

一种有效的加权冲突证据组合方法

王睿¹, 付莹², 王程¹

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 空军装备研究院, 北京 100085)

摘要: 为了有效融合高度冲突的证据, 提高证据高度冲突时融合结果的可靠性和合理性, 给出了一种新的加权证据组合方法。该方法根据证据之间的关联特性, 通过计算证据体间的相对距离获得系统中各传感器证据的权重。首先引入一个证据体间的距离函数, 根据多证据体的距离, 得到系统中各传感器证据体之间的相似度和各证据的支持度, 依据支持度的大小进一步可得到各证据的可信度, 以此作为各证据的权重, 对证据的基本概率指派进行加权平均, 最后利用 Dempster 组合规则融合加权平均后的证据。与其他方法相比, 该方法在系统存在伪证据(干扰)时能有效迅速地识别出目标。

关键词: 证据理论; 组合规则; 冲突证据; 目标识别

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2008)06-0057-05

D-S 证据理论由 Dempster 和他的学生 Shafer 提出^[1,2]。作为一种不确定推理方法, 证据理论为不确定信息的表达和合成提供了一种有效的方法, 因而在智能决策和数据融合系统中获得了广泛的应用^[3-5]。但在实际的军事信息融合系统中, 由于自然或人为的干扰, 某些情况下常会使传感器输出的报告相互冲突, 证据理论会产生与直觉相反的结论^[6-8]。为了解决这一难题, 实现在证据高度冲突情况下对多源信息进行有效融合, 研究人员提出了多种解决方法^[9-12], 但在某种程度上都存在着一定问题。本文在 Murphy 方法^[8]的基础上, 引入一个度量证据体间相似性程度的距离函数, 并利用该距离确定各个证据的权重, 对多源证据进行加权平均后再利用 D-S 组合规则融合证据信息, 可以有效地处理高度冲突的证据。

1 Dempster - Shafer 基本理论及组合规则

假设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 表示 X 所有可能取值的一个论域集合, 且所有在 Θ 内的元素间互不相容, 则称 Θ 为 X 的辨识框架, 它是关于某个问题域 X 中所有可能的答案组成的有限集合^[13]。在数据融合系统中, Θ 的子集是系统要做出决策或判断的结论。记 Θ 的幂集为 $P(\Theta) = 2^\Theta$ 。

1) 基本概率分配函数和信任函数。

定义 1 设 Θ 为一辨识框架, 在 $P(\Theta)$ 上的函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 若满足如下条件:

$$m(A) \geq 0, A \in P(\Theta); m(\Phi) = 0; \sum_{A \in P(\Theta)} m(A) = 1 \quad (1)$$

则 $m(A)$ 称为命题 A 的基本概率分配函数(BPA), 或 A 基本概率赋值, 表示证据对命题 A 的支持程度。

定义 2 设 Θ 为一辨识框架, 函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 是 Θ 上的基本概率赋值, 定义

$$\text{Bel}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$$

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

则称 $\text{Bel}(A)$ 为 Θ 上的信任函数, 表示证据对命题 A 的总信任程度。

* 收稿日期: 2008-04-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60773209)

作者简介: 王睿(1964-), 女, 陕西三原人, 副教授, 博士生, 主要从事雷达信息处理、数据融合研究。

E-mail: wangrui641111@yahoo.com.cn

2) D - S 组合规则。

证据理论的一个基本策略是将证据集合划分为两个或多个不相关的部分,并利用它们分别对辨识框架独立进行判断,然后用 Dempster 组合规则将其组合起来。

设 m_1 和 m_2 分别为 2^Θ 上的两个相互独立的基本概率赋值(或证据),将其组合为一个新的证据的 Dempster 组合规则为

$$\begin{cases} m(C) = \frac{1}{1-k} \sum_{\substack{A_i, B_j \in P(\Theta) \\ A_i \cap B_j = C}} m_1(A_i) m_2(B_j), & \forall C \subset \Theta, C \neq \emptyset \\ m(\emptyset) = 0, & C = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

式中, k 为冲突因子,它反映了证据之间冲突的程度。

$$k = \sum_{\substack{A_i, B_j \in P(\Theta) \\ A_i \cap B_j = \emptyset}} m_1(A_i) m_2(B_j) \quad (4)$$

2 D - S 组合规则存在的问题及改进方法

在由式(3)、式(4)给出的组合规则中, k 是一个衡量用于融合的各个证据之间冲突程度的系数。如果 $k \neq 1$, 则式(3)中的 m 确定一个基本概率赋值;若 $k = 1$, 则认为 m_1, m_2 矛盾,不能使用 Dempster 组合规则进行组合。而当 $k \rightarrow 1$ 时,即当证据高度冲突时,组合规则对其进行的正则化处理将会导致与直觉相悖的结果。目前,对这一问题的改进可以分为两大类^[14-16]。

第一类方法认为:证据高度冲突下使用 Dempster 组合规则产生不合理结论,是由该规则的归一化步骤所产生的。新的组合规则主要是解决如何将冲突重新分配的问题,这一问题又可以分为:①冲突应该重新分配给哪些子集;②在确定可接受冲突的子集后,冲突应该以什么比例分配给这些子集。

第二类方法的思路是:Dempster 组合规则本身没有错,在证据高度冲突时应该首先对冲突证据进行预处理,然后再使用 Dempster 规则。

以上两类方法的争论从哲学的角度来看,当遇到“在模型 x 上使用方法 y 获得了一个不合理的结论 z ”问题时,有些学者认为是方法 y 有问题,而有的则认为是模型 x 出了问题,当证据冲突时,应该对模型进行修改,而不是修改 Dempster 规则。

对上述问题, Murphy 给出了一种修改模型而不改变 Dempster 组合规则的方法^[8],其思想是:当系统有 n 个证据时,直接将证据的基本概率指派进行平均,然后采用 D - S 组合规则组合 $n - 1$ 次。与其它方法相比较,该组合规则可以处理冲突证据,且收敛速度较快。其不足之处是将多源信息进行简单的平均,没有考虑各个证据之间的相互关联。

3 新的证据组合方法

在 Murphy 的方法中,其不足之处是默认系统中的各个证据是同等重要的。对此,本文在 Murphy 方法的基础上,对系统中各传感器所收集的多个证据区别对待,认为不同的证据应该具有不同的权重。如果一个证据被其它证据所支持,则该证据比较可信,其权重也较大,它对最终融合结论的影响也较大;反之,如果一个证据与其它证据的冲突都较大,则该证据的可信度较低,其权重也较低,它对最终融合结论的影响也较小。通过引入一个度量证据之间相似性程度的距离函数,并进一步获得系统中各证据被其它证据所支持的程度,以此获得证据的可信度即权重,然后对证据的基本概率指派进行加权平均,再利用 Dempster 组合规则融合证据信息。

定义 3 Θ 为一包含 N 个两两不同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

$$d_{\text{BPA}}(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T \mathbf{D}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)} \quad (5)$$

其中向量 \mathbf{m} 可看成是 $m(A_i)$ 在 $P(\Theta)$ 中的坐标。 \mathbf{D} 为一个 $2^N \times 2^N$ 矩阵,矩阵元素为

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

具体的计算方法是:

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

其中 $\|m\|^2 = \langle m, m \rangle$, $\langle m_1, m_2 \rangle$ 为两个向量的内积。

$$\langle m_1, m_2 \rangle = \sum_{i=1}^{2^N} \sum_{j=1}^{2^N} m_1(A_i) m_2(A_j) \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|}, \quad A_i, A_j \in P(\Theta)$$

定义 4 证据体之间的相似性测度 $\text{Sim}(m_i, m_j)$ 为

$$\text{Sim}(m_i, m_j) = 1 - d_{\text{BPA}}(m_i, m_j) \quad (7)$$

式(7)说明,两个证据体之间的距离越小,相似性程度越大,反之亦然。

定义 5 证据体 m_i 的支持度为 $\text{Sup}(m_i)$ 为

$$\text{Sup}(m_i) = \sum_{i \neq j, j=1}^{2^N} \text{Sim}(m_i, m_j) \quad i, j = 1, 2, \dots, 2^N \quad (8)$$

支持度 $\text{Sup}(m_i)$ 反映的是被其它证据所支持的程度,是相似性测度的函数。如果一个证据与其它证据相似程度较高,则认为它们相互支持的程度也较高。反之亦然。

定义 6 证据体 m_i 的可信度 $\text{Crd}(m_i)$ 为

$$\text{Crd}(m_i) = \frac{\text{Sup}(m_i)}{\sum_{i=1}^{2^N} \text{Sup}(m_i)} \quad i, j = 1, 2, \dots, 2^N \quad (9)$$

可信度 $\text{Crd}(m_i)$ 反映的是一个证据的可信程度。如果一个证据被其它证据所支持的程度较高,该证据就越可信。如果一个证据不被其它证据所支持,该证据的可信度较低。显然

$$\sum_{i=1}^{2^N} \text{Crd}(m_i) = 1 \quad (10)$$

在此,将可信度 $\text{Crd}(m_i)$ 作为证据 m_i 的权重,在获得各个证据的权重后,对证据进行加权平均,得到新的加权平均值 $\text{MAE}(m)$ 为

$$\text{MAE}(m) = \sum_{i=1}^N \omega_i m_i \quad (11)$$

式中, $\omega_i = \text{Crd}(m_i)$ 。即考虑证据之间的关联程度,各个证据由于可信度不同而有不同的权重。再利用式(3)给出的 Dempster 组合规则,就可以有效地处理证据高度冲突的信息融合问题,其步骤总结如下:

- 1) 系统收集到 n 个证据,分别计算这些证据的两两距离;
- 2) 计算这些证据的两两相似性制度;
- 3) 求出各个证据的支持度和可信度;
- 4) 利用可信度作为权重,对收集证据的基本概率指派进行加权平均;
- 5) 使用 Dempster 组合规则对 n 个证据加权组合 $n - 1$ 次,得到融合结果。

4 数值算例

设有 5 个证据如下,其中 $m(A)$ 、 $m(B)$ 和 $m(C)$ 表示识别目标 A 、 B 和 C 的基本概率指派。

$$m_1: m_1(A) = 0.5, \quad m_1(B) = 0.2, \quad m_1(C) = 0.3$$

$$m_2: m_2(A) = 0, \quad m_2(B) = 0.9, \quad m_2(C) = 0.1$$

$$m_3: m_3(A) = 0.55, \quad m_3(B) = 0.1, \quad m_3(A, C) = 0.35$$

$$m_4: m_4(A) = 0.55, \quad m_4(B) = 0.1, \quad m_4(A, C) = 0.35$$

$$m_5: m_5(A) = 0.6, \quad m_5(B) = 0.1, \quad m_5(C) = 0.35$$

通过计算得到各个证据的权系数为: $\omega_1 = 0.2, \omega_2 = 0.09, \omega_3 = 0.24, \omega_4 = 0.24, \omega_5 = 0.23$

采用加权平均后,再组合 4 次 ($n = 5$),得到的结果为

$$m(A) = 0.8909, \quad m(B) = 0.0086, \quad m(C) = 0.1005$$

采用3种方法对目标识别的融合结果如表1所示。

表1 3种证据组合方法的比较

Tab. 1 Comparison of three evidence combination rules

	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
	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$
Dempster 组合规则	$m(B) = 0.8571$	$m(B) = 0.6316$	$m(B) = 0.3288$	$m(B) = 0.1228$
	$m(C) = 0.1429$	$m(C) = 0.3684$	$m(C) = 0.6712$	$m(C) = 0.8772$
Murphy 平均 组合规则	$m(A) = 0.1543$	$m(A) = 0.3500$	$m(A) = 0.6027$	$m(A) = 0.7958$
	$m(B) = 0.7469$	$m(B) = 0.5224$	$m(B) = 0.2627$	$m(B) = 0.0932$
本文的加权 组合方法	$m(C) = 0.0988$	$m(C) = 0.1276$	$m(C) = 0.1346$	$m(C) = 0.1110$
	$m(A) = 0.1543$	$m(A) = 0.5816$	$m(A) = 0.8060$	$m(A) = 0.8909$
	$m(B) = 0.7469$	$m(B) = 0.2439$	$m(B) = 0.0482$	$m(B) = 0.0086$
	$m(C) = 0.0988$	$m(C) = 0.1745$	$m(C) = 0.1458$	$m(C) = 0.1005$

从表1可以看出:Dempster方法无法有效处理冲突证据, $m(A)$ 始终为0,尽管以后收集到的证据都是支持目标A的,由于证据 m_2 否定了A,系统不认为被识别的目标是A。随着证据的增多,Murphy的平均方法和本文的方法都能正确的识别出目标A。但是由于Murphy没有考虑证据之间的相关性,在系统收集到4个证据时,Murphy方法才识别出目标。本文提出的方法在收集到第3个证据时就可以正确识别目标。原因是由于传感器本身不可靠或是敌人的干扰或是环境恶劣等因素,导致证据2与实际情况有较大的偏差。Murphy通过将证据进行平均以“抵消”这一“坏值”的影响。但是由于Murphy的方法只是对证据简单平均,在某些情况下系统需要更多的证据才能有效“抵消”收集的“坏值”。而本文的方法考虑了证据之间的相互关联的特性,有效地降低了“坏值”对最终融合结果的影响,使得在比较少的证据下就能使结果收敛为正确的目标。

5 结束语

本文在Murphy方法的基础上,对系统中多个证据区别对待,认为不同的证据应该具有不同的权重,利用证据的可信度作为权重,对系统中证据的基本概率指派进行加权平均,给出加权证据合成方法。该方法可以有效地处理干扰证据的情况,且具有较快的收敛速度,提高了在证据冲突时融合结果的可靠性和合理性。

参考文献:

- [1] Dempster A P. Upper and Lower Probabilities Induced by A Multi-valued Mapping[J]. Annual of Mathematical Statistics, 1967, 38(4): 325-339.
- [2] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton, :Princeton University Press, 1976.
- [3] Yang J B, Singh M G. An Evidential Reasoning Approach for Multiple-attributed Decision Making with Uncertainty[J]. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 1994, 24(1): 1-18.
- [4] Yang J, Sen P. A General Multilevel Evaluation Process for Hybrid MADM with Uncertainty[J]. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 1994, 24(10): 1458-1473.
- [5] Walley P. Measure of Uncertainty in Expert System[J]. Artificial Intelligence, 1996, 83(1): 1-58.
- [6] Zadeh L. A Simple View of the Dempster-Shafer Theory of Evidence and Its Implication for the Rule of Combination[J]. Artificial Intelligence, 1986, 7(1): 85-90.
- [7] Yager R R. On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules[J]. Information System, 1989, 41(2): 93-137.
- [8] Murphy C K. Combining Belief Functions When Evidence Conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(2): 1-9.
- [9] Dubois D, Prade H. Representation and Combination of Uncertainty with Belief Functions and Possibility Measures [J]. Computational Intelligence, 1998(4): 244-264.
- [10] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 117-119.
SUN Quan, YE Xiuqing, GU Weikang. A New Combination Rule of Evidence[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117-119. (in Chinese)
- [11] 邓勇, 施文康. 一种改进的证据推理组合规则[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(8): 1275-1278.

- DENG Yong, SHI Wenkang. A Modified Combination Rule of Evidence Theory[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003,37(8):1275-1278. (in Chinese)
- [12] 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 Qinghua, LEI Yingjie, LIU Fuxian. One Combination Rule of Evidence Based on Distributing Conflict Proportion[J]. Control and Decision, 2004,19(12):1387-1390. (in Chinese)
- [13] 康耀红.数据融合理论及应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,1997.
KANG Yaohong. The Theory of Data Fusion[M]. Xi'an: Xidian University Press, 1997. (in Chinese)
- [14] Smets P. The Combination of Evidence in the Transfer Belief Model[J]. IEEE Transaction on Pattern and Machine Intelligence, 1990,6(5):447-458.
- [15] Lefevre E, Colot O, Vannoorenbergh P. Belief Function Combination and Conflict Management[J]. Information Fusion, 2002, 3(3):149-162.
- [16] 张山鹰,潘泉,张洪才.一种新的证据推理组合规则[J].控制与决策,2000,15(5):540-544.
ZHANG Shanying, PAN Quan, ZHANG Hongcai. A New Kind of Combination Rule of Evidence Theory[J]. Control and Decision, 2000,15(5):540-544. (in Chinese)

(编辑:田新华)

An Efficient Combination Approach of Conflict Evidence

WANG Rui¹, FU Ying², WANG Cheng¹

(1. Missile Institute Air Force Engineering University, Xi'an 713800, China; 2. Equipment Academy of Air Force, Beijing 100085, China)

Abstract: In order to efficiently combine high conflict evidence and improve the reliability and rationality of the combining results when evidences are in high conflict, a new method of weighted evidence combination rule is proposed. In adopting this proposed approach, according to the associated characteristic between evidences, the weight of evidence in sensor system is acquired by calculating the relative distance in body of evidence. First, a distance function between the bodies of evidences is introduced. According to the bodies of evidences, the similar degree between the bodies of evidences from different sensors and the support degree of each evidence are gained. Then the reliability of each evidence can be got from the support degree, with this as the weight of each evidence in weight-averaging the basic probability assignment. Finally the fusion of the weight-averaged evidences is performed with the Dempster combination rule. Compared with the existing methods, the proposed approach is more efficient and rapid in recognizing the target when false evidence is in existence.

Key word: evidence theory; combination rule; conflict evidence; target recognition

本刊部分高贡献文章

根据中国期刊计量指标数据库 2008 版统计结果,本刊 2008 年被引 4 次以上的文章为:

作者	题名	年	期	被引次数
申卯兴	灰色关联分析中分辨系数的选取	2003	01	7
杨策	网络流量监测技术及性能分析	2003	01	6
花文健	基于模糊数排序的武器效能评估方法	2004	05	6
李健全	两类含非线性传染率的传染病模型的定性分析	2004	01	5
肖明清	并行测试技术综述	2005	03	5
程红斌	多机协同空战目标分配算法	2005	02	4
韩俊杰	多通道防空导弹武器系统作战效能分析的排队模型研究	2005	04	4
李应红	大气压等离子体流动控制实验	2006	03	4
柳长安	基于蚁群算法的无人机航路规划	2004	02	4
蔡良才	机场净空区障碍物限制面的确定分析	2005	06	4

(编辑部)