

文章编号: 1000-6893(2008)

广义证据理论及应用(5): 封闭世界中的冲突处理

邓勇^{1,4}, 蒋雯², 韩德强³

- (1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)
- (2. 西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072)
- (3. 西安交通大学 综合自动化研究所, 陕西 西安 710049)
- (4. 西南大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400715)

Generalized Evidence Theory and Its Application (5): Conflicts management in close world

Deng Yong^{1,4}, Jiang Wen², Han Deqiang³

- (1. School of Electronics Information and Electric Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200240)
- (2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072)
- (3. Institute of Integrated Automation, Xi'an Jiao Tong University, Xi'an, 710049)
- (4. College of computer and information sciences, Southwest University, Chongqing, 400715)

摘要: 证据冲突在广义证据理论下排除辨识框架不完整情况下, 应该考虑传感器受干扰或是失效。针对这种情况, 本文系从基本概率指派生成、传感器数据可信度以及证据合成等方面系统地提出了一个冲突消解策略。具体策略包括: 1) 在基本概率指派生成方面, 不使用强约束方法, 限定空集的基本概率指派为 0, 使用弱约束方法生成基本概率指派。2) 在证据冲突度量方面, 前文研究所提出的广义冲突表示模型退化为以单独以证据距离作为证据冲突度量的程度。3) 在数据模型调整方面, 以全局证据距离最小为目标函数提出一种最优的传感器报告可信度确定方法, 以各个传感器的可信度作为变量生成最优折扣系数。4) 在证据组合方面, 广义组合规则退化为经典的 Dempster 组合规则, 基于该规则融合打折后的证据。实验表明, 通过所提出的策略, 可以有效地解决封闭世界下传感器部分导致证据冲突的问题。

关键词: 证据理论; 封闭世界; 冲突管理; 信息融合; 最优折扣系数;

中图分类号: (TP391) **文献标识码:** A

Abstract: If the system is identified surely in the close world, the factors that sensors may be jammed or be out of operation should be taken into consideration when evidence highly conflicts each other. In this paper, a systematic strategy is proposed to solve conflicts management in close world from different stages in the process of data fusion based on evidence theory. At the stage of generation of basic probability, not the strong constrain method, but the weak constrain method is recommended to determine basic probability assignment in close world. At the stage of measurement of conflict degree between two pieces of evidence, the evidence distance function, degenerated from the generalized conflict model in generalized evidence theory in our previous researches, is used. At the stage of data model correction, an optimal method to determine sensor reliability subject to the minimum of global distance is proposed. The discounted coefficient of each piece of evidence can be determined the sensor reliability. At the stage of data fusion, the discounted sensor reports are combined through the classical Dempster combination rule, which is the degeneration of our proposed generalized combination rule. Numerical examples are used to illustrate the efficiency of our proposed method in the conflicts management in close world.

Key words: evidence theory; close world; conflict management; information fusion; optimal discounting coefficient

前文的研究给出了导致证据之间高度冲突的两大原因,分别归结为辨识框架部分和传感器部分。开放世界中的辨识框架不完整,系统由于存在未知命题会导致各个证据之间冲突。传感器部分导致冲突的原因包括传感器失效和传感器随机受到干扰两种主要情况。

一旦根据全文研究所提出的方法确定系统辨识框架完整是完整的,那么合理的处理冲突的思路应该遵循Haene等人的观点,也就是在调整传感器数据模型的基础上,坚持使用Dempster组合规则^[1]。目前国内外对这个方向的研究较多,具体的工作本文不详细介绍了。

现有的方法有一个共同的地方是需要改进的:它们均未从基本概率指派的角度生成的角度来进行分析,这是现有方法的一大不足。本文的一个基本思想是:虽然分配给多子集会导致不确定度较大,但只要使用Dempster规则,不确定度都能得到不同程度的降低。因此,合理的赋予多子集包括全集一定的BPA,使得在冲突处理过程中有一定的柔性(flexibility),符合软计算(Soft computing)的思想,是值得在实际工程中采用的。

主流的修改模型的想法是利用证据之间的关联特性确定证据的权重,基于加权平均的思想获得一个综合的BPA,再利用Dempster组合规则进行融合。通过分析现有的修改数据模型,我们认为还是以Shafer本人提出折扣证据方法较为合理,原因是:证据折扣后可以将一部分BPA分给全集,这样基于Dempster组合规则,在融合的过程中根据传感器对不同命题支持的程度重新分配全集的BPA,这事实上也提供了一种柔性处理方式,非常有利于高度冲突的证据融合。从这个角度来看,加权证据融合的修改思路比较刚性。另外,对证据本身的可信度进行折扣,比较符合人的直觉,物理意义也比较清晰。而在加权证据方法中权重是随着证据数量的增加而减少的,比如系统如果有一百个证据,那么每个证据的权重算下来大概是0.01左右,物理意义没有折扣方法清

晰。

证据的折扣事实上是由Shafer等人提出来的,其出发点在于:Dempster组合规则假设证据之间相互独立并且100%可靠^[2]。在实际中,各个证据源都存在不同程度的不可靠性,相对不可靠的证据源往往会影响到证据组合的倾向性,有时甚至会得出错误的结论或者导致决策困难。因此,有必要融入可信度信息到证据组合过程。可信度与常用的折扣系数是一对互反的概念,把证据的可信度融入到组合过程,需要解决的关键问题有:评估证据的可信度,常见的办法有样本训练、一致性/距离度量等办法^[3,4];将折扣系数融入到证据中,如Dempster折扣规则和其他推广的折扣规则^[5];组合折扣后的证据,采用Dempster或其他改进的组合规则;评估组合结果的可信度^[6]。在实际应用中,Lefevre等基于高斯分布和样本训练生成BPA,将折扣规则用于医学故障诊断^[7];陈一雷等根据支持矩阵来量化传感器的可信度^[8],通过Dempster折扣规则来实现带权值的证据推理;柳毅等将折扣加权证据组合方法用于多传感器的目标识别系统^[9];许丽佳提出的类似于折扣系数的组合方法^[10]和林作铨等基于未知扰动提出的合成方法也可以归为这一类^[11]。

本文是系列论文的第5篇,在上述分析的基础上,本文主要的工作是提出了一种辨识框架完整情况下的高度冲突证据融合策略。首先,在BPA生成阶段限定空集的BPA为0,推荐使用弱约束BPA生成方法。之后,在证据冲突度量方面,使用证据距离度量封闭世界中证据之间的冲突程度。在距离距离之和最小的目标函数下,基于遗传算法确定证据的权重,并基于该权重生成传感器报告的可信度。最后以可信度作为折扣系数对证据进行打折后,基于Dempster的组合规则完成融合过程。用算例验证了本文所提出方法的有效性,在传感器受到干扰时,仍然能够有效地完成目标识别的工作。

本文结构如下,第1节简单介绍包括证据理论、证据距离、遗传算法在内的基本理论,第2节提出最优融合算法确定折扣系数,并给出完整的冲突消解策略。第3节用算例验证了本文方法的有效性。第4节是本文的总结,也对系列论文的工作进行了总结。

1. 相关基本理论

收稿日期:2010-xx-xx;修订日期:2010-xx-xx(留编辑处理)
基金项目:国家重点基础研究发展规划(973)项目(2007CB311006),国家自然科学基金(60874105,60904099),教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-08-0345),上海市青年科技启明星计划(09QA1402900),航空科学基金(20090557004,20095153022),上海交通大学“晨星学者计划”资助(T241460612),西北工业大学校科技创新基金(2008KJ02022),部委基金资助。

通讯作者:邓勇 E-mail: dengyong@sjtu.edu.cn

本文所讨论的是辨识框架完整的情况, 此时 $m(\Phi) = 0$, 是在经典的证据理论空间。在这种情况下, 由系列论文第4篇关于冲突分析的研究可以看出, 确定证据之间冲突程度的参数主要是证据距离, 本节介绍一些基本的理论, 包括证据理论、证据距离和遗传算法等。

1.1 DS证据理论及证据距离^[2,12]

设 U 是变量 X 的所有可能值的穷举集合, 并且 U 中的元素是互斥的, 称 U 为 X 的一个识别框架。 U 由一完备的互不相容的陈述集合组成, U 的幂集 2^U 构成命题集合 2^U 。当 U 中元素的个数为 n 时, 命题集合所代表的空间大小为 2^n 。

定义1 设 U 为识别框架, U 的幂集 2^U 构成命题集合 2^U , $\forall A \subset \Theta$, 如果集函数 $m: 2^U \rightarrow [0,1]$ 满足:

$$m(\Phi) = 0 \quad (1)$$

$$\sum_{A \subset U} m(A) = 1 \quad (2)$$

则称 m 为框架 U 上的基本概率指派(BPA)。BPA反映了证据对识别框架中的命题 A 的支持程度, 即 $m(A)$ 。若 $\forall A \subset \Theta$, 且满足 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦点。所有的焦点集合称为核。

在此基础上提出的D-S 证据理论的证据组合规则表述如下:

$$m(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \cap \dots = A} m_1(A_i) m_2(B_j) m_3(C_l) \dots \quad (3)$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \cap \dots = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j) m_3(C_l) \dots \quad (4)$$

在传统证据理论中系数 k 表示证据间冲突程度, 其值越大说明证据之间的冲突越大。

定义2 设 Θ 为一包含 N 个两两不同的命题的完备的辨识框架, 但是在证据高度冲突情况下基于经典Dempster组合规则的融合结果存在问题是 Θ 所有子集生成的空间。一个基本概率指派BPA是一个在 $E_p(\Theta)$ 中的坐标系为 $m(A_i)$ 的向量 \bar{m}_i ,

$$\sum_{i=1}^N m(A_i) = 1 \text{ 且 } m(A_i) \geq 1, \dots, 2^N$$

$$A_i \in P(\Theta) \quad (4)$$

定义3 设 Θ 为一个包含 N 个两两不同的命题的完备的辨识框架, m_1 和 m_2 是在辨识框架 Θ 上的

两个BPA, 则 m_1 和 m_2 的距离可以表示为:

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (\bar{m}_1 - \bar{m}_2)^T \bar{D} (\bar{m}_1 - \bar{m}_2)} \quad (5)$$

其中 \bar{D} 为一个 $2^N \times 2^N$ 矩阵, 矩阵中的元素为:

$$D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (6)$$

具体的计算方法是:

$$d_{BPA}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (\|\bar{m}_1\|^2 + \|\bar{m}_2\|^2 - 2\langle \bar{m}_1, \bar{m}_2 \rangle)}$$

其中 $\|\bar{m}\|^2 = \langle \bar{m}, \bar{m} \rangle$, $\langle \bar{m}_1, \bar{m}_2 \rangle$ 为两个向量的内积:

$$\langle \bar{m}_1, \bar{m}_2 \rangle = \sum_{i=1}^{2^N} \sum_{j=1}^{2^N} m_1(A_i) m_2(A_j) \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup B_j|}$$

$$A_i, B_j \in P(\Theta).$$

基于距离函数, 我们定义一个加权证据距离:

定义4 Θ 为一个包含 N 个两两不同的命题的完备的辨识框架, m_1 和 m_2 是在辨识框架 Θ 上的两个BPA, x_1 和 x_2 为 \bar{m}_1 和 \bar{m}_2 的权重, 则 \bar{m}_1 和 \bar{m}_2 的加权证据距离可以表示为:

$$d_{BPA}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (x_1 \bar{m}_1 - x_2 \bar{m}_2)^T D (x_1 \bar{m}_1 - x_2 \bar{m}_2)} \quad (7)$$

其中 \bar{D} 为一个 $2^N \times 2^N$ 矩阵, 矩阵中的元素为:

$$D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, A, B \in P(\Theta), \quad (8)$$

具体的计算方法是:

$$d_{BPA}(x_1 \bar{m}_1, x_2 \bar{m}_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (\|x_1 \bar{m}_1\|^2 + \|x_2 \bar{m}_2\|^2 - 2\langle x_1 \bar{m}_1, x_2 \bar{m}_2 \rangle)}$$

其中, $\|x_i \bar{m}_i\|^2 = \langle x_i \bar{m}_i, x_i \bar{m}_i \rangle$, $\langle x_1 \bar{m}_1, x_2 \bar{m}_2 \rangle$ 为两个向量的内积:

$$\langle x_1 \bar{m}_1, x_2 \bar{m}_2 \rangle$$

$$= \sum_{i=1}^{2^N} \sum_{j=1}^{2^N} x_i m_i(A_i) x_j m_j(A_j) \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|},$$

$$A_i, B_j \in P(\Theta), x_1 + x_2 + \cdots + x_n = 1$$

设系统所收集的证据数目为 n ，可以利用式(7)

计算出证据体 $x_i m_i$ 和 $x_j m_j$ 之间的两两加权证据距离，并使为一个距离矩阵：

$$WDM = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \cdots & d_{1i} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & 0 & \cdots & d_{2i} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \cdots & \vdots \\ d_{i1} & d_{i2} & \cdots & 0 & \cdots & d_{in} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{ni} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

1.2 遗传算法^[13]

遗传算法 (Genetic Algorithm—GA) 由美国 Michigan 大学的 J. Holland 教授于 1975 年首先提出，该算法是一种模拟生物系统进化的全局优化搜索算法，具有简单通用、鲁棒性强、适于并行处理及应用范围广等显著特点。遗传算法计算优化的操作过程就如同生物学上生物遗传进化的过程，主要有三个基本操作（或称为算子）：选择 (Selection)、交叉 (Crossover)、变异 (Mutation)。遗传算法基本步骤主要是：先把问题的解表示成“染色体”，在算法中也就是以二进制编码的串，在执行遗传算法之前，给出一群“染色体”，也就是假设的可行解。然后，把这些假设的可行解置于问题的“环境”中，并按适者生存的原则，从中选择出较适应环境的“染色体”进行复制，再通过交叉、变异过程产生更适应环境的新一代“染色体”群。经过这样的一代一代地进化，最后就会收敛到最适应环境的一个“染色体”上，它就是问题的最优解。本文在确定最优折扣系数时使用了 Matlab 的混合遗传算法程序，该部分内容在本文中定位于最优化，事实上，完全可以应用其他最优化方法，由于不是本文研究的重点，这里和后续步骤中均不做展开的详细，有关 GA 的详细内容可以参考文献^[13]。

2. 基于最优折扣系数的融合算法

前文分析的结论是，修改数据模型中的折扣

系数方法具有简单实用、物理意义清晰等特点，关键的问题是如何确定各个传感器报告的折扣系数。本节基于证据距离和遗传算法，提出一个最优的折扣系数融合算法。

定义 5 设系统所搜集到的证据体数目为 n ，在第 i 条证据 m_i 的权重为 x_i 时，利用式(7)计算出证据体两两之间的加权距离 d_{ij} 。进而定义一个全局证据距离(Global Distance, GD)：

$$f = \sum d_{ij} \quad (9)$$

$$= d_{12} + d_{13} + \cdots + d_{23} + \cdots + d_{n-1,n}$$

为最小时各个证据 m_i 的权重 x_i 。这种算法的理论基础就是冲突较小的证据之间的距离也较小。

最优化目标函数为：

$$\min f = \sum d_{ij} \quad (10)$$

$$st \quad \sum_i x_i = 1$$

公式(10)表明：系统确定各个证据的权重是：证据加权后得到的全局距离最小，满足这样条件的权重向量就是最优的。

为了更进一步的说明本文所提的方法，我们下面以一个算例（例2）来简单给出本文所提出的方法的计算步骤：

例1 现在有3个证据体 m_1, m_2, m_3 ：

$$m_1 : m_1(A) = 0.7; m_1(B) = 0.1; m_1(C) = 0.2$$

$$m_2 : m_2(A) = 0.8; m_2(B) = 0.1; m_2(C) = 0.1$$

$$m_3 : m_3(A) = 0.1; m_3(B) = 0.0; m_3(C) = 0.9$$

设三个证据 m_1, m_2, m_3 的权重分别为 x_1, x_2, x_3 ，则乘以权重之后的证据体 $x_i m_i$ 两两之间的加权证据距离为：

$$d_{ij} = \sqrt{\frac{1}{2} (x_i m_i - x_j m_j)^T D (x_i m_i - x_j m_j)}$$

依据式(9)则可得到全局证据距离为：

$$f = d_{12} + d_{13} + d_{23}$$

根据前面的讨论，利用最优化理论和算法，求得当全局证据距离 f 为最小时，可以求出这3个证据体 m_1, m_2, m_3 的权重：

$$x_1 = 0.41, x_2 = 0.37, x_3 = 0.22$$

折扣系数为：

$$cc_1 = 1.0000$$

$$cc_2 = 0.9024$$

$$cc_3 = 0.5366$$

可以看出第三个证据的折扣系数显著低于其

其他两个证据。则折扣后的证据为：

$$m_1(B) = 0.1000$$

$$m_1(A) \equiv 0.7000$$

$$m_2(B) = 0.0902$$

$$m_2(C) = 0.0902$$

$$m_2(A, B, C) = 0.0976$$

$$m_3(A) = 0.0537$$

$$m_3(B) = 0.0000$$

$$m_3(C) = 0.4829$$

$$m_3(A, B, C) = 0.4634$$

最后的融合结果为：

$$m(A) = 0.8702$$

$$m(B) = 0.0255$$

$$m(C) = 0.1043$$

从例中可以看出：在生成折扣系数时，与其他证据冲突较大的证据，其折扣系数较低，这也就降低了冲突证据对融合结果的影响。

下面列出了所提出的最优融合算法的主要步骤：

- 1) 在证据高度冲突时，首先通过冲突分析，若确定系统的辨识框架完整，则首先利用弱约束方法生成BPA，这个步骤立足于从BPA生成角度降低证据之间的冲突。
- 2) 根据公式(10)，确定各个证据的权重，此时保证在该权重下，生成的全局证据与各个原始证据之间的距离之和最小。
- 3) 选出所有证据的权重最大值，将各个证据的权重与最大值相处生成折扣系数。此时，最大权重证据的折扣系数为1，而其它证据的折扣系数在0和1之间。
- 4) 利用折扣系数对相对应的证据进行打折，生成新的证据，并基于经典证据理论的Dempster组合规则融合，得到最终的结果。

3. 实验

本节给出几个实验来验证所提出的最优融合方法的有效性。所有实验所使用的数据都是iris数据。

实验1 模拟传感器失效

传感器失效一般表现为传感器恒定的输出错

误数据。实验1主要通过对样本的数据设置恒定的变化，比如，图1(1)中给出某属于a的样本，样本真实值为4.8，设干扰后传感器数据随机变化原来数值的50%，图1(2)中给出干扰后的一个数值，此时传感器报告为6.2。

图2分别给出了传感器不受干扰；传感器受干扰为原值的130%；传感器受干扰为原值的150%；传感器受干扰为原值的200%的融合识别结果。可以看出：即使传感器数据已经变为原来的一倍(200%)，其融合后结果与未受干扰的结果相差不大。这说明基于弱约束的BPA生成方法能有效地处理传感器失效和受干扰的情况，鲁棒性较好。

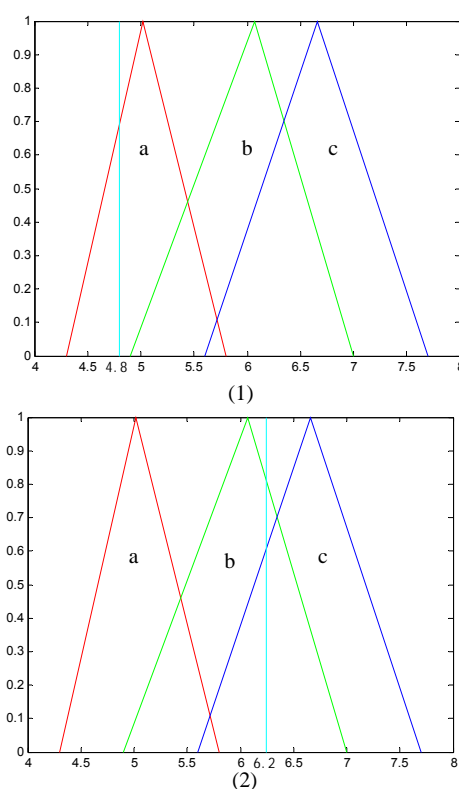


图 1 传感器数据被干扰 50%

Fig. 1 Sensor data have been jammed about 50%

作为比较，我们给出了辨识框架完整下使用强约束方法生成GBPA的以及融合的结果。实验是随机抽取b类别的20个样本被干扰50%，实验结果见图3和图4。通过比较可以看出，强约束GBPA方法的效果要远远差于弱约束方法，同样是干扰50%，弱约束生成融合结果与没有干扰时差别不大，但是强约束大量生成 $m(\Phi) = 1$ ，提示系统是辨识框架不完整，且最后得到的 $m(b)$

均值0.25, $m(\quad)$ 均值为0.4627, 系统已经无法识别这20个样本属于类别b。

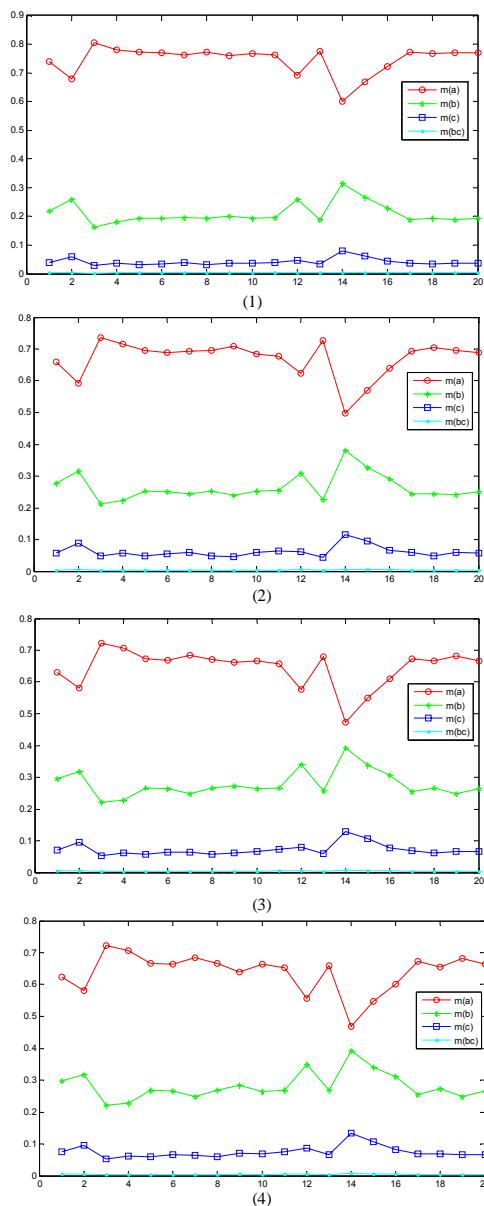


图 2 传感器数据无干扰(a); 被干扰 30%(b); 被干扰 50%(c); 被干扰 100%(d);

Fig. 2 Sensor data without jam (a); been jammed about 30% (b); been jammed about 50% (c); been jammed about 100% (d);

实验2 模拟传感器受到随机干扰

传感器收到随机干扰的实验设计如下: 任选一个传感器, 将其对某目标的BPA支持设置为0, 并将原BPA数值分配给系统中最大的命题。比如某BPA如下:

$$m_1(A) = 0.6; m_1(B) = 0.1;$$

$$m_1(C) = 0.2; m_1(A, C) = 0.1$$

则被干扰后的BPA为:

$$m_1(A) = 0.0; m_1(B) = 0.1;$$

$$m_1(C) = 0.8; m_1(A, C) = 0.1$$

应该指出, 上述方法不是我们所提出的弱约束BPA生成方法生成的, 只是为了模拟强干扰情况这样设置的。从20个样本构成的测试集中每一个样本随机抽选一个属性数据进行“干扰”, 之后用我们所提出的融合算法进行处理, 结果如图5所示。

从图5中可以看出, 尽管有较大地随机干扰, 系统的20个测试样本都能够有效识别出是目标b。下面给出一个具体的计算例子, 所选取的样本是(5.7 2.8 4.1 1.3), 基于弱约束方法生成BPA并将SW属性进行随机干扰后的结果如表1所示。根据最优方法求得权重如下:

$$x_1 = 0.2906$$

$$x_2 = 0.1300$$

$$x_3 = 0.2889$$

$$x_4 = 0.2905$$

计算折扣系数如下:

$$cc_1 = 1.0000$$

$$cc_2 = 0.4473$$

$$cc_3 = 0.9940$$

$$cc_4 = 0.9994$$

打折后的结果如表2所示, 最后融合的结果见表3。

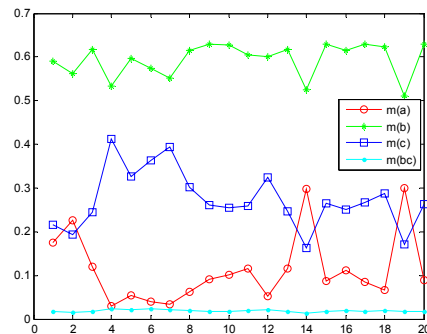


图 5 传感器数据被随机干扰

Fig. 5 Sensor data have been jammed randomly

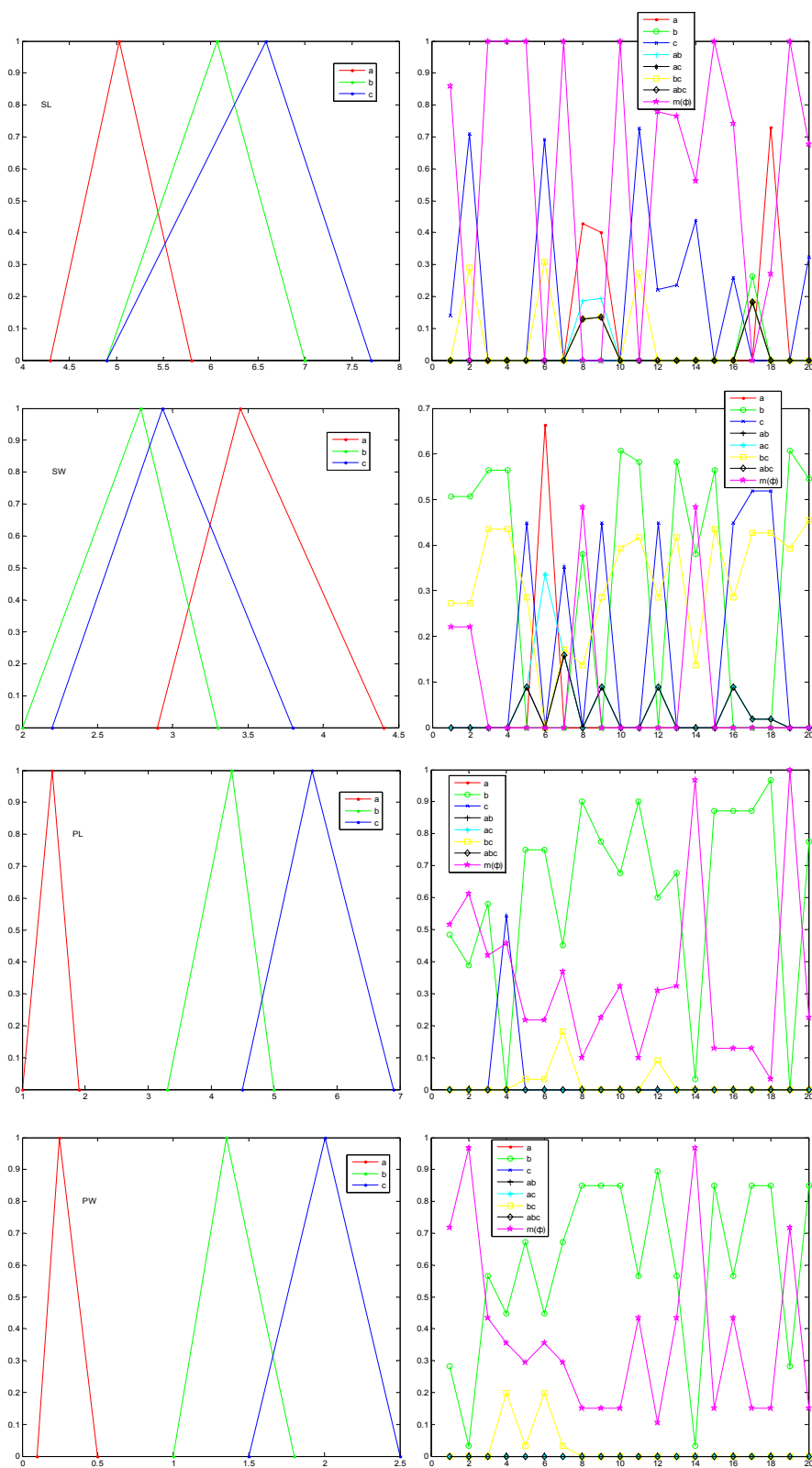


图3 辨识框架完整，50%干扰用强约束生成方法生成 iris 四个属性的 GBPA

Fig.3 GBPA of the four attributes of iris data jammed about 50% in the close world

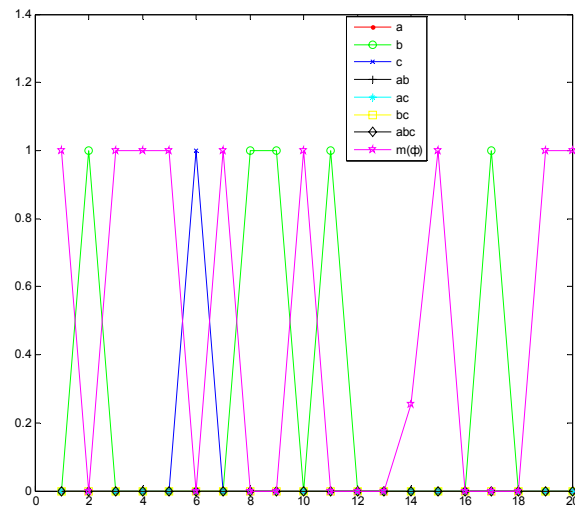


图 4 辨识框架完整, 50%干扰后基于 GCR 融合识别结果

Fig.5 The combination results in the case 50% jammed in the close world.

表 1 样本(5.7 2.8 4.1 1.3)生成 BPA 后 SW 被随机干扰

Tab. 1 The SW attribute of sample (5.7 2.8 4.1 1.3) are jammed randomly

	m(a)	m(b)	m(c)	m(a,b)	m(b,c)	m(a,c)	m(a,b,c)
SL	0.2254	0.2388	0.2068	0.1147	0.1605	0.0294	0.0294
SW	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
PL	0.1666	0.3092	0.2502	0.0000	0.1931	0.0000	0.0000
PW	0.1795	0.4372	0.2644	0.0000	0.1189	0.0000	0.0000

表 2 样本(5.7 2.8 4.1 1.3)生成 BPA 后打折的结果

Tab. 2 The discounted BPA of sample (5.7 2.8 4.1 1.3)

	m(a)	m(b)	m(c)	m(a,b)	m(b,c)	m(a,c)	m(a,b,c)
SL	0.2254	0.2388	0.2068	0.1147	0.1605	0.0294	0.0294
SW	0.4473	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.5527
PL	0.1656	0.3879	0.2487	0.0000	0.1919	0.0000	0.0060
PW	0.1794	0.4369	0.2634	0.0000	0.1188	0.0000	0.0006

表 3 样本(5.7 2.8 4.1 1.3)四个属性最终融合结果

Tab. 3 The four attributes data fusion results of sample (5.7 2.8 4.1 1.3)

	m(a)	m(b)	m(c)	m(a,b)	m(b,c)	m(a,c)	m(a,b,c)
Final result	0.0833	0.6300	0.2634	0.0000	0.0178	0.0000	0.0000

4 结论

辨识框架完整这个前提下, 本文研究的结论是: 建议使用弱约束方法生成BPA; 度量证据之间冲突使用证据距离; 在封闭世界证据高度冲突时应该修正数据模型再使用Dempster组合规则融合。利用全局证据距离最小修正数据模型, 确定各个证据的可信度和折扣系数, 实验表明上述策略在封闭世界处理冲突证据的有效性: 即使系统存在传感器失效或是传感器受到随机干扰的情况, 本文的方法仍然能够有效地识别样本身份。对复杂背景下的军事目标识别领域具有一定的参考价值。

作为系列论文的最后一篇, 本文还对本系列论文的核心观点以及主要工作做一简单总结:

DS证据理论不能有效处理证据高度冲突情况, 现有的改进方法或是致力于修改Dempster组合规则, 或是修改数据模型, 都忽略了导致证据高度冲突的原因。我们认为: 有两大原因导致了证据高度冲突, 一个是辨识框架不完整, 一个是传感器受失效或受随机干扰。现有的方法均未涉及辨识框架不完整情况下的冲突表示和处理问题, 这正是我们提出广义证据理论的背景和目的: 希望能够在兼容经典DS证据理论的理论框架下, 分析和研究上述两大原因导致证据冲突的一些规律, 较好地处理证据冲突问题。

所提出的广义证据理论, 去除了空集不能是焦元的限制, 在定义广义基本概率指派基础上, 给出了广义信度函数, 广义似真函数, 这两个可以看作是广义下概率和上概率。进一步地, 提出了广义组合规则, 可以有效融合带空集焦元的广义基本概率指派。特别地, 当空集的广义基本概率指派为0时, 广义基本概率指派就退化为DS证据理论中的基本概率指派, 广义组合规则就退化为DS证据理论中的Dempster组合规则。从这个角度来看, 广义证据理论把DS证据理论纳入自己的体系之中, 是新理论的一个特殊情况。

关于高度冲突证据的处理不能只局限于现有的修改组合规则和修改模型两大流派, 却没有看到有人质疑: 为什么会生成如此高度冲突的基本概率指派? 如果能够合理生成基本概率指派, 在生成阶段就进行一些预先处理工作, 应该是能够降低证据之间的冲突程度或是有助于后续冲突证据的处理。广义证据理论针对辨识框架不完整的开放世界和辨识框架完整的封闭世界, 分别提

出了一种强约束方法和一种弱约束方法生成广义基本概率指派函数。实验和算例不仅表明了所提出的广义基本概率指派生成方法的有效性, 更为重要的是, 所生成的广义基本概率指派能够为后续的冲突证据处理, 包括冲突的表示、导致证据冲突原因的识别等问题提供可参考的信息, 是完成后续工作的基础。

冲突证据处理的基础是冲突的表示。最近的研究表明这个问题远未得到有效解决。我们认为: 所提出的冲突表示参数或模型如果不考虑辨识框架不完整这个因素的影响, 那么这些参数和模型都不能说是有效的, 基于这些参数和模型来处理冲突证据也必然是先天存在问题的。在广义证据理论框架下, 提出了一个广义冲突系数, 并结合广义证据距离对冲突进行度量。新的冲突模型反映了辨识框架不完整和传感器受干扰或失效导致冲突这两大主因的影响, 这个特点使得其在冲突表示以及Dempster组合规则适用性分析方面更为全面和有效。

对于是修改组合规则还是修改数据模型, 广义证据理论给出的答案是: 首先要识别系统是处于开放世界还是封闭世界。如果是开放世界, 则应该修改数据模型, 也就是调整和完善辨识框架, 此时不能使用Dempster组合规则; 如果是封闭世界, 即使证据高度冲突, 也应该使用Dempster组合规则。注意到在所提出的广义证据理论中, 上述思路是通过广义组合规则实现的, 广义组合规则保证空集不是焦元时退化为Dempster组合规则, 也就是当系统是封闭世界, 广义组合规则就是Dempster组合规则。广义证据理论的这些特点使得其不仅物理意义清晰, 而且在所使用的对应的数学公式上能够明确反映了这一思路, 两者自然统一。

冲突处理很大一部分问题转移到判断系统是否处于开放世界, 也就是如何识别辨识框架是完整还是不完整。广义证据理论利用强约束生成方法产生广义基本概率指派后, 分析证据内部、证据之间和样本之间的空集变化规律, 提出了一种区分辨识框架不完整和传感器受干扰的策略, 这就使得冲突证据的处理可以具体情况具体分析, 有的放矢地采取不同策略进行冲突的消解以及融合。在识别是处于封闭世界时, 广义证据理论中的冲突表示参数就是证据之间的距离, 利用弱约束方法可以在基本概率指派生成阶段就可以部分且有效地消除干扰或失效带来的冲突, 基于

折扣系数方法就可以较好地解决冲突处理问题。

应该指出, 受限于篇幅, 有些内容我们并未深入讨论, 比如关于广义证据理论与经典证据理论的计算复杂度相同以及的一些数学证明未在论文中给出。有些工作我们还未开展, 比如: 当确认系统辨识框架是不完整后, 应该开展的工作是建立新的辨识框架, 这部分工作需要利用机器学习或是其他包括聚类分析等数学方法来确定新命题(类别、或是目标等等), 还遗留有众多的工作要做, 比如, 未在系统辨识框架中的命题到底是一条还是多条, 如何根据已有的数据建立和改进辨识框架模型等诸多问题。此外, 由于强干扰和辨识框架不完整常常会导致类似的数据特性, 那么如何识别证据之间的冲突是强干扰和系统辨识框架不完整这两个原因复合导致的, 以区别单一原因造成的冲突, 这仍然是一个没有解决的问题。以上这些是我们后续工作的重点。

总之, 与已有的TBM^[14]和DSmT^[15]等改进的证据理论不同, 本系列论文的关于广义证据理论的研究工作消除了经典DS证据理论只能处理辨识框架完整的封闭世界问题的约束, 拓宽了证据理论使用的范围, 丰富和发展了经典DS证据理论, 并以高度冲突处理为应用背景验证了新理论的有效性和实用性。相信随着今后相关研究工作的完善, 广义证据理论能够广泛应用到信息融合、智能信息处理等各个领域。

致 谢

第一作者博士后期间合作导师, 中国工程院院士、航天科工集团第二研究院钟山研究员对本文工作提出了建设性意见, 航天二院林维松研究员对仿真部分提出了有参考价值的观点, 上海交通大学博士生许培达、苏晓燕、李齐, 硕士生王栋、罗琴完成了本文的一些实验工作。海军航空工程学院博士生胡丽芳与作者讨论了基于距离函数度量证据之间冲突程度的一些问题。

参 考 文 献

- [1] Haenni Rolf. Are alternatives to Dempster's rule of combination real alternatives?: Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem"—Lefevre et al. Information Fusion, 2002, 3(4): 237-239.
- [2] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. NJ: Princeton University Press, 1976.
- [3] Elouedi Z, Mellouli K, Smets P. Assessing sensor reliability for multi-sensor data fusion within the transferable belief model[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics B, 2004, 34(1): 782-787.
- [4] Guo H W, Shi W K, Deng Y. Evaluating sensor reliability in classification problems based on Evidence Theory[J]. IEEE Transactions on System Man Cybernetics B, 2006, 36(5): 970-981.
- [5] Rogova G, Nimier V. Reliability in information fusion: literature survey[C]. Sweden: In Proceedings of 7th International Conference on Information Fusion, Stockholm, 2004.
- [6] Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Classification method based on the Dempster-Shafer's theory and information criteria[C]. In Proceedings of the Second International Conference on Information Fusion, Sunnyvale, CA, 1999.
- [7] Ayrulu B, Barshan B. Reliability measure assignment to sonar for robust target differentiation[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(12): 1403-1419.
- [8] 陈一雷, 王俊杰. 一种 D-S 证据推理的改进方法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(1): 28-30.
- [9] 柳毅, 高晓光, 卢广山. 基于加权证据组合的多传感器目标识别[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(13): 1475-1477.
- [10] 许丽佳. DS 理论在信息融合中的改进[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(6): 717-720.
- [11] 林作铨, 牟克典, 韩庆. 基于未知扰动的冲突证据合成方法[J]. 软件学报, 2004, 18(5): 1150~1156.
- [12] Jousselme A L, Grenier D and Bosse E. A new distance between two bodies of evidence, Information fusion[J]. 2001, 2(1): 91-101.
- [13] Mitchell M. An Introduction to Genetic Algorithms[M]. The MIT Press, 1998
- [14] Smets P, Kennes R. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66(3): 191-243.
- [15] Smarandache F, Dezert J. Applications and Advances of DSmT for Information Fusion[M]. Rehoboth: America Research Press, 2004.

作者简介:

邓勇 (1975 -) 男, 博士 (后), 教授, 博士生导师。上海交通大学晨星奖励计划SMC优秀学者, 入选教

育部新世纪优秀人才支持计划和上海市青年科技启明星计划。主要研究方向：信息融合、智能信息处理。

Tel: 021-34204492 13916297024

E-mail: dengyong@sjtu.edu.cn

doctordengyong@yahoo.com.cn

蒋雯（1974 - ）女，博士，副教授，硕士生导师。主要研究方向：信息融合。

E-mail: jiangwen@nwpu.edu.cn

韩德强（1980 - ）男，博士，讲师。主要研究方向：信息融合、模式识别、图像处理。

E-mail: dehan@mail1.xjtu.edu.cn