

# 控制与决策

Control and Decision

## 一种新的解决冲突问题的不确定性度量方法

赵静, 关欣, 衣晓, 刘海桥

引用本文:

赵静, 关欣, 衣晓, 等. 一种新的解决冲突问题的不确定性度量方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(6): 1307–1315.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1184>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 决策距离修正下的弱决策证据合成方法

Combination method of weak decision-making evidence based on decision distance correction

*控制与决策*. 2018, 33(1): 1–15 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1062>

### 基于证据马尔可夫随机场模型的图像分割

Image segmentation based on evidential Markov random field model

*控制与决策*. 2017, 32(9): 1607–1613 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0901>

### 基于边界域和知识粒度的粗糙集不确定性度量

Uncertainty measures of rough sets based on boundary region and knowledge granularity

*控制与决策*. 2016, 31(6): 983–989 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0478>

### 基于证据推理和第3代前景理论的不确定性多属性决策方法

Method for uncertain multi-attribute decision making based on evidential reasoning and third-generation prospect theory

*控制与决策*. 2016, 31(1): 105–113 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1472>

### 基于条件概率的粗糙集不确定性度量

Uncertainty measures of rough set based on conditional possibility

*控制与决策*. 2015(6): 1099–1105 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0331>

# 一种新的解决冲突问题的不确定性度量方法

赵 静<sup>†</sup>, 关 欣, 衣 晓, 刘海桥

(海军航空大学 航空作战勤务学院, 山东 烟台 264001)

**摘 要:** 自动化数据处理、检测判决、推理决策要求对多种传感器和不同信息源进行有效集成. 但由于环境的扰动、传感器的局限以及人为的干预, 信源信息一般具有较强的不确定性、不完备性、冲突性, 集中表现为证据的冲突, 有必要对冲突证据的推理与决策进行研究. 为解决证据理论不能有效融合冲突证据的问题, 提出一种新的不确定性度量方法. 首先, 对现有的基于信息熵和区间距离的不确定性度量公式进行深入分析, 总结现有方法的缺陷并进行相关证明; 其次, 基于定积分定义新的区间距离度量公式, 并对公式的合理性进行证明; 然后, 基于所提出的区间距离公式给出新的不确定性度量方法, 利用改进的不确定性度量方法给出冲突证据组合规则及算法流程; 最后, 通过算例分析验证改进算法的有效性和可行性.

**关键词:** 冲突证据; 区间距离; 定积分; 不确定性度量; PCR5; 证据理论

**中图分类号:** TN95; C934

**文献标志码:** A

## A new uncertainty measurement method for conflict problem

ZHAO Jing<sup>†</sup>, GUAN Xin, YI Xiao, LIU Hai-qiao

(School of Aviation Operational Support, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** Automated data processing, detection decisions, and inference decisions require efficient integration of multiple sensors and different information sources. However, due to environmental disturbances, sensor limitations, and human intervention, source information generally has strong uncertainty, incompleteness, and conflict, and is concentrated in evidence conflicts. Therefore, it is necessary to study the reasoning and decision-making of conflict evidence. In order to solve the problem that evidence theory cannot integrate conflict evidence effectively, a new uncertainty measurement method is proposed in this paper. First of all, through an in-depth analysis of the existing uncertainty measurement formulas based on information entropy and interval distance, the defects of the existing algorithms are summarized and proved. Then based on definite integral, a new interval distance measurement formula is defined and the rationality of this formula is proved. Furthermore, based on the proposed interval distance formula, a new uncertainty measurement method is presented and the conflict evidence combination rule and algorithm flow are given using the improved uncertainty measurement method. Finally, the feasibility and effectiveness of the improved method are illustrated by an example.

**Keywords:** conflict evidence; interval distance; definite integral; uncertainty measurement; PCR5; evidence theory

## 0 引 言

DS 证据理论由 Dempster<sup>[1]</sup> 提出并推广, 该理论能够很好地表征信息的不确定性, 在信息融合、风险评估、模式识别等方面得到广泛应用. 但是, DS 证据理论中所给出的 Dempster 组合规则在某些特定情况下不能得到有效的融合结果, 特别是不能有效处理高冲突信息<sup>[2]</sup>, 如 Zadeh<sup>[3]</sup> 的 0 信任悖论算例. 为了解决这一问题, 相关学者给出了大量的改进算法<sup>[4-7]</sup>, 主要分为两类:

1) 对组合规则的改进<sup>[8-14]</sup>. 可分为 3 类: 第 1 类是

承认 DS 证据理论的乘性法则, 研究如何分配冲突量<sup>k<sup>[11-13]</sup></sup>; 第 2 类是否定 DS 证据理论中乘性法则, 给出加性组合规则, 如 Murphy<sup>[14]</sup> 组合规则; 第 3 类是改变识别框架, 将框架拓展到广义幂集, 在此基础上给出新的组合规则, 如 DSmT 组合规则<sup>[15]</sup>. 在实际应用过程中, 信源不可避免地会受到环境、设备自身等各种因素的干扰, 因此目前该领域的研究都偏向于第 2 种改进方法, 即对数据源进行修正.

2) 对数据源的修正<sup>[16-19]</sup>. 当信源接收的证据存在不确定和冲突时, 需要对证据进行折扣预处理

收稿日期: 2018-09-03; 修回日期: 2018-11-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61671463, 91538201); 国防科技卓越青年人才基金项目(2017-JCJQ-ZQ-003); 泰山学者工程专项资金项目(ts20172072).

责任编辑: 张文安.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: tt86725@163.com.

理<sup>[20-22]</sup>. 证据折扣权重系数是数据源修正的研究重点,其确定方法分两种:一种是基于信息熵,通过信息的无序性表征证据的不确定性. 文献[23]在似然函数基础上提出 Confusion 度量,文献[24]在似真度函数基础上提出 Dissonance 度量,文献[25-26]基于命题的模给出 Discord 度量和 Strife 度量,文献[27]在概率转换的基础上提出 Aggregated 不确定性度量,文献[28]基于 Pignistic 概率转换提出 Ambiguity 度量,文献[29]在 Shannon 熵的基础上提出 Deng 熵衡量证据的不确定性,文献[30]基于证据之间的距离提出一种新的信息熵,文献[31]基于 Deng 熵和区间距离提出一种衡量证据不确定性的新方法,文献[32-33]基于多义度给出每一个证据对应的修正权重,文献[34]基于 Shannon 熵给出新的证据不确定度衡量参数 UM,并基于 UM 给出新的组合规则模型. 上述方法都在一定程度上验证信息的不确定性,但信息熵所表征的不确定性一方面会造成不确定信息丢失,另一方面证据的无序性也不能合理表征信息的不确定性,所以衡量效果不佳,甚至产生悖论. 另一种是利用距离衡量证据的不确定性<sup>[35-38]</sup>,又可以细分为两类. 一类是点到点的距离. 文献[39]通过分析 Josselme<sup>[40]</sup>距离提出广义证据距离,用到的不确定信息是命题的模. 文献[41]提出支持概率 (supporting probability) 距离,通过计算证据被支持程度确定证据的折扣权重. 文献[42]对现有的证据距离进行运算,得到新的权重系数. 文献[43]在概率转换 DSmp 的基础上提出一种新的证据距离. 但是点对点的不确定度量方式很难找出一个点来衡量不确定区间,不可避免地造成信息的丢失. 另一类是区间距离. 文献[44]利用 Tran & Duckstein 区间距离衡量证据的不确定性并得到很好的融合效果. 文献[38]在文献[44]的基础上对所提及的区间距离的单调性进行详细分析并作了改进,但是该区间距离基于双重积分,会造成信息冗余.

为解决证据理论无法有效融合冲突证据的问题,本文提出一种新的数据源修正方案,即基于证据距离的不确定性度量方法. 该修正方法基于定积分首先给出新的区间距离度量公式,利用 Murphy 组合规则<sup>[14]</sup>对原有的证据组进行证据组合,得到初步的融合结果;然后基于定义的区间距离计算每一条证据与初始融合结果之间的距离. 根据区间距离计算每一条证据的权重,将权重代入折扣公式得到折扣后的证据组,并利用 PCR5 组合公式计算最终的证据融合结果;最后通过算例分析验证了所提出方法的有效性.

### 1 理论基础

证据理论建立在识别框架 (frame of discernment, FOD) 的基础上, FOD 中的每一个元素都必须满足互斥性和详尽性,互斥性表现为任意两个命题  $A_i$  之间满足  $A_i \cap A_j = \emptyset, i \neq j$ ; 详尽性表现为问题域中的任何命题都应该出现在幂集框架  $2^\theta$  下.

假设  $\Theta$  为 FOD, 定义映射  $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ , 若满足

$$\begin{cases} \sum_{A_i \in \theta} m(A_i) = 1, \\ m(\phi) = 0, \end{cases} \quad (1)$$

则称函数  $m$  为基本概率赋值 (basic belief assignment, BBA). BBA 表示证据对命题  $A$  的支持程度, 其中  $m(\Theta)$  为未知程度.

假设  $\Theta$  为 FOD,  $m$  为 BBA, 定义

$$Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B), \quad \forall A \subset \Theta \quad (2)$$

为信任函数, 表示决策可能结果  $A$  所有子集信任之和. 对于空集信任值为  $Bel(\varphi) = 0$ , 对于全集  $\Theta$  为  $Bel(\Theta) = 1$ .

假设  $\Theta$  为 FOD,  $m$  为 BBA, 定义

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (3)$$

为似真度函数, 可以得到

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}). \quad (4)$$

信任函数与似真度函数之间的关系如图 1 所示, 满足

$$Bel(A) \leq Pl(A). \quad (5)$$

定义区间  $[Bel(A), Pl(A)]$  为信任度区间, 区间长度反映出命题  $A$  的不确定度. 当信任度区间长度变为 0, 即  $Bel(A) = Pl(A)$  时, 证据理论便退化为概率论.

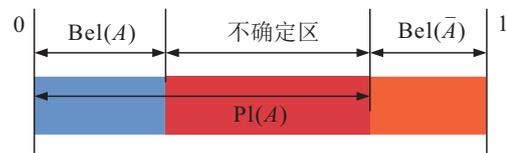


图 1 基本概率赋值示意图

假设  $m_1, m_2$  是定义在识别框架  $\Theta$  上的 BBA, 命题空间分别为  $(A_1, A_2, \dots, A_k)$  和  $(B_1, B_2, \dots, B_r)$ , 则定义证据  $m_1, m_2$  融合公式为

$$m(C) = m_1 \oplus m_2 = \begin{cases} \sum_{i,j, A_i \cap B_j = C} m_1(A_i)m_2(B_j) \\ \frac{1-k}{1-k}, \quad \exists C \subset U, C \neq \emptyset; \\ 0, \quad C = \emptyset. \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $k$  为冲突系数, 且有

$$k = \sum_{i,j,A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) < 1.$$

## 2 基于信息熵的不确定性度量

Confusion度量公式<sup>[23]</sup>为

$$\text{Conf}(m) = - \sum_{A \in \Theta} m(A) \log_2(\text{Bel}(A)). \quad (7)$$

Dissonance度量公式<sup>[24]</sup>为

$$\text{Diss}(m) = - \sum_{A \in \Theta} m(A) \log_2(\text{Pl}(A)). \quad (8)$$

Confusion和Dissonance度量公式是建立在似然函数Bel和似真度函数Pl的基础上,可将这一类情况进行进一步推广,得到更一般的度量公式

$$G_1(m) = - \sum_{A \in \Theta} m(A) \log_2 p(A), \quad (9)$$

其中 $p(A)$ 为针对 $m(A)$ 的概率转换公式. 概率转换公式是证据理论有效决策的一个有效手段,是证据理论的另一重要研究领域,本文暂不作深入阐述.

概率转换满足条件

$$\text{Bel}(A) \leq p(A) \leq \text{Pl}(A). \quad (10)$$

当 $p(A) = \text{Bel}(A)$ 时,便是Confusion度量公式;当 $p(A) = \text{Pl}(A)$ 时,便是Dissonance度量公式.

Discord度量公式<sup>[25]</sup>为

$$\begin{aligned} \text{Disc}(m) = & \\ & - \sum_{A \in \Theta} m(A) \log_2 \left[ 1 - \sum_{B \subset \Theta} m(B) \frac{|B - A|}{|B|} \right]. \end{aligned} \quad (11)$$

Strife度量公式<sup>[26]</sup>为

$$\begin{aligned} \text{Stri}(m) = & \\ & - \sum_{A \in \Theta} m(A) \log_2 \left[ 1 - \sum_{B \in \Theta} m(B) \frac{|A - B|}{|A|} \right]. \end{aligned} \quad (12)$$

Deng熵度量公式<sup>[29]</sup>为

$$E_d(m) = - \sum_{A \subset \Theta} m(A) \log_2 \frac{m(A)}{2^{|A|} - 1}. \quad (13)$$

Discord、Strife和Deng熵度量公式是引入命题的模,可以进一步归结为如下的一类度量公式:

$$G_2t(m) = - \sum_{A \in \Theta} m(A) \log_2 f(m(A)), \quad (14)$$

其中函数 $f(m(A))$ 为关于 $m(A)$ 的正相关函数.

AU (aggregated uncertainty)度量公式<sup>[27]</sup>为

$$\text{AU}(m) = \max \left[ - \sum_{\theta \in \Theta} p_\theta \log_2 p_\theta \right]. \quad (15)$$

其中

$$\begin{aligned} p_\theta \in [0, 1], \forall \theta \in \Theta, \sum_{\theta \in \Theta} p_\theta = 1, \\ \text{Bel}(A) \leq \sum_{\theta \in A} p_\theta \leq 1 - \text{Bel}(\bar{A}), \forall A \subset \Theta. \end{aligned} \quad (16)$$

AM (ambiguity measure)度量公式<sup>[28]</sup>为

$$\text{AM}(m) = - \sum_{\theta \in \Theta} \text{Bet}P_m(\theta) \log_2(\text{Bet}P_m(\theta)), \quad (17)$$

其中 $\text{Bet}P_m(\theta)$ 表示pignistic概率转换公式

$$\text{Bet}P_m(\theta) = \sum_{B \in \Theta} \frac{m(B)}{|B|}. \quad (18)$$

AU是一类引进概率转换的度量公式,由 $p_\theta$ 的约束条件可以看出, $p_\theta$ 即为概率转换. AM中 $\text{Bet}P_m(\theta)$ 是最先提出的经典的概率转换之一,AM不确定性度量公式是使用较为频繁的公式.

基于信息熵模式的不确定性度量利用信息熵这一工具,通过衡量证据的无序性表征证据的不确定性,一定程度上反映了证据的不确定度. 但基于信息熵的不确定度量存在两个缺陷:

1) 由第2节内容可知,证据的不确定度由不确定区间 $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$ 决定,整个区间长度包含了证据的不确定情况. 基于信息熵的不确定性度量模式只是片面地考虑 $m(A)$ 、 $\text{Bel}(A)$ 、 $\text{Pl}(A)$ 、 $|A|$ 的部分或全部,从而代替整个不确定区间,使得不确定度的信息量大大减少,不能很好地表征信息的不确定性,虽然AM公式中引入了概率转换公式 $\text{Bet}P_m(\theta)$ ,但是概率转换公式也只是将证据的不确定区间转换为一般的概率,过程中会不可避免地丢失信息.

2) 基于信息熵的不确定度量存在的另一个缺点是不能证明其单调性,对于这一缺陷,本文以AM度量公式为例给出算例分析.

**例1** 假设识别框架为 $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ ,给出相应的两组BBAs如下:

$$\begin{aligned} m_1(\{\theta_1, \theta_2\}) &= 1/3, \\ m_1(\{\theta_1, \theta_3\}) &= 1/2, \\ m_1(\{\theta_2, \theta_3\}) &= 1/6; \\ m_2(\{\theta_1, \theta_2\}) &= 1/3, \\ m_2(\{\theta_1, \theta_3\}) &= 1/2, \\ m_2(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) &= 1/6. \end{aligned}$$

可以看出, $m_2$ 与 $m_1$ 唯一的不同点在于, $m_2$ 的第3个命题为全集 $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ ,所以 $m_2$ 的不确定度应该大于 $m_1$ . 下面由式(18)计算两组BBAs的AM不确定度,首先给出两组BBAs的 $\text{Bel}(A)$ 和 $\text{Pl}(A)$ ,结果如表1所示. 代入式(17),得到 $\text{AM}(m_1) = 1.55 > 1.52 = \text{AM}(m_2)$ . 可以看到,计算结果与实际情况相悖,根本原因在于信息熵是一个多元非线性函数,很难证明其单调性. 其他几种信息熵模式也都存在此类问题,本文不再一一举反例. 由于基于单点信息的信息熵不确定性度量公式不能有效衡量不确定度,本文将在第

4节重点研究基于区间的不确定度的度量.

表1 算例1不确定区间计算结果

	Bet $P_{m1}(\Theta)$	Bet $P_{m2}(\Theta)$
$\{\theta_1\}$	5/12	17/36
$\{\theta_2\}$	3/12	8/36
$\{\theta_3\}$	4/12	11/36

### 3 基于区间距离的不确定性度量

第2节定义了不确定区间  $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$ . 当  $\text{Bel}(A) = 0, \text{Pl}(A) = 1$  时, 表示证据完全不知道, 是不确定度最高的情况. 而似然函数和似真度函数满足条件  $0 \leq \text{Bel} \leq \text{Pl} \leq 1$ , 即  $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)] \subseteq [0, 1]$ , 求解证据不确定度问题便可以转化为求解区间  $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$  和  $[0, 1]$  之间的相似程度问题, 相似程度越高, 证据的不确定程度越高. 比较两区间之间的相似程度往往是通过比较区间之间的距离实现, 下面介绍几种常见的区间数距离(interval numbers' distances, IND).

1) GR-IND (gowda and ravi IND)<sup>[41]</sup>. 假设  $A, B$  为两个区间, 表示为  $[al, au], [bl, bu]$ ,  $ls$  表示两区间的最大范围, 即  $ls = \max(au, bu) - \min(al, bl)$ ,  $la = au - al, lb = bu - bl$ . GR-IND 将区间之间的距离分为两部分, 一部分由区间的位置决定, 记为  $D_p(A, B)$ ; 一部分由区间的范围决定, 记为  $D_s(A, B)$ . 区间之间的距离定义为  $D = D_p + D_s$ . 其中

$$D_p(A, B) = \cos \left[ \left( 1 - \frac{|al - bl|}{u_k} \right) \times \frac{\pi}{2} \right], \quad (19)$$

$$D_s(A, B) = \cos \left[ \frac{la + lb}{2ls} \times \frac{\pi}{2} \right], \quad (20)$$

$u_k$  为区间最大长度. GR 区间距离不仅考虑到区间的相对位置, 还考虑了区间的长度, 分析公式可以看出  $D_p(A, B)$  与区间相对距离  $|al - bl|$  成正比,  $D_s(A, B)$  只与两区间的长度有关. 当区间长度  $la = lb$  时,  $D_s = 0$ , 即区间之间没有差异. GR 区间距离度量公式给出一种很好的求解区间距离的思路, 通过分析可以给出更为一般的区间距离度量公式

$$D(A, B) = f(|p(A) - p(B)|) + g(la, lb). \quad (21)$$

其中: 函数  $f$  为单调增加函数; 函数  $p$  为衡量区间位置的函数, 可以为区间的上下限等. 联系本文实际,  $p$  可以取证据的概率转换公式, 函数  $g$  为关于区间长度  $la, lb$  的函数, 且满足当  $al \rightarrow bl$  时,  $g(al, lb) \rightarrow 0$ .

2) Hausdorff 距离<sup>[41]</sup> 和 De Carvalho 距离<sup>[41]</sup> 为

$$D_H(A, B) = \max(|al - bl|, |au - bu|), \quad (22)$$

$$D_{N_q}(A, B) = (|al - bl|^q + |au - bu|^q)^{\frac{1}{q}}. \quad (23)$$

这两种距离同时兼顾区间上下限, 是点对点直线距离的推广, 但是由于区间内的内容没有考虑, 信息量丢失严重, 联系本文实际, 公式可以改写为

$$D'_H(A, B) = \max(|\text{Bel}(A) - \text{Bel}(B)|, |\text{Pl}(A) - \text{Pl}(B)|), \quad (24)$$

$$D'_{N_q}(A, B) = (|\text{Bel}(A) - \text{Bel}(B)|^q + |\text{Pl}(A) - \text{Pl}(B)|^q)^{\frac{1}{q}}. \quad (25)$$

为了改善上述区间的缺陷, 兼顾区间的所有信息, 下面介绍基于区间积分的不确定性度量公式.

3) Tran and Duckstein(TD-IND)<sup>[41]</sup>. TD 在模糊数据框架基础上提出一种基于积分的区间距离公式, 已广泛应用于不确定性度量的研究上, 有

$$D_{TD}^2(A, B) = \int_{-1/2}^{1/2} \int_{-1/2}^{1/2} \left\{ \left[ \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al) \right] - \left[ \frac{1}{2}(bu + bl) + y(bu - bl) \right] \right\}^2 dx dy. \quad (26)$$

对积分公式进一步化简, 得到

$$D_{TD}^2(A, B) = \frac{1}{4}[(al + au) - (bl + bu)]^2 + \frac{1}{12}[(au - al)^2 + (bu - bl)^2]. \quad (27)$$

本文较为认可该形式的不确定度量公式, 通过积分形式充分考虑了区间内的所有内容, 式中构造的映射  $f(x) = \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al)$  将值域限定在区间  $[al, au]$  上, 自变量均映射到区间  $[-1/2, 1/2]$  上, 这样便可以考虑利用积分进行区间距离的衡量. 但是, 该不确定性度量公式采用的是双重积分, 考虑了两个区间之间任意两点的关联性, 信息造成冗余, 会对区间距离的衡量带来不准确甚至产生悖论. 下面通过算例分析证明该区间距离的缺陷.

**例2** 假设识别框架为  $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ , 给出相应的两组 BBA 均为

$$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 1/3, \quad m(\{\theta_1, \theta_3\}) = 1/2, \\ m(\{\theta_2, \theta_3\}) = 1/6.$$

由于两组 BBA 相等, 计算出的不确定区间也应相同, 即

$$[\text{Bel}(\theta_1), \text{Pl}(\theta_1)] = [0, 5/6], \\ [\text{Bel}(\theta_2), \text{Pl}(\theta_2)] = [0, 3/6], \\ [\text{Bel}(\theta_3), \text{Pl}(\theta_3)] = [0, 4/6].$$

以  $\theta_1$  为例, 计算得到  $D_{TD}^2(A(\theta_1), B(\theta_1)) = 5/6\sqrt{6} \neq 0$ . 两个相同的不确定区间之间的距离不为 0, 与事实相悖, 原因在于不确定区间公式采用了双重积分. 下面再从公式本身证明其不合理性.

$D_{TD}$  不确定性度量公式是建立在2范数基础上, 可以对其进一步推广, 得到更为一般的公式

$$D_{G-TD}(A, B) = \left( \int_{-1/2}^{1/2} \int_{-1/2}^{1/2} \left\{ \left[ \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al) \right] - \left[ \frac{1}{2}(bu + bl) + y(bu - bl) \right] \right\}^p dx dy \right)^{\frac{1}{p}}. \quad (28)$$

为分析这一类型度量公式的性质, 考虑无穷范数, 发现当  $p \rightarrow \infty$  时, 有

$$D_{G-TD}(A, B) = \max(au, bu) - \min(al, bl) = ls. \quad (29)$$

下面证明式(29)成立. 记

$$f(x, y) = \left[ \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al) \right] - \left[ \frac{1}{2}(bu + bl) + y(bu - bl) \right].$$

对于任意正整数  $\varepsilon > 0$ , 在区域  $D : -1/2 \leq x, y \leq 1/2$  中一定存在足够小的区间  $D' \subset D$ , 使得在区域  $D'$  中, 满足  $f(x, y) > \max_D(f(x, y)) - \varepsilon$ . 则积分满足不等式

$$D_{G-TD}(A, B) \geq \left( \int \int_{D'} f^p(A, B) dx dy \right)^{\frac{1}{p}} \geq \left( \int \int_{D'} (\max_D(f(x, y)) - \varepsilon)^p dx dy \right)^{\frac{1}{p}} = (S_{D'} (\max_D(f(x, y)) - \varepsilon)^p)^{\frac{1}{p}}.$$

其中  $S_{D'}$  为区域  $D'$  的面积. 另一方面

$$D_{G-TD}(A, B) \leq \left( \int \int_D \max_D^p(f(x, y)) dx dy \right)^{\frac{1}{p}} = \max_D(f(x, y)).$$

当  $p \rightarrow \infty$  时, 有

$$\lim_{p \rightarrow \infty} (S_{D'} (\max_D(f(x, y)) - \varepsilon)^p)^{\frac{1}{p}} = \max_D(f(x, y)) - \varepsilon.$$

由夹逼准则得, 当  $p \rightarrow \infty$  时, 有

$$D_{G-TD}(A, B) = \max_D(f(x, y)) = \max(au, bu) - \min(al, bl) = ls,$$

即式(29)成立.

综上可得, 对于双重积分的不确定性度量公式, 由于考虑了两个区间之间任意两点关联性, 信息造成冗余, 计算结果过分依赖于区间长度, 即便两个相同的区间, 也会存在距离, 这与事实相悖.

### 4 一种新的区间距离不确定性度量方法

本文提出的新的不确定性度量方法同样建立在区间距离上. 在给出新的证据距离公式前, 首先对区间距离公式的性质进行归纳, 公式条件如下:

1) 区间  $A, B$ , 如果  $A = B$ , 则区间距离  $D(A, B) = 0$ ;

2) 区间距离  $D(A, B) \subseteq [0, 1]$ ;

3) 两区间长度固定时, 当两区间的中点重合, 即  $A$  在  $B$  正中间时, 区间距离取得最小值.

**定义1** 给出一种新的证据距离公式

$$D(A, B) = \left( \int_{-1/2}^{1/2} \left| \left[ \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al) \right] - \left[ \frac{1}{2}(bu + bl) + x(bu - bl) \right] \right|^p dx \right)^{\frac{1}{p}}, \quad (30)$$

其中  $al, au, bl, bu$  含义与第3节含义相同.

下面对公式的相关性质进行证明.

**证明** 1) 当  $A = B$  时, 即  $[al, au] = [bl, bu]$ , 得到

$$D(A, B) = 0.$$

2) 考虑函数

$$g(x) = \left[ \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al) \right] - \left[ \frac{1}{2}(bu + bl) + x(bu - bl) \right].$$

分别对  $al, au, bl, bu$  求微分, 得到

$$\frac{\partial g}{\partial al} = \frac{1}{2} - x, \quad \frac{\partial g}{\partial au} = \frac{1}{2} + x, \\ \frac{\partial g}{\partial bl} = -\frac{\partial g}{\partial al}, \quad \frac{\partial g}{\partial bu} = -\frac{\partial g}{\partial au}.$$

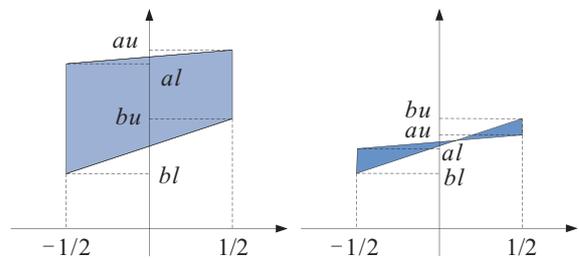
因为  $x \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$ , 所以有

$$\frac{\partial g}{\partial au} \geq 0, \quad \frac{\partial g}{\partial al} \geq 0, \quad \frac{\partial g}{\partial bu} \leq 0, \quad \frac{\partial g}{\partial bl} \leq 0, \\ [A, B] \subseteq [0, 1].$$

当  $au = al = 1, bu = bl = 0$  时, 函数  $g(x)$  取得最大值, 即  $A = 1, B = 0$  时, 最大值为1, 符合实际.

另一方面,  $D(A, B) = \left( \int_{-1/2}^{1/2} |g(x)|^p dx \right)^{\frac{1}{p}}$  对  $g(x)$  取了绝对值, 所以  $D(A, B) > 0$ . 又因为当  $A = B$  时,  $D(A, B) = 0$ , 所以  $D(A, B) \geq 0$ . 综上所述,  $D(A, B) \subseteq [0, 1]$ .

3) 通过不确定性度量示意图说明, 如图2所示.



(a) 区间距离较大时 (b) 区间距离较小时

图2 新不确定性度量示意图

区间距离度量公式通过映射将区间映射到  $\left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$ , 当  $p$  取1时, 不确定性度量公式求解的是图2阴影面积. 可以看出, 当两区间长度固定时, 两区间

的中点重合,即A在B正中间时,区间距离取得最小值.当p取不同值时,由于被积函数的单调性不变,依然满足条件3). □

对提出的不确定性度量公式进一步分析,得到如下定理.

**定理1** 当积分公式中  $p \rightarrow \infty$  时,不确定度量公式退化为Hausdorff距离公式.

**证明** 考虑函数

$$G(x) = |g(x)| = \left| \left[ \frac{1}{2}(au + al) + x(au - al) \right] - \left[ \frac{1}{2}(bu + bl) + x(bu - bl) \right] \right|.$$

由于其为初等函数,一定存在最大值  $M = \max(G(x)), x \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$ . 所以对于任意正数  $\varepsilon > 0$ , 一定存在某一区域  $\delta \subseteq \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$ , 使得  $G(x) > M - \varepsilon$ . 代入积分公式得到

$$D(A, B) = \left( \int_{-1/2}^{1/2} G^p(x) dx \right)^{\frac{1}{p}} > \left( \int_{\delta} G^p(x) dx \right)^{\frac{1}{p}} > \left( \int_{\delta} (M - \varepsilon)^p dx \right)^{\frac{1}{p}} > (S_{\delta})^{\frac{1}{p}} (M - \varepsilon).$$

另一方面,有

$$D(A, B) = \left( \int_{-1/2}^{1/2} G^p(x) dx \right)^{\frac{1}{p}} < M.$$

通过夹逼准则

$$\lim_{p \rightarrow \infty} (S_{\delta})^{\frac{1}{p}} (M - \varepsilon) = M - \varepsilon,$$

得到  $D(A, B) = M = \max(G(x))$ . 由图2可见

$$\max(G(x)) = \max(|al - bl|, |au - bu|). \quad \square$$

## 5 不确定性度量在证据理论中的应用

### 5.1 基于折扣证据的不确定推理模型

信源在接收数据时,会受到环境噪声、设备噪声甚至人为干扰,得到的数据不可避免地存在不确定性甚至冲突.对于冲突证据的融合,本文给出一种新的折扣组合方法,如图3所示.

**step 1:** 利用Murphy组合公式,对原有证据组进行证据组合,得到组合结果  $m_{PCR5}$ .

**step 2:** 计算原证据组  $\{m_i\}$  每一条证据以及  $m_{PCR5}$  的不确定区间  $[\text{Bel}(m_i), \text{Pl}(m_i)]$ .

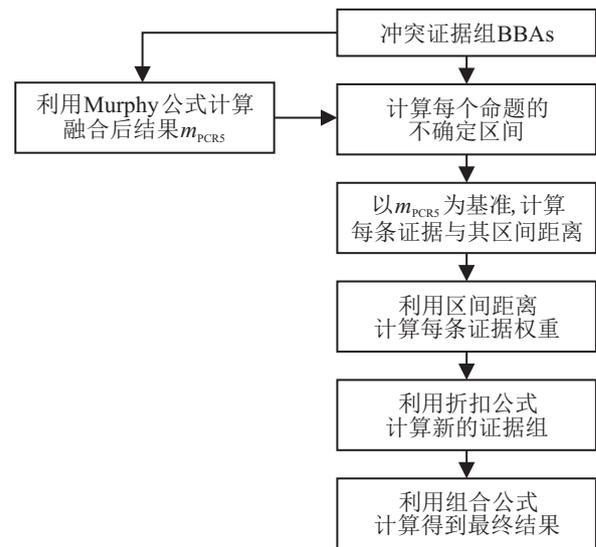


图3 折扣证据融合流程

**step 3:** 以  $m_{PCR5}$  为参考区间,计算每一条证据与其间的距离  $D_i = \max D(m_i(\theta), m_{PCR5}(\theta))$ , 其中  $D$  为上文提出的新的区间距离度量函数.

**step 4:** 计算每一条证据的权重  $\omega_i = 1 - D_i$ .

**step 5:** 给出折扣公式

$$m'_i(\theta) = \omega_i m_i(\theta) + m_{PCR5}(\theta) \left( 1 - \sum \omega_i m_i(\theta) \right), \quad (31)$$

计算折扣后的证据组  $m'_i(\theta)$ .

**step 6:** 利用PCR5组合公式计算最终的证据组合结果  $m$ .

### 5.2 算例分析

**例3** 考虑识别框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 给出7个信源的BBA赋值,如表2所示.

表2 证据组BBAs赋值

$m(\cdot)$	A	B	AB	C	AC	ABC
$m_1$	0.7	0.1	0.1	0.1	0	0
$m_2$	0.6	0.2	0	0.1	0	0.1
$m_3$	0.6	0.05	0	0.05	0	0.3
$m_4$	0.4	0.3	0	0.2	0.1	0
$m_5$	0	0.8	0	0.2	0	0
$m_6$	0.9	0.05	0	0.05	0	0
$m_7$	0.8	0.1	0	0.05	0	0.05

表3 算例3不确定区间计算结果

[Bel, Pl]	A	B	AB	C	AC	BC
$m_1$	[0.7, 0.8]	[0.1, 0.2]	[0.9, 0.9]	[0.1, 0.1]	[0.8, 0.9]	[0.2, 0.3]
$m_2$	[0.6, 0.7]	[0.2, 0.3]	[0.8, 0.9]	[0.1, 0.2]	[0.7, 0.8]	[0.3, 0.4]
$m_3$	[0.6, 0.9]	[0.05, 0.35]	[0.65, 0.95]	[0.05, 0.35]	[0.65, 0.95]	[0.1, 0.4]
$m_4$	[0.4, 0.5]	[0.3, 0.3]	[0.7, 0.8]	[0.2, 0.3]	[0.7, 0.7]	[0.5, 0.6]
$m_5$	[0, 0]	[0.8, 0.8]	[0.8, 0.8]	[0.2, 0.2]	[0.2, 0.2]	[1, 1]
$m_6$	[0.9, 0.9]	[0.05, 0.05]	[0.95, 0.95]	[0.05, 0.05]	[0.95, 0.95]	[0.1, 0.1]
$m_7$	[0.8, 0.85]	[0.1, 0.15]	[0.9, 0.95]	[0.05, 0.1]	[0.85, 0.9]	[0.15, 0.2]
$m_{PCR5}$	[0.57, 0.65]	[0.23, 0.3]	[0.81, 0.88]	[0.11, 0.18]	[0.69, 0.76]	[0.34, 0.42]

1) 利用Murphy组合公式,对原有的证据组进行证据组合,得到组合结果

$$m_{\text{PCR5}}(A) = 0.57, m_{\text{PCR5}}(B) = 0.23,$$

$$m_{\text{PCR5}}(AB) = 0.01, m_{\text{PCR5}}(C) = 0.11,$$

$$m_{\text{PCR5}}(AC) = 0.01, m_{\text{PCR5}}(ABC) = 0.06.$$

2) 计算不确定区间  $[\text{Bel}(m_i), \text{Pl}(m_i)]$ , 结果如表3所示. 其中不考虑命题  $ABC$ , 因为  $\text{Bel}(ABC) = \text{Pl}(ABC) = 1$ , 没有意义.

3) 以  $m_{\text{PCR5}}$  为参考区间, 计算每一条证据与其之间的距离  $D_i$ , 其中区间距离  $D$  公式中取  $p = 1$ , 结果如表4所示. 得到总区间距离如表5所示.

表4 算例3区间距离计算结果

$D$	$A$	$B$	$AB$	$C$	$AC$	$BC$
$m_1$	0.14	0.12	0.06	0.05	0.13	0.13
$m_2$	0.04	0.02	0.01	0.01	0.03	0.03
$m_3$	0.14	0.08	0.07	0.07	0.08	0.13
$m_4$	0.16	0.04	0.10	0.11	0.03	0.17
$m_5$	0.61	0.54	0.04	0.06	0.53	0.62
$m_6$	0.29	0.22	0.11	0.10	0.23	0.28
$m_7$	0.22	0.14	0.08	0.07	0.15	0.21

表5 算例3区间距离计算结果

	$m_1$	$m_2$	$m_3$	$m_4$	$m_5$	$m_6$	$m_7$
$D_i$	0.14	0.04	0.14	0.17	0.62	0.29	0.22
$\omega_i$	0.86	0.96	0.86	0.83	0.38	0.71	0.79

4) 计算每一条证据的权重  $\omega_i$ , 如表5所示.  
 5) 计算折扣后的证据组  $m'_i(\theta)$ , 如表6所示.

表6 算例3折扣证据组计算结果

$m'(\cdot)$	$A$	$B$	$AB$	$C$	$AC$	$ABC$
$m'_1$	0.68	0.12	0.09	0.10	0.00	0.01
$m'_2$	0.60	0.20	0.00	0.10	0.00	0.10
$m'_3$	0.60	0.08	0.00	0.06	0.00	0.27
$m'_4$	0.43	0.29	0.00	0.18	0.08	0.01
$m'_5$	0.35	0.45	0.01	0.14	0.01	0.04
$m'_6$	0.80	0.10	0.00	0.07	0.00	0.02
$m'_7$	0.75	0.13	0.00	0.06	0.00	0.05

6) 利用PCR5组合公式组合折扣后的证据, 得到最终的证据组合结果  $m$ , 并与几种常见的不确定推理方法作比较, 结果如表7所示.

表7 算例3不同组合规则计算结果

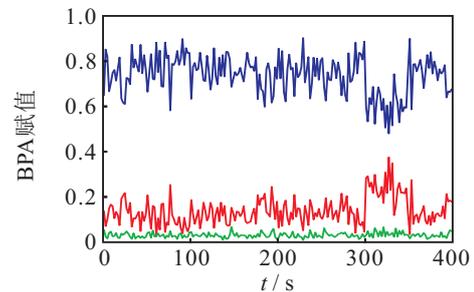
$m(\cdot)$	$A$	$B$	$AB$	$C$	$AC$	$ABC$
Dempster	0	0.95	0	0.05	0	0
PCR1	0.57	0.23	0.01	0.11	0.01	0.06
PCR2	0.57	0.23	0.01	0.11	0.01	0.06
PCR3	0.66	0.24	0	0.07	0	0.03
PCR4	0	0.90	0	0.10	0	0
PCR5	0.42	0.37	0.01	0.09	0.01	0.09
PCR6	0.73	0.21	0	0.03	0	0.03
本文方法	0.81	0.12	0	0.03	0.01	0.03

分析表2数据可以看出, 7个数据源得到的证据只有  $m_5$  相对支持  $B$ , 其余6个证据源均偏向支持  $A$ , 可以将证据  $m_5$  视为受到噪声干扰的冲突证据, 决策结果应偏向于命题  $A$ . 通过与PCR系列的组合方法以及经典Dempster组合规则对比可以看出, 所提出方法能够更好地衡量信息的不确定性, 得到较优的决策结果.

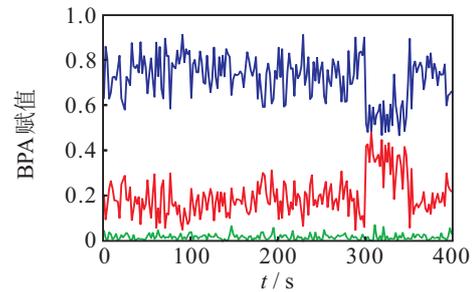
### 5.3 仿真分析

为了更好地表明所提出不确定度量方法在冲突证据融合中的应用, 下面针对雷达辐射源目标识别进行仿真.

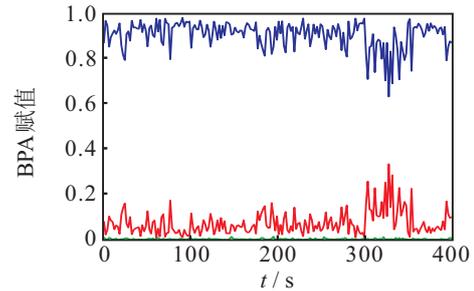
仿真环境: 机载平台有5类传感器对目标  $A$  进行识别, 分别记录目标的载频、脉冲重复频率、脉冲宽



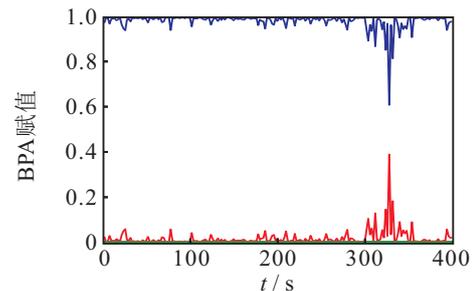
(a) Dempster组合结果



(b) PCR1组合结果



(c) PCR5组合结果



(d) 本文算法组合结果

图4 雷达辐射源目标识别的仿真结果

度、雷达机械扫描周期、目标方位. 目标  $A$  的特征参数值分别假设为  $8\text{ GHz}$ 、 $10\text{ kHz}$ 、 $50\ \mu\text{m}$ 、 $10\text{ s}$ 、 $45^\circ$ . 假定识别框架下另外两个目标  $B$ 、 $C$  特征参数量分别为目标  $A$  的 2 倍、0.5 倍.

仿真环境噪声、干扰的来源主要有传感器本身精度、灵敏度、电磁波环境传输过程中所加噪声以及敌方的干扰. 假设对于证据信任度判别的主要误差来源于敌方的强干扰, 并设定传感器和环境带来的误差是高斯噪声, 噪声方差为观察目标  $A$  特征参数的 0.2 倍. 信源在对目标进行测量的时间为  $0\sim 400\text{ s}$ . 在  $300\sim 350\text{ s}$  时间段有两个传感器受到敌方的强干扰. 假设敌方干扰也是高斯噪声, 噪声方差为观察目标  $A$  特征参数的 1.5 倍. 最后计算不同组合规则下的组合结果, 如图 4 所示. 图中: 蓝色表示目标  $A$  置信度, 红色表示目标  $B$  置信度, 绿色表示目标  $C$  置信度.

由图 4 可见, 当雷达数据没有受到干扰时, 不同的组合模式均能得到较好的组合结果. 但当雷达在  $300\sim 350\text{ s}$  受到敌方干扰时, 本文的组合结果相对于其它方法有较好的稳定性和可决策性, 很好地论证了方法的有效性.

## 6 结 论

不确定性度量是解决冲突证据组合的重要方法. 本文通过对现有的不确定性度量方法进行深入论证, 发现了基于单点信息的信息熵不确定性度量公式容易丢失证据的大量信息而不能有效衡量不确定度的弊端. 而基于区间距离的不确定性度量公式采用双重积分, 由于考虑了两个区间之间任意两点的关联性, 造成信息冗余, 致使区间距离的衡量不准确甚至产生悖论.

本文基于定积分定义了新的区间距离度量公式, 并对区间距离需要满足的几个条件进行了证明, 论证了所给公式的合理性. 基于定义的区间距离公式给出新的不确定性度量方法, 并提出冲突证据组合规则及算法流程. 通过算例分析发现, 所提出基于区间距离的不确定性度量方法能够很好地处理冲突证据组合问题.

### 参考文献(References)

[1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by amultivalued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.

[2] He Y, Hu L F, Guan X, et al. New conflict representation model in the generalized power space[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2012, 23(1): 1-9.

[3] Zadeh L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of

combination[J]. *AI Magazine*, 1986, 7(2): 85-90.

[4] Xu Z S. Uncertain linguistic aggregation operators based approach to multiple attribute group decision making under uncertain linguistic environment[J]. *Information Sciences*, 2004, 168(1/2/3/4): 171-184.

[5] Zhang Z J, Liu T H, Chen D, et al. Novel algorithm for identifying and fusing conflicting data in wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2014, 14: 9562-9581.

[6] Zhang Y, Liu Y, Zhang Z J, et al. A weighted evidence combination approach for target identification in wireless sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 21585-21596.

[7] Yang Y, Han D, Han C. Discounted combination of unreliable evidence using degree of disagreement[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2013, 54(8): 1197-1216.

[8] Dubois D, Prade H. A Set-theoretic view of belief functions[M]. Berlin: *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*, 2008: 375-410.

[9] Dubois D, Prade H. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures[J]. *Computational Intelligence*, 2010, 4(3): 244-264.

[10] Dubois D, Prade H. On the combination of evidence in various mathematical frameworks[C]. *Reliability Data Collection and Analysis*. Berlin: Springer Netherlands, 1992: 213-241.

[11] Smets P. Data fusion in the transferable belief model[C]. *International Conference on Information Fusion*. Piscataway: IEEE, 2002: 21-33.

[12] Yager R R. On the dempster-shafer framework and new combination rules[J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93-137.

[13] Smarandache F, Dezert J. Modified PCR rules of combination with degrees of intersections[C]. *International Conference on Information Fusion*. Piscataway: IEEE, 2015: 2100-2107.

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

[15] Dezert J, Smarandache F. *Advances and applications of DSmt for information fusion collected works*[M]. 3rd ed. Rehoboth: American Research Press, 2009: 44-49.

[16] Liu W. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(11): 909-924.

[17] Gowda K C, Ravi T V. Agglomerative clustering of symbolic objects using the concepts of both similarity and dissimilarity[M]. Tarrytown: Elsevier Science Inc, 1995: 647-652.

[18] Quirós P, Alonso P, Bustince H, et al. An entropy measure definition for finite interval-valued hesitant fuzzy sets[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 84: 121-133.

[19] Khatibi V, Montazer G A. A new evidential distance measure based on belief intervals[J]. *Scientia Iranica*, 2010, 17(2): 119-132.

- [20] Chen J, Ye F, Jiang T, et al. Conflicting information fusion based on an improved DS combination method[J]. *Symmetry*, 2017, 9(11): 278-285.
- [21] Martin A, Jousselme A L, Osswald C. Conflict measure for the discounting operation on belief functions[C]. *International Conference on Information Fusion*. Piscataway: IEEE, 2008: 1-8.
- [22] Yang Y, Han D, Han C. Discounted combination of unreliable evidence using degree of disagreement[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2013, 54(8): 1197-1216.
- [23] Höhle U. Entropy with respect to plausibility measures[J]. *Proceedings of the 12th IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic*, 1982, 8(1): 167-169.
- [24] Yager R R. Entropy and specificity in a mathematical theory of evidence[J]. *International Journal of General Systems*, 2008, 219(4): 291-310.
- [25] George J Klir, Arthur Ramer. Uncertainty in the dempster-shafer theory: A critical re-examination[J]. *International Journal of General Systems*, 1990, 18(2): 155-166.
- [26] Klir G J, Parviz B. A note on the measure of discord[C]. *Eighth International Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1992: 138-141.
- [27] David Harmanec, George J Klir. Measuring total uncertainty in dempster-shafer theory: A novel approach[J]. *International Journal of General Systems*, 1994, 22(4): 405-419.
- [28] Jousselme A L, Liu C, Grenier D, et al. Measuring ambiguity in the evidence theory[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems & Humans*, 2006, 36(5): 890-903.
- [29] Deng Y. Deng entropy: A generalized Shannon entropy to measure uncertainty[J]. *Artificial Intelligence*, 2015, 6(2): 176-188.
- [30] Jiang W, Zhuang M, Qin X, et al. Conflicting evidence combination based on uncertainty measure and distance of evidence[J]. *Springerplus*, 2016, 5(1): 1-11.
- [31] Yuan K, Xiao F, Fei L, et al. Conflict management based on belief function entropy in sensor fusion[J]. *Springerplus*, 2016, 5(1): 638-646.
- [32] 韩德强, 邓勇, 韩崇昭, 等. 利用不确定度的冲突证据组合[J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(6): 788-792. (Han D Q, Deng Y, Han C Z, et al. Conflicting evidence combination by using uncertainty degree[J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(6): 788-792.)
- [33] Han D Q, Deng Y, Han C Z, et al. Weighted evidence combination based on distance of evidence and uncertainty measures[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2011, 30(5): 396-400.
- [34] 汤潮, 蒋雯, 陈运东, 等. 新不确定度量下的冲突证据融合[J]. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(9): 2394-2400. (Tang C, Jiang W, Chen Y D, et al. Conflicting evidence combination based on a new measure method of uncertainty[J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2015, 35(9): 2394-2400.)
- [35] Ding J, Han D, Dezert J, et al. Comparative study on BBA determination using different distances of interval numbers[C]. *International Conference on Information Fusion*. Piscataway: IEEE, 2017: 1-6.
- [36] Yang Y, Han D, Dezert J, et al. Comparative study of focal distance measures in theory of belief functions[C]. *International Conference on Information Fusion*. Piscataway: IEEE, 2016: 470-476.
- [37] Smarandache F, Han D, Martin A. Comparative study of contradiction measures in the theory of belief functions[C]. *International Conference on Information Fusion*. Piscataway: IEEE, 2013: 271-277.
- [38] Deng Y, Shi W K, Zhu Z F, et al. Combining belief functions based on distance of evidence[J]. *Decision Support Systems*, 2005, 38(3): 489-493.
- [39] Mo H, Lu X, Deng Y. A generalized evidence distance[J]. *Journal of Systems Engineering & Electronics*, 2016, 27(2): 470-476.
- [40] Jousselme A L, Grenier D É. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information Fusion*, 2001, 2(2): 91-101.
- [41] Yu C, Yang J, Yang D, et al. An improved conflicting evidence combination approach based on a new supporting probability distance[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(12): 5139-5149.
- [42] Zhou D, Pan Q, Chhipi-Shrestha G, et al. A new weighting factor in combining belief function[J]. *Plos One*, 2017, 12(5): e0177695.
- [43] Liu Z G, Dezert J, Pan Q. Combination of sources of evidence with different discounting factors based on a new dissimilarity measure[J]. *Decision Support Systems*, 2012, 52(1): 133-141.
- [44] Yang Y, Han D. A new distance-based total uncertainty measure in the theory of belief functions[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 94(4): 114-123.

### 作者简介

赵静(1986—),女,博士生,从事信息融合、不确定推理的研究, E-mail: tt86725@163.com;

关欣(1978-),女,教授,博士,从事智能信息处理、多源信息融合等研究, E-mail: gxtongwin@163.com;

衣晓(1976—),男,教授,博士生导师,从事信息融合、多传感器网络等研究, E-mail: yxgx\_gxyx@163.com;

刘海桥(1994—),男,硕士生,从事不确定推理、目标识别的研究, E-mail: 2357127651@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)