

# 一种新的证据冲突计算方法及其应用

王 琰 周 莉 寇淑婷

(鲁东大学 信息与电气工程学院, 山东 烟台 264039)

摘要: 证据理论在处理不确定信息方面具有建模方便、算法收敛速度快等优势,但也存在不能有效处理高冲突信息的不足。针对 Jousselme 证据距离函数不能准确描述证据概率分配值较分散的证据间的冲突度量问题,本文提出了随证据概率分布之间非包含度的增大冲突度量结果按比例增大的改进冲突度量函数,并将其应用于解决实际应用中的风险概率预测、目标识别问题,同时与已有其他冲突度量算法进行对比分析,验证了所提算法的有效性和广泛适用性。

关键词: 证据理论; 冲突度量; 风险概率; 目标识别

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1673-8020(2021)01-0034-06

不确定和模糊信息存在于实际应用中的各个方面,而证据理论可以在无先验信息的情况下对不确定信息进行建模与快速处理,近年来被广泛应用于智能决策、图像处理、信息融合等研究和应用领域<sup>[1-4]</sup>。由于信息获取过程中一些自然和人为因素的干扰,导致所获信息可能存在高度冲突,此时,经典证据组合规则不再适用。针对该问题,较直接方便的处理方式是首先对冲突信息进行预先处理,目的是去除或降低干扰因素的影响,而后采用经典证据组合规则进行证据融合<sup>[5-9]</sup>。针对高冲突证据的另外一种常用处理方式是在对冲突证据进行预先处理的基础上,对局部不一致信息进行加权再分配<sup>[10-12]</sup>,以提高冲突信息的利用率。可以看出,上述两种处理高冲突信息的主要方式,其关键均是要先对冲突信息进行准确的冲突度量<sup>[13-15]</sup>,如果能够实现对冲突信息的准确度量,那么采用第一种证据冲突处理算法显然更高效且易于操作。

为提高证据冲突度量结果的准确性,学者们做了大量的研究工作,提出了多种冲突度量算法,但研究发现,每种冲突度量参数均存在一定的局限性,不能对不同类型的冲突证据均给予准确度量。因此,多参数组合优化利用和对冲突证据进

行分类度量便成为研究者必须面对的问题。为此,本文基于证据之间的非包含度对 Jousselme 证据距离函数进行优化,提出基于多参数优化利用的改进冲突度量函数,理论分析和仿真实验验证了新算法的有效性。

## 1 D-S 证据理论

### 1.1 D-S 组合规则

设  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$  是由待辨识目标的所有可能来源目标构成的完备集。若  $\Theta$  中任两个元素两两互不相容,称  $\Theta$  为一辨识框架。用  $2^\Theta$  表示  $\Theta$  的幂集,其中含有  $2^N$  个元素。

定义 1 基本概率分配。设  $\Theta$  为一辨识框架,若函数  $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ ,使得  $m(\emptyset) = 0$ ,且  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ ,称  $m$  为  $\Theta$  上的基本概率分配, $m(A)$  表示证据  $m$  对元素  $A$  的基本概率分配,反映了其对  $A$  为来源目标这一结论的信任度。若  $m(A) > 0$ ,称  $A$  为焦点。

定义 2 D-S 组合规则。设辨识框架  $\Theta$  上有  $J$  条相互独立的证据  $m_j (j = 1, 2, \dots, J)$ ,则  $J$  条证据融合的 D-S 证据组合规则描述为

收稿日期: 2020-10-29; 修回日期: 2020-11-12

基金项目: 国家自然科学基金重大研究计划项目(91538201); 国家自然科学基金青年科学基金项目(61304052)

第一作者简介: 王琰(1996—),女,山东德州人,硕士研究生,研究方向为数据挖掘、机器学习。E-mail: 1787274000@qq.com

通信作者简介: 周莉(1966—),女,山东烟台人,教授,硕士研究生导师,博士,研究方向为信息融合。E-mail: zxm2zl@126.com

$$m(X) = \begin{cases} 0, & X = \emptyset, \\ \frac{\sum_{\cap A_t = X} \prod_{i=1}^J m_i(A_i)}{1 - k}, & X \neq \emptyset, \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $t \in [1, 2, \dots, 2^N]$ ;  $k = \sum_{\cap A_t = \emptyset} \prod_{i=1}^J m_i(A_i)$ , 为不一致因子或冲突系数。

## 1.2 D-S 组合规则存在的问题

由式(1)可以看出, 当  $k \rightarrow 1$  时, 各证据之间的一致性趋近于 0, 此时, 式(1)中分式的取值受分子或分母微小变化的影响较大, 易使证据融合结果出现不稳定性。1984 年 Zadeh 提出了 D-S 组合规则在融合高冲突证据时易出现合成悖论的问题。此后, 诸多学者对该问题做了大量的研究工作, 提出了各种改进措施, 改进思路主要分为两种: 一种是对证据理论的算法模型进行改进或对组合规则进行修正; 另一种是先对冲突信息进行预先处理, 而后采用经典 D-S 组合规则进行证据合成。不论采用哪一种改进思路, 首先均需对证据冲突进行准确度量。

研究表明, 最早用于衡量证据之间冲突程度的不一致因子  $k$ , 在度量概率赋值较分散的两条相同或相似证据之间的冲突时, 冲突度量结果不够合理, 且不一致因子不适用于对含有多子集焦元的证据进行准确冲突度量。另有研究表明, 常用冲突度量参数 Jousselme 证据距离在对概率赋值相对分散的冲突证据进行度量时, 其度量值会出现不同程度的偏低。针对该问题, 文献[13]提出了改进的 Jousselme 证据距离函数, 改进后的冲突度量函数在一定程度上扩展了 Jousselme 证据距离的适用范围, 但针对概率赋值较集中的高冲突证据, 其冲突度量结果仍然偏低。

针对上述问题, 本文考虑对非包含度和 Jousselme 证据距离函数以及改进的 Jousselme 证据距离函数进行组合优化利用, 对应给出新改进的综合冲突度量函数。

## 2 基于改进冲突度量的证据融合算法

### 2.1 改进的证据冲突度量算法

#### 2.1.1 改进算法思想

大量算例实验结果表明: 非包含度和 Jousselme 证据距离函数在对概率赋值较分散的证据进行冲突度量时, 其度量结果均偏低, 且 Jousselme 证据距离函数的冲突度量结果偏低的幅度较大; 另外, 当非包含度大到一定程度时, 表明证据之间的不一致性程度较高, 但非包含度由于不能整体衡量证据之间的一致性, 导致其不能准确度量该情况下证据之间的冲突程度, 特别是当证据中含有非单子集焦元时, 其对高冲突证据的度量结果显著偏低。考虑到 Jousselme 证据距离函数具有较好的可调整性, 此时, 如果能根据非包含度的取值, 按一定比例调整 Jousselme 证据距离函数或文献[13]所提改进 Jousselme 证据距离函数的冲突度量值, 则有助于识别出高冲突证据, 提高冲突度量结果的准确性。

#### 2.1.2 改进证据冲突度量算法描述

证据包含度描述了证据对相同命题概率赋值的重合程度, 即不同证据对各命题的共同支持部分总和, 其定义如下:

设  $\Theta$  为包含  $N$  个互不相容事件的辨识框架,  $\Theta$  的幂集表示为  $2^\Theta$ , 其中含有  $2^N$  个元素, 则  $\Theta$  上两条相互独立的证据  $m_i$  和  $m_j$  ( $i, j = 1, 2, \dots, J$ ) 之间的包含度定义为<sup>[14]</sup>

$$c(m_i, m_j) = \sum_{i=1}^{2^N} \min(m_i(A_t), m_j(A_t)). \quad (2)$$

对  $\forall t (t = 1, 2, \dots, 2^N)$ ,  $\min(m_i(A_t), m_j(A_t))$  表示证据  $m_i$  和  $m_j$  对同一命题  $A_t$  的概率分配值的相互包含度, 即重合度, 其刻画了两条证据对该事件的共同支持程度; 而  $c(m_i, m_j)$  则描述了两条证据  $m_i$  和  $m_j$  对所有可能事件概率分配的相互包含部分总和, 即其对所有可能事件的共同支持度总和。

不难证明, 包含度满足如下性质

- 1)  $c(m_i, m_j) \in [0, 1]$ ;
- 2)  $c(m_i, m_j) = c(m_j, m_i)$ ;
- 3)  $c(m_j, m_j) = 1 \Leftrightarrow m_i = m_j$ ;
- 4)  $c(m_i, m_j) = 0 \Leftrightarrow (\cup A_i^t) \cap (\cup A_j^t) = \emptyset$ , 其中  $A_i^t, A_j^t$  分别表示证据  $m_i$  和  $m_j$  中所含焦元。

为能够利用非包含度对含有非单子集焦元的证据进行冲突度量, 文献[14]对式(2)进行了扩展, 将对证据的包含度计算式修正为

$$c(m_i, m_j) = \frac{\sum_{s=1}^{2^N} \sum_{t=1}^{2^N} d_{ts} \min(m_i(A_t), m_j(A_s))}{1 + \sum_{s=1}^{2^N} \sum_{t=1, t \neq s}^{2^N} d_{ts} \min(m_i(A_t), m_j(A_s))}, \quad (3)$$

$i, j = 1, 2, \dots, J; t, s = 1, 2, \dots, 2^N$

其中,  $d_{ts} = \frac{|A_t \cap A_s|}{|A_t \cup A_s|}$ .

则证据  $m_i$  和  $m_j$  之间的非包含度可以描述为  $n_c = 1 - c(m_i, m_j)$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, J$ . (4)

由文献[13], 证据  $m_i$  和  $m_j$  之间的 Jousselme 证据函数和改进 Jousselme 证据函数分别描述为

$$d_j = \sqrt{\frac{\langle m_i, m_i \rangle + \langle m_j, m_j \rangle - 2 \langle m_i, m_j \rangle}{2}}, \quad (5)$$

$i, j = 1, 2, \dots, J$

以及

$$d_{PJ} = \sqrt{\frac{\langle m_i, m_i \rangle + \langle m_j, m_j \rangle - 2 \langle m_i, m_j \rangle}{\langle m_i, m_i \rangle + \langle m_j, m_j \rangle}}, \quad (6)$$

$i, j = 1, 2, \dots, J$

为进一步提高 Jousselme 证据距离函数对概率赋值较集中的高冲突证据的冲突度量效果, 本文提出改进的冲突度量函数  $d_U$  和  $d_{IPJ}$  如下:

$$d_U = \sqrt{\frac{\langle m_i, m_i \rangle + \langle m_j, m_j \rangle - 2 \langle m_i, m_j \rangle + \alpha n_c}{2 + \alpha n_c}}, \quad (7)$$

$i, j = 1, 2, \dots, J$

$$d_{IPJ} = \sqrt{\frac{\langle m_i, m_i \rangle + \langle m_j, m_j \rangle - 2 \langle m_i, m_j \rangle + \alpha n_c}{\langle m_i, m_i \rangle + \langle m_j, m_j \rangle + \alpha n_c}}, \quad (8)$$

$i, j = 1, 2, \dots, J$

其中,  $\alpha \in [0, +\infty)$ 。显然, 随非包含度  $n_c$  与其可调系数  $\alpha$  的增大,  $d_U$  和  $d_{IPJ}$  均趋近于 1, 但  $d_{IPJ}$  趋近于 1 的速度要快一些, 更适于对高冲突证据进行冲突度量。

### 2.2 证据融合算法

基于新冲突度量式的证据融合步骤描述如下:

1) 基于  $m_i$  和  $m_j$  之间的非包含度  $n_c$  的取值, 确定采用式(7) 还是式(8) 计算量证据之间的冲突度量值: 若两证据之间的非包含度  $n_c < 0.1$ , 说明两证据之间的冲突程度较小, 采用式(7) 计算证据  $m_i$  和  $m_j$  之间的证据距离  $d(m_i, m_j)$ ; 否则, 采用式(8) 进行计算。

2) 基于步骤 1), 证据  $m_i$  和  $m_j$  之间的相似度

$s(m_i, m_j)$  可表示为

$$s(m_i, m_j) = 1 - d(m_i, m_j)。$$

3) 计算证据  $m_i$  的可信度如下:

$$c(m_i) = \frac{s(m_i)}{\sum_{j=1}^J s(m_j)}, \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, J, \quad (9)$$

其中,

$$s(m_i) = \prod_{j=1, j \neq i}^J [1 - d(m_i, m_j)], \quad (10)$$

$s(m_i)$  刻画了其他证据对证据  $m_i$  的支持度。

4) 由式(9) 计算  $J$  条证据的加权证据体如下:

$$m_w(A_k) = \sum_{j=1}^J c(m_j) \cdot m_j(A_k), \quad (11)$$

$\forall k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, J$

其中,  $n$  为证据中焦元的个数。

5) 将证据体  $m_w(A_k)$  利用 D-S 组合规则进行自身合成  $J-1$  次, 即可得到基于改进冲突度量函数  $d(m_i, m_j)$  的证据融合结果。

上述证据融合算法的流程与文献[5] 算法流程相似, 只是在文献[5] 中, 是基于 Jousselme 证据距离函数  $d_j$  度量证据之间的冲突, 并利用下式

$$s(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^J [1 - d_j(m_i, m_j)] \quad (12)$$

计算证据  $m_i$  的支持度, 与式(12) 相比, 式(10) 更适用于对高冲突证据进行准确度量。

依据上述算法, 当证据之间的非包含度大到一定程度, 采用式(8) 计算相应两条证据之间的冲突度量; 否则, 采用式(7) 进行冲突度量, 其中可调参数  $\alpha$  在本文中均取值为 8。

## 3 算法应用及分析

为验证新算法的有效性, 下文给出本文所提新算法与相关算法的应用效果分析。

### 3.1 在风险概率预测中的应用分析

为提高风险决策中未来事件发生概率预测结果的可靠性, 通常会采用多种调研方式给出多个关于未来事件发生概率的预测序列, 其中可能含有相互矛盾的概率预测序列, 比如根据不同调研结果, 未来 3 个可能发生事件 A、B 及 C 的概率预测序列分别如表 1 所示。

个概率预测结果进行综合考虑。本文将每个预测序列看做一个证据,采用本文和相关算法的证据合成结果如表 2 所示。

表 1 各事件的概率预测

Tab.1 Probability prediction of each event

预测序列	A	B	C
预测 1	0.53	0.39	0.08
预测 2	0.59	0.29	0.12
预测 3	0.43	0.40	0.17
预测 4	0.22	0.69	0.09

表 2 采用不同算法的证据融合结果

Tab.2 Results of evidence fusion using different algorithms

算法	m( A)	m( B)	m( C)
D-S 组合规则	0.485	0.512	0.002
加法加权	0.451	0.433	0.116
乘法加权	0.465	0.417	0.118
文献[5]	0.542	0.456	0.002
文献[6]	0.534	0.463	0.002
文献[10]	0.405	0.567	0.028
文献[13]	0.567	0.430	0.002
新算法	0.750	0.248	0.002

已知对于未来可能发生的 3 种情况,决策方有 4 种策略进行应对,不同策略在不同事件发生情况下的效益矩阵如表 3 所示。

表 3 收益表

Tab.3 Benefit table

策略	A( $p_1$ )	B( $p_2$ )	C( $p_3$ )
策略 1	46	68	45
策略 2	55	28	32
策略 3	83	36	51
策略 4	47	73	56

将利用 D-S 组合规则所得证据融合结果作为事件 A、B 及 C 的综合预测概率,计算 4 个策略下的加权平均收益如表 4 所示。

表 4 D-S 证据融合结果在不同策略下的收益结果

Tab.4 The beneficial results of D-S evidence fusion under different strategies

策略	A( 0.485)	B( 0.512)	C( 0.002)	加权收益
策略 1	46	68	45	57.2
策略 2	55	28	32	41.1
策略 3	83	36	51	58.8
策略 4	47	73	56	60.3

显然,按 D-S 组合规则所得事件概率估计,采用最大期望收益准则应该做出选择策略 4 的决策,最大收益为 60.3。类似地,将表 2 中的不同证据融合算法所得融合估计概率分别作为事件 A、B 以及 C 的预测概率,利用最大期望收益准则计算各策略下的加权收益,所得决策方案以及对应正确决策的收益值如表 5 所示。

表 5 不同算法所选策略及最优决策的收益值

Tab.5 The strategy selected by different algorithms and corresponding beneficial value

算法	最优决策( 收益值)	算法	最优决策( 收益值)
加法加权	策略 4( 58.9)	文献[10]	策略 4( 55.5)
乘法加权	策略 3( 59.6)	文献[13]	策略 3( 62.7)
文献[5]	策略 3( 61.5)	新算法	策略 3( 71.3)
文献[6]	策略 3( 61.1)		

表 5 中,加法和乘法加权算法分别是采用式( 10) 和式( 12) 计算证据可信度后得到的加权证据体,新算法即本文所提算法。

由表 5 可以看出,多数证据融合算法对应的决策结果均为策略 3,只有加法加权和文献[10]算法的决策结果为策略 4。分析表 2 中 4 条概率预测序列可知:如果将每条概率预测序列看作一条证据,从直观上看 4 条证据对应的证据融合结果应该为 A;且由加法加权结果可知,加法加权算法对事件 A 和事件 B 的概率赋值相差不大,因此 4 条证据属于一种难以区分决策结果的高冲突证据。由表 2 结果可以看出,乘法加权优于加法加权。尽管加法加权对目标识别结果正确,但由于加法加权对事件 A 的概率赋值相对较低,使得其对策略 3 的期望收益值低于对策略 4 的相应结果,导致决策出错。文献[10]算法的决策错误主要是由于该算法的证据合成结果随证据合成次序的变化而改变,而该例中 4 条证据的自然排序对该算法不利,导致错误决策。综合表 2、5 可以看出,表 2 中对事件 A 的概率赋值较大的算法在最大期望决策中均选择策略 3,且对事件 A 识别概率越高的融合算法对应的期望收益值也越大,即目标识别效果好的算法更能够从量的方面指导决策者做出正确选择。由此可知,提高正确目标识别概率有利于在风险决策中为决策者提供更准确的以量为基础的决策依据。

由表 5 可知,本文所提新算法选择策略 3 且对应的期望收益值最大,说明基于新算法进行冲

突变量的证据融合算法比其他算法更适用于解决具有高冲突概率预测的风险决策问题。

### 3.2 在目标识别中的应用分析

设有 7 部传感器同时对某空域 3 个未知飞行器进行观测识别, 辨别框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 其中 A 为战机, B 和 C 均为客机。3 个目标 A、B、C 均在与传感器观测系统相间 100 km 处相对飞行, 3 个目标的飞行速度均为  $1000 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。传感器 1 判断观测目标为战机的置信度始终分别为 0.600、0.300、0.100, 传感器 2 判断观测目标为战机的置信度自始至终分别为 0.001、0.499、0.500。传感器 3、4、5、6、7 在 100 km 处对目标 A 机型正确识别的置信度均为 0.25, 在 10 km 处对 A 机进行正确判别的置信度均为 0.7, 该期间内, 它们对 A 机类型的判别正确度与其实时相间距离成反比例; 在观测过程中, 除强干扰阶段外, 传感器 3、4、5、6、7 判断观测目标 B 为战机的可能性大小始终均

为 0.2。在与目标相距 30~20 km 处, 传感器 6 和 7 受到干扰, 正确识别 A、B 机类型的可能性大小为 0。称上述条件为仿真 1 环境。

在上述仿真 1 环境下, 不同算法对目标 A 为战斗机的识别概率曲线如图 1 所示。若传感器探测效果进一步改变, 具体为传感器 1 判断观测各目标为战斗机的置信度始终分别为 0.430、0.470、0.100, 传感器 2 判断各目标为战斗机的置信度始终分别为 0.010、0.490、0.500, 其余观测情况不变。此时, 不同算法判定目标 A 为战机的概率曲线如图 2 所示。图 1 和图 2 中, DA 表示邓勇等<sup>[5]</sup>所提算法; SA 表示宋亚飞等<sup>[6]</sup>所提基于虚假度和证据余弦距离共同度量证据冲突的算法; DM 表示将 4 条证据进行直接融合的冲突信息再分配算法;  $d_j$  算法表示采用 Jousselle 证据距离计算冲突度量并利用式 (10) 计算证据支持度的证据融合算法;  $d_{pj}$  指彭颖等<sup>[13]</sup>所提算法, NA 表示本文所提新算法。

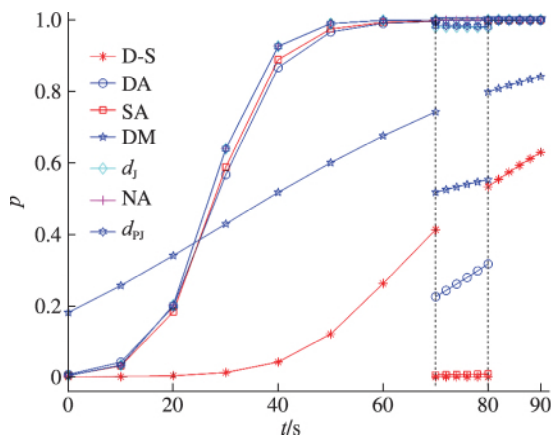


图 1 仿真 1 情况下 A 为战机的概率

Fig.1 The probability that A is a fighter in simulation 1

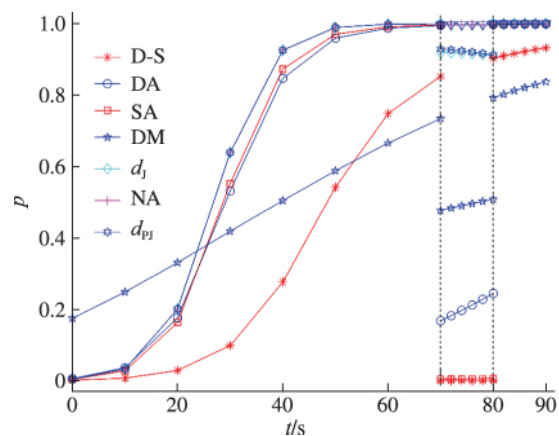


图 2 仿真 2 情况下 A 为战机的概率

Fig.2 The probability that A is a fighter in simulation 2

由图 1 可以看出: 在传感器探测环境相对较差但不存在强干扰的情况下, 除 D-S 组合规则外的其他 6 种算法均能够较好地识别出目标, 但 DM 算法的收敛速度较慢; 由于传感器 2 对目标 A 的概率赋值偏低, 没有对各证据进行权重分配的 D-S 组合规则判断出错, 没能正确识别出目标。在仿真 1 环境存在强干扰阶段, D-S 组合规则、DA 算法和 SA 算法均未能正确识别出目标; DM 算法虽能够识别出目标, 但与其他 3 种算法相比, 其正确目标识别概率较低。由图 1 还可以看出, 在强干扰阶段, 本文所提新算法的正确目标识别

概率接近于 1, 而只基于 Jousselle 证据距离函数进行冲突度量的  $d_j$  算法和彭颖等<sup>[13]</sup>所提算法的正确目标识别概率均稍低。由图 2 可以看出, 当传感器探测环境进一步变差, 在强干扰阶段, 本文所提新算法的正确目标识别概率仍接近于 1, 但  $d_j$  算法和彭颖等<sup>[13]</sup>所提算法的正确目标识别概率均随有效信息的增加反而降低, 说明这两种冲突度量函数已不能对当前高冲突情况的证据进行准确冲突度量, 不适用于解决高冲突环境下的证据冲突度量问题。

## 4 结论

本文通过对常用冲突度量参数的性能进行研究,提出了发挥不同冲突度量参数优势且避免其不足的改进综合冲突度量函数,并将其应用于解决实际应用中的决策分析和目标识别问题。理论分析和算例以及仿真实验结果表明,本文所提新算法具有较强的抗干扰特性,适用于解决高冲突情况下的证据融合问题。在强干扰阶段,与具有较好稳定性的直接融合算法相比,新算法的正确目标识别概率要高出近 0.55 个点。在证据之间存在一般冲突情况下,与其他算法相比,新算法也具有较高的正确目标识别概率,说明其具有较广泛的适用性。

### 参考文献:

- [1] SHAFER G. A mathematical theory of evidence turns 40 [J]. *International Journal of Approximate Reasoning* 2016, 79: 7-25.
- [2] DESTERCKE S, BURGER T. Toward an axiomatic definition of conflict between beliefs functions [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics* 2013, 43( 2): 585-596.
- [3] 潘泉. 多源信息融合理论与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社 2013.
- [4] DENG Y. Generalized evidence theory [J]. *Applied Intelligence* 2015, 43( 3): 530-543.
- [5] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法 [J]. *红外与毫米波学报* 2004, 23( 1): 27-32.
- [6] 宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾, 等. 基于信任度和虚假度的证据组合方法 [J]. *通信学报* 2015, 36( 5): 104.
- [7] DE OLIVEIRA SILVA L G, DE ALMEIDA-FILHO A T. A multicriteria approach for analysis of conflicts in evidence theory [J]. *Information Science* 2016, 346/347: 275-285.
- [8] BI W H, ZHANG A, YUAN Y. Combination method of conflict evidences based on evidence similarity [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics* 2017, 28( 3): 503-513.
- [9] QIAN J, GUO X F, DENG Y. A novel method for combining conflicting evidences based on information entropy [J]. *Applied Intelligence* 2017, 46( 4): 1-13.
- [10] 曹洁, 郭雷雷. 一种基于局部冲突分配的证据组合规则 [J]. *计算机应用研究* 2013, 30( 7): 2033-2035.
- [11] 郭强, 何友, 李新德. 一种快速 DS<sub>m</sub>T-DS 近似推理融合方法 [J]. *电子学报* 2015, 37( 9): 2040-2046.
- [12] 周莉, 郭伟震, 曹珊珊. 改进的局部冲突信息再分配算法 [J]. *光电子激光* 2018, 29( 4): 396-404.
- [13] 彭颖, 胡增辉, 沈怀荣. 一种修正证据距离 [J]. *电子与信息学报* 2013, 35( 7): 1624-1629.
- [14] 毛艺帆, 张多林, 王路. 基于重合度的证据冲突度量方法 [J]. *控制与决策* 2017, 32( 2): 293-298.
- [15] 包甜甜, 谢新连, 魏照坤. 新的证据冲突度量算法 [J]. *控制与决策* 2017, 34( 1): 41-48.

## A New Calculation Method of Evidence Conflict and Its Applications

WANG Yan, ZHOU Li, KOU Shuting

( School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264039, China)

**Abstract:** Evidence theory has the advantages of convenient modeling and fast algorithm convergence in dealing with uncertain information, but it also has the disadvantage of not being able to deal effectively with high-conflict information. According to the problem that Jousselme evidence distance function can't accurately describe the conflict measure between pieces of evidence with more scattered probability distributions, an improved conflict measure function was proposed which increased the conflict measure proportionally with the increase of non-inclusive degree between evidence probability distributions, and applied to solving problems such as risk probability prediction and target recognition in practical applications. The effectiveness and wide applicability of the proposed algorithm are verified in comparison with other existing conflict measure algorithms.

**Keywords:** evidence theory; conflict measure; risk probability; target recognition