

基于聚类赋权的冲突证据组合方法

董煜^{1,2}, 张友鹏¹

(1. 兰州交通大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 兰州工业学院电气工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘 要: 针对高度冲突证据组合失效的问题, 着重考虑证据之间相互关系与证据本身特性的结合, 提出了一种基于聚类赋权的冲突证据组合方法。首先, 构建相似系数对证据进行聚类分析, 通过类容量确定类间权重反映类间差异。然后, 引入信息熵获取各证据的类内权重, 综合类间权重和类内权重得到证据的修正权重。最后, 根据该权重修正冲突证据, 使用证据理论组合规则完成对修正证据的最终合成。数例验证结果表明, 所提方法能够合理地修正证据, 并且组合结果相比其他方法具有更好的聚焦效果。

关键词: 证据理论; 冲突; 组合规则; 聚类赋权

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023029

Conflict evidence combination method based on clustering weighting

DONG Yu^{1,2}, ZHANG Youpeng¹

1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

2. School of Electrical Engineering, Lanzhou Institute of Technology, Lanzhou 730050, China

Abstract: Aiming at the failure of the combination of highly conflicting evidence, the combination of the relationship between evidences and the characteristics of evidence itself was considered, and a method of conflicting evidence combination based on clustering weighting was proposed. Firstly, the similarity coefficient was constructed to cluster the evidence, and the inter-class weight was determined by class capacity to reflect the differences among classes. Then the information entropy was used to obtain the intra-class weight of each evidence. The modified weight of the evidence was obtained by combining the inter-class weight and intra-class weight. Finally, the conflict evidence was modified according to the weight, and the combination rule of evidence theory was used to achieve the final synthesis of the modified evidence. The results of the example show that the proposed method can reasonably carry out evidence correction, and the combined results have better focusing effect than other methods.

Keywords: evidence theory, conflict, combination rule, clustering weighting

0 引言

证据理论是 Dempster^[1]在 1967 年提出的一种不确定推理理论, 之后由他的学生 Shafer^[2]做了进一步补充和完善。证据理论可以在缺乏先验概率的前提下有效地进行不确定信息的描述和表达, 因此能够广泛应用于信息融合、目标识别等领域^[3]。其

中, 证据组合规则是证据理论的核心内容, 但是在应用于融合高度冲突的证据时, 产生的结果却和人的直觉或认知相互背离^[4-5]。

为了解决高冲突证据组合失效进而产生错误结果的问题, 国内外研究人员相继提出了很多解决办法, 这些办法可划分为两大类: 第一类是直接改变证据组合公式或者修改冲突系数^[6-10], 目的就是

收稿日期: 2022-10-18; 修回日期: 2022-11-23

基金项目: 甘肃省高等学校创新基金资助项目 (No.2022B-247); 兰州工业学院青年科技创新基金资助项目 (No.2021KJ-13)

Foundation Items: University Innovation Fund Project of Gansu Province (No.2022B-247), Youth Science and Technology Innovation Project of Lanzhou Institute of Technology (No.2021KJ-13)

改变证据的组合方式或者冲突的度量方法来解决证据组合失效的问题，这虽然在一定程度上消除了证据冲突，但是因为公式的改变也破坏了组合规则原有的优良特性；第二类是修正证据的概率分配，而组合规则不改变，这样既可以保持其优良的运算特性，又可以有效地解决证据组合失效的问题^[11]。因此，多数研究人员认为第二类修正证据概率分配的方法是比较合理的，同时也给出了很多典型的修正方法。例如，Murphy 等^[12]提出的证据平均修正法、邓勇等^[13]提出的证据距离加权修正法、韩德强等^[14]提出的不确定度证据修正法、王路等^[15]提出的信任度证据修正法以及王旋等^[16]提出的 Lance 距离证据修正法。但是，这些修正方法都以提高冲突证据组合结果的聚焦程度为目标^[14]，仅利用某种衡量数据差异的指标确定权重完成对证据的修正，这种方法考虑角度比较片面，甚至可能产生不理想的融合结果。所以，全面地考虑证据本身的特性以及证据之间的相互联系来确定证据的修正权重成为证据修正的关键。

鉴于此，本文提出了基于聚类赋权的冲突证据组合方法。首先将证据的概率分配进行 pignistic 概率转换，构建相似系数完成证据的聚类分析，选取阈值将证据进行对应分类，根据类容量确定类间权重来反映类间差异；然后引入信息熵获取各证据的类内权重，综合类间权重和类内权重得到证据的修正权重；最后根据修正权重对证据的概率进行重新分配，使用证据理论组合规则将修正后的证据进行合成。该方法通过证据的类间权重反映证据之间的相互联系，通过证据的类内权重反映证据的本身特性，并将两者有机地结合，经数例验证表明本文方法是合理的、有效的。

1 证据理论及存在问题

1.1 证据理论

若识别框架为 Θ , 2^Θ 为 Θ 中所有命题构成的集合，则对于任意命题 A ，存在映射 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ ，且满足如下条件

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

称 m 为 A 的基本概率分配 (BPA, basic probability assignment)。若识别框架 Θ 中，存在 m_1 和 m_2 两组证据的 BPA，则证据组合规则为

$$m(A) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = A} m_1(A_i)m_2(A_j)}{1 - k} \quad (2)$$

$$k = \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(A_j) \quad (3)$$

其中， k 是证据冲突系数，代表证据之间的冲突大小。当 $k=1$ 时，代表两组证据完全冲突，此时组合规则分母为 0 不能进行合成运算；当 k 值接近于 1 时，代表 2 个证据具有很高冲突，组合规则分母归一化运算往往得到与直觉相反的结果，如 Zadeh 悖论^[17]。

1.2 pignistic 概率函数

在应用证据理论进行信息决策时，证据的信任函数都是以命题为对象进行概率分配的。如果各命题之间存在共同元素，就有可能造成概率的过度分配，因此通常需要将信任函数转换为单焦元命题的概率分布后再进行决策^[18]。Smets 等^[19]提出了一种基于平均分配思想的 pignistic 概率转换方法，因其信息损失较小而得到了广泛的应用^[20]。

设 m 是 Θ 上的 BPA, A 和 B 是 Θ 中的命题，则 pignistic 概率函数 BetP_m 为

$$\text{BetP}_m(A) = \sum_{B \subseteq \Theta} \frac{|A \cap B|}{|B|} \frac{m(B)}{1 - m(\emptyset)} \quad (4)$$

其中， $| \cdot |$ 是子集中所含焦元的个数。特别地，对于单焦元命题，pignistic 概率函数为

$$\text{BetP}_m(A) = \sum_{A \subseteq B} \frac{1}{|B|} \frac{m(B)}{1 - m(\emptyset)} \quad (5)$$

2 证据的聚类赋权方法

本文提出基于聚类赋权的冲突证据组合方法，就是把聚类赋权方法应用到证据理论中，其结构如图 1 所示，具体由三部分内容组成：一是聚类分析；二是赋权计算；三是证据合成。根据聚类分析的思想，构造证据之间的相似系数完成证据聚类，通过各类的容量确定证据的类间权重，同时引入信息熵来表达证据概率分配的清晰程度，并依据信息熵确定证据的类内权重。结合类间权重和类内权重获得修正权重，充分体现了证据的聚类赋权过程符合少数服从多数、清晰胜过模糊的决策原则^[21]。根据修正权重重新计算证据的 BPA，完成证据合成取得结果。

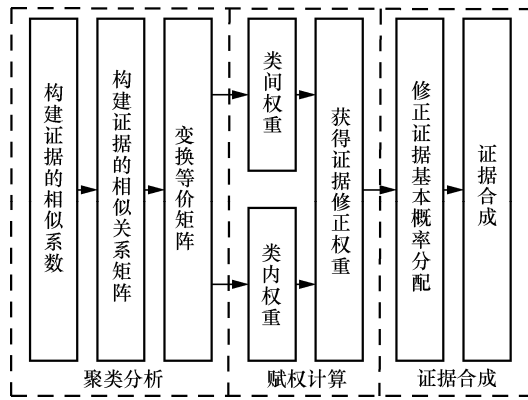


图 1 基于聚类赋权的证据组合法结构

2.1 聚类分析

证据的聚类分析首先需要将证据 BPA 进行 pignistic 概率转换，再构建证据的相似系数，得到对应的相似关系矩阵，选定合理的阈值并以此为依据进行证据聚类。根据数据相似的定义，相似不仅代表证据在数值上差距的大小，而且直接反映了证据自身属性之间的匹配程度^[22]。所以，在构造证据的相似系数时，数值上的绝对差距并不能够反映证据的属性匹配程度，还需要依靠相对差距对证据的相似程度来进行表达。

假设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ ，有 q 个证据进行概率分配，第 i 个证据对应的 pignistic 概率为 $BetP_{m_i}(\theta_p)$ ， $i=1, 2, \dots, q$ ， $p=1, 2, \dots, n$ 。

证据 i 与证据 j 的相似系数定义为

$$r_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \frac{\min(BetP_{m_i}(\theta_p), BetP_{m_j}(\theta_p))}{\max(BetP_{m_i}(\theta_p), BetP_{m_j}(\theta_p))} \quad (6)$$

特别地，当 $BetP_{m_i}(\theta_p) = BetP_{m_j}(\theta_p) = 0$ 时，可用

极限的求法确定 $\frac{\min(BetP_{m_i}(\theta_p), BetP_{m_j}(\theta_p))}{\max(BetP_{m_i}(\theta_p), BetP_{m_j}(\theta_p))} - 1$ 。

通过上述定义，可以得出以下结论。

① $0 \leq r_{ij} \leq 1, \forall i, j \in \{1, 2, \dots, q\}$;

② r_{ij} 越趋近于 0，说明第 i 个证据与第 j 个证据越不相似； r_{ij} 越趋近于 1，说明第 i 个证据与第 j 个证据越相似；

③ $r_{ij} = r_{ji}$;

④ $r_{ii} = 1, \forall i, j \in \{1, 2, \dots, q\}$ 。

此时，构建证据相似关系矩阵 $R = (r_{ij})_{q \times q}$ 。根据以上结论可知， R 为证据之间的相似关系矩阵，但 R 并不具有传递性，所以必须将其变换为等价矩阵。

定理 1 设 $R = (r_{ij})_{q \times q}$ 为相似关系矩阵，则存在

一个最小自然数 $b(b \leq q)$ ，使传递闭包 $\bar{R} = R^b$ ，对于一切大于 b 的自然数 d ，都有 $R^d = R^b$ ，此时， $\bar{R} = R^b$ 为等价矩阵^[23]。

通过逐次平方法可以求出相似关系矩阵 R 的传递闭包 \bar{R} ，并以此进行证据的聚类分析，具体步骤如下。

步骤 1 根据式(6)计算得到各证据的相似系数，并构建相似关系矩阵 R ；

步骤 2 通过逐次平方法获得相似关系矩阵 R 的传递闭包 \bar{R} ；

步骤 3 选取阈值 ε ，利用传递闭包 \bar{R} 实现对证据的聚类。

阈值 ε 的选取会直接影响证据的分类结果，为了实现合理的阈值选取，可以通过阈值的变化率 C 确定最优阈值，计算式为

$$C_x = \frac{\varepsilon_{x-1} - \varepsilon_x}{u_x - u_{x-1}} \quad (7)$$

其中， x 是阈值从大到小的聚类次数， ε_{x-1} 和 ε_x 为第 $x-1$ 次和第 x 次的聚类阈值， u_{x-1} 和 u_x 为第 $x-1$ 次和第 x 次聚类包含的证据数量。阈值的变化率越大，则说明类别差异的变化越明显。排除证据各自成类和所有证据归为一类的情况，当 $C = \max(C_x)$ 时，认为对应的 ε 为最优阈值，实现了最大差异分类。

2.2 赋权计算

证据的赋权计算需要考虑 2 个方面，即类间权重和类内权重。类间权重主要考虑通过聚类分析后各类中证据的数量，对于容量较大的类，其所包含的证据对应的概率分配结果代表了大多数证据的支持情况，则应赋予较大的权重；对于容量较小的类，则应赋予较小的权重^[24]。

假设 q 个证据被分为 t 类，第 k 类中包含 $\varphi_k (\varphi_k \leq q)$ 个证据， λ_k 为类间权重，则有

$$\lambda_k = \frac{\varphi_k^2}{\sum_{l=1}^t \varphi_l^2}, l = 1, 2, \dots, t \quad (8)$$

在信息论中，信息熵表达了信息的不确定性和模糊性，所以映射到证据理论中，证据的信息熵就能够表达对证据本身数据特性的描述。如果某个证据的熵值越小，则说明该证据的模糊性越小，证据概率分配的表达越清晰，在证据合成过程中发挥的作用越大，应赋予越大的权重^[18]。反之，某个证据的熵值越大，则应赋予越小的权重。所以，引入证

据的信息熵可以合理地确定证据的类内权重。根据前文假设, 则第 i 个证据的信息熵可以表示为

$$H(m_i) = - \frac{\sum_{p=1}^n (\text{BetP}m_i(\theta_p) \text{lbBetP}m_i(\theta_p))}{\text{lb}n} \quad (9)$$

设 α_{ki} 为第 k 类中第 i 个证据的类内权重, φ_k 为第 k 类中的对应证据, 则

$$\alpha_{ki} = \frac{1 - H(m_i)}{\sum_{i=1}^{\varphi_k} (1 - H(m_i))} \quad (10)$$

通过求得的 λ 和 α 可以对证据的总体权值 w_i 进行集结, 即

$$\omega_i = \alpha_{ki} \lambda_k \quad (11)$$

当只有 2 个证据进行聚类赋权计算时, 可直接计算类内权重作为证据的修正权重。

2.3 证据合成

根据式(11)求得修正权重完成证据 BPA 的重新分配, 计算式为

$$m_{\text{wac}} = \sum_{i=1}^n (\omega_i m_i) \quad (12)$$

其中, m_{wac} 为修正后的证据 BPA。最后, 使用证据理论组合规则对 m_{wac} 合成 $n-1$ 次即可获得最终的组合结果^[12]。

3 数例验证

在对高度冲突证据组合方法的验证中有很多经典数例, 首先引入 Zadeh 数例进行算法验证。在识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 内有 2 个独立证据的 BPA, 分别为

$$\begin{aligned} m_1: m_1(\theta_1) &= 0.99, m_1(\theta_2) = 0.01 \\ m_2: m_2(\theta_2) &= 0.01, m_2(\theta_3) = 0.99 \end{aligned}$$

如果直接完成证据合成, 得到的结果是 $m(\theta_1) = 0, m(\theta_2) = 1, m(\theta_3) = 0$ 。尽管 m_1 和 m_2 对 θ_2 的信任度都很低, 但所得结论却完全支持 θ_2 , 这个结论显然不合理。而采用本文方法得到的结果是 $m(\theta_1) = 0.4999, m(\theta_2) = 0.0002, m(\theta_3) = 0.4999$, 符合人的直觉和认知, 结论相对合理。

为了进一步验证本文证据修正方法的有效性, 采用一个完整的数例进行计算分析。假设识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$, 通过 6 组传感器采集数据信息获得了 6 组证据的 BPA, 具体表示为

$$m_1: m_1(\theta_1) = 0.60, m_1(\theta_2) = 0.15, m_1(\theta_3) = 0.25$$

$$\begin{aligned} m_2: m_2(\theta_1) &= 0, m_2(\theta_2) = 0.85, m_2(\theta_3) = 0.15 \\ m_3: m_3(\theta_1) &= 0.35, m_3(\theta_2) = 0.30, m_3(\theta_3) = 0.35 \\ m_4: m_4(\theta_1) &= 0.60, m_4(\theta_2) = 0.10, m_4(\theta_3) = 0.30 \\ m_5: m_5(\theta_1) &= 0.35, m_5(\theta_2) = 0.25, m_5(\theta_3) = 0.40 \\ m_6: m_6(\theta_1) &= 0.65, m_6(\theta_2) = 0.25, m_6(\theta_3) = 0.10 \end{aligned}$$

首先, 按照式(4)对 6 组证据的 BPA 进行计算, 得到各证据对应的 pignistic 概率, 由于数例中都为单焦元证据体, 因此 pignistic 概率与原 BPA 赋值相同^[13]。根据所得的 pignistic 概率, 由式(6)可得证据相似关系矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.259 & 0.599 & 0.833 & 0.602 & 0.641 \\ 0.259 & 1.000 & 0.261 & 0.206 & 0.281 & 0.300 \\ 0.596 & 0.261 & 1.000 & 0.591 & 0.903 & 0.552 \\ 0.833 & 0.206 & 0.591 & 1.000 & 0.578 & 0.663 \\ 0.602 & 0.281 & 0.903 & 0.578 & 1.000 & 0.596 \\ 0.641 & 0.300 & 0.552 & 0.663 & 0.596 & 1.000 \end{bmatrix}$$

通过逐次平方进行矩阵的合成运算能够得到 R 的传递闭包 \bar{R} 。

$$R^2 = R \circ R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.300 & 0.602 & 0.833 & 0.602 & 0.663 \\ 0.300 & 1.000 & 0.300 & 0.300 & 0.300 & 0.300 \\ 0.602 & 0.300 & 1.000 & 0.596 & 0.903 & 0.596 \\ 0.833 & 0.300 & 0.596 & 1.000 & 0.602 & 0.663 \\ 0.602 & 0.300 & 0.903 & 0.602 & 1.000 & 0.602 \\ 0.663 & 0.300 & 0.596 & 0.663 & 0.602 & 1.000 \end{bmatrix}$$

$$R^4 = R^2 \circ R^2 = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.300 & 0.602 & 0.833 & 0.602 & 0.663 \\ 0.300 & 1.000 & 0.300 & 0.300 & 0.300 & 0.300 \\ 0.602 & 0.300 & 1.000 & 0.602 & 0.903 & 0.602 \\ 0.833 & 0.300 & 0.602 & 1.000 & 0.602 & 0.663 \\ 0.602 & 0.300 & 0.903 & 0.602 & 1.000 & 0.602 \\ 0.663 & 0.300 & 0.602 & 0.663 & 0.602 & 1.000 \end{bmatrix}$$

$$R^8 = R^4 \circ R^4 = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.300 & 0.602 & 0.833 & 0.602 & 0.663 \\ 0.300 & 1.000 & 0.300 & 0.300 & 0.300 & 0.300 \\ 0.602 & 0.300 & 1.000 & 0.602 & 0.903 & 0.602 \\ 0.833 & 0.300 & 0.602 & 1.000 & 0.602 & 0.663 \\ 0.602 & 0.300 & 0.903 & 0.602 & 1.000 & 0.602 \\ 0.663 & 0.300 & 0.602 & 0.663 & 0.602 & 1.000 \end{bmatrix}$$

其中, $R^4 = R^8$, \circ 表示模糊矩阵的合成运算。由定理 1 可知, $R^4 = \bar{R}$, 则可以采用 R^4 完成聚类分析, 对应的证据聚类图如图 2 所示。

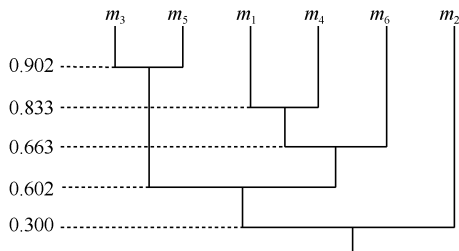


图2 证据聚类图

因为本文采用比值的方式确定证据的相似系数, 所以相似系数的取值都小于 1。通过变化率确定阈值, 过程为

$$C_1 = \frac{1 - 0.902}{2 - 0} = 0.049$$

$$C_2 = \frac{0.902 - 0.833}{4 - 2} = 0.0345$$

$$C_3 = \frac{0.833 - 0.663}{5 - 4} = 0.17$$

C_3 的变化率最大, 因此选定证据分类的最优阈值为 $\varepsilon=0.663$ 。由此可对证据进行两两聚类, 所得聚类集合为 $\{(1,4),(1,6),(3,5),(4,6)\}$, 再将含有相同证据的聚类合并, 可将证据分为 3 类: $m_1、m_4、m_6$ 为第一类; $m_3、m_5$ 为第二类; m_2 为第三类。

根据式(8)计算证据的类间权重为

$$\lambda_1=0.6429, \lambda_2=0.2857, \lambda_3=0.0714$$

根据式(9)得到的各证据信息熵为

$$H(m_1)=0.8535, H(m_2)=0.3847, H(m_3)=0.9977,$$

$$H(m_4)=0.8173, H(m_5)=0.9835, H(m_6)=0.7799$$

根据所得的证据分类, 由式(10)可得第一类证据的类内权重分别为

$$\alpha_{11}=0.2667, \alpha_{14}=0.3326, \alpha_{16}=0.4007$$

第二类证据的类内权重分别为

$$\alpha_{23}=0.1223, \alpha_{25}=0.8777$$

第三类证据的类内权重为

$$\alpha_{32}=1$$

根据式(11)综合证据的类间权重和类内权重,

可得证据的修正权重为

$$\omega_1=0.1715, \omega_2=0.0714, \omega_3=0.0349,$$

$$\omega_4=0.2138, \omega_5=0.2508, \omega_6=0.2576$$

则可以计算得到证据修正后的 BPA 为

$$m_{wac}(\theta_1)=0.4986, m_{wac}(\theta_2)=0.2454,$$

$$m_{wac}(\theta_3)=0.2560$$

最后, 把修正后的 BPA 合成 5 次就可获得最终结果。为了对比分析本文方法的合成效果, 引入证据理论组合规则、文献[12-16]提出的证据修正法分别对上述数例进行合成, 组合结果如表 1 所示。由表 1 结果可以看出, 使用证据理论组合规则直接进行组合时, 由于受到证据 m_2 对 θ_1 概率分配为 0 的影响, 无论其他证据如何支持 θ_1 , 结果都是 $m(\theta_1)=0$, 存在一票否决的情况, 明显和事实不符。文献[14]的证据修正法虽然能够取得较好的聚焦效果, 但是不能有效抵抗证据 m_2 的干扰, 后续证据的加入也不能得到合理的组合结果 θ_1 , 反而持续支持 θ_2 , 可以看出仅考虑证据本身不确定度而忽略证据间的联系来进行证据修正是不全面的。文献[12-13,15]的证据修正法在三组证据 $m_1、m_2$ 和 m_3 组合时结果依然支持 θ_2 , 说明这 3 种方法的聚焦速度都比较缓慢。文献[16]的证据修正法在两组证据 m_1 和 m_2 组合时支持证据 m_1 , 悖离了人的直观感觉, 且在多组证据融合时聚焦效果一般。而本文方法在各种情况下都取得了合理的组合结果, 而且相比于其他方法, 本文方法具有更好的聚焦效果。

对本文算法的时间复杂度进行分析, 假设存在 n 个证据和 m 个命题, 证据相似关系矩阵建立的时间复杂度为 $O(n^2m)$; 通过平方法求传递闭包聚类的时间复杂度至多为 $O(n^3 \log n)$; 信息熵构造类内权重的时间复杂度为 $O(nm)$; 计算类间权重和类内权重完成证据修正的时间复杂度为 $O(3n)$; 在给定证据概率分配的条件下, 证据合成的时间复杂度为 $O(nm^2)$ 。所以, 本文证据合成方法整体的时间复杂度为 $O(n^2m+n^3 \log n + nm+3n+nm^2)$ 。可以看出, 虽然证据的修正过程增加了整体的时间复杂度, 但是方法的时间复杂度和证据数量、命题个数呈多项式关系, 不存在指数关系, 增加的计算量是可以容忍的, 这表明本文方法具有可用性和实用性。

表 1 各种方法组合结果对比

组合方法	m_1, m_2	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4	m_1, m_2, m_3, m_4, m_5	$m_1, m_2, m_3, m_4, m_5, m_6$
证据理论 组合规则	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$	$m(\theta_1)=0$
	$m(\theta_2)=0.773$	$m(\theta_2)=0.745$	$m(\theta_2)=0.493$	$m(\theta_2)=0.378$	$m(\theta_2)=0.603$
	$m(\theta_3)=0.227$	$m(\theta_3)=0.255$	$m(\theta_3)=0.507$	$m(\theta_3)=0.622$	$m(\theta_3)=0.397$
文献[12]方法	$m(\theta_1)=0.237$	$m(\theta_1)=0.247$	$m(\theta_1)=0.533$	$m(\theta_1)=0.570$	$m(\theta_1)=0.819$
	$m(\theta_2)=0.658$	$m(\theta_2)=0.632$	$m(\theta_2)=0.355$	$m(\theta_2)=0.281$	$m(\theta_2)=0.140$
	$m(\theta_3)=0.105$	$m(\theta_3)=0.121$	$m(\theta_3)=0.112$	$m(\theta_3)=0.148$	$m(\theta_3)=0.041$
文献[13]方法	$m(\theta_1)=0.237$	$m(\theta_1)=0.313$	$m(\theta_1)=0.698$	$m(\theta_1)=0.705$	$m(\theta_1)=0.910$
	$m(\theta_2)=0.658$	$m(\theta_2)=0.539$	$m(\theta_2)=0.179$	$m(\theta_2)=0.135$	$m(\theta_2)=0.052$
	$m(\theta_3)=0.105$	$m(\theta_3)=0.148$	$m(\theta_3)=0.123$	$m(\theta_3)=0.160$	$m(\theta_3)=0.038$
文献[14]方法 ($\alpha=2$)	$m(\theta_1)=0.022$	$m(\theta_1)=0.008$	$m(\theta_1)=0.016$	$m(\theta_1)=0.009$	$m(\theta_1)=0.025$
	$m(\theta_2)=0.927$	$m(\theta_2)=0.971$	$m(\theta_2)=0.970$	$m(\theta_2)=0.981$	$m(\theta_2)=0.971$
	$m(\theta_3)=0.051$	$m(\theta_3)=0.021$	$m(\theta_3)=0.014$	$m(\theta_3)=0.010$	$m(\theta_3)=0.004$
文献[15]方法	$m(\theta_1)=0.082$	$m(\theta_1)=0.115$	$m(\theta_1)=0.496$	$m(\theta_1)=0.514$	$m(\theta_1)=0.820$
	$m(\theta_2)=0.846$	$m(\theta_2)=0.804$	$m(\theta_2)=0.401$	$m(\theta_2)=0.358$	$m(\theta_2)=0.149$
	$m(\theta_3)=0.072$	$m(\theta_3)=0.080$	$m(\theta_3)=0.103$	$m(\theta_3)=0.128$	$m(\theta_3)=0.031$
文献[16]方法	$m(\theta_1)=0.467$	$m(\theta_1)=0.569$	$m(\theta_1)=0.829$	$m(\theta_1)=0.786$	$m(\theta_1)=0.910$
	$m(\theta_2)=0.399$	$m(\theta_2)=0.232$	$m(\theta_2)=0.051$	$m(\theta_2)=0.041$	$m(\theta_2)=0.048$
	$m(\theta_3)=0.134$	$m(\theta_3)=0.199$	$m(\theta_3)=0.120$	$m(\theta_3)=0.173$	$m(\theta_3)=0.052$
本文方法	$m(\theta_1)=0.024$	$m(\theta_1)=0.860$	$m(\theta_1)=0.929$	$m(\theta_1)=0.962$	$m(\theta_1)=0.968$
	$m(\theta_2)=0.924$	$m(\theta_2)=0.036$	$m(\theta_2)=0.016$	$m(\theta_2)=0.028$	$m(\theta_2)=0.014$
	$m(\theta_3)=0.052$	$m(\theta_3)=0.104$	$m(\theta_3)=0.055$	$m(\theta_3)=0.030$	$m(\theta_3)=0.018$

4 结束语

针对高度冲突证据组合失效的问题，本文提出了基于聚类赋权的冲突证据组合方法。根据聚类赋权的思想确定了证据的类间权重和类内权重，通过类间权重来衡量证据间的相互关系，通过类内权重来衡量证据本身的信息特性。通过有机地结合类内权重和类间权重，全面、充分地度量了证据之间的相对差异以及证据的不确定性，使证据修正权重的确定更加合理，具有更高的稳健性。本文方法在时间复杂度上符合多项式关系，说明方法具有实用性。数例验证结果表明，本文方法能够有效地消除冲突证据，合成结果具有更好的聚焦效果，从而进一步提高了冲突证据组合的可靠性和合理性。

参考文献：

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

[2] SHAFER G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976

[3] 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 Y F, WANG X D, LEI L, et al. Evidence combination based on the degree of credibility and falsity[J]. Journal on Communications, 2015, 36(5): 102-107.

[4] ZADEH L A. Review of Shafer's a mathematical theory of evidence[J]. AI Magazine, 1984, 5(3): 81-83.

[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] LEFEVRE E, COLOT O, VANNOORENBERGHE P. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149-162.

[7] 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.

[8] HAN D Q, LI X R. Learning-based modeled combination of evidence[C]//Proceedings of 2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-8.

[9] 席在芳, 令狐强, 易畅, 等. 基于改进冲突系数的证据理论组合新方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(7): 1700-1709.

- XI Z F, LINGHU Q, YI C, et al. A novel combination of evidence theory based on improved conflict coefficient[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2018, 49(7): 1700-1709.
- [10] 王欣, 付威. 基于推土机距离的证据冲突强度度量方法[J]. 通信学报, 2022, 43(5): 204-213.
WANG X, FU W. Strong measurement method of evidence conflict based on earth mover's distance[J]. Journal on Communications, 2022, 43(5): 204-213.
- [11] 汤潮, 蒋雯, 陈运东, 等. 新不确定度量下的冲突证据融合[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2394-2400.
TANG C, JIANG W, CHEN Y D, et al. Conflicting evidence combination based on a new measure method of uncertainty[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2015, 35(9): 2394-2400.
- [12] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [13] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(1): 27-32.
DENG Y, SHI W K, ZHU Z F. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. Journal Infrared Millimeter and Waves, 2004, 23(1): 27-32.
- [14] 韩德强, 邓勇, 韩崇昭, 等. 利用不确定度的冲突证据组合[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 788-792.
HAN D Q, DENG Y, HAN C Z, et al. Conflicting evidence combination by using uncertainty degree[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(6): 788-792.
- [15] 王路, 邢清华, 毛艺帆. 基于信任度和确定度的证据加权组合方法[J]. 通信学报, 2017, 38(1): 83-88.
WANG L, XING Q H, MAO Y F. Weighted evidence combination based on degree of credibility and certainty[J]. Journal on Communications, 2017, 38(1): 83-88.
- [16] 王旋, 狄鹏, 尹东亮. 基于 Lance 距离和信度熵的冲突证据融合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2): 592-602.
WANG X, DI P, YIN D L. Conflict evidence fusion method based on Lance distance and credibility entropy[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(2): 592-602.
- [17] 周哲, 徐晓滨, 文成林, 等. 冲突证据融合的优化方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 976-985.
ZHOU Z, XU X B, WEN C L, et al. An optimal method for combining conflicting evidences[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6): 976-985.
- [18] 宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾. 基于直觉模糊集的时域证据组方法研究[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1322-1338.
SONG Y F, WANG X D, LEI L. Combination of temporal evidence sources based on intuitionistic fuzzy sets[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1322-1338.
- [19] SMETS P, KENNES R. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66(2): 191-234.
- [20] 陈云翔, 罗承昆, 王攀, 等. 考虑可靠性的时域证据组方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(3): 463-470.
CHEN Y X, LUO C K, WANG P, et al. Combination of temporal evidence by considering reliability[J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 463-470.
- [21] 周璇, 张凤鸣, 惠晓滨, 等. 基于信息熵的专家聚类赋权方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 153-156.
ZHOU X, ZHANG F M, HUI X B, et al. Method for determining experts' weights based on entropy and cluster analysis[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 153-156.
- [22] 张优优, 康吉科. 基于相似度的专家权重系数的确定[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2010, 29(2): 283-286.
ZHANG Y Y, LIAN J K. A method for determining the weight of expert based on similarity[J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2010, 29(2): 283-286.
- [23] 王泽洲, 陈云翔, 蔡忠义, 等. 基于偏差熵的专家聚类赋权方法[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(9): 61-65.
WANG Z Z, CHEN Y X, CAI Z Y, et al. Expert cluster weighting method based on deviation entropy[J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(9): 61-65.
- [24] 陈云翔, 董骁雄, 项华春, 等. 基于信息熵的群组聚类组合赋权法[J]. 中国管理科学, 2015, 23(6): 142-146.
CHEN Y X, DONG X X, XIANG H C, et al. Method for combination weighting experts based on information entropy and cluster analysis[J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 23(6): 142-146.

[作者简介]



董煜(1991-), 男, 河南许昌人, 兰州交通大学博士生、兰州工业学院讲师, 主要研究方向为信息融合理论与决策技术、故障诊断系统建模。

张友鹏(1965-), 男, 甘肃庆阳人, 兰州交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为可靠性理论及其应用。