

文章编号:1006-2467(2022)08-1043-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2021.118

一种新的证据冲突识别与调整方法

张鑫, 谈敏佳

(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

摘要: 针对现有方法在识别证据冲突方面存在的不足,结合传统证据冲突,提出一种证据冲突识别与调整的方法.该方法首先将传统证据冲突的加权平均值作为识别指标,其次引入可信度和不确定度,以是否为互异证据间冲突分两种情形确定权重系数.然后,结合传统证据冲突和 Joussemme 信息距离对识别出的证据冲突加以调整.该方法以传统证据冲突为基础,确保了识别指标的代表性和识别结果的真实性,此外,权重系数综合考虑证据内和证据间的可信度,也更具代表性.最后,选取降低程度和平均偏差分析验证了所提方法.研究结果表明,所提方法的识别精度较高,能够有效地调整证据冲突.

关键词: 证据冲突;加权平均值;综合可信度;权重系数

中图分类号: TP 202

文献标志码: A

A Novel Method for Evidence Conflict Identification and Adjustment

ZHANG Xin, TAN Minjia

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aimed at the shortcomings of existing methods in identifying evidence conflicts, in combination with traditional evidence conflicts, an evidence conflict identification and adjustment method is proposed. First, the weighted average of traditional evidence conflicts is used as the identification index in this method. Then, the credibility and uncertainty are introduced to determine the weight coefficients in two situations based on whether it is a conflict between different evidences. After that, the identified evidence conflicts are adjusted in combination with the traditional evidence conflicts and Joussemme information distance. This method is based on the traditional evidence conflicts, which ensures the representativeness of the identification index and the authenticity of the identification results. In addition, the weight coefficients comprehensively consider the credibility within and between the evidence, which is also more representative. Finally, the reduction degree and the average deviation are selected to analysis and verify the proposed method. The results show that the proposed method has a high recognition accuracy and can effectively adjust evidence conflicts.

Key words: evidence conflict; weighted average; comprehensive credibility; weight coefficient

收稿日期:2021-04-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51878236),江苏省研究生科研创新项目(KYCX19_0304)

作者简介:张鑫(1993-),男,安徽省安庆市人,博士生,主要从事交通控制研究;E-mail:zxxsrs@sina.cn.

D-S (Dempster-Shafer) 证据理论由 Dempster 于 1967 年首次提出^[1-2], 后经 Shafer 进一步发展和完善^[3], 由于在不确定性推理和信息融合方面具有较大优势, 该理论方法已被广泛运用于各领域, 如信息融合^[4]、多属性决策^[5]以及模式识别^[6]等. 然而, 在证据高度冲突的情况下, 融合结果会出现悖论问题^[7], 如何有效降低证据冲突, 将有利于提高证据融合结果的可信度.

针对上述问题, 不少学者都进行了研究, 其成果主要分为两大类. 一类是修改经典证据理论的组合规则, 重新分配冲突, 文献[8]将冲突信任函数分配给未知项, 以减小冲突的影响; 文献[9]提出了一种改进的广义证据融合规则; 文献[10]利用证据的时间权威性换算和冲突度的加权分配方法改进了证据组合规则. 另一类是不改变证据规则, 先处理冲突数据再进行证据融合, 文献[11]利用距离函数和 Tsallis 熵来组合冲突证据; 文献[12]利用证据间相互支持度和相似度, 提出了一种迭代修正的冲突证据改进方法; 文献[13]利用 Pignistic 距离衡量证据间的冲突, 同时结合证据间相似度、支持度、确定度、决策度以及可信度确定证据的权重以分配证据冲突. 前面所述方法主要针对证据冲突处理, 而有效识别高度证据冲突是提高冲突处理精度的关键. 为此, 现有研究^[14]引入证据不确定度来确定加权因子, 同时结合传统证据冲突与 Jousselme 信息距离^[15]重新度量证据冲突, 并在此基础上引入最大差异度来确定一种证据冲突识别方法.

然而, 文献[14]所提方法存在一些不足之处, 后文将给出详细分析, 此处不赘述. 综上考虑, 先以传统证据冲突的加权平均值作为识别指标, 确定了一种证据冲突识别方法, 针对识别结果, 再引入可信度和不确定度确定权重系数, 结合传统证据冲突和 Jousselme 信息距离^[15], 确定了一种证据冲突调整方法. 本研究可以在一定程度上识别证据冲突, 从而改善过高证据冲突带来的影响.

1 证据理论及其在车联网 (VANET) 中的应用

设非空有限集合 Θ 为识别框架, 2^Θ 称为 Θ 的幂集, 对 Θ 中的任意元素 A , 函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足条件 $m(\emptyset) = 0$ 且 $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$, 则 m 称为识别框架 Θ 上基本概率指派 (BPA) 函数^[1], 即为以此概率作为初步证据. 对于任意的证据 m_1 和 m_2 分别对应的任意证据焦点 A_i, A_j , 其融合后的证据焦点为 A ,

则 D-S 证据融合规则^[3]为

$$\left. \begin{aligned} m(A) &= \frac{\sum_{A_i \cap A_j = A} m_1(A_i) m_2(A_j)}{1 - k} \\ k &= \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(A_j) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: k 为证据冲突系数, 其决定着证据融合结果的可信度. 当 $k \rightarrow 1$ 时, 认为证据间存在高度冲突, 此时证据融合结果的可信度逐渐降低, 甚至会出现悖论; 当 $k = 1$ 时, 认为证据之间完全冲突, 此时证据融合规则完全失效; 当 $k = 0$ 时, 认为证据间完全一致, 证据融合结果完全可信, 以下以实例说明两种证据的冲突问题. 设识别框架 $\Theta_1 = \{A_{11}, A_{12}, A_{13}\}$ 中有两条证据 $m_1: m_1(A_{11}) = 1, m_1(A_{12}) = 0, m_1(A_{13}) = 0$ 和 $m_2: m_2(A_{11}) = 0, m_2(A_{12}) = 1, m_2(A_{13}) = 0$, 则由式(1)可知 $k = 1$, 表明证据 m_1 和 m_2 之间完全冲突, 证据融合规则失效; 若两条证据分别为 $m_1: m_1(A_{11}) = 0.9, m_1(A_{12}) = 0.1, m_1(A_{13}) = 0$ 和 $m_2: m_2(A_{11}) = 0, m_2(A_{12}) = 0.1, m_2(A_{13}) = 0.9$, 则由式(1)可知, $k = 0.99$, 表明证据 m_1 和 m_2 之间高度冲突, 此时由证据融合结果 $m(A_{11}) = 0, m(A_{12}) = 1$ 和 $m(A_{13}) = 0$ 可知, A_{12} 的支持程度最高, 而 A_{11} 和 A_{13} 的支持度都为 0. 显然, 这与 m_1 和 m_2 分别对 A_{11} 和 A_{13} 的支持度最高相悖, 从而说明证据高度冲突会使证据融合结果出现悖论.

VANET 属于分布式自组织通信网络, 具有辅助驾驶、避免碰撞以及偏离警告等功能, 旨在保障交通安全以及提高交通效率^[16-17]. 为了保障车联网环境下的行车安全, 需要在严格确保交通安全信息传输的同时具备高可靠性和低时延性条件, 然而, 各车辆节点主要依据自身需求竞争信道传输交通安全信息, 随着车辆节点的增多, 节点信息间的干扰和冲突也随之凸显^[18-20].

由于证据理论具有高可靠性和低时延性等优势, 已有研究将其应用到车联网中. 文献[18]结合 D-S 证据理论, 提出了一种自适应负载状态的车联网信道接入算法. 文献[21]针对可能存在的节点恶意行为导致的网络性能下降问题, 构建了基于 D-S 证据理论的信任模型, 并将该模型应用于贪婪周边无状态路由 (GPSR) 算法以甄别恶意节点. 文献[22]结合柯西方程、Bajraktarevic 均值的权值函数以及 D-S 证据理论, 提出了一种适用于车联网中的交通安全信息证据理论融合算法. 已有研究虽然通过引入证据理论达到了一定的研究目的及效果, 但对于可能出现的证据冲突问题缺乏考虑, 而证据冲突可能会影响研究结果, 为此, 有必要优先考虑可能

存在的证据冲突问题,这样才能使研究结果更加可靠.

2 现有证据冲突识别方法及不足

2.1 现有证据冲突识别方法

针对上述问题,为了识别高度证据冲突,现有研究^[14]先利用基于信息熵的不确定度重新度量了证据冲突,再利用最大差异度确定了证据冲突识别方法,具体如下.

(1) 证据冲突度量.

设 $B_\lambda (\lambda = 1, 2, \cdots, b)$ 为识别框架 Θ 下证据 m 对应的任意证据焦元,则可以确定基于信息熵的不确定度(或内部冲突度) D_λ ,为了使度量更具有可比性,采用最大信息熵进行归一化处理,并且规定 $0\ln(0)=0$,数学表达如下式所示:

$$D_\lambda = \frac{-\sum_{\lambda=1}^b B_\lambda \ln(m(B_\lambda))}{-\sum_{\lambda=1}^b \frac{1}{b} \ln\left(m\left(\frac{1}{b}\right)\right)} \tag{2}$$

记 D_1 和 D_2 分别为 m_1 和 m_2 的不确定度,且满足 $D_1 \geq D_2$,对其进行归一化处理后,可得到其对应的加权因子 w_1 和 $w_2, w_1 + w_2 = 1$ 且 $w_1 \geq w_2$,如下式所示:

$$\left. \begin{aligned} w_1 &= \frac{D_1}{D_1 + 1 - D_2} \\ w_2 &= \frac{1 - D_2}{D_1 + 1 - D_2} \end{aligned} \right\} \tag{3}$$

设 $m_1(C_\alpha)$ 和 $m_2(C_\beta)$ 是识别框架 Θ 下的任意两个 BPA,则其 Jousselme 信息距离 $d^{[15]}$ 可以表示为 $d(m_1, m_2) =$

$$\sqrt{\frac{\langle m_1, m_1 \rangle + \langle m_2, m_2 \rangle - 2\langle m_1, m_2 \rangle}{2}} \tag{4}$$

$$\langle m_1, m_2 \rangle = \sum_{\alpha=1}^{2|\Theta|} \sum_{\beta=1}^{2|\Theta|} m_1(C_\alpha) m_2(C_\beta) \frac{|C_\alpha \cap C_\beta|}{|C_\alpha \cup C_\beta|} \tag{5}$$

式中: $\langle m_1, m_2 \rangle$ 为两向量的内积; $||$ 为求模.

对任意的证据 m_1 和 m_2 ,则基于传统证据冲突(即证据冲突系数) k 和 Jousselme 信息距离 d 重新度量的证据冲突 K 为

$$K = w_1 k + w_2 d \tag{6}$$

(2) 证据冲突识别.

利用最大差异度法进行证据冲突识别,即先将得到的一组两两间证据冲突按由大到小排列,再在排除最大证据冲突的基础上求得剩余证据冲突的平

均值 \bar{K} ,最后计算出各证据间冲突与平均证据冲突的差异度 $\epsilon_{\delta\xi}$,具体计算为

$$\epsilon_{\delta\xi} = \frac{K_{\delta\xi} - \bar{K}}{\bar{K}}$$

式中: $K_{\delta\xi}$ 为第 δ 个证据与第 ξ 个证据的冲突值.基于重新度量的证据冲突,引入差异度确定了证据冲突识别方法,即给定识别门限 $\bar{\epsilon}$ 的具体值,当 $\epsilon_{\delta\xi} < \bar{\epsilon}$ 时,表明证据中没有高度冲突,结束证据冲突识别;当 $\epsilon_{\delta\xi} \geq \bar{\epsilon}$ 时,表明存在高度证据冲突,需要加以隔离处理.

2.2 现有证据冲突识别方法的不足

现有的研究方法^[14]虽然在一定程度上可以较好地识别出证据冲突问题,但也存在不足之处:① 现有研究是在新度量的证据冲突 K 基础上展开证据冲突识别,而不是以传统证据冲突 k 作为直接的识别基础;② 对于识别门限 $\bar{\epsilon}$ 的确定,研究中没有给出具体的确定方法.

所述研究不足可能带来以下问题:① 新度量的证据冲突改变了传统证据冲突数据的真实性,即所有的传统证据冲突经过重新度量后均会发生变化,从而导致识别结果不准确,即识别出的无高度证据冲突,其对应的原传统证据冲突可能为高度证据冲突;② 由于缺少识别门限 $\bar{\epsilon}$ 的具体确定方法,难以合理地确定该门限值,从而使得识别结果缺乏合理性.以下通过实例说明这两种问题.

例 1 设识别框架 $\Theta_2 = \{A_{11}, A_{12}, A_{13}\}$ 中有 3 条证据 $m_1: m_1(A_{11}) = 1, m_1(A_{12}) = 0, m_1(A_{13}) = 0$ 和 $m_2: m_2(A_{11}) = 0, m_2(A_{12}) = 1, m_2(A_{13}) = 0$ 以及 $m_3: m_3(A_{11}) = 0, m_3(A_{12}) = 0, m_3(A_{13}) = 1$.

由式(1)可知, $k_\tau = 1 (\tau = 1, 2, 3)$,由式(2)~(6) 可得对应的新度量证据冲突 $K_\tau = 0$,显然,原有的完全证据冲突经重新度量后变成了无证据冲突,其识别结果为无证据冲突,与实际结果相悖,从而说明了研究不足带来的第 1 个问题.

例 2 设识别框架 $\Theta_3 = \{A_{31}, A_{32}, A_{33}\}$,证据 m_4, m_5 和 m_6 满足如下关系:

$$\begin{aligned} m_4(A_{31}) &= 0.011, & m_4(A_{32}) &= 0.978, \\ m_4(A_{33}) &= 0.011 \\ m_5(A_{31}) &= 0.453, & m_5(A_{32}) &= 0.154, \\ m_5(A_{33}) &= 0.393 \\ m_6(A_{31}) &= 0.617, & m_6(A_{32}) &= 0.131, \\ m_6(A_{33}) &= 0.252 \end{aligned}$$

结合式(1)~(7),可以依次求出 k, d, w_1, w_2, K 以及 $\epsilon_{\delta\xi}$,结果如表 1 所示.

表 1 证据冲突相关数据

传统证据冲突	Joussleme 信息距离	新证据冲突	证据间差异度
$k_{11}=0.043$	$d_{11}=0$	$K_{11}=0.005$	$\epsilon_{11}=0$
$k_{12}=0.840$	$d_{12}=0.714$	$K_{12}=0.778$	$\epsilon_{12}=0.188$
$k_{13}=0.862$	$d_{13}=0.756$	$K_{13}=0.807$	$\epsilon_{13}=0.233$
$k_{22}=0.617$	$d_{22}=0$	$K_{22}=0.569$	$\epsilon_{22}=0$
$k_{23}=0.601$	$d_{23}=0.154$	$K_{23}=0.532$	$\epsilon_{23}=-0.188$
$k_{33}=0.539$	$d_{33}=0$	$K_{33}=0.447$	$\epsilon_{33}=0$

由表 1 可知,如何有效地识别出哪些证据冲突为高度冲突,合理地确定证据冲突识别门限 $\bar{\epsilon}$ 是关键,而研究中没有给出证据冲突识别门限 $\bar{\epsilon}$ 的具体确定方法,此时如果仅靠人为自行确定,其主观性太强,致使识别结果缺乏强有力的说服力.

3 新的证据冲突识别与调整方法

针对高度证据冲突问题及现有识别方法存在的不足,基于现有研究^[14],从传统证据冲突出发,提出了一种证据冲突识别与调整方法,具体流程如图 1 所示.其中: $r_{\varphi\gamma}$ 为传统证据冲突 $k_{\varphi\gamma}$ 占全体 $k_{\varphi\gamma}$ 和的比值; μ 为证据冲突识别指标; T 为基于相关系数的证据信任度; w'_1 和 w'_2 为权重系数; $d_{\varphi\gamma}$ 为传统证据冲突值 $k_{\varphi\gamma}$ 经调整后的值.

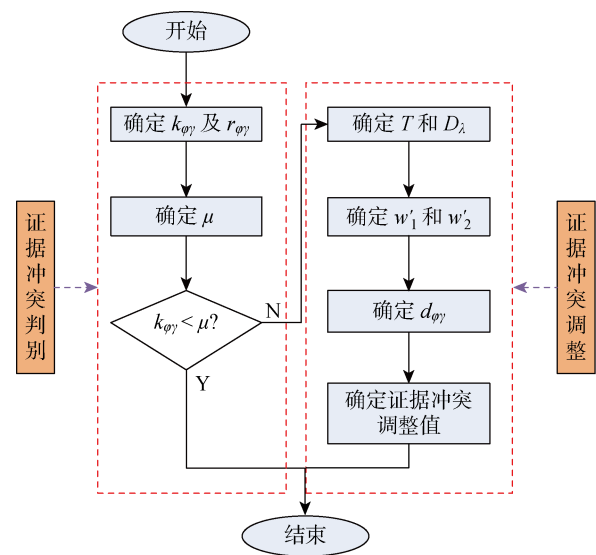


图 1 证据冲突识别及调整流程

Fig. 1 Evidence conflict identification and adjustment process

3.1 证据冲突识别

(1) 识别指标的确定.

识别指标是有效识别高度证据冲突的关键,为了确定合适的识别指标,以传统证据冲突为基础,首先依次求出 $k_{\varphi\gamma}$ 对应的 $r_{\varphi\gamma}$,紧接着求出各 $k_{\varphi\gamma}$ 的加权值,然后对各 $k_{\varphi\gamma}$ 的加权值求和即可得出加权平均值 μ ,最后以 μ 作为证据冲突识别指标,具体过程如下.

设有 L 条证据,其中证据 m_{φ} 和任意证据 m_{γ} 之间的冲突为 $k_{\varphi\gamma}$,则证据冲突识别指标为

$$\left. \begin{aligned} \mu &= \sum_{\varphi=1}^L \sum_{\gamma=i}^L k_{\varphi\gamma} r_{\varphi\gamma} \\ r_{\varphi\gamma} &= k_{\varphi\gamma} / \left(\sum_{\varphi=1}^L \sum_{\gamma=\varphi}^L k_{\varphi\gamma} \right) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

(2) 证据冲突识别方法.

基于确定的 μ ,将全体 $k_{\varphi\gamma}$ 与 μ 作比较,当 $k_{\varphi\gamma} < \mu$ 时,表明证据 m_{φ} 与证据 m_{γ} 之间无高度证据冲突;当 $k_{\varphi\gamma} \geq \mu$ 时,表明证据 m_{φ} 与证据 m_{γ} 之间存在高度证据冲突,需要被重新调整.

3.2 证据冲突调整

(1) 综合可信度的确定.

针对需要被调整的证据冲突 $k_{\varphi\gamma}$,引入基于信息熵的不确定度 D_{λ} 和基于相关系数的证据信任度 T ,进而确定综合可信度 U ,具体过程如下.

设 m_{φ} 和 m_{γ} 是识别框架 Θ 上的任意两个 BPA,同时设 m_q 为 L 条证据中的第 q 条证据,则可求出 m_{φ} 和 m_{γ} 之间的相关系数以及证据 m_q 的信任度,分别如下式所示^[23]:

$$R(m_{\varphi}, m_{\gamma}) = \frac{\langle m_{\varphi}, m_{\gamma} \rangle}{|m_{\varphi}| |m_{\gamma}|} \quad (9)$$

$$T_q = \frac{1}{L-1} \sum_{\substack{\gamma=1 \\ \gamma \neq \varphi}}^L R(m_q, m_{\gamma}) \quad (10)$$

式中: T_q 为证据间的可信度,反映的是证据 m_q 与其他证据间的信任度.

设证据 m_{φ} 的不确定度和信任度分别为 D_{φ} 和 T_{φ} ,则 m_{φ} 的综合可信度 U_{φ} 为

$$U_{\varphi} = 1 - D_{\varphi} + T_{\varphi} \quad (11)$$

式中: $1 - D_{\varphi} \in (0, 1)$,为证据 m_{φ} 焦元内的确定度(即可信度),且 D_{φ} 越小,表明证据焦元内的冲突越小,其可信度也就越大.

(2) 权重系数的确定.

当证据 $m_{\varphi} \neq m_{\gamma} (\varphi \neq \gamma)$ 时, $k_{\varphi\gamma}$ 为互异证据间的冲突,则可以确定权重系数 w'_1 和 w'_2 ,如下式所示:

$$\left. \begin{aligned} w'_1 &= \frac{1 - U_{\gamma}}{1 - U_{\gamma} + U_{\varphi}} \\ w'_2 &= \frac{U_{\varphi}}{1 - U_{\gamma} + U_{\varphi}} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

$$w'_1 < w'_2, \quad U_\varphi \geq U_\gamma$$

式中: U_γ 为 m_γ 的综合可信度。

显然, U 综合考虑了证据内和证据间的可信度, 用该值来确定权重系数, 相比以单一的不确定度来确定权重系数, 其信度更高。

当证据 $m_\varphi = m_\gamma$ 时, $k_{\varphi\gamma}$ 可视为同一证据内 ($\varphi = \gamma$) 或者完全相同证据间 ($\varphi \neq \gamma$) 的冲突, 则权重系数 w'_1 和 w'_2 如下式所示:

$$T'_\varphi = T_\varphi + R(m_\varphi, m_\varphi) \tag{13}$$

$$w'_1 = T'_\varphi / U'_\varphi, \quad w'_2 = (1 - D_\varphi) / U'_\varphi \tag{14}$$

式中: $w'_1 \geq w'_2$; T'_φ 和 U'_φ 分别为第 2 种权重系数下的可信度和综合可信度。

(3) 证据冲突调整方法。

针对识别出的高度证据冲突, 首先按照对应的证据冲突类型确定相应的权重系数, 然后利用式(4)和(5)求出相应的 $d_{\varphi\gamma}$, 最后按照式(6)对这些证据冲突加以重新调整。

4 改进方法的应用分析

以下通过应用分析说明所提证据冲突识别与调整方法的具体操作流程, 同时验证该方法在证据冲突识别和调整方面的有效性。

例 3 基于实例 1, 由式(1)和(8)可以求出 $k_{\varphi\gamma}$ 以及 μ , 并将全体冲突值 $k_{\varphi\gamma}$ 用矩阵形式展现, 记为 \mathbf{Z}_1 :

$$\mathbf{Z}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ & 1 & 0 \\ & & 1 \end{bmatrix}, \quad \mu = \sum_{\varphi=1}^3 \sum_{\gamma=i}^3 k_{\varphi\gamma} r_{\varphi\gamma} = 1$$

显然 $k_{\varphi\varphi} \geq \mu$ ($\varphi = 1, 2, 3$), 需要被调整, 由于 $k_{\varphi\varphi}$ 属于同一证据内的冲突, 故先由式(2)确定 \mathbf{D}_φ 以及式(9)、(10)和(13)确定 \mathbf{T}'_φ , 紧接着由式(14)确定对应的权重系数, 然后由式(4)和(5)确定对应的 d , 最后结合式(6)可以得出调整后的 \mathbf{k}' :

$$\mathbf{D}_\varphi = [D_1 \ D_2 \ D_3] = [0 \ 0 \ 0]$$

$$\mathbf{T}'_\varphi = [T'_1 \ T'_2 \ T'_3] = [1 \ 1 \ 1]$$

$$\mathbf{k}' = [k_{11} \ k_{22} \ k_{33}] = [0.5 \ 0.5 \ 0.5]$$

同理可求得对应现有研究新度量的冲突 $K_{\delta\delta} = 0$ ($\delta = 1, 2, 3$), 显然, 原有的完全证据冲突经重新度量后变成了无证据冲突, 其识别结果为无证据冲突, 与实际结果相悖。

分析结果表明, 所提方法能够有效地识别并调整完全冲突, 从而较大地提高证据融合结果的精度, 也说明了所提方法优于现有研究方法。

例 4 车联网的交通安全主要依靠各车辆节点的信息, 证据理论与车联网结合, 可以高效地融合多

节点信息, 提高车联网精度, 但在证据融合过程中, 高度证据冲突会导致融合结果与实际相悖, 因而首要任务就是降低高度证据冲突。设 E_1 、 E_2 、 E_3 为车联网中 3 种车辆节点信息, 现获取了这 3 种车辆节点信息的 6 组证据 $n_1 \sim n_6$, 如下所示。

$$\begin{aligned} n_1(E_1) &= 0.533, & n_1(E_2) &= 0.213, \\ n_1(E_3) &= 0.254 \\ n_2(E_1) &= 0.151, & n_2(E_2) &= 0.737, \\ n_2(E_3) &= 0.112 \\ n_3(E_1) &= 0.532, & n_3(E_2) &= 0.121, \\ n_3(E_3) &= 0.347 \\ n_4(E_1) &= 0.627, & n_4(E_2) &= 0.159, \\ n_4(E_3) &= 0.214 \\ n_5(E_1) &= 0.487, & n_5(E_2) &= 0.234, \\ n_5(E_3) &= 0.279 \\ n_6(E_1) &= 0.597, & n_6(E_2) &= 0.265, \\ n_6(E_3) &= 0.138 \end{aligned}$$

(1) 所提方法的操作流程。

步骤 1 先由式(1)和(8)依次求出 6 组证据间的 k 以及 μ , 并将全体证据冲突值 $k_{\varphi\gamma}$ 用矩阵形式展现, 记为 \mathbf{Z}_2 :

$$\mathbf{Z}_2 = \begin{bmatrix} 0.606 & 0.734 & 0.603 & 0.578 & 0.620 & 0.590 \\ & 0.421 & 0.792 & 0.764 & 0.723 & 0.699 \\ & & 0.582 & 0.573 & 0.616 & 0.602 \\ & & & 0.536 & 0.598 & 0.554 \\ & & & & 0.630 & 0.609 \\ & & & & & 0.554 \end{bmatrix}$$

$$\mu = \sum_{\varphi=1}^6 \sum_{\gamma=i}^6 k_{\varphi\gamma} r_{\varphi\gamma} = 0.629$$

结合识别方法可知, k_{12} 、 k_{23} 、 k_{24} 、 k_{25} 、 k_{26} 以及 k_{55} 均为需要被调整的证据冲突。

步骤 2 再由式(2)和式(9)~(11)依次求出 \mathbf{D} 、 \mathbf{T} 以及 \mathbf{U} , 结果如下式所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{D} &= [D_1 \ D_2 \ D_3 \ D_4 \ D_5 \ D_6] = \\ &[0.922 \ 0.688 \ 0.873 \ 0.833 \ 0.952 \\ &0.849] \\ \mathbf{T} &= [T_1 \ T_2 \ T_3 \ T_4 \ T_5 \ T_6] = \\ &[0.900 \ 0.526 \ 0.854 \ 0.873 \ 0.902 \ 0.887] \\ \mathbf{U} &= [U_1 \ U_2 \ U_3 \ U_4 \ U_5 \ U_6] = \\ &[0.978 \ 0.838 \ 0.982 \ 1.040 \ 0.949 \\ &1.038] \end{aligned}$$

同时, 由式(12)~(14)求出 w'_1 和 w'_2 以及由式(4)和(5)求出 d , 最后结合式(6)调整证据冲突, 结果如表 2 所示。

表 2 权重系数及冲突调整值

Tab. 2 Weight coefficients and conflict adjustment values

传统冲突	原始值	w'_1	w'_2	d	调整值
k_{12}	0.734	0.142	0.858	0.469	0.507
k_{23}	0.792	0.142	0.858	0.538	0.574
k_{24}	0.764	0.135	0.865	0.534	0.565
k_{25}	0.723	0.146	0.854	0.444	0.484
k_{26}	0.699	0.135	0.865	0.460	0.492
k_{55}	0.630	0.024	0.976	0	0.615

由表 2 可知,经过调整后,原有的高度证据冲突都大幅度下降,全部处于 μ 以内.

(2) 两种方法对比分析.

为了验证所提方法的有效性,选取降低程度 G 和平均偏差 W 作为评价指标,如下式所示:

$$y = (x_1 - x_2)/x_3 \tag{15}$$

式中: x_1 为所提方法的证据冲突值 I 或现有研究方法的证据冲突值 F . 对于 G , y 为 G ; x_2 为对应的传统证据冲突值 O 且 $x_3 = x_1$. 对于 W , y 为 W ; x_2 为 μ 且 $x_3 = x_2$.

先分别计算出 I 、 F 和 O ,再结合式(15) 计算出 $I-O$ 和 $F-O$ 之间的 G 以及 $I-\mu$ 和 $F-\mu$ 之间的 W , 结果如表 3 所示.

从 G 的角度, $F-O$ 之间的 G 都位于 10% 以

内,相比之下, $I-O$ 之间的 G 除了 k_{55} 为 2.40% 以外,其余的都基本位于 20% 至 35% 之间,大幅度地超过了 $F-O$ 之间的 G . 从 W 角度, $F-\mu$ 之间的 W 除了 k_{55} 为 -4.60% 以外,其余的基本位于 0.9% 至 16% 之间,相比之下, $I-\mu$ 之间的 W 较稳定,基本位于 -2.3% 至 -23% 之间.

分析结果显示,基于所提方法调整后的证据冲突降低程度更大,且与 μ 之间的平均偏差更小(均为负值),这表明了所提方法的调整效果更好,调整结果更快地收敛到 μ 以内.

再将全体传统证据冲突、现有研究证据冲突以及所提方法证据冲突以二维散点图表示,如图 2 所示.

表 3 I 、 F 和 O 之间的比较

Tab. 3 Comparison between I , F and O

名称	O	F	I	$G/\%$		$W/\%$	
				$F-O$	$I-O$	$F-\mu$	$I-\mu$
k_{12}	0.734	0.667	0.507	9.10	30.9	6.00	-19.4
k_{23}	0.792	0.725	0.574	8.40	27.4	15.2	-8.70
k_{24}	0.764	0.702	0.565	8.20	26.0	11.5	-10.2
k_{25}	0.723	0.654	0.484	9.50	33.0	3.90	-23.0
k_{26}	0.699	0.635	0.492	9.20	29.6	0.90	-21.8
k_{55}	0.630	0.600	0.615	4.80	2.40	-4.60	-2.30

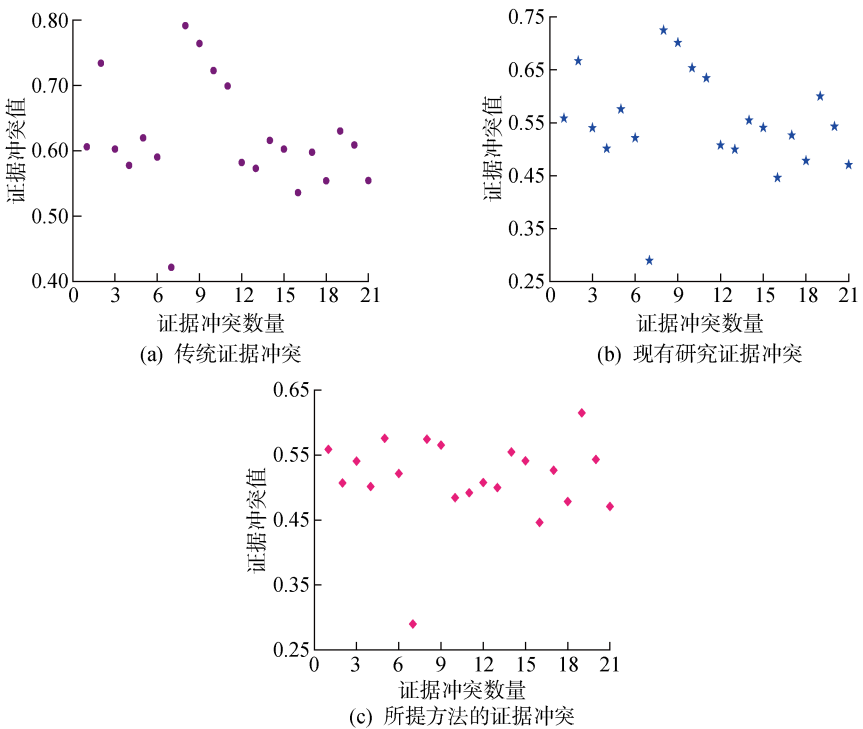


图 2 3 种证据冲突值的二维散点分布

Fig. 2 Two-dimensional scattered point distribution of three evidence conflict values

由图 2(a)可知,以 μ 为基准,存在部分传统证据冲突值高于 μ 且较为离散;由图 2(b)可知,在基于现有研究方法重新度量的证据冲突中,超出 μ 的证据冲突虽有所改善,但仍存在部分证据冲突值高于 μ ;由图 2(c)可知,经过所提方法识别并调整后,超出 μ 的证据冲突得到了大幅度改善,基本处在 μ 以内;此外,调整后的证据冲突值都相对集中,离散性较低。分析结果进一步表明,所提方法不仅识别精度更高,而且能够有效改善高度证据冲突。

5 结语

以降低程度和平均偏差为指标,对比分析了现有研究方法和所提方法,同时分析了 3 种证据冲突的散点分布情况,结果验证了所提方法能够有效识别并调整证据冲突,且调整结果的收敛性更好。

限于文章篇幅,此处仅考虑了两个证据间的高度(完全)冲突问题,后续将在此基础上进一步研究 3 个及以上证据间的高度(完全)冲突问题。

参考文献:

- [1] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. **The Annals of Mathematical Statistics**, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] DEMPSTER A P. A generalization of Bayesian inference[J]. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, 1968, 30(2): 205-232.
- [3] SHAFER G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1976.
- [4] LI Y Z, YAO S J, ZHANG R Y, *et al.* Analyzing host security using D-S evidence theory and multi-source information fusion[J]. **International Journal of Intelligent Systems**, 2021, 36(2): 1053-1068.
- [5] YI L, JUN L, YA Q. Dynamic intuitionistic fuzzy multiattribute decision making based on evidential reasoning and MDIFWG operator[J]. **Journal of Intelligent & Fuzzy Systems**, 2019, 36(6): 5973-5987.
- [6] 张杨, 杨建华, 侯宏. 基于证据聚类的水声目标识别算法研究[J]. **西北工业大学学报**, 2018, 36(1): 96-102.
ZHANG Yang, YANG Jianhua, HOU Hong. The underwater acoustic target recognition algorithm based on evidence clustering[J]. **Journal of Northwestern Polytechnical University**, 2018, 36(1): 96-102.
- [7] ZADEH L A. Reviews of books, a mathematical theory of evidence[J]. **AI Magazine**, 1984, 5(3): 81-83.
- [8] YAGER R R. On the dempster-shafer framework and new combination rules [J]. **Information Sciences**, 1987, 41(2): 93-137.
- [9] JIANG W, ZHAN J. A modified combination rule in generalized evidence theory[J]. **Applied Intelligence**, 2017, 46(3): 630-640.
- [10] 李果, 马春阳, 马建晓. 基于 DPCA 和改进证据理论的融合式故障诊断[J]. **计算机工程与应用**, 2019, 55(20): 197-201.
LI Guo, MA Chunyang, MA Jianxiao. Fusion fault diagnosis using DPCA & improved evidence theory [J]. **Computer Engineering and Applications**, 2019, 55(20): 197-201.
- [11] LI H W, XIAO F Y. A method for combining conflicting evidences with improved distance function and Tsallis entropy[J]. **International Journal of Intelligent Systems**, 2020, 35(11): 1814-1830.
- [12] 田明明, 叶继华, 万叶晶. 一种迭代修正的冲突证据改进方法[J]. **控制工程**, 2021, 28(3): 565-570.
TIAN Mingming, YE Jihua, WAN Yejing. An improved method of iterative correction to conflict evidence[J]. **Control Engineering of China**, 2021, 28(3): 565-570.
- [13] 徐孙庆, 耿俊豹, 魏曙寰, 等. 一种改进的 D-S 冲突证据合成方法[J]. **火力与指挥控制**, 2019, 44(10): 84-88.
XU Sunqing, GENG Junbao, WEI Shuhuan, *et al.* An improved D-S conflicting evidence combination method[J]. **Fire Control & Command Control**, 2019, 44(10): 84-88.
- [14] 李杨, 郭亚军. 一种基于不确定度的证据冲突识别方法[J]. **东北大学学报(自然科学版)**, 2017, 38(6): 892-897.
LI Yang, GUO Yajun. A method of evidence conflict identification based on the uncertainty degree [J]. **Journal of Northeastern University (Natural Science)**, 2017, 38(6): 892-897.
- [15] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSÉ É. A new distance between two bodies of evidence[J]. **Information Fusion**, 2001, 2(2): 91-101.
- [16] ALAM M, FERREIRA J, FONSECA J. Introduction to intelligent transportation systems[J]. **Intelligent Transportation Systems**, 2016, 52: 1-17.
- [17] 彭鑫, 邓清勇, 田淑娟, 等. 多信道车联网 V2R/V2V 数据传输调度算法[J]. **通信学报**, 2019, 40(3): 92-101.
PENG Xin, DENG Qingyong, TIAN Shujuan, *et al.* Data dissemination scheduling algorithm for V2R/V

- V2V in multi-channel VANET[J]. **Journal on Communications**, 2019, 40(3): 92-101.
- [18] 王维, 包志华, 王慧玲, 等. 自适应负载状态的车联网信道接入算法[J]. **南京邮电大学学报(自然科学版)**, 2020, 40(2): 66-71.
- WANG Wei, BAO Zhihua, WANG Huiling, *et al.* Channel access algorithm in vehicle networks with adaptive load status[J]. **Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)**, 2020, 40(2): 66-71.
- [19] 谭国真, 韩国栋, 张福新, 等. 基于网络效用最大化理论的分布式车联网拥塞控制策略[J]. **通信学报**, 2019, 40(2): 82-91.
- TAN Guozhen, HAN Guodong, ZHANG Fuxin, *et al.* Distributed congestion control strategy using network utility maximization theory in VANET[J]. **Journal on Communications**, 2019, 40(2): 82-91.
- [20] WU G L, XU P P. Improving performance by a dynamic adaptive success-collision backoff algorithm for contention-based vehicular network[J]. **IEEE Access**, 2018, 6: 2496-2505.
- [21] 杨建喜, 张悦, 刘博雅, 等. 车联网中基于 D-S 理论的 GPSR 改进算法[J]. **计算机工程与设计**, 2019, 40(9): 2411-2415.
- YANG Jianxi, ZHANG Yue, LIU Boya, *et al.* Improved GPSR algorithm based on D-S theory in VANET[J]. **Computer Engineering and Design**, 2019, 40(9): 2411-2415.
- [22] 周永箐, 邱恭安. 车联网中的交通安全信息证据理论融合算法[J]. **计算机工程与设计**, 2017, 38(4): 874-877.
- ZHOU Yongzheng, QIU Gong'an. Evidence theory based traffic safety information fusion algorithm in Internet of vehicles[J]. **Computer Engineering and Design**, 2017, 38(4): 874-877.
- [23] 宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾, 等. 基于信任度和虚假度的证据组合方法[J]. **通信学报**, 2015, 36(5): 102-107.
- SONG Yafei, WANG Xiaodan, LEI Lei, *et al.* Evidence combination based on the degree of credibility and falsity[J]. **Journal on Communications**, 2015, 36(5): 102-107.

(本文编辑:石易文)