

文章编号: 1001-0920(2010)10-1484-05

基于局部冲突分配策略的DST算法研究

李军伟, 程咏梅, 梁彦, 潘泉

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

摘要: 为有效克服证据理论(DST)组合规则存在的不足, 提出一种基于局部冲突分配策略的DST改进算法. 首先根据证据距离获得各个证据的相互支持度, 并将支持度归一化为证据的相对可信度; 然后通过分析局部冲突产生的原因, 将冲突信息只分配给产生冲突的焦点, 且分配给焦点的信息取决于证据之间焦点的信任度和相似度. 实验结果表明, 所提出的算法提高了证据合成结果的可靠性与合理性, 可有效地解决高冲突证据融合的问题.

关键词: 证据理论; 局部冲突; 权重因子; 合成规则; 信息融合

中图分类号: TP274

文献标识码: A

Research of DST algorithm based on local conflict distribution strategy

LI Jun-wei, CHENG Yong-mei, LIANG Yan, PAN Quan

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: LI Jun-wei, E-mail: lijunwei@mail.nwpu.edu.cn)

Abstract: In order to efficiently overcome the shortcomings of Dempster-Shafer theory(DST) combination rule, an improved DST algorithm based on local conflict distribution strategy is proposed. Firstly, the mutual support degree of every evidence is obtained by the evidence distance, and the support degree is normalized to the relative credibility of the evidence. The generate reason of local conflict is analyzed, and the conflicting information is only distributed to those focal elements which contribute to the conflict. Through calculating local conflict, the distributed value depends on the credibility and similarity degree of the focal element in evidence. The results of numerical examples show that the proposed algorithm enhances the reliability and rationality of the evidence combination results, and effectively solves the combination of highly conflicting evidence.

Key words: Evidence theory; Local conflict; Weight coefficient; Combination rule; Information fusion

1 引言

证据理论又称 Dempster-Shafer theory(DST), 首先由 Dempster 于 1967 年提出^[1], 后来由 Shafer 于 1976 年加以完善并推广^[2]. 它适合于无先验信息的融合, 而且在不确定性的表示、量测和组合方面具有一定的优势^[3], 并在故障诊断、机器人、目标识别、医学图像处理、决策分析等领域得到了成功的应用^[4]. 但在实际应用中, DST 组合规则存在一些问题: 组合规则在处理高冲突证据时, 常常得到违背直觉的合成结果^[5], 关键原因在于 DST 组合规则将证据源的局部冲突在全局进行分配, 但冲突并非是由所有焦点共同造成的, 从而不适用于高冲突证据的情况.

在实际的信息融合系统中, 如何在证据高冲突

条件下实现多源信息的有效融合是一个具有现实意义的关键问题. 国内外学者主要从证据源本身^[6,7]和组合规则^[8-14]的角度对其进行改进和完善, 目前尚没有得到十分完善的结果. 文献[6,7]从全局冲突的角度考虑, 选择以 e 为底的证据源可信度函数, 具有一定的主观性和任意性. [8] 的 Yager 公式没有采用归一化因子, 将冲突信息全部划分到未知领域, 具有“一票否决”的弊端. [9] 将冲突信息从全局的角度进行分配, 没有考虑不同证据之间、同一焦点之间的冲突问题. [10] 提出的局部冲突分解法, 在证据之间只有一个焦点置信指派为零时, 存在“一票否决”的问题. [11] 提出的 PCR5 准则, 其融合结果易受证据冲突程度强弱的影响. [12] 中的冲突权重分配没有考虑焦

收稿日期: 2009-09-11; 修回日期: 2010-01-07.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60634030, 60775012); 航空科学基金项目(2007ZC53037); 高等学校博士学科专项科研基金项目(20060699032).

作者简介: 李军伟(1981—), 男, 河南商丘人, 博士生, 从事现代控制理论及应用、信息融合等研究; 程咏梅(1960—), 女, 西安人, 教授, 博士生导师, 从事多目标跟踪与识别、信息融合、人工智能等研究.

元提供的信息, 而各个证据对各焦元的支持度是不相同的. [13]通过焦元信息确定冲突权重因子, 但没有考虑各证据的相对可信度.

在多传感器信息融合过程中, 必然存在冲突, 不利用冲突信息或否定某一证据都是不可取的, 否则在信息融合中必将丢失有用的信息. 在实际应用中, 考虑到传感器由于自然原因或人为干扰等原因产生的错误信息, 引入证据距离^[15]来获得各个证据的相互支持度和信任度, 充分利用了证据之间的相互关系. 本文在此基础上, 从分析产生局部冲突^[13]信息中焦元的角度出发, 提出一种基于局部冲突分配策略的 DST 改进算法. 通过焦元置信指派的数学期望和方差关系分别表示其信任度和相似度, 在综合考虑证据之间焦元的信任度以及相似度的基础上确定焦元的冲突权重因子, 将局部冲突信息按焦元的冲突权重进行分配. 实验结果表明, 该算法可以合理有效地解决高冲突证据融合的问题.

2 DST组合规则及其存在的问题

2.1 DST组合规则^[1,2]

设 θ 为一个非空有限集合, R 为辨识框架幂集 2^θ 中的一个类, 在 R 上定义基本置信指派 (BPA) 函数, $m : R \rightarrow [0, 1]$, 满足

$$\begin{cases} \sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1, \\ m(\emptyset) = 0. \end{cases} \quad (1)$$

称 $m(A)$ 为焦元 A 的 BPA, 并且 $m(A) > 0$. $m(A)$ 反映了证据对识别框架中命题 A 的支持程度.

假定辨识框架 θ 上条件独立的两个证据, 其焦元分别为 B_i 和 C_j , $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$, 其基本置信指派函数分别为 m_1 和 m_2 , 则 DST 规则为 $A \subseteq \theta$.

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{B_i \cap C_j = A} m_1(B_i)m_2(C_j)}{1 - K}, & A \neq \emptyset; \\ 0, & A = \emptyset. \end{cases} \quad (2)$$

式中: K 为矛盾因子, 它反映了对同一辨识框架下各个证据之间的冲突程度, 即

$$K = \sum_{B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i)m_2(C_j),$$

$0 \leq K < 1$; $1/(1 - K)$ 为归一化因子, 避免在合成时将非零的概率赋给空集.

2.2 DST 存在的问题

1) 当 $K=1$ 时, 不能使用 DST 组合规则对证据进行组合; 当 $K \rightarrow 1$ 时, 可能会导致与实际相悖的结论.

例 1 两个医生对同一个病人进行诊断, 都认为病人可能患脑膜炎 (M), 脑震荡 (C) 或脑肿瘤 (T) 中

的一种疾病. 因此辨识框架为 $\theta = \{M, C, T\}$, 诊断结果^[16]如下:

$$m_1 : m_1(M) = 0.99, m_1(C) = 0, m_1(T) = 0.01;$$

$$m_2 : m_2(M) = 0, m_2(C) = 0.99, m_2(T) = 0.01.$$

矛盾因子 $K = 0.9999 \rightarrow 1$. 利用 DST 组合规则可以得到有悖于常理的结论: $m(M) = 0, m(C) = 0, m(T) = 1$.

2) DST 可能出现信度分配不当的问题^[17].

例 2 在自动目标识别中, 由雷达 (设为 m_1) 和红外传感器 (设为 m_2) 提供的识别信息数据为

$$m_1 : m_1(A) = 0.5, m_1(B \cup C) = 0.5;$$

$$m_2 : m_2(A \cup B) = 0.5, m_2(C) = 0.5.$$

利用 DST 组合规则对证据进行融合, 得到 $m(A) = 0.3333, m(B) = 0.3333, m(C) = 0.3333$.

3) 证据中焦元置信指派的微小变化会使得采用 DST 组合规则的结果产生急剧变化.

例 3 如果将例 1 中的证据信息 m_1 略加修改, 即 $m_1 : m_1(M) = 0.98, m_1(C) = 0.01, m_1(T) = 0.01$, 而保持 m_2 不变, 则采用 DST 组合规则可以得到 $m(C) = 0.99, m(T) = 0.01$, 与例 1 中得到的融合结果 $m(C) = 0, m(T) = 1$ 几乎相反.

3 DST改进算法

3.1 DST改进算法思想

为了充分利用证据源和组合规则的各自优点, 从证据源和焦元两方面信息综合考虑如何改进.

在实际应用中, 不同的证据源具有不同的可信度, 因此在证据组合时有必要考虑证据的可信度信息, 通过证据距离获得证据的相互支持度, 尽可能地降低信任度低的证据源对决策的影响^[12]. 证据的相互支持度反映了证据源提供的证据在融合过程中的重要程度和对融合结果的影响程度.

针对 DST 所存在问题的根本原因, 从产生局部冲突信息的各个焦元进行分析, 将局部冲突信息分配到产生冲突的焦元之间, 不会引起冲突再分配空间的问题. 在产生冲突的焦元信息分配中, 各焦元对冲突信息的贡献是不同的, 因此在冲突信息分配过程中应区分产生冲突的组合 $m_1(A)m_2(B)$ 和 $m_1(B)m_2(A)$, 并综合考虑证据之间同一焦元的支持程度和矛盾冲突程度. 首先分析产生冲突信息的各个焦元, 考虑证据之间的各个焦元存在信任度不同的问题, 将证据对焦元的平均支持程度作为该焦元的信任度, 通过焦元的数学期望来表示; 还应考虑到证据之间的同一个焦元是否存在冲突问题, 它与焦元的相似度是相反的概念, 冲突越大, 相似度越小; 对于采用焦元的方差关系表示的相似度, 应将其归一化为相对相似度; 最后计算出产生冲突的各个焦元的冲突权重因

子.

3.2 DST 改进算法步骤

Step 1: 计算各个证据的证据距离和相互支持度. 定义辨识框架上相互独立的两个证据 m_i 与 m_j 之间的距离^[15]为

$$d(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_i - m_j)^T * D * (m_i - m_j)}, \quad (3)$$

其中 $D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$.

根据文献[12]中的证据体可信度量方法, 可以得到每个证据的相互支持度 S_i . 设 R_i 和 R_{m_i} 分别为证据 m_i 的相对可信度和信任度, 则

$$R_i = \frac{S_i}{\sum_{k=1}^n S_k} = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^n (1 - d(m_i, m_j))}{\sum_{k=1}^n S_k}, \quad (4)$$

$$R_{m_i} = \frac{R_i}{\max_{j=1, 2, \dots, n} R_j}. \quad (5)$$

Step 2: 计算证据中各个焦元的信任度和相似度. 在 $m_1(A_i)m_2(C_j)$ 的组合中, 对于产生冲突信息的焦元 A_i 而言, 定义其信任度为

$$R_c(A_i) = E(A_i) = \frac{1}{2}[R_{m_1}m_1(A_i) + R_{m_2}m_2(A_i)]; \quad (6)$$

定义证据之间的焦元 A_i 的相似度为

$$R_s(A_i) = [1 - D(A_i)] \frac{m_1(A_i)m_2(A_i)}{[m_1(A_i)]^2 + [m_2(A_i)]^2}. \quad (7)$$

在式(6)和(7)中: $E(A_i)$ 为焦元 A_i 置信指派的数学期望, $D(A_i)$ 为焦元 A_i 置信指派的方差, $D(A_i) = E(A_i^2) - [E(A_i)]^2$.

Step 3: 计算证据中产生冲突的各个焦元的相对相似度. 当计算焦元的相似度都为 0 时, 不需对 $R_s(A_i)$ 进行归一化; 否则需对其进行归一化处理, 其相对相似度为

$$R_{rs}(A_i) = \frac{R_s(A_i)}{\sum_{j=1}^n R_s(A_j)}. \quad (8)$$

Step 4: 计算证据中产生冲突的各个焦元的冲突权重因子. 将焦元 A_i 的信任度与相对相似度的平均值作为其冲突权重因子 K_{A_i} , 即

$$K_{A_i} = \frac{1}{2}[R_c(A_i) + R_{rs}(A_i)]. \quad (9)$$

Step 5: 代入局部冲突信息分配公式, 计算出分配给产生冲突的各个焦元的信息. 基于局部冲突分配策略的 DST 改进算法公式如下:

$$m(A) = m_{\cap}(A) + \sum_{A \cap C_j = \emptyset} \frac{K_A m_1(A) m_1(A) m_2(C_j)}{K_A m_1(A) + K_{C_j} m_2(C_j)} +$$

$$\sum_{A \cap C_i = \emptyset} \frac{K_A m_2(A) m_1(C_i) m_2(A)}{K_{C_i} m_1(C_i) + K_A m_2(A)}. \quad (10)$$

其中 $m_{\cap}(A) = \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)$.

4 算法验证与结果分析

通过几个典型的实例, 采用不同的组合规则进行融合, 并比较分析证据融合的基本概率分布函数, 以此证明本文提出的组合规则都可以得到合理有效的结果.

从表 1 可看出, 在高冲突证据情况下, 采用 DST 组合规则所得到的结论有悖于常理; 采用文献[6]和[8]的合成规则得到的未知部分太多, 无法作出决策; 采用[9-11]以及本文算法得到的结果比较合理.

表 1 例 1 中的证据合成结果的比较

组合规则	$m(M)$	$m(C)$	$m(T)$	$m(\theta)$
DST	0	0	1	0
文献[6]	0.182 1	0.182 1	0.003 8	0.632 0
文献[8]	0	0	0.000 1	0.999 9
文献[9]	0.495 0	0.495 0	0.010 0	0
文献[10]	0.490 1	0.490 1	0.019 8	0
文献[11]	0.499 9	0.499 9	0.000 2	0
本文	0.499 8	0.499 8	0.000 4	0

从表 2 可以看出, 采用 DST 和文献[8]的组合规则所得到的结果不符合人的直觉认识, 一般认为是目标 B 的程度应比 A 和 C 小; 采用文献[10,11]以及本文算法得到的结果比较合理.

表 2 例 2 中的证据合成结果的比较

组合规则	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\theta)$
DST	0.333 3	0.333 3	0.333 3	0
文献[6]	0.298 7	0.250 0	0.298 7	0.055 2
文献[8]	0.250 0	0.250 0	0.250 0	0.250 0
文献[9]	0.312 5	0.250 0	0.312 5	0
文献[10]	0.375 0	0.250 0	0.375 0	0
文献[11]	0.375 0	0.250 0	0.375 0	0
本文	0.375 0	0.250 0	0.375 0	0

从表 3 可以看出, 当由于传感器误差引起置信指派扰动时, 采用 DST 和文献[10]组合规则所得到的结论有悖于常理; 采用[6]和[8]的合成规则得到的未知部分太多, 无法作出决策; 采用[9]和[11]以及本文算法得到的结果比较合理.

表 3 例 3 中的证据合成结果的比较

组合规则	$m(M)$	$m(C)$	$m(T)$	$m(\theta)$
DST	0	0.990 0	0.010 0	0
文献[6]	0.180 3	0.193 8	0.003 8	0.622 1
文献[8]	0	0.009 9	0.000 1	0.990 0
文献[9]	0.485 1	0.504 9	0.010 0	0
文献[10]	0	0.989 1	0.010 9	0
文献[11]	0.492 3	0.507 3	0.000 4	0
本文	0.480 1	0.519 3	0.000 6	0

例 4 假设辨识框架为 $\Theta = \{a, b, c\}$, 有性质不同的两个证据 m_1 和 m_2 , 其基本置信指派分别为

$$m_1 : m_1(a) = 0.8, m_1(b) = 0.1, m_1(c) = 0.1;$$

$$m_2 : m_2(a) = 0.7, m_2(b) = 0.2, m_2(c) = 0.1.$$

从表 4 可以看出, 在弱冲突情况下, 采用本文算法同样可以得到合理的合成结果.

表 4 证据合成结果的比较

组合规则	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\theta)$
DST	0.949 2	0.033 9	0.016 9	0
文献 [6]	0.764 1	0.060 8	0.037 2	0.137 9
文献 [8]	0.560 0	0.020 0	0.010 0	0.410 0
文献 [9]	0.867 5	0.081 5	0.051 0	0
文献 [10]	0.929 4	0.047 9	0.022 7	0
文献 [11]	0.881 6	0.079 1	0.039 3	0
本文	0.914 0	0.056 1	0.029 9	0

例 5 假设辨识框架为 a (轰炸机), b (民航机), c (战斗机), 利用 4 个传感器的观测信息构成性质不同的 4 个证据^[12]分别为

$$m_1 : m_1(a) = 0.5, m_1(b) = 0.2, m_1(c) = 0.3;$$

$$m_2 : m_2(a) = 0, m_2(b) = 0.9, m_2(c) = 0.1;$$

$$m_3 : m_3(a) = 0.6, m_3(b) = 0.1, m_3(c) = 0.3;$$

$$m_4 : m_4(a) = 0.8, m_4(b) = 0.1, m_4(c) = 0.1.$$

通过证据距离计算出 4 个证据的相对可信度, 分别为 0.305 6, 0.129 9, 0.300 8, 0.263 8. 综合传感器给出的 4 个证据信息以及计算的相对可信度可以看出, 传感器可能由于人为原因或噪声干扰而与其他传感器的信息相冲突, 证据的融合结果应为轰炸机的可能性最大, 而民航机和战斗机的可能性非常小.

采用 DST 组合规则以及多种典型的改进规则对此实例进行融合后进行对比分析, 融合结果如表 5 所示. 由表 5 可知, 采用 DST 和文献 [8] 以及 [10] 的组合规则得到的合成结果始终为 0, 不随证据的增加而发生变化, 其中 [8] 得到的未知部分置信指派反而不断增大, 不符合人的直觉认识. 采用 [6] 的组合规则会由于未知部分的存在, 并且焦元的收敛速度较慢, 不利于进行决策. 在只有 2 个证据 m_1 和 m_2 的情况下, 即使从证据源的角度分析, 也无法判断证据的信任度问题. [9] 和 [11-13] 在系统获得证据 m_3 和 m_4 后才能分辨出目标轰炸机; 而本文的组合规则在获得证据 m_3 后便可以识别出目标, 收敛速度快, 最后的合成结果中的 $m(a)$ 达到了 0.835 1, 融合结果区分能力明显优于其他算法.

值得注意的是, 该改进规则与证据的组合顺序有关, 通过相似性参数^[14]确定本例中的 4 个证据的顺序是最佳融合顺序, 各种改进规则得到的 $m(a)$ 为

表 5 用不同证据组合规则进行目标识别的结果与比较

组合规则	证据	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\theta)$
DST	m_1, m_2	0	0.857 1	0.142 9	0
	m_1, m_2, m_3	0	0.666 7	0.333 3	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0	0.666 7	0.333 3	0
文献 [6]	m_1, m_2	0.133 1	0.472 7	0.136 4	0.257 8
	m_1, m_2, m_3	0.244 8	0.285 1	0.164 8	0.305 3
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.334 1	0.230 4	0.141 6	0.293 9
文献 [8]	m_1, m_2	0	0.180 0	0.030 0	0.790 0
	m_1, m_2, m_3	0	0.018 0	0.009 0	0.973 0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0	0.001 8	0.000 9	0.997 3
文献 [9]	m_1, m_2	0.197 5	0.614 5	0.188 0	0
	m_1, m_2, m_3	0.423 0	0.334 3	0.242 7	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.707 7	0.164 6	0.127 7	0
文献 [10]	m_1, m_2	0	0.878 6	0.121 4	0
	m_1, m_2, m_3	0	0.809 9	0.190 1	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0	0.809 9	0.190 1	0
文献 [11]	m_1, m_2	0.202 4	0.685 1	0.112 5	0
	m_1, m_2, m_3	0.408 2	0.442 6	0.149 2	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.720 7	0.220 5	0.058 8	0
文献 [12]	m_1, m_2	0.202 4	0.685 1	0.112 5	0
	m_1, m_2, m_3	0.441 9	0.389 6	0.168 5	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.632 4	0.242 7	0.124 9	0
文献 [13]	m_1, m_2	0.086 0	0.804 0	0.110 0	0
	m_1, m_2, m_3	0.307 0	0.557 0	0.136 0	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.619 0	0.245 0	0.136 0	0
本文	m_1, m_2	0.351 9	0.431 8	0.216 3	0
	m_1, m_2, m_3	0.588 9	0.192 6	0.218 5	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.835 1	0.077 2	0.087 7	0

最大值. 采用本文算法在不同的证据组合顺序情况下进行融合时, 获得 3 个证据便可识别出目标, 并且最差的融合顺序为 m_3, m_4, m_1, m_2 (或 m_4, m_3, m_1, m_2), 其融合结果 $m(a) = 0.759 4$ 也大于其他改进规则融合得到的 $m(a)$ 的最大值.

5 结 论

D-S 证据理论是多传感器信息融合中常用的算法, 但在解决高度冲突证据情况下, 融合结果常常有悖于常理. 由于证据融合的目的是得到证据中各焦元的概率分配函数, 本文在考虑证据可信度的全局信息基础上, 通过深入分析局部矛盾产生的原因, 从焦元的信任度和相似度角度考虑确定冲突焦元的权重因子, 合理利用了证据间产生冲突的焦元所提供的信息, 有效地消除了干扰证据对组合结果的影响. 采用相似性参数确定证据的组合顺序, 在一定程度上克服了不满足结合律的缺陷.

实验结果表明: 本文算法具有良好的收敛性和鲁棒性, 同时降低了决策风险; 不但能够很好地解决 DST 组合规则不能解决的问题, 提高了证据冲突时融合结果的可靠性和合理性, 而且在解决非冲突证据合成时, 同样可以得到合理的结果.

参考文献(References)

- [1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] Shafer G. *A mathematical theory of evidence*[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [3] 戴冠中, 潘泉, 张山鹰, 等. 证据推理的进展及存在的问题[J]. *控制理论与应用*, 1999, 16(4): 465-469.
(Dai G Z, Pan Q, Zhang S Y, et al. The developments and problems in evidence reasoning[J]. *Control Theory and Application*, 1999, 16(4): 465-469.)
- [4] 侯俊. 证据推理的组合方法、评价体系与应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
(Hou J. The combination rules, performance indexes and applications of evidence reasoning[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006.)
- [5] 张山鹰, 潘泉, 张洪才. 一种新的证据推理组合规则[J]. *控制与决策*, 2000, 15(5): 540-544.
(Zhang S Y, Pan Q, Zhang H C. A new kind of combination rule of evidence theory[J]. *Control and Decision*, 2000, 15(5): 540-544.)
- [6] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. *电子学报*, 2000, 28(8): 117-119.
(Sun Q, Ye X Q, Gu W K. A new combination rules of evidence theory[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(8): 117-119.)
- [7] 邓勇, 施文康. 一种改进的证据推理组合规则[J]. *上海交通大学学报*, 2003, 37(8): 1275-1278.
(Deng Y, Shi W K. A modified combination rule of evidence theory[J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 2003, 37(8): 1275-1278.)
- [8] Yager R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93-137.
- [9] 李弼程, 王波, 魏俊, 等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. *数据采集与处理*, 2002, 17(1): 33-36.
(Li B C, Wang B, Wei J, et al. An efficient rule of evidence theory[J]. *J of Data Acquisition & Processing*, 2002, 17(1): 33-36.)
- [10] 吴根秀. 信任函数组合与局部冲突处理[J]. *计算机工程与应用*, 2004, 40(34): 81-84.
(Wu G X. Belief function combination and local conflict management[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2004, 40(34): 81-84.)
- [11] Smarandache F, Desert J. Information fusion based on new proportional conflict redistribution rules[C]. *Proc of the 2005 7th Int Conf on Information Fusion*. Philadelphia, 2005: 907-914.
- [12] 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 combination rule of evidence[J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 2006, 40(11): 1895-1900.)
- [13] 高社生, 倪龙强, 杨凯. 一种新的基于局部冲突分配的证据合成规则[J]. *西北工业大学学报*, 2009, 27(1): 43-46.
(Gao S S, Ni L Q, Yang K. A new and better rule for combination sharply conflicting evidence[J]. *J of Northwestern Polytechnical University*, 2009, 27(1): 43-46.)
- [14] 王壮, 胡卫东, 郁文贤, 等. 基于均衡信度分配准则的冲突证据组合方法[J]. *电子学报*, 2001, 29(12A): 1852-1855.
(Wang Z, Hu W D, Yu W X, et al. A combination rule of conflict evidence based on proportional belief assignment[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(12A): 1852-1855.)
- [15] Jousselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information Fusion*, 2001, 2(2): 91-101.
- [16] Zadeh L A. Review of a mathematical theory of evidence[J]. *Artificial Intelligence*, 1984, 5(3): 81-83.
- [17] Voorbraak F. On the justification of dempster rule of combination[J]. *Artificial Intelligence*, 1991, 48(2): 171-197.

下 期 要 目

- 直觉模糊多属性决策方法综述 万树平
- 两级差分进化算法求解多资源作业车间批量调度问题 王海燕, 等
- 线性时变系统的一种鲁棒镇定控制器设计方法 段广仁, 等
- 基于 Lotka-Volterra 模型的双群协同竞争粒子群优化算法 吴宪祥, 等
- 确定性空间的无线传感器网络节点部署策略研究 张云洲, 等