

基于向量冲突表示方法的证据组合规则

李军伟 刘先省

(河南大学计算机与信息工程学院 开封 475004)

摘要 针对 Dempster 组合规则在高冲突证据融合的情况下常常会得到违背直觉的结果,提出了一种基于向量冲突表示方法的 Dempster(VCRD)组合规则。首先,通过实例分析了冲突因子和 Jousselme 距离存在的不足;然后,利用证据向量的相似性和差异性共同衡量证据之间的冲突程度,通过证据之间的冲突程度确定修正证据的权重因子,对融合证据进行预处理;最后,利用 Dempster 组合规则进行融合。理论分析和仿真实验结果表明:与 Dempster 组合规则及其它改进算法相比,VCRD 组合规则能够合理地处理高冲突证据情况下的融合问题,降低了决策风险。

关键词 证据冲突,组合规则,冲突表示,冲突因子,权重因子

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.010

Evidence Combination Rule Based on Vector Conflict Representation Method

LI Jun-wei LIU Xian-xing

(School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract In order to solve the counter-intuitive behaviors gotten by Dempster combination rule when combining high conflict evidence, a new improved Dempster combination rule based on vector conflict representation (VCRD) method was proposed. Firstly, the deficiencies of conflicting belief and Jousselme distance are analyzed by the way of examples. Then, the conflicting degree between the evidence is measured by using similarities and differences of evidence vector, and the evidence can be amended according to the weight computed by utilizing the conflicting degree between them. Finally, the modified functions are combined by Dempster combination rule. The theoretical analysis and experimental results show that compared with Dempster combination rule and other improved methods by the results of numerical examples, VCRD combination rule exhibits the ability in combining highly conflicting evidences rationally and reducing the decision risk.

Keywords Evidential conflict, Combination rule, Conflict representation, Conflicting belief, Weight coefficient

1 引言

随着计算机技术和信息技术的迅速发展,各种面向复杂应用背景的多传感器信息系统不断涌现,但传感器在感知过程中存在多种不确定因素,因此系统获取的数据具有不确定、高冲突和不可靠等诸多特点。为了从多传感器信息中提取实时、有效和准确的信息来判定识别目标的属性和特征,需要对多传感器数据进行有效的信息融合。与单传感器系统相比,多传感器信息融合^[1]可以从不同空间或时间获得信息,并将这些信息进行不同抽象层次的融合,获得对事件更完整、更精确、更可靠的推论,由此多源信息融合引起了国内外相关领域学者的普遍关注。

证据理论(Dempster-Shafer Theory, DST)在不确定信息表示和融合方法等方面具有独特优势,是决策级不确定信息的表征,为融合提供了强有力的手段,从而在目标识别^[2]、图像处理^[3]以及态势感知^[4]等领域得到了广泛的应用。Za-

deh^[5]分析了 Dempster 组合规则在高冲突证据融合时可能得到违背常理的结论,随后引起了国内外学者的研究兴趣和广泛关注。针对高冲突证据融合问题,其解决方法主要有以下 3 种观点:1)认为反直观的融合结果由 Dempster 组合规则造成,可通过修改组合规则^[6-9]达到冲突信息重新分配的目的;2)认为反直观结果来自证据源本身,而不是 Dempster 组合规则,需要修正待融合的证据^[10,11];3)修改组合规则和修正证据源相结合的方法^[12,13]。

证据之间的冲突衡量方法是从根本上解决冲突证据融合问题的有效途径之一。因此,准确地辨识出冲突证据以及冲突程度,才能够选择合适的组合规则或基于此对融合证据进行修正^[11]。近年来,针对证据理论中的冲突因子在描述和衡量证据冲突方面存在的不足,国内外学者提出了许多的改进方法,但是目前没有统一的标准,这些改进方法主要可分为 3 类:1)利用证据之间的差异性程度,如 Jousselme 距离^[14]、粒度距离^[15]等;2)利用各种距离函数与冲突因子相结合,如采

到稿日期:2016-04-06 返修日期:2016-08-22 本文受国家自然科学基金资助项目(61300214),河南省高等学校重点科研项目资助计划(16A510001),河南省高校科技创新团队支持计划资助项目(13IRTSTHN021),河南大学科学研究基金资助项目(2015YBZR026)资助。

李军伟(1981—),男,博士,讲师,主要研究方向为多源信息融合、模式识别、优化算法等,E-mail:lijunwei@henu.edu.cn;刘先省(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为多源信息融合、传感器管理、多目标跟踪与识别等。

用 Jousselme 距离和冲突因子的几何均值^[11]或算术平均值^[16]来表示;3)利用证据之间的相似性程度,如利用证据之间的相关系数(向量夹角余弦值)^[17]的修正值。

Jousselme 距离引入了向量度量的思想,将待融合的证据作为向量,即将融合证据中的可信度分配向量作为向量数学中的一个普通向量元素。近年来,向量度量思想以解析几何为基本数学工具,在国内外得到了更加广泛的关注^[18]。考虑到证据源由于自身条件或工作环境的影响,待融合证据在融合过程中重要程度是不同的,因此在证据融合过程中需要考虑融合证据的权重因子。为了更好地描述证据之间的冲突程度,结合证据向量的相似性和差异性确定融合证据的权重因子,并充分利用证据修正策略^[11]和 Dempster 组合规则本身满足交换律、结合律及收敛性快等优点,本文提出了一种基于向量冲突表示方法的 Dempster(VCRD)组合规则。

2 Dempster 组合规则

设 Θ 是一个非空有限互斥集合, 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(Basic Probability Assignment, BPA)函数 $m: R \rightarrow [0, 1]$ 。该函数满足以下条件^[19,20]:

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

其中, \emptyset 为空集,若 $m(A) > 0$,则 A 为焦点, $m(A)$ 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 m_1 和 m_2 的焦点分别为 B_i 和 C_j ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$),可根据 Dempster 组合规则进行融合得到 $m_{12} = m_1 \oplus m_2$ 。其中, \oplus 表示组合运算。Dempster 组合规则可定义如下:

$$m_{12}(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{B_i \cap C_j = A} m_1(B_i)m_2(C_j)}{1-K}, & A \neq \emptyset \\ 0, & A = \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

其中, K 为冲突因子, $0 \leq K < 1$, $1/(1-K)$ 为归一化因子, $K = \sum_{B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i)m_2(C_j)$, 冲突因子 K 的作用是避免在证据融合时把与冲突相关的非零概率赋给空集 \emptyset 。

3 证据冲突表示方法

3.1 冲突因子和 Jousselme 距离存在的问题

冲突因子 K 通常反映在融合过程中证据之间焦点置信指派相交为空集时产生的冲突信息, K 值越大,证据之间的冲突程度就越大。Jousselme 距离表示证据间相容焦点基本置信指派分配的差异, Jousselme 距离越小,则证据之间的差异也越小,但其有时不能完全衡量证据之间的冲突程度。

例 1 假设辨识框架 $\Theta = \{a, b, c\}$, 有 3 个性质不同的证据 m_1, m_2 和 m_3 , 其基本置信指派分别为:

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

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

$$m_3: m_3(a) = 0.2, m_3(b) = 0.5, m_3(c) = 0.3$$

证据 m_1 支持 a , 证据 m_2 和 m_3 支持 b , 可推断出证据 m_2 和 m_3 的冲突要小于证据 m_1 和 m_3 之间的冲突。经计算可得 K_{13} 为 0.71 (K_{ij} 表示第 i 个证据和第 j 个证据之间的冲突因子), 同理得 K_{23} 为 0.52, 则冲突因子判断结果与直观分析的

结论相一致;若采用 Jousselme 距离计算,可得 d_{13} 为 0.3 (d_{ij} 表示第 i 个证据和第 j 个证据之间的 Jousselme 距离), 同理得 d_{23} 为 0.35, 显然依据 Jousselme 距离判断所得结论与推断分析相反。

但在某些情况下,采用冲突因子 K 衡量证据之间的冲突程度也会得到有悖于直觉的结论。

例 2 假设辨识框架 $\Theta = \{a, b, c\}$, 有 2 个性质不同的证据 m_1 和 m_2 , 其基本置信指派分别为:

$$m_1: m_1(a) = 0.4, m_1(b) = 0.3, m_1(c) = 0.3$$

$$m_2: m_2(a) = 0.4, m_2(b) = 0.3, m_2(c) = 0.3$$

通过计算得到冲突因子 $K = 0.66$, 由冲突因子 K 判断两证据之间是存在冲突的,这与直觉判断两个只包含单元素焦元的相同证据之间根本不存在任何冲突的结论相矛盾。

例 3 设辨识框架 $\Theta = \{1, 2, \dots, 10\}$, 有 2 个证据的基本置信指派分别为: $m_1(7) = 0.1, m_1(a) = 0.9; m_2(1, 2, \dots, 5) = 1$ 。其中,子集 a 按照 $\{1\}, \{1, 2\}, \dots, \{1, 2, \dots, 10\}$ 变化。

由两组证据可知:证据 m_2 全部支持假设 $\{1, 2, \dots, 5\}$, 只有当证据 m_1 的焦点 $a = \{1, 2, \dots, 5\}$ 时,两组证据的矛盾冲突程度最小。但是,不论子集 a 如何变化,计算得到的冲突因子 K 始终为 0.1。因此,冲突因子 K 无法反映出融合证据之间的冲突程度变化情况。

通过以上算例实验结果分析可知,采用冲突因子 K 或 Jousselme 距离很难全面、准确地反映证据之间的冲突程度。

3.2 基于向量度量的证据冲突表示方法

为了更好地衡量证据之间的冲突程度,本文从证据向量度量的思想出发,综合考虑证据之间的差异性和相似性在证据冲突程度衡量中的影响。证据之间的差异性通过证据向量差与正定系数矩阵构成的向量所对应元素的方差关系来表示,证据之间的相似性利用度量证据之间的向量夹角余弦值来衡量。

将证据看作向量,假设证据向量 m_1 对应的元素依次为 $m_1(\theta_1), m_1(\theta_2), \dots, m_1(\theta_n)$, 证据向量 m_2 对应的元素依次为 $m_2(\theta_1), m_2(\theta_2), \dots, m_2(\theta_n)$ 。通过两个证据之间对应焦点置信指派的差值与正定系数矩阵 D 组成向量记为 $\sigma(m_1, m_2)$:

$$\sigma(m_1, m_2) = (m_1 - m_2)^T D \quad (3)$$

其中, n 为辨识框架中的元素个数,即证据 m_1 和 m_2 之间至少有一个证据对应 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 的置信指派不为零,矩阵 D 中的元素为:

$$D(\theta_i, \theta_j) = \frac{|\theta_i \cap \theta_j|}{|\theta_i \cup \theta_j|} \quad (4)$$

证据 m_1 和 m_2 之间的向量差异度 $V_d(m_1 - m_2)$ 表达式如下:

$$V_d(m_1 - m_2) = \frac{nD(m_1 - m_2)}{\langle m_1, m_1 \rangle + \langle m_2, m_2 \rangle} \quad (5)$$

$$\langle m_1, m_2 \rangle = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n m_1(\theta_i)m_2(\theta_j) \frac{|\theta_i \cap \theta_j|}{|\theta_i \cup \theta_j|} \quad (6)$$

$$D(m_1 - m_2) = E[(m_1 - m_2)^2] - [E(m_1 - m_2)]^2 \quad (7)$$

其中, $\theta_i, \theta_j \in P(\Theta)$, $P(\Theta)$ 为 Θ 所有子集生成的空间, $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。 $\langle m_1, m_2 \rangle$ 表示两个证据向量的内积, $E(m_1 - m_2)$ 为向量 $\sigma(m_1, m_2)$ 中各元素求取的数学期望, $D(m_1, m_2)$ 为向量 $\sigma(m_1, m_2)$ 中各元素求取的方差。向量 $\sigma(m_1, m_2)$ 中各元素的方差数值越大,证据之间的冲突就越大;否则,证据之间的冲突就越小。

将证据中各焦元的置信指派作为证据的向量元素,计算比较证据向量之间角度的余弦值^[17],则证据 m_1 和 m_2 之间向量相似度 $V_s(m_1, m_2)$ 表达式为:

$$V_s(m_1, m_2) = \frac{\langle m_1, m_2 \rangle}{\sqrt{\langle m_1, m_1 \rangle} \sqrt{\langle m_2, m_2 \rangle}} \quad (8)$$

根据证据之间的向量差异度和证据向量相似度与证据之间冲突程度的关系,则证据 m_1 和 m_2 之间的冲突过程通过基于向量度量的证据冲突程度因子 $conf$ 表达式如下:

$$conf(m_1, m_2) = \sqrt{V_d(m_1, m_2)} [1 - V_s(m_1, m_2)] \quad (9)$$

其中, $0 \leq conf(m_1, m_2) \leq 1$ 。当两个证据相同时, $conf$ 为 0, 表明证据之间无冲突; 当两个证据焦元的交集之间不存在任何交集元素时, 证据之间的冲突最大。 $conf$ 值越大, 证据之间冲突就越大, 否则证据之间的冲突程度就越小。

对于例 1, 利用式(9)计算可得证据 m_1 和 m_3 之间的证据冲突程度因子 $conf(m_1, m_3) = 0.2468$, 同理可得 $conf(m_2, m_3) = 0.1674$, 结果符合理论分析, 其可以有效衡量证据之间的冲突程度。

对于例 2, 采用基于向量度量的证据冲突表示方法, 可得证据冲突程度因子 $conf(m_1, m_2) = 0$, 则两个证据之间无冲突, 符合理论分析, 其衡量证据冲突是有效的。

针对例 3, 当子集 a 变化时, 给出了冲突因子 K 和几种典型证据冲突衡量参数的比较, 如表 1 所列。

表 1 各证据冲突衡量参数的比较

子集 a	K	d	k^d	conf
{1}	0.1000	0.8544	0.4772	0.7184
{1,2}	0.1000	0.7416	0.4208	0.4706
{1,2,3}	0.1000	0.6083	0.3541	0.2624
{1,2,3,4}	0.1000	0.4359	0.2680	0.1041
{1,2,...,5}	0.1000	0.1000	0.1000	0.0082
{1,2,...,6}	0.1000	0.4000	0.2500	0.0839
{1,2,...,7}	0.1000	0.5291	0.3146	0.3584
{1,2,...,8}	0.1000	0.5990	0.3495	0.4030
{1,2,...,9}	0.1000	0.6481	0.3740	0.4411
{1,2,...,10}	0.1000	0.6848	0.3924	0.4755

其中, K 为冲突因子; d 为 Jousselme 距离; k^d 为冲突因子 K 和 Jousselme 距离的算术平均值; $conf$ 为基于向量度量的证据冲突程度因子。

由表 1 可以看出, 证据冲突程度因子 $conf$ 的取值范围在 $[0, 1]$ 之间, 且证据冲突程度因子 $conf$ 随着子集 a 按照 $\{1\}, \{1, 2\}, \dots, \{1, 2, \dots, 10\}$ 的变化表现为先减小后增大的趋势, 符合理论分析和人们的直觉判断。

例 4 假设辨识框架为 $\Theta = \{a, b\}$, 有 4 个性质不同的证据 m_1, m_2, m_3 和 m_4 , 其基本置信指派分别为:

$$m_1: m_1(a) = 0.9, m_1(b) = 0.1$$

$$m_2: m_2(a) = 0.1, m_2(b) = 0.9$$

$$m_3: m_3(a) = 0.2, m_3(b) = 0.8$$

$$m_4: m_4(a) = 0.8, m_4(b) = 0.2$$

理论上分析, 证据 m_3 和 m_4 之间较证据 m_1 和 m_2 之间更一致, 其冲突程度小于证据 m_1 和 m_2 之间的冲突。理论分析结论与采用本文方法计算所得结果 $conf(m_1, m_2) = 0.7805$ 及 $conf(m_3, m_4) = 0.5294$ 一致。

以上的算例实验结果分析表明: 基于向量度量的证据冲突表示方法不但可以很好地解决冲突因子 K 和 Jousselme 距离存在的问题, 而且还可以有效地表征证据之间的冲突程度大小。

4 VCRD 组合规则

在实际的多源信息融合系统应用中, 证据之间的冲突可能是由于外界干扰的存在或传感器本身性能等因素造成的, 证据本身提供的信息在融合过程中的重要性是不一致的。因此, 需要对证据进行预处理以获得描述证据重要程度的权重因子, 以此降低融合证据之间的冲突。

在获得衡量证据冲突程度参数 $conf(m_i, m_j)$ 后, 计算第 i 个证据与其他 $n-1$ 个证据的总冲突程度参数 $conf(m_i)$, 其表达式如下:

$$conf(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n conf(m_i, m_j) \quad (10)$$

则第 i 个证据获得的其他 $n-1$ 个证据的相对支持度 $truf(m_i)$ 为:

$$truf(m_i) = (n-1) - conf(m_i) \quad (11)$$

同理可得其他 $n-1$ 个证据获得的相对支持度, 将 n 个证据中相对支持度最大的证据 $truf_{\max} = \max(truf(m_1), \dots, truf(m_i), \dots, truf(m_n))$ ($j=1, 2, \dots, n$) 作为关键证据, 并计算各证据的权重因子 ω_i :

$$\omega_i = \frac{truf(m_i)}{truf_{\max}} \quad (12)$$

在获取融合证据的权重因子 ω_i 后, 利用式(13)将待融合的各证据进行修正, 使权重因子小的证据提供的确定性信息减小, 不确定信息增加, 以此减小相对支持度较小的证据对融合结果的影响, 确保融合结果的合理性。

$$m_i^d(A) = \begin{cases} \omega_i m_i(A), & A \neq \Theta \\ 1 - \omega_i + \omega_i m_i(A), & A = \Theta \end{cases} \quad (13)$$

最后, 利用 Dempster 组合规则对修正后的证据进行融合。VCRD 组合规则不但保持了 Dempster 组合规则的优点, 而且还充分考虑了证据在融合过程中的重要程度, 避免了高冲突证据融合时出现的不合理结果, 融合结果收敛性好, 有利于进行正确决策。

5 算例实验结果分析

为了验证本文提出的 VCRD 组合规则的有效性, 将几种典型的证据组合规则与本文提出的改进 Dempster 组合规则进行融合后的结果进行对比分析。

例 5 假设辨识框架 $\Theta = \{a, b, c\}$, 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 4 个性质不同的证据, 分别为:

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

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

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

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

综合实例中传感器给出的 4 个证据信息, 利用基于向量度量的证据冲突表示方法计算得到 4 个证据的相对支持度分别为 0.3189, 0.0989, 0.3019, 0.2803。可以看出可能由于人为原因或噪声干扰等因素, 导致传感器 m_2 获得的观测信息与其他传感器获得的观测信息相冲突, 融合结果应该为可能性最大的轰炸机, 而不是可能性较小的民航机和战斗机。

采用不同的组合规则进行目标识别的结果比较分析如表 2 所列。由表 2 的实验结果可知, 采用 Dempster 组合规则的融合结果在证据不断增加的情况下保持 $m(a) = 0$, 因此不能

对冲突证据进行有效融合,融合结果具有“一票否决”的悖论。文献[6]的方法将获得证据冲突的置信指派全部分配给未知项,导致未知项的置信指派数值随着证据数目的增多而不断增大,其融合结果的不确定性也在增加,不符合不确定推理的特点,而且融合结果中 $m(a)$ 始终为 0,无法反映新的证据对融合结果的影响,违背了人的直觉认识。采用文献[7]的方法,融合结果的收敛速度较慢,未知部分变化较小,不利于快速做出决策。采用文献[8]的组合规则,在 3 个证据融合时,仍然不能做出正确决策。文献[9]的融合方法虽然在 3 个证据融合时得到的 $m(a)$ 值较大,但其融合结果的区分能力相对较差($m(a)$ 和 $m(b)$ 或 $m(c)$ 的数值比较接近),且 $m(a) < 0.5$,不利于做出正确的决策。

表 2 采用不同的组合规则进行目标识别的结果比较分析

组合规则	证据	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\Theta)$
Dempster	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[6]	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[7]	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[8]	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[9]	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
文献[10]	m_1, m_2	0.2627	0.4590	0.2088	0.0695
	m_1, m_2, m_3	0.5938	0.1575	0.2487	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.8240	0.0682	0.1078	0
文献[13]	m_1, m_2	0.3878	0.3975	0.2147	0
	m_1, m_2, m_3	0.5877	0.1823	0.2300	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.8314	0.0744	0.1132	0
VCRD	m_1, m_2	0.4569	0.2567	0.2864	0
	m_1, m_2, m_3	0.6784	0.0907	0.2309	0
	m_1, m_2, m_3, m_4	0.8927	0.0303	0.0770	0

本文提出的 VCRD 组合规则在证据向量冲突表示方法的基础上获取权重因子,并对融合证据进行修正,继承了 Dempster 组合规则融合的交流性、结合性、收敛性等优点,有效地减弱了传感器 m_2 提供的信息对融合结果的影响,提高了融合结果的可信性。从表 2 结果可以看出,本文提出的 VCRD 组合规则的收敛速度比文献[10, 13]的组合规则的收敛速度更快,在 3 个证据融合时就可以做出正确的决策,且最后融合结果中的 $m(a)$ 最大,达到了 0.8927,其融合结果区分能力明显优于其他的改进组合规则。

结束语 针对 Dempster 组合规则在解决高冲突证据融合问题时往往得到有悖于直觉的结论,本文首先分析了传统的证据冲突程度衡量参数冲突因子和 Jousselme 距离很难有效反映证据之间的冲突程度,并在现有证据冲突程度衡量方法的基础上采用证据向量度量思想,利用证据向量之间的差异性和相似性与证据冲突程度之间的关系修正待融合证据,抑制不可靠证据对融合结果的影响,最后利用 Dempster 组合规则进行融合,提出了一种基于向量冲突表示方法的 Dempster(VCRD)组合规则。理论分析和算例实验结果表明:本文提出的 VCRD 组合规则不但继承了 Dempster 组合规则的结合律、交换律等优良的数学性质,而且还能有效处理高冲突证

据融合的问题,改善融合结果的可靠性和合理性,并能及时做出正确决策。

参 考 文 献

- [1] Chen Ke-wen, Zhang Zu-ping, Long Jun. Multisource information fusion: key issues, research progress and new trends[J]. Computer Science, 2013, 40(8): 6-13(in Chinese)
陈科文, 张祖平, 龙军. 多源信息融合关键问题、研究进展与新动向[J]. 计算机科学, 2013, 40(8): 6-13
- [2] Dong G G, Kuang G Y. Target recognition via information aggregation through Dempster-Shafer's evidence theory[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(6): 1247-1251
- [3] Chen Y, Cremers A B, Cao Z G. Interactive color image segmentation via iterative evidential labeling[J]. Information Fusion, 2014, 20(15): 292-304
- [4] Kou Guang, Tang Guang-ming, Xu Zi-liang. Research on revising conflict evidence of D-S evidence theory in network security situation awareness[J]. Computer Science, 2015, 42(7): 200-203 (in Chinese)
寇广, 汤光明, 徐梓棕. 网络安全态势感知中 D-S 证据理论冲突证据的修正研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(7): 200-203
- [5] Zadeh L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination[J]. AI Magazine, 1986, 7(2): 85-90
- [6] Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93-137
- [7] 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)
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
- [8] Smarandache F, Dezert J. Information fusion based on new proportional conflict redistribution rules[C]// Proceedings of the International Conference on Information Fusion. Philadelphia, 2005: 907-914
- [9] Quan Wen, Wang Xiao-dan, Wang Jian, et al. New combination rule of DST based on local conflict distribution strategy[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(9): 1880-1884(in Chinese)
权文, 王晓丹, 王坚, 等. 一种基于局部冲突分配的 DST 组合规则[J]. 电子学报, 2012, 40(9): 1880-1884
- [10] Hu Chang-hua, Si Xiao-sheng, Zhou Zhi-jie, et al. An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(7): 1578-1583(in Chinese)
胡昌华, 司小胜, 周志杰, 等. 新的证据冲突衡量标准下的 D-S 改进算法[J]. 电子学报, 2009, 37(7): 1578-1583
- [11] Liu Zhun-ga, Cheng Yong-mei, Pan Quan, et al. Combination of weighted belief functions based on evidence distance and conflicting belief[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(12): 1439-1442 (in Chinese)
刘准钹, 程咏梅, 潘泉, 等. 基于证据距离和矛盾因子的加权证据合成公式[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(12): 1439-1442
- [12] Li Jun-wei, Cheng Yong-mei, Liang Yan, et al. Research of DST algorithm based on local conflict distribution strategy[J]. Control and Decision, 2010, 25(10): 1484-1488(in Chinese)
李军伟, 程咏梅, 梁彦, 等. 基于局部冲突分配策略的 DST 算法研究[J]. 控制与决策, 2010, 25(10): 1484-1488

- [13] Cao Jie, Guo Lei-lei. Evidence combination rule based on local conflict distribution strategy[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(7): 2033-2035 (in Chinese)
曹洁, 郭雷雷. 一种基于局部冲突分配的证据组合规则[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(7): 2033-2035
- [14] Jousselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 91-101
- [15] Lin Guo-ping, Liang Ji-ye, Qian Yu-hua. Multigranulation view based fusing strategy of D-S evidence[J]. Computer Science, 2014, 41(2): 45-48 (in Chinese)
林国平, 梁吉业, 钱宇华. 基于多粒度视角下的 D-S 证据理论融合策略[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 45-48
- [16] Jiang Wen, Zhang An, Deng Yong. A novel information fusion method based on our evidence conflict representation[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2010, 28(1): 27-32 (in Chinese)
- [17] Song Ya-fei, Wang Xiao-dan, Lei Lei, et al. Measurement of evidence conflict based on correlation coefficient[J]. Journal of Communications, 2014, 35(5): 95-100 (in Chinese)
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
- [18] Zhang Z J, Liu T H, Chen D, et al. Novel algorithm for identifying and fusing conflicting data in wireless sensor networks[J]. Sensors, 2014, 14(6): 9562-9581
- [19] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339
- [20] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976

(上接第 29 页)

- [46] Li C W, Jea K F. An adaptive approximation method to discover frequent itemsets over sliding-window-based data streams[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(10): 13386-13404
- [47] Li G H, Chen H. Mining the frequent patterns in an arbitrary sliding window over online data streams[J]. Journal of Software, 2008, 19(19): 2585-2596 (in Chinese)
李国徽, 陈辉. 挖掘数据流任意滑动窗口内频繁模式[J]. 软件学报, 2008, 19(19): 2585-2596
- [48] Deypir M, Sadreddini M H, Hashemi S. Towards a variable size sliding window model for frequent itemset mining over data streams[J]. Computer & Industrial Engineering, 2012, 63(1): 161-172
- [49] Li C W, Jea K F. An approach of support approximation to discover frequent patterns from concept-drifting data streams based on concept learning[J]. Knowledge and Information Systems, 2014, 40(3): 639-671
- [50] Farzanyar Z, Kangavari M, Cercone N. Max-FISM: Mining (recently) maximal frequent itemsets over data streams using the sliding window model[J]. Computers and Mathematics with Applications, 2012, 64: 1706-1718
- [51] Li H F, Zhang N. Approximate maximal frequent itemset mining over data stream[J]. Journal of Information and Computational Science, 2011, 8(12): 2249-2257
- [52] Li J, Gong S. Top-k-FCI: Mining top-k frequent closed itemsets in data streams[J]. Journal of Computational Information Systems, 2011, 7(13): 4819-4826
- [53] Tsai C Y, Liou J J H, Chen C J, et al. Generating touring path suggestions using time-interval sequential pattern mining[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37: 6968-6973
- [54] Chi Y, Wang H X, Yu P S, et al. Catch the moment: maintaining closed frequent itemsets over a data stream sliding window[J]. Knowledge and Information Systems, 2006, 10(3): 265-294
- [55] Nori F, Deypir M, Sadreddini M H. A sliding window based algorithm for frequent closed itemset mining over data streams[J]. Journal of Systems and Software, 2013, 86(3): 615-623
- [56] Cheng J, Ke Y, Ng W. Maintaining frequent closed itemsets over a sliding window[J]. Journal of Intelligent Information Systems, 2008, 31(3): 191-215
- [57] Yen S J, Wu C W, Lee Y S, et al. A fast algorithm for mining frequent closed itemsets over stream sliding window[C]// Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Taipei, Taiwan, 2011: 996-1002
- [58] Han M, Wang Z H, Yuan J D. Efficient method for mining closed frequent patterns from data streams based on time decay model[J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(7): 1473-1483 (in Chinese)
韩萌, 王志海, 原继东. 一种基于时间衰减模型的数据流闭合模式挖掘方法[J]. 计算机学报, 2015, 38(7): 1473-1483
- [59] Ahmed C F, Tanbeer S K, Jeong B S, et al. Efficient tree structures for high-utility pattern mining in incremental databases[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21(12): 1708-1721
- [60] Liu Y, Liao W, Choudhary A. A two-phase algorithm for fast discovery of high utility itemsets[C]// Proceedings of PAKDD. 2005: 689-695
- [61] Yao H, Hamilton H J, Geng L. A unified framework for utility-based measures for mining itemsets[C]// Proceedings of ACM SIGKDD(USA). 2006: 28-37
- [62] Tseng V S, Wu C W, Shie B E, et al. UP-Growth: An efficient algorithm for high utility itemsets mining[C]// Proceedings of the 16th ACM SIGKDD. Washington, USA, 2010: 253-262
- [63] Liu M, Qu J. Mining high utility itemsets without candidate generation[C]// Proceedings of CIKM12. 2012: 55-64
- [64] Tseng V S, Chu C J, Liang T. Efficient mining of temporal high utility itemsets from data streams[J]. Information and Software Technology, 2006, 48(6): 357-369
- [65] Li H F, Huang H Y, Chen Y C, et al. Fast and memory efficient mining of high utility itemsets in data streams[C]// Proceedings of the 8th ICDM. 2008: 881-886
- [66] Shie B E, Yu P S, Tseng V S. Efficient algorithms for mining maximal high utility itemsets from data streams with different models[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39: 12947-12960
- [67] Zihayat M, An A. Mining top-k high utility patterns over data streams[J]. Information Sciences, 2014, 285(1): 138-161
- [68] Tseng V S, Wu C W, Fournier-Viger P, et al. Efficient algorithms for mining the concise and lossless representation of high utility itemsets[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015, 27(3): 726-739