

基于证据分类的 DS 证据合成及判决方法¹

何 兵 毛士艺 张有为 李少洪

(北京航空航天大学电子工程系 203 教研室 北京 100083)

摘 要 该文介绍了一种基于证据分类策略的修正 DS 证据合成方法,以解决证据冲突情况下的合成问题,该方法模仿人处理冲突信息时所采用的策略,即首先将证据分类,保证分在同一类中的证据具有较大的相似性,然后依据分类结果中各类证据的个数决定对该类合成结果的信任度并通过加权方法得到最终的合成证据。

关键词 信息融合,证据理论

中图分类号 TN911.72

1 引 言

在信息融合领域,同传统的 Bayes 理论相比,DS(Dempster-Shafer)证据理论^[1]的最大特点是在证据中引入了不确定性,同时又摆脱了先验概率的限制,这就使得 DS 证据理论可以处理不同层次属性的合成问题。故在实际应用中,DS 证据理论具有明显的优势,文献[2]中比较了这两种方法的收敛性。然而,随着 DS 证据理论在实践中的应用,人们也开始对其自身的一些缺陷有了深入的认识,这些缺陷主要有:(1)证据的获得过程中人为因素较大,有关证据形成的方法可参阅文献[3];(2)DS 证据理论中证据独立性的假设遭到置疑^[4];(3)对冲突证据依据 DS 证据理论合成的结果的合理性有异议^[5];(4)当证据属性空间的维数增加时,DS 证据理论提供的合成规则的运算量成指数增长;(5)依据合成后的证据做判决的判决规则无法统一,因实际应用而异。

本文主要就冲突证据的合成问题展开讨论,总结国内外近年来的工作,针对 DS 证据理论在冲突证据合成方面的缺陷所做的修正工作主要可以概括为如下两类:第一类:坚持 DS 证据理论中乘性策略的修正方法,在此类方法中,又可以分为两种情况,一种是坚持交集为空的属性组合的概率为 0,即坚持 DS 证据理论中的归一化过程,如文献[6-9];另一种则批评归一化过程不合理,并认为所有属性组合都应参与合成,如文献[10-13]。第二类:采用加性策略的合成和判决方法,如文献[14-15]。

对于以上所列的各种不同类型的证据合成方法,从应用角度来说是有优缺点的。这是由于产生证据的特征级参数一般而言是非平稳的,会因时间,环境的不同而产生较大差异,其统计特性的变化规律是很难掌握的。人们采用某种方法得到的证据,即使加入了不确定性也很难保证其可靠性。从 DS 证据的合成规则来说,如果某一证据认为某属性 X 的可能性为零,即 $bel(X) = pl(X) = 0$,则合成的结果中一定有 $bel(X) = pl(X) = 0$,也就是说 DS 证据的合成规则赋予每个证据对于属性的一票否决权。在很难保证所有证据可靠的情况下,这种否决权显然是危险的。其实,乘性规则的优势在于当证据间冲突较小时,测度向不确定性小的属性集中,而缺陷在于单一错误证据有可能导致合成结果不可能正确,而加性原则恰好相反。

本文在总结已有的冲突证据合成方法的基础上提出了基于分类策略的 DS 证据合成及方法,该方法通过证据分类的方法避免对冲突证据加以合成。需要指出的是,由于证据本身具有的不可靠性以及证据结构和数值分布的多样性,使得任何一种证据合成的方法都很难保证在所有应用领域均取得理想的效果,在决定采用何种证据合成方法或多种证据合成方法的组合时,应充分考虑具体的应用背景。

¹ 2001-02-11 收到, 2001-08-06 定稿

2 基于分类策略的 DS 证据合成

2.1 证据分类策略

人们在日常的分析和推理过程中, 经常采用的解决冲突的方法就是首先对所获得的信息进行分类, 然后根据各类信息的可靠性和信息的多少自然形成一种偏好顺序, 再对各类信息进行加工处理. 将此策略引入证据合成就形成了下面介绍的基于证据分类的合成策略:

设有证据 m_1, m_2, \dots, m_N , 对应属性的并集为: $\{A_i \mid i = 1, 2, \dots, M\}$, 属性集的基元为 $\{B_j \mid j = 1, 2, \dots, K\}$.

分类策略以证据对基元属性的支持程度作为分类指标, 指标的形成有多种方法, 依需要而定, 这里介绍两种:

一种是证据 m_i 不反对属性 B_j 的指标:

$$C_i(B_j) = \sum_{A_l \cap B_j \neq \Phi} m_i(A_l) \quad (1)$$

另一种是证据 m_i 支持属性 B_j 的平均指标

$$D_i(B_j) = \sum_{A_l \cap B_j \neq \Phi} \frac{m_i(A_l)}{J(A_l)} \quad (2)$$

其中 $J(A_l)$ 是属性 A_l 所包含的基元属性个数, Φ 代表空集.

设证据 m_i 的最大支持基元属性为

$$B_{i,\max} = \max_j \{C_i(B_j)\} \text{ 或 } B_{i,\max} = \max_j \{D_i(B_j)\} \quad (3)$$

为了降低合成结果对证据微小变化的敏感度, 定义门限 G (如取 0.5), 定义证据 m_i 所支持的属性集为

$$\Omega_i = \left\{ B_l \mid \frac{C_i(B_l)}{C_i(B_{i,\max})} \geq G \right\}, \quad l = 1, 2, \dots, K \text{ 或 } \Omega_i = \left\{ B_l \mid \frac{D_i(B_l)}{D_i(B_{i,\max})} \geq G \right\}, \quad l = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

定义支持属性 $B_j, j = 1, 2, \dots, K$ 的证据构成的集合为

$$T_{B_j} = \{m_i \mid B_j \in \Omega_i, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (5)$$

定义集类

$$\Gamma_T = \{T_{B_j}, j = 1, 2, \dots, K\} \quad (6)$$

定义集类

$$\Gamma_D = \{T_{B_j} \mid T_{B_j} \subseteq T_{B_l}, l \neq j, l, j \in \{1, 2, \dots, K\}\} \quad (7)$$

从 Γ_T 中删去 Γ_D 得集类:

$$\Gamma = \Gamma_T / \Gamma_D \quad (8)$$

集类 Γ 中的每一个元素都表示一种证据分类的结果, 不妨令 Γ 中的元素个数为 L , 显然有 $L \leq K$. 利用这种分类策略可以有效地避免两个冲突较大的证据分在一组之内, 从而避免了冲突证据的合成.

2.2 二次合成策略

对每一分类结果做 DS 证据合成, 可以得到一组合成证据. 设为 $m_j^l, l = 1, 2, \dots, L$, 另设第 l 种分类结果中的证据个数为 $S(l), l = 1, 2, \dots, L$.

依据各种分类结果中所含的证据个数确定该分类合成证据的加权系数:

$$d_l = S^i(l) / \sum_{n=1}^L \{S^i(n)\}, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (9)$$

其中 i 为加权指数.

对所有分类合成证据做加权平均可得最终的合成证据

$$m_F = \sum_l d_l m_j^l \quad (10)$$

计算最终合成证据对各基元属性的支持度:

$$\text{sup}(B_j) = \sum_{A_i \cap B_j \neq \Phi} \frac{m_F(A_i)}{J(A_i)} \quad (11)$$

其中 $J(A_i)$ 为 A_i 中包含基元属性的个数.

当然, 加权系数和支持度的计算方法不是唯一的, 文献 [16] 中介绍了其他形式的支持度计算方法. 最终的判决结果为

$$\{B_i | \text{sup}(B_i) = \max\{\text{sup}(B_j)\}\} \quad (12)$$

3 仿真实验

为测试基于分类策略的 DS 证据合成方法的性能, 设计仿真实验如下: 设某作战飞机上携带有 ESM 传感器, 需要识别的目标属于 6 种型号, 其中前 3 种为敌方飞机型号. 我们采用模板法来获得证据:

设第 $i, i = 1, 2, \dots, 6$ 种飞机在 ESM 特征空间中的模板为 $M_i^{\text{esm}} = [0 \dots \underset{i}{1} \dots 0 0]$, M_i^{esm} 的维数均为 6. 于是, ESM 特征空间中 6 种飞机的模板间的距离相等.

设 ESM 在 k 时刻观测到的目标特征向量为 $Z_{\text{esm}}(k) = M_i^{\text{esm}} + N_i^{\text{esm}}(k), i \in \{1, 2, \dots, 6\}$, 其中 $N_i^{\text{esm}}(k) = [n_{1,\text{esm}}^i(k) \ n_{2,\text{esm}}^i(k) \ \dots \ n_{5,\text{esm}}^i(k) \ n_{6,\text{esm}}^i(k)]$, $n_{j,\text{esm}}^i(k) (j = 1, 2, \dots, 6)$ 为零均值高斯白噪声, 为简单起见, 设所有噪声 $n_{j,\text{esm}}^i(k) (j = 1, 2, \dots, 6)$ 的标准方差均为 σ_{esm} , 且有 $E\{n_{j1,\text{esm}}^i(k1)n_{j2,\text{esm}}^i(k2)\} = 0, j1 \neq j2$ 或 $k1 \neq k2$.

由以上假设, 可得 $Z_{\text{esm}}(k)$ 到 6 种模板的距离 $d_i^{\text{esm}}(k)$. 根据 $d_i^{\text{esm}}(k)$, 定义由 $Z_{\text{esm}}(k)$ 得到的目标属于第 $i, (i = 1, 2, \dots, 6)$ 种型号的证据为 $m_k^{\text{esm}}(i) = [(1 - m_k^{\text{esm}}(\Theta))d_i^{\text{esm}}(k)] / [\sum_i d_i^{\text{esm}}(k)]$, 其中 $m_k^{\text{esm}}(\Theta)$ 为 ESM 系统的不确定性.

在以下的仿真过程中, 证据合成是在时间轴上完成的, 即对同一 ESM 在不同时刻获得的多个证据进行合成. 我们假设真实目标的属性为类型 1(敌机), 并设在探测空域中存在另一类型的敌机(如类型 2), 并假设由于存在证据关联错误导致来自类型 2 敌机的证据依概率 p_e^{esm} 进入类型 1 的合成证据序列. 同时为了人为构造冲突证据, 我们设定: 如果由来自类型 1 的观测

构造证据, 则 $m_k^{esm}(\Theta) = 0.1$; 如果由来自类型 2 的观测构造证据, 则 $m_k^{esm}(\Theta) = 0$ 。(这样做的目的是为了突出冲突证据对合成结果的影响。)

表 1 和表 2 给出了对应不同噪声方差情况 ($\sigma_{esm} = 0.2, \sigma_{esm} = 0.4$) 和不同互联错误情况 ($p_e^{esm} = 0, p_e^{esm} = 0.2$), 采用 DS 证据合成方法和采用基于分类策略的 DS 证据合成方法进行目标识别的正确概率。图 1 至图 4 给出对应表 1 和表 2 中的噪声方差和互联错误情况, 合成证据中正确属性 (即类型 1) 置信度的平均值。(注: 以上仿真结果均为 1000 次 Mont-Carlo 实验的结果, 在基于证据分类的 DS 证据合成方法中, 采用属性的不反对度作为分类指标, 门限 $G = 0.5$, 分类后证据合成的加权指数取 2。)

表 1 $\sigma_{esm} = 0.2$ 时, 目标识别正确概率

证据个数	无互联错误 (即 $p_e^{esm} = 0$) 情况		证据个数	存在互联错误 ($p_e^{esm} = 0.2$)	
	DS 证据合成方法	基于分类策略的 DS 证据合成方法		DS 证据合成方法	基于分类策略的 DS 证据合成方法
1	0.99	0.99	1	0.822	0.822
2	1	1	2	0.697	0.749
3	1	1	3	0.806	0.893
4	1	1	4	0.837	0.844
5	1	1	5	0.822	0.929
6	1	1	6	0.858	0.907
7	1	1	7	0.873	0.960
8	1	1	8	0.870	0.945

表 2 $\sigma_{esm} = 0.4$ 时, 目标识别正确概率

证据个数	无互联错误 (即 $p_e^{esm} = 0$) 情况		证据个数	存在互联错误 ($p_e^{esm} = 0.2$)	
	DS 证据合成方法	基于分类策略的 DS 证据合成方法		DS 证据合成方法	基于分类策略的 DS 证据合成方法
1	0.858	0.858	1	0.714	0.714
2	0.972	0.972	2	0.706	0.750
3	0.996	0.996	3	0.732	0.824
4	0.999	0.999	4	0.756	0.838
5	1	1	5	0.780	0.875
6	1	1	6	0.796	0.897
7	1	1	7	0.817	0.910
8	1	1	8	0.803	0.924

注: 图 1 至图 4 中, 实线为采用基于证据分类的 DS 证据合成方法得到的结果, 虚线为采用 DS 证据合成方法得到的结果。

由表 1 和表 2, 图 1 至图 4 可以看出, 在无互联错误的情况下, 基于分类策略的 DS 证据合成方法与传统的 DS 证据合成方法的性能相近, 而在存在互联错误的情况下, 前者的性能优于后者。原因在于:

在所有证据均真实可靠的前提下, DS 证据合成方法可以有效地收敛于正确属性。而当证据序列中存在冲突证据时, 由于 DS 证据理论采用乘性准则, 就存在所谓“一票否决”的潜在危险, 体现为正确概率和正确属性平均置信度的下降。

而本文提出的基于证据分类的合成策略通过证据分类有效地避免了对存在较大冲突的证据采用 DS 证据理论的方法加以合成。同时, 对同类证据的合成采用了乘性的 DS 证据合成方法, 保证了良好的收敛性; 对不同类别的合成结果所做的二次合成采用了加性准则, 保证良好的可靠性。

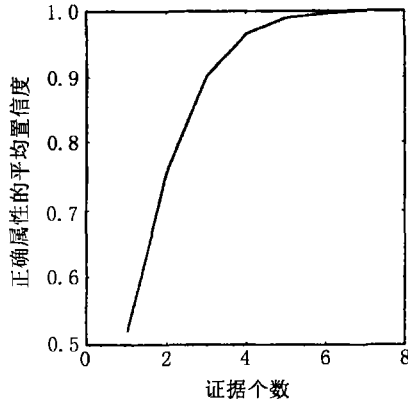


图1 正确属性的平均置信度
($\sigma_{esm} = 0.2, p_e^{esm} = 0$)

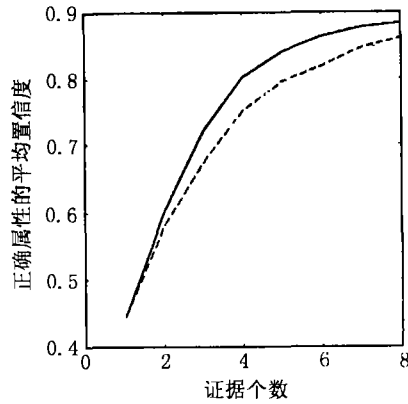


图2 正确属性的平均置信度
($\sigma_{esm} = 0.2, p_e^{esm} = 0.2$)

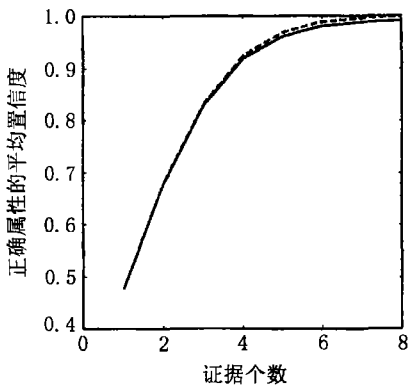


图3 正确属性的平均置信度
($\sigma_{esm} = 0.4, p_e^{esm} = 0$)

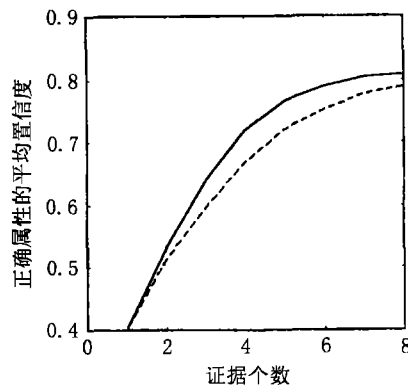


图4 正确属性的平均置信度
($\sigma_{esm} = 0.4, p_e^{esm} = 0.2$)

4 总结

本文提出了一种基于分类策略的 DS 证据合成方法,该方法在解决冲突证据的合成问题方面具有较好的适应性。该方法的实质是在乘性准则和加性准则之间进行折衷,也就是在收敛性和可靠性之间进行折衷。该方法依据的基本假设是:“在获得的证据序列中,大多数证据能够反映事物的真实属性,冲突证据只占有较小的比例”,这一假设在绝大多数应用中是成立的。

最后需要指出的是,证据合成的方法与应用背景有很强的相关性,应根据具体的应用背景考虑具体的合成方法,一般很难找到一种具有普遍适应性的合成方法。

参 考 文 献

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

- [2] D. M. Buede, P. Girardi, A target identification comparison of Bayesian and Dempster-Shafer multisensor fusion, *IEEE Trans. on SMC, Part A*, 1997, 27(5), 569-577.
- [3] L. J. Liu, J. Y. Yang, Model-based object classification using fused data, *SPIE Vol. 1611, Sensor Fusion IV*, 1991, 65-76.
- [4] F. Voorbraak, On the justification of Dempster's rule of combination, *Artificial Intelligence*, 1991, 48(1), 171-197.
- [5] H. Y. Hau, R. L. Kashyap, A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination, *AI Magazine*, summer, 1986, 85-90.
- [6] G. Shafer, R. Logan, Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence, *Artificial Intelligence*, 1987, 33(3), 271-298.
- [7] 刘大有, 欧阳继红, 唐海鹰, 陈建中, 虞强源, 一种简化证据理论模型的研究, *计算机研究与发展*, 1990, 36(2), 134-138.
- [8] 向阳, 史习智, 证据理论合成规则的一点修正, *上海交通大学学报*, 1990, 33(3), 357-360.
- [9] P. Smets, The combination of evidence in the transferable belief model, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, PAMI-12(5), 447-458.
- [10] H. Y. Hau, R. L. Kashyap, Belief combination and propagation in a lattice-structured inference network, *IEEE, Trans. on SMC*, 1990, SMC-20(1), 45-57.
- [11] P. R. Yager, Reasoning with uncertainty for expert system, *Proc. 9th Int. Joint Conf. Artificial Intell.*, 1985, 1295-1297.
- [12] R. R. Yager, On the aggregation of prioritized belief structures, *IEEE Trans. on SMC, Part A*, 1996, SMC-A-26(6), 708-717.
- [13] E. Lefevre, O. Colot, P. Vannoorenberghe, D. de Brueq, A generic framework for resolving the conflict in the combination of belief structures, *FUSION 2000, 3rd International Conference on Information Fusion*, Paris, France July, 2000, CD-MOD-4-1.
- [14] Tin Kam Ho, Jonathan J. Hull, Sargui N. Sihari, Decision combination in multiple classifier systems, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, PAMI-16(1), 66-75.
- [15] D. Black, *The Theory of Committees and Elections*, 2nd ed. London, Cambridge University Press, 1958, 1963, chapter 1-4.
- [16] 马骏, 孙即祥, 证据理论在信息融合中的应用, *航天电子对抗*, 1998, 1, 49-57.

EVIDENCE COMBINATION AND DECISION BASED ON DS EVIDENCE THEORY AND EVIDENCE CLASSIFICATION

He Bing Mao Shiyi Zhang Youwei Li Shaohong

(Faculty 203, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract A modified DS evidence combination method based on evidence classification is introduced. Such a method imitates human's behavior in classification to solve the problem of combing evidences with high degree of conflict. When a sequence of beliefs is available, first, those beliefs are classified into several sets to decide which ones correspond with each other and can be combined with DS rule reasonably, and then all the combination results are integrated with weight rule to form the final result.

Key words Information fusion, Evidence theory

- 何 兵: 男, 1971 年生, 博士生, 研究方向为多传感器数据融合.
- 毛士艺: 男, 1935 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会信号处理专业副主任委员, 中国电子学会会士. 主要研究领域为高分辨率雷达成像、信号建模与谱分析、信号检测与分类、多目标跟踪和数据融合等.
- 张有为: 男, 1937 年生, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, IEEE 会员. 主要研究领域为信号与信息处理、检测与估计理论、多目标跟踪.
- 李少洪: 男, 1939 年生, 教研室主任, 主要研究领域为雷达、信号与信息处理、检测、估计、多目标跟踪和目标识别.