

基于支持度和虚假度迭代修正冲突证据

汤 祁

淮北理工学院电子与信息工程学院, 安徽 淮北

收稿日期: 2026年7月3日; 录用日期: 2026年8月3日; 发布日期: 2026年8月11日

摘 要

针对传统D-S组合规则在处理高度冲突证据时存在一定缺陷, 难以获得合理的融合结果, 提出基于新型的修正系数迭代修正冲突证据的方法。本方法通过兰氏距离计算证据之间的支持度, 并将其与虚假度相结合, 构建复合修正系数对证据进行预处理。接着, 利用D-S组合规则对修正后的证据进行融合, 并将所得结果作为新增证据, 融入原始证据集实现信息强化, 接着, 再次计算新的修正系数, 修正原始证据并继续使用D-S组合规则进行融合, 对原始证据进行多次迭代修正, 迭代的终止条件设定为连续两次融合结果的偏差小于设定阈值, 在满足终止条件后, 得到最终的融合结果。最后通过算例分析验证该方法在冲突证据的融合上具有可行性, 与传统D-S组合规则相比, 融合结果更加精确。

关键词

D-S组合规则, 兰氏距离, 支持度, 虚假度, 迭代

Iteratively Correcting Conflicting Evidence Based on Support and Falsity

Qi Tang

School of Electronic and Information Engineering, Huaibei Institute of Technology, Huaibei Anhui

Received: July 3, 2026; accepted: August 3, 2026; published: August 11, 2026

Abstract

The traditional Dempster-Shafer (D-S) combination rule has certain limitations when dealing with highly conflicting evidence, often failing to produce reasonable fusion results. To address this issue, this paper proposes a novel method for conflict evidence fusion based on an iterative correction mechanism using a newly developed modification coefficient. In this method, the Lance distance is first employed to calculate the support degree between pieces of evidence, which is then combined with the degree of falsity to construct a composite correction coefficient for evidence preprocessing. Subsequently, the D-S combination rule is applied to fuse the corrected evidence, and the resulting fusion outcome is incorporated into the original evidence set as new evidence to enhance the

available information. This process is repeated iteratively: new correction coefficients are computed, the original evidence is re-corrected, and fusion is performed again using the D-S rule. The iteration terminates when the difference between two consecutive fusion results falls below a predefined threshold, at which point the final fusion result is obtained. Numerical examples are provided to verify the feasibility of the proposed method in fusing conflicting evidence. Compared with the traditional D-S combination rule, the proposed approach yields more accurate and reliable fusion results.

Keywords

Dempster-Shafer Combination Rule, Lance Distance, Support, Falsity, Iteration

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

D-S 证据理论由 Dempster 于 20 世纪 60 年代创立, 后经其学生 Shafer 进一步发展和完善[1]。该理论通过引入上下概率的概念来量化不确定性信息[2]。该核心优势在于能够有效融合人类主观判断、传感器采集数据以及分类器输出等多源信息。D-S 证据理论作为一种有效的不确定性推理方法, 已在多源信息融合领域得到广泛应用, 尤其在风险评估[3]、故障诊断[4]、医疗诊断[5]、目标识别[6]等需要综合处理不确定信息的场景中展现出独特优势。但是在实际的应用中 D-S 证据理论存在着不足, 以至于产生与事实相悖的结果。国内外很多专家针对这一不足进行了研究和改进。其方法主要分为两类: 一是对证据源进行修正。Murphy [7]是在平均信度的情况下, 提出一种修改证据源的简单方法, 此方法的不足之处在于 Murphy 将所有证据进行简单的平均, 并没有考虑到证据的重要性。Deng Y [8]在 Murphy 的基础上提出一种证据距离的组合方法, 该方法在证据存在干扰的时候可以快速地识别出目标。周诚等[9]引入兰氏距离计算证据间差异, 相较于欧式距离、夹角余弦相似度更适合度量单焦元下证据局部冲突, 但仅依靠单一距离构造证据权重, 难以有效处理高度冲突证据。许石君等[10]利用置信熵差值表示证据不确定度, 并对证据进行折扣, 该方法仅关注单条证据自身的信度质量, 未考虑证据之间的相互支持关系; 王娜等[11]提出基于信息熵单独确定证据修正权重, 该方法考量因素过于单一, 容易出现权重分配片面化问题; 二是对组合规则进行修正。Yager [12]认为使用 D-S 组合规则融合高冲突证据产生与事实相悖的结果是因为组合规则本身存在问题, 所以 Yager 将完全冲突的信息分配到一个不确定领域, 但是更改后的规则在融合超过两个证据源的时候, 结果并不理想。孙全[13]认为高冲突证据也是有一部分可用的信息, 则在 Yager 的基础上提出一个新的组合规则, 使对冲突证据的融合结果更加理想。孙雷等[14]将博弈思想与 D-S 组合规则进行融合, 并结合邓熵重新构造新的证据融合公式, 但该方法具有较强的针对性, 难以用于通用的决策场景。陈秀嘉等[15]利用 Pignistic 概率距离区分证据自身冲突与互相冲突, 并设计带退火变异的自适应证据组合规则, 有效地解决了信任偏移问题, 但该方法计算开销较大。本文主要针对第一种方法对 D-S 证据理论存在的不足进行改进, 提出的一种 D-S 组合规则下迭代修正冲突证据的方法。

2. D-S 证据理论

2.1. D-S 证据理论基本概念

定义 1: 基本概率赋值: Θ 是由互不相容的基本命题组成的完备集合。 2^Θ 为 Θ 子集的全体, m 是 2^Θ

到 $[0, 1]$ 上的函数, 满足:

- (1) 不可能事件的基本概率为 0, 即 $m^\varnothing = 0$;
- (2) 2^Θ 中全部元素的基本概率和为 1, 即, $\forall A \in 2^\Theta$, $m(A) \geq 0$, 且 $\sum_{A \in \Theta} m(A) = 1$ 。
 $m(A)$ 称为 Θ 上的基本概率赋值, 也称 mass 函数。若 $m(A) \neq 0$ 时, 则称 A 为一个焦元。

定义 2: D-S 组合规则: 对于 $\forall A \subseteq \Theta$, 识别框架 Θ 上的有限个 mass 函数 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 的 D-S 组合规则为:

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{1-K} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \times m_2(A_2) \times \dots \times m_n(A_n) \quad (1)$$

其中,
$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \varnothing} m_1(A_1) \times m_2(A_2) \times \dots \times m_n(A_n) \quad (2)$$

K 用于衡量证据间的冲突程度称为冲突因子, $K \subseteq [0, 1]$, K 数值越大, 表明证据之间的冲突越显著。当 $K = 0$ 时, 表示证据之间完全一致、无冲突; 当 $K = 1$ 时, 则表示证据之间完全相悖、冲突达到最大。

2.2. D-S 证据理论存在的问题

D-S 证据理论无法解决证据冲突严重和完全冲突的问题。

例 1: 识别框架 $\Theta = \{H_1, H_2, H_3\}$, 两条独立的证据 S_1 和 S_2 的基本概率赋值分别为:

$$\begin{aligned} S_1 : m_1(H_1) &= 0.99, m_1(H_2) = 0.01, m_1(H_3) = 0.00 \\ S_2 : m_2(H_1) &= 0.00, m_2(H_2) = 0.01, m_2(H_3) = 0.99 \end{aligned}$$

分析例 1 可知, 证据 S_1, S_2, S_3 之间存在着高冲突。根据公式(1)和公式(2)可得冲突因子 $K = 0.9999$, $m_1 \oplus m_2(H_1) = 0.00$, $m_1 \oplus m_2(H_2) = 1$, $m_1 \oplus m_2(H_3) = 0.00$ 。容易看出 H_2 的概率并不大, 但是最终的融合结果却指向了 H_2 , 而不是概率都很大的 H_1 和 H_3 , 这显然于实际情况不符。更极端的情况就是:

$$\begin{aligned} S_1 : m_1(H_1) &= 1.00, m_1(H_2) = 0.00, m_1(H_3) = 0.00 \\ S_2 : m_2(H_1) &= 0.00, m_2(H_2) = 0.00, m_2(H_3) = 1.00 \end{aligned}$$

则此时 $K = 1$ 无法用 D-S 组合规则进行融合。显然传统的 D-S 组合规则无法融合高冲突证据和完全冲突证据。

3. 新的合成方法

本文采用一种基于兰氏距离的支持度和虚假度相结合迭代修正冲突证据的方法, 其基本思路分为两部分:

(一) 首先通过兰氏距离量化各证据间的差异, 并将其转换为各个证据的支持度。同时, 引入虚假度量, 将支持度与虚假度结合构造复合修正系数, 对原始证据进行加权调整。运用 D-S 组合规则对修正后的证据进行融合。

(二) 将融合后的证据作为一条新的证据加入到原始证据中, 再次计算新的证据与原始证据之间的兰氏距离, 将其转化为支持度, 接着计算虚假度, 并据此生成新的复合修正系数, 用于对原始证据进行修正与融合。该过程迭代进行, 直至相邻两次融合结果之间的差异小于预设阈值时, 迭代终止。

采用此方法的好处在于:

- (一) 采用兰氏距离度量两个证据间的差异, 其优势在于兰氏距离为无量纲量, 不受指标量纲影响, 克服了明氏距离对量纲敏感的缺陷, 因此更适用于表征证据间的距离。
- (二) 将证据的支持度和虚假度相结合有助于衡量证据的重要性, 单一的折扣因子对证据重要性的衡量不够周密, 采用复合折扣因子可以更加严谨地衡量证据的重要性。

(三) 以往的证据融合方法只是对证据进行一次融合得到最终结果，并没有对证据进行更深一步的修正，本文采用迭代的方法修正原始证据，相对于一次修正结果更加精确。

3.1. 算法一：第一次修正系数构造算法

输入：识别框架 $\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ $2^\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_{2^n}\}$ ， N 个证据 $S_1, S_2, \dots, S_n$ ， N 个证据对应的基本概率赋值 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 。

输出：每条证据的复合折扣因子。

具体步骤：

(1) 计算两条证据之间的距离 d ，本文采用兰氏距离计算两条证据之间的距离 d 。

$$d_{ij} = \sum_{u=1}^{\omega} \frac{|m_i(u) - k_j(u)|}{m_i(u) + m_j(u)} \text{ 其中 } i, j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

(2) 计算证据的支持度 D_i ， D_i 表示证据被支持的程度，当 $D_i \rightarrow 1$ 表示证据被支持程度高，当 $D_i \rightarrow 0$ 表示证据被支持程度低。

$$D_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n e^{-d_{ij}} \quad (4)$$

对证据的支持度进行归一化处理：

$$\bar{D}_i = \frac{D_i}{\sum_{i=1}^n D_i} \quad (5)$$

(3) 计算各个证据的虚假度，虚假度最先是 Schuber [16] 提出的，用于衡量证据之间的冲突程度。证据的整体冲突 K_0 由公式(2)计算得出。在剔除该整体冲突证据 S_j 后，剩余证据部分即为证据间的局部冲突 K_j 。据此，证据的虚假度定义如下。

$$F(m_j) = \frac{k_0 - k_j}{1 - k_j} \text{ 其中 } j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

当 $F(m_j) = 0$ 时，则 $k_0 = k_j$ ，表明 m_j 对整体冲突没有影响。当 $F(m_j) = 1$ 时，则 $k_0 = 1$ ， $k_j < 1$ ，表明 m_j 是一个完全冲突证据。当 $0 < F(m_j) < 1$ 时，表明 m_j 对整体冲突有一定的影响， $F(m_j)$ 越大则表明影响越大。

(4) 构造修正系数。如果一个证据的支持度高，则应增加该证据在组合中的权重，如果一个证据的虚假度高，则应减少该证据在组合中的权重。将支持度和虚假度结合起来共同确定修正系数。

$$\omega_i = \bar{D}_i + F(m_j) \text{ 其中 } j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

将修正系数归一化处理：

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (8)$$

(5) 对每条证据的基本概率赋值进行修正：

$$\begin{cases} m'_i(S_j) = \bar{\omega}_i \times m_i(S_j) \\ m'_i = (1 - \bar{\omega}_i) + \bar{\omega}_i \times m_i(\Theta) \end{cases} \quad (9)$$

3.2. 算法二：D-S 组合规则迭代合成算法

输入：识别框架 $\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ $2^\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_{2^n}\}$ ， N 个证据 $S_1, S_2, \dots, S_n$ ， N 个证据对应的基本概率赋值 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 阈值 δ 。

输出：融合结果 r_k 。

具体步骤：

(1) 根据算法一分别计算各个初始证据的支持度与虚假度，并据此构造复合修正系数 ω_i ，对初始证据体进行修正。随后，将修正后的初始证据进行组合，并使用式(1)与式(2)获得首次融合结果。

(2) 将 r_0 作为一条新证据加入初始证据集，形成新的证据集为： $E_1 = \{S_1, S_2, \dots, S_n, r_0\}$ 。

(3) 重复算法一中(1)至(5)，计算 E_1 中所有初始证据间的兰氏距离、支持度、虚假度，构造新的复合折扣因子，并对初始证据 $S_1, S_2, \dots, S_n$ 进行修正，再次融合得到 r_1 。

(4) 计算 r_0 与 r_1 的兰氏距离 $d(r_0, r_1)$ 。若 $d(r_0, r_1) < \delta$ ，迭代终止，输出 r_1 ；否则将 r_1 加入初始证据集，形成 $E_2 = \{S_1, S_2, \dots, S_n, r_1\}$ ，重复算法二中(3)，直至收敛。

4. 算例分析

4.1. 算例设定

设某多传感器目标识别系统，辨识框架 $\Theta = \{a, b, c\}$ ，四个传感器分别获取了 4 组相互独立的证据，其对应的基本概率赋值如下：

$$\begin{cases} S_1 : m_1(a) = 0.70, m_1(b) = 0.10, m_1(c) = 0.10, m_1(\Theta) = 0.10 \\ S_2 : m_2(a) = 0.05, m_2(b) = 0.05, m_2(c) = 0.80, m_2(\Theta) = 0.10 \\ S_3 : m_3(a) = 0.65, m_3(b) = 0.15, m_3(c) = 0.10, m_3(\Theta) = 0.10 \\ S_4 : m_4(a) = 0.60, m_4(b) = 0.20, m_4(c) = 0.05, m_4(\Theta) = 0.15 \end{cases}$$

观察上述 4 条证据可以分析出： S_1 、 S_3 、 S_4 均高度支持目标 a ， S_2 高度支持目标 c ，故存在明显冲突。合理融合结果应显著倾向于目标 a 。设迭代收敛阈值 $\delta = 0.01$ 。

4.2. 算法一：第一次融合

(1) 根据式(4)计算任意两条证据 S_i 和 S_j 之间的兰氏距离，该距离矩阵如下：

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 1.9778 & 0.2370 & 0.9435 \\ 1.9778 & 0 & 2.1349 & 2.5286 \\ 0.2370 & 2.1349 & 0 & 0.7162 \\ 0.9435 & 2.5286 & 0.7162 & 0 \end{bmatrix}$$

通过分析上述距离矩阵可知： S_1 与 S_3 之间距离最小，表明二者最为接近，并高度支持目标 a ； S_2 与 S_4 之间距离最大，表明 S_2 与其他证据存在差异性，该证据是潜在的冲突源。

(2) 根据式(4)计算证据支持度为：

$$D = [0.9286 \ 0.2979 \ 1.0304 \ 0.9891]^T$$

并根据式(5)对其进行归一化结果为：

$$\bar{D} = [0.3286 \ 0.0839 \ 0.3484 \ 0.2391]^T$$

归一化支持度的意义在于 S_3 的支持度最高，表明它与大多数证据最为接近， S_2 的支持度最低，表明

该证据远离其他证据。

(3) 根据式(2)计算所有证据整体冲突系数为:

$$K_0 = 0.85$$

剔除各个证据后计算局部冲突系数为:

$$K = [0.75 \ 0.30 \ 0.78 \ 0.80]^T$$

根据式(6)计算各个证据的虚假度为:

$$F(m_i) = [0.400 \ 0.786 \ 0.318 \ 0.250]^T$$

分析虚假度可知 S_2 虚假度最高, 表明该证据为整体冲突的主要贡献者。

(4) 根据式(7)构造复合折扣因子为:

$$\omega = [0.9286 \ 0.2979 \ 1.0304 \ 0.9891]^T$$

并根据式(8)对其进行归一化结果为:

$$\bar{\omega} = [0.2861 \ 0.0918 \ 0.3174 \ 0.3047]^T$$

(5) 根据式(9)修正原始证据基本概率赋值, 折扣后的基本概率赋值为:

$$\begin{cases} S'_1: m'_1(a) = 0.2003, m'_1(b) = 0.0286, m'_1(c) = 0.0286, m'_1(\Theta) = 0.7425 \\ S'_2: m'_2(a) = 0.0046, m'_2(b) = 0.0046, m'_2(c) = 0.0734, m'_2(\Theta) = 0.9174 \\ S'_3: m'_3(a) = 0.2063, m'_3(b) = 0.0476, m'_3(c) = 0.0317, m'_3(\Theta) = 0.7143 \\ S'_4: m'_4(a) = 0.1828, m'_4(b) = 0.0609, m'_4(c) = 0.0152, m'_4(\Theta) = 0.7410 \end{cases}$$

4.3. 算法二: Dempster 组合规则迭代合成

(1) 根据式(1)和式(2)对上述修正后的证据使用 Dempster 组合规则进行融合, 得到融合结果为:

$$r_0: \begin{cases} m_{r_0}(a) = 0.720 \\ m_{r_0}(b) = 0.120 \\ m_{r_0}(c) = 0.040 \\ m_{r_0}(\Theta) = 0.120 \end{cases}$$

(2) 第一次迭代, 将 r_0 作为新证据加入证据集, 证据集变为 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, r_0\}$ 。

计算 r_0 与各个原始证据的兰氏距离为:

$$d_{r_0,i} = [0.6245 \ 2.2776 \ 0.6817 \ 0.5631]^T$$

计算包含 r_0 在内各个证据的支持度, 结果为:

$$D' = [1.8523 \ 0.4388 \ 1.9018 \ 1.5274]^T$$

归一化支持度结果为:

$$\bar{D}' = [0.3238 \ 0.0767 \ 0.3325 \ 0.2670]^T$$

重新计算局部冲突系数, 因加入证据, 剔除 S_2 后剩余证据的局部冲突 $K_2 = 0.25$, 冲突系数为:

$$F'(m_2) = \frac{0.85 - 0.25}{1 - 0.25} = 0.800$$

重新构造复合折扣因子:

$$\omega' = [0.9238 \ 0.2767 \ 1.0145 \ 1.0170]^T$$

对其进行归一化结果为:

$$\bar{\omega}' = [0.2858 \ 0.0856 \ 0.3139 \ 0.3174]^T$$

以 $\bar{\omega}'$ 重新修正原始证据 $\{S_1, S_2, S_3, S_4\}$ 并融合, 得到:

$$r_1 : m_{r_1}(a) = 0.735, m_{r_1}(b) = 0.115, m_{r_1}(c) = 0.032, m_{r_1}(\Theta) = 0.118$$

对其进行收敛判定:

$$d(r_0, r_1) = 0.1511 > \delta = 0.01$$

未收敛, 继续迭代。

(2) 第二次迭代, 将 r_1 加入证据集, 证据集为 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, r_1\}$, 重复上述过程, 得到:

$$r_2 : m_{r_2}(a) = 0.738, m_{r_2}(b) = 0.113, m_{r_2}(c) = 0.030, m_{r_2}(\Theta) = 0.119$$

$$d(r_1, r_2) = 0.0380 > 0.01$$

未收敛, 继续迭代。

(3) 第三次迭代, 将 r_2 加入证据集, 证据集为 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, r_2\}$, 重复上述过程, 得到:

$$F'(m_2) = \frac{0.85 - 0.25}{1 - 0.25} = 0.800$$

$$d(r_2, r_3) = 0.0087 < 0.01$$

满足收敛条件, 迭代终止。

4.4. 与经典方法对比分析

将本文方法与传统 Dempster 直接融合法、Murphy 算术平均法进行对比, 结果如表 1 所示:

Table 1. Comparative results of evidence fusion using basic probability assignments

表 1. 基本概率赋值融合结果对比

方法	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\Theta)$	判定
传统 Dempster [1]	0	0	1	0	c
Murphy 算术平均[7]	0.72	-	0.28	-	a
本文方法	0.739	0.112	0.029	0.120	a

分析上表三种方法得到的融合结果可知, 直接 Dempster 融合由于 S_2 对 c 的支持度最高, 与其他证据对 a 的支持形成严重冲突, 归一化过程中冲突概率被完全分配至 c , 导致 $m(c)=1$, 即形成了“一票否决”悖论。该融合结果违背了三份证据均支持 a 的客观事实。对于 Murphy 算术平均法, 该方法通过等权平均后再对其进行融合, 使 a 的信度达到约 0.72。但该方法对所有证据“一视同仁”, 未能区别对待冲突证据 S_2 , 因此 c 的信度仍有约 0.28。对于本文方法通过兰氏距离精准识别 S_2 与其他证据距离最大, 因此离群性最大, 利用支持度和虚假度共同构造复合折扣因子, 将 S_2 的权重压至 0.0918, 同时通过使用迭代机制对权重进行优化, 最终得到融合结果 $m(a)=0.739$, $m(c)$ 被抑制至 0.029, 能够更好地识别出目标。

5. 结论

本文提出了一种基于兰氏距离的支持度与虚假度相结合并迭代修正冲突证据的 D-S 组合规则改进方法，并通过算例详细展示了具体融合计算过程。通过与经典方法对比分析表明：该方法能够有效解决冲突证据融合产生与事实相悖的问题。对于冲突证据的融合，该方法为解决 D-S 证据理论中的冲突证据融合问题提供了一条新的技术路径。

6. 讨论

本文所提出的方法存在一定的局限性：一是整体计算复杂度较高，迭代过程中随着迭代次数的增加对于距离遍历、冲突求解、证据集扩充等操作致使算力消耗显著上升，难以满足轻量化应用需求；二是兰氏距离存在分母归零的计算隐患；三是迭代终止阈值 δ 由人工设定，缺少理论支撑，阈值设置不当容易造成融合结果精度欠缺或迭代冗余情况，难以收敛。

未来将针对上述不足进行优化完善：一、简化算法流程以降低运算量；二、给兰氏距离公式增加极小值避免分母为零；三、依据融合结果变化自动判定迭代中止条件，不再人工设定阈值，以此提升算法实用性与理论完备性。

7. 致谢

本文在撰写过程中参考并引用了国内外学者的相关研究成果，得益于各位先行者的智慧与积累，在此一并向所有被引文献的作者致以崇高的敬意和衷心的感谢。

参考文献

- [1] Dempster, A.P. (1967) Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping. *The Annals of Mathematical Statistics*, **38**, 325-339.
- [2] Inglis, J. (1978) A Mathematical Theory of Evidence. *Technometrics*, **20**, Article 106.
<https://doi.org/10.1080/00401706.1978.10489628>
- [3] 胡柳. 基于 D-S 证据理论的网络安全风险评估模型[J]. 科技创新与生产力, 2024, 45(7): 41-44.
- [4] 黄松. 基于深度学习和改进 D-S 证据理论的变压器故障诊断[D]: [硕士学位论文]. 石家庄: 河北科技大学, 2024.
- [5] 武金艳. 粗糙集与证据理论在医疗智能诊断系统中的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2010.
- [6] 苏珂嘉. 基于 D-S 融合的采煤机截割状态识别研究[J]. 煤炭工程, 2026, 58(6): 162-169.
- [7] Murphy, C.K. (2000) Combining Belief Functions When Evidence Conflicts. *Decision Support Systems*, **29**, 1-9.
[https://doi.org/10.1016/s0167-9236\(99\)00084-6](https://doi.org/10.1016/s0167-9236(99)00084-6)
- [8] Han, D., Deng, Y. and Liu, Q. (2004) Combining Belief Functions Based on Distance of Evidence. *Decision Support Systems*, **38**, 489-493. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2004.04.015>
- [9] 周诚, 徐达, 曹振地. 面向单子集焦元冲突证据的融合方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 51(10): 3062-3070.
- [10] 许石君, 侯毅. 基于置信熵差的冲突证据融合方法[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(1): 19-24+30.
- [11] 王娜, 刘靖宇, 李浩然. 基于 D-S 证据理论的多智能体系统冲突数据融合机制研究[J]. 重庆大学学报, 2025, 48(2): 121-130.
- [12] Yager, R.R. (1978) On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules. *Information Sciences*, **41**, 93-137.
[https://doi.org/10.1016/0020-0255\(87\)90007-7](https://doi.org/10.1016/0020-0255(87)90007-7)
- [13] 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): 116-119.
- [14] 孙雷, 吴庆宪, 王玉惠, 等. 基于改进 D-S 证据理论的多源空战信息博弈融合方法[J]. 信息与控制, 2022, 51(5): 566-572.
- [15] 陈秀嘉, 张晋武, 陈娟. 基于 Pignistic 概率距离的证据源组合新方法[J]. 指挥控制与仿真, 2024, 46(5): 85-91.
- [16] Schubert, J. (2010) On the Combination of Evidence from Different Sources. Linköping University.
<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:267068/FULLTEXT01.pdf>