3 算例分析

为了考察证据分组合成法的优越性, 下面选择一个典型算例, 一个随机算例. 在典型算例中, 通过对证据优化法与几种典型组合法的分析比较, 考察证据优化法是否具有更高精确度; 在随机算例中, 通过分组合成法与证据优化法的分析比较, 考察其是否保持证据优化法的精确度, 且能够大大减少证据优化法运算量.

3.1 典型算例

通过文献 [8] 的实例来对比几种典型的证据组合法和证据优化法.

例 2 已知辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 证据基本

概率分配如表 1 所示, 各方法融合效果如表 2 所示.

表 1 各证据的 BPA 值

焦元	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
A	0.5	0.0	0.55	0.55	0.55
B	0.2	0.9	0.10	0.10	0.10
C	0.3	0.1	0.35	0.35	0.35

表 2 几种典型 D-S 理论改进方法的比较

方法		$E_1 \sim E_3$	$E_1 \sim E_4$	$E_1 \sim E_5$
文献 [1]	$m(A)$	0	0	0
	$m(B)$	0.632	0.329	0.123
	$m(C)$	0.368	0.671	0.877
文献 [4]	$m(A)$	0.350	0.603	0.796
	$m(B)$	0.522	0.262	0.093
	$m(C)$	0.128	0.135	0.111
文献 [5]	$m(A)$	0.486	0.777	0.891
	$m(B)$	0.348	0.063	0.009
	$m(C)$	0.166	0.160	0.100
文献 [6]	$m(A)$	0.478	0.687	0.824 5
	$m(B)$	0.370	0.175	0.069 8
	$m(C)$	0.152	0.138	0.105 7
文献 [7]	$m(A)$	0.385	0.459	0.441 4
	$m(B)$	0.224	0.196	0.235 7
	$m(C)$	0.312	0.338	0.322 8
	$m(\Theta)$	0.079	0.007	0.000 1
文献 [8]	$m(A)$	0.501 8	0.688 9	0.794 2
	$m(B)$	0.148 1	0.062 2	0.018 0
	$m(C)$	0.265 2	0.244 2	0.187 0
	$m(\Theta)$	0.084 9	0.004 8	0.000 8
证据优化法	$m(A)$	0.628 9	0.744 4	0.821 3
	$m(B)$	0.101 3	0.035 8	0.011 8
	$m(C)$	0.269 8	0.219 8	0.166 9

上述改进方法是证据理论的推广和改善. 由表 2 可见: 文献 [1] 方法不适合对冲突证据进行融合; 文献 [4] 方法对证据的简单平均, 没有考虑证据之间的相关性, 不宜推广; [5-6] 方法基于 Jousselme 定义的距离函数提出证据距离 d_{BPA} , 通过距离构建矩阵计算出各证据的可信度, 为定量地判断证据间的关系提供了科学依据, 其合成效果接近于证据优化法, 但利用 d_{BPA} 来度量证据间的距离不如 difBetP 精确^[11], 且运算量过大, 不适用于大量证据融合; [7] 方法运算简便、稳定性好, 主要适用于非交互、具有“一票否决制”和“众口烁金”等特殊决策背景下的群决策, 故与其他方法融合结果相差较大; [8] 方法是在焦元距离基础上的一种加权合成法, 计算简便, 但仅适用于单命题焦元的证据合成, 因为定义的焦元距离存在不足, 仅仅考虑不同证据间的焦元距离会忽视焦元与该证据其他焦元的相关性.

证据优化法通过优化模型得出权重向量为

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_5) = (0.2482, 0.0683, 0.2275, 0.2275, 0.2275).$$

对于第 2 个证据, 赋予其权重 $w_2 = 0.0683$, 降低了干扰, 所以收敛速度较快. 当有 3 个证据时, $m(A) = 0.6289$ 值最大, 已偏向正确答案, 故证据优化法抗干扰能力强, 精确度高, 在证据较少的情况下是一个很好的选择.

3.2 随机算例

下面通过随机算例分析比较证据分组合成法和证据优化法.

例 3 随机选取 12 个证据 BPA 值, 辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 其基本概率分配如表 3 所示.

表 3 随机证据的 BPA 值

焦元	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6
A	0.512	0.588	0.211	0.299	0.488	0.612
B	0.287	0.191	0.687	0.198	0.288	0.192
C	0.201	0.221	0.102	0.503	0.224	0.196

焦元	m_7	m_8	m_9	m_{10}	m_{11}	m_{12}
A	0.189	0.301	0.513	0.587	0.212	0.298
B	0.713	0.202	0.288	0.192	0.702	0.199
C	0.098	0.497	0.199	0.221	0.086	0.503

根据上述分析, 设置阈值 $\varepsilon_1 = 0.3$, 分成 3 组进行比较, 如图 2~图 4 所示. 由图 2~图 4 的融合结果可知, 分组合成法的融合精确度与证据优化法基本一致, 参加优化模型修正证据的数量越多, 则运算量越大.

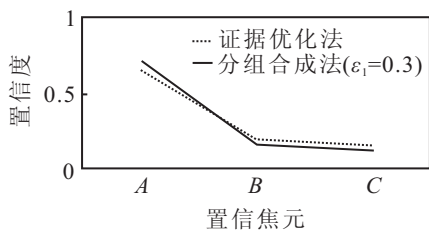


图 2 前 4 个证据合成结果对比

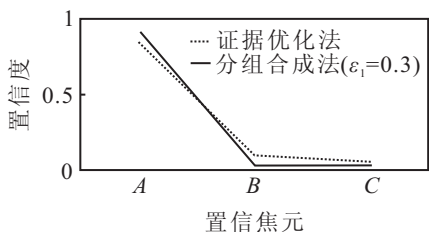


图 3 前 8 个证据合成结果对比

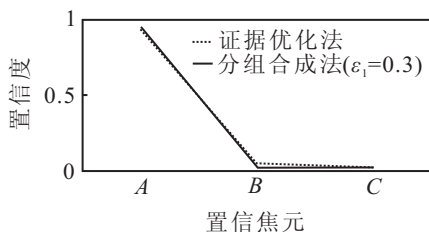


图 4 12 个证据合成结果对比

图 5 为参加优化模型证据数量比较. 由图 5 可知, 证据优化法中所有证据都参加模型优化, 分组合成法中参加的数量大大减少, 从而降低了运算量. 在原有证据众多且证据间 difBetP 较小的情况下, 效果更加明显.

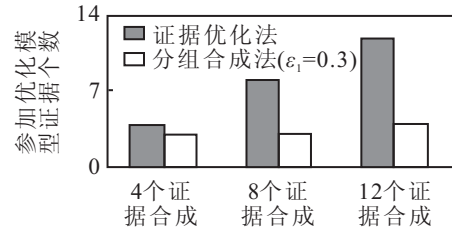


图 5 参加优化模型证据数量比较

从上述分析可以看出, 分组合成法具有如下优点: 1) 稳定性好, 随着证据的加入, 融合结果越来越趋向正确答案; 2) 准确度高, 抗干扰性强, 对于本组个数少、权重低的证据赋予较低“折扣率”, 有效地削弱了对融合结果的影响; 3) 运算简便, 融合速度快, 对于组内证据序贯式融合, 仅对组间的证据进行优化, 大大降低了运算量.

4 结 论

通过证据间 Pignistic 概率距离最优化模型修正证据源, 能够提高融合的精确度, 却导致运算量变大. 为了保持融合的高精确度并降低运算量, 本文在原有基础上进行改进, 提出了证据分组合成法, 其思路简单、有效. 通过算例对比分析, 验证了该方法具有运算量小、稳定性好、精确度高的特点. 在焦元数目不多情况下, 分组合成法尤其适合海量证据的融合. 如何将其推广到区间型证据的融合问题是下一步的研究方向.

参考文献(References)

- [1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 1-50.
- [3] Wang Y M, Yang J B, Xu D L, et al. The evidential reasoning approach for multiple attribute decision making using interval belief degrees[J]. European J of Operational Research, 2006, 175(1): 35-66.
- [4] Murphy K. Combing belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support System, 2000, 29(1): 1-9.
- [5] 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.