

基于均衡信度分配准则的冲突证据组合方法

王 壮,胡卫东,郁文贤,庄钊文
(国防科技大学 ATR 重点实验室,湖南长沙 410073)

摘 要: 本文针对目标综合识别中冲突信息的组合问题,以 Dempster 组合规则为基础,提出了一种基于均衡信度分配准则的冲突证据组合方法;并根据证据间的相似性程度来确定组合顺序.通过仿真实验测试,证明本方法比现有算法具有更强的稳健性.

关键词: Dempster 组合规则;均衡信度分配;冲突证据组合

中图分类号: TN45 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2001) 12A-1852-04

A Combination Rule of Conflict Evidence Based on Proportional Belief Assignment

WANG Zhuang, HU Wei-dong, YU Wen-xian, ZHUANG Zhao-wen
(ATR State Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Within the framework of Dempster-Shafer theory of evidence, a combination rule based on proportional belief assignment is presented in order to solve conflict evidence combination in identification fusion. The order of combination is defined based on comparability. Comparison of our method with the existing algorithms demonstrates that our algorithm is superior to the existing approaches in terms of robustness via several simulations.

Key words: Dempster rule;proportional belief assignment;conflict evidence combination

1 引言

作为一种不确定性推理方法,D-S 证据理论为不确定信息的表达和合成提供了自然而强有力的方法,因而获得了广泛的应用.D-S 证据理论不仅具有直接表达“不确定”和“不知道”的能力,而且提供了 Dempster 组合规则来代替 Bayse 公式进行证据组合.但是作为其理论基石之一的 Dempster 组合规则,存在着不足之处,在合成高度冲突的证据时,组合结果往往有悖常理^[1].为了克服这一缺陷,80 年代末至 90 年代初,不少学者对 Dempster 组合规则进行了改进^[2-5].然而由于受当时人们对数据融合本质认识的局限性影响,使得对 Dempster 组合规则的改进一直没有得到完善.到了 90 年代中期,由于缺乏应用需求的推动,使得对这一问题的研究陷入了低谷.近两年,随着多传感器数据融合的潜在优势越来越被人们所认识,特别是在电子对抗技术广泛使用的现代战争中,面临着处理各种不确定的冲突信息,使得基于 Dempster 组合规则的冲突证据组合方法再次成为研究热点^[6-8].

本文首先从冲突信息的特点出发,较为详细地分析了几种典型的改进方法;然后在吸收已有方法优点的基础上,提出了基于均衡信度分配准则的冲突证据组合方法;并通过采用相似性参数来确定证据组合顺序.最后通过仿真实验,与 Dempster 组合规则和几种典型的改进方法进行了比较.

2 Dempster 组合规则的改进方法

在 Dempster 组合规则中, k 是一个衡量用于融合的各证据之间冲突程度的系数.如果 $k = 1$,就不能使用 Dempster 组合规则进行信息融合;而且当 $k \rightarrow 1$ 时,即对高度冲突的证据进行正则化处理将可能导致某种与直觉相悖的融合结果^[1].例 1,设识别框架 $\Theta = \{a, b, c\}$,有两个证据的基本概率分配(BPA)如下:

$$m_1 : m_1(a) = 0.9, m_1(b) = 0.1, m_2 : m_2(b) = 0.1, m_2(c) = 0.9$$

由 Dempster 组合规则得:

$$k = 0.99, m(a) = m(c) = 0,$$

$$m(b) = 0.01 / (1 - k) = 1.$$

尽管 m_1 和 m_2 对 b 的支持程度

都很低,但融合结果却认为 b

为真,这显然是有悖常理的.

此外组合结果对 BPA 值的微

小扰动非常敏感,而主要原因

就是由正则化因子 $1 / (1 - k)$ 的强烈变化造成的.图 1 给出了正则化因子随冲突系数 k 变化的关系曲线,在 $k = 1$ 附近, k 的微小变化将导致正则化因子的强烈变化.归根结底,导致上述缺陷的核心问题就是错误分配了冲突信度.

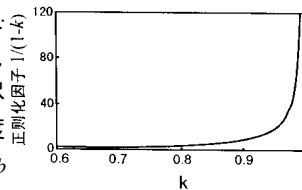


图 1 正则化因子与冲突系数 k 的关系曲线

为了克服这些缺陷,不少学者对 Dempster 组合规则进行了改进.根据不同的融合观点,可将这些方法分为两类:一类是以证据可靠为前提条件,主要采用合取算子;另一类是以证据不完全可靠为前提条件,分别对未知传感器优先级和已知优先级两种情况进行考虑.

2.1 证据可靠条件下的冲突证据组方法

证据可靠条件下冲突的产生主要是由于识别框架不完备造成的,即存在着未知的元素.为此,Smets 在开放世界假设(OWH)的基础上提出了可传递置信模型^[2],认为空集 ϕ 就是由未知元素构成的命题集合,并将冲突证据组合时的基本概率分配 $m(\phi)$ 赋给空集 ϕ ,从而避免了正则化过程. Smets 提出的组合规则^[2]为:

$$\forall C \quad 2 \quad m_s(C) = \sum_{A \cap B = C} m_i(A) m_j(B) \quad (1)$$

Smets 组合规则虽然具有 Dempster 组合规则的所有性质,例如满足结合律和交换律,但是它是建立在证据完全可靠的前提下,在实际问题中并不一定具备这种前提条件.

2.2 证据不完全可靠条件下的冲突证据组方法

在复杂的环境中,各种各样的欺骗与干扰无处不在,使得信源提供的信息不是完全可靠的,由此成为导致组合冲突的主要原因.为此,Shafer 引入了“折扣因子”^[3]来衡量由于信源的不可靠而造成的不确定性;然而折扣因子的大小难于确定,并且引入折扣因子并没有解决 Dempster 组合规则的稳健性问题.而其他基于 Dempster 组合规则的改进方法可进一步细分为两类:(1)在未知传感器优先级的情况下,合取算子与析取算子结合使用;(2)在已知传感器优先级的情况下,根据优先级的大小进行组合.

2.2.1 在未知传感器优先级情况下的冲突证据组方法

Yager^[4]去掉了 Dempster 组合规则的正则化过程,将冲突系数 k 赋给了“未知”项 $m(\phi)$.他认为:既然我们对冲突的证据无法作出合理的选择,就让它分布在所有的元素中而不像原来那样仅仅分布在焦点(即 BPA 值大于零的命题)上.由于冲突解决策略不需要正则化过程,因此 Yager 方法将产生稳健的组合结果;但是该方法过于保守,将 k 所蕴含的信息完全“抹除”.例如对例 1 得: $m_Y(a) = m_Y(c) = 0$, $m_Y(b) = 0.0001$, $m_Y(\phi) = 0.9999$.结果清楚地表明:由于证据是相互冲突的,我们仍然所知甚少.两个证据暗示命题 b 不为真的信息被忽视了.此外, Yager 方法满足交换律而不满足结合律,所以证据组合结果依赖于组合顺序.

与 Yager“抹除”冲突信息不同, Dubois 和 Prade^[5]提出的冲突解决策略是将 BPA 值赋给冲突焦点的并集,即当证据 m_1 的焦点 A 和 m_2 的焦点 B 的交集为空集时,将 $m_1(A) \cdot m_2(B)$ 赋给焦点 $A \cup B$.通过将冲突分配给冲突焦点的并集,暂缓对冲突进行决策,直到获得更多的信息.因此该方法蕴含了在证据间寻求“折中”的思想. Dubois 和 Prade 提出的策略在焦点一致时,采用合取算子,在焦点冲突时,采用析取算法,所以比 Yager 方法更精确且蕴含的信息量更大.但是这种方法适用于冲突剧烈的情况,而在一般情况下就显得比较保守了;此外,它与 Yager 方法一样,仅满足交换律而不满足结合律,需要确

定一个证据组合顺序.

Levre^[6]认为冲突应该尽可能在涉及冲突的焦点间进行分配.为了做到这一点,他为所有涉及冲突的焦点,定义了一个加权因子.由于这些加权因子与涉及冲突的焦点的 BPA 值成正比,因此冲突将成比例地分配给涉及冲突的各个焦点.设证据 m_1, \dots, m_J 进行组合, H_1, \dots, H_J 为 J 个证据涉及冲突的焦点,即 $H_1 \cap H_2 \cap \dots \cap H_J = \phi$,则焦点 $H_i (i = \{1, \dots, J\})$ 的加权因子为:

$$(H_i) = m_i(H_i) \prod_{j=1}^J m_j(H_j) \quad (2)$$

分配给它的冲突为:

$$m^c(H_i) = (H_i) \cdot \prod_{j=1}^J m_j(H_j) \quad (3)$$

虽然 Levre 方法有利于决策制定,但是在冲突剧烈的情况下,它所承担的风险是巨大的.由于所有证据是同时组合的,因此 Levre 方法不存在需要确定一个证据组合顺序的问题.

2.2.2 在已知传感器优先级情况下的冲突证据组

受非单调逻辑的启发, Yager 提出了基于优先级的冲突证据组方法^[7],即依据证据优先级的大小,将冲突分配给两个冲突焦点中优先级高的焦点.该方法本质上是通过损失优先级低的证据的信息,使优先级高的证据的信息不受损失.此外, Yager 提出的这种方法蕴含了打折扣的思想. Liu^[8]采用了一种较为保守的方法,即当优先级低的证据与优先级高的证据发生冲突时,优先级低的证据信度将不被融合.这种方法分别通过证据切除和证据跳跃两种策略来实现.

3 基于均衡信度分配准则的冲突证据组方法

综合前面介绍的各种方法,不难发现,解决冲突分配问题的一条有效途径是仅在涉及冲突的焦点及其并集上进行局部分配,而不是进行全局分配.例如 A 和 B 分别是证据 m_1 和 m_2 发生冲突的焦点(即 $A \cap B = \phi$),则冲突 $m_1(A) \cdot m_2(B)$ 将分配给焦点 $A \cup B$ 及其并集 $A \cup B$:

$$\begin{aligned} m^c(A) &= (A) \cdot m_1(A) \cdot m_2(B) \\ m^c(B) &= (B) \cdot m_1(A) \cdot m_2(B) \\ m^c(A \cup B) &= (A \cup B) \cdot m_1(A) \cdot m_2(B) \end{aligned} \quad (4)$$

其中 m^c 为分配给焦点的冲突, (A) 为加权因子,这样冲突分配问题就归结为求加权因子.例如在 Dubois 和 Prade 方法中, $(A) = (B) = 0$, $(A \cup B) = 1$;在 Levre 方法中, $(A \cup B) = 0$.

借鉴已有方法的优缺点,我们认为加权因子应该使冲突证据组合具有以下特点:首先,冲突证据对涉及冲突的焦点的支持程度在组合前后应该保护不变,即若证据 m_1 和 m_2 共同对涉及冲突的焦点 A 的支持程度大于焦点 B ,则组合后的 BPA 值 $m(A)$ 应该大于 $m(B)$.显而易见,证据对涉及冲突的焦点的支持越大,分配给它的冲突就应该越多,从而实现冲突焦点 BPA 值之间的均衡.其次,当证据相互冲突剧烈时,冲突大部分应该分配给涉及冲突的焦点的并集;而当证据相互冲突较弱时,冲突大部分应该在涉及冲突的焦点上进行分配.这既避免了在冲突剧烈时承担较大的风险,又有利于在冲突较

弱时进行决策制定,实现了决策制定与风险承担之间的均衡. 基于上述思想,给出了如下定义的冲突信度分配方法:

$$m^c(A) = m_1(A) m_2(B) \cdot \frac{m_0(A)}{m_0(A) + m_0(B) + m_0(A \cap B)} (1 - R)$$

$$m^c(B) = m_1(A) m_2(B) \cdot \frac{m_0(B)}{m_0(A) + m_0(B) + m_0(A \cap B)} (1 - R)$$

$$m^c(A \cap B) = m_1(A) m_2(B) \cdot \left[\frac{m_0(A \cap B)}{m_0(A) + m_0(B) + m_0(A \cap B)} \cdot (1 - R) + R \right] \quad (5)$$

则基于均衡信度分配准则的冲突证据组合方法为:

$$\forall A \subseteq \Omega, m(A) = m_0(A) + m^c(A) \quad (6)$$

其中 $m_0(C) = \prod_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i) m_2(B_j)$ 表示证据 m_1 和 m_2 共同

对焦元 C 的支持大小, $R = \frac{|m_1(A) - m_2(A)|}{2}$ 表示证据 m_1 和 m_2 的总体冲突程度^[9].

在根据冲突证据共同对涉及冲突的焦元及其并集的支持程度来决定冲突分配比例的基础上,我们引入了刻画证据间总体冲突程度的一致性参数 R . 当 $R = 1$ 时,即证据间剧烈冲突,冲突大部分分配给涉及冲突的焦元的并集;当 $R = 0$ 时,即证据间冲突较弱,根据冲突证据对涉及冲突的焦元及其并集的支持程度进行冲突分配. 虽然冲突分配是在局部进行的,但是由于引入了均衡信度分配的思想,所以是从全局的角度出发来考虑冲突分配问题的.

基于均衡信度分配准则的冲突证据组合方法,同样不满足结合律的要求,这将使组合结果依赖于证据组合顺序,特别是最后一条被组合的证据对结果的影响最大. 为了克服这一缺陷,我们根据证据间的相似性来确定组合顺序. 由于组合相似的证据将加强它们共同支持的焦元,因此为了不抵消不相似证据的作用,应该先组合相互间不相似的证据,然后再组合相似的证据. 为此,定义了参数 R 来刻画在某种组合顺序下的证据间的相似性:

$$R = \prod_{i=2}^N m_i * (1 - R(m_i, m_{i-1})) \quad (7)$$

其中 R 为前面定义的描述证据间不一致性的参数. 使 R 达到最大值的顺序,即为需要的证据组合顺序. 例 2, 对于表 1 中的证据 m_1, m_2 和 m_3 , 从证据间的相似程度来看, m_1 和 m_2 更加倾向于支持命题 a , 而 m_3 倾向于支持命题 c . 因此,根据参数 R 确定的证据组合顺序是:先 m_3 与 m_2 组合,然后再与 m_1 组合. 可以看出,在所有组合顺序得到的结果中,依据参数 R 确定的组合顺序得到的 m 是最接近标准 Dempster 组合规则

表 1 不同组合顺序的多证据组合结果

BPA \ 命题	a	b	c	ab	ac	bc	abc
m_1	0.9	0	0	0	0	0	0.1
m_2	0.4	0	0	0.2	0	0	0.4
m_3	0	0	0.2	0	0	0	0.8
$m = m_3 \odot m_2 \odot m_1$	0.8897	0	0.0092	0.0165	0.0492	0	0.0353
$m = m_1 \odot m_3 \odot m_2$	0.8703	0	0.0085	0.0166	0.0693	0	0.0353
$m'' = m_1 \odot m_2 \odot m_3$	0.7594	0	0.0081	0.0160	0.1805	0	0.0359
m (Dempster 规则)	0.9307	0	0.0099	0.0198	0	0	0.0396

得到的 m .

4 仿真实验结果

值得注意的是:当 $m_0(A) = m_0(B) = m_0(A \cap B) = 0$ (例如, $m_1(A) = 0, m_2(B) = 0, m_1(B) = m_2(A) = 0, m_1(Y) = 0, m_2(X) = 0, A \subset X, B \subset Y$) 时,无法使用基于均衡信度分配准则的冲突分配方法对 $m_1(A) \cdot m_2(B)$ 进行分配. 如果遇到这样的情况,只需对证据 m_1 和 m_2 作微小的改动. 对例 1, 将一个微小的正值 赋给“未知”项,即 $m_1(a) = 0.9, m_1(b) = 0.1 - \epsilon, m_1(c) = \epsilon, m_2(b) = 0.1 - \epsilon, m_2(c) = 0.9, m_2(a) = \epsilon$, 则 $m_0(a) = 0.9 \cdot \epsilon, m_0(c) = 0.9 \cdot \epsilon, m_0(ac) = 0$. 我们给出了 $\epsilon = 0.01$ 时,不同组合规则的组合结果(见表 2). 从中不难发现:Dempster 方法和 Leve 方法倾向于单子集焦元,而 Yager 方法和 Dubois 方法倾向于复合焦元. 虽然新方法给出的组合结果 $m(a)$ (或 $m(c)$) 小于 Dempster 方法和 Leve 方法相应的结果,但是从总体上说新方法更倾向于冲突剧烈的单子集焦元 ($m(a)$ 和 $m(c)$) 及其并集 ($m(ac)$).

表 2 $\epsilon = 0.01$ 时的不同组合规则的组合结果

焦元	Dempster	Snets	Yager	Dubois	Leve	新方法
a	0.3214	0.0090	0.0090	0.0090	0.4876	0.0534
b	0.3536	0.0099	0.0099	0.0099	0.0246	0.0184
c	0.3214	0.0090	0.0090	0.0090	0.4876	0.0534
ab	0.0000	0.0000	0.0000	0.0810	0.0000	0.0729
ac	0.0000	0.0000	0.0000	0.8100	0.0000	0.0790
bc	0.0000	0.0000	0.0000	0.0810	0.0000	0.0729
abc	0.0036	0.0001	0.9721	0.0001	0.0001	0.0001

为了对新方法进一步分析,我们将 ϵ 赋给例 1 中的其他子集,即 $m_1(a) = 0.9 - \epsilon, m_1(b) = 0.1, m_1(c) = \epsilon, m_2(a) = \epsilon, m_2(b) = 0.1, m_2(c) = 0.9 - \epsilon$, 并给出了 $m(a)$ 和 $m(ac)$ 随冲突系数 k 变化(也就是 ϵ 的大小变化)而变化的曲线(如图 2 所示). 从图中可以看出,当证据间冲突剧烈时,冲突绝大部分分配给了涉及冲突的焦元的并集(即 $m(ac)$);而随着冲突的逐渐减弱,冲突将大部分分配给出了冲突的焦元(即 $m(a)$). 这与我们的初衷完全相符.

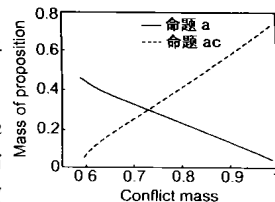


图 2 新方法组合结果 $m(a)$ 和 $m(ac)$ 与冲突系数 k 的关系曲线

为了研究各种组合方法对冲突系数 k 大小的敏感性,我们依然采用前面的证据,通过 ϵ 的变化来改变 k 的大小. 图 3 给出了由不同组合方法得到的不同焦元的 BPA 值随 k 变化的曲线. 从图 3(a), 我们可以清楚地认识 Dempster 组合规则的敏感性问题,即在冲突剧烈的情况下,即使一个微小的 k 的变化,都将导致 $m(a)$ 和 $m(c)$ 的强烈变化;同时我们也注意到,由其他方法获得的结果受冲突系数 k 变化的影响较少. 此外,在冲突剧烈情况下,虽然由新方法得到的单子集焦元的 BPA 值并不是最大的,但是单子集焦元的并集的 BPA 值仅小于 Dubois 方法(见图 3(b)), 所以从决策制定的角度考

考虑,新方法是可靠的。

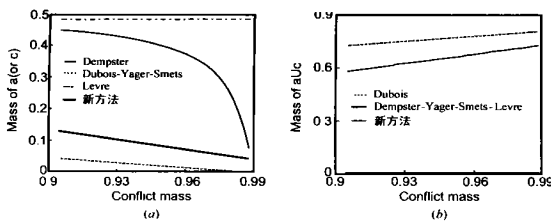


图 3 命题基本概率分配与冲突 k 的关系曲线

5 结论

本文提出了基于均衡信度分配准则的冲突证据组方法,与现有方法相比,其特点表现在:根据证据共同对冲突焦点的支持程度来决定冲突分配比例,保持了冲突焦点 BPA 值之间的均衡关系;同时,引入刻画证据间总体冲突程度的一致性参数 R ,有效地解决了决策制定与风险承担之间的均衡关系;采用相似性参数 R 来确定证据组合顺序,从一定程度上克服了新方法不满足结合律的缺陷.实验结果表明,本算法在稳健性方面具有一定的优势,具有实际应用的价值.当然,在 R 的定义上还值得进一步推敲,本算法还需与 Dempster 组合规则及其他方法进行全面深入地比较.

参考文献:

[1] Zadeh. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination [J]. AI Magazine, 1986: 85 - 90.

[2] P Smets. The combination of evidence in the transferable belief model [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447 - 458.

[3] G Shafer, R Logan. Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence [J]. Artificial Intelligence, 1987, 33: 271 - 298.

[4] R R Yager. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules [J]. Information Sciences, 1987, 41: 93 - 138.

[5] D Dubois, H Prade. Represent and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures [J]. Comput. Intell. 1988, 4: 244 - 264.

[6] E Leve, O Colot, et al. A generic framework for resolving the conflict in the combination of belief structures [A]. The 3rd International Conference on Information Fusion, July 2000, Paris, France.

[7] R R Yager. On the aggregation of prioritized belief structures [J]. IEEE Trans. on SMC—Part A: Systems and Humans, 1996, 26(6): 708 - 717.

[8] C J Liao. A conservative approach to distributed belief fusion [A]. The 3rd International Conference on Information Fusion, July 2000, Paris, France.

[9] B E Tonn. An algorithmic approach to combining belief functions. International Journal of Intelligent Systems, 1996, 11(7): 463 - 476.

作者简介:



王 壮 男. 1973 年 9 月出生于陕西省西安市. 1996 年获国防科技大学学士学位, 现为国防科技大学信息与通信系统专业博士研究生. 主要研究方向为 C⁴ISD 系统、目标识别与数据融合.

胡卫东 1967 年出生, 博士, 副教授. 主要研究方向: 雷达目标识别与数据融合.

郁文贤 1964 年出生, 博士生导师. 主要研究方向: 智能信号处理, 目标识别与数据融合.

庄钊文 1958 年出生, 博士生导师. 主要研究方向: 模糊信息处理, 目标识别与复合制导.