

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.09.022

# 基于冲突证据修正的 DS 改进方法

刘晓东 邓锦宇

(哈尔滨工业大学 自动化测试与控制系 哈尔滨 150001)

**摘要:** DS (Dempster-Shafer) 证据理论在不确定推理与信息融合领域有着广泛的应用,但是当证据严重冲突时会出现反直观结果的问题。针对这一问题,提出了一种基于冲突证据修正的 DS 改进方法,首先根据各证据与平均证据的证据距离确立各证据的权重,以平均权重为阈值确立冲突证据,然后根据冲突证据的权重对其进行折扣度修正,修正后的证据再与非冲突的原始证据使用 Dempster 组合规则得到最终推理结果。仿真实验表明,有效地改善了经典 DS 证据理论存在的典型问题,在低冲突证据和高冲突证据的融合处理上,本方法相较于其他方法简单有效,收敛快,可靠性高。

**关键词:** 冲突证据; DS 证据理论; 信息融合; 证据距离

**中图分类号:** TP181      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Improved DS method based on conflict evidence correction

Liu Xiaodong Deng Jinyu

(Automatic Test and Control Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Dempster-Shafer (DS) evidence theory is widely used in the field of uncertainty reasoning and information fusion. However, there is also a problem of counter-intuitive results in highly conflictive evidence combination. To solve this problem, an improved DS method based on conflict evidence correction is proposed. Firstly, the weight of each evidence is determined by the evidence distance of each evidence and average evidence. Secondly, conflict evidence is determined by the average weight, which is the threshold, and then it is discounted according to its weight. Dempster rule is utilized to combine conflict with other original evidences to get final results. The simulation results show that the proposed method can effectively improve the typical problem of classic DS evidence theory. Compared with other methods, the proposed method is simple, effective and has fast convergence and high reliability when dealing with both low conflict evidences and high conflict evidences.

**Keywords:** conflict evidence; DS evidence theory; information fusion; evidence distance

## 0 引言

DS (Dempster-Shafer) 证据理论由 Dempster 于 1967 年首先提出,之后由他的学生 Shafer 进一步扩充和完善。作为一种不确定推理方法,DS 证据理论可满足比贝叶斯概率论更弱的条件,并能够表示由于信息未知或信息不全而引起的不确定性。自 DS 证据理论提出以来,其在不确定推理以及信息融合领域得到广泛应用<sup>[1-5]</sup>。然而经

典 DS 证据理论也存在一定的局限性,当证据冲突严重时,使用 Dempster 组合规则可能会得到不合常理的结果。针对这一问题,国内外许多学者提出了解决方法,改进办法的思路主要分为以下两类。

1) 在证据高度冲突下产生的不合理结论来源于 Dempster 组合规则。改进组合规则主要解决如何将冲突概率再分配的问题。相关学者有:Yager 将证据冲突全部否定,把证据的冲突全部赋予未知项; Smets 认为识别框架不完备导致了证据冲突,因此将证据冲突赋予了空集

$m(\Phi)$ ;孙全根据证据之间两两冲突的平均值计算各证据的比例系数,将总证据冲突按比例分配给各合成命题。

2)不合理的结论来源于证据源,而不是 Dempster 组合规则。应该对证据源进行预处理,然后再使用标准的 Dempster 组合规则。Murphy 将参与合成证据的基本概率赋值进行平均,再利用 Dempster 规则对新的证据模型合成。由于对证据的简单平均没有考虑到各证据体的重要程度,因而结果并不理想。邓勇利用证据之间的距离计算各个证据的可信度,再以此为权重对证据的基本概率赋值进行加权平均,最后根据 Dempster 规则组合。

由于 Dempster 规则原有的交换律和结合律有利于大量数据处理,而修改组合规则的同时往往会破坏掉此类优良性质,并且在实际情况中,由于传感器失效或报告不准等原因去修改组合规则,这种做法是不合理的。通过分析,修正冲突证据并保留 Dempster 组合规则应该还是比较合理的方法。

修正冲突证据并保留 Dempster 组合规则也是近几年处理冲突证据的主流方法。例如刘深<sup>[6]</sup>提出了基于相似性度量的证据融合改进算法,先依据证据相似性度量对各条证据进行修正,然后利用 DS 合成公式对证据进行合成。陈小芳等人<sup>[7]</sup>根据各证据与平均证据的偏离程度选取出与平均证据差异较大证据为游离证据,并用平均证据替换以降低证据间的冲突程度,再根据 Dempster 组合规则进行组合。丁文静等人<sup>[8]</sup>首先定义了证据价值的标尺,通过欧氏距离的计算证据自身价值,并将其规则化为权重对证据源进行修正,最后根据 Dempster 组合规则进行组合。何立志等人<sup>[9]</sup>的改进方法根据证据熵计算证据权重得到证据的加权平均,然后应用各证据与证据的加权平均间的距离计算各证据的相似度和可信度,根据可信度对原证据修正,最后根据组合规则对证据进行融合。王力等人<sup>[10]</sup>引入贴近度的概念反映证据冲突程度,并在此基础上经过一系列的运算获得证据权重,得出新的信度函数然后运用 Dempster 组合规则进行组合。任海鹏等人<sup>[11]</sup>通过计算各初始证据间的 Jaccard 相似度获得各个证据的归一化可信度,由此得到一个标准证据。然后利用标准证据修正各初始证据,最后利用 DS 合成公式对证据组合。薛连斌等人<sup>[12]</sup>为避免零焦元元素带来的一票否决问题,利用指数函数重新分配证据的基本概率赋值,并引入关联系数反映证据之间冲突关系,通过关联系数构成的矩阵获得各证据的权重,最后利用 Dempster 组合规则对新证据进行融合。

然而现有的改进方法为达到提高融合结果准确性的目的,大多具有过程复杂,步骤繁多的缺点,并且由于计算量较大,一定程度上牺牲了融合时间。针对输入证据本身冲突的问题,提出了一种新的基于冲突证据修正的 DS 改进方法,该方法与现有典型方法相比就具有下列优

点:1)步骤简单,逻辑清楚,计算量适中;2)能有效识别冲突证据;3)仅对冲突证据修正,能充分利用原始证据的信息;4)收敛快,可靠性高。

### 1 经典证据理论存在的问题分析

DS 证据理论中的识别框架(是由互斥且可穷举的基本命题(假定)组成的完备集合。设函数  $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ ,且满足  $m(\Phi) = 0$ ;  $\sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$ ,则称  $m$  是该识别框架  $\Theta$  上的基本概率分配(basic probability assignment, BPA),也称其为概率分配函数。 $m(A)$  反映了证据对命题 A 的支持程度。

在识别框架下多个证据体融合的 Dempster 组合规则如式(1)所示<sup>[13]</sup>。

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_1 \cap B_1 \cap C_1 \dots = A} m_1(A_1)m_2(B_1)m_3(C_1)\dots}{1 - k}, \forall A \subset \Theta, A \neq \Phi \\ 0, A = \Phi \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $k = \sum_{A_1 \cap B_1 \cap C_1 \dots = \Phi} m_1(A_1)m_2(B_1)m_3(C_1)\dots$ ,  $k$  值称为冲突概率,能在一定程度上反映了证据体之间的冲突程度。

因为 DS 证据理论在没有证据冲突的情况下计算量小,并且 Dempster 组合规则满足的交换律和结合律有利于信息融合系统的分布式实现<sup>[14]</sup>,所以 DS 证据理论在信息融合,多属性决策分析等领域得到广泛应用。但是在其使用过程中也存在着下述问题。

1)组合矛盾问题。如果证据之间的冲突严重,直接使用 Dempster 组合规则合成,可能会得到跟直觉相违背的结论。

算例 1 有一识别框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 3 个证据体的概率分配函数为  $m_1, m_2$  和  $m_3$ , 融合结果的概率分配函数为  $m$ 。具体的基本概率分配如表 1 所示。

表 1 算例 1 各证据体的基本概率分配  
Table 1 BPA of each evidence of example 1

	A	B	C
$m_1$	0.99	0.01	0
$m_2$	0	0.01	0.99
$m_3$	0.99	0.01	0

最终的融合结果  $m(B) = 1, m(A) = m(C) = 0$ 。但是从表 1 可以看出,无论是证据体 1、证据体 2 还是证据体 3 对命题 B 的支持程度都很低,然而此时 Dempster 组合规则的结果却判定 B 为真命题,这显然与常理相违背。

2)一票否决问题。若识别框架中的某个证据体彻底

否定了命题,则无论其他证据体对该命题的支持程度如何,在最终的融合结果中该命题都是被彻底否定的。例如在表 1 中,因为  $m_1(C)$  和  $m_2(A)$  为 0,所以即使  $m_1(A)$  和  $m_2(C)$  达到了 0.99,在最终的融合结果中, $m(A)$  和  $m(C)$  也均为 0。

3)鲁棒性问题。鲁棒性反映的是某个命题的基本概率分配发生微小变动时,融合结果发生变化的程度。将表 1 中的概率分配稍加修改,如表 2 所示。

表 2 改动后的各证据体的基本概率分配  
Table 2 BPA of each evidence after altering

	A	B	C
$m_1$	0.99	0.01	0
$m_2$	0.01	0.01	0.98
$m_3$	0.99	0.01	0

融合结果为  $m(A) = 0.9999$ ,  $m(B) = 0.0001$ ,  $m(C) = 0$ 。可以看出  $m_2(A)$  的细微变化引起了合成结果的剧烈变化。

部分学者将上述问题归因于 Dempster 组合规则的处理不当。然而从表 2 数据可看出,由于证据体 2 对命题 A 的基本概率分配由 0 上升到了 0.01,虽然变化细微,但是实际上避免了表 1 数据融合时对命题 A 的一票否决问题,所以这并不能说明 Dempster 组合规则缺乏鲁棒性。从表 1 中的数据可以看出,3 个证据体都有概率分配函数为 0 的命题且不确定度为 0,说明每个证据体已经彻底否定了命题,即由于证据体 1 和证据体 3 已经彻底否定了命题 C,证据体 2 已经彻底否定了命题 A,所以在最终依据 Dempster 规则合成时,只剩下没有被否定的命题 B 了,虽然它在 3 个证据体中各自的基本概率分配都很小,但是此时只能分配给它较大的 BPA。因此,上述算例中反映的问题并不能说明 Dempster 组合规则存在缺陷,而是由于输入的证据本身过于极端并且相互矛盾。组合结果的不正确是因为输入的证据本身存在的问题,因此应该在组合前对证据进行预处理。

## 2 本文提出的改进方法

本文提出一种新的基于冲突证据修正的 DS 改进方法。该方法的基本思想是:首先通过计算证据距离确定各证据的信任度,然后以平均权重为阈值,仅选取权重小于平均权重的证据作为冲突证据进行折扣度修正,降低对冲突证据的信任程度,增加它的不确定度,同时保留其余所有原始证据。最终依据标准的 Dempster 组合规则对预处理后的证据进行合成。以下是该方法的具体实现过程。

### 2.1 确定证据权重

规定  $\Theta$  是一个完备辨识框架,由两两互斥的命题  $A_1, A_2, \dots, A_m (m > 2)$  组成,假定每个命题一共有  $n$  组证据。用  $m(A_k)$  表示命题  $A_k$  的基本概率赋值。

1)确定每个命题  $A_k$  的  $n$  组证据的平均基本概率赋值  $\bar{m}(A_k)$ ,它反映了所有证据对命题  $A_k$  的平均支持程度。

$$\bar{m}(A_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i(A_k) \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

2)依次计算第  $i$  个证据体的基本概率分配与平均基本概率分配之间的距离  $d_i$ ,公式如下:

$$d_i = \sum_{k=1}^m |m_i(A_k) - \bar{m}(A_k)| \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

然后根据距离的大小分配证据体的权重  $\omega_i$ ,分配的权重与证据距离成反比,即认为与平均证据差异越大的证据与多数证据的冲突越大。具体公式如下:

$$\varphi_i = \frac{1}{d_i} \quad (4)$$

$$\omega_i = \frac{\varphi_i}{\text{sum}(\varphi_i)} \quad (5)$$

此方法相比于同类型计算证据权重的方法公式更简单直观,计算量大大减小,并且能很好地反映证据间的冲突程度。

### 2.2 确定冲突证据

本文只选取冲突证据进行折扣修正,主要原因如下。

1)造成证据间的冲突主要是个别冲突证据。只要正确处理好这部分冲突证据,就能取得较好的效果。对每个证据都进行处理将丢失所有的原始数据,同时也损失了可信度与可靠性。

2)从计算的角度来看,对每个证据都进行修正,计算量较大。仅对冲突证据修正,能够更快地识别正确焦点。

考虑到证据的平等性,若有  $n$  组证据,则分配给每个证据的平均权重  $1/n$ 。以该平均权重为阈值,如果某证据体  $i$  通过前文方法求得的权重  $\omega_i \geq 1/n$ ,则认为该证据为非冲突证据,保留该证据。若某证据体  $i$  的权重  $\omega_i < 1/n$ ,则认为该证据为冲突证据,需要对其进行修正。

### 2.3 证据的修正与融合

冲突证据  $i$  的修正系数的计算公式如下:

$$\text{discount} = \frac{\omega_i}{\max(\omega_i)} \quad (6)$$

确定修正系数后,按下述公式修正:

$$m_i'(A) = \text{discount} \cdot m_i(A), A \subset \Theta \quad (7)$$

$$m_i'(\Theta) = \text{discount} \cdot m_i(\Theta) + 1 - \text{discount} \quad (8)$$

最终,按照 Dempster 组合规则合成修正后的冲突证据与其余原始证据,然后依据融合结果做出决策。

因为修正系数  $discount < 1$ ，所以修正后证据的基本概率赋值一定会有所下降，同时它的不确定度也会有所增加。由于保留了原始证据的数据，因此冲突证据经预处理后在 Dempster 组合规则的证据合成中所起的作用是有下降的，达到了减弱冲突的目的。

为了便于理解，以表 1 的数据为例，给出该改进办法证据修正过程如下。

1) 计算每个命题的平均概率赋值。

$$\bar{m}(A) = \frac{1}{3}(m_1(A) + m_2(A) + m_3(A)) =$$

$$\frac{1}{3}(0.99 + 0 + 0.99) = 0.66$$

同理， $\bar{m}(B) = 0.01$ ， $\bar{m}(C) = 0.33$ 。

2) 分别计算每个证据体距离平均概率赋值的证据距离。

$$d_1 = |m_1(A) - \bar{m}(A)| + |m_1(B) - \bar{m}(B)| +$$

$$|m_1(C) - \bar{m}(C)| = |0.99 - 0.66| + |0.01 - 0.01| + |0 - 0.33| = 0.66$$

同理， $d_2 = 1.32$ ， $d_3 = 0.66$ 。

然后根据距离大小计算各证据体的权重。

$$\varphi_1 = \frac{1}{d_1} = 1.515$$

同理， $\varphi_2 = 0.7576$ ， $\varphi_3 = 1.515$ 。

$$\omega_1 = \frac{\varphi_1}{\varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3} = 0.4$$

同理， $\omega_2 = 0.2$ ， $\omega_3 = 0.4$ 。

3) 确立冲突证据，由于一共有 3 个证据体，因此每个证据的平均权重为 1/3。因为证据体 2 的权重  $\omega_2 = 0.2 < 1/3$ ，所以判定其为冲突证据，需对其进行修正，而证据体 1 和证据体 3 的权重大于平均权重，保留其原始数据。

4) 对冲突证据的修正。3 个证据体的最大权重  $\max(\omega_i) = 0.4$ ，对被视作冲突证据的证据体 2 的折扣度

$$discount = \frac{\omega_2}{\max(\omega_i)} = 0.5$$

根据式(7)， $m'_i(A) = 0$ ， $m'_i(B) = 0.5 \times 0.01 = 0.005$ ， $m'_i(C) = 0.495$ 。根据式(8)，不确定度  $m'_i(\Theta) = 0.5 \times 0 + 1 - 0.5 = 0.5$ 。

修正后的算例 1 的各证据基本概率分配如表 3 所示， $m'$  表示修正后的概率分配函数。

表 3 修正后各证据体的基本概率分配

Table 3 BPA of each evidence after correction

	A	B	C	$\Theta$
$m_1$	0.99	0.01	0	0
$m_2$	0	0.005	0.495	0.5
$m_3$	0.99	0.01	0	0

### 3 算例分析

为检验本方法的有效性，下面将结合具体的算例进行验证。首先检验本文的改进方法是否针对经典 DS 证据理论存在的组合矛盾问题，一票否决问题，鲁棒性问题做出了有效的改善。

对前文算例 1 中的表 1 数据按照本文的方法进行证据组合，结果如表 4 所示。

表 4 表 1 的融合结果

Table 4 Fusion result of table 1

	A	B	C
$m_1$	0.99	0.01	0
$m_2$	0	0.01	0.99
$m_3$	0.99	0.01	0
$m$	0.9999	0.0001	0

从表 4 可以看出，Dempster 组合规则的组合矛盾问题没有在此处发生，组合结果以非常大的概率指向了正确结果 A。这是因为按照本文的计算方法，证据体 2 的权重仅为 0.2 小于平均权重，所以本方法将证据体 2 判定为需要修正的冲突证据，这与数据上的直观判断一致。

对算例 1 的表 2 数据按照本文的方法进行证据组合，结果如表 5 所示。

表 5 表 2 的融合结果

Table 5 Fusion result of Table 2

	A	B	C
$m_1$	0.99	0.01	0
$m_2$	0.01	0.01	0.98
$m_3$	0.99	0.01	0
$m$	0.9999	0.0001	0

从表 5 可以看出， $m_2(A)$  的变化没有像直接使用 Dempster 组合规则一样引起合成结果的剧烈变化，经典 DS 理论原本存在的鲁棒性问题得到了解决。这是因为本文方法的证据预处理过程有效地识别出了冲突证据  $m_2$ ，并对其做了合适的修正，因此由它造成的一票否决问题和鲁棒性问题都得到了改善。

从合成结果分析可看出本文方法针对经典 DS 证据组合方法的 3 类失效问题做出了明显改善，其原理是对原始数据中的证据冲突进行了有效处理。接下来通过算例 2 采用与其他典型的组合方法对比分析的方法进一步证明本文方法处理证据冲突的能力。

算例 2 假设识别框架  $\Theta = \{a, b, c\}$ ，一共有 5 组证据体，在证据源未受干扰的情况下，对应的基本概率赋

值如表6所示。

表6 证据源正常时基本概率赋值

Table 6 BPA of normal evidence sources

	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
$m_1$	0.9	0.05	0.05
$m_2$	0.98	0.01	0.01
$m_3$	0.5	0.2	0.3
$m_4$	0.88	0.01	0.11
$m_5$	0.9	0.03	0.07

分别采用本文的方法与多种文献的方法进行组合,融合结果如表7所示。

表7 证据源正常时的融合结果比较

Table 7 Comparison of fusion results of normal evidence sources

组和方法	$m_1 \sim m_3$	$m_1 \sim m_4$	$m_1 \sim m_5$
Dempster 规则	$m(a) = 0.994$	$m(a) = 1$	$m(a) = 1$
	$m(b) = 0.002$	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.003$	$m(c) = 0$	$m(c) = 0$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
Yager 规则	$m(a) = 0.441\ 0$	$m(a) = 0.388\ 1$	$m(a) = 0.349\ 3$
	$m(b) = 0.000\ 1$	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.000\ 1$	$m(c) = 0$	$m(c) = 0$
孙全方法	$m(\Theta) = 0.558\ 8$	$m(\Theta) = 0.611\ 9$	$m(\Theta) = 0.650\ 7$
	$m(a) = 0.743\ 4$	$m(a) = 0.744\ 8$	$m(a) = 0.774\ 7$
	$m(b) = 0.033\ 1$	$m(b) = 0.029\ 5$	$m(b) = 0.030\ 7$
	$m(c) = 0.045\ 9$	$m(c) = 0.051\ 4$	$m(c) = 0.055\ 2$
Murphy 方法	$m(\Theta) = 0.177\ 5$	$m(\Theta) = 0.174\ 2$	$m(\Theta) = 0.181\ 3$
	$m(a) = 0.995\ 3$	$m(a) = 0.999\ 5$	$m(a) = 1$
	$m(b) = 0.001\ 3$	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.003\ 4$	$m(c) = 0.000\ 4$	$m(c) = 0$
邓勇方法	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.996\ 8$	$m(a) = 0.999\ 7$	$m(a) = 1$
	$m(b) = 0.000\ 9$	$m(b) = 0.000\ 0$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.002\ 3$	$m(c) = 0.000\ 3$	$m(c) = 0$
杜太行方法 <sup>[15]</sup>	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.784\ 6$	$m(a) = 0.808\ 5$	$m(a) = 0.826\ 7$
	$m(b) = 0.092\ 3$	$m(b) = 0.070\ 4$	$m(b) = 0.062\ 2$
	$m(c) = 0.123\ 1$	$m(c) = 0.121\ 1$	$m(c) = 0.111\ 1$
	$m(a) = 0.963\ 0$	$m(a) = 0.970\ 9$	$m(a) = 0.976\ 8$
	$m(b) = 0.013\ 3$	$m(b) = 0.007\ 4$	$m(b) = 0.005\ 5$
	$m(c) = 0.023\ 7$	$m(c) = 0.021\ 8$	$m(c) = 0.017\ 6$
$\lambda = 1$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.994\ 5$	$m(a) = 0.996$	$m(a) = 0.997\ 2$
	$m(b) = 0.000\ 16$	$m(b) = 0.000\ 7$	$m(b) = 0.000\ 4$
	$m(c) = 0.003\ 8$	$m(c) = 0.003\ 3$	$m(c) = 0.002\ 4$
	$m(a) = 0.963\ 0$	$m(a) = 0.970\ 9$	$m(a) = 0.976\ 8$
	$m(b) = 0.013\ 3$	$m(b) = 0.007\ 4$	$m(b) = 0.005\ 5$
	$m(c) = 0.023\ 7$	$m(c) = 0.021\ 8$	$m(c) = 0.017\ 6$
$\lambda = 2$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.994\ 5$	$m(a) = 0.996$	$m(a) = 0.997\ 2$
	$m(b) = 0.000\ 16$	$m(b) = 0.000\ 7$	$m(b) = 0.000\ 4$
	$m(c) = 0.003\ 8$	$m(c) = 0.003\ 3$	$m(c) = 0.002\ 4$
	$m(a) = 0.963\ 0$	$m(a) = 0.970\ 9$	$m(a) = 0.976\ 8$
	$m(b) = 0.013\ 3$	$m(b) = 0.007\ 4$	$m(b) = 0.005\ 5$
	$m(c) = 0.023\ 7$	$m(c) = 0.021\ 8$	$m(c) = 0.017\ 6$
$\lambda = 3$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.994\ 5$	$m(a) = 0.996$	$m(a) = 0.997\ 2$
	$m(b) = 0.000\ 16$	$m(b) = 0.000\ 7$	$m(b) = 0.000\ 4$
	$m(c) = 0.003\ 8$	$m(c) = 0.003\ 3$	$m(c) = 0.002\ 4$
	$m(a) = 0.963\ 0$	$m(a) = 0.970\ 9$	$m(a) = 0.976\ 8$
	$m(b) = 0.013\ 3$	$m(b) = 0.007\ 4$	$m(b) = 0.005\ 5$
	$m(c) = 0.023\ 7$	$m(c) = 0.021\ 8$	$m(c) = 0.017\ 6$

续表

组和方法	$m_1 \sim m_3$	$m_1 \sim m_4$	$m_1 \sim m_5$
董彦佼方法 <sup>[16]</sup>	$m(a) = 0.958\ 4$	$m(a) = 0.976\ 9$	$m(a) = 0.990\ 4$
	$m(b) = 0.020\ 3$	$m(b) = 0.001\ 9$	$m(b) = 0.000\ 7$
	$m(c) = 0.021\ 3$	$m(c) = 0.021\ 2$	$m(c) = 0.008\ 9$
丁文静方法	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.997\ 5$	$m(a) = 0.997\ 1$	$m(a) = 0.999\ 4$
	$m(b) = 0.001\ 2$	$m(b) = 0.001\ 4$	$m(b) = 0.000\ 3$
$(\lambda = 0.1)$	$m(c) = 0.001\ 2$	$m(c) = 0.001\ 5$	$m(c) = 0.000\ 3$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.998$	$m(a) = 0.998\ 6$	$m(a) = 0.999\ 8$
$\sigma = 1$	$m(b) = 0.001$	$m(b) = 0.000\ 6$	$m(b) = 0.000\ 1$
	$m(c) = 0.001$	$m(c) = 0.000\ 7$	$m(c) = 0.000\ 1$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
$\sigma = 1/2$	$m(a) = 0.999\ 1$	$m(a) = 0.999\ 1$	$m(a) = 0.999\ 9$
	$m(b) = 0.000\ 4$	$m(b) = 0.000\ 4$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.000\ 5$	$m(c) = 0.000\ 5$	$m(c) = 0.000\ 1$
$\sigma = 1/3$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.998\ 4$	$m(a) = 0.996\ 4$	$m(a) = 0.999\ 6$
	$m(b) = 0.000\ 6$	$m(b) = 0.000\ 2$	$m(b) = 0.000\ 0$
本文方法	$m(c) = 0.001\ 0$	$m(c) = 0.003\ 4$	$m(c) = 0.000\ 4$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$

由表7可以看出,在证据源正常提供可靠数据时,除Yager规则外各方法均能得到符合常理的决策结果。除Yager规则和孙全方法之外的各方法都能做到随着支持A命题证据的加入,较快地向A命题聚焦,实现有效的融合。Yager规则给出的结果中包含不确定度过大,而且随着证据的增加,分配的未知项 $m(\Theta)$ 越来越大,目标的精度分配受到严重影响,不能给出明确的结果。孙全方法虽在Yager规则的基础上做了改进,未知项 $m(\Theta)$ 有所减小,但是随着支持A命题的证据加入,其对于事件A的基本概率赋值增长缓慢,最终分配到A命题的基本概率赋值仍然较低,不确定度依旧较大,效果也不尽如人意。

证据源受干扰时,对应的基本概率赋值如表8所示,各方法的融合结果如表9所示。

表8 证据源异常时的基本概率赋值

Table 8 BPA of abnormal evidence sources

	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
$m_1$	0.9	0.05	0.05
$m_2$	0.98	0.01	0.01
$m_3$	0	0.02	0.98
$m_4$	0.88	0.01	0.11
$m_5$	0.9	0.03	0.07

从表9的合成结果可看出,Dempster组合规则和Yager规则无法有效处理证据冲突,融合结果均有悖于直

表9 证据源异常时的融合结果比较

Table 9 Comparison of fusion results of abnormal

续表

evidence sources			
组合方法	$m_1 \sim m_3$	$m_1 \sim m_4$	$m_1 \sim m_5$
	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
Dempster	$m(b) = 0.02$	$m(b) = 0.0019$	$m(b) = 0.0008$
规则	$m(c) = 0.98$	$m(c) = 0.9981$	$m(c) = 0.9992$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
Yager	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$
规则	$m(c) = 0.0005$	$m(c) = 0.0001$	$m(c) = 0$
	$m(\Theta) = 0.9995$	$m(\Theta) = 0.9999$	$m(\Theta) = 1$
	$m(a) = 0.3155$	$m(a) = 0.3989$	$m(a) = 0.4566$
孙全方法	$m(b) = 0.0134$	$m(b) = 0.0130$	$m(b) = 0.0150$
	$m(c) = 0.1750$	$m(c) = 0.1663$	$m(c) = 0.1522$
	$m(\Theta) = 0.4960$	$m(\Theta) = 0.4218$	$m(\Theta) = 0.3763$
	$m(a) = 0.8552$	$m(a) = 0.9707$	$m(a) = 0.9959$
Murphy	$m(b) = 0.0001$	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$
方法	$m(c) = 0.1448$	$m(c) = 0.0293$	$m(c) = 0.0041$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.9992$	$m(a) = 0.9999$	$m(a) = 1$
邓勇方法	$m(b) = 0$	$m(b) = 0.0000$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.0007$	$m(c) = 0.0001$	$m(c) = 0$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.6418$	$m(a) = 0.7071$	$m(a) = 0.7492$
	$m(b) = 0.0406$	$m(b) = 0.0320$	$m(b) = 0.0328$
	$m(c) = 0.3177$	$m(c) = 0.2609$	$m(c) = 0.2180$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
杜太行	$m(a) = 0.8006$	$m(a) = 0.8786$	$m(a) = 0.9203$
方法	$m(b) = 0.0032$	$m(b) = 0.0018$	$m(b) = 0.0018$
$\lambda = 1$	$m(c) = 0.1962$	$m(c) = 0.1196$	$m(c) = 0.0779$
$\lambda = 2$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
$\lambda = 3$	$m(a) = 0.8916$	$m(a) = 0.9521$	$m(a) = 0.9759$
	$m(b) = 0.0002$	$m(b) = 0.0001$	$m(b) = 0.0001$
	$m(c) = 0.1082$	$m(c) = 0.0478$	$m(c) = 0.0240$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0.9733$	$m(a) = 0.9833$	$m(a) = 0.9954$
董彦佼	$m(b) = 0.0094$	$m(b) = 0.0010$	$m(b) = 0.0003$
方法	$m(c) = 0.0173$	$m(c) = 0.0156$	$m(c) = 0.0044$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
	$m(b) = 0.02$	$m(b) = 0.0131$	$m(b) = 0.0106$
	$m(c) = 0.98$	$m(c) = 0.9869$	$m(c) = 0.9894$
丁文静	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
方法	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
( $\lambda = 0.1$ )	$m(b) = 0.02$	$m(b) = 0.0098$	$m(b) = 0.0070$
$\sigma = 1$	$m(c) = 0.98$	$m(c) = 0.9902$	$m(c) = 0.9930$
$\sigma = 1/2$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
$\sigma = 1/3$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
	$m(b) = 0.02$	$m(b) = 0.008$	$m(b) = 0.0052$
	$m(c) = 0.98$	$m(c) = 0.992$	$m(c) = 0.9948$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$

组合方法	$m_1 \sim m_3$	$m_1 \sim m_4$	$m_1 \sim m_5$
	$m(a) = 0.9984$	$m(a) = 0.9964$	$m(a) = 0.9997$
本文方法	$m(b) = 0.0006$	$m(b) = 0.0002$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.0011$	$m(c) = 0.0034$	$m(c) = 0.0003$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$

观判断。Murphy 方法没有确立冲突证据,而是将算术平均的证据代替所有原始证据,该方法的收敛速度较慢,并且风险很大,可靠性不足。孙全方法可对证据冲突进行一定的处理,但是其结果中各命题的概率分配函数偏低,而未知项  $m(\Theta)$  较大,无法得到明确的判决结果。邓勇方法利用了证据间的相关性,采取了对证据加权平均的方法,从表9 可看出该方法取到了较为理想的效果,但由于该方法丢弃了全部原始证据,其合理性受到了人们的质疑。杜太行方法通过比较测量值矢量与数据库中矢量的欧式距离而判决,是一种完全有别于 DS 证据理论的方法。从表中的数据可看出,融合精度随距离放大倍数  $\lambda$  的增加而提高,本次实验在  $\lambda = 3$  时,效果较为理想。然而在实际应用中放大倍数  $\lambda$  的增加也会引起计算量的增大,文中并未给出确定  $\lambda$  的标准公式, $\lambda$  的选取具有主观性。董彦佼方法同样没有确立冲突证据,而是根据证据距离对每一个证据都进行了修正,这种方法丢失了原始数据的判断能力,并且从表9 的效果来看略逊于本文的方法。丁文静方法的思想是先剔除掉证据价值过低的证据,再根据证据价值进行修正和重新融合。所谓的证据价值依据每个证据体与基本概率赋值的均值  $1/n$  组成的标尺向量  $[1/n \ 1/n \ \dots \ 1/n]$  的距离而定。丁文静方法在本次实验中效果不佳,主要原因是冲突证据和各正常证据与标尺向量间的距离差异太小,按照该方法无法有效分辨出冲突证据并处理。本文方法也是通过证据距离来确定冲突证据并处理,但是效果十分明显,在3 个证据时就给出了十分理想的融合结果,收敛速度快。由此可见本文的证据距离确立方法在识别冲突证据上更为有效。此外,本文方法相较于其它改进方法步骤简单,对正确结果的支持率也高于其他方法,融合结果更为可靠。

### 4 结论

本文针对信息融合及故障诊断领域广泛应用的 DS 证据理论展开研究,分析了经典 DS 证据理论的典型问题,在前人研究的基础上,提出了一种新的基于冲突证据修正的 DS 改进方法。本文方法利用证据距离定义证据权重,再根据证据权重确定冲突证据,然后修正冲突证据的基本概率赋值,最后将修正后的证据与原始证据用 Dempster 公式组合。实验结果表明,本文提出的方法能

够有效改善经典DS证据理论存在的固有问题,并且在低冲突和高冲突证据组合的情况下均能取得优异的效果,与其他方法的对比实验表明,本文提出的方法处理结果更合理有效。

## 参考文献

- [1] 任明秋,蔡金燕,朱元清,等.基于证据融合的雷达抗干扰性能多指标综合评估[J].仪器仪表学报,2011,32(10):2336-2341.  
REN M Q, CAI J Y, ZHU Y Q, et al. Multi-index synthesis evaluation for radar ECCM capability based on evidence fusion theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(10):2336-2341.
- [2] 姜万录,吴胜强.基于SVM和证据理论的多数据融合故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2010,31(8):1738-1743.  
JIANG W L, WU SH Q. Multi-data fusion fault diagnosis method based on SVM and evidence theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8):1738-1743.
- [3] 邢海燕,葛桦,韩亚潼,等.基于熵带与DS理论的焊缝等级记忆量量化评价[J].仪器仪表学报,2016,37(3):610-616.  
XING H Y, GE H, HAN Y T, et al. Quantitative MMM evaluation of weld levels based on information entropy and DS evidence theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3):610-616.
- [4] 刘娟,胡敏,黄忠.基于最优支持度的证据融合表情识别方法[J].电子测量与仪器学报,2016,30(5):714-721.  
LIU J, HU M, HUANG ZH. Expression recognition method based on evidence fusion of optimal supportability [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5):714-721.
- [5] 赵建光,李红波,曾繁景,等.基于证据理论回归的短波接收机故障预测[J].电子测量与仪器学报,2012,26(7):640-645.  
ZHAO J G, LI H B, ZENG F J, et al. Fault prognostication of shortwavereceiver based on evidence regression [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2012, 26(7):640-645.
- [6] 刘深.基于相似性度量的证据融合改进算法[J].电子设计工程,2016,24(18):19-21.  
LIU SH. Evidence fusion improved algorithm based on similarity measure [J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(18):19-21.
- [7] 陈小芳,徐晨峰,张九卫,等.基于DS理论瓦斯监测证据融合策略研究[J].工业控制计算机,2016,29(5):84-85,87.  
CHEN X F, XU CH F, ZHANG J W, et al. Research on gas detection evidence integration strategy based on DS theory [J]. Industrial Control Computer, 2016, 29(5):84-85, 87.
- [8] 丁文静,刘以安,薛松.基于证据价值的冲突证据合成方法[J].计算机工程与科学,2016,38(8):1715-1720.  
DING W J, LIU Y AN, XUE S. A conflict evidences combination method based on each evidence value [J]. Computer Engineering & Science, 2016, 38(8):1715-1720.
- [9] 何立志,张翠芳,蒋鹏.一种新的基于置信距离的冲突证据融合方法[J].计算机应用研究,2014,31(10):3041-3043,3051.  
HE L ZH, ZHANG C F, JIANG P. New conflict evidence fusion method based on confidence distance [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(10):3041-3043, 3051.
- [10] 王力,白静,张怡然.一种新的DS证据理论冲突处理方法[J].科学技术与工程,2013,13(28):8497-8501.  
WANG L, BAI J, ZHANG Y R. A new method for conflict evidence processing in D-S theory [J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(28):8497-8501.
- [11] 任海鹏,熊彦铭.基于证据源预处理的冲突证据组合新方法[J].太赫兹科学与电子信息学报,2013(3):446-450.  
REN H P, XIONG Y M. Novel evidence combination method based on evidence source pretreatment [J]. Information and Electronic Engineering, 2013(3):446-450.
- [12] 薛连斌,康健.改进的D-S证据理论算法[J].信息技术,2013(6):141-144.  
XUE L B, KANG J. An improved D-S evidence theory algorithm [J]. Information Technology, 2013(6):141-144.
- [13] 李文立,郭凯红.D-S证据理论合成规则及冲突问题[J].系统工程理论与实践,2010(8):1422-1432.  
LI W L, GUO K H. Combination rules of D-S evidence theory and conflict problem [J], Systems & Engineering-Theory Practice, 2010(8):1422-1432.
- [14] 韩德强,杨艺,韩崇昭.DS证据理论研究进展及相关问题探讨[J].控制与决策,2014,29(1):1-11.  
HAN D Q, YANG Y, HAN CH ZH. Advances in DS evidence theory and related discussions [J]. Control and Decision, 2014, 29(1):1-11.
- [15] 杜太行,王显清,陈国栋.一种基于矢量欧氏距离的空中标决策融合算法[J].弹箭与制导学报,2012,32(1):201-204.

DU T H, WANG X Q, CHEN G D. One decision fusion algorithm for aerial thrget based on Euclidean distance [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2012, 32(1):201-204.

[16] 董彦佼, 韩元杰, 刘洁莉. D-S 证据理论在多传感器目标识别中的改进[J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29(4): 220-222.

DONG Y J HAN Y J LIU J L. Improvement of D-S theory evidence in multi-sensor target identification system [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2009, 29(4):220-222.

作者简介



刘晓东, 1985 年于太原理工大学获得学士学位, 分别在 1992 年、2003 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为哈尔滨工业大学副教授, 主要研究方向为故障诊断理论、多传感器数据融合、计算机辅助测试技术。

E-mail: liuxiaodong@hit.edu.cn

Liu Xiaodong received B. Sc. from Taiyuan University of Technology in 1985, M. Sc. and Ph. D. from Harbin Institute of Technology in 1992 and 2003, respectively. Now he is associate professor in Harbin Institute of Technology. His main research interests include fault diagnosis theory, multi-sensor data fusion and computer aided test technology.



邓锦宇 (通讯作者), 2011 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 现为哈尔滨工业大学自动化测试与控制系在读硕士。目前主要研究方向为故障诊断理论和多传感器数据融合。

E-mail: liuxiaodong@hit.edu.cn

Deng Jinyu (Corresponding author) received B. Sc. from Harbin Institute of Technology in 2011. Now, he is a M. Sc. candidate at Department of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology. His main research interest includes fault diagnosis theory and multi-sensor data fusion.

## NI 针对高吞吐量应用推出全新的 PXI 远程控制和总线扩展模块

基于 PCI Express Gen 3 技术的全新远程控制产品系列, 可协助工程师构建更智能更快速的测试系统。

NI (美国国家仪器公司, National Instruments, 简称 NI) 近日宣布推出一系列基于 PCI Express Gen 3 连接的高性能 PXI 远程控制和总线扩展模块。PCI Express Gen 3 技术提供了更高的带宽, 这给 5G 移动研究、RF 录制和回放以及高通量数据采集等需要大量数据的应用带来了福音。“随着新技术不断集成到智能设备中, 工程师迫切需要开发更智能的测试测量系统来利用最新的数据处理和传输技术, 以降低测试成本或提高覆盖范围。”NI 自动化测试市场总监 Luke Schreier 表示, “这个全新的远程控制模块系列扩充了 NI 现有的 PCI Express Gen 3 机箱和嵌入式控制器产品, 为多机箱系统提供了超过两倍的吞吐量。”

PCIe-8398 主机接口卡通过完全透明的 PCI Express Gen 3 x16 链路与单端口 PXIe-8398 或双端口 PXIe-8399 远程控制模块进行通信, 可提供高达 13.7 GB/s 的持续数据吞吐量。工程师可以使用 PXIe-8399 上的第二个端口来连接更多机箱, 使得多个 PXI Express 机箱可以直接连接到单台主机上, 包括台式机和机架式 PC。

PXIe-8394 总线扩展模块基于 PCI Express Gen 3 连

接技术, 可支持与机箱分离的仪器之间进行高达 6.8 GB/s 的点对点数据流传输, 例如第二代矢量信号收发仪。除了多机箱系统, PXIe-8394 还允许与 RAID 数据存储阵列或 ATCA-3671 FPGA 模块等外接设备进行高吞吐量通信。这些外设通常需要操作大量数据, 因而可获益于最新的 PCI Express 接口。

这个全新的 PXI 远程控制和总线扩展模块系列用于完善已发布的 PXIe-8880 嵌入式控制器和 PXIe-1085 24 GB/s 机箱, 这两款产品均采用 PCI Express Gen 3 连接技术。这一高带宽机箱和控制器产品系列是 NI 生态系统非常重要的一部分, 旨在帮助工程师构建更智能的测试系统。这些测试系统将受益于从直流到毫米波等不同工作频率范围的 600 多个 PXI 产品。它们采用 PCI Express 第三代总线接口, 具有高吞吐量数据移动, 同时具有亚纳秒级同步以及集成的定时和触发。NI 平台具备一个由合作伙伴、附加 IP 和应用工程师组成的活跃生态系统的支持, 可帮助工程师大幅降低测试成本, 缩短上市时间以及确保测试装置能够适应未来需求, 解决未来挑战。