

传感器动态可靠性评估与证据折扣

付耀文, 贾宇平, 杨威, 庄钊文

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 在基于 Dempster-Shafer 理论的融合目标识别系统中, 传感器可靠性评估与证据折扣是应用 Dempster 组合规则进行多传感器证据组合的关键问题。提出了一种根据传感器当前输出证据与所有传感器平均证据之间的冲突来评估传感器动态可靠性的方法, 借鉴冲突处理中 Dubois & Prade 规则的思想提出了一种证据折扣规则, 该证据折扣规则将折扣量按局部冲突的大小分配给涉及各局部冲突的集合的并。仿真和实测数据实验验证了该方案的有效性。

关键词: 融合目标识别; Dempster-Shafer 理论; 传感器可靠性; 证据折扣

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.01.39

Sensor dynamic reliability evaluation and evidence discount

FU Yao-wen, JIA Yu-ping, YANG Wei, ZHUANG Zhao-wen

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In the Dempster-Shafer theory based target recognition fusion system, the sensor reliability evaluation and the evidence discount are the key problems for the combination of multisensor evidence using the Dempster's rule. A method for sensor dynamic reliability evaluation is proposed according to the conflict between the current sensor's output evidence and all sensors' averaged evidence. Then, using the idea of Dubois & Prade rule in conflict processing for reference, an evidence discounting rule is proposed, which distributes the discounting belief mass to the union set of conflicting focal elements according to the size of their local conflict respectively. Simulation and real data experiment results demonstrate the validity of the proposed scheme.

Keywords: target recognition fusion; Dempster-Shafer theory; sensor reliability; evidence discount

0 引言

在基于 Dempster-Shafer 理论的融合目标识别系统中, 若各传感器对当前识别问题均完全可靠, 则它们输出的证据即关于待识别目标的基本信任分配在融合中心可通过 Dempster 组合规则进行有效融合。但在实际中, 由于传感器会受到杂波、噪声、敌方干扰、故障等各种因素的影响, 因此几乎无法保证各传感器完全可靠。传感器不可靠有可能导致其输出的证据相互冲突, 而 Dempster 组合规则在组合高冲突证据时会得到违背常理的结果, 从而使融合识别结果不甚合理, 乃至降低融合目标识别系统的性能。虽然通过修正 Dempster 组合规则可以在一定程度上解决高冲突证据组合的问题^[1-2], 但是修正的证据组合规则往往会丢失 Dempster 组合规则的满足结合律、满足空信任的单位元作用等诸多优良性质。甚至有学者认为 Dempster 组合规则本身并没有问题, 其优良性质是任何修正的证据组合规则所不能比拟的, Dempster 组合规则在组合高冲突证据时得

到不合理的结果本质上是由于不可靠传感器的证据在不确定性量化上的错误而引起的。为了能够更有效地使用 Dempster 组合规则, 必须首先评估各传感器的可靠性并对它们输出的证据进行相应的折扣, 从而弱化由于传感器不可靠而可能引起的组合冲突并减小不可靠传感器在融合过程中的作用, 得到更为稳健的融合识别结果。在 Dempster-Shafer 理论框架下, 传感器可靠性评估与证据折扣运算是作为一个整体的两个部分相继实现的, 在具体实施过程中均应予以重视。

目前国内外学者在传感器可靠性评估方面的主要工作包括: 文献[3]介绍了基于各种不确定性理论的传感器可靠性评估策略及其在融合中的使用方案。文献[4]基于可传递的信任模型对传感器的可靠性进行了评估。文献[5]对基于 Dempster-Shafer 理论的传感器可靠性评估给出了一般框架以及几种具体方案。对于证据的折扣运算, 最经典的规则是由 Shafer 提出的。在此基础上, 文献[6]提出了更为一般的上下文折扣(contextual discounting)并进行了严

格的数学推导。从另一个角度,文献[7]对折扣的逆运算—去折扣(de-discounting)运算进行了分析与应用。文献[8]认为传感器的输出意见可以被赞成、折扣或反对,并基于取值超出 $[0, 1]$ 区间的广义折扣因子提出了扩展折扣(extended discounting)。文献[9]对扩展折扣中的赞成与折扣部分进行了理论证明。

本文针对融合目标识别问题,在文献[5]中可靠性评估框架上提出了一种根据传感器当前输出证据与所有传感器平均证据之间的冲突来评估传感器动态可靠性的方法,然后借鉴冲突处理中 Dubois & Prade 规则^[10]的思想提出了一种证据折扣规则,该证据折扣规则将折扣量按局部冲突的大小分配给涉及各局部冲突的集合的并。通过两个算例说明该方案的实施过程后,3 类目标模拟生成数据与 5 类空中目标雷达实测数据上的实验表明,该方案在融合目标识别系统中存在极不可靠传感器的情况下,仍可由 Dempster 组合规则融合得到稳健的识别结果。

1 Dempster-Shafer 理论基础

在封闭世界假设^[11]下,对某一判决问题所有可能结果构成的元素间互斥的有限集 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_M\}$ (正整数 $M \geq 2$) 称为辨别框架。其中, $\forall A \subseteq \Theta$ 都对应于一个与判决结果有关的命题,若真实结果 $\theta_0 \in A$, 则称 A 为真。 Θ 上的基本信任分配(basic belief assignment, BBA)是一个函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 满足 $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 以及 $m(\emptyset) = 0$ 。 $m(A)$ 的取值称为 BBA m 在 A 上的基本信任质量(basic belief mass, BBM)。 Θ 中一切满足 $m(A) > 0$ 的子集 A 称为 BBA m 的焦元。

若 BBA m 满足 $m(\Theta) = 1$, 则称其为空信任分配(vacuous belief assignment, VBA), 表示完全无知的信任状态。若 m 的焦元均为辨别框架 Θ 单元素子集 $\{\theta_i\}$ ($i = 1, \dots, M$), 则称其为 Bayesian 信任分配, 它在数学形式上与概率函数相同。

若输出 BBA m 的传感器不完全可靠, 且可靠性为 $R = 1 - \alpha$ ($\alpha \in [0, 1]$), 则 BBA m 可通过式(1)折扣为 BBA m^α :

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

式(1)称为证据的折扣规则, α 称为折扣因子, 它将被折扣的 BBM 分配给全集 Θ 。当传感器完全不可靠, 即 $\alpha = 1$ 时, 折扣后的 BBA 是一个 VBA。

当需要进行决策时, 由 BBA 还可导出投注概率(pignistic probability)函数

$$\text{BetP}(A) = \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) \frac{|A \cap B|}{|B|}, \quad B \subseteq \Theta \quad (2)$$

式中, $|\cdot|$ 表示取集合的基数。

对 Θ 上两个相互独立的 BBA m_1 与 m_2 , 它们的联合作用是通过 Dempster 组合规则进行计算的:

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(A) &= m_{1 \oplus 2}(A) = \\ &= \frac{\sum_{X \cap Y = A} m_1(X) m_2(Y)}{1 - C_{12}} \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中的 C_{12} 表示 m_1 与 m_2 之间不相容部分联合作用得到的 BBM, 其取值反映了 BBA 之间相互冲突的程度, 表达式为

$$C_{12} = \sum_{X \cap Y = \emptyset} m_1(X) m_2(Y) \quad (4)$$

Dempster 组合规则满足可交换性与可结合性, 并具有组合单位元 VBA。由式(1)可见, 被折扣越多的 BBA 越接近 VBA, 从而对 Dempster 组合规则的计算结果影响越小。

2 动态可靠性评估与证据折扣

2.1 问题描述

在融合目标识别问题中, 证据的可靠性取决于输出它们的传感器可靠性。文献[5]将传感器可靠性评估策略分为基于训练样本或经验信息的静态可靠性评估与基于各传感器当前输出信息之间一致性的动态可靠性评估, 并指出了动态可靠性评估的重要性: 当实时观测环境相对于训练环境发生变化时, 例如复杂环境或敌方干扰造成传感器降级或失效时, 前期训练得到的静态可靠性因子往往不再能够独立反映传感器的当前性能与状态, 因而仅仅对传感器可靠性进行静态评估是不够的, 必须能够在融合目标识别系统中动态地监控并估计各传感器的可靠性。另外, 在某些实际问题中, 观测对象的真实身份是不可预知的, 对此无法或难以获得训练样本, 从而也无法或难以对传感器进行静态可靠性评估。由此可见, 一个完整的传感器可靠性评估框架中动态可靠性评估过程是必不可少的, 动态可靠性因子是表示传感器性能的另一个重要指标。本文在融合目标识别背景下, 专门针对传感器动态可靠性评估及相应的证据折扣问题进行研究。由于可靠性因子是由 1 减折扣因子得到的, 因此传感器的可靠性评估在后文中归结为相应的折扣因子获取问题。

本文所处理的问题可描述如下: 设系统中有 K (正整数 $K > 2$) 个传感器 S_1, \dots, S_K , 其中每个 S_k ($k = 1, \dots, K$) 既可能是雷达、红外等实际的物理传感器, 也可能是基于不同分类方法或提取不同特征子集的逻辑传感器。 M 类可能出现的目标构成封闭世界假设下的辨别框架 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_M\}$ 。对待识别目标 x , 其真实类别为 $\theta_0 \in \Theta$ 。每个传感器 S_k 在 Θ 上对 x 输出一个 BBA m_k 。传感器动态可靠性评估与证据折扣就是在收集到各传感器输出 BBA 的每一时刻, 根据当前各 m_k 之间的一致性估计它们各自的折扣因子 α_k , 再将各 α_k 分别用于各 m_k 的折扣运算。所得的 K 个折扣后的 BBA m_k^α 在融合中心通过 Dempster 组合规则进行融合, 产生关于 x 所属类别的联合意见, 为进一步的处理或决策提供依据。

2.2 本文方案介绍

由文献[3]中的解释, 可靠性不同的传感器对 x 输出的 BBA 之间很可能发生冲突, 这种冲突意味着至少有一个传感器不可靠。当传感器数量较多时, 若它们中的大多数对 x 输出的 BBA 都在某个或某几个类别构成的集合上具有较大支持, 则可认为 x 的真实类别 θ_0 与这些集合相容, 相应的传感器是较为可靠的; 而少数与它们冲突的传感器是不太可靠的。因此, 如文献[5]所述, 动态折扣因子应通过计算各传感器的本地输出信息与所有传感器输出的多数意见之间的一致性来获得。文献[5]基于 Jousselme 距离^[12]对这种一致性进行了量化, 在一般情况下能够有效计算传感器的动态折扣因子, 但 Jousselme 距离对一些特殊情况并不能得到合理的结果。文献[13]说明了这一点, 并提出了另一种基于投注概率的距离度量, 但该距离度量实际上不满足距离

公理,并且 BBA 向投注概率的转化会损失信息,因此也不是最好的一致性度量方式。事实上,由于距离类一致性度量只能同时对两个 BBA 进行计算,并且存在潜在的计算复杂性,因此本文在获取传感器动态折扣因子的过程中不采用这类度量,而是选用式(4) 计算 BBA 之间的冲突度量。

为了度量各传感器 S_k 输出的 BBA m_k 与多数意见之间的一致性,首先应对多数意见进行构造。考虑到 Θ 中被大多数 m_k 赋予较大支持的子集在多数意见中也会取得较大支持,反之,相应的子集在多数意见中受到的支持程度较小,故对所有 m_k 计算它们的均值 BBA m_0 作为多数意见的表示:

$$m_0(A) = \sum_{k=1}^K m_k(A)/K, \forall A \subseteq \Theta \quad (5)$$

对每个 m_k 与 m_0 之间的冲突度量 C_{k0} 可由式(4) 计算。 C_{k0} 越大,说明传感器 S_k 输出的 BBA m_k 与多数意见越不一致,其可靠性越低,应被折扣的部分越多;反之,传感器 S_k 输出的 BBA m_k 与多数意见越一致,其可靠性越高,应被折扣的部分越少。因此, C_{k0} 可以作为传感器 S_k 的动态折扣因子 α_k ,而 $1-C_{k0}$ 则是 S_k 的动态可靠性因子 R_k 。得到动态折扣因子后,可进一步对 BBA m_k 进行折扣运算。式(1) 的经典折扣规则将被折扣的 BBM 分配给全集 Θ ,是将不可靠性带来的不确定性归结为完全无知。事实上,式(4) 得到的总冲突是由若干局部冲突构成的:

$$C_{k0}(X_i \cap X_j) = m_k(X_i)m_0(X_j) + m_k(X_j)m_0(X_i), \\ X_i, X_j \subseteq \Theta, X_i \cap X_j = \emptyset \quad (6)$$

对式(6)中 i 与 j 的某具体取值,假设为 $i=I, j=J$,此时计算的局部冲突反映了 S_k 的输出与多数意见之间在 $\theta_0 \in X_I$ 与 $\theta_0 \in X_J$ 上的冲突程度。事实上,有些不可靠传感器仅在某几个类别之间较容易混淆,当 x 落入这些类别在特征空间中的重叠区域时, S_k 输出的 BBA 与多数意见之间在涉及这几类的局部冲突比涉及其他类别的局部更大。对基于冲突获得的折扣因子,若按照经典折扣规则对相应的 BBA 进行折扣运算就忽略了局部冲突的不同,将被折扣的 BBM 全分配给全集 Θ 。通过借鉴冲突处理中的 Dubois&Prade 规则^[10],将由冲突得到的折扣量按局部冲突的大小分配给涉及各局部冲突的集合的并。基于这一思想,本文提出一种新的折扣规则,表示如下:

$$m_k^{\alpha_k}(X_i) = (1-\alpha_k)m_k(X_i) + \sum_{X_{i_m}, X_{j_m} \subseteq \Theta, X_{i_m} \cap X_{j_m} = \emptyset, X_{i_m} \cup X_{j_m} = X_i} \alpha_k^{(X_{i_m} \cap X_{j_m})} \quad (7)$$

$$\alpha_k = C_{k0} = \sum_{X_{i_m} \cap X_{j_m} = \emptyset} (m_k(X_{i_m})m_0(X_{j_m}) + m_k(X_{j_m})m_0(X_{i_m})) \quad (8)$$

$$\alpha_k^{(X_{i_m} \cap X_{j_m})} = m_k(X_{i_m})m_0(X_{j_m}) + m_k(X_{j_m})m_0(X_{i_m}) \quad (9)$$

式中, α_k 为 BBA m_k 的折扣因子; $\alpha_k^{(X_{i_m} \cap X_{j_m})}$ 是 m_k 与 m_0 在 $X_{i_m} \cap X_{j_m} = \emptyset$ 的局部冲突。

通过式(5)与式(7)~式(9),即可在融合目标识别过程中实现传感器的动态可靠性评估以及证据折扣运算。此外,上述过程对 S_k 得到的可靠性 $R_k = 1-\alpha_k$ 在文献[5]中被称为相对可靠性因子。根据文献[5]的定义,由相对可靠

性因子可计算 S_k 的绝对可靠性因子为

$$R'_k = R_k / \max_{k=1, \dots, K} (R_k) \quad (10)$$

由式(10)计算的绝对可靠性因子亦可得到相应的折扣因子 $\alpha'_k = 1-R'_k$,并按式(7)进行折扣运算,不同之处在于式(7)中的 $\alpha_k^{(X_{i_m} \cap X_{j_m})}$ 改为

$$\alpha'_k^{(X_{i_m} \cap X_{j_m})} = \frac{\alpha_k^{(X_{i_m} \cap X_{j_m})}}{\alpha_k} \quad (11)$$

需要说明的一点是,文献[13]提出,式(4)定义的冲突度量并不能充分说明 BBA 之间一致与否。具体的反例是对 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 上两个相互独立的 BBA m_1 ($\{\theta_i\} = m_2$ ($\{\theta_i\}) = 1/3 (i=1,2,3)$),式(4)在它们之间计算出的冲突为 $C_{12} \approx 0.667$,但两个 BBA 实际上是完全一致的。这一点虽然说明了式(4)定义的冲突度量不能充分指出 BBA 之间的区别,但从折扣的角度,对上述两个 BBA,式(8)对它们算出的折扣因子为 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.667$ 。事实上,这两个 BBA 等价于概率论中的均匀分布,都具有最大的不确定性。在实际中,对于不确定性越大的量化信任描述,我们有理由认为它们提供的信息越少,从而越接近一无所知的状态,因此对它们进行较多的折扣也是合理的。此外,在这种情况下,无论折扣与否,Dempster 组合规则对两个 BBA 融合得到的 BBA 在各 θ_i 上对应的投注概率均为 $1/3$,说明此时基于冲突的折扣运算并不会给融合结果带来不合逻辑的影响。

3 算例与实验结果分析

3.1 算例与分析

例 1 首先用一个简单的例子来说明本文方案中折扣因子的性质。设二元辨别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ 上的 3 个 Bayesian BBA 分别为

$$m_1(\{\theta_1\}) = 0.9, m_1(\{\theta_2\}) = 0.1 \\ m_2(\{\theta_1\}) = 0.1, m_2(\{\theta_2\}) = 0.9 \\ m_3(\{\theta_1\}) = 0.1 + \eta, m_3(\{\theta_2\}) = 0.9 - \eta$$

其中 $\eta \in [0, 0.8]$ 并以 0.05 的步长从 0 变化到 0.8。在该过程中,本文方案中的折扣因子变化趋势如图 1 所示。

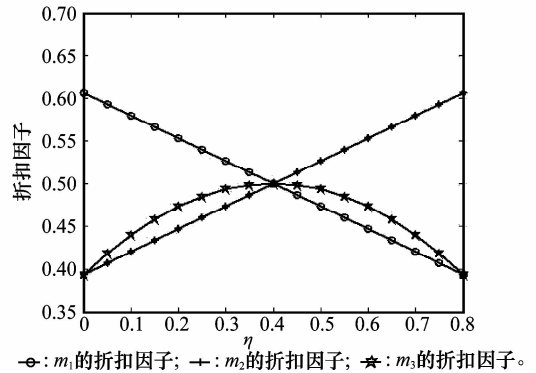


图 1 3 个 BBA 的折扣因子变化

例 2 下面选用文献[14]中的例子来验证本文的方案对动态意义下不可靠传感器的弱化作用。这个实例原本是为了验证一种新的冲突按比例重分配规则而提出的。由于该规则考虑了传感器可靠性的因素,因此也可以用于验证传感器可靠性评估与 BBA 折扣方案的效果。表 1 给出了 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 上的 4 个 BBA。

表 1 空中目标识别算例

BBA	$\{\theta_1\}$ 轰炸机	$\{\theta_2\}$ 客机	$\{\theta_3\}$ 战斗机
m_1	0.5	0.2	0.3
m_2	0	0.9	0.1
m_3	0.6	0.1	0.3
m_4	0.8	0.1	0.1

对这 4 个 BBA 求均值 BBA m_0 ,用向量表示如下(其中各分量的排序方式遵循文献[15]中的原则):

$$m_0 = [0 \ 0.475 \ 0.325 \ 0 \ 0.2 \ 0 \ 0 \ 0]^T$$

利用式(8)进行可靠性评估,分别得到 m_1 至 m_4 的折扣因子为 $\alpha_1=0.6375, \alpha_2=0.6875, \alpha_3=0.6225, \alpha_4=0.5675$ 。利用式(7)折扣后的 BBA 向量分别为

$$m_1^{\alpha_1} = [0 \ 0.1875 \ 0.0725 \ 0.2575 \ 0.1088 \ 0.2425 \ 0.1375 \ 0]^T$$

$$m_2^{\alpha_2} = [0 \ 0 \ 0.2813 \ 0.4275 \ 0.0313 \ 0.0475 \ 0.2125 \ 0]^T$$

$$m_3^{\alpha_3} = [0 \ 0.2265 \ 0.0378 \ 0.2425 \ 0.1133 \ 0.2625 \ 0.1175 \ 0]^T$$

$$m_4^{\alpha_4} = [0 \ 0.3460 \ 0.0433 \ 0.3075 \ 0.0433 \ 0.2075 \ 0.0525 \ 0]^T$$

将它们利用 Dempster 组合规则依次进行融合,每次融合得到的 BBA 向量分别记为 $m_{1\oplus 2}^{\alpha_1\alpha_2}, m_{1\oplus 2\oplus 3}^{\alpha_1\alpha_2\alpha_3}$ 与 $m_{1\oplus 2\oplus 3\oplus 4}^{\alpha_1\alpha_2\alpha_3\alpha_4}$,则

$$m_{1\oplus 2}^{\alpha_1\alpha_2} = [0 \ 0.2708 \ 0.3907 \ 0.1476 \ 0.1362 \ 0.0154 \ 0.0392 \ 0]^T$$

$$m_{1\oplus 2\oplus 3}^{\alpha_1\alpha_2\alpha_3} = [0 \ 0.4651 \ 0.3172 \ 0.0600 \ 0.1433 \ 0.0068 \ 0.0077 \ 0]^T$$

$$m_{1\oplus 2\oplus 3\oplus 4}^{\alpha_1\alpha_2\alpha_3\alpha_4} = [0 \ 0.6827 \ 0.2128 \ 0.0288 \ 0.0718 \ 0.0022 \ 0.0006 \ 0]^T$$

可见,动态意义上的最不可靠 BBA 是 m_2 ,利用本文方案处理后的 BBA 通过 Dempster 组合规则的第二次融合后就已经在很大程度上消除了 m_2 的影响,使得在 BBA m_1, m_3 与 m_4 上均得到最大支持的集合 $\{\theta_1\}$ 在组合后亦得到了最大支持。

3.2 仿真数据实验与结果分析

设系统中有 3 个传感器 S_1, S_2 与 S_3 ,三类目标构成的辨别框架为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 。为了模拟生成目标的特征向量,假定各传感器对每类目标提取的特征向量为二维高斯分布或高斯分布与均匀分布的和,其分布参数如表 2~表 4 所示。实际上本文方法对特征向量的分布类型并无要求,对其他分布类型也适用。依据这些分布,对每类目标模拟生成 500 个样本的特征向量,各传感器均采用 Bayesian 分类器进行分类。当给定一个待识别样本时,各传感器均输出一个分量为该样本属于各个类别的后验概率估计值的三维矢量,可以看作是 Θ 上的 Bayesian BBA。

表 2 传感器 S_1 提取的特征向量的分布参数

目标类别	高斯分布				均匀分布	
	m_x	m_y	δ_x	δ_y	x 范围	y 范围
θ_1	0.8	1.3	0.5	0.4	$[-0.1 \ 0.1]$	$[-0.2 \ 0.2]$
θ_2	0.3	1	0.4	0.5	—	—
θ_3	1.1	0.7	0.4	0.5	—	—

表 3 传感器 S_2 提取的特征向量的分布参数

目标类别	高斯分布				均匀分布	
	m_x	m_y	δ_x	δ_y	x 范围	y 范围
θ_1	0.5	1.3	0.4	0.3	—	—
θ_2	0	0.9	0.4	0.5	$[-0.1 \ 0.1]$	$[-0.2 \ 0.3]$
θ_3	0.6	0.8	0.4	0.4	—	—

表 4 传感器 S_3 提取的特征向量的分布参数

目标类别	高斯分布				均匀分布	
	m_x	m_y	δ_x	δ_y	x 范围	y 范围
θ_1	0.6	2.0	0.8	1.0	—	—
θ_2	1.2	1.5	0.7	0.5	—	—
θ_3	1.7	0.8	0.4	0.9	$[-0.2, 0.2]$	$[-0.2, 0.3]$

在融合过程中,假设传感器 S_1 受到了严重的欺骗干扰,具体表现在它输出的 BBA 中真实类别上的 BBM 减小而某错误类别上的 BBM 增加了相应的值,因此该传感器的识别率极低。根据式(5)构造多数意见,式(8)分别获取 S_1, S_2 与 S_3 的折扣因子后,再由式(7)和式(9)对各 BBA 进行折扣运算。经折扣的 BBA 由 Dempster 组合规则融合得到的融合结果变换为投注概率后,可通过最大投注概率准则对待识别样本的真实类别进行判决。表 5 的前 3 行给出了各传感器的本地识别率,随后将 Dempster 组合规则直接融合(D)、文献[5]的方案融合(GD)以及本文方案融合(CD)得到的融合识别率进行了对比。其中黑体数字为基于式(10)和式(11)的绝对可靠性与折扣因子得到的融合识别率。

表 5 仿真数据实验融合前后识别率比较 (%)

	θ_1	θ_2	θ_3	平均
S_1	39	37.4	32.8	36.4
S_2	74.4	65.2	59.4	66.3
S_3	64.2	63.2	72.6	66.7
D	58.4	63.3	61.5	61.1
GD	72.8	69.5	71.8	71.4
	73.6	70.4	72.5	72.2
CD	72.6	75.8	76.2	74.9
	75	76.2	78.8	76.7

3.3 实测数据实验与结果分析

本实验的数据是辨别框架 $\Theta = \{F, J, H, W, Y\}$ 中 5 类

飞机缩比模型的毫米波步进频雷达外场测量数据,方位角范围为 $0^{\circ}\sim 30^{\circ}$,用于测试的每一类样本数 160 个。传感器集包含距离分类器 S_d , Bayesian 分类器 S_b 与 BP 网分类器 S_{bp} 3 种逻辑传感器。3 个传感器对每个待识别目标 x 输出的识别结果经归一化可变换为 Bayesian BBA。在融合过程中,假设距离分类器 S_d 受到了与第 3.2 节传感器 S_1 相同的欺骗干扰,因此其本地识别率极低。各传感器的可靠性评估以及相应的 BBA 折扣过程、融合过程与决策过程均与第 3.2 节的仿真数据实验相同。表 6 的前 3 行给出了各传感器的本地识别率,随后将 Dempster 组合规则直接融合(D)、文献[5]的方案融合(GD)以及本文方案融合(CD)得到的融合识别率进行了对比。其中黑体数字为基于式(10)和式(11)的绝对可靠性与折扣因子得到的融合识别率。

表 6 实测数据实验融合前后识别率比较(%)

	F	J	H	W	Y	平均
S_d	49.38	1.87	6.25	43.75	5.00	21.25
S_b	100	76.88	68.75	90	75.63	82.25
S_{bp}	87.5	79.38	100	62.5	93.75	84.63
D	100	75.62	49.38	94.37	86.25	81.13
GD	100	81.25	81.25	100	84.38	89.38
	100	81.25	81.38	100	85.63	89.65
CD	100	81.25	87.50	98.12	86.88	90.75
	100	83.13	86.25	100	87.38	91.35

由表 6 可见,未经折扣的 BBA 经 Dempster 组合规则直接融合得到的识别率与较为可靠的传感器 S_b 、 S_{bp} 在本地的识别率相比有所降低,这同样是由于极不可靠的传感器 S_d 造成的。而文献[5]的方案则有效消除了不可靠传感器 S_d 的影响,得到的融合识别率较 S_b 与 S_{bp} 有了很大提高。本文方案则得到了比文献[5]的方案更好的融合识别效果,再次验证了本文所提方案的有效性。

4 结束语

本文在融合目标识别背景下,提出了一种根据传感器当前输出证据与所有传感器平均证据之间的冲突来评估传感器动态可靠性的方法,然后借鉴冲突处理中 Dubois&Prade 规则的思想提出了一种证据折扣规则,该证据折扣规则将折扣量按局部冲突的大小分配给涉及各局部冲突的集合的并。算例与实验结果表明,本文所提传感器可靠性评估方法和证据规则在融合目标识别过程中是行之有效的。当然,本文的方法是对传感器动态可靠性评估提出的,仅利用了各传感器当前输出的多数意见,而不可靠传感器可能也会对某些观测数据产生较为一致的意见,故不存在冲突并不能绝对保证传感器的可靠性。事实上,一个完整的传感器可靠性评估框架除了应包含静态与动态两个可靠性评估环节外,还要能够将这两种可靠性因子结合,从而对传感器可靠性给出最为全面合理的估计。这些问题将在今后的工作中进一步研究。此外,对折扣规则而言,现有的经典折扣规则,上下文折扣规则以及扩展折扣规则中的一部分均得到了逻辑严密的数学证明,而本文的折扣规则相对于这些规则

就显得较为经验化。针对这一问题,下一步还要对本文提出的折扣规则寻求理论推导,以使其数学基础更为完善。

参考文献:

- [1] Florea M C, Jusselme A L, Bossé É, et al. Robust combination rule for evidence theory[J]. *Information Fusion*, 2009, 10(2): 183 - 197.
- [2] Smarandache F, Martin A, Dezert J. A class of fusion rules based on the belief redistribution to subsets or complements [M]// Smarandache F, Dezert J. *Advances and Applications of DSMT for Information Fusion*, Champaign: American Research Press, 2009: 161 - 183.
- [3] Galina L R, Vincent N. Reliability in information fusion: literature survey[C]// *Proc. of the 7th International Conference on Information Fusion*, 2004: 1158 - 1165.
- [4] Elouedi Z, Mellouli K, Smets P. Assessing sensor reliability for multi-sensor data fusion within the transferable belief model[J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2004, 34(4): 782 - 787.
- [5] Guo H W, Shi W K, Deng Y. Evaluating sensor reliability in classification problems based on evidence theory [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2006, 36(5): 970 - 981.
- [6] Mercier D, Quost B, Denoëux T. Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting[J]. *Information Fusion*, 2008, 9(2): 246 - 258.
- [7] Denoëux T, Smets P. Classification using belief functions: the relationship between the case-based and model-based approaches [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2006, 36(6): 1395 - 1406.
- [8] Zhu H W, Basir O. Extended discounting scheme for evidential reasoning as applied to MS lesion detection[C]// *Proc. of the 7th International Conference on Information Fusion*, 2004: 280 - 287.
- [9] Mercier D, Denoëux T, Masson M H. General correction mechanisms for weakening or reinforcing belief functions[C]// *Proc. of the 9th International Conference on Information Fusion*, 2006: 1 - 7.
- [10] Dubois D, Prade H. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility of measures[J]. *Computational Intelligence*, 1988, 4(3): 244 - 264.
- [11] Smets P, Kennes R. The transferable belief model[J]. *Artificial Intelligence*, 1994, 66(2): 191 - 234.
- [12] Jusselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(2): 91 - 101.
- [13] Liu W. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(11): 909 - 924.
- [14] 郭华伟, 施文康, 刘清坤, 等. 一种新的证据组合规则[J]. *上海交通大学学报*, 2006, 40(11): 1895 - 1900. (Guo H W, Shi W K, Liu Q K, et al. A new evidence combination rule[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2006, 40(11): 1895 - 1900.)
- [15] Smets P. The application of the matrix calculus to belief functions[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2002, 31(1): 1 - 30.