

信息融合中传感器可信度的动态确定及应用

蒋雯¹, 张安¹, 邓勇²

(1. 西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072, jiangwen@nwpu.edu.cn; 2. 上海交通大学 电子信息学院, 上海 200240)

摘要: 基于经典冲突系数和证据距离函数给出的修正冲突系数, 提出了确定传感器动态可信度的方法. 将所提出的方法应用到目标识别系统中, 算例表明: 所提出的方法可以根据系统收集的传感器报告来确定各个传感器报告的可信度, 在证据高度冲突情况下也能够正确识别目标.

关键词: 信息融合; 证据理论; 传感器可信度; 冲突; 目标识别

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)07-1137-04

Dynamic determination of sensor credibility in data fusion and its application

JIANG Wen¹, ZHANG An¹, DENG Yong²

1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China, jiangwen@nwpu.edu.cn;

2. School of Electronics and Information Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Based on the modified conflict coefficient which takes the consideration of classical conflict coefficient and evidence distance compressively, a new model to dynamically determine the sensor credibility through data collected in multisensor systems was constructed in this paper. A numerical example in target recognition was used to illustrate the efficiency of the method. It is shown that correct results can be obtained when the evidences conflict with each other even in a high degree.

Key words: information fusion; evidence theory; sensor credibility; conflict; target recognition

Dempster-Shafer (D-S) 证据理论作为一种不确定推理方法, 为不确定信息的表达和合成提供了自然而强有力的方法, 因而在不确定推理和数据融合中获得了广泛的应用. 然而在证据高度冲突情况下, 证据理论会产生与直觉相反的结论^[1]. 在真实战场环境中, 由于恶劣自然因素和人为干扰, 传感器报告经常是高度冲突的, 如果不能有效解决这一问题, 将极大限制 D-S 证据理论的应用. 为解决高度冲突下的证据融合问题, 研究人员提出了很多改进方法^[2-10], 最新的综述文

献^[11]总结了该研究方向的主要工作.

总的来说, 现有的改进方法可以分为两大类, 一类是修改组合规则, 另一类是修改数据模型, 即保持经典证据理论的组合规则, 而在融合前对冲突数据进行预处理. 第二类方法中具有代表性的是折扣系数 (discounting coefficient) 方法^[9]. 在实际的应用过程中, 如何获得各个传感器报告的折扣系数是该方法的关键. 本文提出了一种确定传感器报告动态可信度的方法, 并利用该可信度作为折扣系数.

1 D-S 证据理论及其存在的问题

设 Θ 是变量 X 的所有可能值的穷举集合, 并且 Θ 中的元素是互斥的, 称 Θ 为 X 的一个识别框架.

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

收稿日期: 2008-10-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60874105, 60904099); 教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目 (NCET-08-0345); 上海市青年科技启明星计划资助项目 (09QA1402900); 西北工业大学校科技创新基金资助项目 (2008KJ02022); 部委基金资助.

作者简介: 蒋雯 (1974—), 女, 副教授;
张安 (1962—), 男, 教授, 博士生导师.

满足

$$m(\emptyset) = 0, \sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1.$$

则 m 称为框架 Θ 上的基本概率指派 (Basic Probability Assignment, BPA). $m(A)$ 表示证据对命题 A 的支持程度.

D - S 证据理论的组合规则表述如下:

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

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

在 Dempster 组合规则中, 系数 k 用于衡量融合的各个证据之间的冲突程度. 如果 $k = 1$, 就不能使用 Dempster 组合规则进行信息融合; 而当 $k \rightarrow 1$ 时, 即对高度冲突的证据进行正则化处理将会导致与直觉相悖的结果.

例 1^[1] 假定识别框架 $\Theta = \{a, b, c\}$.

证据 1 $m_1(a) = 0.99, m_1(b) = 0.01$;

证据 2 $m_2(b) = 0.01, m_2(c) = 0.99$.

可以看出 m_1 与 m_2 之间是高度矛盾的, 根据 Dempster 组合规则对 m_1 和 m_2 进行组合, 结果为 $m(a) = 0, m(b) = 1, m(c) = 0$. 该结果违背常理: 一个可信度很低的命题 b 在组合后具有了百分之百的信任度. 此外, 在证据完全冲突的情况下, 合成公式的分母为零, D - S 组合无法进行.

对于解决这一问题, 在现有的众多方法中, 折扣系数法是一个比较简单而又有效的方法^[9].

2 折扣系数法

若对整个证据只有 α 的绝对确信用, 其中 $\alpha \in [0, 1]$, 则可把 α 称为折扣系数. 在对证据打折扣的情况下, Bel 和 BPA 如何变化呢?

设 $Bel: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 是一个信任函数, 又设 Bel^α 满足

$$\begin{cases} Bel^\alpha(\Theta) = 1, \\ Bel^\alpha(A) = \alpha Bel(A), \forall A \subset \Theta. \end{cases} \quad (1)$$

则 Bel^α 是一个信任函数.

设 Bel^α 为式(1)所定义信任函数, 则 Bel^α 所对应的 BPA 为 $m^\alpha: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 且满足

$$\begin{cases} m^\alpha(\Theta) = \alpha m(\Theta) + 1 - \alpha, \\ m^\alpha(A) = \alpha m(A), \forall A \subset \Theta. \end{cases}$$

Smets^[2] 已给出了该式的公理化证明. 由上式可以看出, 经典的折扣规则根据证据的整体可信度 (或不确定性度), 将所有焦元的部分信度重新分配给全集, 从而融入证据的可信度信息到 BPA 中去, 由此提高后续融合决策的精度和可信度. 如果在证据源中某个命题与另外一个命题容易被混

淆, 则可以将折扣部分的信度分配给这两个命题的复合命题, 从而更能全面反映出问题中的实际情况, 进一步提高后续融合决策的精度和可信度.

在与折扣规则相关的应用中, 需要解决的关键问题是如何评估证据本身或每个命题的可信度, 并以此为基础对各个证据进行折扣.

3 传感器动态可信度的确定

理想情况下, 多个传感器对同一个目标进行观测, 不应该存在很大的冲突. 可以认为, 如果一个传感器的报告总是受到其他传感器的支持, 则该传感器报告比较可信, 它对最终融合结果的影响比较大; 反之, 如果一个传感器的报告总是和其他传感器相互冲突, 则该传感器的报告不是很可信, 它对最终融合结果的影响比较小.

在确定传感器可信度时, 各个传感器报告在某个时刻的可信度是受到它与其他传感器之间相互支持程度的影响, 而这种支持程度会随着不同时刻传感器报告的变化而变化. 比如, 在某个时刻内, 某个传感器报告受到其他传感器报告支持, 说明该时刻这个传感器报告的可信度比较高, 其折扣系数比较大. 而在下一个时刻, 若该传感器的报告与其它传感器报告相互冲突, 则在该时刻这个传感器报告的可信度比较低, 其折扣系数比较小. 因此, 传感器报告的可信度是动态变化的. 在实际应用中, 传感器的可信度会随着外界环境和目标类型等的变化而变化, 因此, 需要实时地评估传感器可信度. 本节主要是借助层次分析法的思想确定传感器的动态可信度.

假设有一个数据中心 g_i , 在估计权重的过程中, 数值越接近中心, 认为其可信度越高. 换句话说, 中心点的估计是 g_i 的加权平均值. 为了近似 g_i 的中心值, 用不同的 g_i 之间的相对冲突来确定. 每个 g_i 之间的冲突用相对冲突矩阵 $D = [d_{ij}]_{n \times n}$ 来计算和表示, 其中 $d_{ij} = |g_i - g_j|$, $d_{ii} = 0$, $d_{ij} = d_{ji}$. 对于每个 g_j , 相对冲突的平均值由 $\bar{d}_i = \sum_{j=1}^n d_{ij} / (n - 1)$ 计算. 用平均冲突来测量 g_i 对数据中心的近似程度, \bar{d}_i 的值越小, g_i 的值越接近中心值, 在估计时的加权越大.

常用的证据距离是 Jousselme^[12] 等提出的. 定义 m_i 和 m_j 两个证据之间的距离为

$$x_{ij} = \sqrt{0.5(m_i - m_j)^T D (m_i - m_j)}. \quad (2)$$

Liu^[13] 的研究表明: 单纯基于证据之间的距离来度量证据之间的差异性是不全面的, 应该将 pignistic 概率距离和经典冲突系数结合起来表

示.但是 Liu 方法所使用的 pignistic 概率距离无法有效区分未知和均分的情况,比如两个证据分别表示为

$$m_1(a) = m_1(b) = m_1(c) = 1/3, \\ m_2(a, b, c) = 1.$$

如果使用 Liu 的方法,经典冲突系数的数值为 0,两者之间的 pignistic 距离也是 0.也就是说 Liu 的方法认为证据 1 和证据 2 没有冲突,这显然是不对的.因为第一个证据表明 3 个目标等可能出现,第二个证据表明对 3 个目标一无所知.针对这个问题,对冲突系数做如下修正:

$$d_{ij} = 0.5(k + x_{ij}).$$

为了确定每 g_i 个的重要度,对他们进行基于平均冲突的 g_i 的成对比较.设成对比较矩阵 $P = [p_{ij}]_{n \times n}$,其中 $p_{ii} = 1, p_{ij} = 1/p_{ji}$ 表示 \bar{d}_i 和 \bar{d}_j 比较的相对重要性,表达式如下:

$$p_{ij} = \bar{d}_j / \bar{d}_i.$$

因为 P 是由平均冲突比较得来的,它是完全一致的,所以对于指定数据的重要性的成对比较存在一个连续的判断.设 ω_i 是 g_i 重要性的度量值, $0 \leq \omega_i \leq 1$.

由 P 的连续性有

$$p_{ij} = \omega_i / \omega_j, \quad i, j = 1, 2, \dots, n.$$

若 w 是 $\omega_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 构成的列向量,则有

$$Pw = xw.$$

其中: x 是 P 的特征值, w 是对应 x 的特征向量.

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \quad \omega_j = \left(\sum_{i=1}^n p_{ij} \right)^{-1}, \quad j = 1, 2, \dots, n.$$

可以看出, ω_i 实际上是一个权值.设 $\beta = \max \omega_i, i = 1, 2, \dots, n$, 则各个传感器报告的可信度,或者说该传感器报告的折扣系数为 $d_{disc i} = \omega_i / \beta$.

4 目标识别应用

在一个多传感器目标识别系统中,假设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 设系统所收集的 5 个证据如下,其中 $m(A), m(B)$ 和 $m(C)$ 分别表示识别目标是 A, B 和 C 的基本概率指派.

$$m_1: m_1(A) = 0.5, m_1(B) = 0.2, m_1(C) = 0.3; \\ m_2: m_2(A) = 0, m_2(B) = 0.9, m_2(C) = 0.1; \\ m_3: m_3(A) = 0.55, m_3(B) = 0.1, m_3(A, C) = 0.35; \\ m_4: m_4(A) = 0.55, m_4(B) = 0.1, m_4(A, C) = 0.35; \\ m_5: m_5(A) = 0.6, m_5(B) = 0.1, m_5(C) = 0.3.$$

下面以系统收集了 5 个证据之后的处理为例,介绍动态折扣系数求解的过程.首先由公式(2)计算两两证据之间的距离,距离矩阵如下:

$$d = \begin{pmatrix} 0 & 0.62 & 0.26 & 0.26 & 0.10 \\ 0.62 & 0 & 0.79 & 0.79 & 0.72 \\ 0.26 & 0.79 & 0 & 0 & 0.21 \\ 0.26 & 0.79 & 0 & 0 & 0.21 \\ 0.10 & 0.72 & 0.21 & 0.21 & 0 \end{pmatrix}.$$

经典冲突系数矩阵为

$$K = \begin{pmatrix} 0.62 & 0.79 & 0.43 & 0.43 & 0.59 \\ 0.79 & 0.18 & 0.87 & 0.87 & 0.88 \\ 0.43 & 0.87 & 0.18 & 0.18 & 0.35 \\ 0.43 & 0.87 & 0.18 & 0.18 & 0.35 \\ 0.59 & 0.88 & 0.35 & 0.35 & 0.54 \end{pmatrix}.$$

修正后的相对冲突矩阵为

$$D = \begin{pmatrix} 0.31 & 0.70 & 0.34 & 0.34 & 0.35 \\ 0.70 & 0.09 & 0.83 & 0.83 & 0.80 \\ 0.34 & 0.83 & 0.09 & 0.09 & 0.28 \\ 0.34 & 0.83 & 0.09 & 0.09 & 0.28 \\ 0.35 & 0.80 & 0.28 & 0.28 & 0.27 \end{pmatrix}.$$

之后得到 \bar{d}_i 如下:

$$\bar{d}_1 = 0.51, \quad \bar{d}_2 = 0.81, \quad \bar{d}_3 = 0.41, \quad \bar{d}_4 = 0.41, \quad \bar{d}_5 = 0.49.$$

由 $p_{ij} = \bar{d}_j / \bar{d}_i$, 得到成对比较矩阵为

$$P = \begin{pmatrix} 1.00 & 1.59 & 0.80 & 0.80 & 0.96 \\ 0.63 & 1.00 & 0.51 & 0.51 & 0.60 \\ 1.24 & 1.98 & 1.00 & 1.00 & 1.20 \\ 1.24 & 1.98 & 1.00 & 1.00 & 1.20 \\ 1.04 & 1.65 & 0.84 & 0.84 & 1.00 \end{pmatrix}.$$

经计算,各个证据的权重如下:

$$\omega_1 = 0.193, \quad \omega_2 = 0.122, \quad \omega_3 = 0.242, \\ \omega_4 = 0.242, \quad \omega_5 = 0.201.$$

$\beta = \max \omega_i = 0.65$, 则各个证据的折扣系数为

$$d_{disc 1} = 0.797, \quad d_{disc 2} = 0.501, \\ d_{disc 3} = d_{disc 4} = 1, \quad d_{disc 5} = 0.827.$$

可以看出,在 5 个证据里面,第 2 个证据与其他证据的冲突都很大,它的折扣系数仅为 0.501. 而证据 1, 3, 4 和 5 都相互支持,这些证据更可信一些,它们的折扣系数大大高于证据 2. 最后的融合结果见表 1.

从表 1 中可以看出,在系统只有两个证据,也就是只有 m_1 和 m_2 时,本文的折扣系数方法和 D-S 证据理论融合结果一样.这是因为在只有两个证据时,两个证据的动态可信度是一样的,那么它们的权重也一样,折扣系数都为 1. 在证据较少时,融合结果中对目标 A 和目标 B 的支持程度相差不大;随着支持目标 A 的证据的累积,新方法逐渐识别出正确的目标为 A , 对目标 B 的支持度也

很快下降. 主要原因是由于随着证据的累积, 支持目标 B 的证据折扣系数下降很快, 而对支持目标 A 的证据由于相互支持度高, 它们的动态可信度

也高, 所以折扣系数也就高, 对最终融合结果的影响也就大. 而 $D-S$ 证据理论和 Yager 改进方法都不能识别目标为 A .

表 1 几种方法的比较

证据	D-S 理论			Yager 理论				折扣系数法			
	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(x)$	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(A,C)$
m_1, m_2	0	0.857 1	0.142 9	0	0.180 0	0	0.790 0	0	0.857 1	0.142 9	
m_1, m_2, m_3	0	0.631 6	0.368 4	0	0.018 0	0.010 5	0.975 0	0.628 0	0.146 0	0.192 0	0.034 0
m_1, m_2, m_3, m_4	0	0.328 8	0.671 2	0	0.001 8	0.003 7	0.994 5	0.871 0	0.014 0	0.067 0	0.047 0
m_1, m_2, m_3, m_4, m_5	0	0.122 8	0.877 2	0	0.000 2	0.001 3	0.998 5	0.923 0	0.005 0	0.060 0	0.012 0

5 结 论

1) 证据的可信度与证据之间相互关联的程度有关. 一个证据被其他证据所支持, 则该证据的可信度较高; 反之亦然.

2) 证据之间的相对冲突可以部分反应证据之间的关联程度, 通过求解特征向量可以得到证据的相对权重和各个证据的折扣系数, 利用折扣系数方法可以有效解决冲突证据融合.

3) 修改数据模型比修改组合规则的方法更能有效处理冲突证据, 这得益于 $D-S$ 证据理论组合规则具有较好的收敛性等. 本文提出的方法保留了修改数据模型方法的优点, 并借助于层次分析法的基本思想, 利用相对冲突来计算各个证据的可信度.

证据冲突产生的原因主要包括传感器报告不可靠和辨识框架不完整两个方面. 本文所提出的冲突证据融合方法主要针对传感器报告不可靠的情况. 针对 $D-S$ 证据理论的冲突证据融合, 如何根据获得的传感器报告探索冲突产生的原因、如何有效度量证据之间的冲突程度、辨识框架不完整情况下如何实现冲突信息的有效融合等问题, 都值得将来做更深入的研究.

参 考 文 献:

[1] ZADEH L. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination[J]. AI Magazine, 1986, 7: 85 - 90.

[2] SMETS P. Belief functions: the disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1993, 9 (1): 1 - 35.

[3] SMETS P. The combination of evidence in the transfera-

ble belief model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 447 - 458.

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

[5] LEFEVRE E, COLOT O, VANNOORENBERGHE P. Belief function combination and conflict management [J]. Information Fusion 2002, 3: 149 - 162.

[6] MURPHY C. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000: 1 - 9.

[7] SMETS P. Analyzing the combination of conflicting belief functions [J]. Information Fusion, 2007, 8 (4): 387 - 412.

[8] HAENNI R. Are alternative's to Dempster's rule of combination real alternatives? Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem" [J]. Information Fusion, 2002 (3): 237 - 239.

[9] DENG Yong, SHI Wenkang, LIU Qi. Combining belief function based on distance function[J]. Decision Support Systems, 2004 (38): 489 - 493.

[10] GUO Huawei, SHI Wenkang, DENG Yong. Evaluating sensor reliability in classification problems based on evidence theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36 (5): 970 - 981.

[11] 郭华伟, 施文康, 邓勇. 证据冲突: 丢弃, 发现或化解? [J], 系统工程与电子技术, 2007, 29(6): 890 - 898.

[12] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence [J]. Information Fusion, 2001: 90 - 101

[13] LIU W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11): 909 - 924.

(编辑 张 宏)