

一种基于改进证据理论的推理决策方法

汪永伟¹ 赵荣彩¹ 常德显^{1,2} 刘育楠¹ 司成¹

(信息工程大学 郑州 450004)¹ (中国科学院软件研究所 北京 100190)²

摘要 针对证据理论的 Zadeh 悖论问题,提出了一种基于冲突一致度与交并集动态调整的推理决策方法。首先,该方法基于对冲突度与一致度的综合考虑,引入冲突一致度的概念,并基于冲突一致度对多源证据进行折扣操作。其次,基于交并集权重的动态调整对多源证据进行融合。然后,基于最大信任做出推理决策。最后,使用 MATLAB 构建仿真算例来对提出的方法与典型的证据合成方法进行比较验证。实验表明,该方法切实有效,能够避免悖论问题的产生,推理结果的区分能力优于典型方法。

关键词 推理,决策,证据理论,冲突一致度,合成规则

中图分类号 TP393.08 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.12.006

Reasoning Decision Method Based on Improved Theory of Evidence

WANG Yong-wei¹ ZHAO Rong-cai¹ CHANG De-xian^{1,2} LIU Yu-nan¹ SI Cheng¹

(Information Engineering University, Zhengzhou 450004, China)¹

(China Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)²

Abstract According to the Zadeh paradox problem in current reasoning methods based on evidence theory, a combination method based on consistency conflict and intersection union dynamic adjustment was proposed. First, considering the combination of conflict and consistency, the concept of uncertainty was introduced which can be used to discount multi-source evidences. Then, new method combines multi-source evidence based on the dynamic adjustment of weight for the intersection and union. Thus, decision could be got by maximum belief. Finally, experiments in MATLAB were made to compare the validation of the proposed method with typical combination methods. Experiments show that the proposed method is effective, which can avoid generation of the paradox. The proposed method can get better results in reasoning discrimination than typical methods.

Keywords Reasoning, Decision, Theory of evidence, Conflict consistency, Combination rules

1 引言

随着信息网络规模的迅速扩大,系统复杂性也随之增加。网络结构和网络事件描述的异构性,导致很难实现知识的共享和重用,使得基于知识的推理更加困难^[1]。如何从异构、复杂的安全事件中获取有效信息并辅助人们进行推理决策变得尤为重要。D-S 证据理论又称 Dempster-Shafer 理论(DST),可清楚地表达不确定、不知道的信息^[4],支持无先验知识情况下的目标识别和信息融合等^[5-8],是解决多源异构网络环境下知识推理的有效方法^[1,9]。

合成规则是证据理论的关键^[10],在高冲突证据源合成时,经典证据理论会产生 Zadeh 悖论^[11-13]。针对此问题,研究者提出了诸多改进方法。Yager 等人^[14]提出了将冲突信息进行全局分配的方法。其低冲突证据的合成结果比较合理,而在高冲突证据合成时,由于其将冲突信息分配给全集,易出现

一票否决的现象。Dubois 和 Parade 等人^[15]提出了将冲突信息进行局部分配的 DP 方法。但是,由于其采用了在交并集空间等比例分配信任的方法,在低冲突的情况下,其收敛速度较慢。Mihai 和 Yee 等人^[16]提出了依据冲突程度将冲突信息在交并集空间动态分配的 RCR 方法。但是,其依据冲突信息评价证据关系易造成冲突信息向并集的过度汇集。Yee 等人^[13]将证据分为多数组和少数组,并对少数组证据进行折扣操作。该方法过度弱化了低可信证据,易造成冲突信息的丢失。

针对上述问题,本文提出了一种基于改进证据理论的推理决策方法。该方法包括 3 个阶段:第一阶段,基于对证据间冲突关系和一致关系的综合考量,引入了冲突一致度的概念,以冲突一致度作为评判证据可信度的依据,并对原始证据进行折扣操作,以降低不可靠证据源对合成结论的影响。第二阶段,采用析取规则与合取规则相结合的方法,依据证据间的

到稿日期:2013-12-19 返修日期:2014-01-28 本文受基金项目国家高技术研究发展技术(863 计划)(2012AA012704),国家 973 重点基础发展计划(2011CB311801)资助。

汪永伟(1977-),男,博士生,讲师,主要研究方向为网络与信息安全,E-mail:wywyongweip@163.com;赵荣彩(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信息安全、高性能计算;常德显(1977-),男,博士生,讲师,主要研究方向为信息安全;刘育楠(1971-),男,副教授,主要研究方向为信息安全;司成(1987-),男,硕士生,主要研究方向为态势感知。

冲突程度对交集权重进行动态调整,实现冲突信任在交并集空间进行动态分配,从而得到更为有效的合成结论。第三阶段,依据最大信任做出决策。

本文第2节介绍基于冲突一致度量与交并集动态调整的DS改进方法;第3节介绍基于该方法的推理决策过程;第4节给出仿真算例与实验结果;最后是全文的总结。

2 基于冲突一致度量与交并集动态调整的DS改进方法

2.1 基本思想

通过第1节的分析,本文认为证据理论悖论问题产生的原因应该是综合的,有可能是不可靠的证据源造成的,也有可能是由于冲突信任分配的不合理造成的。因此,综合考虑以上悖论产生的原因,本文提出了一种基于冲突一致度量与交并集动态调整的证据理论改进方法 CCIU (DS based on Conflict Consistency and Intersection Union Dynamic Adjustment)。CCIU方法首先依据对证据冲突一致度的衡量,对原始证据进行折扣操作,以降低不可靠证据对推理决策的影响。然后,通过权重的动态调整来实现信任在交并集命题空间的动态分配,从而得到更为有效的推理结论。

2.2 冲突一致度量与证据修正

现有的改进方法大多是将冲突作为衡量证据间关系的标准。一致性反映的是证据之间对应焦元的信任分配的一致程度,也是一种有价值的信息^[17],可以作为冲突信任分配策略调整的重要依据。然而,目前关于一致性在冲突信任重新再分配过程中的作用的研究较少,特别是一致性在多焦元多证据合成中的作用鲜有研究。本文从全局的视角出发,基于对证据间冲突关系与一致关系的综合考虑,引入冲突支持度、一致支持度和冲突一致度的概念。

2.2.1 冲突支持度

证据之间的冲突度通过分配给空集的信任来表示。假设 n 个证据构成的证据向量为 (E_1, E_2, \dots, E_n) , 证据 i 和 j 的冲突为 k_{ij} , 则 $k_{ij} = C(e_i, e_j) = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m(A_i)m(B_j)$, 证据间的冲突可表示为冲突度矩阵 K 。

$$K = \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & \dots & k_{1n} \\ k_{21} & k_{22} & \dots & k_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{n1} & k_{n2} & \dots & k_{nn} \end{pmatrix} \quad (1)$$

k_{ij} 反映的是证据 i 和 j 之间的局部冲突度,通过累加与其它证据的冲突,可以获得证据 i 的全局冲突度,它反映的是其它证据对证据 i 冲突的支持程度。因此,本文将全局冲突度的归一化结果 $SUP(C_i)$ 定义为冲突支持度。

定义 1(冲突支持度) 证据 i 的冲突支持度可表示为:

$$SUP(C_i) = \frac{\sum_{j=1}^n C(e_i, e_j)}{\sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n C(e_i, e_j))} \quad (2)$$

2.2.2 一致支持度

证据之间的一致度通过证据间相同命题可信度乘积之和来表示。假设证据 i 和 j 的一致性为 h_{ij} , 则 $h_{ij} = H(e_i, e_j) = \sum_{A_i = B_j} m(A_i)m(B_j)$, 证据间的一致性可表示为一致度矩阵 H 。

$$H = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n1} & h_{n2} & \dots & h_{nn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

h_{ij} 反映的是证据 i 和 j 之间的局部一致度,通过累加与其它证据的一致度,可以获得证据 i 的全局一致度,它反映的是其它证据对证据 i 一致度的支持程度。本文将全局一致度的归一化结果 $SUP(H_i)$ 定义为一致支持度。

定义 2(一致支持度) 证据 i 的一致支持度可表示为:

$$SUP(H_i) = \frac{\sum_{j=1}^n H(e_i, e_j)}{\sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n H(e_i, e_j))} \quad (4)$$

2.2.3 冲突一致度

在现实生活中,当多个专家进行决策时,要综合考虑专家之间的一致意见和分歧意见,抛弃或者折衷某些分歧,从而获得基本一致的观点。证据融合的过程类似于专家决策过程,每个证据相当于一个专家,一致性相当于一致意见,冲突度相当于分歧意见^[18]。因此,本文综合考量冲突度和一致度对于冲突信任分配的作用,以冲突支持度与一致支持度的差异来确定证据的冲突一致度,并将其作为衡量证据间关系的综合指标。下面引入冲突一致度的概念。

定义 3(冲突一致度) 冲突一致度可表示为冲突支持度与一致支持度的差值。证据 i 的冲突一致度可表示为:

$$\delta(i) = \frac{SUP(C_i) - SUP(H_i)}{SUP(C_i) + SUP(H_i)} \quad (5)$$

式中,由于 $SUP(C_i)$ 和 $SUP(H_i)$ 的取值范围均为 $[0, 1]$, 因此, $-1 < \delta(i) < 1$ 。

当 $\delta(i) > 0$ 时,证据 i 与其它证据存在冲突, $\delta(i)$ 值越大,冲突程度越高,一致性越低;当 $\delta(i) = 1$ 时,证据 i 和其它证据完全冲突。

当 $\delta(i) = 0$ 时,证据 i 与其它证据间的一致程度和冲突程度相同。

当 $\delta(i) < 0$ 时,证据 i 与其它证据具有一致性, $\delta(i)$ 值越小,一致程度越高,冲突程度越低;当 $\delta(i) = -1$ 时,证据 i 与其它证据完全一致。

从以上分析可以看出, $\delta(i)$ 综合考虑了一致度和冲突度对描述证据间关系的重要作用。由于冲突一致度 $\delta(i)$ 是从全局的角度刻画证据间的关系,其绝对值比较准确地反映了证据间趋于一致或趋于冲突的程度。

2.2.4 证据权重确定

一个证据的冲突一致度 $\delta_i(i)$ 越小,表明其它证据对该证据的支持程度越大,该证据的可信性就越高,在证据合成时应为其分配较高的权重;反之,若 $\delta_i(i)$ 越大,该证据的可信性就越低,在证据合成时应为其分配较小的权重。

设证据的可信度为 R , 则证据 i 的可信度 r_i 可表示为:

$$r_i = 1 - \frac{\delta_i + 1}{2} \quad (6)$$

由式(6)可知,当 $\delta_i = -1$ 时, $r_i = 1$; $\delta_i = 0$ 时, $r_i = 0.5$; $\delta_i = 1$ 时, $r_i = 0$ 。从 δ_i 的变化可以看出, r_i 能够较好地反映证据的可信程度。

设证据的权重为 W , 则证据 i 的权重 w_i 可表示为:

$$w_i = \frac{r_i}{\sum_{i=1}^n r_i} \quad (7)$$

2.2.5 证据修正

不可靠的证据源是产生悖论问题的主要原因之一。本文采用折扣法对原始证据进行修正,以降低不可靠证据对融合结论的影响^[19]。折扣率计算公式为:

$$z_i = 1 - w_i / w_{\max}, w_{\max} = \max(w_i) \quad (8)$$

折扣公式为:

$$\begin{cases} m_i'(A) = (1 - z_i)m_i(A) \\ m_i'(\Theta) = (1 - z_i)m_i(\Theta) + z_i \end{cases}, \forall A \subset \Theta \quad (9)$$

2.3 基于交并集动态调整的组合方法

Mihai 和 Yee 提出的将冲突信任分配给并集命题的方法,能够有效解决 Zadeh 悖论问题^[13,16]。本文借鉴了 Mihai 和 Yee 的思想,采用基于交并集动态调整的组合方法。交并集权重动态调整的原则是:如果两个证据之间的冲突较低,表明两个证据源的可靠性都较高,采用合取规则进行合成;如果两个证据之间的冲突很高,表明至少一个证据源是不可靠的,采用析取规则进行合成。即,新的合成规则为析取规则与合取规则的组合函数,如式(10)所示。

$$m(A) = \alpha(k) \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C) + \beta(k) \sum_{B \cup C = A} m_1(B)m_2(C) \quad (10)$$

其中, $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 分别为关于 k 的单调递减函数和递增函数。 $k=1$ 时,冲突最大,将冲突全部分配给并集命题; $k=0$ 时,冲突最小,将冲突全部分配给交集命题; $k=0.5$ 时,将冲突平均分配给交集命题和并集命题。即满足条件式(11)一式(13)。

$$k=0, \alpha(k)=1, \beta(k)=0 \quad (11)$$

$$k=1, \alpha(k)=0, \beta(k)=1 \quad (12)$$

$$k=0.5, \alpha(k)=\beta(k) \quad (13)$$

由于所有命题的信任之和为1,即 $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A)=1$,

因此,

$$\alpha(k) \sum_{B \cap C = \Theta} m_1(B)m_2(C) + \beta(k) \sum_{B \cup C = \Theta} m_1(B)m_2(C) = 1 \quad (14)$$

可得:

$$\alpha(k)(1-k) + \beta(k) = 1 \quad (15)$$

由式(12)及 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 的变化情况,可知 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 为关于 $k=0.5$ 的对称函数,即满足式(16)。

$$\alpha(1-k) = \beta(k) \quad (16)$$

对于 $\forall k \in [0, 1]$,

$$\alpha(k)(1-k) + \alpha(1-k) = 1 \quad (17)$$

$$\alpha(1-k) * k + \alpha(k) = 1 \quad (18)$$

由式(13)、式(16)一式(18)可得:

$$\alpha(k) = \frac{1-k}{1-k+k^2} \quad (19)$$

$$\beta(k) = \frac{k}{1-k+k^2} \quad (20)$$

容易证明, $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 满足条件(11)、(12)、(13)。

定义4 假设识别框架 Θ 下的两个证据 E_1 和 E_2 ,其相应的基本信任分配函数为 m_1 和 m_2 ,焦点分别为 B 和 C ,则两个证据源的合成结果可表示为:

$$m(A) = \begin{cases} \left(\frac{k}{1-k+k^2} \right) \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C) + \left(\frac{1-k}{1-k+k^2} \right) \sum_{B \cup C = A} m_1(B)m_2(C), A \neq \emptyset \\ m(A) = 0, A = \emptyset \end{cases} \quad (21)$$

3 基于 CCIU 的推理决策过程

在多证据推理决策时,本文依据式(21)进行两轮依次合成,前一轮合成的结果与新证据进行下一轮合成。因此, n 个证据需要进行 $n-1$ 次合成运算。在每次合成过程中,依据新证据与上一轮合成结果的冲突程度对组合权重进行动态调整。

设 n 个证据的集合为 $\{E_1, E_2, \dots, E_n\}$,则基于 CCIU 的推理决策过程如图1所示。

算法1 推理决策过程

输入:待融合的证据规模

输出:推理决策结果

```

(1) Begin
(2) IF n == 1
(3)   outPutMaxBlief(); //依据最大信任作出决策结果;
(4)   RETURN
(5) End If
(6) IF n == 2
    //依据式(21)对证据进行合成;
(7)   CombinationEvidence();
(8)   outPutMaxBlief();
(9)   Return
(10) End If
(11) IF n > 2
(12)   FOR i = 1; 1; (EvidenceScale-1)
(13)     CalculateConsistenceSupport(); //计算一致支持度
(14)     CalculateConflictSupport(); //计算冲突支持度
(15)     CalculateCC(); //计算冲突一致度;
(16)     CalculateWeight(); //计算证据权重;
(17)     DiscountEvidence(); //对证据进行折扣操作;
(18)     CombinationEvidence();
(19)   END For
(20)   outPutMaxBlief();
(21)   Return
(22) End If
(23) END

```

图1 基于 CCIU 的推理决策过程

4 仿真算例

为了验证本文算法与其它算法在 Zadeh 悖论免疫性和融合结果区分能力等方面的差异,本文设计了两组实验。比较对象选取经典的 DS 算法,以及与本文相近的 DP 算法、RCR 和 Yee 算法。

4.1 仿真算例1

DS 算法对冲突的反应过于敏感是造成 Zadeh 悖论的主要原因。为了评估 CCIU 和其它典型组合算法在不同冲突情况下的表现,本文进行了10组仿真实验,模拟了冲突由低到高的变化过程,观察不同算法对冲突变化的敏感性以及对

Zadeh 悖论的免疫情况。实验设置为:识别框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 证据向量为 $\{E_1, E_2\}$, 其相应的基本信任分配函数为 m_1 和 m_2 。实验取值见表 1, 实验结果如图 2 至图 9 所示。

表 1 实验 1 信任取值

组别	焦点	A	B	C
第 1 组	m_1	0.45	0.10	0.45
	m_2	0.45	0.10	0.45
第 2 组	m_1	0.40	0.10	0.50
	m_2	0.50	0.10	0.40
第 3 组	m_1	0.35	0.10	0.55
	m_2	0.55	0.10	0.35
第 4 组	m_1	0.30	0.10	0.60
	m_2	0.60	0.10	0.30
第 5 组	m_1	0.65	0.10	0.25
	m_2	0.25	0.10	0.65
第 6 组	m_1	0.20	0.10	0.70
	m_2	0.70	0.10	0.20
第 7 组	m_1	0.15	0.10	0.75
	m_2	0.75	0.10	0.15
第 8 组	m_1	0.10	0.10	0.80
	m_2	0.80	0.10	0.10
第 9 组	m_1	0.05	0.10	0.85
	m_2	0.85	0.10	0.05
第 10 组	m_1	0.00	0.10	0.90
	m_2	0.90	0.10	0.00

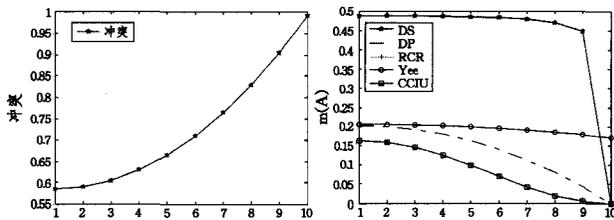


图 2 冲突变化曲线

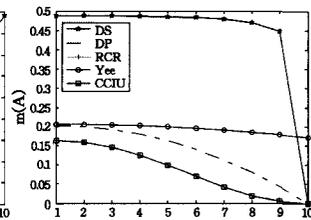


图 3 $m(A)$ 变化曲线

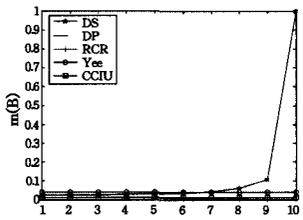


图 4 $m(B)$ 变化曲线

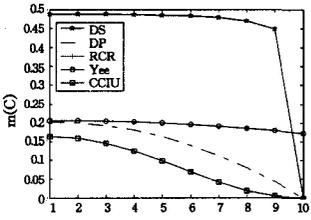


图 5 $m(C)$ 变化曲线

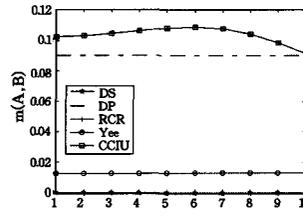


图 6 $m(A, B)$ 变化曲线

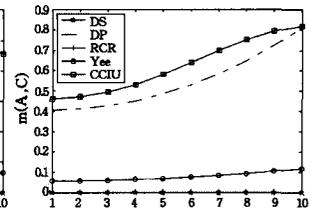


图 7 $m(A, C)$ 变化曲线

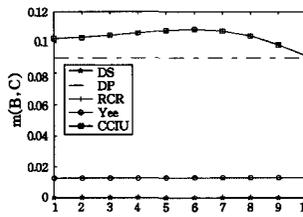


图 8 $m(B, C)$ 变化曲线

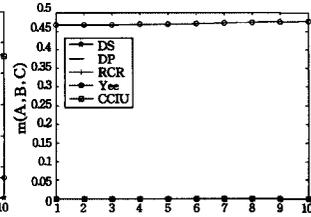


图 9 $m(A, B, C)$ 变化曲线

图 2 是冲突的变化曲线, 所测的 10 组证据间的冲突依次

单调递增。图 3 是 $m(A)$ 的变化曲线。可以看出, 在冲突一致度较高、冲突严重的情况下, DS 算法的合成结果下降最快, 而 RCR, CCIU 算法的合成结果受冲突变化的影响最小。图 4 是 $m(B)$ 的变化曲线。可以看出, DS 算法的合成结果随着冲突的增加上升很快, 在冲突大于 0.8 时产生了 Zadeh 悖论; 而 DP, RCR, Yee, CCIU 算法受冲突变化的影响较小, 其给 $m(B)$ 分配的信任较低, 合成结果与直觉相符。图 7 是 $m(A, C)$ 的变化曲线。由于 DS 算法仅采用合取规则, 其为 $m(A, C)$ 分配的信任始终为 0; 随着冲突一致度的上升, $m(A, C)$ 分配的信任逐步增加, 且 CCIU, RCR 算法分配的信任始终保持比 DP, Yee 算法更高, 其表现相对更为合理。图 9 表明, 随着冲突的增加, Yee 算法在处理冲突时, 将冲突信任主要分配给 $m(A, B, C)$, 冲突信任进一步向全集扩散。

本实验表明, 在高冲突的两个证据合成时, DS 算法产生了 Zadeh 悖论, CCIU, RCR, DP, Yee 算法对 Zadeh 悖论具有较好的免疫性。在整体表现上, CCIU, RCR 算法优于 DS, DP 和 Yee 算法。

4.2 仿真算例 2

为了不失一般性, 使实验的过程和结论更具代表性和普遍性, 本文采用 MATLAB 仿真工具随机生成证据, 以随机证据作为实验样本, 测试不同组合方法对证据的融合能力。生成的 15 个随机证据如表 2 所列。

表 2 随机生成的证据信任取值

序号	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$
1	0.5314	0.1293	0.3394
2	0.2272	0.4166	0.3562
3	0.3521	0.0143	0.6336
4	0.2401	0.3323	0.4276
5	0.5020	0.4020	0.0960
6	0.1797	0.4143	0.4061
7	0.3013	0.6562	0.0425
8	0.3001	0.6915	0.0084
9	0.2570	0.3752	0.3677
10	0.5618	0.2532	0.1850
11	0.0127	0.6186	0.3687
12	0.5130	0.2565	0.2305
13	0.5376	0.3336	0.1287
14	0.4393	0.5478	0.0128
15	0.3600	0.2005	0.4395

依据图 1 中的算法对 15 组证据进行依次合成。图 10 至图 18 给出了本文与对比方法的实验结果。

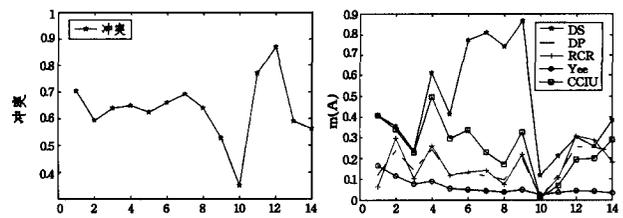


图 10 冲突变化曲线

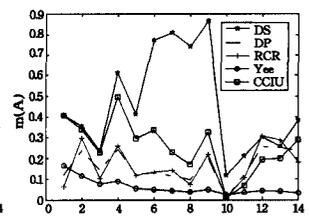


图 11 $m(A)$ 变化曲线

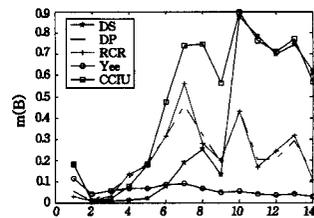


图 12 $m(B)$ 变化曲线

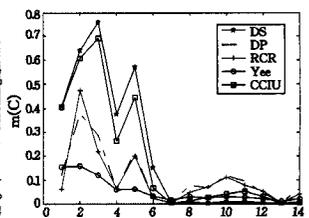


图 13 $m(C)$ 变化曲线

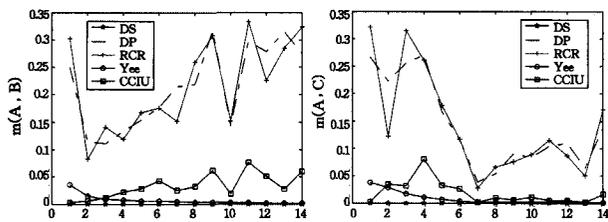


图 14 $m(A, B)$ 变化曲线

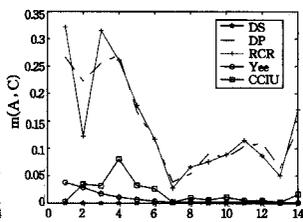


图 15 $m(A, C)$ 变化曲线

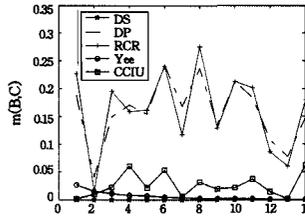


图 16 $m(B, C)$ 变化曲线

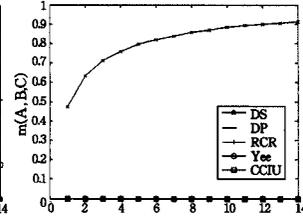


图 17 $m(A, B, C)$ 变化曲线

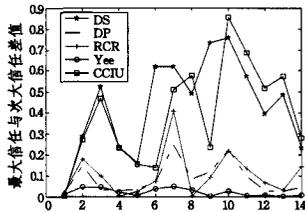


图 18 单焦点最大信任与次大信任的差值

图 10 为冲突的变化曲线,冲突值随证据源的输入随机变化。图 11 到图 13 分别是 $m(A)$ 、 $m(B)$ 、 $m(C)$ 的信任变化曲线。从信任曲线的变化趋势上看,DS、DP、RCR、Yee、CCIU 算法基本保持一致。但第 10 个合成结果冲突急剧增加时,图 11 中 DS 算法曲线的变化过于敏感,而 DP、RCR、Yee、CCIU 算法对冲突变化的反应相对比较温和。图 14 至图 16 分别是多元素焦点 $m(A, B)$ 、 $m(A, C)$ 、 $m(B, C)$ 的信任变化曲线。由于 DS 算法仅在单焦点进行信任分配,因此图 14 至图 16 中 DS 的信任均为 0,所以 DS 算法区分度最高。DP 算法和 RCR 算法为多元素焦点分配的信任始终高于 CCIU 算法,这是因为 DP 算法和 RCR 算法在合成过程中仅考虑了冲突问题,而在多焦点、多数据源的情况下,冲突度对于证据间关系的描述并不准确,这是导致 DP 算法和 RCR 算法在最终的区分能力上弱于 CCIU 算法的主要原因。图 17 表明,随着冲突的增加,Yee 算法为全集分配的信任逐步增多。

从第 3 节的推理决策方法和 5 种算法的合成结果可以看出,B 是最终的推理结论。图 12 和图 18 表明,在 15 个证据的合成过程中,CCIU 算法始终为 B 分配了较多的信任,其合成结论中最大信任与次大信任的差值始终保持在较高水平,合成结果的区分能力较好,对证据合成结果的捕捉能力始终高于 DP、RCR 和 Yee 算法。

本实验表明,在多源随机证据合成时,CCIU 算法的区分能力较高,整体表现要优于 DS、DP、RCR、Yee 算法,具有更好的多数据源证据融合能力。

结束语 本文对已有的基于证据理论的推理方法进行了分析和比较,提出了一种基于冲突一致度量与交并集动态调整的 DS 推理决策方法。通过引入冲突一致度对证据的可靠性进行衡量,并基于冲突一致度对多源证据进行折扣操作,弱化不可靠证据对合成结果的影响。然后,基于交并集权重

的动态调整实现对多源证据进行合成,并依据最大信任做出推理决策。最后使用 MATLAB 工具对本文的方法与典型的合成方法进行了比较验证。实验证明,本文方法对 Zadeh 悖论具有较好的免疫性,在推理结论的区分能力上优于典型方法。

参考文献

- [1] 李艳娜,乔秀全,李晓峰. 基于证据理论的上下文本体建模以及不确定性推理方法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(8): 1806-1801
- [2] Dempster A. Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38: 325-339
- [3] Cristea V, Dobre C, Pop F. Context-Aware Environments for the Internet of Things [M]. Internet of Things and Inter-cooperative Computational Technologies for Collective Intelligence, Springer Berlin Heidelberg, 2013: 25-49
- [4] 冯海山,徐晓滨,文成林. 基于证据相似性度量的冲突性区间证据融合方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 851-857
- [5] Hasan M. The Dempster-Shafer Theory Algorithm and its Application to Insect Diseases Detection [J]. International Journal of Advanced Science and Technology, 2013, 50: 111-120
- [6] Sebbak F, Chibani A, Amirat Y, et al. An evidential fusion approach for activity recognition under uncertainty in ambient intelligence environments [C] // Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. ACM, 2012: 834-840
- [7] Huang C. Experimental riskology: A new discipline for risk analysis [J]. Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal, 2013, 19(2): 389-399
- [8] Zeng Fu-ping, Lu Man-yan, Zhong De-ming. Using D-S Evidence Theory to Evaluation of Confidence in Safety Case [J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2013, 47(1): 184-189
- [9] Rizzo G, d'Amato C, Fanizzi N, et al. Assertion Prediction with Ontologies through Evidence Combination [M]. Uncertainty Reasoning for the Semantic Web II. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 282-299
- [10] Jiang Wen, Han De-qiang, Fan Xin, et al. Research on Threat Assessment Based on Dempster-Shafer Evidence Theory [C] // Green Communications and Networks, 2012: 975-984
- [11] 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
- [12] Ali T, Dutta P, Boruah H. A New Combination Rule for Conflict Problem of Dempster-Shafer Evidence Theory [J]. International Journal of Energy, Information and Communications, 2012, 3(1): 35-40
- [13] Leung Y, Ji Nan-nan, Ma Jiang-hong. An integrated information fusion approach based on the theory of evidence and group decision-making [J]. Information Fusion, 2012, 8(2): 1-13
- [14] Yager R R. On the fusion of imprecise uncertainty measures using belief structures [J]. Information Sciences, 2011, 181(15): 3199-3209
- [15] Dubois D, Prade H. Representation and Combination of Uncertainty with Belief Functions and Possibility Measures [J]. Computational Intelligence, 1998(4): 244-264

[16] Florea M C, Joussemle A L, Bosse E, et al. Robust combination rules for evidence theory[J]. Information Fusion, 2009(10): 183-197

[17] Fu Chao, Yang Shan-lin. Analyzing the applicability of Dempster's rule to the combination of interval-valued belief structures [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 4291-

[18] Chao Fu, Yang Shan-lin. Group consensus based on evidential reasoning approach using interval-valued belief structures[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 35: 201-210

[19] 寻二辉, 任趁妮. 一种改进的冲突证据融合方法[J]. 计算机科学, 2012, 39(11): 31-38

(上接第 12 页)

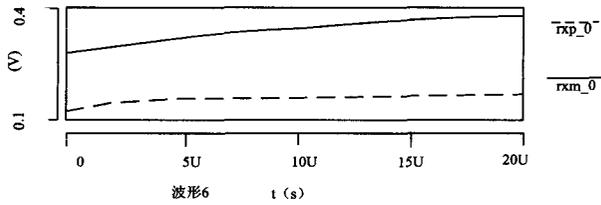


图 6 故障 8 的波形图

3.2 故障波形形态分析

对于故障 1、2、4、5, rxm_0 引脚的波形图与正常无故障时类似, 而 rxp_0 引脚的波形与无故障时的走向一致, 但幅度有所减小。对于故障 1 和 2, 由于 TX 同相端失去信号驱动, 但 TX 反相端的交流电流仍可达到接收端, 因此信号幅度减小, 相位相同; 对于故障 4 和 5, 由于 TX 同相端被上拉/下拉至电源/地, 接收端失去该端交流信号驱动, 而改为被 TX 反相端驱动, 因此信号的表现与故障 1 和 2 相类似。

对于故障 3、10, rxm_0 引脚的波形图与正常无故障时类似, 而 rxp_0 引脚的电压始终保持为 0V, 接收端失去交流信号驱动, 从而出现一端固定另一端为有效信号的波形。

对于故障 7, 从发送端到接收端存在单边直流信号通路, rxm_0 引脚与 rxp_0 引脚的共模电压不同, 且 rxp_0 达到波峰时 rxm_0 处于波谷, rxm_0 达到波峰时 rxp_0 处于波谷。

对于故障 9, rxm_0 引脚的波形图走向与正常无故障时一致, 只是共模比无故障时高, 而 rxp_0 引脚的电压始终保持为 2.5V。

对于故障 6、11, rxm_0 引脚的波形图与 rxp_0 引脚的波形图重叠, 完全一致, 由于没有有效信号驱动, 波形表现为无规律形象。

对于故障 8, 从驱动端到接收端之间存在一条直流信号通路, rxm_0 引脚的波形图与 rxp_0 引脚的波形无交点, 且一定时间后都趋于稳定。

对于故障 12, 该类故障的波形与正常无故障时类似, 因此可能从波形形态上无法检测该类故障, 但在实际测试中, 该故障可能导致接受器的双端转单端的输出得不到差分信号, 该类故障的检测有待进一步研究。

最终形成的故障字典如表 2 所列。

表 2 故障字典

编号	故障
波形 0	无故障、故障 12
波形 1	故障 1、2、4、5
波形 2	故障 3、10
波形 3	故障 7
波形 4	故障 9
波形 5	故障 6、11
波形 6	故障 8

3.3 实际测试

对实际 PCIE IP 核进行实测, 通过专用的接口测试卡, 借助于高带宽示波器来采集接口信号波形, 分析接口的正确性。在示波器上看到的接收器正负引脚的波形如图 7 所示。其中实线为 RX-的波形, 虚线为 RX+的波形。可以看到, 图 7 与模拟得到的图 3 一致, 由此验证了无故障时模拟的正确性。但由于往实际 PCIE IP 核注入故障较困难, 因此没法一一验证各种故障情况下的波形形态。SPCIE 模拟是比较精确的, 能保证得到的波形的正确性。

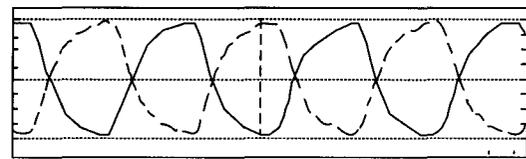


图 7 RX 端的实测波形

将多组信号进行叠加之后得到如图 8 所示的眼图。

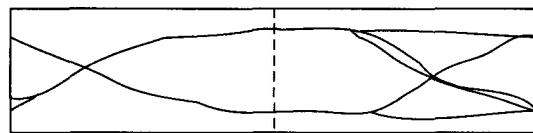


图 8 实测时的眼图

结束语 随着数据传输速率的不断提高, 高速接口的应用越来越广泛, 其在处理交流差分信号时表现出了优势。本文以实际高速接口 PCIE IP 核构建了片间传输的逻辑结构, 通过对该结构进行 SPICE 模拟, 得出各种故障下的波形形态, 形成了故障字典。分析表明, 这些故障共分为 7 类, 实际检测时可将检测波形与文中所列的故障波形形态进行对比, 查看故障字典, 进而判定故障的类型, 这降低了故障分析定位代价, 为实际故障检测提供了参考。

参考文献

[1] 王石记, 徐鹏程, 杜影. 适用于高级数字网络测试的边界扫描芯片特性研究[J]. 计算机测量与控制, 2010, 18(10): 2234-2235, 2284

[2] 雷加, 刘华林. 高级数字网络的边界扫描测试[J]. 电子测量与仪器学报, 2004, 18: 21-25

[3] Johnson H, et al. 高速信号传输[M]. 邓晖, 译. 北京: 电子工业出版社, 2012

[4] 维基百科. 差分信号[OL]. 2013-6-14 [2013-6-15]. <http://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%B7%AE%E5%88%86%E4%BF%A1%E5%8F%B7>

[5] IEEE Std 1149. 6-2003, IEEE Standard for Boundary-Scan Testing of Advanced Digital Networks[S]. IEEE, 2003