

# 一种基于度量层信息的基本信任分配构造方法

贾宇平 杨威 付耀文 庄钊文

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

**摘要:** 在决策层融合目标识别中, Dempster 组合规则是一种常用的融合算子, 它的有效应用取决于相应基本信任分配的合理建立。该文针对决策层融合目标识别问题中子源传感器输出的度量层信息, 分析了基本信任分配的构造准则, 并提出了一种基于参考向量与度量层信息之间相似度的基本信任分配构造方法。在仿真数据与空中雷达目标实测数据上的实验结果表明, 该方法构造的基本信任分配能够有效地通过 Dempster 组合规则进行融合。

**关键词:** 目标识别; 基本信任分配; Dempster 组合规则; 度量层信息

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)06-1345-05

## A Basic Belief Assignment Construction Method Based on the Information of Measurement Level

Jia Yu-ping Yang Wei Fu Yao-wen Zhuang Zhao-wen

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

**Abstract:** Dempster rule of combination is a useful fusion operator for decision level recognition fusion. The effective application of this rule depends on the rational construction of corresponding basic belief assignment. Considering the measurement information from each sensor in decision level recognition fusion, this paper suggests a group of principles for constructing basic belief assignment, and then presents a strategy of basic belief assignment construction based on the similarity degree between referential vector and the measurement information. The experiments on artificial data and real data of radar aerial target demonstrate the basic belief assignments constructed by the presented method can be fused by Dempster rule of combination effectively.

**Key words:** Target recognition; Basic belief assignment; Dempster rule of combination; Measurement level information

### 1 引言

Dempster-Shafer 理论<sup>[1,2]</sup>是处理决策层融合目标识别问题的重要数学工具<sup>[3-5]</sup>。在实际应用中, 为了保证 Dempster 组合规则作为融合算子的适用性与有效性, 首先应将各传感器输出的决策层信息构造为合理的基本信任分配函数。在这方面工作中, 有一种常见的做法是将折扣规则<sup>[2,6]</sup>用于归一化相似度来构造基本信任分配<sup>[7,8]</sup>。其它构造方法还包括: Xu 等<sup>[3]</sup>在多分类器集成问题中基于抽象层信息提出了一种构造基本信任分配的方法; Denœx<sup>[9]</sup>在基于 Dempster-Shafer 理论的  $k$ -NN 分类中利用待识别样本与各类近邻样本之间的距离构造基本信任分配; Takashi<sup>[10]</sup>提出了一种一致支持函数的构造策略; Abdel<sup>[11]</sup>在图像处理问题中基于模糊隶属函数对基本信任分配进行了构造; Ahmed<sup>[12]</sup>基于学习得到的参考向量构造了基本信任分配; Ben Yaghlane 等<sup>[13]</sup>提取专家给出的定性意见来构造基本信任分配; 王壮<sup>[4]</sup>提出了一种通用基本信任分配构造方法; 基本信任分配的其它构造方法还可参考文献<sup>[14-16]</sup>。

由于不同问题中信息源输出信息的形式各异, 因此至今尚未提出一种简便、稳健并且通用的基本信任分配构造方

法。本文针对多传感器决策层融合目标识别问题, 基于各子源传感器输出的度量层信息, 通过计算识别结果向量与参考向量之间的相似度来构造基本信任分配。这种方法根据当前信息与理想情况的相似性提取可用证据, 相比常见的借用折扣规则获取基本信任分配的策略更为合理。通过对仿真数据和空中目标雷达测量数据上的实验, 验证了该方法构造的基本信任分配可由 Dempster 组合规则有效融合并得到令人满意的结果。

### 2 Dempster-Shafer 理论基础

在封闭世界假设下, 某一判决问题的所有可能结果构成的有限集  $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_M\}$  称为辨别框架。  $\Theta$  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  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$  且  $m(\emptyset) = 0$ 。

$\forall A \subseteq \Theta$ ,  $m(A)$  的取值称为  $m$  在  $A$  上的基本信任质量(Basic Belief Mass, BBM)。  $\Theta$  中一切满足  $m(A) > 0$  的子集  $A$  称为 BBA  $m$  的焦点。  $m$  的所有焦点构成的集合称为该 BBA 的核, 记为  $\mathcal{C}$ , 并称 BBA  $m$  是聚焦在  $\mathcal{C}$  上的。

$\forall A \subseteq \Theta$ , 若  $m$  满足  $m(A) = 1$ , 则称其为聚焦在  $\{A\}$  上的绝对信任分配(Categorical Belief Assignment, CBA); 若 CBA 聚焦在  $\{\emptyset\}$  上, 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  $\Theta$  的单元元素子集  $\{\theta_i\}$ , 则称之为 Bayesian 信任分配(Bayesian Belief Assignment), 其数学形式与概率函数相同。

Dempster-Shafer 理论中与  $m$  相关的信任量化函数还有信任函数 Bel 与似真函数 Pl,  $\forall A \subseteq \Theta$  分别定义为  $\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$  与  $\text{Pl}(A) = 1 - m(\bar{A})$ 。

当需要作出决策时, 由 BBA 导出的投注概率(pignistic probability)函数为

$$\text{BetP}(A) = \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) \frac{|A \cap B|}{|B|}, \quad B \subseteq \Theta \quad (1)$$

其中  $|\cdot|$  表示对集合取基数。

对定义在  $\Theta$  上的两个相互独立的 BBA  $m_1$  与  $m_2$ , 它们的联合作用可由 Dempster 组合规则进行计算:

$$m_1 \oplus m_2(A) = m_{1 \oplus 2}(A) = K \cdot \sum_{X \cap Y = A} m_1(X) \cdot m_2(Y) \quad (2)$$

式(2)中的  $K$  为归一化因子, 表达式为

$$K = \left( 1 - \sum_{X \cap Y = \emptyset} m_1(X) \cdot m_2(Y) \right)^{-1} \quad (3)$$

式(3)中  $\sum_{X \cap Y = \emptyset} m_1(X) \cdot m_2(Y)$  表示待组合 BBA 之间不相容部分的联合作用, 一般用于度量 BBA 之间的冲突, 记为  $m_{1 \oplus 2}(\emptyset)$ 。当冲突较大时 Dempster 组合规则的计算可能失效。

### 3 基于相似性度量构造基本信任分配

#### 3.1 问题描述

设多传感器融合目标识别系统中有  $K$  个相互独立的传感器  $S_1, \dots, S_K$ , 它们既可能是雷达, 红外, 可见光等物理传感器, 也可能是基于不同识别方法的逻辑传感器。封闭世界假设下,  $M$  类可能存在的目标构成的辨别框架为  $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_M\}$ 。对每一个输入的待识别目标  $x$ , 传感器  $S_k$  ( $k=1, \dots, K$ ) 输出一个识别结果向量  $d_k = [d_k(\theta_1), \dots, d_k(\theta_M)]^T$ , 其中每个  $d_k(\theta_i)$  ( $i=1, \dots, M$ ) 表示传感器  $S_k$  在观测到  $x$  后认为它属于  $\theta_i$  类的一种距离或相似性度量, 在决策层融合目标识别中被称为度量层信息。由于各子源传感器的工作原理或识别方法不同, 识别结果向量  $d_k$  的分量  $d_k(\theta_i)$  可能具有不同的意义或量级, 第一步应采用文献[17]中的方法将  $d_k(\theta_i)$  统一为概率度量。变换后的  $d_k$  记为  $t_k = [t_k(\theta_1), \dots, t_k(\theta_M)]^T$ 。通常, 子源传感器的性能存在一定的局限, 基于它们的输出信息在本地判决可能存在比较大的错误率。利用 Dempster 组合规则对子源传感器的输出结果进行融合可以得到更加准确可靠的目标类别, 而完成这种融合的首要步骤就是基于度量层信息  $t_k$  构造 BBA。

#### 3.2 基本信任分配的构造

对上述问题的一种常见做法是借用折扣规则构造 BBA<sup>[7, 8]</sup>。这种策略操作简便, 所得 BBA 可能具有的焦元包

括  $\Theta$  的所有单元元素子集以及  $\Theta$  自身。从理论意义上看, 这种做法的问题在于: 折扣本质上不是针对 BBA 构造而提出的, 其真正目的是通过对 BBA 进行修正以限制不可靠传感器在融合中的作用, 并在一定程度上减少传感器之间的冲突。因此, 无论在构造 BBA 的过程中引入折扣还是将 BBA 构造与 BBA 折扣分别处理, 都不能混淆 BBA 构造与 BBA 折扣。为强调这一点, 本文在构造 BBA 的过程中暂不考虑信息源的可靠性。

对于 BBA 的构造, 尽管一般性的方法难以得到, 但在某一特定的问题背景下, 应遵循相应的原则。根据子源传感器对当前目标输出的度量层信息构造的 BBA 应满足:

(1) BBA 的构造只能以当前可用信息为基础, 不应引入合理性未经证明的主观因素;

(2) 在没有充分的理由反对各子源传感器  $S_k$  当前输出的情况下, 构造的 BBA 在各个单元元素集  $\{\theta_i\} \subset \Theta$  上的取值不应改变目标  $x$  与  $\theta_i$  之间的原相似性度量上的大小关系;

(3) 根据各子源传感器输出信息构造的 BBA 之间的冲突应尽可能小;

(4) 在保证不损失太多信息的前提下, 焦元数应尽可能少, 以避免融合过程中的计算量与存储空间过大。

Ahmed 等在文献[12]中通过计算度量层识别结果向量与参考向量之间的相似度获得基本信任分配。该方法在某些情况下具有较好的应用效果, 但也存在一定的问题。主要是其中的参考向量由参数优化的学习过程得到, 而作者在获取最优解的求导公式推导过程中省略了一些变量的影响, 使得该过程的合理性受到质疑, 并且整个优化过程较为繁琐, 学习样本需求量较大, 合理选取学习样本存在一定的困难。因此, 结合基于度量层信息构造 BBA 的准则, 本文基于计算度量层信息与参考向量之间相似度的思想提出了一种更为简便的 BBA 构造方法如下:

首先, 对每个  $\theta_i \in \Theta$ , 给出聚焦在  $\theta_i$  上的 CBA 导出的投注概率向量  $\text{BetP}_k^{(\theta_i)}$ , 同时给出 VBA 对应的投注概率向量  $\text{BetP}_k^{(\Theta)}$ 。随后, 对  $t_k = [t_k(\theta_1), \dots, t_k(\theta_M)]^T$ , 分别计算它与每个  $\text{BetP}_k^{(\theta_i)}$  以及与  $\text{BetP}_k^{(\Theta)}$  之间的接近度  $C(\text{BetP}_k^{(\theta_i)}, t), \dots, C(\text{BetP}_k^{(\theta_M)}, t), C(\text{BetP}_k^{(\Theta)}, t)$ , 接近度的计算公式为

$$C_k(\text{BetP}_k^{(A)}, t_k) = \frac{1/\left(R_{k,p}^{(A)}\right)^2}{\sum_{i=1}^M \left[1/\left(R_k^{(\theta_i)}\right)^2\right] + \left[1/\left(R_k^{(\Theta)}\right)^2\right]} \quad (4)$$

其中集合  $A$  分别为  $\{\theta_1\}, \dots, \{\theta_M\}, \Theta$ , 且

$$R_{k,p}^{(A)} = \sum_{i=1}^M \left| t_k(\theta_i) - \text{BetP}_k^{(A)}(\theta_i) \right| \quad (5)$$

是  $t_k$  与各  $\text{BetP}_k^{(A)}$  之间的绝对距离。注意, 当  $t_k$  与某  $\text{BetP}_k^{(A)}$  相等时,  $R_{k,p}^{(A)} = 0$ , 此时  $C(\text{BetP}_k^{(A)}, t)$  的分子部分  $1/\left(R_{k,p}^{(A)}\right)^2 = \infty$ , 分母等于一个无穷大的数与有限个  $[0, 1]$  区间中的数相加, 故  $C(\text{BetP}_k^{(A)}, t) = \infty/\infty = 1$ 。在具体编程实现时, 只需对分母为 0 的情况进行补充定义即可。

显然  $C(\mathbf{BetP}_k^{(A)}, \mathbf{t}) \in [0, 1]$ ，将其归一化：

$$m_k(A) = C(\mathbf{BetP}_k^{(A)}, \mathbf{t}_k) / \left[ \sum_{i=1}^M C(\mathbf{BetP}_k^{(\theta_i)}, \mathbf{t}_k) + C(\mathbf{BetP}_k^{(\Theta)}, \mathbf{t}_k) \right] \quad (6)$$

即可得到传感器  $S_k$  的潜在焦元为  $\{\theta_1\}, \dots, \{\theta_M\}, \Theta$  的 BBA  $m_k$ 。

上述方法得到的 BBA  $m(\cdot)$  的焦元数  $|\mathcal{C}| \leq |\Theta| + 1$ ，且当两个相互独立的 BBA 均满足  $|\mathcal{C}| = |\Theta| + 1$  且  $|\Theta| = M$  时，利用 Dempster 组合规则将它们融合共需  $3M + 2$  次乘法计算与  $3M$  次加法计算，因此所需计算量与  $M$  成线性关系，避免了 Dempster 组合规则计算量随辨别框架基数  $M$  的增加而成指数增长的问题。此外，由于  $\Theta$  是潜在焦元之一，因此两个相互独立的 BBA 之间在大多数情况下不会完全冲突。这在很大程度上简化乃至避免了复杂的冲突分析与处理<sup>[18-20]</sup>过程，符合 Heanni 提出的通过 BBA 建模以化解冲突的思想<sup>[21]</sup>。

### 4 算例及实验结果分析

#### 4.1 算例分析

本节用一个简单算例对 BBA 计算公式(4)-式(6)进行性质上的分析与说明。

**算例** 对二元辨别框架  $\Theta = \{\theta, -\theta\}$ ，令传感器  $S_k$  给出一组识别结果向量  $\mathbf{t}_k = [t_k(\theta), t_k(-\theta)]^T$ ， $t_k(\theta)$  从 0 变到 1， $t_k(-\theta)$  从 1 变到 0，变化步长均为 0.05。用于构造 BBA 的投注概率向量分别为  $\mathbf{BetP}_k^{(\theta)} = [1, 0]^T$ ， $\mathbf{BetP}_k^{(-\theta)} = [0, 1]^T$  以及  $\mathbf{BetP}_k^{(\Theta)} = [0.5, 0.5]^T$ 。由式(4)-式(6)， $\{\theta\}$ ， $\{-\theta\}$  与  $\Theta$  上所得 BBM 的变化情况如图 1。

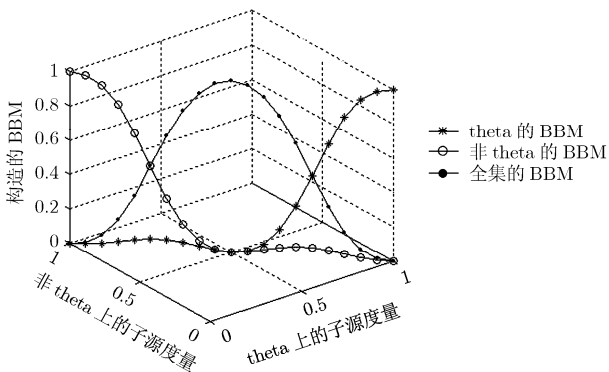


图 1  $\{\theta\}$ ， $\{-\theta\}$  以及  $\Theta$  上 BBM 的变化

从图中可见，在  $\mathbf{t}_k$  变化的过程中，它与聚焦在单元元素集上的 CBA 导出的  $\mathbf{BetP}_k^{(A)}$  ( $A \in \{\{\theta\}, \{-\theta\}\}$ ) 之间的绝对距离取值范围为  $[0, 2]$ ，与 VBA 导出的  $\mathbf{BetP}_k^{(\Theta)}$  之间的绝对距离取值范围为  $[0, 1]$ 。当  $\mathbf{t}_k = [1, 0]^T$  时，它与  $\mathbf{BetP}_k^{(\Theta)}$  之间的绝对距离等于 0，与  $\mathbf{BetP}_k^{(-\theta)}$  之间的绝对距离等于 2，与  $\mathbf{BetP}_k^{(\theta)}$  之间的绝对距离等于 1，按式(4)-式(6)，有  $m_k(\{\theta\})$

$= 1$ ， $m_k(\{-\theta\}) = 0$  以及  $m_k(\Theta) = 0$ ，这是一个 CBA。类似地， $\mathbf{t}_k = [0, 1]^T$  时求它与  $\mathbf{BetP}_k^{(\theta)}$ ， $\mathbf{BetP}_k^{(-\theta)}$  以及  $\mathbf{BetP}_k^{(\Theta)}$  之间的绝对距离将得到一个聚焦在  $\{-\theta\}$  上的 CBA。而  $\mathbf{t}_k = [0.5, 0.5]^T$  时，它与  $\mathbf{BetP}_k^{(\Theta)}$  之间的绝对距离为 0，故由式(4)-式(6)得到一个 VBA。

由该例可以看到本文构造的 BBA 在子源传感器的输出度量  $\mathbf{t}_k$  处于 3 个极端情况时的取值符合实际的情形。在当  $\mathbf{t}_k$  的各分量在极端情况之间变化时，图形显示  $m_k$  值的变化趋势也是合理的。

#### 4.2 仿真数据实验

设系统中有 3 个传感器  $S_1, S_2$  与  $S_3$ ，3 类目标构成的辨别框架为  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 。此处模拟生成各传感器提取的特征向量。设各传感器提取的目标特征向量维数为 2，并且它们满足某种分布(高斯分布或高斯分布与均匀分布的和)，其分布参数如表 1 至表 3 所示。依据这些分布，对每类目标模拟生成 500 个样本的特征向量。每个传感器均采用贝叶斯分类器进行分类，当给定一个样本时，各传感器的输出均为一个 3 维向量，表示该传感器输出的样本属于各个类别的后验概率估计值。

对各传感器的输出向量，根据式(4)-式(6)，可分别构造出 BBA  $m_k(\{\theta_1\})$ ， $m_k(\{\theta_2\})$ ， $m_k(\{\theta_3\})$  以及  $m_k(\Theta)$ ， $k \in \{1, 2, 3\}$ 。将它们用式(2)的 Dempster 组合规则进行组合后，再将所得 BBA 利用式(1)的投注变换转化为投注概率，利用

表 1 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	
	$m_x$	$m_y$	$\delta_x$	$\delta_y$	$x$ 范围	$y$ 范围
$\theta_1$	0.8	1.3	0.5	0.4	[-0.1 0.1]	[-0.2 0.2]
$\theta_2$	0.3	1	0.4	0.5	—	—
$\theta_3$	1.1	0.7	0.4	0.5	—	—

表 2 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	
	$m_x$	$m_y$	$\delta_x$	$\delta_y$	$x$ 范围	$y$ 范围
$\theta_1$	0.5	1.3	0.4	0.3	—	—
$\theta_2$	0	0.9	0.4	0.5	[-0.1 0.1]	[-0.2 0.3]
$\theta_3$	0.6	0.8	0.4	0.4	—	—

表 3 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	
	$m_x$	$m_y$	$\delta_x$	$\delta_y$	$x$ 范围	$y$ 范围
$\theta_1$	0.6	2	0.8	1	—	—
$\theta_2$	1.2	1.5	0.7	0.5	—	—
$\theta_3$	1.7	0.8	0.4	0.9	[-0.2 0.2]	[-0.2 0.3]

最大后验概率准则进行决策可得到最终的判决结果。

本实验比较了 Xu 方法构造的 BBA, 折扣方法(折扣因子为各子源传感器的识别率)构造的 BBA, 以及本文方法构造的 BBA 通过 Dempster 组合规则融合后对各类目标得到的正确识别率, 可以看到本文构造的 BBA 融合识别效果最好, 分别比 Xu 的方法与折扣的方法高出 8.9% 与 3.1%。另外, 为了体现 Dempster-Shafer 理论处理决策层融合目标识别问题的优越性, 我们还列出了投票法、模糊综合评判与加权平均算子在该组数据上得到的识别率, 其中, 模糊综合评判与加权平均算子使用的权重均为各传感器对各类别的识别率。可见, Dempster 组合规则得到的识别率在这组数据上比所列方法均有所提高, 具体结果如表 4 所示。

表 4 传感器子源及融合识别率比较(%)

	目标 1	目标 2	目标 3	平均
传感器 1	61.0	62.6	67.2	63.6
传感器 2	74.4	65.2	59.4	66.3
传感器 3	64.2	63.2	72.6	66.7
投票法	80.2	67.8	75.2	74.4
模糊综合评判	65.6	75.4	83	74.8
加权平均算子	79	71	72	74
Xu BBA 组合	70.6	81.2	82.8	78.2
折扣 BBA 组合	78.4	83.4	90.2	84
本文 BBA 组合	85.8	82.2	93.4	87.1

#### 4.3 实测数据实验

这组实验数据是辨别框架  $\Theta = \{F, J, H, W, Y\}$  中的 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  $0 \sim 30^\circ$ , 每一类样本数 160 个。传感器集包含 3 种逻辑传感器, 分别是距离分类器  $S_d$ , Bayes 分类器  $S_b$ , BP 网分类器  $S_{bp}$ 。3 个分类器对每个待识别目标  $x$  输出的识别结果统一为归一化相似性度量  $t_k$  后, 同样可根据式(4)~式(6)分别构造出 BBA  $m_k(\{F\})$ ,  $m_k(\{J\})$ ,  $m_k(\{H\})$ ,  $m_k(\{W\})$ ,  $m_k(\{Y\})$  以及  $m_k(\Theta)$ ,  $k = d, b, bp$ 。组合与判决过程同 4.2 节的实验。

该组数据上的试验结果比较方式与 4.2 节相同, 可以看到本文构造的 BBA 融合识别效果最好, 分别比 Xu 的方法与折扣的方法高出 4% 与 0.75%。另外, 为了体现 Dempster-Shafer 理论在解决决策层融合目标识别问题时的优越性, 我们还列出了投票法、模糊综合评判与加权平均算子在该组数据上得到的融合识别率, 其中, 模糊综合评判与加权平均算子使用的权重为各传感器对各类别的识别率。具体结果如表 5 所示。

需要说明的是, 在抽象层上, 由于传感器数目较少, 这组数据利用投票法的融合效果并不理想; 而在度量层上, 这组数据的互补性较好, 已有方法融合后的识别率比子源传感

表 5 融合前后识别率对比(%)

	F	J	H	W	Y	平均
$S_d$	100	75	87.5	56.25	70	77.75
$S_b$	100	76.88	68.75	90	75.63	82.25
$S_{bp}$	87.5	79.38	100	62.5	93.75	84.63
投票法	100	75	87.5	65	91.25	83.75
模糊综合评判	93.13	80	100	84.38	93.75	90.25
加权平均算子	100	75	100	88.75	93.75	91.50
Xu BBA 组合	100	75	100	83.13	91.87	90
折扣 BBA 组合	100	81.25	100	91.25	93.75	93.25
本文 BBA 组合	100	83.13	100	92.50	94.37	94.00

器都有较大提高, 在此基础上要进一步提高识别率非常困难。但是相对其他融合方法, 本文方法融合的识别率都有不同程度的提高, 说明了本文方法的有效性。

#### 5 结束语

本文针对决策层融合目标识别问题, 通过计算各子源传感器对待识别目标输出的度量层信息与参考向量之间的相似度, 对基本信任分配进行了构造。通过在模拟生成数据以及空中雷达目标实测数据上的实验, 证明了该方法在基本信任分配的构造问题是可行的, 所构造的基本信任分配能够被 Dempster 组合规则有效地融合并得到比子源传感器更好的结果。事实上, 决策层融合目标识别可能面对的信息还包括抽象层与排序层信息, 对每个层次, 都需要建立一种合理有效的信任分配构造方法。因此, 在今后的研究中, 还要进一步完善基于全部决策层信息的基本信任分配构造方法。另外, 为了减少信息的损失, 如何直接根据前端的特征数据构造基本信任分配也是值得研究的问题。

#### 参考文献

- [1] Dempster A. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping [J]. *Annals of Math. Statistics*, 1967, 38: 325-339.
- [2] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton: Princeton Univ. Press, 1976.
- [3] Delmotte F and Smets P. Target identification based on the transferable belief model interpretation of dempster-shafer model [J]. *IEEE Trans. on SMC, Part A: Systems and Humans*, 2004, 34(4): 457-471.
- [4] 王壮. C<sup>4</sup>ISR 系统目标综合识别理论与技术研究[D]. [博士论文], 长沙: 国防科技大学, 2001, 第 2 章.
- [5] Xu L, Krzyzak A, and Suen C. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition [J]. *IEEE Trans. on SMC*, 1992, 22(3): 418-434.

- [6] Guo H, Shi W, and Deng Y. Evaluating sensor reliability in classification problems based on evidence theory [J]. *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics-PART B: Cybernetics*, 2006, 36(5): 970-981.
- [7] 黎湘, 付耀文, 景小军, 庄钊文. 多模导引头融合检测研究[J]. *系统工程与电子技术*. 2000, 22(10): 25-26.
- [8] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006, 第11章: 463-471.
- [9] Denœx T. A  $k$ -nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory [J]. *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, 1995, 25(5): 804-813.
- [10] Matsuyama T. Belief formation from observation and belief integration using virtual belief space in Dempster-Shafer probability model [C]. Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, Las Vegas, NV, Oct. 1994: 379-386.
- [11] Boudraa A, *et al.* Dempster-Shafer's basic probability assignment based on fuzzy membership functions [J]. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 2004, 4(1): 1-9.
- [12] Ahmed A and Deriche M. A new technique for combining multiple classifiers using the dempster-shafer theory of evidence [J]. *Journal of Artificial Intelligence Reasearch*, 2002, 17(11): 333-361.
- [13] Yaghlane A, Denœux T, and Mellouli K. Elicitation of expert opinions for constructing belief functions [C]. Proceedings of IPMU'2006, Paris, France, Jul. 2006, Vol I: 403-411.
- [14] Lefevre E, *et al.* Knowledge modeling methods in the framework of evidence theory: An experimental comparison for melanoma detection [C]. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Nashville, TN, USA, Oct. 2000, Vol. 4: 2806-2811.
- [15] Denœx T. Construction of predictive belief functions using a frequentist approach [C]. Proceedings of IPMU'2006, Paris, France, Jul. 2006, Vol II: 1412-1419.
- [16] Aregui A and Denœx T. Consonant belief function induced by a confidence set of pignistic probabilities [C]. Proceedings of ECSQARU'2007, Hammamet, Tunisia, 2007: 344-355.
- [17] 叶芴芸. 基于神经网络的图象识别方法及应用[D]. [博士学位论文], 上海: 上海交通大学, 1997, 第5章.
- [18] Liu W. Analyzing the degree of conflict among belief functions [J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170: 909-924.
- [19] 郭华伟, 施文康, 邓勇, 陈智军. 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.
- [20] Smets P. Analyzing the combination of conflicting belief functions [J]. *Information Fusion*, 2007, 8(4): 387-412.
- [21] Haenni R and Hartmann S. Shedding new light on Zadeh's criticism of Dempster's rule of combination [C]. 7th International Conference on Information Fusion, Univ. of Berne, Bern, Switzerland, Appl. -Math. 2005: 880-884.
- 贾宇平: 男, 1981年生, 博士生, 感兴趣的领域为信息融合、不确定性信息处理.
- 杨威: 男, 1985年生, 博士生, 感兴趣的领域为信息融合、不确定性信息处理.
- 付耀文: 男, 1976年生, 副教授, 主要研究领域包括雷达目标识别、信息融合等.
- 庄钊文: 男, 1958年生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域包括自动目标识别、模糊技术等.