

基于证据理论和混淆矩阵的传感器可靠性评估

宋亚飞, 王晓丹, 雷 蕾, 邢雅琼

(空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051)

摘要: 在信息融合系统中, 各传感器提供的信息不一定完全可靠, 在融合前有必要对传感器的可靠性进行评估, 进而对其提供的信息进行预处理. 基于证据理论, 在传感器混淆矩阵的基础上定义了后验概率向量, 通过分析后验概率向量与传感器输出证据之间的关系对传感器可靠性进行评估; 然后利用传感器的可靠性因子对证据进行折扣运算, 实现对信息的预处理; 最后利用 Dempster 组合规则进行融合. 基于证据理论的融合识别算例表明, 所提出的方法综合利用了传感器的先验信息和动态输出, 可以较好地反映传感器的性能, 并能够有效降低可靠性传感器的影响, 具有较好的融合效果.

关键词: 证据理论; 混淆矩阵; 证据可靠性; 证据折扣; 证据组合

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Evaluating dynamic reliability of sensors based on evidence theory and confusion matrix

SONG Ya-fei, WANG Xiao-dan, LEI Lei, XING Ya-qiong

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China. Correspondent: SONG Ya-fei, E-mail: yafei_song@163.com)

Abstract: In the information fusion system, information provided by sensors is always not fully reliable. Thus it is necessary to evaluate the reliability of sensors for processing information conveyed by them. Therefore, the posterior probability is defined based on the confusion matrix of sensors. The reliability of sensors is evaluated by analyzing the relation between the acquired evidence and posterior probability. The evidence provided by sensors is discounted by using reliability factors of sensors. The discounted evidences are combined by using the Dempster's combination rule. Numerical simulation demonstrates that the performance of sensors can be evaluated better and the fusion result can be improved by reducing the influence of low-reliability sensors.

Keywords: evidence theory; confusion matrix; evidence reliability; evidence discounting; evidence combination

0 引 言

D-S 证据理论可以在没有先验概率的情况下有效地处理信息系统中的不确定性, 因此在目标识别、故障诊断、图像处理等领域得到了广泛的应用^[1-3]. 经典的 Dempster 组合规则在组合证据的过程中默认各传感器提供的信息都是可靠的, 直接对证据进行组合. 然而, 这在实际应用中受系统参数、背景噪声、干扰措施等因素的影响, 传感器的性能可能会下降, 其可靠性会受到影响, 因此其提供的参与融合的各个证据通常不是完全可靠的, 这是信息融合中面临的一个重要问题. 解决此问题的关键在于如何对传感器的可靠性进行合理的评估, 再利用该可靠性因子对

其提供的信息进行修正, 这样可以有效降低不可靠信息的影响, 进而提高融合系统的稳健性.

传感器可靠性既受到传感器固有属性的影响, 又会受到杂波、噪声、敌方干扰、故障等各种实时因素的影响, 前者是传感器的静态可靠性, 后者则被称为传感器的动态可靠性. 因为传感器的性能可以通过输出的信息来反映, 所以其输出信息的质量综合反映了传感器的可靠性指标.

近些年, 国内外学者在传感器可靠性评估方面有以下代表性工作: 文献[4]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[5]基于可传递的信任模型对证据的可

收稿日期: 2014-03-18; 修回日期: 2014-09-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273275, 60975026).

作者简介: 宋亚飞(1988—), 男, 博士生, 从事模式识别、智能信息处理的研究; 王晓丹(1966—), 女, 教授, 博士生导师, 从事模式识别、智能信息处理等研究.

可靠性进行了评估,其基本思想是利用证据可靠度因子对证据进行折扣运算^[6],折扣后的证据应与“真实值”具有最高的相似度,再利用最优化的方法来获得证据可靠性;文献[7]给出了对基于D-S理论的传感器可靠性评估的一般框架,通过有监督学习的方式来获取静态可靠性评估,然后通过各证据之间的一致性度量来确定动态可靠性,该文对静态可靠性因子和动态可靠性因子的组合问题进行了讨论,但是并没有给出具体的方法;在已知传感器对每一类目标的识别可靠性时,文献[8]在折扣运算基础上,提出了上下文折扣的策略,该折扣方式通过多元变量信任函数的空扩展、边缘化以及条件化等运算来确定折扣因子,运算较为复杂,其理论价值大于应用价值,当识别框架较大时其应用问题尤为突出^[9].

文献[9]结合各传感器混淆矩阵的先验静态信息和其当前输出判决的动态信息,获得各传感器当前输出识别证据的可靠性因子,并应用于相应信任函数的折扣.该算法利用先验静态信息来确定各传感器对不同类目标的识别可靠性,但需要对单一传感器的输出进行Pignistic变换来确定目标的类别,然后再依此确定可靠性因子.

文献[10]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,其本质还是通过分析证据之间的一致性来确定动态可靠性.这种方法有时并不能反映传感器真实的可靠性,不可靠的传感器提供的信息可能一致,并不能保证没有冲突的信息都是可靠的,因此忽略先验信息而单纯依靠传感器输出来评估其可靠性的方法是有局限性的.一个好的可靠性评估方法既要充分利用传感器的先验静态信息,考虑到传感器对每一类目标有着不同的正确识别能力,又要充分考虑到传感器当前输出的动态信息^[11].在实际中,无法知道待识别目标的真实类别,只能依据每个传感器输出的信息来判断该传感器的可靠性.本文针对融合目标识别问题,在证据理论框架内,提出一种新的传感器可靠性评估方法.该方法充分利用各传感器训练样本的先验信息,通过混淆矩阵估计各目标的后验正确识别概率,根据传感器输出的证据与后验正确识别概率之间的相似度来确定传感器的动态可靠性因子,再利用此动态可靠性因子对证据进行修正,最后运用Dempster组合规则进行证据组合.

1 D-S 证据理论基础

在D-S证据理论中假定用 θ 表示一个互斥且完备的集合,即 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, θ 称为辨识框架.由辨识框架 θ 中所有子集组成的集合称为 θ 的幂集,记作 2^θ ,它的元素个数为 $2^{|\theta|}$.D-S证据理论的

数学模型要求先确立辨识框架,因为证据理论的相关概念以及证据组合规则都是基于辨识框架定义的.

定义1 设 θ 为辨识框架, A 为 θ 的子集,若函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 满足以下条件: 1) $m(\emptyset) = 0$; 2) $0 \leq m(A) \leq 1$; 3) $\sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1$. 则称 m 为辨识框架 θ 上的基本概率分配(BPA)函数.

定义2 对于辨识框架 θ 中的任意一个子集 A ,如果 $m(A) > 0$,则称 A 为焦点,一个证据的所有焦点的集合称为该证据的核.

运用Dempster合成法则组合 n 个证据,得到 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$,定义为

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset; \\ \frac{\sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdots m_n(A_n)}{1-k}, & A \neq \emptyset. \end{cases} \quad (1)$$

其中 $k = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \emptyset} m_1(A_1) m_2(A_2) \cdots m_n(A_n)$,反映证据间的冲突程度.

定义3 可靠性为 α ($\alpha \in [0, 1]$)的传感器提供的BBAm可通过Shafer折扣规则进行折扣运算^[6],有

$$m^\alpha(A) = \begin{cases} \alpha m(A), & A \neq \Omega; \\ 1 - \alpha + \alpha m(A), & A = \Omega. \end{cases} \quad (2)$$

定义4 对于辨识框架 $\theta = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 上的BPAm, $\forall \theta \subseteq \theta$,有Pignistic变换表示为

$$\text{Bet}P(A_i) = \sum_{A_i \subseteq \theta} \frac{m(\theta)}{|\theta|}, \quad \forall A_i \subseteq \theta. \quad (3)$$

其中: $|\theta|$ 为集合的势, $\text{Bet}P(A_i)$ 为 A_i 的Pignistic概率^[12].

2 混淆矩阵与传感器可靠性评估

假设融合目标识别系统由 n 个传感器组成,待识别目标所属的类别构成辨识框架 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m\}$.对一个观测到的待识别目标 o ,假设其真实类别为 $\theta_0 \in \theta$.每个传感器 S_k ($k = 1, 2, \dots, n$)关于 o 输出一个定义在 θ 上的识别证据 m_k ,给出 o 属于 θ 各子集的支持度.

2.1 混淆矩阵

传感器 S_k 的识别误差可以用一个 $m \times m$ 的归一化混淆矩阵 \mathbf{CM}^k 表示为

$$\mathbf{CM}^k = \begin{bmatrix} r_{11}^k & r_{12}^k & \cdots & r_{1m}^k \\ r_{21}^k & r_{22}^k & \cdots & r_{2m}^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1}^k & r_{m2}^k & \cdots & r_{mm}^k \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中元素 r_{ij}^k ($i, j = 1, 2, \dots, m$)表示训练样本中第 i 类样本被传感器 S_k 识别为第 j 类的概率.该矩阵的第

i 行表示训练样本中第 i 类的样本被识别为其他各类的概率, 显然 $\sum_{j=1}^m r_{ij}^k = 1$; 第 j 列表示训练样本中每一类被该传感器识别为第 j 类的概率; 对角线元素 r_{ii}^k 表示训练样本中第 i 类的样本被该传感器正确识别的概率.

文献 [9] 认为采用各样本的平均识别率 $\sum_{i=1}^m r_{ii}^k / m$ 作为传感器的可靠性因子不能反映传感器对不同目标识别能力的差异, 而且仅仅利用传感器的静态可靠性具有一定的局限性. 因此, 该文提出了一种新的基于混淆矩阵的传感器可靠性评估方法, 利用传感器的输出判决和由混淆矩阵列向量估计的传感器当前输出判决的后验正确识别概率来确定. 假如传感器 S_k 输出识别证据 BBA 为 m^k , 对证据 m^k 进行 Pignistic 变换后, 根据最大 Pignistic 概率进行决策^[13], 传感器 S_k 判决为第 c 类目标, 那么可以将传感器对该类目标的后验正确识别概率作为该传感器当前输出识别证据的可靠性因子. 该后验正确识别概率估计可以由混淆矩阵第 c 列获得, 即

$$\alpha_c^k = r_{cc}^k / \sum_{i=1}^m r_{ic}^k. \quad (5)$$

该方法综合利用了先验静态信息和传感器的当前输出, 但是过分依赖于传感器输出的证据对待识别目标进行判决, 这在实际应用中可能出现利用一个不可信的证据对目标进行判决的情况, 导致误判.

例 1 假设识别框架为 $\Theta = \{A, B, C\}$, 某传感器的归一化混淆矩阵为

$$CM^1 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.1 & 0.2 \\ 0.3 & 0.6 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix},$$

该传感器输出的识别证据为 $m(A) = 0.3, m(B) = 0.3, m(C) = 0.4$. 显然, 由该证据作出判决的识别结果为 C , 由此可得该证据的可靠性因子为

$$\alpha_C = \frac{0.8}{0.2 + 0.1 + 0.8} = 0.74.$$

如果证据本身就是可靠性较低的高冲突证据, 那么使用该方法明显高估了证据的可靠性, 存在较大的风险. 另外, 若出现 $m(A) = m(B) = m(C) = 1/3$ 的情况, 将无法利用 Pignistic 概率对目标类别进行判决, 也就无法评估传感器的可靠性, 该方法失效.

2.2 传感器可靠性评估

假设根据先验信息可以获得待识别目标中各类目标出现的概率为 $p_i (i = 1, 2, \dots, m)$, 构成先验概率向量为 $P^0 = [p_1, p_2, \dots, p_m]$. 显然 $\sum_{i=1}^m p_i = 1$, 那么传感器 S_k 的识别结果中各类别出现的后验概率记为 $p_i^k (i = 1, 2, \dots, m)$, 后验概率向量表示为 P^k

$$= [p_1^k, p_2^k, \dots, p_m^k], P^k \text{ 满足} \quad P^k = P^0 CM^k. \quad (6)$$

传感器 S_k 输出的识别证据 m^k 经过 Pignistic 转换后的 $\text{Bet}P^k$ 概率可以认为是一种特殊的后验概率表达式. 基于此, 可以根据 $\text{Bet}P^k$ 与 P^k 之间的相似程度来衡量证据的可靠性.

对于目标识别问题而言, 通常无法获得其先验概率, 那么后验概率也就无法计算. 从信息论的角度可知, 在理想情况下传感器的识别结果应该与先验概率是一致的, 即 $P^k = P^0$.

于是有

$$P^k = P^k CM^k. \quad (7)$$

因此, 传感器 S_k 的识别结果 $p_j^k (j = 1, 2, \dots, m)$ 满足

$$\begin{cases} p_j^k = \sum_{i=1}^m p_i^k r_{ij}^k; \\ \sum_{j=1}^m p_j^k = 1, p_j^k \geq 0. \end{cases} \quad (8)$$

根据混淆矩阵的性质和线性代数相关理论可以证明该方程组存在唯一解.

传感器输出的证据对应的 Pignistic 概率用行向量表示为 $\text{Bet}P^k$, $\text{Bet}P^k$ 与 P^k 之间的相似程度用向量之间的相关系数表示为^[14]

$$\text{cor}(\text{Bet}P^k, P^k) = \frac{\langle \text{Bet}P^k, P^k \rangle}{|\text{Bet}P^k| \cdot |P^k|}. \quad (9)$$

其中: $\langle \text{Bet}P^k, P^k \rangle$ 表示两个行向量的内积, $|\cdot|$ 表示向量的模. 则可以用该相关系数来表示证据的可靠度 α^k .

下面通过一个例子给出基于证据理论和混淆矩阵的传感器可靠性评估过程.

例 2 假设识别框架为 $\Theta = \{A, B, C\}$, 某传感器的归一化混淆矩阵为

$$CM = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.15 & 0.35 \\ 0.15 & 0.74 & 0.11 \\ 0.25 & 0.15 & 0.6 \end{bmatrix},$$

该传感器输出的识别证据为 $m(A) = 0.25, m(B) = 0.15, m(C) = 0.3, m(ABC) = 0.3$. 该传感器对目标识别的后验概率分别为 p_A, p_B, p_C , 根据混淆矩阵可以得到

$$\begin{cases} p_A = 0.5p_A + 0.15p_B + 0.25p_C, \\ p_B = 0.15p_A + 0.74p_B + 0.15p_C, \\ p_C = 0.35p_A + 0.11p_B + 0.6p_C, \\ p_A + p_B + p_C = 1. \end{cases}$$

求解该方程组可得 $p_A = 0.285, p_B = 0.366, p_C = 0.349$, 于是 p_A, p_B, p_C 组成的向量为 $P = [0.285, 0.366, 0.349]$, 对该传感器输出的证据进行 Pignistic 变换 $\text{Bet}P = [0.35, 0.25, 0.4]$, 可得该传感器

的可靠度因子为 $\alpha = 0.97$ 。

接下来通过一个例子来说明使用本文方法定义的传感器可靠性因子的性质。

例 3 假设识别框架为 $\Theta = \{A, B, C\}$, 某传感器的归一化混淆矩阵为

$$CM = \begin{bmatrix} 0.55 & 0.25 & 0.2 \\ 0.15 & 0.65 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.6 \end{bmatrix},$$

该传感器输出的识别证据为

$$m(A) = \gamma, m(B) = \beta,$$

$$m(C) = 1 - \gamma - \beta,$$

其中 $\gamma, \beta \in [0, 1]$, 且 $\gamma + \beta \leq 1$ 。

计算可得该传感器识别结果中各类目标出现的概率为 $P = [0.278, 0.389, 0.333]$, 当 γ, β 变化时, 该传感器可靠度 α 的变化趋势如图 1 所示。

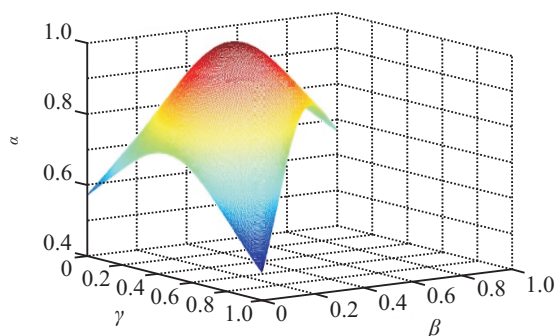


图 1 传感器可靠度变化趋势

从图 1 可以看出: 对于同一个传感器而言, 其静态可靠性是一定的, 对不同目标具有不同的识别能力, 且随着输出证据的变化, 该传感器的可靠度因子也发生相应变化, 当 $\gamma = 0.278, \beta = 0.389$ 时, 传感器具有最大的可靠度因子, 这是由该传感器对不同目标的识别能力决定的; 随着 (γ, β) 逐渐偏离点 $(0.278, 0.389)$, 传感器可靠性逐渐降低, 可以发现, 无论 (γ, β) 怎么变化, 传感器的可靠度都不可能降为 0, 而是存在一个非零的最小值, 这与传感器的静态可靠性有关。

3 基于传感器可靠性评估的融合识别

基于传感器可靠性评估的融合识别充分考虑到传感器可靠性与目标类别之间的关系, 针对不同的目标类别传感器表现出不同的正确识别率, 首先利用训练样本的先验静态信息获得各传感器的混淆矩阵, 对

混淆矩阵进行变换得到各传感器识别中不同目标出现的概率, 然后根据传感器输出的识别证据来确定相应的可靠性因子, 根据证据折扣规则对证据进行修正后再进行组合. 下面通过实例对基于传感器可靠性评估的融合识别方法加以说明。

设由 4 个传感器 S_1, S_2, S_3, S_4 组成的目标识别系统对空中目标进行识别, 待识别目标的类别为战斗机、运输机、无人机, 即识别框架为 $\Theta = \{\theta_1 = \text{战斗机}, \theta_2 = \text{运输机}, \theta_3 = \text{无人机}\}$, 4 个传感器获得的信息转化为 BPA 如表 1 所示, 训练获得的 4 个传感器的混淆矩阵分别为

$$CM^1 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0.15 & 0.6 & 0.25 \\ 0.2 & 0.25 & 0.55 \end{bmatrix},$$

$$CM^2 = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.55 & 0.15 \\ 0.3 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix},$$

$$CM^3 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.2 & 0.7 & 0.1 \\ 0.1 & 0.35 & 0.55 \end{bmatrix},$$

$$CM^4 = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.6 & 0.1 \\ 0.15 & 0.8 & 0.05 \\ 0.3 & 0.55 & 0.15 \end{bmatrix}.$$

表 1 各传感器获得的 BPA

BPA	θ_1 (战斗机)	θ_2 (运输机)	θ_3 (无人机)
m_1	0.55	0.25	0.2
m_2	0	0.9	0.1
m_3	0.65	0.15	0.2
m_4	0.75	0.1	0.15

从表 1 可以看出, 除了传感器 S_2 以外的其他各传感器输出的识别证据都比较倾向于支持目标 θ_1 ; 从直观上看, m_2 与其他证据冲突较大, 具有较低的可靠性; 从各传感器的混淆矩阵可知, 传感器 S_1, S_2, S_3 对目标 θ_1 都具有较强的识别能力, 传感器 S_4 则对目标 θ_2 具有较高的识别率, 综合考虑各传感器的先验信息和当前输出, 可以判断传感器 S_2, S_4 具有较低的可靠性. 表 2 给出了各传感器的后验概率向量、传感器可靠度以及折扣后的证据, 可以看出 m_2 的可靠度为 0.243, m_4 的可靠度为 0.379, 与之前的分析相一致。

表 2 传感器可靠性评估与证据折扣

传感器	后验概率向量	传感器可靠度	折扣后的证据
S_1	[0.36, 0.36, 0.28]	0.923	$m_1^{\alpha_1}(\theta_1) = 0.508, m_1^{\alpha_1}(\theta_2) = 0.184, m_1^{\alpha_1}(\theta_3) = 0.231, m_1^{\alpha_1}(\Theta) = 0.077$
S_2	[0.75, 0.18, 0.07]	0.243	$m_2^{\alpha_2}(\theta_1) = 0, m_2^{\alpha_2}(\theta_2) = 0.219, m_2^{\alpha_2}(\theta_3) = 0.024, m_2^{\alpha_2}(\Theta) = 0.757$
S_3	[0.45, 0.36, 0.19]	0.931	$m_3^{\alpha_3}(\theta_1) = 0.605, m_3^{\alpha_3}(\theta_2) = 0.186, m_3^{\alpha_3}(\theta_3) = 0.140, m_3^{\alpha_3}(\Theta) = 0.069$
S_4	[0.19, 0.74, 0.07]	0.379	$m_4^{\alpha_4}(\theta_1) = 0.284, m_4^{\alpha_4}(\theta_2) = 0.038, m_4^{\alpha_4}(\theta_3) = 0.057, m_4^{\alpha_4}(\Theta) = 0.621$

使用 Dempster 证据组合规则对折扣后的证据进行组合的结果为

$$m(\theta_1) = 0.783, m(\theta_2) = 0.118,$$

$$m(\theta_3) = 0.092, m(\theta) = 0.007.$$

显然, 目标 θ_1 的概率赋值最大, 可以认为待识别目标为 θ_1 . 本文的方法在分析传感器混淆矩阵的基础上, 引入证据相关系数来对传感器可靠性进行评估. 该方法综合考虑了传感器静态可靠性和传感器的动态输出, 可以对其可靠性进行较为全面准确的评估; 另外, 通过证据折扣将不可靠传感器提供的信息进行修正, 降低了其对融合结果的影响, 虽然会增加决策结果的不确定性, 但降低了决策风险, 具有较强的实践意义.

4 结 论

在信息融合系统中, 对传感器可靠性进行评估是处理不可靠信息的有效途径. 本文在证据理论框架内, 结合混淆矩阵和证据相关系数, 给出了传感器可靠性的评估方法. 该方法综合了传感器先验信息和当前输出, 可以对其可靠性进行准确度量. 利用传感器可靠性因子对其输出的证据进行折扣可以有效降低低可靠性证据对融合结果的影响, 获得较好的融合效果. 在本文的阐述中, 假设各传感器的混淆矩阵是已知的, 然而在现实中, 大多数情况下的先验信息是非常有限的, 如何根据有限的先验信息来确定传感器的混淆矩阵将是下一步的研究重点.

参考文献(References)

- [1] 苗锐, 陈国初, 李月, 等. 基于随机集含糊证据的风力发电机故障诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(7): 22-26.
(Miao R, Chen G C, Li Y, et al. A wind turbine fault diagnosis method based on vague evidence of random set[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(7): 22-26.)
- [2] 雷蕾, 王晓丹, 邢雅琼, 等. 结合 SVM 和 DS 证据理论的多极化 HRRP 分类研究[J]. 控制与决策, 2013, 28(6): 861-866.
(Lei L, Wang X D, Xing Y Q, et al. Multi-polarized HRRP classification by SVM and DS evidence theory[J]. Control and Decision, 2013, 28(6): 861-866.)
- [3] 刘帅奇, 胡绍海, 肖扬, 等. 基于局部混合滤波的 SAR 图像边缘检测[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(5): 1120-1127.
(Liu S Q, Hu S H, Xiao Y, et al. SAR Image Edge Detection Based on Local Hybrid Filter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(5): 1120-1127.)
- [4] Galina L R, Vincent N. Reliability in information fusion: Literature survey[C]. Proc of the 7th Int Conf on Information Fusion. Philadelphia, 2004: 1158-1165.
- [5] Zied Elouedi, Khaled Mellouli, Philippe Smets. Assessing sensor reliability for multisensor data fusion within the transferable belief model[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2004, 34(4): 782-787.
- [6] Yang Jian-bo, Xu Dong-ling. Evidential reasoning rule for evidence combination[J]. Artificial Intelligence 2013, 205: 1-29.
- [7] Huawei Guo, Wenkang Shi, Yong Deng. 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.
- [8] Merciera D, Quosta B, Denoux T. Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting[J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 246-258.
- [9] 杨威, 贾宇平, 付耀文. 传感器可靠性相异的信任函数理论融合识别算法研究[J]. 信号处理, 2009, 25(11): 1766-1770.
(Yang W, Jia Y P, Fu Y W. Research on fusion recognition algorithm for different reliable sensors based on the belief function theory[J]. Signal Processing, 2009, 25(11): 1766-1770.)
- [10] 付耀文, 贾宇平, 杨威, 等. 传感器动态可靠性评估与证据折扣[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(1): 212-216.
(Fu Y W, Jia Y P, Yang W, et al. Sensor dynamic reliability evaluation and evidence discount[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(1): 212-216.)
- [11] 洪昭艺. 基于 DS 证据理论的空间目标融合识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学研究生院, 2009: 16-18.
(Hong Z Y. Study on the fusion recognition method for space objects based on DS Theory[D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology, 2009: 16-18.)
- [12] Smets P, Kennes R. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66: 191-234.
- [13] Smets P. The combination of evidence in the transferable belief mode[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458.
- [14] 宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾, 等. 基于相关系数的证据冲突度量方法[J]. 通信学报, 2014, 35(5): 95-100.
(Song Y F, Wang X D, Lei L, et al. Measurement of evidence conflict based on correlation coefficient[J]. J on Communications, 2014, 35(5): 95-100.)

(责任编辑: 齐 霖)