

一种基于局部冲突分配的 DST 组合规则

权 文¹, 王晓丹¹, 王 坚^{1,2}, 张玉玺¹

(1. 空军工程大学导弹学院, 陕西三原 713800; 2. 西北工业大学计算机学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 冲突证据融合是信息融合中一个非常重要但始终没有很好地解决的问题. 本文从选择有效的冲突衡量参数的角度出发, 分析了悖论与证据冲突的关系, 给出了新的冲突衡量参数, 并基于此参数提出了一种新的基于局部冲突分配策略的证据推理组合规则. 大量实例表明, 提出的证据推理组合规则能够解决现有的证据理论悖论问题, 是一种较为通用的证据推理组合规则.

关键词: 冲突证据融合; 证据理论悖论; 证据组合规则

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)09-1880-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.09.028

New Combination Rule of DST Based on Local Conflict Distribution Strategy

QUAN Wen¹, WANG Xiao-dan¹, WANG Jian^{1,2}, ZHANG Yu-xi¹

(1. The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shaanxi 713800, China;

2. College of Computer, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: Conflict evidence combination remains unsettled in information fusion field. Based on analyzing the relationship between paradox and evidence conflict, we proposed an effective conflict measurement parameter and a new DST based on local conflict distribution strategy. Numerous examples show that the proposed rule can settle paradox effectively.

Key words: conflict evidence combination; evidence theory paradox; evidence combination rule

1 引言

证据理论又称 Dempster-Shafer 理论^[1,2](简称 DST), 作为一种不确定推理方法, DST 具有坚实的理论基础, 适合于无先验信息的融合, 具有利用证据积累以缩小假设集合的特殊能力, 在区分不确定与不知道以及精确反映证据收集过程等方面显示了很大的灵活性. 例如两个一致证据 $m(A) = 0.4$, $m(B) = 0.4$, $m(\Theta) = 0.2$, 组合结果为 $m(A) = m(B) = 0.4706$, $m(\Theta) = 0.058$, 它综合了来自多源的基本概率赋值, 融合结果使系统的确定性增加($0.4706 > 0.4$), 不确定性减少($0.058 < 0.2$). 可见, 证据推理并非证据的简单叠加, 融合结果使证据间的共性加强, 并随着后续一致证据的出现, 系统的确定性越来越大. 对于系统中的大部分正常证据, DST 均可以很好地融合, 但实际应用中, DST 在处理高冲突问题常常得出有悖常理的结论, 一直是个较难解决的研究问题, 对此众多 DST 的改进算法相继提出, 关于改进算法的分类并没有一个统一方法. 大体来说, 按系统的辨识框架可分为闭世界算法与开世界算法^[3], 按证据间的关系

可分为利用证据相关性算法和去相关性算法^[4,5], 按组合规则分为加性策略和乘性策略^[6], 按冲突分配分为全局^[7]和局部分配算法^[8]、按修改方法分为修改证据源^[9]、修改组合规则^[10,11]、修改证据源结合修改组合规则方法^[12]等. 如何正确地衡量系统中证据的冲突、如何设计证据组合规则成为目前研究的焦点问题.

本文从选择有效的冲突衡量参数的角度出发, 比较分析了现有的冲突衡量参数, 在此基础上提出了一种新的基于局部冲突分配策略的证据推理组合规则, 使不同冲突程度的证据合成结果更为理想.

2 DST 推理框架

2.1 DST 基本理论及组合规则

DST 基本理论在相关文献中均有详述, 本文不再赘述. 这里只给出 Dempster 组合规则.

定义 1 设 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 是 2^Θ 上的两个相互独立的基本概率分配函数 (Basic Probability Assignment, BPA), 定义组合后的 BPA: $m(\cdot) = [m_1 \oplus m_2](\cdot)$ 为

$$\begin{cases} m(\phi) = 0 \\ m(A) = \frac{\sum_{\substack{X, Y \in 2^\Theta \\ X \cap Y = A}} m_1(X) m_2(Y)}{1 - \sum_{\substack{X, Y \in 2^\Theta \\ X \cap Y = \phi}} m_1(X) m_2(Y)}, \forall (A \neq \phi) \in 2^\Theta \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\sum_{\substack{X, Y \in 2^\Theta \\ X \cap Y = \phi}} m_1(X) m_2(Y)$ 为两证据间的冲突度, 记为 k_{12} , 若 $k_{12} \neq 1$, 则确定一个基本概率分配函数; 若 $k_{12} = 1$ 时, 则认为 m_1, m_2 矛盾, 不能对 BPA 进行组合。

针对 DST 的 $k = 1$ 时, 分母为零无法得出融合结果, Yager^[13]公式被提出, 但进一步研究发现其不能解决一票否决悖论^[14], 于是文献[15]对 Yager 公式进行了改进, 很好地克服了一票否决悖论。但通过深入分析, 我们发现文献[15]无法解决这样的问题:

例 1 设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$, 两组证据的基本信任分配函数分别为:

$$\begin{aligned} \text{rule 1:} \quad & m_1(\theta_1) = 0.7, m_1(\Theta) = 0.3 \\ & m_2(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.8, m_2(\Theta) = 0.2 \\ \text{rule 2:} \quad & m_1(\theta_1) = 0.7, m_1(\Theta) = 0.3 \\ & m_2(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3) = 0.8, m_2(\Theta) = 0.2 \end{aligned}$$

将四种合成公式的合成结果列表作比较 (rule 1 结果 ~ rule 2 结果)

表 1 四种合成公式对例 1 合成结果

组合规则	k	\tilde{k}	ϵ	σ	$m(A)$	$m(AB) \sim m(ABC)$	$m(\Theta)$
DST	0	-	-	-	0.7 ~ 0.7	0.24 ~ 0.24	0.06 ~ 0.06
Yager	0	-	-	-	0.7 ~ 0.7	0.24 ~ 0.24	0.06 ~ 0.06
文献[15]	0	0	0.3679	-	0.7 ~ 0.7	0.24 ~ 0.24	0.06 ~ 0.06

rule 1 结果与 rule 2 完全相同, m_2 在 rule 1 和 rule 2 的焦元 $\{\theta_1 \cup \theta_2\}, \{\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3\}$ 对 $\{\theta_1\}$ 在“证据汇集”或焦元可信度转移中作用相同, 显然不合情理, 一个合理的结果应为: rule 1 结果中 $m(\theta_1)$ 大于 rule 2 结果中 $m(\theta_1)$, 这种现象称之为焦元可信度转移悖论^[16,17]。

通过分析研究, 问题出现在了文献[15]合成公式无法区分焦元的大小对融合结果的影响。如稍做推广, 许多改进方法如 Yager 方法、邓勇^[7]方法以及所有 $m(A) = \sum_{A \cap B_j \cap C_c \dots = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) \cdot m_3(C_c) \dots + f(A)$ 型^[18]的改进方法, 由于 $f(A)$ 项中的冲突衡量参数 k 未考虑到焦元不同对结果的影响, 融合结果均无法克服证据汇集悖论。由上分析可见, 悖论的产生与冲突衡量参数关系密切。因此, 我们从选择冲突衡量参数的角度出发, 寻找合理的证据组合规则以避免悖论的产生。

2.2 冲突证据融合问题

冲突问题是指在证据组合时, 对交集为空的两个焦

元的基本置信指派的处理方法。冲突的本质原因就是 DST 为了使融合结果焦元基本概率赋值和为 1, 对结果乘以归一化因子 $(1 - k)^{-1}$ 。这样融合结果其实只占原证据的 $1 - k$, 当冲突较大时 ($k \rightarrow 1$ 或 $k = 1$) 融合结果接近于 0, 只是原证据很小一部分的反映, 完全遗弃了冲突的那部分基本信任分配而不得不用 $1 - k$ 进行归一化。

解决冲突证据融合, 除了必须深刻了解冲突的本质, 另一个重要的问题是如何定量描述冲突? 由上述分析可见, 归一化系数 k 的不合理是导致证据理论失效的根本原因, k 并不能表示证据间的冲突。以下算例更加说明了这一点: (1) $m_1(\theta_1) = 0.1, m_1(\theta_2) = 0.2; m_2(\theta_1) = 0.2, m_2(\theta_2) = 0.1$, 易得 $k = 0.05$, 按经典的证据理论, 冲突很小, 但实际上两个证据是矛盾命题; (2) $m_1(\theta_1) = m_1(\theta_2) = m_1(\theta_3) = m_1(\theta_4) = m_1(\theta_5) = 0.2; m_2(\theta_1) = m_2(\theta_2) = m_2(\theta_3) = m_2(\theta_4) = m_2(\theta_5) = 0.2$, 易得 $k = 0.8$, 按经典的证据理论, 冲突很大, 但实际上两个证据是一致命题。

国内外现有冲突衡量参数有归一化系数 k ^[1], 证据距离 d ^[19], 冲突率 λ ^[20], pignistic 概率距离 difBetP ^[21,22], 它们从不同的角度给出了证据冲突衡量参数:

$$(1) k = \sum_{\substack{X, Y \in 2^\Theta \\ X \cap Y = \phi}} m_1(X) m_2(Y) \quad (2)$$

$$(2) d_{\text{BPA}}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (m_1 - m_2) D (m_1 - m_2)},$$

$$D(A, B) = \left| \frac{A \cap B}{A \cup B} \right| \quad (3)$$

$$(3) \lambda = k / \left(\sum_{\substack{B \cap C = A \\ B, C \in 2^\Theta}} m_1(A) m_2(A) + k \right) \quad (4)$$

$$(4) \text{BetP}(\omega) = \sum_{A \subseteq \Theta, \omega \in A} \frac{1}{|A|} \frac{m(A)}{1 - m(\phi)},$$

$$\text{difBetP}_{m_1}^m = \max_{A \subseteq \Theta} \sum_{A \subseteq \Theta} (|\text{BetP}_{m_1}(A) - \text{BetP}_{m_2}(A)|) \quad (5)$$

其中, 式(3)中证据距离 $d_{\text{BPA}}(m_1, m_2)$ 表示证据 m_1 和 m_2 之间的距离, D 为一个 $2^n \times 2^n$ 的矩阵, n 为证据源个数 (如未特别说明, 以下相同), 矩阵中的元素为 $D(A, B) = \left| \frac{A \cap B}{A \cup B} \right|, A, B \in 2^\Theta$, 式(4)冲突率是指矛盾因子 (即归一化系数 k) 在产生冲突焦元的基本信任指派中所占的比例。式(5)中第一个式子为 pignistic 概率函数, $|A|$ 为集合元素 A 的势, 由 m 得到 $\text{BetP}(\omega)$ 称为 pignistic 转换, 表示证据对元素 A 的投注信任值。第二个式子表示证据 m_1 和 m_2 对框架中所有元素的对应投注信任值之差取最大值。

要得到较为通用的、不仅对正常证据而且对有冲突证据有效的证据组合规则, 研究难点为冲突证据的

证据组合规则,因此针对现已发现的悖论所对应的冲突衡量参数进行分析研究.参数计算结果如表 2 所示.

表 2 悖论的冲突衡量参数

参数 悖论	k	λ	d_{BPA}	diffBetP
完全冲突悖论	1	1	1	1
一票否决悖论	0.6	0.46	0.65	0.65
Zadeh 悖论	0.9999	0.9998	0.99	0.99
Yager 悖论	0.8	0.8	0.8183	0.8667
焦元可信度转移 或“证据汇集”悖论	0	0	0.5172, 0.5838	0.375, 0.4583
不劳而获的信任悖论 (信度分配不当)	0.25	0.25	0.408	0.25

在相关文献中,关于证据理论的悖论的研究大多是针对 Zadeh 悖论^[23],它是高冲突证据合成经典算例,作为模糊数学创始人,Lotfi A. Zadeh 在证据理论创建之初就谈了他对 Dempster 合成法则的看法,尤其指出归一化系数 k 加得有点勉强,建议将 k 去掉.Yager 不仅提出了证据理论取消归一化的改进方法,而且也是提出证据失效悖论第一人.Murphy^[14]也提出了一些经典的悖论.

由表 2 可得,对于证据汇集悖论、不劳而获的信任悖论,文献[21]的 4 种情况之(1)“当 k , diffBetP 两个值都很小时,表明证据 m_1, m_2 之间的冲突很小,可以使用 D-S 证据合成规则”不正确.在“证据汇集”悖论、不劳而获的信任悖论中, k 、diffBetP 两个值都很小,但使用 DST 结果与人类的直觉判断相违背;文献[20]的“(1)当且仅当 $\lambda = 0, k = 0$, 系统无冲突”可以使用 DST 的说法也被证据汇集悖论证明为错误的.使用 DST 结果与人类的直觉判断相违背.通过上述分析,既然现有的冲突衡量参数从不同的角度度量了系统冲突,对于 k 值小不能衡量冲突的情况,其余三个参数总有能够度量出系统冲突的,于是我们取 $\sigma = \max\{k, d, \lambda, \text{diffBetP}\}$ 来定量系统冲突.因此我们给出严格的冲突评价准则:只有 σ 很小时,才能表明系统无冲突,证据融合结果与人类的直觉判断不违背.

3 新的合成方法

证据理论研究至今,已有许多改进方法,关于其分类方法也有很多,无一定论.本文将从基于全局和局部冲突角度对其进行完善.通过分析表 2,我们从克服最难解决的证据汇集悖论入手,寻找合适的组合规则.

以文献[16]为例分析,原因在于其建立在传统冲突系数 k 基础上,并不能区分焦元 $\{\theta_1 \cup \theta_2\}$ 、 $\{\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3\}$ 的不同,只有距离 d 和 pignistic 概率距离 diffBetP 在 rule 1 与 rule 2 中表现不同,可用来区分两种情况.考虑到距离 diffBetP 一般比 d 更能表征冲突^[21],采用距离

diffBetP 代替 k ,使结果区分更加明显.

定义 2 ϵ 为证据的可信度,其中 $\epsilon = e^{-\sigma}, \sigma = \max\{k, d, \lambda, \text{diffBetP}\}$

既然 $k, d, \lambda, \text{diffBetP}$ 是从不同的角度对证据冲突的测量,以一票否决悖论为例:虽然 $\lambda = 0.4$ 数值小,但如取最大值 $\sigma = 0.6$ 能够表征冲突. ϵ 是 σ 的减函数,即当证据之间的冲突增大时,证据的可信度将降低,与经典证据理论中 k 相比, σ 更能表征证据间的冲突.

新的合成公式定义如下:

$$\left\{ \begin{aligned} m(\phi) &= 0 \\ m(A) &= (1 - \text{diffBetP}) \frac{p(A)}{1 - k} + \text{diffBetP} * \epsilon * q(A), \\ &\quad \forall (A \neq \phi, \Theta) \in 2^\Theta \\ m(\Theta) &= (1 - \text{diffBetP}) \frac{p(\Theta)}{1 - k} + \text{diffBetP} \cdot \epsilon \cdot q(\Theta) \\ &\quad + \text{diffBetP}(1 - \epsilon) \end{aligned} \right.$$

(6)

其中, $p(A) = \sum_{\substack{X, Y \subset 2^\Theta \\ X \cap Y = A}} m_i(X) m_j(Y)$

$\epsilon = e^{-\sigma}, \sigma = \max\{k, d, \lambda, \text{diffBetP}\}$

$q_{ij}(A) = \frac{m_i(A) + m_j(A)}{2}$

$k = \sum_{\substack{X, Y \subset 2^\Theta \\ X \cap Y = \phi}} m_1(X) m_2(Y)$

新的合成公式实际上是一个加权和形式,第一项的 $(1 - \text{diffBetP}) \frac{p(A)}{1 - k}$ 中 $(1 - \text{diffBetP})$ 为信任系数.当 σ 较小时,即证据冲突较小,式(6)中第一项起主要作用,合成结果近似于经典证据合成结果.当 $\sigma \rightarrow 1$ 时,即证据高冲突时,合成结果将主要由第二项决定,且 diffBetP, σ 的计算均与焦元的大小有关,因而合成结果能够区分焦元大小. $q(A)$ 为证据对 A 的平均支持度.

与文献[13]和文献[15]一样,我们也认为由于证据冲突的存在,将导致未知程度和增加,这反映在式(6)中的 $\text{diffBetP}(1 - \epsilon)$ 项,当 diffBetP 增加或可信度 ϵ 减小时,未知量 $m(\Theta)$ 均会随之增加.

新的合成公式与文献[15]主要区别在于:(1)文献[15]为全局计算方法,采用全局冲突等于两两证据冲突平均的思想($p(A) = \sum m_1(A_1) m_2(A_2) \cdots m_n(A_n), q(A) = 1 / n \sum_{i=1}^n m_i(A), \tilde{k} = \frac{1}{n(n-1)/2} \sum_{i < j} k_{ij}$),而本文为局部计算方法.全局计算方法依赖于系统中所有数据,期望能通过全局计算抵消冲突证据间的差的融合结果,但一旦有新证据加入,则需要重新计算全局参数,无法实现动态合成;(2)文献[15]方法无法解决“证据汇集”悖论,本文方法能够解决现有的悖论.

4 数值实验及比较

对于上文的例 1,合成结果为:

rule 1: $m(\theta_1) = 0.5158, m(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.2394,$
 $m(\Theta) = 0.2448$

rule 2: $m(\theta_1) = 0.4686, m(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3) = 0.2323,$
 $m(\Theta) = 0.2991$

可见本文方法 rule 1 结果中 $m(\theta_1)$ 大于 rule 2 结果中 $m(\theta_1)$,很好地克服了证据汇集悖论.

例 2 对于文献[15]中例 1(Zadeh 悖论)合成结果见表 3.

表 3 四种合成公式对 Zadeh 悖论合成结果

组合规则	k	\bar{k}	ϵ	σ	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\Theta)$
DST	0.9999	—	—	—	0	1	0	0
Yager	0.9999	—	—	—	0	0.0001	0	0.9999
文献[15]	0.9999	0.9999	0.3679	—	0.182	0.004	0.182	0.632
本文	0.9999	—	0.3679	0.9999	0.180	0.014	0.180	0.626

如按经典的 DST 规则,最不可能的命题 B 成了确定命题.而本文方法结果虽然给不出最终的决策,但对命题 A 和命题 B 的赋值均大于命题 B ,随着新证据的出现,必将得到正确的决策.可见,本文方法克服了证据汇集悖论.

例 3 假设辨识框架为 $\Theta = \{a, b, c\}$,系统采集到两个证据 m_1 和 m_2 ,其 BPA 分别为:

$m_1(a) = 0.8, m_1(\theta_2) = 0.1, m_1(\theta_3) = 0.1$
 $m_1(a) = 0.7, m_1(\theta_2) = 0.2, m_1(\theta_3) = 0.1$

表 4 四种合成公式对例 3 悖论合成结果

组合规则	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\Theta)$
DST	0.9492	0.0339	0.0169	0
Yager	0.5600	0.0200	0.0100	0.4100
文献[15]	0.7641	0.0608	0.0372	0.1379
本文	0.9040	0.0405	0.0219	0.0336

由表 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,且与 DST 结果最接近,结果的未知量较小,确定量较大.

例 4 假设辨识框架为 $\Theta = \{a, b, c\}$, a 代表轰炸机, b 代表民航机, c 代表战斗机,利用 4 个传感器的观测信息构成性质不同的 4 个证据分别为:

$m_1(a) = 0.5, m_1(b) = 0.2, m_1(c) = 0.3;$
 $m_2(a) = 0, m_2(b) = 0.9, m_2(c) = 0.1;$
 $m_3(a) = 0.6, m_3(b) = 0.1, m_3(c) = 0.3;$
 $m_4(a) = 0.8, m_4(b) = 0.1, m_4(c) = 0.1$

综合传感器给出的 4 个证据信息,传感器可能由于人为原因或噪声干扰而与其他传感器信息相冲突,证据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 组合规则以及几种典型改进规则对此实例进行融合结果对比分析如表 5 所示.

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	0.8571	0.1429	0
	m_1, m_2, m_3	0	0.6667	0.3333	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0	0.6667	0.3333	0
文献[13]	m_1, m_2	0	0.1800	0.0300	0.7900
	m_1, m_2, m_3	0	0.0180	0.0090	0.9730
	m_1, m_2, m_3, m_4	0	0.0018	0.0009	0.9973
文献[15]	m_1, m_2	0.1331	0.4727	0.1364	0.2578
	m_1, m_2, m_3	0.2448	0.2851	0.1648	0.3053
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.3341	0.2304	0.1416	0.2939
文献[24]	m_1, m_2	0.2024	0.6851	0.1125	0
	m_1, m_2, m_3	0.4082	0.4426	0.1492	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.7207	0.2205	0.0588	0
文献[8]	m_1, m_2	0.0860	0.8040	0.1100	0
	m_1, m_2, m_3	0.3070	0.5570	0.1360	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.6190	0.2450	0.1360	0
本文	m_1, m_2	0.0794	0.4319	0.1064	0.3823
	m_1, m_2, m_3	0.3917	0.1616	0.2138	0.2328
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.7028	0.0738	0.0854	0.1380

证据推理在处理不确定信息时的优势之一为其收敛性,正常情况下,随着证据数量增加,未知量($m(\Theta)$)会随之越来越小,确定性增加,非常有利于系统的决策.由表 5 可见,采用 DST 和文献[14]组合规则得到的合成结果 $m(a)$ 却始终为 0,不随证据增加而发生任何变化;采用文献[15]会由于未知部分的存在且随着证据加入有变化,但变化很小,系统收敛性差,不利于决策.文献[24]和文献[8]在系统获得证据 m_4 后才能分辨出目标为轰炸机($m(a) > m(b)$ 且 $m(a) > m(c)$);而本文在获得证据 m_3 后便可以识别出目标,收敛性好.

5 结论

新的合成规则受启发于文献[15],针对文献[15]不能解决证据汇集悖论的问题,对现有的冲突衡量参数进行概括分析,进一步分析验证了 DST 的 k 不能够衡量系统冲突,提出用 σ 来衡量系统冲突,并将其作为参数,参与新的合成规则.实验验证部分表明,本文算法不仅对弱冲突下的证据融合有效,并且能够解决证据理论的悖论,系统收敛性好,是一种较为通用的证据组合方法.而对于文献[15]方法选择以 e 为底的证据源可信度函数主观性和任意性的问题,需要进一步研究给出合理的解释.

参考文献

[1] A P Dempster. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1967,38(2):325-339.

- [2] 徐从富,耿卫东,潘云鹤. 面向数据融合的 DS 方法综述[J]. 电子学报, 2001, 29(3): 393 – 396.
XU Cong-fu, GENG Wei-dong, PAN Yun-he. Review of Dempster-Shafer method for data fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(3): 393 – 396. (in Chinese)
- [3] P Smets, R Kennes. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66: 191 – 243.
- [4] 孙怀江, 杨静宇. 一种相关证据合成方法[J]. 计算机学报, 1999, 22(3): 1004 – 1007.
- [5] 刘明, 袁保宗, 唐晓芳. 证据理论 k -NN 规则中确定相似参数的新方法[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 766 – 768.
LIU Ming, YUAN Bao-zong, TANG Xiao-fang. A new approach to determine the similarity parameters in evidence-theoretic k -NN rule[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 766 – 768. (in Chinese)
- [6] 何兵. 基于分类及不确定熵的 DS 证据合成及判决方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2003, 29(10): 927 – 930.
- [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.
- [8] 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.
- [9] 韩德强, 韩崇昭, 邓勇, 等. 基于证据方差的加权证据组合[J]. 电子学报, 2011, 39(3A): 153 – 157.
HAN De-qiang, HAN Chong-zhao, DENG Yong, et al. Weighted combination of conflicting evidence based on evidence variance[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 153 – 157. (in Chinese)
- [10] 肖明珠, 陈光 ■. 一种改进的证据合成公式[J]. 电子学报, 2005, 33(9): 1714 – 1716.
XIAO Ming-zhu, CHEN Guang-ju. A modified combination rule of evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(9): 1714 – 1716. (in Chinese)
- [11] 郎风华, 谷利泽, 杨义先, 等. 一种基于均衡交补分担准则的证据组合新方法[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 95 – 100.
LANG Feng-hua, GU Li-ze, YANG Yi-xian, et al. A novel evidence combination method based on proportional conjunctive and complementary pooling criterion[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 95 – 100. (in Chinese)
- [12] 郭华伟, 施文康, 邓勇, 等. 一种通用的不确定性推理和决策模型[J]. 传感技术学报, 2006, (4): 1176 – 1180.
- [13] Ronald R Yager. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93 – 138.
- [14] C K Murphy. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1 – 9.
- [15] 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 Quan, YE Xiu-qing, GU Wei-kang. A new combination rules of evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117 – 119. (in Chinese)
- [16] J W Guan, D A Bell. Approximate reasoning and evidence theory[J]. Information Science, 1997, 96: 207 – 235.
- [17] R Kruse. Uncertainty and Vagueness in Knowledge Based Systems: Numerical Methods[M]. New York: Springer-Verlag, 1991.
- [18] E Lefevre, P Vannoorenberghe, O Colot. About the use of Dempster-Shafer theory for color image segmentation[A]. First International Conference on Color in Graphics and Image Processing[C]. Saint-Etienne, France: CEPADUES, 2000. 164 – 169.
- [19] A L Jousselme, éloi Bossé, D Grenier. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 91 – 101.
- [20] 潘泉, 张山鹰, 程咏梅, 等. 证据推理的鲁棒性研究[J]. 自动化学报, 2001, 27(6): 799 – 805.
- [21] W Liu. Analyzing the degree of conflict among belief function[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170: 909 – 924.
- [22] 许培达, 韩德强, 邓勇. 一种基本概率赋值转换为概率的最优化方法[J]. 电子学报, 2011, 39(3A): 121 – 125.
XU Pei-da, HAN De-qiang, DENG Yong. An optimal transformation of basic probability assignment to probability[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 121 – 125. (in Chinese)
- [23] Zadeh L. On the Validity of Dempster's Rule of Combination of Evidence[R]. Berkely: University of California, 1979.
- [24] F Smarandache, J Dezert. Information fusion based on new proportional conflict redistribution rules[A]. Proc of the 2005 8th Int Conf on Information Fusion[C]. Philadelphia: IEEE, 2005. 907 – 914.

作者简介



权文女, 1983 年 9 月出生于陕西蒲城. 博士生. 主要研究方向为智能信息处理和机器学习等研究.
E-mail: 937182228@qq.com

王晓丹女, 1966 年 9 月出生于陕西汉中. 1988 年毕业于国防科技大学计算机系. 现为空军工程大学教授、博士生导师, 从事智能信息处理与机器学习方面的研究工作.

E-mail: afeu_w@yahoo.com.cn

王坚男, 1982 年 2 月出生于陕西白水. 博士生. 主要研究方向为数据管理.

E-mail: lovewj221@qq.com

张玉玺男, 1976 年 8 月出生于河北阳原. 博士生. 主要研究方向为智能信息处理和机器学习等研究.

E-mail: zhyuxibj@126.com