冲突证据融合的优化方法

周 哲 [1] 徐晓滨 [1] 文成林 [1] 吕 锋 [2]

摘 要 多数研究者认为, 用修改数据模型 (证据体) 的方法来解决冲突证据组合问题较为合理. 然而, 已有的基于修改数据模型的方法仅考虑如何提高冲突证据组合结果的聚焦程度. 实际上, 它们并没有考虑如何通过修正来消减证据之间的冲突. 显然, 若融合结果由冲突证据组合得到, 那么其可信性必然较低且会给随后的融合过程带来较大的风险. 针对此问题, 沿用折扣系数法, 该文基于证据距离准则提出了一种折扣系数 (可靠度) 优化学习模型, 优化过程同时考虑提高聚焦程度和消减冲突, 通过使折扣修正后组合结果的基本概率赋值 (Basic probability assignment, BPA) 与直言 BPA (Categorical BPA, CBPA) 之间的距离最小来寻优, 其中证据可靠度大小的序关系作为约束条件, 它依据证据的虚假度确定. 典型算例验证了所提方法比现有的一些组合方法, 在聚焦能力和冲突消减两方面都更合理.

关键词 信息融合, 证据理论, 冲突, 虚假度, 最优化

引用格式 周哲, 徐晓滨, 文成林, 吕锋. 冲突证据融合的优化方法. 自动化学报, 2012, **38**(6): 976−985

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00976

An Optimal Method for Combining Conflicting Evidences

ZHOU Zhe[1] XU Xiao-Bin[1] WEN Cheng-Lin[1] LV Feng[2]

Abstract Most researchers hold that revising mass function based methods are reasonable to deal with the problem of conflicting evidence combination. However, the existing methods of revising mass function only consider improving focusing degree of combination results. Actually, they did not effectively reduce conflict among evidences by revision. Obviously, the fusion result of conflicting evidences has low credibility and will certainly bring risks to subsequent fusion process. To solve this problem, by adopting the idea of discounting, this paper proposes an optimal model to learn discounting factors (reliability) based on evidence distance criterion which considers improving focusing degree and reducing conflict simultaneously. The procedures of optimization are achieved through minimizing the distance between combined basic probability assignment (BPA) of revised mass function and categorical BPA (CBPA). The permutation of reliabilities associated with evidences, which is regarded as constraint condition, is determined according to their falsity. Typical examples illustrate that the presented method is more reasonable than some existing methods both in reducing conflict and improving focusing degree.

Key words Information fusion, evidence theory, conflict, falsity, optimization

Citation Zhou Zhe, Xu Xiao-Bin, Wen Cheng-Lin, Lv Feng. An optimal method for combining conflicting evidences. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 976−985

由于 Dempster-Shafer 证据理论可以有效地表示和处理不确定、非精确性信息等[1−2], 从而在信息融合、模式分类和故障诊断等领域得到广泛的应用[3−4]. Dempster 组合规则是其理论核心, 它假设所有的信息源均可靠, 即由信息源提供的证据均可靠, 这在实际应用中很难满足. 当信息源之间存在冲突时, 应用 Dempster 组合规则往往会产生反直觉结果, 如 Zadeh 反例[5]. 许多学者认为此问题是由 Dempster 组合规则中归一化运算所致, 即认为将冲突信度 (空集的赋值) 按比例分配给其他非空焦元不合理. 因而针对冲突如何重分配提出了不同的方法, Smets 提出的开放世界假设[6], 保留空集的赋值不为零, 随后提出了合取融合规则 (Conjunctive combination rule), 也称未归一化的 Dempster 组合规则. 该规则将冲突信度赋予空集, 并且不做归一化处理, 但是随着证据越来越多, 赋予空集的信度越来越大, 这使得它在实际中无法应用. Yager 提出将冲突信度全部分配给未知 (即全集)[7], 该方法较为保守. 邓勇等[8] 和孙全等[9] 也提出了不同的冲突重分配方法. Lefèvre 等提出一类统一的融合规则[10], 以上重分配方法都可以看作是 Lefèvre 所提融合规则的一种特殊情况. 上述方法的本质都是将冲突进行

收稿日期 2011-10-21 录用日期 2011-12-20
Manuscript received October 21, 2011; accepted December 20, 2011
国家自然科学基金 (61004070, 61104019, 61034006, 60934009, 60974063) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61004070, 61104019, 61034006, 60934009, 60974063)
本文责任编委 韩崇昭
Recommended by Associate Editor HAN Chong-Zhao
1. 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所 杭州 310018 2. 河北师范大学电子系 石家庄 050024
1. Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi Univeristy, Hangzhou 310018 2. Electrical Department, Hebei Normal University, Shijiangzhuang 050024

全局重分配, 而另一类方法是将冲突在产生冲突的焦元之间进行局部重分配, 如 Dubois 等将冲突信度分配给两个冲突焦元的并集[11]. Dambreville 等提出的 PCR6 规则将冲突信度按一定比例重分配给冲突焦元[12]. 上述修改规则的方法在特殊环境下有效, 且对于规则的修改往往会破坏 Dempster 组合规则本身的交换律和结合律等良好的性质. 另一部分学者认为, Dempster 组合规则本身没有问题, 不合理的结果是数据模型本身所致. 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[13]. 修改数据模型有两种思路: 1) 加权平均修正法. 基于这一思路的代表性工作有 Murphy[14] 和 Deng 等[15] 的方法. Murphy 所提方法首先将待融合 n 条证据进行算术平均, 然后对平均后的证据利用 Dempster 组合规则组合 $n-1$ 次, 该方法可以得到好的收敛效果. 邓勇对 Murphy 的方法进行了改进, 根据证据之间的相互支持度对每条证据分配不同的权重, 从而能够更好地抑制干扰, 收敛速度更快. 2) 折扣系数法. 如前所述, 证据的可靠性假设一般难以满足, 不可靠的证据往往会影响融合效果, 甚至得到错误的融合结果. 因此, 有必要在融合过程中加入证据的可靠度信息以改善融合效果. 此类方法首先依据某种冲突或距离度量准则计算出每条证据的可靠度; 然后, 根据可靠度进行先折扣再融合. 基于这一思路的代表性工作有胡昌华等提出的方法[16], 首先计算每条证据与其他证据之间的 Pignistic 距离得到距离向量, 并对距离向量进行归一化; 然后, 根据归一化的距离向量的信息熵构造证据的折扣系数用于处理冲突证据融合问题, 取得了较好的效果. 上述修改数据模型的方法实质上可以看作是不同的赋权方法, 其目的都是抑制冲突证据的影响从而得到准确的融合结果. 由此可见, 选取合适的度量准则从而对证据分配合理的权重或折扣系数至关重要. 虽然, 已有文献提出了许多不同赋权方法, 但是这些方法仅适用于一些特殊情况. 更重要的是, 上述修改数据模型的方法仅以融合结果的聚焦程度或收敛速度来评判算法的优劣, 却没有考虑将待融合证据之间的冲突进行有效地消减. 若聚焦效果好, 但修正后的证据集之间的冲突较高, 此时融合系统的风险必然较大, 那么融合结果在与后续的证据进行融合时, 可能会导致错误的融合结果.

本文沿用修正证据的思路来解决证据组合中的冲突问题. 针对上述问题, 基于证据距离准则提出了一种折扣系数 (可靠度) 优化学习模型. 首先, 根据证据的虚假度来确定可靠度大小的序关系; 然后, 在优化折扣系数 (可靠度) 时, 同时考虑聚焦程度和冲突程度, 通过使折扣修正后组合结果的基本概率赋值 (Basic probability assignment, BPA) 与直言 BPA (Categorical BPA, CBPA) 之间的距离最小来寻优. 得到优化的折扣系数后, 再通过先折扣后融合的方式对证据进行组合. 最后, 通过典型算例验证所提方法的有效性.

1 理论基础

假设 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_n\}$ 是一个辨识框架, Θ 的所有子集组成的集合称为它的幂集, 记为 2^Θ. 对任意的命题 $A\in 2^\Theta$, 定义映射 $m:2^\Theta\to[0,1]$ 为基本概率赋值函数, 满足: 1) $0\le m(A)\le 1$; 2) $m(\emptyset)=0$, $\emptyset$ 表示空集; 3) $\sum_{A\in 2^\Theta} m(A)=1$. 如果 $m(A)>0$, 则称 A 为焦元 (Focal element). 同一辨识框架下的两个独立的证据 m_1 和 m_2 可以根据 Dempster 组合规则进行融合得到 $m=m_1\oplus m_2$, 定义为[2]

$$m(A)=\begin{cases}\dfrac{\sum\limits_{B\cap C=A} m_1(B)m_2(C)}{1-k}, & A\neq\emptyset\\ 0, & A=\emptyset\end{cases}\tag{1}$$

其中, $k=\sum_{B\cap C=\emptyset} m_1(B)m_2(C)$ 表征 BPA 之间的冲突程度.

存在一类特殊的 BPA, 其基本概率赋值全部赋予 Θ 的某一子集 (或元素) A^* 上. Smets 在文献 [17] 对这类 BPA 给出定义, 并称之为直言 BPA (CBPA), 满足:

$$m(A)=\begin{cases}1, & A=A^*\\ 0, & A\neq A^*\end{cases}\tag{2}$$

为了方便, 后文中将 CBPA 记为 $\{A^*\}^1$.

Shafer 引入折扣算子来处理信息源的不可靠情况[2], 假设信息源的可靠度为 α $(0<\alpha<1)$, 那么其不可靠程度为 $1-\alpha$, 也称为折扣系数 (因子). 根据证据的可靠度 α 对其进行折扣, 将不可靠部分信度分配到全集

$$m^d(A)=\begin{cases}\alpha m(A), & A\neq\Theta\\ 1-\alpha+\alpha m(\Theta), & A=\Theta\end{cases}\tag{3}$$

通过折扣算子对证据进行修正, 达到抑制不可靠或冲突证据的目的.

2 基于虚假度的冲突证据度量

准确地辨识出冲突证据以及冲突程度, 才能够挑选出合适的融合规则或基于此对数据模型进行修改. 对于冲突度量问题, 在 Dempster 组合规则中, 冲突定义为式 (1) 中的 k. Liu 举例论证单纯利用 k 不足以反映出冲突情况[18], 并提出结合 k 和 Pignistic 概率距离的二元组来衡量冲突程度. 后续也有学者认为证据距离比 Pignistic 概率距离能够更好地

反映证据之间的差异程度, 并结合 k 和证据距离来定义新的冲突度量方法, 例如, 蒋雯等将 k 值和证据距离的平均值用来衡量冲突程度[19]. 事实上, k 值和距离测度所度量的是两个不同方面, 证据间的距离表征的只是证据间的差异性, 而 k 值才是 Shafer 对于证据冲突最原本的定义. 孰好孰坏, 目前仍有争议.

Schubert 定义的证据虚假度 (Falsity) 正是基于 k 设计的冲突度量程度[20]. 其基本思想是, 假设待融合的证据为 $\mathbb{E}=\{m_j|j=1,\cdots,N\}$, 融合时它们之间的冲突为

$$c_0=\overset{N}{\underset{j=1}{\oplus}}\{m_j\}(\emptyset) \tag{4}$$

假设从 $\mathbb{E}$ 中剔除证据 m_k, 则剩余证据之间的冲突为

$$c_k=\overset{N}{\underset{\substack{j=1\\ j\neq k}}{\oplus}}\{m_j\}(\emptyset),\quad k=1,\cdots,N \tag{5}$$

那么, 证据 m_k 的虚假度定义为

$$f(m_k)=\frac{c_0-c_k}{1-c_k},\quad k=1,\cdots,N \tag{6}$$

当 $f(m_k)=0$ 时, 表示 m_k 对整体冲突没有贡献. 当 $f(m_k)=1$ 时, 表示 m_k 是一个完全冲突证据, 融合时应丢弃或使其影响尽可能地降至最低. 当 $0<f(m_k)<1$ 时, 表示 m_k 对于整体冲突是有贡献, 且虚假度越大, 对整体冲突贡献越大.

3 基于证据修正的组合方法

本节概述两种基于证据修正的组合方法, 并分析其优劣势.

3.1 基于加权平均算子的证据修正法

设有 N 个待融合证据 m_j, $j=1,\cdots,N$. 基于加权平均修正证据的公式如下:

$$m_{\mathrm{MAE}}(A)=\sum_{j=1}^{N}w_j\times m_j(A),\quad \forall A\subset\Theta \tag{7}$$

其中, w_j 为各自证据对应的权重. 根据 Dempster 组合公式将 m_{MAE} 组合 $N-1$ 次就得到最终的证据组合结果.

Murphy 的简单平均法, 即式 (7) 中所有证据对应的权重是相等且归一的. 邓勇等利用 Jousselme 等[21] 提出的证据距离 (式 (8)) 来度量待融合证据间的相似性, 基于此构造证据间的相互支持度并得到权重.

$$d_J(m_1,m_2)=\sqrt{\frac{1}{2}(m_1-m_2)^{\mathrm{T}}D(m_1-m_2)} \tag{8}$$

其中, 矩阵 D 中的元素 $D(A,B)=|A\cap B|/|A\cup B|$ 称为 Jaccard 系数, 用于描述焦元之间关系.

基于加权平均算子的证据修正法可以得到较好的聚焦效果, 即基本概率赋值可以迅速收敛到正确焦元上. 但是, 这种方法过于追求收敛速度和聚焦效果, 却没有考虑如何通过加权平均修正来消减冲突, 若无法有效地降低冲突, 则会给后续融合和决策过程带来较大的风险, 进而可能导致错误的融合结果 (见第 5 节算例 2). 相对来说, 下一节介绍的折扣系数法可以在一定程度上解决此问题.

3.2 基于折扣算子的证据修正法

设有 N 个待融合证据 m_j, $j=1,\cdots,N$, 其可靠度分别为 α_j, $j=1,\cdots,N$. 首先, 根据式 (3) 对证据进行折扣修正:

$$m_j^d(A)=\begin{cases}\alpha_j\times m_j(A), & A\neq\Theta\\ 1-\alpha_j+\alpha_j\times m_j(A), & A=\Theta\end{cases} \tag{9}$$

再将折扣后的证据根据 Dempster 组合规则进行融合得到最终结果

$$m(A)=\overset{N}{\underset{j=1}{\oplus}}m_j^d(A),\quad \forall A\subset\Theta \tag{10}$$

基于折扣算子的证据修正法可以将不可靠的那部分信度分配到全集, 这样可以达到减小冲突的效果, 但是同样会影响聚焦效果, 因此, 如何选择一个合适的折扣系数, 使得既能有效地消减冲突又能保证聚焦效果是值得研究的问题. 本文所提的优化学习方法将在下一节中给出.

4 折扣系数优化学习算法

本节提出一种折扣系数 (可靠度) 优化学习算法. 图 1 是训练过程, 其中, 输入 $\mathbb{E}$ 是待融合的证据集; $\boldsymbol{\alpha}$ 是待优化参数向量; m 是经过修正后的融合结果; $\{\theta_i\}^1$ 为理想输出; $g_1(\boldsymbol{\alpha})$ 是修正融合输出 m 与理想输出 $\{\theta_i\}^1$ 之间的差值, $g_2(\boldsymbol{\alpha})$ 是经过折扣处理后的证据间的冲突 k. 这里的理想输出 $\{\theta_i\}^1$ 是一个 CBPA, 即辨识框架中元素 θ_i 的赋值为 1, 其他元素赋值为零. 如果待融合证据之间冲突比较小, 那么修正后的融合输出应该接近于一个 CBPA. 因此, 目标函数 $g_1(\boldsymbol{\alpha})$ 设定为实际输出与理想输出之间的差值, 目标函数 $g_2(\boldsymbol{\alpha})$ 表示期望经过折扣修正后的证据间冲突也能降低.

设有 N 个待融合证据 m_j, $j=1,\cdots,N$. 相应的可靠度 $\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\cdots,\alpha_j,\cdots,\alpha_N]$. 这里的可靠度向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 未知, 是待学习的参数, 优化模型如下:

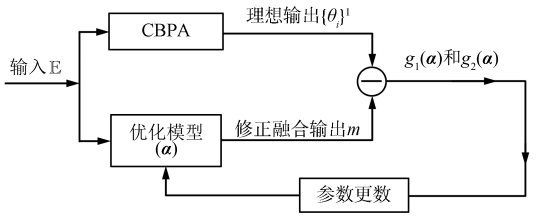

图 1　参数学习过程

Fig. 1　The process of parameters learning

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}}\{g_1(\boldsymbol{\alpha}),g_2(\boldsymbol{\alpha})\}$$
$$\begin{cases} g_1(\boldsymbol{\alpha})=\min\limits_{i,\boldsymbol{\alpha}} d_J\left(\bigoplus\limits_{j=1}^{N}\{m_j^d\},\{\theta_i\}^1\right), i=1,\cdots,n \\ g_2(\boldsymbol{\alpha})=\bigoplus\limits_{j=1}^{N}\{m_j^d\}(\emptyset) \end{cases} \tag{11}$$

其中, $\{\theta_i\}^1$ 表示 $m(\theta_i)=1$. m_j^d 是对证据 m_j 进行折扣修正后的证据 (式 (9)). $\bigoplus\limits_{j=1}^{N}\{m_j^d\}$ 是根据 Dempster 组合规则融合 m_j^d, $j=1,\cdots,N$ 的融合结果. $\bigoplus\limits_{j=1}^{N}\{m_j^d\}(\emptyset)$ 表示融合 m_j^d 时的冲突 k 的大小.

约束条件如下:

1) 证据的可靠度需满足

$$0<\alpha_j<1,\ \ j=1,\cdots,N \tag{12}$$

2) 正常证据的可靠度应该大于异常证据, 因此证据的可靠度大小应满足一定的序关系

$$\alpha_{\sigma(1)}\geq\alpha_{\sigma(2)}\geq\cdots\geq\alpha_{\sigma(j)}\geq\cdots\geq\alpha_{\sigma(N)} \tag{13}$$

其中, $\{\sigma(1),\cdots,\sigma(N)\}$ 是 $\{1,\cdots,N\}$ 的一个序.

一般认为没有完全可靠或不可靠的证据, 所以条件 1) 中式 (12) 没有取等号; 条件 2) 中证据可靠度的序关系依据第 3 节中证据的虚假度确定, 虚假度越大, 其可靠度越小; 反之亦然.

上述优化问题是一个多目标带有线性约束的优化问题, 可以通过 Matlab 函数 FGOALATTAIN 求解. 一般来说, 对于一个多目标优化问题, 多个目标函数很难同时达到最优, 因此需要根据实际需求进行协调, 控制主要的目标函数 (不同需求对应不同主要函数) 尽可能地达到期望的设定值, 而对于其他次要目标函数的要求适当放宽. 以式 (11) 的优化模型来说, 聚焦程度 ($g_1\in[0,1]$) 和冲突程度 ($g_2\in[0,1]$) 不能同时达到最优, 要降低冲突必然在一定程度上损失聚焦能力; 同样地, 想要提高聚焦程度, 必然无法很好地消减冲突. 因此, 需要根据期望的目标进行调整.

应用 FGOALATTAIN 函数进行优化之前, 需要预先设定优化参数的初值 $\boldsymbol{\alpha}_0$ 和期望的目标函数值 a 和 b. 本问题中, $a\in[0,1]$, $b\in[0,1]$, 分别对应目标函数 g_1 和 g_2 (多个目标函数对应多维向量). 在给定初值和期望的目标函数值后, 可调用 FGOALATTAIN 函数进行求解, 优化过程实质上是求使 g_1 和 g_2 分别接近期望值 a 和 b 时的参数 $\boldsymbol{\alpha}$, 输出结果为优化后的参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 以及此时的目标函数 g_1 和 g_2. 优化后的目标函数值可能与设定目标有差别. 如果差别较大, 则说明设定的期望目标值不合理, 需要调整; 如果差别较小, 且优化结果在可接受范围, 则无需调整, 否则, 继续调整直至满意.

具体实现过程如下:

1) 初始化

设定优化参数初值 $\boldsymbol{\alpha}_0$, 期望的目标函数值 a 和 b, $a\in[0,1]$, $b\in[0,1]$. 根据式 (4) ∼ (6) 计算待融合证据的虚假度, 并根据虚假度大小确定证据的可靠度序关系 (式 (13)).

2) 优化

基于初始化设定的 $\boldsymbol{\alpha}_0$, 根据式 (9) 对待融合证据进行折扣; 然后代入优化模型 (式 (11)), 根据计算的序关系作为约束条件 2), 同时设定好约束条件 1); 最后, 基于以上输入运行 Matlab 函数 FGOALATTAIN 进行优化.

3) 评估优化结果

优化后的输出有参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 和优化后的目标函数值 g_1 和 g_2, 根据 g_1 和 g_2 与设定目标 a 和 b 之间的差值, 同时结合经过 $\boldsymbol{\alpha}$ 修正后的证据融合结果来评估优化的参数是否可接受, 如果不可接受, 则需改变期望的目标函数值 a 和 b, 重新进行步骤 2) 优化, 直至优化结果可接受; 如果可接受, 那么优化终止.

5　典型算例

本节利用典型算例对所提方法和已有主要的证据冲突处理方法进行比较.

算例 1. 假设一个多传感器的自动目标识别系统, 真实目标是 θ_1. 辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3\}$, 由五个不同传感器收集到的五个不同的证据体如下:

$$\begin{array}{lll} m_1(\theta_1)=0.5, & m_1(\theta_2)=0.2, & m_1(\theta_3)=0.3 \\ m_2(\theta_1)=0, & m_2(\theta_2)=0.9, & m_2(\theta_3)=0.1 \\ m_3(\theta_1)=0.55, & m_3(\theta_2)=0.1, & m_3(\theta_3)=0.35 \\ m_4(\theta_1)=0.55, & m_4(\theta_2)=0.1, & m_4(\theta_3)=0.35 \\ m_5(\theta_1)=0.55, & m_5(\theta_2)=0.1, & m_5(\theta_3)=0.35 \end{array}$$

分别应用不同的组合方法对此例进行组合并对比分析, 结果如表 1 所示.

从表 1 中的结果可以看出, 受干扰证据 m_2 的影响, 冲突 $k=0.9985$, 直接应用 Dempster 组合规则无法得到正确的融合结果. 基于 Smets[6], Yager[7],

DP[11] 和 PCR6[12] 等修改规则的融合方法均无法正确辨识出目标. 基于 Murphy 证据平均修正、邓勇加权平均修正方法以及基于胡昌华等的基于折扣修正的方法可以有效地抑制 m_2 的影响, 能够得到正确的融合结果, 并且聚焦效果较好. 然而, 此时这三种修改数据模型的方法融合时的冲突分别为 $k = 0.9815$, $k = 0.9684$ 和 $k = 0.8734$, 仍然属于高冲突情况, 并没有消减冲突, 可能会导致后续融合出现不正确的结果, 这一点将在算例 2 中进行论证.

采用本文方法, 初值 $\boldsymbol{\alpha}_0 = [0.5,\ 0.5,\ 0.5,\ 0.5,\ 0.5]$, 设置误差容忍为 1×10^{-6}, 最大迭代次数设为 100, 避免死循环, 融合结果见表 2.

从表 2 的结果可以看出. 当设定的期望目标值 b 较大时 (如 $b = 0.9$), 优化后的目标函数值可以达到设定目标, 根据优化的折扣系数 (可靠度) 对证据处理后, 得到的融合结果可以正确地辨识目标, 并且聚焦效果较好. 随着 b 的设定值越来越小, a 的设定值越来越大, 优化后得到的目标函数值基本可以达到设定目标值, 即冲突值越来越小, 但是, 聚焦效果越来越差. 因此, 可以根据实际需求来设定优化目标. 一般决策过程都是先设定决策准则, 然后依据它对组合结果进行判定. 基于证据理论的决策, 一般取组合结果中支持度最大的焦元作为判定结果, 同时这个支持度应该大于某一设定阈值. 若决策阈值设为 γ, 那么可以调整设定期望的优化目标值, 保证融合结果中正确目标的信度值大于 γ 的同时, 尽可能的降低冲突以达到减小后续融合风险的目的. 本例中, 假设 $\gamma = 0.5$, 从表中可以看出, 当设定的目标值 $b = 0.35$ 时, 优化后的冲突将低至 0.4016 时, 融合结果中 θ_1 的支持度大于 γ ($0.5072 > 0.5$), 仍能正确辨识目标. 若要再降低冲突, 需要继续减小设定目标值 b, 此时, 融合结果对 θ_1 的支持度将小于 γ, 无法做出正确的决策.

算例 2. 该例基于算例 1 的数据, 并假设系统当前收集到两条新证据 m_6 和 m_7, 如下:

$$m_6(\theta_1) = 0.45, \quad m_6(\theta_2) = 0.1, \quad m_6(\theta_3) = 0.45$$
$$m_7(\theta_1) = 0.05, \quad m_7(\theta_2) = 0.15, \quad m_7(\theta_3) = 0.8$$

分别应用 Murphy、邓勇、胡昌华以及本文方法 (表 2 最后一行, 即冲突降至最低时可信性较高的融合结果) 对前 5 条证据的融合结果与新到证据进行融合并分析, 结果见表 3. 从表 3 的结果可以看出, 当新的证据到达后, 7 条证据的平均结果中支持度最高的焦元已变为 θ_3, 而不是之前 5 条证据的平均结果所指向的 θ_1 ($m(\theta_1) = 0.43 > m(\theta_3) = 0.29$). 此时, 邓勇的方法由于在处理前一批 5 条证据时, 过于追求聚焦能力而忽略了冲突, 导致在新到证据到达

表 1 算例 1 应用已有方法的融合结果

Table 1 Fusion results of Example 1 using existed methods

方法	权重 w/可靠度 α	冲突 k 值	融合结果	运行时间 (s)
Dempster[2]	无	0.9985	$m(\theta_1)= 0$, $m(\theta_2) = 0.1228$, $m(\theta_3) = 0.8772$	1.171×10^{-3}
Smets[6]	无	0.9985	$m(\emptyset) = 0.9985$, $m(\theta_2) = 0.0002$, $m(\theta_3) = 0.0013$	0.439×10^{-3}
Yager[7]	无	0.9985	$m(\theta_1) = 0$, $m(\theta_2) = 0.0002$, $m(\theta_3) = 0.0013$, $m(\Theta) = 0.9985$	0.378×10^{-3}
DP[11]	无	0.9985	$m(\theta_2) = 0.0002$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.1728$, $m(\theta_3) = 0.0013$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0570$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0441$, $m(\Theta) = 0.7246$	1.328×10^{-3}
PCR6[12]	无	0.9985	$m(\theta_1) = 0.4510$, $m(\theta_2) = 0.3494$, $m(\theta_3) = 0.1996$	0.0952
Murphy[14]	$w_1 = 0.2$, $w_2 = 0.2$, $w_3 = 0.2$, $w_4 = 0.2$, $w_5 = 0.2$	0.9815	$m(\theta_1) = 0.7958$, $m(\theta_2) = 0.0932$, $m(\theta_3) = 0.1110$	0.839×10^{-3}
邓勇等[15]	$w_1 = 0.2229$, $w_2 = 0.0893$, $w_3 = 0.2293$, $w_4 = 0.2293$, $w_5 = 0.2293$	0.9684	$m(\theta_1) = 0.8909$, $m(\theta_2) = 0.0086$, $m(\theta_3) = 0.1005$	0.3160
胡昌华等[16]	$\alpha_1 = 0.3709$, $\alpha_2 = 0.2519$, $\alpha_3 = 1$, $\alpha_4 = 1$, $\alpha_5 = 1$	0.8734	$m(\theta_1) = 0.8007$, $m(\theta_2) = 0.0054$, $m(\theta_3) = 0.1939$	0.0186

表 2 算例 1 应用本文方法的融合结果

Table 2 Fusion results of Example 1 using the proposed method

序号	设定的优化目标值 a, b	优化后的目标函数值 g_1, g_2	优化后的可靠度 α	融合结果	运行时间 (s)
1	$a=0.1$ $b=0.9$	$g_1=0.1360$ $g_2=0.9029$	$\alpha_1=0.9990, \alpha_2=0.0008,$ $\alpha_3=0.9981, \alpha_4=0.9970, \alpha_5=0.9958$	$m(\theta_1)=0.8629, m(\theta_2)=0.0022,$ $m(\theta_3)=0.1349, m(\Theta)=0.0000$	2.1177
2	$a=0.2$ $b=0.8$	$g_1=0.2089$ $g_2=0.8355$	$\alpha_1=0.8668, \alpha_2=0.0008,$ $\alpha_3=0.8662, \alpha_4=0.8654, \alpha_5=0.8643$	$m(\theta_1)=0.7817, m(\theta_2)=0.0182,$ $m(\theta_3)=0.1981, m(\Theta)=0.0020$	1.9988
3	$a=0.25$ $b=0.75$	$g_1=0.2566$ $g_2=0.7697$	$\alpha_1=0.7765, \alpha_2=0.0010,$ $\alpha_3=0.7756, \alpha_4=0.7743, \alpha_5=0.7733$	$m(\theta_1)=0.7228, m(\theta_2)=0.0346,$ $m(\theta_3)=0.2314, m(\Theta)=0.0112$	2.0453
4	$a=0.3$ $b=0.65$	$g_1=0.3080$ $g_2=0.6673$	$\alpha_1=0.6657, \alpha_2=0.0005,$ $\alpha_3=0.6650, \alpha_4=0.6646, \alpha_5=0.6637$	$m(\theta_1)=0.6525, m(\theta_2)=0.0533,$ $m(\theta_3)=0.2563, m(\Theta)=0.0379$	2.0191
5	$a=0.35$ $b=0.55$	$g_1=0.3513$ $g_2=0.5521$	$\alpha_1=0.5632, \alpha_2=0.0003,$ $\alpha_3=0.5620, \alpha_4=0.5611, \alpha_5=0.5606$	$m(\theta_1)=0.5872, m(\theta_2)=0.0663,$ $m(\theta_3)=0.2642, m(\Theta)=0.0823$	1.9917
6	$a=0.35$ $b=0.45$	$g_1=0.3749$ $g_2=0.4820$	$\alpha_1=0.5060, \alpha_2=0.0005,$ $\alpha_3=0.5050, \alpha_4=0.5037, \alpha_5=0.5030$	$m(\theta_1)=0.5500, m(\theta_2)=0.0711,$ $m(\theta_3)=0.2625, m(\Theta)=0.1164$	1.9895
7	$a=0.35$ $b=0.35$	$g_1=0.4016$ $g_2=0.4016$	$\alpha_1=0.4422, \alpha_2=0.0005,$ $\alpha_3=0.4416, \alpha_4=0.4412, \alpha_5=0.4404$	$m(\theta_1)=0.5072, m(\theta_2)=0.0742,$ $m(\theta_3)=0.2559, m(\Theta)=0.1627$	1.9919

表 3 算例 2 的融合结果

Table 3 Fusion results of Example 2

	Average	Murphy[14]	邓勇等[15]	胡昌华等[16]	本文方法
k	—	0.8245	0.8101	0.8893	0.4876
θ_1	0.3786	0.4593	0.5060	0.2898	0.2625
θ_2	0.2357	0.0085	0.0037	0.0016	0.0719
θ_1,θ_2	0	0	0	0	0
θ_3	0.3857	0.5322	0.4903	0.7086	0.5641
θ_1,θ_3	0	0	0	0	0
θ_2,θ_3	0	0	0	0	0
Θ	0	0	0	0	0.1015

后, 已无法将 θ_3 的支持度调整为最高, 因而不能正确识别目标. Murphy 的方法能调整使得 θ_3 的支持度为最高, 但是它对于 θ_3 的支持度仅略高于 θ_1, 并不易基于此结果进行决策, 且此时冲突较高 ($k=0.8245$). 胡昌华的方法对于 θ_3 的支持度明显高于 θ_1, 但是冲突较大 ($k=0.8893$), 存在的风险较大. 应用本文方法, 设定优化目标调整为 $a=0.0075$, $b=0.1$. 由于在处理前 5 条证据时, 本文方法没有一味地追求聚焦效果, 而是考虑将冲突降至最低至可接受的合理范围以保证融合系统的风险较小. 因此, 与新到证据的融合结果对 θ_3 的支持度大于 θ_1, 且区分度较大 ($m(\theta_3)=0.5641 > m(\theta_1)=0.2625$), 足以依据此进行正确的决策. 同时冲突 k 降低至 0.5 以下, 而其他几种方法的冲突度均在 0.8 以上.

注 1. 选择以证据平均的结果为导向, 其原因是在没有先验信息的条件下, 即信息源的可靠度无法获知, 此时基于少数服从多数的原则是一种较合理的选择.

算例 3. 该例采用文献 [22] 中例 3 的数据, 存在多子集焦元的情况. 辨识框架为 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3\}$, 五个不同的证据体如下:

$$
\begin{aligned}
&m_1(\theta_1)=0.5, \quad m_1(\theta_1,\theta_2)=0.3, \ m_1(\theta_2,\theta_3)=0.2\\
&m_2(\theta_1)=0, \qquad\ m_2(\theta_2)=0.8, \ m_2(\theta_2,\theta_3)=0.2\\
&m_3(\theta_1)=0.6, \qquad m_3(\theta_2)=0.2, \ m_3(\theta_1,\theta_3)=0.2\\
&m_4(\theta_1)=0.7, \qquad m_4(\theta_2)=0.1, \ m_4(\theta_1,\theta_3)=0.2\\
&m_5(\theta_1)=0.8, \quad m_5(\theta_1,\theta_2)=0.1, \ m_5(\theta_2,\theta_3)=0.1
\end{aligned}
$$

其中第二个证据异常, 应用已有方法和本文方法对此例进行组合并分析, 结果分别见表 4 和表 5.

由表 4 可见, Dempster, Smets, Yager, DP 等方法都无法得到正确的决策结果. 由于 $m_2(\theta_1)$ 的支持度为零, 无论后续证据对命题 θ_1 的支持度多高, 应用 Dempster 组合规则都无法得到正确的决策结果. Smets 将冲突信度赋予 $\emptyset$, 随着证据增加 $\emptyset$ 的支

表 4 算例 3 应用已有方法的融合结果

Table 4 Fusion results of Example 3 using the existing methods

方法	m_1, m_2	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4	m_1, m_2, m_3, m_4, m_5
Dempster[2]	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.9200$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0800$	$k = 0.8920$, $m(\theta_2) = 0.9259$, $m(\theta_3) = 0.0741$	$k = 0.9984$, $m(\theta_2) = 0.8621$, $m(\theta_3) = 0.1379$	$k = 0.9987$, $m(\theta_2) = 0.7576$, $m(\theta_3) = 0.2424$
Smets[6]	$k = 0.5$, $m(\emptyset) = 0.5000$, $m(\theta_2) = 0.4600$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0400$	$k = 0.8920$, $m(\emptyset) = 0.8920$, $m(\theta_2) = 0.1000$, $m(\theta_3) = 0.0080$	$k = 0.9984$, $m(\emptyset) = 0.9884$, $m(\theta_2) = 0.0100$, $m(\theta_3) = 0.0016$	$k = 0.9987$, $m(\emptyset) = 0.9987$, $m(\theta_2) = 0.0010$, $m(\theta_3) = 0.0003$
Yager[7]	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.4600$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0400$, $m(\Theta) = 0.5000$	$k = 0.8920$, $m(\theta_2) = 0.1000$, $m(\theta_3) = 0.0080$, $m(\Theta) = 0.8920$	$k = 0.9984$, $m(\theta_2) = 0.0100$, $m(\theta_3) = 0.0016$, $m(\Theta) = 0.9884$	$k = 0.9987$, $k = 0.9987$, $m(\theta_2) = 0.0010$, $m(\theta_3) = 0.0003$, $m(\Theta) = 0.9987$
DP[11]	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.6400$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.2000$, $m(\Theta) = 0.1600$	$k = 0.8920$, $m(\theta_2) = 0.5120$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0400$, $m(\Theta) = 0.4480$	$k = 0.9984$, $m(\theta_2) = 0.4096$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0400$, $m(\Theta) = 0.5864$	$k = 0.9987$, $m(\theta_2) = 0.3277$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0004$, $m(\Theta) = 0.6719$
PCR6[12]	$k = 0.5$, $m(\theta_1) = 0.2253$, $m(\theta_2) = 0.7061$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0686$	$k = 0.8920$, $m(\theta_1) = 0.3861$, $m(\theta_2) = 0.4681$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0515$, $m(\theta_3) = 0.0080$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0313$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0550$	$k = 0.9984$, $m(\theta_1) = 0.5187$, $m(\theta_2) = 0.3374$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0469$, $m(\theta_3) = 0.0016$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0474$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0480$	$k = 0.9987$, $m(\theta_1) = 0.6289$, $m(\theta_2) = 0.2555$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0357$, $m(\theta_3) = 0.0003$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0395$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0401$
Murphy[14]	$k = 0.3$, $m(\theta_1) = 0.1964$, $m(\theta_2) = 0.7143$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0321$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0572$	$k = 0.6620$, $m(\theta_1) = 0.4450$, $m(\theta_2) = 0.5284$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0029$, $m(\theta_3) = 0.0158$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0009$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0070$	$k = 0.8050$, $m(\theta_1) = 0.7820$, $m(\theta_2) = 0.2096$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0002$, $m(\theta_3) = 0.0072$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0005$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0005$	$k = 0.8464$, $m(\theta_1) = 0.9464$, $m(\theta_2) = 0.0515$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0000$, $m(\theta_3) = 0.0019$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0001$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0001$
邓勇等[15]	$k = 0.3$, $m(\theta_1) = 0.1964$, $m(\theta_2) = 0.7143$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0321$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0572$	$k = 0.6311$, $m(\theta_1) = 0.6550$, $m(\theta_2) = 0.3187$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0046$, $m(\theta_3) = 0.0154$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0012$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0051$	$k = 0.7003$, $m(\theta_1) = 0.9401$, $m(\theta_2) = 0.0544$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0002$, $m(\theta_3) = 0.0045$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0006$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0002$	$k = 0.7075$, $m(\theta_1) = 0.9924$, $m(\theta_2) = 0.0065$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0000$, $m(\theta_3) = 0.0010$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0001$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0000$
胡昌华等[16]	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.9200$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0800$	$k = 0.4486$, $m(\theta_1) = 0.7479$, $m(\theta_2) = 0.1901$, $m(\theta_3) = 0.0507$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0113$	$k = 0.6741$, $m(\theta_1) = 0.8673$, $m(\theta_2) = 0.0936$, $m(\theta_3) = 0.0243$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0148$	$k = 0.7881$, $m(\theta_1) = 0.9779$, $m(\theta_2) = 0.0118$, $m(\theta_3) = 0.0078$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0025$

表 5　算例 3 应用本文方法的融合结果

Table 5　Fusion results of Example 3 using the proposed method

设定的优化目标 a, b	优化后的目标函数值 g_1, g_2	m_1, m_2	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4	m_1, m_2, m_3, m_4, m_5
$a = 0.01$ $b = 0.5$	$g_1 = 0.0091$ $g_2 = 0.4573$	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.9200$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0800$	$k = 0.8890$, $m(\theta_1) = 0.0177$, $m(\theta_2) = 0.9085$, $m(\theta_3) = 0.0730$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0008$	$k = 0.9862$, $m(\theta_1) = 0.1359$, $m(\theta_2) = 0.7445$, $m(\theta_3) = 0.1196$	$k = 0.4747$, $m(\theta_1) = 0.9939$, $m(\theta_2) = 0.0025$, $m(\theta_3) = 0.0035$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0001$
$a = 0.1$ $b = 0.5$	$g_1 = 0.0674$ $g_2 = 0.3370$	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.9200$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0800$	$k = 0.8598$, $m(\theta_1) = 0.1228$, $m(\theta_2) = 0.7985$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0015$, $m(\theta_3) = 0.0670$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0010$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0091$, $m(\Theta) = 0.0001$	$k = 0.9863$, $m(\theta_1) = 0.1242$, $m(\theta_2) = 0.7549$, $m(\theta_3) = 0.1209$	$k = 0.3383$, $m(\theta_1) = 0.9121$, $m(\theta_2) = 0.0404$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0065$, $m(\theta_3) = 0.0193$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0142$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0043$, $m(\Theta) = 0.0032$
$a = 0.15$ $b = 0.3$	$g_1 = 0.1278$ $g_2 = 0.2555$	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.9200$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0800$	$k = 0.7276$, $m(\theta_1) = 0.3014$, $m(\theta_2) = 0.5749$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0173$, $m(\theta_3) = 0.0486$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0114$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0376$, $m(\Theta) = 0.0088$	$k = 0.9734$, $m(\theta_1) = 0.4419$, $m(\theta_2) = 0.4782$, $m(\theta_3) = 0.0787$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0006$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0006$	$k = 0.2554$, $m(\theta_1) = 0.8232$, $m(\theta_2) = 0.0594$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0214$, $m(\theta_3) = 0.0197$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0359$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0143$, $m(\Theta) = 0.0261$
$a = 0.2$ $b = 0.1$	$g_1 = 0.2587$ $g_2 = 0.1294$	$k = 0.5$, $m(\theta_2) = 0.9200$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0800$	$k = 0.2629$, $m(\theta_1) = 0.2995$, $m(\theta_2) = 0.3132$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0541$, $m(\theta_3) = 0.0137$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0360$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0783$, $m(\Theta) = 0.2052$	$k = 0.1320$, $m(\theta_1) = 0.6314$, $m(\theta_2) = 0.0695$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0439$, $m(\theta_3) = 0.0125$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0638$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0293$, $m(\Theta) = 0.1496$	$k = 0.1275$, $m(\theta_1) = 0.6529$, $m(\theta_2) = 0.1076$, $m(\theta_1, \theta_2) = 0.0629$, $m(\theta_3) = 0.0263$, $m(\theta_1, \theta_3) = 0.0418$, $m(\theta_2, \theta_3) = 0.0419$, $m(\Theta) = 0.0666$

持度越来越大, 无法应用. Yager 方法将冲突信度全部赋予 Θ, 即未知. 随着证据增加, Θ 的支持度不断增大, 不确定性越来越大, 不符合融合的目的. 基于 PCR 6 规则在第 4 条证据到达之后才能得到正确的决策结果, 收敛速度较慢, 且支持度不够大, 即聚焦效果不够好. 基于 Murphy、邓勇、胡昌华等方法均在第 3 个证据到达之后就可以得到正确的决策结果, 而且聚焦效果较好, 但是, 它们依旧面临冲突较高的问题.

由表 5 可见, 应用本文方法, 初值 $\boldsymbol{\alpha}_0 = [0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5]$. 当设定目标为 $a = 0.01$, $b = 0.5$ 时, 即将冲突消减至 0.5 以下, 同时尽可能地提高聚焦速度, 可以看出, 当最后一条证据到达时, 本文的方法较之已有方法聚焦程度更好且冲突也小于已有

方法. 但是, 由于过于追求聚焦速度, 当第 3 条证据和第 4 条证据依次到达时, 组合结果中的焦元支持度跳变较大, 很不稳定. 当设定目标为 $a = 0.1$, $b = 0.5$ 时, 类似于第一种情况. 当设定目标 $a = 0.15$, $b = 0.3$ 时, 即考虑适当放慢聚焦速度而减小冲突, 当第 3、4、5 条证据到达时, 组合结果中的焦元支持度跳变相对前两种情况已有所改善, 在第 5 条证据到达时, 支持度调整为 θ_1 最高. 当设定目标为 $a = 0.2$, $b = 0.1$ 时, 即进一步提高冲突消减的程度, 此时随着每一步的证据到来, 冲突都控制在 0.3 以下, 且组合结果中对于焦元 θ_1 的支持度也是逐步增大并趋于稳定. 因此, 本文方法较之已有方法在冲突消减和提高聚焦程度两方面都更为合理. 表 5 中第二列的优化后的目标函数值是针对 5 条证据在不同设定优化目标下的结果, 另外, 表 6 中给出的不同方法所用的运行时间也是针对 5 条证据.

表 6 算例 3 计算时间比较 (s)
Table 6 Running time of Example 3 using all the methods (s)

方法	运行时间	方法	运行时间
Dempster[2]	0.0387	邓勇等[15]	0.3616
Smets[6]	1.175×10^{-3}	胡昌华等[16]	0.0384
Yager[7]	0.0102	表 5 第 1 组	3.4228
DP[11]	9.99×10^{-3}	表 5 第 2 组	2.5699
PCR6[12]	0.2858	表 5 第 3 组	2.2326
Murphy[14]	7.369×10^{-3}	表 5 第 4 组	1.8902

从不同方法在算例 1 和算例 3 两例上的运行时间比较可以看出, 虽然本文方法相比已有方法的所需处理时间要多, 但是, 现有计算机水平还是可以满足本文方法进行快速处理的目的.

6 结论

本文针对证据组合冲突问题, 沿用修改数据模型的思路, 提出了一种折扣系数 (可靠度) 优化学习模型, 根据优化的折扣系数 (可靠度) 对证据进行修正并融合. 所提方法可以有效地降低证据集的冲突同时还能在一定程度上保证聚焦能力, 进而减小由于高冲突所带来的风险, 新的方法可以根据实际需求在聚焦能力和消减冲突之间灵活地调整. 因此, 在实际应用中, 如果对融合结果的可信性要求比较高, 那么, 首先应该将冲突降低, 保证融合结果足够可信, 然后再考虑聚焦程度; 如果仅要求融合结果易于决策, 则可以考虑提高聚焦能力, 以便进行决策.

References

1 Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annual Mathematics and Statistics*, 1967, **38**(2): 325−339

2 Shafer G. *A Mathematical Theory of Evidence*. NJ: Princeton University Press, 1976

3 Li Peng, Liu Si-Feng. Interval-valued intuitionistic fuzzy numbers decision-making method based on grey incidence analysis and D-S theory of evidence. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(8): 993−998
(李鹏, 刘思峰. 基于灰色关联分析和 D-S 证据理论的区间直觉模糊决策方法. 自动化学报, 2011, **37**(8): 993−998)

4 Wen Cheng-Lin, Zhou Zhe, Xu Xiao-Bin. A new similarity measure between generalized trapezoidal fuzzy numbers and its application to fault diagnosis. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(3A): 1−6
(文成林, 周哲, 徐晓滨. 一种新的广义梯形模糊数相似性度量方法及在故障诊断中的应用. 电子学报, 2011, **39**(3A): 1−6)

5 Zadeh L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination. *AI Magazine*, 1986, **7**(2): 85−90

6 Smets P. The combination of evidence in the transferable belief model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(5): 447−458

7 Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Information Science*, 1987, **41**(2): 93−137

8 Deng Yong, Shi Wen-Kang. A modified combination rule of evidence theory. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, **37**(8): 1275−1278
(邓勇, 施文康. 一种改进的证据推理组合规则. 上海交通大学学报, 2003, **37**(8): 1275−1278)

9 Sun Quan, Ye Xiu-Qing, Gu Wei-Kang. A new combination rules of evidence theory. *Acta Electronica Sinica*, 2000, **28**(8): 117−119
(孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式. 电子学报, 2000, **28**(8): 117−119)

10 Lefèvre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Belief function combination and conflict management. *Information Fusion*, 2002, **3**(2): 149−162

11 Dubois D, Prade H. A set-theoretic view of belief functions: logical operations and approximations by fuzzy sets. *International Journal of General Systems*, 1986, **12**(3): 193−226

12 Dambreville F, Celeste F, Dezert J, Smarandache F. Probabilistic PCR6 fusion rule. *Advances and Applications and Advances of DSmT for Information Fusion*, Rehoboth: American Research Press, 2009, **3**: 137−160

13 Haenni R. Are alternatives to Dempster′s rule of combination real alternative? Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem" — Lefèvre et al. *Information Fusion*, 2002, **3**(3): 237−239

14 Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts. *Decision Support Systems*, 2000, **29**(1): 1−9

15 Deng Y, Shi W K, Zhu Z F, Liu Q. Combining belief functions based on distance of evidence. *Decision Support Systems*, 2004, **38**(3): 489−493

16 Hu Chang-Hua, Si Xiao-Sheng, Zhou Zhi-Jie, Wang Peng. An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict. *Acta Electronica Sinica*, 2009, **37**(7): 1578−1583
(胡昌华, 司小胜, 周志杰, 王鹏. 新的证据冲突衡量标准下的 DS 改进算法. 电子学报, 2009, **37**(7): 1578−1583)

17 Smets P. Analyzing the combination of conflicting belief functions. *Information Fusion*, 2007, **8**(4): 378−412

18 Liu W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions. *Artificial Intelligence*, 2006, **170**(11): 909−924

19 Jiang Wen, Zhang An, Deng Yong. A novel information fusion method based on our evidence conflict representation. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2010, **28**(1): 27−32
(蒋雯, 张安, 邓勇. 基于新的证据冲突表示的信息融合方法研究. 西北工业大学学报, 2010, **28**(1): 27−32)

20 Schubert J. Conflict management in Dempster-Shafer theory using the degree of falsity. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2011, **52**(3): 449−460

21 Jousselme A L, Grenier D, Bossé É. A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*, 2001, **2**(2): 91−101

22 Guo K H, Li W L. Combination rule of D-S evidence theory based on the strategy of cross merging between evidences. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(10): 13360−13366

周 哲 杭州电子科技大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为信息融合, 故障诊断.
E-mail: zhouzhe.hdu@gmail.com
(**ZHOU Zhe** Master student at the School of Automation, Hangzhou Dianzi University. His research interest covers information fusion and fault diagnosis.)

徐晓滨 杭州电子科技大学副教授, 清华大学自动化系博士后. 主要研究方向为基于随机集理论及信息融合的系统可靠性分析与故障诊断方法, 基于随机集理论的多目标跟踪. 本文通信作者.
E-mail: xuxiaobin1980@163.com
(**XU Xiao-Bin** Associate professor at Hangzhou Dianzi University, postdoctor at the Institute of Automation, Tsinghua University. His research interest covers reliability analysis, fault diagnosis and multi-objects tracking based on the theory of random set, and information fusion. Corresponding author of this paper.)

文成林 博士, 杭州电子科技大学教授. 主要研究方为多源信息融合技术, 系统安全检测、监控与故障诊断技术.
E-mail: wencl@hdu.edu.cn
(**WEN Cheng-Lin** Ph.D., professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers multi-source information fusion, technology of system security, monitoring and fault diagnosis.)

吕 锋 河北师范大学电子系教授. 主要研究方向为智能信息处理, 故障检测与诊断技术.
E-mail: lvfeng@mail.tsinghua.edu.cn
(**LV Feng** Professor in the Electrical Department, Hebei Normal University. Her research interest covers intelligent information processing, fault detection and diagnosis techniques.)