

基于信任度和确定度的证据加权组合方法

王路, 邢清华, 毛艺帆

(空军工程大学防空反导学院, 陕西 西安 710051)

摘 要: 针对高冲突条件下 Dempster 规则失效的问题, 提出一种基于信任度和确定度的证据加权组合方法。首先, 对传统证据冲突度量方法—夹角余弦进行了修正, 使其能有效处理证据中包含非单子集焦元的情况, 并基于其建立了证据信任度模型; 其次, 为综合反映证据体包含非单子集焦元的程度以及证据体概率分配函数的离散程度, 建立了基于证据精度与证据熵的证据确定度模型; 然后将信任度与确定度结合起来确定证据权重; 最后依此权重对证据进行加权平均, 并使用 Dempster 规则对平均后的证据进行组合。算例分析表明, 与传统证据加权组合方法相比, 所提方法在冲突消减和聚焦能力 2 个方面都具有更好的性能。

关键词: 证据组合; 信任度; 确定度; 冲突度量; 精度; 熵

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Weighted evidence combination based on degree of credibility and certainty

WANG Lu, XING Qing-hua, MAO Yi-fan

(School of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: To overcome the invalidation problem of Dempster rule with high conflict, a weighted combination method based on degree of credibility and certainty was proposed. Firstly, the cosine similarity was modified to hold the ability to measure the evidence conflict when multi-subset focal elements were included, followed by the building of evidence credibility model. Secondly, the evidence certainty model based on precision and entropy was presented, which can both reflect the evidence's degree of multi-subset focal elements and the dispersion degree of probability assignment. Then the weighted coefficient was determined by credibility and certainty. Finally, the normalized weighted coefficient was used to average the basic probability assignment, and the final combination result can be obtained according to Dempster rule. Numerical examples show that, compared with other traditional weighted combination methods, the proposed approach has made better performance in reducing conflict and accelerating convergence.

Key words: combination of evidences, credibility degree, certainty degree, conflict measurement, precision, entropy

1 引言

证据理论由 Dempster 于 1967 年在研究统计问题时提出^[1], 后经 Shafer 推广和发展^[2], 成为系统化的不确定性推理理论, 故又名 Dempster-Shafer (D-S) 理论。D-S 理论可在无先验信息的情况下有效表达和处理不确定信息, 现已成为决策级信息融合领域的重要理论和方法。

随着研究的深入, 学者们发现 D-S 理论在合成

高冲突证据时会出现反直观结果^[3]。针对这一问题, 涌现出大量改进方法, 在完备辨识框架的假设下可分为 2 类^[4]: 对组合规则的修改方式^[5~10]和对证据体的修改方式^[11~17]。对组合规则的修改将反直观结果的产生归咎于 Dempster 规则本身, 虽然取得了较好的效果, 但却破坏了 Dempster 规则的一些优良特性, 如交换律、结合律等; 对证据体的修改认为冲突源于信息源的不可靠, 通过对证据体进行预处理, 然后使用 Dempster 规则进行合成的方式不但能

收稿日期: 2016-06-02; 修回日期: 2016-11-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61272011)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61272011)

够弱化高冲突证据对结果的影响，而且保留了 Dempster 规则的优良特性，如 Haenni^[18]所述，对证据体的修改无论是从工程上、数学上还是哲学上来看都更为合理。

对证据体的修改方式又可分为折扣系数法和加权平均法。以胡昌华^[11]为代表的折扣系数法根据证据体的重要度对证据进行折扣处理，将不可靠的那部分信度分配给全集，然后进行证据合成，虽然能够减小冲突，但会影响聚焦的效果，不利于决策。以 Murphy^[12]和 Deng^[13]为代表的加权平均法首先对证据进行加权平均，然后对加权平均后的证据进行 $n-1$ 次合成，从而得到最终结果，收敛性较强。本文更认同这种对证据体的修改方式，然而通过分析，现有加权平均方法在确定证据权值时存在以下问题。

1) 证据权值的确定大多以证据间的冲突程度为依据，并没有考虑证据体本身的特性，确定度高的证据应该更有利于决策。

2) 证据权值的确定大多基于一种或几种冲突度量方法实现，本文通过分析发现，现有冲突度量方法都会在特定的情况下失效。

为克服上述 2 方面问题，本文提出一种基于信任度和不确定度的证据加权组合方法。在确定证据权值时充分考虑证据间的相互关系以及证据体本身的特性，证据可信度的计算基于修正冲突度量方法（支持度）实现。最后，通过实例分析证明了本文方法的有效性。

2 证据信任度

D-S 理论的基本概念和合成规则参考文献[1,2]，这里不再赘述。本节针对传统证据冲突度量方法的不足，设计了修正的夹角余弦模型，并基于其构建了证据信任度模型。

2.1 典型冲突度量方法分析

证据信任度的计算一般基于一种或几种证据冲突度量方法实现，典型冲突度量方法包括以下几种。

1) 冲突系数 k ^[2]

$$k(m_1, m_2) = \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(A_j) \quad (1)$$

2) Jusselme 距离^[19]

$$d_{\text{BPA}}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_1 - m_2)^T D(m_1 - m_2)} \quad (2)$$

其中， m_i 为证据的矢量形式， D 为 $2^N \times 2^N$ 矩阵，

$$其元素 d_{ij} = \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|}, \quad \forall A_i, A_j \subseteq \Theta。$$

3) 夹角余弦^[20]

$$\cos(m_1, m_2) = \frac{m_1 \cdot m_2^T}{\|m_1\| \cdot \|m_2\|} \quad (3)$$

其中， $\|m_i\|^2 = m_i \cdot m_i^T$ 。

式(3)实质为对证据相似程度的度量，夹角余弦越小，表明冲突程度越大。现通过例 1 对上述方法的有效性进行分析。

例 1 假设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$ ，两独立证据体在不同情形下的基本概率分配 (BPA) 如表 1 所示。

表 1 不同情形下的 BPA

情形	BPA
情形 1	$m_1(\theta_1)=m_1(\theta_2)=0.5$
	$m_2(\theta_1)=m_2(\theta_2)=0.5$
情形 2	$m_1(\theta_1)=m_1(\theta_2)=0.5$
	$m_2(\theta_3)=m_2(\theta_4)=0.5$
情形 3	$m_1(\theta_1)=m_1(\theta_2)=m_1(\theta_3)=\frac{1}{3}$
	$m_2(\theta_4)=m_2(\theta_5)=m_2(\theta_6)=\frac{1}{3}$
情形 4	$m(\theta_1)=1$
	$m_2(\theta_1\theta_2)=m_2(\theta_1\theta_3)=0.5$

情形 1~情形 3 体现的是证据中仅包含单子集焦元的情况，其中，情形 1 为完全相同的 2 个证据，当使用冲突系数进行度量时，计算结果 $k = 0.5$ ，表明证据间存在相当程度的冲突，与事实相悖；情形 2 与情形 3 为完全冲突的 2 组证据，冲突程度理应都达到最大值 1，但 Jusselme 距离的度量结果却分别为 0.707 与 0.577，与事实相悖；对于情形 1~情形 3，使用夹角余弦的度量结果分别为 1、0、0，即证据冲突程度分别为 0、1、1，与分析结果一致。可见，当证据中仅包含单子集焦元时，夹角余弦更为有效。情形 4 体现的是证据中包含非单子集焦元的情况，采用夹角余弦的计算结果为 0，表明证据完全冲突，与事实不符。

可见，3 种典型冲突度量方法都会在特定的情况下失效，其中，夹角余弦能够很好地处理证据中仅包含单子集焦元的情况，但是在处理证据中包含非单子集焦元时不够准确。

针对夹角余弦不能有效处理证据中包含非单子集焦元的问题，文献[20]提出了改进模型如下

$$m'_1 = m_1 D \tag{4}$$

$$m'_2 = m_2 D \tag{5}$$

$$cor(m_1, m_2) = \frac{m'_1 \cdot m'^T_2}{\|m'_1\| \cdot \|m'_2\|} \tag{6}$$

但是，通过分析，该模型存在下述问题：当证据中仅包含单子集焦元时，该模型无法退化为基本夹角余弦模型，即在处理单子集焦元证据时不如夹角余弦模型准确，如例 2 所示。

例 2 假设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ ，两独立证据体的 BPA 为

$$m_1(\theta_1) = 1, m_2(\theta_2) = 1$$

根据式(6)可得 $cor(m_1, m_2) = 0.2$ ，表明两证据不完全冲突，与事实不符，而由式(3)可得 $cos(m_1, m_2) = 0$ ，与分析一致。通过分析，这是由于式(4)首先将证据体 m_1 与矩阵 D 结合，直接导致生成了新的证据体 m'_1 ，相对原始证据体，增加了多余的信息，因此最终合成结果出现问题，此外，修正公式的计算量明显高于基本公式，工程意义不大。

2.2 相似度

针对夹角余弦在处理证据中包含非单子集焦元时会失效的问题，对其进行修正，给出相似度的概念。

定义 1 (相似度)假设识别框架为 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ ，证据相似度为

$$c(m_1, m_2) = \frac{\langle m_1, m_2 \rangle}{\|m_1\| \cdot \|m_2\|} \tag{7}$$

其中， $\langle m_1, m_2 \rangle = \sum_{j=1}^{2^n} \sum_{i=1}^{2^n} m_1(A_i) m_2(A_j) d_{ij}$ ，容易证明，

支持系数满足如下 4 条性质。

性质 1: $c(m_1, m_2) \in [0, 1]$ 。

性质 2: $c(m_1, m_2) = c(m_2, m_1)$ 。

性质 3: $c(m_1, m_2) = 1 \Leftrightarrow m_1 = m_2$ 。

性质 4: $c(m_1, m_2) = 0 \Leftrightarrow (\cup A_i) \cap (\cup B_j) = \emptyset$ ， A_i 、 B_j 分别为 m_1 、 m_2 的焦元。

由式(4)可以看出，当证据中仅包含单子集焦元时，相似度模型可以退化为夹角余弦模型，本文算例分析部分验证了相似度模型在处理证据中包含

非单子集焦元时的有效性。

2.3 基于相似度的证据信任度模型

假设证据总数为 n ，证据体 m_i 与 m_j 的相似度为 $c(m_i, m_j)$ ，则 m_i 的信任度为

$$C(m_i) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n c(m_j, m_i)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n c(m_j, m_i)} \tag{8}$$

其中，分子表示所有证据对 m_i 的支持度总和，分母主要起归一化的作用。

3 证据确定度

证据信任度是从证据间的相互关系出发，度量证据的相对重要程度，除此之外，还应考虑证据体本身特性，如果证据体的 BPA 函数越聚焦，证据的指向性就越强，就越有利于形成最终决策。本节从证据体本身出发，构建基于证据精度和证据熵的证据确定度模型。

3.1 证据精度

定义 2 (证据精度)假设识别框架为 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ ，证据体 m 的精度^[21]为

$$p(m) = \sum_{A \subseteq \Theta} \frac{|\Theta| - |A|}{|\Theta| - 1} m(A) \tag{9}$$

证据精度主要从证据体包含非单子集焦元的程度来反映证据的不确定性的。当证据中仅含单子集焦元时，特殊情况如 $m(\theta_1) = 1$ ，其精度达到最大值 1；当证据中仅含多子集焦元，特殊情况如 $m(\Theta) = 1$ ，其精度达到最小值 0。容易判断，精度越高，证据确定度越大，越有利于决策。

3.2 证据熵

证据精度是从证据中包含非单子集焦元的程度来对其确定程度进行度量，证据熵则是从证据体 BPA 的离散程度对其进行分析，证据熵越小，证据确定度越大，其定义如下。

定义 3 (证据熵)假设识别框架为 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ ，证据体 m 的熵为

$$s(m) = - \sum_{\theta \in \Theta} BetP_m(\theta) \ln(BetP_m(\theta)) \tag{10}$$

其中， $BetP_m(\theta) = \frac{\sum_{\theta \in B \subseteq \Theta} m(B)}{|B|}$ 为 Pignistic 概论转化^[22]。

3.2 基于证据熵与证据精度的证据不确定度模型

证据精度与证据熵分别从 2 个方面对证据的不确定度进行度量, 现对其各自的必要性进行分析。

例 3 假设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$, 3 个独立证据体的 BPA 为

$$\begin{aligned}
m_1(\theta_1) &= \frac{1}{2}, \quad m_1(\theta_2) = \frac{1}{2}, \quad m_1(\Theta) = 0 \\
m_2(\theta_1) &= 0, \quad m_2(\theta_2) = 0, \quad m_2(\Theta) = 1 \\
m_3(\theta_1) &= 1
\end{aligned}$$

对于证据体 m_1 与 m_2 , 由于证据体 1 明确 θ_1 与 θ_2 的可能性同为 $\frac{1}{2}$, 而证据体 2 完全不知 θ_1 与 θ_2 的可能性差异, 因此, 证据体 1 的不确定度应该低于证据体 2。然而通过计算证据熵可得 $s(m_1) = s(m_2) = 1$, 可见仅凭借证据熵无法区分两证据的不确定度。

对于证据体 m_1 与 m_3 , 由于证据体 1 的聚焦程度明显低于证据体 3, 因此, 证据体 1 的不确定度应该高于证据体 3, 然而通过计算证据精度可得 $p(m_1) = p(m_2) = 1$, 可见仅凭借证据精度也无法区分两证据的不确定度。

由上述分析可知, 证据精度和证据熵在单独度量证据体确定度时不够准确, 于是基于二者构建证据确定度模型。

定义 4 (证据确定度) 假设证据体的总数为 n , $p(m_i)$ 为证据体 m_i 的精度, $e(m_i)$ 为证据体 m_i 的熵, 则证据体 m_i 的确定度为

$$Q(m_i) = \exp(-S(m_i) + P(m_i) - 1) \quad (11)$$

其中, $S(m_i) = \frac{s(m_i)}{\sum_{i=1}^n s(m_i)}$, $P(m_i) = \frac{p(m_i)}{\sum_{i=1}^n p(m_i)}$ 分别表示归一化后 m_i 的证据熵与证据精度。

4 改进加权组合方法

Murphy 提出的证据组合方法为: 对所有证据的 BPA 进行平均后, 使用 Dempster 规则进行 $n-1$ 次合成得到最终结果。Deng 对 Murphy 所提方法进行了改进, 对所有证据的 BPA 没有采用平均的处理方式, 而是通过分析证据间的相互关系 (计算证据距离), 得到证据权重, 然后对证据进行加权平均, 最后使用 Dempster 规则进行 $n-1$ 次合成。本文方法中, 在证据权重计算这一关键环节, 充分考虑证据间相互关系以及证据体本身特性。通过前文分析可知, 一个证据

如果从证据群体中获得了较大的信任度, 在进行证据加权合成时理应获得更大的权值, 同样, 一个证据如果确定度非常高, 此证据将更有利于决策, 其权重同样应该较大。因此, 将信任度与确定度相结合来确定证据权重的方式将更加合理。

假设待合成证据体的总数为 n , 基于信任度和确定度的证据加权组合具体流程如下:

- 1) 根据式(7)计算证据支持度 $c(m_i, m_j)$;
- 2) 根据式(9)与式(10)分别计算各证据体的精度 $p(m_i)$ 与熵 $s(m_i)$;
- 3) 根据式(8)计算各证据体的可信度 $C(m_i)$;
- 4) 根据式(11)计算各证据体的确定度 $Q(m_i)$;
- 5) 计算各证据体的折扣系数 $\omega(m_i)$, 计算式为

$$\omega(m_i) = C(m_i)Q(m_i) \quad (12)$$

- 6) 对折扣系数归一化处理, 得到证据折扣, 计算式为

$$\bar{\omega}(m_i) = \frac{\omega(m_i)}{\sum_{i=1}^n \omega(m_i)} \quad (13)$$

- 7) 对证据进行加权合成

$$m(A) = \sum_{i=1}^n \bar{\omega}(m_i)m_i(A) \quad (14)$$

- 8) 按照 Dempster 规则对证据体 m 进行 $n-1$ 次合成得到最终结果。

5 算例分析

本文从两方面对所提方法的有效性进行验证。首先, 由于本文方法在度量证据信任度时基于新定义的支持度实现, 当证据中仅包含单子集焦点时, 支持度可退化为夹角余弦, 因此, 算例 1 主要用于验证当证据中包含非单子集焦点时, 支持度模型是否依然有效。其次, 算例 2 通过对比典型证据加权组合方法, 对所提证据加权组合方法在冲突消减和证据聚焦两方面的能力进行分析。

算例 1 假设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{20}\}$, 两证据体的 BPA 为 $m_1(\theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4) = 0.05$, $m_1(\theta_7) = 0.1$, $m_1(\Theta) = 0.05$, $m_1(A) = 0.8$; $m_2(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4 \cup \theta_5) = 1$, 命题 A 按 $\{\theta_1\}$, $\{\theta_1 \cup \theta_2\}$, $\{\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3\}$, \dots , $\{\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{20}\}$ 的规律变化。

图 1 给出了使用不同的证据冲突度量方法, 两证据的冲突程度大小随 $|A|$ 的变化情况。

如图 1 所示，冲突系数并不随 $|A|$ 的变化而变化，分析其原因，由式(1)可知，冲突系数反映的是证据焦元之间相交为空集的概率之和，由于 A 与证据体 2 焦元的交集始终不为空，导致 k 值不变，该仿真结果再次验证了冲突系数不能有效度量证据间的冲突程度；图中 d_{BPA} 、 $1-cor$ 与 $1-c$ 的变化趋势一致，表明本文所提方法是可行的，而 $1-c$ 的变化速率最快则说明支持度在度量证据冲突时更加灵敏，进而保证在计算证据信任度时，能够更有效地区分各证据体的相对可信程度。此外，当证据中仅包含单子集焦元时，支持度模型退化为夹角余弦模型，其有效性在例 1 分析中已经说明，其他方法则会出现失效的情况，可见，支持度模型在度量证据冲突时是有效的。

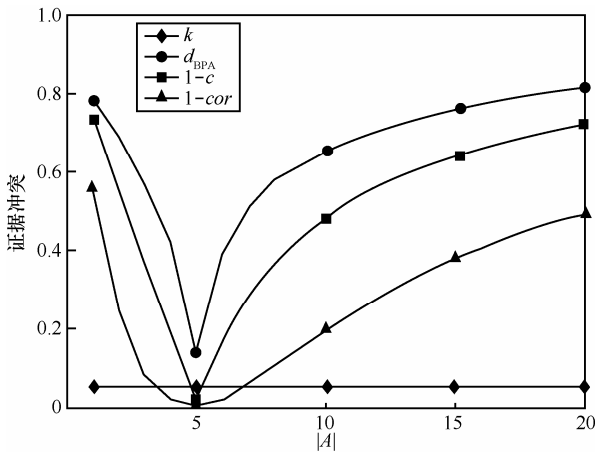


图 1 不同方法下证据冲突大小随 $|A|$ 变化情况

算例 2 假设一个多传感器组成的目标综合识别系统，空中来袭待识别目标为 θ_1 ，识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ ，5 个相互独立传感器收集到的证据为

$$\begin{aligned} m_1(\theta_1) &= 0.5, m_1(\theta_2) = 0.2, m_1(\theta_3) = 0.3 \\ m_2(\theta_1) &= 0, m_2(\theta_2) = 0.9, m_2(\theta_3) = 0.1 \\ m_3(\theta_1) &= 0.55, m_3(\theta_2) = 0.1, m_3(\theta_1\theta_3) = 0.35 \\ m_4(\theta_1) &= 0.55, m_4(\theta_2) = 0.1, m_4(\theta_1\theta_3) = 0.35 \\ m_5(\theta_1) &= 0.6, m_5(\theta_2) = 0.1, m_5(\theta_1\theta_3) = 0.3 \end{aligned}$$

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 2 所示。

由表 2 所示结果可以看出，使用 Dempster 基本组合规则进行证据合成时，由于证据体 m_2 对 θ_1 完全否定，受 0-1 悖论的影响^[23]，无论后续证据如何支持 θ_1 ，证据组合结果都为 $m(\theta_1) = 0$ ，与事实不符；Murphy 方法在证据合成时对所有证据的 BPA 进行算数平均，即认为所有证据同等重要，当证据体 m_3 出现后能够很好地辨识出目标；Deng 方法通过分析证据间的关系（计算证据距离），得到证据权重，当只有证据体 m_1 与 m_2 时，识别结果与 Murphy 方法相同，这是由于证据权值的计算仅考虑了证据距离，此时， $d_{BPA}(m_1, m_2) = d_{BPA}(m_2, m_1)$ ，虽然证据体 m_2 的指向性明显强于证据体 m_1 ，但该方法计算的两证据权重依然同为 0.5，当证据体 m_3 出现后，该方法在能够正确识别目标的同时，获得了比 Murphy 方法更好的收敛效果；本文所提方法在计

表 2 不同方法融合结果比较

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	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$
	$m(\theta_2)=0.857 1$	$m(\theta_2)=0.631 6$	$m(\theta_2)=0.328 8$	$m(\theta_2)=0.140 4$
	$m(\theta_3)=0.142 9$	$m(\theta_3)=0.368 4$	$m(\theta_3)=0.671 2$	$m(\theta_3)=0.859 6$
Murphy 方法	$m(\theta_1)=0.154 3$	$m(\theta_1)=0.556 8$	$m(\theta_1)=0.865 3$	$m(\theta_1)=0.968 8$
	$m(\theta_2)=0.746 9$	$m(\theta_2)=0.356 2$	$m(\theta_2)=0.089 1$	$m(\theta_2)=0.015 6$
	$m(\theta_3)=0.098 8$	$m(\theta_3)=0.078 2$	$m(\theta_3)=0.038 2$	$m(\theta_3)=0.012 7$
Deng 方法		$m(\theta_1\theta_3)=0.008 8$	$m(\theta_1\theta_3)=0.007 4$	$m(\theta_1\theta_3)=0.002 9$
	$m(\theta_1)=0.154 3$	$m(\theta_1)=0.650 0$	$m(\theta_1)=0.930 5$	$m(\theta_1)=0.984 6$
	$m(\theta_2)=0.746 9$	$m(\theta_2)=0.254 7$	$m(\theta_2)=0.027 4$	$m(\theta_2)=0.002 4$
	$m(\theta_3)=0.098 8$	$m(\theta_3)=0.085 8$	$m(\theta_3)=0.033 9$	$m(\theta_3)=0.009 8$
本文方法		$m(\theta_1\theta_3)=0.009 5$	$m(\theta_1\theta_3)=0.008 2$	$m(\theta_1\theta_3)=0.003 2$
	$m(\theta_1)=0.073 3$	$m(\theta_1)=0.658 1$	$m(\theta_1)=0.939 1$	$m(\theta_1)=0.985 9$
	$m(\theta_2)=0.862 3$	$m(\theta_2)=0.240 9$	$m(\theta_2)=0.019$	$m(\theta_2)=0.001 4$
	$m(\theta_3)=0.064 4$	$m(\theta_3)=0.093 7$	$m(\theta_3)=0.034 2$	$m(\theta_3)=0.009 6$
	$m(\theta_1\theta_3)=0.007 3$	$m(\theta_1\theta_3)=0.007 7$	$m(\theta_1\theta_3)=0.007 7$	$m(\theta_1\theta_3)=0.003 1$

算证据权重时,充分考虑了证据间的相互关系与证据体本身特性,当只有证据体 m_1 与 m_2 时,由于证据体 m_2 的确定度高于证据体 m_1 ,证据体 m_2 获得了更大的权重,合成结果更偏向 m_2 的BPA分布,这在只有2个证据时是合理的,当证据体 m_3 出现后,本文方法以更快的收敛速度支持 θ_1 ,可见,本文证据加权组合方法在证据重要度计算的合理性以及算法的收敛性要优于其他方法。

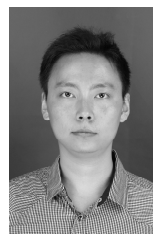
6 结束语

本文提出一种基于信任度和确定度的证据加权组合方法,在证据权重的计算时充分考虑证据间的相互关系(信任度)以及证据体本身特性(确定度),其中,信任度模型基于新定义的证据冲突度量方法—支持度实现,确定度模型基于证据精度与证据熵实现,对加权平均后的证据按照 Dempster 组合规则进行 $n-1$ 次合成,可得最终结果。算例分析表明,所提方法能够有效规避和抑制 Dempster 规则在应用时会出现的反直观结果问题,并且具有很好的收敛性。

参考文献:

- [1] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annual Mathematics and Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] SHAFER G A. Mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [3] ZADEH L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination[J]. Artificial Intelligence Magazine, 1986, 7(1):85-90.
- [4] 杨风暴,王肖霞. DS 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京:国防工业出版社,2010.
YANG F B, WANG X X. Combination method of conflictive evidence in D-S evidence theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.
- [5] LEFEVRE E, COLOT O, VANNOORENBERGHE P. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149-162.
- [6] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Science, 1987, 41(2): 93-137.
- [7] GUO K H, LI W L. Combination rule of D-S evidence theory based on the strategy of cross merging between evidences[J]. Merging Between Evidences, 2011, 38(10): 13360-13366.
- [8] LEUNG Y, JI N N, MA J H. An integrated information fusion approach based on the theory of evidence and group decision-making[J]. Information Fusion, 2013, 14(4): 410-422.
- [9] CHEN M, XIA X. A new combination rule of D-S theory[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering, 2011: 202-205.
- [10] 邢清华,雷英杰,刘付显. 一种按比例分配冲突度的证据推理组合规则[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1387-1390.
XING Q H, LEI Y J, LIU F X. One combination rule of evidence theory based on distributing conflict in proportion[J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1387-1390.
- [11] 胡昌华,司小胜,周志杰,等. 新的证据冲突衡量标准下的 D-S 改进算法[J]. 电子学报, 2009, 37(7): 976-985.
HU C H, SI X S, ZHOU Z J, et al. An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(7): 976-985.
- [12] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflict[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [13] 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.
- [14] HAN D Q, DENG Y, LIU Q. Erratum to combining belief functions based on distance of evidence[J]. Decision Support Systems, 2010, 38(3): 489-493.
- [15] 周哲,徐晓滨,文成林,等. 冲突证据融合的优化方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 976-985.
ZHOU Z, XU X B, WEN C L, et al. An optimal method for combining conflicting evidences[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6): 975-985.
- [16] 陈雁飞,夏学知,胡丹桂,等. 基于试探折扣修正的证据组合方法[J]. 电子学报, 2014, 42(4): 756-765.
CHEN Y F, XIA X Z, HU D G, et al. Evidence combination based on tentative discount of evidences[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(4): 756-765.
- [17] 李焯,王亚刚,许晓鸣. 证据融合的聚焦与冲突处理研究[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(6): 1113-1119.
LI Y, WANG Y G, XU X M. Research on convergence and conflict treatment in evidence fusion[J]. System Engineering and Electronics, 2012, 34(6): 1113-1119.
- [18] HAENNI R. Are alternatives to dempster's rule of combination real alternative? : Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem"[J]. Information Fusion, 2002, 3(3): 237-239.
- [19] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(1):90-101.
- [20] 宋亚飞,王晓丹,雷蕾,等. 基于相关系数的证据冲突度量方法[J]. 通信学报, 2014, 35(5): 95-99.
SONG Y F, WANG X D, LEI L, et al. Measurement of evidence conflict based on correlation coefficient[J]. Journal on Communications, 2014, 35(5): 95-99.
- [21] WEN C L, WANG Y C, XU X B. Fuzzy information fusion algorithm of fault diagnosis based on similarity measure of evidence[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5264: 506-515.
- [22] POWELL G, ROBERTS M. GRP1. A recursive fusion operator for the transferable belief model[C]//2011 Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. 2011: 168-175.
- [23] SMETS P. The combination of evidence in the transferable belief mode[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458.

作者简介:



王路(1987-),男,陕西三原人,空军工程大学博士生,主要研究方向为地基反临近空间飞行器指挥决策问题。

邢清华(1966-),女,山西文水人,博士,空军工程大学教授,主要研究方向为防空反导作战建模与仿真。

毛艺帆(1988-),女,陕西三原人,空军工程大学博士生,主要研究方向为预警信息运用方法研究。