

一种新的冲突证据合成方法

袁小珂^{1,2}, 王 欣¹

(1 中国民航飞行学院 计算机学院, 四川 广汉 618307;

2 四川大学 视觉合成图形图像国防重点学科实验室, 四川 成都 610065)

摘 要: 针对高冲突证据的合成问题, 分析了 D-S 证据理论及改进方法的不足, 提出了一种新的基于修正数据源思想的变权证据合成方法. 该方法同时考虑了证据内焦点基本可信度分配值和各证据与平均证据的加权欧几里德距离. 实验结果表明, 该方法能有效消除证据冲突悖论, 在证据一致和高度冲突的情况下均表现出良好的适应性, 具有较快的收敛速度和高可靠性.

关键词: 证据理论; 变权; 信度; 证据距离;

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0091-04

New Combination Approach of Conflict Evidences

YUAN Xiao-ke^{1,2}, WANG Xin¹

(1 School of Computer, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China; 2 State Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: A new variable weighted evidence combination approach on correction data source thought, which considered basic probability assignment value of focus and the weighted Euclidean distance between each evidence and average evidence, was proposed to overcome it. Experimental result indicates this method can effectively eliminates the conflict paradox of evidence, in the case of evidence of consistent and high degree of conflict showed good adaptability, and has fast convergence rate and high reliability.

Key words: evidence theory; variable weight; belief; distance of evidence

1 引言

在决策论应用中, 概率分布综合问题在概率论框架内是极难处理的. 作为一类重要的不确定性推理方法, D-S 证据理论是贝叶斯概率方法的一种推广, 已经广泛应用于决策论中^[1]. 在多传感器信息融合的实际应用中, 由于环境变化和干扰的影响, 往往会出现冲突程度较高的多条证据, 此时用 Dempster 合成法则进行证据组合可能会得到与实际情况偏离甚至相悖的结果. 本文在分析 Dempster 合成法则以及现有的改进 D-S 证据理论合成方法的基础上, 给出了一种新的综合变权理论和证据距离的证据融合方法, 通过实例证明该方法对证据合成悖论

能够很好的消除, 合成过程的收敛性和识别准确率较好.

2 D-S 证据理论及现有改进方法

D-S 证据理论由 A. P. Dempster 在 1967 年首次提出, 后经 G. Shafer 改进推广使之成为了有限离散领域中推理的形式^[1-2]. D-S 证据理论比传统的概率论能更好地把握问题的未知性和不确定性, 是一种适合多源传感器数据融合的不确定推理方法.

2.1 D-S 证据理论及 Dempster 合成法则

假定 ψ 为待判决问题; Θ 为问题 ψ 所有可能目标的集合, 这里仅考虑目标个数有限的情形, 即 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, Θ 中任意两个元素相互独立; 若问

收稿日期: 2012-05-18; 修回日期: 2012-06-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(60879022)

题 ψ 在 Θ 中有且仅有唯一解, 则称 Θ 为 ψ 的识别框架。

给定同一识别框架 Θ 上基于不同证据的信度函数, 只要证据间不完全冲突, 就可以使用 Dempster 合成法则计算出在不同证据联合作用下的信度函数, 该信度函数称为原来各信度函数的直和^[2]。Dempster 合成法则满足交换律和结合律, 不同的证据相互间不存在先后顺序, 因此在多批证据进行融合时可任意选择融合的次序。

定理 1 Dempster 合成法则: 对于 $\forall A \subset \Theta$, 设 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 分别为 Θ 上的可信度分配, 且焦元分别为 $A_1, A_2, \dots, A_n$, 则有

$$m(A) = \begin{cases} \frac{1}{1-K} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) & A \neq \varphi \\ 0 & A = \varphi \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{其中, } K &= \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \varphi} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \\ &= 1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n \neq \varphi} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \end{aligned}$$

K 可以用来表示待融合证据之间的冲突程度, 可知: $k=0$ 时, 表示待融合的证据间没有任何冲突, 完全相互支持; 当 $0 < k < 1$ 时, 表示待融合的证据间有一定支持度, 可以相互融合; 当 $k=1$ 时, 表示待融合的证据间完全冲突, 此时不能使用定理 1 进行证据合成。

2.2 D-S 证据理论的不足及现有改进

使用 Dempster 合成法则进行证据组合时, 可能导致全冲突悖论、0 信任悖论、1 信任悖论证据失效悖论、信任偏移悖论以及焦元基模糊悖论等^[3], 因此必须对 D-S 证据理论进行修正。通过分析现有的改进方法, 发现相关研究大致可以分为两类: 一类是对合成规则的修正; 另一类是对证据源的修正。

在第一类改进方法中, 研究者认为对冲突证据组合出现悖论的原因是 Dempster 组合规则本身不完善所导致的, 对冲突信息必须按一定规则重新分配。文献[4-5]都是这类方法。在实际应用中, 当参与合成的证据数量很大时, 为降低计算量, 一般将证据分组进行局域计算, 因此要求合成结果与合成顺序无关。这类改进方法的合成结果与合成顺序有关, 不满足结合律。

在第二类改进方法中, 提出了对证据源修正之后再利用 Dempster 规则进行组合的思想。文献[6] Murphy 提出一种对证据源平均的方法, 但该方法导致某些偏差较大的证据对融合结果产生破坏性影

响。文献[7-8]利用的是证据源本身携带的信息来确定各证据的权重, 继承了 Murphy 方法的优点, 是一种适用的证据源修正思想。此类方法的缺点是计算量将随着证据的增加而急剧增大, 不适合海量证据融合。

3 一种新的证据合成方法

3.1 变权系数的基本概念

应用常权判别方法对目标进行识别时, 由于应用常权, 各目标之间存在着相互补偿现象, 有时补偿作用对评价结果的影响较大, 评判的结果往往无法反映真实情况, 因此必须对这种目标之间的补偿现象进行相应限制, 变权方法可以较好的解决该问题。

文献[9]首先给出了变权的基本思想, 即目标权重值随指标值的变化而相应改变的原理; 文献[10]给出了一个基于该变权思想的变权综合判决模型, 对目标之间的相互补偿进行了研究, 并提出了补偿系数的概念; 文献[11]给出了变权综合的公理体系, 讨论了状态变权向量的构造方法。由这些理论可知, 若常权向量标记为: $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, 其中 $w_k \in [0, 1]$; 则状态变权向量可表示为: $S(x) = (S_1(x), S_2(x), \dots, S_n(x))$ 。于是常权向量与状态变权向量的 Hardarmard 乘积即为变权向量:

$$W_q(x) = W_q \cdot S_q(x) / \sum_{k=1}^n W_k \cdot S_k(x) \quad (2)$$

$$q = 1, 2, \dots, n$$

对于状态变权向量, $S_k(x_1, x_2, \dots, x_n) = e^{\alpha x_k}$

其中, 当 $\alpha > 0$ 时, 状态变权向量为 n 维激励型, 表明判决过程对系统判决目标的均衡性要求较低, 目标的受重视程度与 α 值成正比; 当 $\alpha < 0$ 时, 状态变权向量为 n 维惩罚型, 表明判决过程对系统判决目标的均衡性要求较高, 目标的全面性要求与 α 值的绝对值成正比; 当 $\alpha = 0$ 时, 显然状态变权向量为 1, 故变权判决模型回复为常权判决模型。

3.2 本文证据合成方法

将 3.1 节中的变权思想引入到证据合成过程中, 并结合加权欧几里德距离计算公式, 本文提出一种同时考虑证据距离和证据内各焦元权重的变权证据合成方法。

若一条待融合证据 E_i 为: $\{m(A_{i1}), m(A_{i2}), \dots, m(A_{in})\}$, 则有识别目标的权重 $\omega_{ij} = \frac{1}{n}$;

因此由公式(2)有:

$$\omega'_{ij}(A_{ij}) = \omega_{ij} \cdot S_{ij}(A_{ij}) / \sum_{k=1}^n (\omega_k \cdot S_k(A_k)) \quad (3)$$

其中, $S_{ij}(A_{ij}) = e^{\alpha \cdot m(A_{ij})}$,

$$\alpha = \begin{cases} \frac{1}{n}, & \text{当 } m(A_{ij}) \geq \frac{1}{n} \text{ 时} \\ -\frac{1}{n}, & \text{当 } m(A_{ij}) < \frac{1}{n} \text{ 时} \end{cases}$$

式中, $j = 1, 2, \dots, n$; $\omega_{ij} = 1/n$;

$$\text{dist}(E_i, \bar{E}) = \sqrt{\omega_{i1}'' \cdot (m(A_{i1}) - \overline{m(A_1)})^2 + \omega_{i2}'' \cdot (m(A_{i2}) - \overline{m(A_2)})^2 + \dots + \omega_{in}'' \cdot (m(A_{in}) - \overline{m(A_n)})^2} \quad (4)$$

式中,

$$\bar{E} = \{\overline{m(A_1)}, \overline{m(A_2)}, \dots, \overline{m(A_n)}\} = \{\frac{1}{q} \sum_{p=1}^q m(A_{p1}), \frac{1}{q} \sum_{p=1}^q m(A_{p2}), \dots, \frac{1}{q} \sum_{p=1}^q m(A_{pn})\},$$

即各证据的算术平均; q 为待组合证据数。显然,算术平均证据体现了融合证据的大致趋势;所以式(4)间接反映了各初始证据对融合过程的贡献大小。

于是,各证据的支持度为:

$$\sup(E_i) = 1 - \text{dist}(E_i, \bar{E}) \quad (5)$$

将证据支持度归一化处理,得到各证据的可信度为:

$$\text{Cred}(E_i) = \frac{\sup(E_i)}{\sum_{i=1}^q \sup(E_i)} \quad (6)$$

基于式(6)得到的各证据可信度,把可信度作为权重对证据的基本信任分配进行加权平均;再利用 Dempster 组合规则合成加权平均证据,当证据条数为 n 时,将加权证据进行 $n-1$ 次组合,其结果即为最终合成结论。

3.3 新方法对合成悖论的消除

例 1^[3] 全冲突悖论:设 $m_1(A)=1, m_1(B)=0; m_2(A)=0, m_2(B)=1$ 。

按照 Dempster 组合规则, $K=1$, 证据完全冲突,无法合成。如果有新证据 $m_3(A)=0.9, m_3(B)=0.1$ 加入, 仍有 $K=1$, 无法合成。显然这与常理相悖。

按照 Murphy 方法, 前两条证据合成时, 结果为: $m(A)=0.5, m(B)=0.5$; 当新证据 $m_3(A)=0.9, m_3(B)=0.1$ 加入时, 融合结果为: $m(A)=0.8375, m(B)=0.1625$ 。

按照本文方法, 前两条证据合成时, 结果为: $m(A)=0.5, m(B)=0.5$; 当新证据 $m_3(A)=0.9, m_3(B)=0.1$ 加入时, 融合结果为: $m(A)=0.9875, m(B)=0.0125$ 。

例 2^[3] 0 信任悖论: 设 $m_1(A)=0, m_1(B)=1; m_2(A)=0.9, m_2(B)=0.1; m_3(A)=0.99, m_2(B)=0.01$ 。

取 $\omega_i^{\max} = \max\{\omega'_{ij}\}$, 可得

$$\omega''_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{当 } \omega'_{ij} = \omega_i^{\max} \\ \frac{\omega'_{ij}}{\omega_i^{\max}}, & \text{其他} \end{cases}$$

于是按照加权欧几里德距离公式有:

按照 Dempster 组合规则, 合成结果为: $m(A)=0, m(B)=1$ 。由于证据 1 对 $\{A\}$ 的基本信任分配为 0, 因此无论其它证据对 $\{A\}$ 的基本信任分配多大, 合成结果均为 0。

按照 Murphy 方法, 合成结果为: $m(A)=0.8315, m(B)=0.1685$ 。

按照本文方法, 合成结果为: $m(A)=0.9862, m(B)=0.0138$ 。

例 3^[3] 1 信任悖论: 设 $m_1(A)=0.9, m_1(B)=0.1, m_1(C)=0; m_2(A)=0, m_2(B)=0.1, m_2(C)=0.9$ 。按照 Dempster 组合规则, 合成结果为: $m(A)=0, m(B)=1, m(C)=0$ 。

按照 Murphy 方法, 合成结果为: $m(A)=0.4880, m(B)=0.0240, m(C)=0.4880$ 。

按照本文方法, 合成结果为: $m(A)=0.4880, m(B)=0.0240, m(C)=0.4880$ 。

从以上例 1~例 3 可以看出, 本文方法能够较好地处理几种典型的证据冲突情况, 使证据融合结果更符合实际情况。

4 应用算例

为了验证本文方法的实际应用效果, 下面基于同一批待融合证据分别使用 D-S 合成方法、Yager 方法、孙全方法、Murphy 方法、邓勇方法以及本文方法进行合成, 并对合成结果进行比较分析。

例 4^[7] 假定目标识别系统的辨识框架为 $\theta = \{a, b, c\}$, 经不同传感器收集得到的证据分别为 E_1, E_2, E_3, E_4, E_5 , 各证据基本可信度分配如表 1 所示。

表 1 各证据基本可信度分配

目标 证据	a	b	c
E_1	0.5	0.2	0.3
E_2	0	0.9	0.1
E_3	0.55	0.1	0.35
E_4	0.55	0.1	0.35
E_5	0.55	0.1	0.35

采用从 2 条证据到 5 条证据依次递增的方式分别用上述方法进行合成,合成结果如表 2 所示.

表 2 各种合成方法的融合结果

合成证据	合成方法	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\theta)$
$E_1 \sim E_2$	M_1	0	0.8571	0.1429	0
	M_2	0	0.18	0.03	0.79
	M_3	0.090	0.377	0.102	0.431
	M_4	0.1543	0.7469	0.0988	0
	M_5	0.1543	0.7469	0.0988	0
	M_6	0.1579	0.7419	0.1002	0
$E_1 \sim E_3$	M_1	0	0.6316	0.3684	0
	M_2	0	0.018	0.0105	0.9715
	M_3	0.160	0.201	0.125	0.486
	M_4	0.3500	0.5224	0.1276	0
	M_5	0.5816	0.2439	0.1745	0
	M_6	0.5599	0.2701	0.1700	0
$E_1 \sim E_4$	M_1	0	0.3288	0.6712	0
	M_2	0	0.0018	0.0037	0.9945
	M_3	0.194	0.160	0.137	0.509
	M_4	0.6027	0.2627	0.1346	0
	M_5	0.8060	0.0482	0.1458	0
	M_6	0.8110	0.0449	0.1441	0
$E_1 \sim E_5$	M_1	0	0.1228	0.8772	0
	M_2	0	0.00018	0.00129	0.99853
	M_3	0.211	0.138	0.144	0.507
	M_4	0.7958	0.0932	0.1110	0
	M_5	0.8909	0.0086	0.1005	0
	M_6	0.8961	0.0063	0.0976	0

表 2 中, M_1 为 D-S 合成方法的融合结果; M_2 为 Yager 合成方法的融合结果; M_3 为孙全合成方法的融合结果; M_4 为 Murphy 加权平均合成方法的融合结果; M_5 为邓勇合成方法的融合结果; M_6 为本文合成方法的融合结果. 说明了本文合成方法的优越性.

5 结束语

文中提出了一种同时考虑各证据内焦元基本可信度分配和各证据与平均证据加权欧几里德距离的

变权证据合成方法. 讨论了该合成方法对常见证据组合悖论的消除情况, 并通过算例与几种典型的证据合成方法进行了比较. 研究和仿真实验结果表明, 本文方法在证据组合过程中, 能够消除各种典型的证据组合悖论, 融合过程的收敛性和识别准确率相对文中讨论的其它方法较好, 合成结果更科学合理. 本文所有的研究都是基于完备世界假设这个前提进行的, 实际应用中该假设会导致一定的决策风险, 使系统的抗干扰能力变差^[3]. 因此如何处理识别框架的不完备性是证据理论研究中一个非常重要的问题.

参考文献:

- [1] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton U P, Princeton, 1976.
- [2] 段新生. 证据理论与决策、人工智能[M]. 北京: 中国人民出版社, 1993.
- [3] 杨风暴. D-S 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [4] Yager R R. On the Dempster-shafer framework and new combination rules [J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93-137.
- [5] 肖明珠. 一种改进的证据合成公式[J]. 电子学报, 2005, 33(9): 1714-1716.
- [6] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support System, 2000, 29(1): 1-9.
- [7] 邓勇. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(1): 27-32.
- [8] 关欣. 有效处理冲突证据的融合方法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2009, 49(1): 138-141.

作者简介:

袁小珂 男, (1976 -), 讲师, 博士研究生. 研究方向为信息融合、空中交通流量管理.

王欣 男, (1973 -), 教授, 博士. 研究方向为计算机仿真.