

利用模糊证据理论的信息融合方法及其应用

徐琰珂¹, 梁晓庚^{1,2}, 贾晓洪²

(1. 西北工业大学 自动化学院, 710129 西安, keke_lulu2000@163.com; 2. 中国空空导弹研究院, 471009 洛阳)

摘要: 提出了一种基于模糊集合和证据理论的信息融合方法. 针对证据理论应用中基本概率指派函数 (mass 函数) 以及多传感器信息融合中各个传感器测量数据的可信度均难以确定的问题, 首先利用传感器测量信息的不确定性得到辨识框架的隶属度函数; 然后利用隶属度函数构造证据理论的 mass 函数; 再根据各 mass 函数之间的距离评估各传感器的相对可信度, 在此基础上对各个证据进行折扣, 利用基于折扣系数法的改进证据理论组合规则对多传感器信息进行融合. 最后将所提出的方法应用于目标识别系统中. 仿真结果表明, 在证据高度冲突时, 该方法仍能正确识别目标, 提高了信息融合系统的稳定性.

关键词: 信息融合; 模糊证据理论; 折扣系数法; 冲突; 目标识别

中图分类号: TP182 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2012)03-0107-05

Information fusion based on fuzzy evidence theory and its application in target recognition

XU Yan-ke¹, LIANG Xiao-geng^{1,2}, JIA Xiao-hong²

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, 710129 Xi'an, China, keke_lulu2000@163.com;

2. China Airborne Missile Academy, 471009 Luoyang, China)

Abstract: In this paper, an information fusion method based on fuzzy set and evidence theory was proposed. Firstly, the fuzzy membership function of the recognition framework was obtained from the uncertain observation collected by the sensor. Then by using the membership function, the mass function could be obtained. After that, the evidence distance was used to determine the credibility and the discounting factor of each sensor. The present approach was tested in a target recognition system to illustrate its efficiency. The simulation results show that even if the evidences are conflict with each other in a high degree, correct results can be obtained.

Key words: information fusion; fuzzy evidence theory; discounting; conflict; target recognition

多传感器信息融合是指对来自多个传感器的信息进行多级别、多层次的处理, 以产生对被测对象的统一的最佳估计, 其潜在优势是能在更短的时间内, 以更少的代价获得单个传感器无法获取的更精确的信息^[1-2]. 但是由于各种干扰的影响以及传感器本身存在误差, 各传感器提供的信息一般都是不完全、不精确、模糊的, 都具有一定程度的不确定性, 信息融合过程实质上是 1 个不确

定性推理与决策的过程. 为了解决这一问题, 许多学者都提出采用证据理论来提高系统的置信度, 并发展了许多改进的证据组合法^[3-6], 如刘海军等^[7]利用 D-S 证据理论成功的解决了辐射源及其平台的不确定问题; 叶清等^[8]提出了一种基于能量函数的证据合成方法, 成功的降低了证据理论在应用过程中的计算复杂度. 在众多证据理论改进方法中, 折扣系数法^[9-10]是具有代表性的一类方法, 在该方法中, 如何确定各个传感器的可信度, 从而获得对各个传感器报告的折扣系数是该方法能否获得应用的关键. 蒋雯等^[11]提出一种通过修正冲突系数来获得折扣系数的方法, 并将其成

收稿日期: 2010-11-16.

基金项目: 航空科学基金资助项目 (20090112002).

作者简介: 徐琰珂 (1985—), 女, 博士研究生;

梁晓庚 (1960—), 男, 教授, 博士生导师.

功应用于目标识别系统中;许佳丽等^[12]利用证据的信息量作为其折扣系数,取得了一定的成果.

在证据理论中,传感器的输出信息被表示为定义在辨识框架幂集下的基本概率指派函数(mass函数),利用证据组合规则实现多个mass函数的组合,最终实现多源信息融合.在以往学者的研究中,往往假设各传感器的mass函数是已知的,如何从传感器观测的模糊信息中,获得合理的mass函数这一问题一直没有得到很好的解决,而mass函数的获得是证据理论得以应用的关键所在^[13].

本文在前人研究的基础上,提出了一种利用模糊信息理论确定mass函数的方法.首先将辨识框架看作是模糊集合,利用传感器的不确定结构(用其观测值的概率函数表示)来表示辨识框架的不确定性,从而得到辨识框架的隶属函数;然后利用该隶属函数构造证据理论的mass函数;再根据各个证据之间的相互支持程度评估各传感器所提供信息的相对可信度;在此基础上对各个证据进行折扣,利用基于折扣系数法的改进证据理论组合规则对多传感器信息进行融合.

1 D-S 证据理论及其改进

1.1 证据理论基础

证据理论是建立在1个非空集合 Θ 上的理论,该集合被称为辨识框架.它由一些互斥且穷举的元素组成,包含当前要识别的全体对象,记为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$.对于 Θ 的每个子集 A ,可以指派1个概率,称为基本概率分配.

定义1 令 Θ 为1个论域集合, 2^Θ 为 Θ 的所有子集构成的集合,称 $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为基本概率分配函数(mass函数),它满足

$$\sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1, m(\phi) = 0. \quad (1)$$

D-S 证据理论提供了1个有用的证据合成公式,使人们能够合成多个信息源提供的证据,其组合形式为

$$m(\phi) = 0, \quad (2)$$

$$m(A) = \frac{1}{1 - k} \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j) \quad (\forall A \neq \phi). \quad (3)$$

其中 $k = \sum_{A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i) m_2(B_j)$ 反应了证据之间的冲突程度.由式(3)可见,当 $k = 1$ 时,证据理论的组合规则将不能使用.此外,很多学者都证明了当 $k \rightarrow 1$ 时,证据高度冲突,利用D-S证据组合规则进行证据合成将会产生有悖常理的结果.

1.2 折扣系数法

在真实的战场环境下,由于恶劣的自然因素

和人为干扰,传感器的报告经常是高度冲突的.为解决高度冲突下的证据融合问题,许多学者提出了很多种改进方法,在现有的众多方法中,折扣系数法是一种比较简单而又有效的方法.

若对信息源只有 α 的确信度,其中 $\alpha \in [0,1]$,则对该信息源获得的mass函数 $m(A)$ 按照以下的折扣规则进行折扣,称 α 为折扣系数(传感器的可信度):

$$\begin{cases} m^\alpha(\Theta) = \alpha m(\Theta) + 1 - \alpha; \\ m^\alpha(A) = \alpha m(A), \quad (\forall A \subset \Theta). \end{cases} \quad (4)$$

可见,折扣规则是根据证据的整体可信度,将各个焦元($m(A)$)的部分信度重新分配给全集,从而在mass函数中融入了传感器的可信度信息,进而提高了后续融合决策的精度和可信度.利用折扣系数法的关键问题是确定折扣系数 α .

2 模糊信息下 mass 函数的确定

2.1 隶属函数的确定

设有 m 个传感器同时对目标 x 进行探测,这些传感器可能是各种有源或无源的探测器,它们分别测量目标不同的特征参数,各自获得对目标 x 的识别信息,如雷达传感器可通过目标的雷达回波特性获得对该目标的识别信息,红外传感器可通过目标的红外辐射特性获得对该目标的识别信息.设第 i 个传感器测得的数据为 $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$.传感器的测量值可看作是目标属性的真实值与噪声信号的叠加.不失一般性,假设测量噪声为零均值的高斯白噪声,则 x_i 也服从高斯分布,其均值为目标属性的真实值,记为 μ .由此,写出 x_i 概率密度分布函数为

$$p(x/x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}\right). \quad (5)$$

其中 σ^2 为测量噪声的方差.

假设目标模型库中有 n 个已知的目标类型, m 个传感器分别测量目标不同的特征参数,设第 j 类目标的第 i 个目标属性的真实值为 $\mu_{i,j}$,第 i 个传感器测量噪声的方差分别为 σ_i^2 .记 $\{A_1, A_2, \dots, A_n, U\}$ 为系统的辨识框架,该集合可以看作是1个模糊集合,其中 U 表示不明物体,传感器判别所测目标为 U 代表该被测目标不属于已知目标库中的任一目标类型.

传感器的任务是根据测量值 x_i 判别被测对象属于哪一类目标或者是属于不明物体 U ,以及该被测对象属于 $A_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 以及 U 的程度如何,即需要求出 x_i 属于各个目标类型的隶属度.

由测量数据的分布特性,给出被测目标 x 的测

量值 x_i 偏离各个目标属性真实值的误差函数如下:

$$e_{i,A_j}(x) = E_{\text{erf}} \left| \frac{x_i - \mu_{i,j}}{\sqrt{2}\sigma_i} \right|, \quad (6)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, n$, $e_{i,A_j}(x)$ 表示第 i 个传感器的测量值偏离目标模式 A_j 的程度,从直观上讲,若 $e_{i,A_j}(x)$ 很大,即测量值 x_i 严重偏离目标类 A_j 特征属性的真实值 $\mu_{i,j}$,则认为第 i 个传感器所测目标隶属于该目标类的可能性就很小;反之,若 $e_{i,A_j}(x)$ 很小,即测量值 x_i 距离目标类 A_j 特征属性的真实值很近,则认为第 i 个传感器所测目标隶属于该目标类的可能性就很大.

由 $e_{i,A_j}(x)$ 的定义可知: $0 \leq e_{i,A_j}(x) \leq 1$, 因此,可定义隶属度函数为

$$\beta_{i,A_j}(x) = 1 - e_{i,A_j}(x) = 1 - E_{\text{erf}} \left| \frac{x_i - \mu_{i,j}}{\sqrt{2}\sigma_i} \right|. \quad (7)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$. 为了得到 $\beta_{i,U}(x)$, 利用模糊逻辑中的模糊关系

$$\beta_{i,U}(x) = \text{NOT}(A_j) = 1 - \max(\beta_{i,A_j}(x)). \quad (8)$$

其中 $j = 1, 2, \dots, n$. 这样,对于任意识别对象 x , m 个传感器分别给出它属于各个模式的隶属度为

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{1,A_1}(x) & \beta_{1,A_2}(x) & \cdots & \beta_{1,A_n}(x) & \beta_{1,U}(x) \\ \beta_{2,A_1}(x) & \beta_{2,A_2}(x) & \cdots & \beta_{2,A_n}(x) & \beta_{2,U}(x) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \beta_{m,A_1}(x) & \beta_{m,A_2}(x) & \cdots & \beta_{m,A_n}(x) & \beta_{m,U}(x) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

2.2 mass 函数的确定

由 D-S 证据理论可知, mass 函数表示的是证据对某命题 A 的支持程度. 将辨识框架看作模糊集合,则隶属度表示的是识别对象属于各个模式的程度,从这一意义出发,可以通过隶属度简单的构造各传感器证据的 mass 函数如下:

$$m_i(A_j) = \frac{\beta_{i,A_j}(x)}{\sum_{j=1}^n \beta_{i,A_j}(x) + \beta_{i,U}(x)}, \quad (10)$$

$$m_i(U) = \frac{\beta_{i,U}(x)}{\sum_{j=1}^n \beta_{i,A_j}(x) + \beta_{i,U}(x)}. \quad (11)$$

式(10)和式(11)符合 D-S 证据理论中 mass 函数的性质(式(1)),并且最大限度的保留了各个传感器观测结果的不确定性,同时还避免了由于一些人为引入的映射而使被处理的信息失真的情况^[14].

3 折扣系数的确定

在真实的战场环境下,由于恶劣的自然因素

和人为干扰,各传感器得到的证据并不是完全可靠的,相对不可靠的证据源往往会影响证据组合的倾向性,有时会导致错误的结论或者导致决策困难. 因此,需要将传感器的可信度信息融入证据组合的过程中.

传感器的可信度是定量描述传感器性能的综合指标. 在理想情况下,当多个传感器同时观测 1 个目标时,它们之间的冲突不应该很大. 因此,可以认为,若 1 个传感器的报告总是受其它传感器支持,则该传感器的报告就比较可信;反之,若 1 个传感器的报告总是与其他传感器的报告冲突,则认为它不可靠,可信度较低. 另一方面,由于外界环境的变化,各个传感器报告的可信度并不是 1 个定值,因此,需要实时的评估传感器的可信度.

前文已经通过式(10)和式(11)用隶属度函数构造了各传感器证据的 mass 函数,它指出各个传感器对某个命题 A_j 的支持程度,即各个传感器认为所测目标属于某一目标类 A_j 的程度. 若某两个传感器之间相互支持,则它们的 mass 函数之间的差异性必然很小. 因此,可以用 mass 函数之间的差异性来衡量各个传感器的相互支持程度. Jousselme 等^[15]提出了一种用证据之间的距离来衡量证据之间差异性的方法. 他将 mass 函数表示为 1 个在 $E_{2^{\theta}}$ 中的坐标系为 $m(A_j)$ 的向量 $\mathbf{m}$, 并定义两个证据之间的距离为

$$d_{i,j} = \sqrt{0.5(\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)^T \underline{D}(\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)}. \quad (12)$$

其中: $i, j = 1, 2, \dots, m$; $\underline{D} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} (A, B \in 2^{\theta})$;

$d_{i,j}$ 为置信距离测度,表征两个证据体 $\mathbf{m}_i$ 和 $\mathbf{m}_j$ 之间的差异性,且 $0 \leq d_{i,j} \leq 1$. $d_{i,j}$ 越大,说明两个证据体 $\mathbf{m}_i$ 和 $\mathbf{m}_j$ 之间的差异越大,表示第 i 个传感器被第 j 个传感器的支持程度越低; $d_{i,j}$ 越小,说明两个证据体 $\mathbf{m}_i$ 和 $\mathbf{m}_j$ 之间的差异越小,表示第 i 个传感器被第 j 个传感器的支持程度越高.

定义两传感器之间的相似度为

$$f_{i,j} = 1 - d_{i,j}, \quad (13)$$

则第 i 个传感器被其它传感器的支持程度可由下式来表示:

$$f_i = \frac{1}{m-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m f_{i,j}, (i, j = 1, 2, \dots, m). \quad (14)$$

其中 f_i 反映了第 i 个传感器被其它传感器的平均支持程度,若 1 个传感器被其它传感器所支持,则认为它的可信度就高. 令 $f = \max(f_i)$, 则每个传感器的相对可信度表示为

$$\alpha_i = \frac{f_i}{f}, (i = 1, 2, \dots, m). \quad (15)$$

α_i 反映了各个传感器提供证据的相对可信度,因此可以将 α_i 作为各个证据的折扣系数.

4 目标识别应用

将本文的算法用于目标识别任务的仿真实验中,令辨识框架为 $\{A,B,U\}$,其中 A 和 B 代表两个不同的目标, U 表示不明物体. A 和 B 目标属性的真实值和各个传感器的测量值如表 1.

表 1 目标特性参数以及传感器测量值

传感器	目标 A 各属性的真值	目标 B 各属性的真值	测量噪声的均方差	测量值
1	243.0	260.0	10.0	246.00
2	0.5	0.4	0.1	0.55
3	30.0	40.0	4.0	32.00
4	27.0	21.0	1.2	30.00

计算误差函数矩阵如下:

$$e = \begin{bmatrix} 0.235\ 8 & 0.838\ 5 \\ 0.382\ 9 & 0.866\ 4 \\ 0.382\ 9 & 0.954\ 5 \\ 0.987\ 6 & 1.000\ 0 \end{bmatrix}.$$

各传感器判别被测目标属于各个模式的隶属度为

$$\beta = \begin{bmatrix} 0.764\ 2 & 0.161\ 5 & 0.235\ 8 \\ 0.617\ 1 & 0.133\ 6 & 0.382\ 9 \\ 0.617\ 1 & 0.045\ 5 & 0.382\ 9 \\ 0.012\ 4 & 0 & 0.987\ 6 \end{bmatrix}.$$

各传感器对应的基本概率分配值 (mass 函数) 如下.

$$\begin{aligned} m_1:m_1(A) &= 0.658\ 0, m_1(B) = 0.139\ 0, \\ &m_1(C) = 0.203\ 0; \\ m_2:m_2(A) &= 0.544\ 4, m_2(B) = 0.117\ 8, \\ &m_2(C) = 0.337\ 8; \\ m_3:m_3(A) &= 0.590\ 2, m_3(B) = 0.043\ 5, \\ &m_3(C) = 0.366\ 3; \\ m_4:m_4(A) &= 0.012\ 4, m_4(B) = 0, m_4(C) = \\ &0.987\ 6. \end{aligned}$$

由此,计算各传感器证据之间的距离为

$$d = \begin{bmatrix} 0 & 0.125\ 5 & 0.142\ 1 & 0.725\ 2 \\ 0.125\ 5 & 0 & 0.064\ 9 & 0.599\ 6 \\ 0.142\ 1 & 0.064\ 9 & 0 & 0.600\ 7 \\ 0.725\ 2 & 0.599\ 6 & 0.600\ 7 & 0 \end{bmatrix}.$$

各传感器之间的相似度矩阵为

$$f = \begin{bmatrix} 1.000\ 0 & 0.874\ 5 & 0.857\ 9 & 0.274\ 8 \\ 0.874\ 5 & 1.000\ 0 & 0.935\ 1 & 0.400\ 4 \\ 0.857\ 9 & 0.935\ 1 & 1.000\ 0 & 0.399\ 3 \\ 0.274\ 8 & 0.400\ 4 & 0.399\ 3 & 1.000\ 0 \end{bmatrix}.$$

所以,各传感器受其它传感器的支持程度为

$$\begin{aligned} f_1 &= 0.669\ 1; f_2 = 0.736\ 6; \\ f_3 &= 0.730\ 7; f_4 = 0.358\ 2. \end{aligned}$$

则,各传感器证据的动态可信度 (折扣系数) 为

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= 0.908\ 3; \alpha_2 = 1; \\ \alpha_3 &= 0.992\ 0; \alpha_4 = 0.486\ 2. \end{aligned}$$

可以看出,各传感器被其它传感器的相互支持程度依次为:2,3,1,4.

从各传感器的 mass 函数中可以看出,前 3 个传感器提供的证据都指示所测量的目标应被判别为目标 A,但是传感器 4 却判别该目标属于不明物体,并且证据 4 对“测量物属于不明物体”这一命题的支持程度很高 ($m_4(U) = 0.987\ 6$). 下面按照折扣系数法证据组合规则进行融合,并与经典的 D-S 组合规则以及文献 [11] 的方法进行比较,融合结果见表 2.

从表 2 中可以看出,当只有两个证据进行融合时,本文的基于传感器可信度的折扣系数法、经典的 D-S 证据理论方法以及文献 [11] 中的方法融合结果一致. 因为在只有两个证据时,两个证据间的相互支持程度相同,也就是说它们两个的折扣系数相等 (都为 1),这时折扣系数法退化为经典的 D-S 证据理论方法.

当对前 3 个传感器的证据进行融合时,三种方法均能判断被测对象属于目标 A,并且 D-S 方法的融合结果对这一命题的支持程度更大些,这是因为折扣系数法将折扣的信度分配给全集,所以当证据之间不一致程度较轻时,折扣系数法的收敛速度逊于 D-S 方法.

当对 4 个传感器的证据进行融合时,由于证据 4 对“测量物属于不明物体”这一命题的支持程度很高,因此使用经典的 D-S 方法进行融合不能正确识别目标为 A. 而折扣系数法通过对证据 4 分配较少的可信度,从而得出“测量对象属于目标 A”这一正确结论. 可见,在证据间冲突程度较重时,折扣系数法能够比 D-S 证据理论更有效的处理冲突,最大限度的减少了不可靠数据源对融合结果的影响,维持了系统的稳定性.

从表 2 中可以看出,与文献 [11] 中通过修正冲突系数获取折扣系数的方法相比,本文采用通过传感器证据之间相互支持程度获取折扣系数,从而获得了更快的收敛速度,同时,文献 [11] 的方法在使用时必须事先知道各传感器的 mass 函数,而本文通过模糊信息理论能够直接从传感器的观测信息中获取 mass 函数,因而比文献 [11] 的方法具有更实际的工程意义.

表 2 两种方法融合结果的比较

证据	D-S 证据理论			文献[11] 的方法			本文方法		
	$m(A)$	$m(B)$	$m(U)$	$m(A)$	$m(B)$	$m(U)$	$m(A)$	$m(B)$	$m(U)$
m_1, m_2	0. 808 31	0. 036 95	0. 154 74	0. 808 31	0. 036 95	0. 154 74	0. 808 31	0. 036 95	0. 154 74
m_1, m_2, m_3	0. 891 12	0. 003 00	0. 105 88	0. 874 08	0. 003 93	0. 121 99	0. 875 70	0. 004 35	0. 119 95
m_1, m_2, m_3, m_4	0. 095 58	0	0. 904 42	0. 691 51	0. 004 13	0. 304 36	0. 767 35	0. 004 47	0. 228 18

在实际应用中,要结合经典 D-S 证据理论和折扣系数法的优点,通过判断证据之间的不一致程度来确定具体使用哪一种融合方法. 以上述仿真为例,令

$$\alpha = \min(\alpha_i).$$

(16)

它表示各证据之间的最大不一致程度,如果可以确定 1 个阈值 ε ,当 $\alpha > \varepsilon$,表示可以使用经典的 D-S 证据组合规则,当 $\alpha \leq \varepsilon$ 时,表示证据之间的不一致程度较大,经典 D-S 证据组合规则已不能做出正确判断,此时应使用折扣系数法.

5 结 论

1) 本文将证据理论中的辨识框架看作是模糊集合,利用传感器的不确定结构来表示辨识框架的不确定性,得到辨识框架集合的隶属函数,在此基础上构造证据理论的 mass 函数,完成证据理论向模糊集的推广.

2) 实际系统中传感器往往不是绝对可靠的,本文利用各个传感器之间的相互支持程度来表示传感器的可信度,并利用传感器的相对可信度得到各传感器所提供的证据的折扣系数,利用折扣系数法的证据组合规则有效的解决了证据冲突时的信息融合问题.

3) 通过仿真实验证明了折扣系数法在证据之间不一致程度较轻时,收敛速度没有经典 D-S 方法好,实际系统设计时,可综合利用两种组合规则,通过判断证据之间的不一致程度来确定选择哪一种组合规则,如何确定切换阈值这一命题,值得将来做更深入研究.

参考文献:

[1] 何友,王国宏,陆大金. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2002:1-6.

[2] YANG Yan, JING Zhanrong, GAO Tian, *et al.* Multi-source information fusion algorithm in airborne detection systems[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2007, 18(1): 171-176.

[3] GUO Huawei, SHI Wenkang, DENG Yong. Evaluating sensor reliability in classification problems based on evi-

dence theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2006, 36(5): 970-981.

[4] 刘准钊,程永梅,潘泉,等. 基于证据距离和矛盾因子的加权证据合成法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(12): 1439-1442.

[5] LEFEVR E, COLOT O, VANNOORENBERGHE O. Belief functions combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149-162.

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

[7] 刘海军,许丹,周一宇,等. 基于 D-S 证据理论多传感器信息融合的辐射源及平台识别[J]. 信号处理, 2009,25(2): 294-297.

[8] 叶清,吴晓平,翟定军. 一种基于能量函数的证据合成算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(3): 566-569.

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

[10] DENUX T. Conjunctive and disjunctive combination of belief functions induced by nondistinct bodies of evidence[J]. Artificial Intelligence, 2008, 172(2/3): 234-264.

[11] 蒋雯,张安,邓勇. 信息融合中传感器可信度的动态确定及应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(7): 1137-1140.

[12] 许佳丽. D-S 证据理论在信息融合中改进[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(6): 717-780.

[13] JOUSSELME A L, LIU Chunsheng, GRENIER D. Measuring ambiguity in the evidence theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A, 2006, 36(5): 890-903.

[14] XU Xiaobin, WEN Chenglin, LI Zhiliang. A new method for constructing fuzzy evidence based on the non-consonant random set[J]. Journal of electronics, 2009, 26(1): 31-37.

[15] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(1): 90-101.

(编辑 张 宏)