

基于复杂网络的冲突传感器信息 证据建模与融合方法

唐永川^{1,2,3}, 龚洲¹, 刘俊强¹, 侯龙祥¹, 关赫¹

(1.西北工业大学 集成电路学院(微电子学院), 陕西 西安 710072;
2.西北工业大学 深圳研究院, 广东 深圳 518057; 3.西北工业大学 重庆科创中心, 重庆 401135)

摘要:多传感器信息的证据建模与融合精度直接决定目标识别性能。Dempster-Shafer 证据理论作为一种经典的不确定信息推理与融合框架,在多源信息融合中得到了广泛应用。然而,当证据体之间存在高冲突时,直接采用 Dempster 组合规则往往会导致反直觉甚至不可靠的融合结果。现有改进方法虽然在一定程度上缓解了冲突问题,但仍存在收敛速度慢、对不可靠信息干扰抑制能力不足、网络建模冗余等局限。针对上述问题,提出一种基于复杂网络的证据建模与融合方法,将证据体映射为网络节点,并从证据间的相互关联出发,引入直接权重与间接权重的双权重互补建模机制。其中,网络节点间直接权重由证据距离建模为证据体之间的相似性,间接权重由余弦相似度反映证据体在网络结构中的间接支持关系。通过对 2 类权重进行融合并归一化,实现对原始证据体的自适应修正,再采用 Dempster 组合规则完成冲突不确定信息融合。实验结果表明,文中方法在多证据融合过程中表现出更快的目标证据收敛速度、更强的干扰抑制能力及更加有效的高冲突证据消解性能,具有良好的稳定性和可靠性。

关键词:Dempster-Shafer 证据理论;冲突证据融合;复杂网络;证据距离

中图分类号:TP182; TP391

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2026)02-0405-12

Dempster-Shafer 理论(D-S 理论)是处理不确定性推理的重要工具,其通过置信度而非精确概率来刻画事件发生的可信程度,从而能够在信息不完全或证据存在冲突的情况下有效表达和融合不确定信息。D-S 理论被广泛应用于聚类、分类、多属性决策、故障诊断、可靠性评估、多传感器数据融合、图像融合、航迹关联、关联信息融合等领域^[1-2]。在 D-S 理论中,数据、事实和观测等信息被统一表征为证据体(bodies of evidence, BOEs)。Dempster 组合规则能够有效地融合和推理来自不同证据体的多源信息。然而,当证据体之间存在高度冲突时,该规则往

往会产生反直觉的融合结果。

针对高冲突证据融合问题,现有研究主要采用 2 类方法。一类是通过直接修改 Dempster 组合规则来缓解冲突影响^[3-4]。例如,自适应组合规则^[5-6]和广义证据理论^[7-8]等方法,通过重新定义组合规则,克服传统 Dempster 组合规则的不利影响。然而,涉及组合规则的修改,可能导致计算复杂度增加、原有优良数学性质丢失。另一类方法仍采用 Dempster 组合规则,但需对证据体进行修正以降低冲突信源对融合结果的干扰^[9-10]。例如,基于平均或加权平均的证据修正方法^[11-13],通过在融合前平滑基本概率指派(basic probability assignment, BPA),提高融合结果的稳定性,但忽略了证据体之间的相互作用关系,容易导致对误导性命题抑制不足和收敛速度较慢的问题。针对平均法的局限性,研究者引入了基于不确定性度量的证据加权融合方法^[14-15]、基于 Jousselme 证据距离的证据体之间相似性度量方法^[16-17]。此类方法在一定程度上增强了

收稿日期:2025-06-16

基金项目:国家自然科学基金(62301439)、广东省基础与应用基础研究基金(2025A1515012205)与重庆市自然科学基金(CSTB2023NSCQ-MSX0513)资助

作者简介:唐永川(1988—),副教授

通信作者:唐永川(1988—) e-mail:tangyongchuan@nwpu.edu.cn

对冲突证据的建模能力,提升了融合结果的合理性。然而,由于权重计算主要依赖单一度量方法,在复杂条件下难以充分建模证据体之间的直接支持关系与间接影响,容易造成权重分配过于集中或对误导性命题抑制不足的问题。当证据数量增加时,这类方法的收敛速度和冲突消解能力受限。

近来,复杂网络模型被引入不确定信息建模与融合^[18-19]。Dai等^[19]将证据体建模为复杂网络中的节点,并通过节点之间的连接关系刻画证据间的相互作用,在融合前对冲突证据进行调节,从而缓解了高冲突条件下 Dempster 组合规则产生的反直觉结果。Zhang等^[20]进一步引入网络拓扑特性来描述证据之间的关联强度,通过分析节点连接结构增强了对证据相互影响关系的建模能力,使网络结构在证据融合过程中发挥更直接的作用。Li等^[21]将复杂网络模型与证据可靠性评估相结合,利用节点强度等网络指标对证据体进行加权处理,使融合过程能够同时考虑证据间关系与个体可靠性,从而提高了融合结果的稳定性和鲁棒性。然而,现有方法中,直接连接与间接连接往往基于相同或相似的度量方法构建,导致直接节点与间接节点度量在数值和物理含义上难以有效区分,节点的间接关系、直接关系存在一定的冗余描述。这种冗余增加了网络模型与计算复杂度,也削弱了复杂网络方法在建模证据内在一致性和证据体可靠性方面的潜力。

针对上述问题,本文提出一种基于复杂网络的改进证据融合方法,通过引入直接权重与间接权重的双权重互补机制,实现对高冲突证据的有效建模与融合。本文利用证据距离刻画证据体之间的直接一致性关系,并采用余弦相似度刻画证据体在网络结构中的间接支持关系,从而在结构层面区分证据体的固有可靠性与其对其他证据的影响能力。通过对2类权重进行融合并归一化,实现对原始证据体自适应加权融合。实验结果表明,本文方法在高冲突场景下收敛速度快、对干扰命题抑制能力强,在算法性能与时空复杂度上实现了均衡。

1 前期工作

1.1 Dempster-Shafer 证据理论

1.1.1 辨识框架

辨识框架是 D-S 理论的基础,用 Θ 表示,它由一系列相互独立、相互排斥的要素组成

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n\} \quad (1)$$

它的幂集 2^Θ 包含所有可能的命题,由 Θ 的 2^n 个元素组成,其中 n 是 Θ 中元素的数量

$$2^\Theta = \{\emptyset, \{\theta_1\}, \{\theta_2\}, \dots, \{\theta_n\}, \{\theta_1, \theta_2\}, \{\theta_1, \theta_3\}, \dots, \{\theta_1, \theta_n\}, \dots, \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}\} \quad (2)$$

1.1.2 基本概率指派

BPA 是 D-S 理论的核心概念之一,由函数 m 表示,其是从 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射,满足以下关系

$$m(\emptyset) = 0 \quad \& \quad \sum_{A \in \Theta} m(A) = 1 \quad (3)$$

式中, $m(A)$ 可以理解为对命题 A 的置信程度,即对证据 A 的支持度。

1.1.3 证据体

BOE 表示为焦点元素和相应置信度之集

$$(\alpha, m) = \{[A, m(A)]; A \in \Theta \& m(A) \geq 0\} \quad (4)$$

式中, α 是 Θ 的任何子集,对于任意 $A \in \alpha$,存在 A 的置信度 $m(A)$ 来表示 BOE 中 α 对事件 A 的支持度。

1.1.4 Dempster 组合规则

假设 m_1 和 m_2 是 2 个基本概率指派函数, Dempster 组合规则融合公式如(5)式所示。

$$m(A) = \begin{cases} \frac{1}{1 - k} \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C), & A \neq \emptyset \\ 0, & A = \emptyset \end{cases} \quad (5)$$

式中, k 表示 2 个 BOEs 之间的冲突程度。

$$k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) m_2(C) \quad (6)$$

一般认为,当 k 趋于 1 时,表明证据冲突较大;当 k 趋近于 0 时,冲突较小。

1.2 证据距离

Jousselme 证据距离^[22]可用于度量 2 个证据体之间的不一致程度。当 Jousselme 距离趋近于 1 时,表明存在较大的证据冲突;相反,当它趋近于 0 时,冲突较小。对于包含 n 个元素的辨识框架 Θ , A_i 为 Θ 中的元素, $i \in [1, n]$ 。首先定义一个 $2^n \times 2^n$ 矩阵 $D = (d_{ij})$, 其中

$$d_{ij} = \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|} \quad (7)$$

式中, $|A|$ 表示集合 A 中元素的个数,称为 A 的势。对于 2 个 BPA 函数 m_1 和 m_2 ,它们可以表示为列向量 $\mathbf{m}_1$ 和 $\mathbf{m}_2$,该向量中元素需要按 2^Θ 中顺序排列。Jousselme 证据距离定义为

$$d_j(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (m_1 - m_2)^T D (m_1 - m_2)} \quad (8)$$

式中, Josselme 距离是非负对称的, 即

$$d_j(m_1, m_2) \geq 0 \ \& \ d_j(m_1, m_2) = d_j(m_2, m_1) \quad (9)$$

1.3 复杂网络

复杂网络^[23]是大量真实复杂系统的抽象表示, 由节点和边组成。节点表示系统中的个体或元素, 边表示节点之间的关系或相互作用, 其值为 $[0, 1]$ 。当这条边的长度接近 1 时, 这条边连接的 2 个节点的关联度越大, 反之亦然。

图 1 给出了复杂网络中相互作用的示意图, 从 m_1 到 m_7 的 7 个圆圈代表 7 个不同的 BOEs, 它们之间用以双向箭头为边的直线连接, 表明不同 BOEs 之间的直接或间接影响是相互的。其次, 可以观察到图 1 中边的长度随 BOEs 的不同而不同, 这表明不同 BOEs 之间的相互作用程度不同。边长越长, 表示 2 个节点之间的排斥作用越强, 本文将节点 i 和节点 j 间的边权定义为(8) 式, 即节点对应的证据体间的证据距离 $d_j(m_i, m_j)$ 。为了度量复杂网络中节点间的关系, 定义第 i 个节点的强度 S_i 为

$$S_i = \sum_{j \in N} \gamma_{ij} \quad (10)$$

S_i 越大则表示整个复杂网络中其余节点对节点 i 的支持度越高。 γ_{ij} 表示节点 i 和节点 j 之间的相互支持程度, 将 γ_{ij} 定义为

$$\gamma_{ij} = 1 - d_j(m_i, m_j) \quad (11)$$

2 个证据体之间的证据距离越小, 它们之间的相互支持程度 γ_{ij} 就越高。

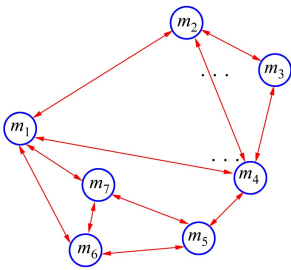


图 1 复杂网络结构示意图

1.4 余弦相似度

余弦相似度可用来度量 2 个向量在向量空间中相似度^[22]。它是根据向量间夹角的余弦值判断向量的相似度。余弦值越接近 1, 表示 2 个向量之间的相似性越高, 越接近 -1, 相似度越低。向量 x 和向

量 y 的相似度 $\text{Sim}(x, y)$ 表示为

$$\text{Sim}(x, y) = \frac{x \cdot y}{|x| \cdot |y|} \quad (12)$$

2 方法

2.1 模型假设

1) 为了保证 BOEs 的质量和准确性, 在 D-S 理论框架下对证据体分配信度的专业人员应该在该领域拥有丰富的知识和经验。

2) 由于该方法引入了证据距离、复杂网络结构和余弦相似度, 为了降低计算复杂度, 融合 BOEs 的个数不宜过大。

3) 该方法中复杂网络的边是双向的, 即任意 BOEs 之间的影响是相互的。

4) 假设复杂网络中 2 个 BOEs 之间的相互作用是稳定的, 不随时间变化。

2.2 基于复杂网络的证据建模与融合方法

基于复杂网络和证据距离的传感器冲突信息建模与融合过程如图 2 所示。



图 2 基于复杂网络和证据距离的冲突信息建模与融合方法

步骤 1 构建多传感器信息复杂网络证据节点

基于节点间的证据距离, 导出复杂网络中直接节点强度和间接节点权重 2 个因子, 它们反映 BOEs 在整个复杂网络中的影响力和重要性。

步骤 2 计算直接节点权重

直接节点权重表示某节点与其他节点间的直接关系。直接节点权重由 Josselme 距离计算, 表示 BOEs 的直接交互权重。直接节点权重越强, BOEs 的直接交互权重越高, 分配最终 BOEs 的权重越大。

步骤 3 计算间接节点权重

间接节点权重表示在复杂网络中添加或删除节点对整个复杂网络的影响。余弦相似度可用于计算复杂网络中某个节点被移除后, 其他节点的直接节点权重变化程度, 即相对间接节点权重。通过综合节点的直接节点权重, 可以得到绝对间接节点权重, 即间接节点权重。

步骤4 计算证据网络节点权重

节点权重代表了 BOEs 在最终置信度再分配中所占的比例,描述了节点在整个复杂网络中的重要性。通过综合各节点的直接节点权重和间接节点权重,可以得到节点权重。进而,计算双向图中的加权 BOEs。最终,将 BOEs 中证据函数修正为低冲突的网络节点证据体。

步骤5 使用 Dempster 组合规则融合证据体

经过置信度重新分配后,相互冲突的 BOEs 不再是高度冲突的。因此,Dempster 的组合规则可以继续用于证据融合,融合后的结果就是最终结果。

2.3 基于证据距离的复杂网络参数设计

本文设计一种基于证据距离定义的复杂网络参数求解方法,某个节点与其他节点之间的证据距离共同构成直接交互权重,定义为

$$S_i = \sum_{j \in N} \gamma_{ij} = \sum_{j \in N} (1 - d_j(m_i, m_j)) \quad (13)$$

式中: S_i 为节点 i 的直接交互权重,等于该节点与其他所有节点之间的依赖程度之和; γ_{ij} 为节点 i 与 j 之间的依赖程度, $\gamma_{ij} = 1 - d_j(m_i, m_j)$ 。因此 S_i 表示节点 i 在整个复杂网络复合体中的重要程度。该值越大,表示该节点所代表的 BOEs 越重要。

2.3.1 直接节点权重

通过计算节点间的证据距离,可以得到节点的直接交互权重。为了获得节点 i 在整个复杂网络中的直接节点权重 $w_{d,i}$,需要对节点的直接交互权重进行归一化,如(14)式所示。

$$w_{d,i} = \frac{S_i}{\sum_{k=1}^n S_k} \quad (14)$$

2.3.2 间接节点权重

间接节点强度被描述为当从复杂网络中删除或添加节点时对整个系统的影响程度。以计算节点 i 的引入节点权重为例,将剩余节点的直接节点权重视为向量 $\mathbf{n}_1$ 。然后从复杂网络中删除节点 1,计算剩余节点组成的复杂网络中每个节点的直接节点权重向量,并将其“标准化”,得到向量 $\mathbf{n}_2$ 。需要注意的是,在这里的“归一化”处理中,向量的模不应被处理为 1,而应被处理为与向量 $\mathbf{n}_1$ 等模。等模处理后,根据余弦相似度,可以得到 2 个向量的余弦相似度,如(15)式所示。

$$\text{Sim}(\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2) = \frac{\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2}{|\mathbf{n}_1| |\mathbf{n}_2|} \quad (15)$$

删除节点 i 对复杂网络的影响,即其相对间接节点强度 $I_{sr,i}$,可以表示为

$$I_{sr,i} = 1 - \text{Sim}(\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2) \quad (16)$$

那么它的绝对间接节点强度 $I_{s,i}$ 就是它的相对间接节点强度和直接节点权重的乘积,即

$$I_{s,i} = I_{sr,i} \cdot w_{d,i} \quad (17)$$

为了得到节点 i 的间接节点权重,还需要对绝对间接节点强度进行归一化,如(18)式所示。

$$w_{id,i} = \frac{I_{s,i}}{\sum_{k=1}^n I_{s,k}} \quad (18)$$

一个节点的间接节点权重越大,它在整个复杂网络系统中的地位就越重要。

2.3.3 节点总权重

根据节点 i 的直接节点权重和间接节点权重,定义其节点权重 w_i 为

$$w_i = \frac{w_{d,i} \cdot w_{id,i}}{\sum_{k=1}^n w_{d,k} \cdot w_{id,k}} \quad (19)$$

节点权重越大,在最终置信度分配中的影响越大。

2.3.4 证据体置信度重新分配

根据每个节点的节点权重和置信度分布函数,可以将一个复杂网络的加权 BOE m_{avg} 定义为

$$m_{\text{avg}} = \sum_{k=1}^n m_k \cdot w_k \quad (20)$$

然后,将每个初始证据体的基本概率指派函数 m_i 修正为 m'_i ,有

$$m'_i = \frac{m_i + m_{\text{avg}}}{2} \quad (21)$$

2.4 证据融合

在置信度重新分配后,BOEs 之间高冲突得以消解,使用 Dempster 组合规则进行证据融合。对于 n 个 BOEs,需要使用 Dempster 组合规则 $(n-1)$ 次。

3 实验与分析

3.1 实验 1

3.1.1 问题描述

多传感器网络可以更准确地感知和识别复杂的战场态势。假设 1 个多传感器目标识别系统有 5 个传感器:雷达 (F_1)、红外系统 (F_2)、超声波传感器 (F_3)、图像传感器 (F_4) 和压力传感器 (F_5)。针对 3

个待识别目标 A, B 和 C , 5 个传感器生成的证据函数 BOEs 为:

$$F_1:m_1(A)=0.52,m_1(B)=0.31,m_1(C)=0.17$$
$$F_2:m_2(B)=0.08,m_2(C)=0.92$$
$$F_3:m_3(A)=0.56,m_3(C)=0.09,m_3(A,B)=0.35$$
$$F_4:m_4(A)=0.64,m_4(C)=0.14,m_4(A,B)=0.22$$
$$F_5:m_5(A)=0.59,m_5(B)=0.24,m_5(C)=0.17$$

分析上述证据体信息, 传感器 F_1, F_3, F_4, F_5 均认为目标识别结果为 A 的可能性最大, 而传感器 F_2 认为识别目标为 C 的概率更高, 达到 92%。

3.1.2 实验过程

根据图 2 所示方法步骤, 建立目标识别辨识框架 $w_{d,1} = \{A, B, C\}$, 然后开展目标识别。

步骤 1 构建多传感器信息复杂网络证据节点
将代表 5 种传感器识别结果的 BOEs 作为节点, 构建如图 3 所示的复杂网络。基于 Jusselme 距离计算任意 2 个 BOEs 之间的证据距离, 进而计算出网络中任意 2 个节点之间证据距离, 如表 1 所示。

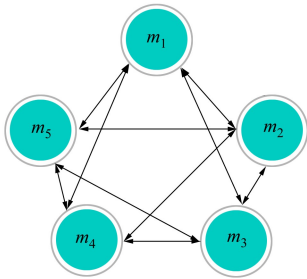


图 3 5 种不同识别结果的复杂网络

表 1 节点间证据距离

证据体	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
m_1	0	0.665 5	0.257 0	0.242 9	0.070 0
m_2	0.665 5	0	0.806 0	0.773 3	0.684 2
m_3	0.257 0	0.806 0	0	0.087 7	0.215 5
m_4	0.242 9	0.773 3	0.087 7	0	0.183 8
m_5	0.070 0	0.684 2	0.215 5	0.183 8	0

步骤 2 计算直接节点权重

根据(13)式, 不同节点之间的关联程度用 $(1 - d_j)$ 表示, 一个节点与所有其他节点关联度之和构成该节点的直接交互权重, 可以计算出应用中 5 个节点的直接交互权重。根据(14)式将复杂网络中每个节点的直接交互权重进行归一化和按比例分配, 由此可以计算出每个节点的直接节点权重: $w_{d,1} =$

$$0.229\ 8, w_{d,2} = 0.089\ 0, w_{d,3} = 0.219\ 0, w_{d,4} = 0.225\ 5,$$
$$w_{d,5} = 0.236\ 7。$$

步骤 3 计算间接节点权重

间接节点权重表示删除一个节点对复杂网络中其他节点的影响。如图 4 所示, 从系统中删除节点 1, 连接到节点 1 的边即消失, 剩下的 4 个节点视为一个新的复杂网络, 节点之间的证据距离如表 2 所示。

表 2 删除节点 1 后节点间证据距离

证据体	m_2	m_3	m_4	m_5
m_2	0	0.806 0	0.773 3	0.684 2
m_3	0.806 0	0	0.087 7	0.215 5
m_4	0.773 3	0.087 7	0	0.183 8
m_5	0.684 2	0.215 5	0.183 8	0

据此, 计算每个节点的新直接交互权重: $S'_2 = 0.736\ 5, S'_3 = 1.890\ 9, S'_4 = 1.955\ 2, S'_5 = 1.916\ 5$ 。然后, 计算其直接节点权重: $w'_{d,2} = 0.113\ 3, w'_{d,3} = 0.291\ 0, w'_{d,4} = 0.300\ 8, w'_{d,5} = 0.294\ 9$ 。

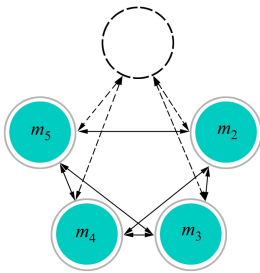


图 4 删除节点 1 的新复杂网络

为了将余弦相似度与前 4 个节点的直接节点权重进行比较, 对新的节点权重进行“归一化”。首先, 计算初始权重向量的模 $|\mathbf{w}_d| = 0.403\ 4$ 。然后, 根据标准化公式 $\mathbf{w}_{ds,i} = |\mathbf{w}_d| \cdot \frac{\mathbf{w}'_{d,i}}{\sqrt{S}}$, 可以计算“归一化”权重向量 $\mathbf{w}_{ds}$ 。其中 S 是从 $w'_{d,2} \sim w'_{d,5}$ 的 4 个值的平方和: $S'_2 = 0.275\ 0$ 。然后, 使用(15)式计算向量 $\mathbf{w}_d$ 和向量 $\mathbf{w}_{ds}$ 之间的余弦相似度为 0.999 7。进而, 计算由删除节点 1 后相对间接节点强度 $I_{sr,1} = 3.0 \times 10^{-4}$, 其绝对间接节点强度 $I_{s,1} = 0.689\ 4 \times 10^{-4}$ 。同理得 $I_{s,2} = 0.214\ 4 \times 10^{-4}, I_{s,3} = 3.292\ 3 \times 10^{-4}, I_{s,4} = 3.177\ 5 \times 10^{-4}, I_{s,5} = 0.883\ 5 \times 10^{-4}$ 。根据(18)式进行归一化, 计算间接节点权重: $w_{id,1} = 0.083\ 5,$

$w_{id,2} = 0.026\ 0, w_{id,3} = 0.398\ 7, w_{id,4} = 0.384\ 8, w_{id,5} = 0.107\ 0$ 。

步骤 4 计算网络节点权重

在得到各节点直接节点权重、间接节点权重后,根据(19)式计算每个节点的最终节点权重: $w_1 = 0.086\ 9, w_2 = 0.010\ 4, w_3 = 0.395\ 2, w_4 = 0.392\ 9, w_5 = 0.114\ 6$ 。而后,根据(20)式计算在复杂网络中加权证据体对目标 A 的可靠性为 $m_{\text{avg}}(A) = 0.585\ 6$;同理,目标 $B, C, (A, B)$ 的可靠性分别为 $0.055\ 3, 0.134\ 3, 0.224\ 8$ 。最后,根据(21)式对原始证据体置信度进行修正,结果见表 3。

表 3 经本文方法修正的 5 种 BOEs 的 BPA

证据体	A	B	C	(A, B)
m_1	0.552 8	0.182 7	0.152 1	0.112 4
m_2	0.292 8	0.067 7	0.527 1	0.112 4
m_3	0.572 8	0.027 7	0.112 1	0.287 4
m_4	0.612 8	0.027 7	0.137 1	0.222 4
m_5	0.587 8	0.147 7	0.152 1	0.112 4

步骤 5 使用 Dempster 组合规则融合证据体

采用 Dempster 组合规则,将证据按 $\{m_1, m_2\}$, $\{m_1, m_2, m_3\}$, $\{m_1, m_2, m_3, m_4\}$ 和 $\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}$ 的顺序组合,并与其他方法进行比较,结果见表 4。

表 4 实验 1 对照方法融合结果

方法	加权证据组合结果			
	$\{m_1, m_2\}$	$\{m_1, m_2, m_3\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}$
Dempster 规则	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$
	$m(B) = 0.136\ 9$	$m(B) = 0.381\ 5$	$m(B) = 0.492\ 2$	$m(B) = 0.577\ 8$
	$m(C) = 0.863\ 1$	$m(C) = 0.618\ 5$	$m(C) = 0.507\ 8$	$m(C) = 0.422\ 2$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0$
Murphy ^[11]	$m(A) = 0.167\ 9$	$m(A) = 0.584\ 6$	$m(A) = 0.875\ 8$	$m(A) = 0.952\ 7$
	$m(B) = 0.094\ 4$	$m(B) = 0.073\ 5$	$m(B) = 0.023\ 8$	$m(B) = 0.011\ 7$
	$m(C) = 0.737\ 7$	$m(C) = 0.333\ 2$	$m(C) = 0.097\ 1$	$m(C) = 0.035\ 3$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0.008\ 7$	$m(A, B) = 0.003\ 3$	$m(A, B) = 0.000\ 3$
Wang 等 ^[12]	$m(A) = 0.167\ 9$	$m(A) = 0.781\ 8$	$m(A) = 0.963\ 5$	$m(A) = 0.986\ 2$
	$m(B) = 0.094\ 4$	$m(B) = 0.088\ 1$	$m(B) = 0.020\ 3$	$m(B) = 0.009\ 9$
	$m(C) = 0.737\ 7$	$m(C) = 0.120\ 2$	$m(C) = 0.012\ 5$	$m(C) = 0.003\ 6$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0.009\ 9$	$m(A, B) = 0.003\ 7$	$m(A, B) = 0.000\ 3$
Jing 等 ^[13]	$m(A) = 0.240\ 9$	$m(A) = 0.440\ 9$	$m(A) = 0.650\ 5$	$m(A) = 0.762\ 8$
	$m(B) = 0.225\ 2$	$m(B) = 0.226\ 5$	$m(B) = 0.155\ 0$	$m(B) = 0.112\ 9$
	$m(C) = 0.533\ 9$	$m(C) = 0.332\ 6$	$m(C) = 0.194\ 5$	$m(C) = 0.124\ 3$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0$
Cao 等 ^[17]	$m(A) = 0.167\ 9$	$m(A) = 0.815\ 8$	$m(A) = 0.968\ 5$	$m(A) = 0.987\ 9$
	$m(B) = 0.094\ 4$	$m(B) = 0.087\ 9$	$m(B) = 0.019\ 3$	$m(B) = 0.009\ 4$
	$m(C) = 0.737\ 7$	$m(C) = 0.085\ 9$	$m(C) = 0.008\ 3$	$m(C) = 0.009\ 4$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0.010\ 4$	$m(A, B) = 0.003\ 9$	$m(A, B) = 0.000\ 3$
Zhao 等 ^[18]	$m(A) = 0.481\ 4$	$m(A) = 0.826\ 5$	$m(A) = 0.970\ 5$	$m(A) = 0.988\ 1$
	$m(B) = 0.196\ 4$	$m(B) = 0.089\ 9$	$m(B) = 0.019\ 1$	$m(B) = 0.009\ 6$
	$m(C) = 0.322\ 2$	$m(C) = 0.073\ 6$	$m(C) = 0.006\ 6$	$m(C) = 0.002\ 0$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0.010\ 0$	$m(A, B) = 0.003\ 8$	$m(A, B) = 0.000\ 3$

续表 4

方法	加权证据组合结果			
	$\{m_1, m_2\}$	$\{m_1, m_2, m_3\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}$
Dai 等 ^[19]	$m(A) = 0.146\ 0$	$m(A) = 0.775\ 8$	$m(A) = 0.959\ 5$	$m(A) = 0.984\ 0$
	$m(B) = 0.100\ 0$	$m(B) = 0.106\ 1$	$m(B) = 0.024\ 8$	$m(B) = 0.011\ 9$
	$m(C) = 0.754\ 0$	$m(C) = 0.111\ 7$	$m(C) = 0.012\ 8$	$m(C) = 0.004\ 0$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0.006\ 4$	$m(A, B) = 0.002\ 9$	$m(A, B) = 0.000\ 1$
本文	$m(A) = 0.167\ 9$	$m(A) = 0.587\ 5$	$m(A) = 0.975\ 4$	$m(A) = 0.990\ 6$
	$m(B) = 0.094\ 4$	$m(B) = 0.163\ 7$	$m(B) = 0.012\ 8$	$m(B) = 0.007\ 3$
	$m(C) = 0.737\ 7$	$m(C) = 0.229\ 0$	$m(C) = 0.004\ 2$	$m(C) = 0.001\ 4$
	$m(A, B) = 0$	$m(A, B) = 0.019\ 8$	$m(A, B) = 0.007\ 6$	$m(A, B) = 0.000\ 7$

3.2 实验 2

3.2.1 问题描述

在大型工程结构的运作过程中,由于载荷条件、环境因素以及材料退化机理的多样性和复杂性,单一信号源的结构状态监测方法已难以满足复杂工况对结构健康状态与故障诊断精度的要求,而多源传感器协同监测能够更加全面、准确地反映结构的真实运行状态。现有一个结构状态监测与故障诊断系统,该系统布设了 5 类传感器用于结构状态检测,分别为应变传感器 (F_1)、振动传感器(F_2)、声发射传感器 (F_3)、温度传感器 (F_4) 以及导波传感器 (F_5)。假设结构可能处于 3 种状态,分别用命题 A 、 B 和 C 表示,其中 A 表示结构处于健康状态, B 表示结构存在轻微损伤或早期退化, C 表示结构已发生明显损伤或故障。5 类传感器基于各自采集的监测信息,对结构状态 A 、 B 和 C ,给出相应的基本概率指派,构建的证据体为:

$F_1:m(A) = 0.20, m(B) = 0.60, m(C) = 0.20$

$F_2:m(A) = 0.00, m(B) = 0.30, m(C) = 0.70$

$F_3:m(A) = 0.25, m(B) = 0.30, m(C) = 0.45$

$F_4:m(A) = 0.55, m(B) = 0.35, m(C) = 0.10$

$F_5:m(A) = 0.25, m(B) = 0.55, m(C) = 0.20$

对于 F_1 ,应变变化对结构中的早期损伤较敏感,更倾向于命题 B ;对于 F_2 ,结构的振动特征异常明显,偏向于严重损伤 C ;对于 F_3 ,声发射对结构中的裂纹高度敏感,强烈支持 C ;对于 F_4 ,结构的温度变化较平稳,更倾向于健康或轻微退化;对于 F_5 ,导波对结构的微小损伤较敏感,主要支持 B 。可以看到 5 个传感器在信度分配上存在着高冲突证据。整

体来看,5 个传感器更偏向于命题 B ,即实际情况为结构存在着轻微损伤或早期退化。

3.2.2 实验过程

步骤 1 构建多传感器信息复杂网络证据节点
根据实际应用背景,将代表 5 种传感器识别结果的 BOEs 作为节点,构建复杂网络。首先,根据 Jousselme 距离的定义,计算 2 个 BOEs 之间的证据距离,结果如表 5 所示。

表 5 节点之间的证据距离

证据体	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
m_1	0	0.435 9	0.278 4	0.312 3	0.050 0
m_2	0.435 9	0	0.250 0	0.576 6	0.433 0
m_3	0.278 4	0.250 0	0	0.327 9	0.250 0
m_4	0.312 3	0.576 6	0.327 9	0	0.264 6
m_5	0.050 0	0.433 0	0.250 0	0.264 6	0

步骤 2 计算直接节点权重
根据 (13) ~ (14) 式,计算每个节点的节点强度 S_i 直接节点权重 $w_{d,i}$,结果如表 6 所示。

表 6 各节点参数

证据体	S_i	$w_{d,i}$	$w_{id,i}$	w_i
m_1	2.901 1	0.214 3	0.221 0	0.234 8
m_2	2.338 6	0.168 9	0.235 5	0.197 1
m_3	2.925 8	0.212 1	0.202 0	0.212 4
m_4	2.554 5	0.184 6	0.095 7	0.087 6
m_5	2.991 0	0.220 1	0.245 8	0.268 1

步骤3 计算间接节点权重

根据(15)~(18)式,计算出每个节点的间接节点强度 $w_{id,i}$,结果如表6所示。

步骤4 计算网络节点权重

根据(19)式,计算出每个节点的节点权重 w_i ,结果如表6所示。接着,根据(20)式,计算出此问题背景下的加权证据体 m_{avg} :

$$m_{avg}(A) = 0.215\ 2, m_{avg}(B) = 0.441\ 8,$$
$$m_{avg}(C) = 0.343\ 0$$

然后,根据(21)式,对原始证据体进行修正,结果如表7所示。

步骤5 使用 Dempster 组合规则融合证据体

最后,采用 Dempster 组合规则,将证据按 $\{m_1, m_2\}, \{m_1, m_2, m_3\}, \{m_1, m_2, m_3, m_4\}$ 和 $\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}$ 的顺序组合,并与其他方法进行比较,实验结果见表8。可见,5类传感器信息融合结果明确支持命题 B 所述特征状态,与实际情况一致。

表 7 经本文方法修正的 5 种 BOEs 的 BPA

证据体	A	B	C
m_1	0.207 6	0.530 9	0.271 5
m_2	0.107 6	0.370 9	0.521 5
m_3	0.232 6	0.370 9	0.396 5
m_4	0.382 6	0.395 9	0.221 5
m_5	0.232 6	0.495 9	0.271 5

表 8 实验 2 对照方法融合结果

方法	加权证据组合结果			
	$\{m_1, m_2\}$	$\{m_1, m_2, m_3\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}$
Dempster 规则	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$
	$m(B) = 0.562\ 5$	$m(B) = 0.461\ 5$	$m(B) = 0.750\ 0$	$m(B) = 0.891\ 9$
	$m(C) = 0.437\ 5$	$m(C) = 0.538\ 5$	$m(C) = 0.250\ 0$	$m(C) = 0.108\ 1$
Murphy ^[11]	$m(A) = 0.024\ 1$	$m(A) = 0.021\ 3$	$m(A) = 0.089\ 3$	$m(A) = 0.054\ 4$
	$m(B) = 0.488\ 0$	$m(B) = 0.403\ 8$	$m(B) = 0.515\ 7$	$m(B) = 0.727\ 7$
	$m(C) = 0.488\ 0$	$m(C) = 0.574\ 9$	$m(C) = 0.395\ 0$	$m(C) = 0.217\ 9$
Wang 等 ^[12]	$m(A) = 0.024\ 0$	$m(A) = 0.023\ 0$	$m(A) = 0.089\ 6$	$m(A) = 0.054\ 6$
	$m(B) = 0.488\ 0$	$m(B) = 0.391\ 0$	$m(B) = 0.524\ 2$	$m(B) = 0.769\ 5$
	$m(C) = 0.488\ 0$	$m(C) = 0.586\ 0$	$m(C) = 0.386\ 2$	$m(C) = 0.175\ 9$
Jing 等 ^[13]	$m(A) = 0.134\ 7$	$m(A) = 0.114\ 0$	$m(A) = 0.171\ 4$	$m(A) = 0.140\ 9$
	$m(B) = 0.447\ 8$	$m(B) = 0.411\ 5$	$m(B) = 0.478\ 6$	$m(B) = 0.596\ 0$
	$m(C) = 0.417\ 5$	$m(C) = 0.474\ 5$	$m(C) = 0.350\ 0$	$m(C) = 0.263\ 1$
Cao 等 ^[17]	$m(A) = 0.024\ 0$	$m(A) = 0.039\ 7$	$m(A) = 0.081\ 9$	$m(A) = 0.037\ 8$
	$m(B) = 0.488\ 0$	$m(B) = 0.494\ 5$	$m(B) = 0.599\ 8$	$m(B) = 0.745\ 3$
	$m(C) = 0.488\ 0$	$m(C) = 0.465\ 8$	$m(C) = 0.318\ 3$	$m(C) = 0.216\ 9$
Zhao 等 ^[18]	$m(A) = 0.019\ 9$	$m(A) = 0.032\ 4$	$m(A) = 0.079\ 4$	$m(A) = 0.056\ 3$
	$m(B) = 0.487\ 5$	$m(B) = 0.457\ 3$	$m(B) = 0.634\ 8$	$m(B) = 0.763\ 4$
	$m(C) = 0.492\ 6$	$m(C) = 0.510\ 3$	$m(C) = 0.291\ 8$	$m(C) = 0.180\ 3$
Dai 等 ^[19]	$m(A) = 0.019\ 2$	$m(A) = 0.019\ 5$	$m(A) = 0.073\ 4$	$m(A) = 0.043\ 5$
	$m(B) = 0.503\ 2$	$m(B) = 0.400\ 6$	$m(B) = 0.568\ 4$	$m(B) = 0.786\ 1$
	$m(C) = 0.477\ 6$	$m(C) = 0.579\ 9$	$m(C) = 0.358\ 2$	$m(C) = 0.170\ 4$
本文方法	$m(A) = 0.061\ 9$	$m(A) = 0.038\ 7$	$m(A) = 0.045\ 9$	$m(A) = 0.025\ 4$
	$m(B) = 0.545\ 7$	$m(B) = 0.543\ 5$	$m(B) = 0.667\ 2$	$m(B) = 0.788\ 8$
	$m(C) = 0.392\ 4$	$m(C) = 0.417\ 8$	$m(C) = 0.286\ 9$	$m(C) = 0.185\ 7$

3.3 讨论

3.3.1 实验效果分析

1) 信息融合目标收敛性能

本文方法在多源证据逐步融合的过程中,能够更高效地抑制冲突证据的干扰,使置信度更快地向正确假设集中,体现出更优的融合稳定性和决策收敛性能。实验 1 中,随着证据体数量由 m_1, m_2 增加至 $m_1, m_2, \cdots, m_5$, 本文方法在目标 A 上的置信度迅速聚集。具体而言, $m(A)$ 从 0.167 9 快速提升至 0.990 6, 显著高于 Jing 等方法^[13] 得到的 0.762 8, 并且相较于其他对比方法表现出更加明确的融合决策特性。表明本文方法能够有效挖掘多源证据之间的一致性信息。实验 2 中,随着证据体数量增加,融合 5 个证据体信息后,其余方法对于正确假设 B 的置信度分配均低于本文方法。

2) 不可靠信息抑制能力

本文方法能有效削弱不可靠信息的影响,显著降低其对最终决策的干扰,提升融合结果可靠性与收敛性。实验 1 中,随着融合证据数量增加,竞争目标 B 和 C 的置信度迅速下降。在融合 5 条证据时,本文方法得到的 $m(B)=0.007\ 3, m(C)=0.001\ 4$, 均处于所有方法中的最低水平,表明本文方法能够有效抑制支持度较低或具有误导性的假设,从而提高最终决策的准确性。实验 2 中,随着融合证据数量增加至 5 个,本文方法对非目标命题 A 和 C 的置信度表现出更强的抑制能力。

3) 冲突消解性能

本文方法能够显式建模证据冲突,并实现渐进式的冲突抑制与消解。在实验 1 中,不同于 Dempster 组合规则和 Jing 等方法^[13] 在强冲突条件下将复合目标 (A, B) 的置信度直接赋值为零,本文方法在存在冲突时仍为复合目标 $m(A, B)$ 分配少量置信度,从而避免了反直觉的融合结果。如表 4 所示,随着证据源数量的增加, $m(A, B)$ 由 0.019 8 逐渐下降至 0.000 7, 体现了不确定性逐步降低、置信度逐渐向正确假设集中的合理演化过程。实验 2 中,本文方法克服了目标命题置信度不高、高冲突证据问题。

3.3.2 时间与空间复杂度分析

为了验证本文方法具有良好的工程可实施性,分析其时间复杂度和空间复杂度。对比实验结果如表 9~11 所示。方法 (a) ~ (g) 分别对应 (5) 式中 Dempster 组合规则、Murphy 平均法^[11]、Wang 等加

权平均法^[12]、Zhao 等熵权法^[18]、Dai 复杂网络法^[19]、Cao 双权重法^[17]和 Jing 等方法^[13]。

表 9 不同方法的时间复杂度

方法	时间/s	方法	时间/s
(a)	$O(n)$	(e)	$O(n^2)$
(b)	$O(n)$	(f)	$O(n^2)$
(c)	$O(n^2)$	(g)	$O(n)$
(d)	$O(n^2)$	本文	$O(n^2)$

本文方法通过引入距离矩阵预计算与相似度累积结果的共享机制,避免对相同证据之间距离与支持度的重复计算,从而将时间复杂度由 $O(n^3)$ 降低至 $O(n^2)$ 。为了评估算法的可行性和实用性,对比分析不同算法的实际运行时间,所有实验均在 AMD ryzen 78845H 上使用 CPU 完成。首先,随机生成 1 组数据量为 10^4 的证据体,使用不同算法进行融合,结果见表 10。除了经典 Dempster 组合规则 (a) 法、简单平均法 (b) 和 (g), 本文算法与其余 4 种算法在时间复杂度上持平,均为 $O(n^2)$; 在时间复杂度均为 $O(n^2)$ 的 5 种证据融合算法中,本文方法实际运行时间仅为 4.437 5 s, 仅次于加权平均法 (c)。

表 10 不同方法处理 10 000 组证据体的运行时间

方法	时间/s	方法	时间/s
(a)	0.001 2	(e)	4.838 2
(b)	0.002 1	(f)	4.743 1
(c)	2.423 3	(g)	0.002 2
(d)	6.532 8	本文	4.437 5

各方法的空间复杂度如表 11 所示。为度量不同证据体间的相互联系,本文方法使用证据距离来间接量化证据体间的冲突程度,因而需要 $O(n^2)$ 的空间复杂度,与现有多数证据融合算法持平。

表 11 不同方法的空间复杂度

方法	时间/s	方法	时间/s
(a)	$O(1)$	(e)	$O(n^2)$
(b)	$O(1)$	(f)	$O(n^2)$
(c)	$O(n^2)$	(g)	$O(n)$
(d)	$O(n^2)$	本文	$O(n^2)$

相较于方法 (a), (b), (g), 虽然本文方法在时

间和空间复杂度上均存在劣势,但是这 3 种方法依次存在着在高冲突环境下产生违反直觉融合结果、收敛速率过慢和对多元命题信度分配异常的问题。相比之下,本文采用双权重互补求加权证据体的方法,有效地解决了上述问题。相较于方法(d),(e)(f),由于使用了距离矩阵预计算与相似度累积结果的共享机制,本文方法在实际运行时间上具有明显的优势。综上,本文方法在算法性能与时空复杂度上实现了良好的性能均衡。

4 结 论

本文提出一种基于复杂网络与证据距离的证据建模与融合方法,旨在有效建模不确定信息并解决经典 Dempster 组合规则及其改进方法在处理高度冲突证据体时产生的反直觉融合结果。该方法将多源信息证据体建模为复杂网络中的节点,并通过引

入节点间直接权重与间接权重对原始证据进行加权修正,从而在保留 Dempster 组合规则理论优势的同时,有效建模并消解高度冲突信息,为证据组合提供更加合理的冲突消解后的信息输入。

本文方法具备显著优势。一方面,通过同时刻画证据内在可靠性与相互作用关系,有效抑制不可靠和误导性证据,加快融合结果向正确命题的收敛,并实现冲突消解。另一方面,网络节点直接权重与间接权重的互补机制增强了模型的稳定性和鲁棒性,融合结果对单证据体扰动不敏感。

当然,本文方法仍存在一定改进空间。本文方法未充分考虑证据体随时间变化的动态特性。未来工作可采用简化权重计算机制、优化复杂网络结构以及引入时间序列建模等方法,进一步提升方法在高动态、实时性和多源复杂环境下的适用性与计算效率。总体而言,本文方法为高冲突信息提供了一种有效且具有良好可解释性的建模与融合方法。

参考文献:

- [1] 于卓廷, 邓宏钟, 吴成星, 等. 基于证据理论与偏好信息的人员胜任能力多阶段评估决策研究[J]. 控制与决策, 2025, 40(2): 479-487.
YU Zhuoting, DENG Hongzhong, WU Chengxing, et al. A study of multi-stage assessment decision making for personnel competence based on evidence theory and preference information[J]. Control and Decision, 2025, 40(2): 479-487. (in Chinese)
- [2] 周志杰, 唐帅文, 胡昌华, 等. 证据推理理论及其应用[J]. 自动化学报, 2021, 47(5): 970-984.
ZHOU Zhijie, TANG Shuaiwen, HU Changhua, et al. Evidential reasoning theory and its applications[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(5): 970-984. (in Chinese)
- [3] ZHAO K, LI L, CHEN Z, et al. A survey: optimization and applications of evidence fusion algorithm based on dempster-shafer theory[J]. Applied Soft Computing, 2022, 124: 109075.
- [4] YANG J B, XU D L, XU X, et al. Likelihood analysis of imperfect data[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(8): 5046-5057.
- [5] XU X, WENG X, ZHANG K, et al. Evidence reasoning-based alarm method for silicon content in blast furnace hot metal using unbalanced monitoring samples[J]. Control Engineering Practice, 2024, 144: 105833.
- [6] FU C, HOU B, XUE M, et al. Extended belief rule-based system with accurate rule weights and efficient rule activation for diagnosis of thyroid nodules[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(1): 251-263.
- [7] JIANG W, ZHAN J. A modified combination rule in generalized evidence theory[J]. Applied Intelligence, 2017, 46(3): 630-640.
- [8] 付威, 王欣. 一种新的 GBPA 生成方法及其在模式识别中的应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 994-1002.
FU Wei, WANG Xin. A novel method to determine GBPA and its application in pattern recognition[J]. Control and Decision, 2024, 39(3): 994-1002. (in Chinese)
- [9] XU X, ZHOU J, WENG X, et al. A novel evidence reasoning-based RUL prediction method integrating uncertainty information[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 250: 110250.
- [10] 王昱, 李硕, 张展, 等. 面向不完备信息的无人机空战态势评估方法[J]. 浙江大学学报, 2025, 59(11): 2430-2438.
WANG Yu, LI Shuo, ZHANG Zhan, et al. Method for UAV air combat situation assessment under incomplete information[J]. Journal of Zhejiang University, 2025, 59(11): 2430-2438. (in Chinese)

- [11] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. *Decision Support Systems*, 2000, 29(1): 1-9.
- [12] WANG J, XIAO F, DENG X, et al. Weighted evidence combination based on distance of evidence and entropy function[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2016, 12(7): 3218784.
- [13] JING M, TANG Y. A new base basic probability assignment approach for conflict data fusion in the evidence theory[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(2): 1056-1068.
- [14] 周诚, 徐达, 曹振地. 维修性多源冲突证据数据融合的先验分布确定方法[J]. *国防科技大学学报*, 2025, 47(5): 225-235.
- ZHOU Cheng, XU Da, CAO Zhendi. Prior distribution determination method for maintainability multi-source conflict evidence data fusion[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2025, 47(5): 225-235. (in Chinese)
- [15] 周旷, 覃文博, 孙天宇. 基于可信多源领域自适应的跨域滚动轴承故障诊断[J]. *控制与决策*, 2025, 40(7): 2251-2260.
- ZHOU Kuang, QIN Wenbo, SUN Tianyu. Cross-domain fault diagnosis of rolling bearings based on trusted multi-source domain adaptation[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(7): 2251-2260. (in Chinese)
- [16] 陈良洲, 伍昊, 杨浩, 等. 基于 XGBoost 和证据距离的空调机组故障诊断集成模型方法[J/OL]. (2025-03-28)[2026-01-14]. <https://doi.org/10.13245/j.hust.240660>.
- CHEN Liangzhou, WU Hao, YANG Hao, et al. Integrated model method for air conditioning unit fault diagnosis based on xgboost and evidence distance[J/OL]. (2025-03-28)[2026-01-14]. <https://doi.org/10.13245/j.hust.240660>. (in Chinese)
- [17] 曹洁, 郭雷雷. 一种有效的证据理论融合方法[J]. *兰州理工大学学报*, 2013, 39(1): 83-87.
- CAO Jie, GUO Leilei. An effective fusion approach to evidence theory[J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2013, 39(1): 83-87. (in Chinese)
- [18] ZHAO J, DENG Y. Complex network modeling of evidence theory[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2020, 29(11): 3470-3480.
- [19] DAI H, HAN D, DENG Y. A novel network-based evidence fusion method for conflicting information[J]. *Information Fusion*, 2021, 65: 187-201.
- [20] ZHANG Z, XIAO F, CAO Z. Modeling evidence interaction using complex networks for information fusion[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 113: 107870.
- [21] LI Y, WANG J, DENG Y. Complex network based reliability evaluation and evidence fusion method[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 231: 108995.
- [22] JOUSSELME A L, GRENIER D, Bossé É. A new distance between two bodies of evidence[J]. *Information fusion*, 2001, 2(2): 91-101.
- [23] 蔡志强, 王兆强, 胡昌华, 等. 基于复杂网络的重大装备健康指标构建方法[J]. *火箭军工程大学学报*, 2025, 39(4): 1-10.
- CAI Zhiqiang, WANG Zhaoqiang, HU Changhua, et al. Construction method for health index of complex network-based major equipment[J]. *Journal of Rocket Force University of Engineering*, 2025, 39(4): 1-10. (in Chinese)

Evidence modeling and fusion method of conflict sensor information based on complex network

TANG Yongchuan^{1,2,3}, GONG Zhou¹, LIU Junqiang¹,
HOU Longxiang¹, GUAN He¹

(1.School of Integrated Circuits and Microelectronics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2.Shenzhen Research Institute of Northwestern Polytechnical University, Shenzhen 518057, China;
3.Chongqing Innovation Center, Northwestern Polytechnical University, Chongqing 401135, China)

Abstract: Evidence modeling and fusion accuracy of multi-sensor information directly determines the target recognition performance. As a classic framework for uncertain information reasoning and fusion, Dempster-Shafer evidence theory has been widely applied in multi-source information fusion. However, when there is a strong conflict between evidence bodies, the direct application of Dempster's combination rule often leads to counter-intuitive and even unreliable fusion results. Although existing improved methods alleviate the conflict problem to a certain extent, they still have limitations such as slow convergence speed, insufficient ability to suppress interference from unreliable information, and redundant network modeling. To address the above issues, this paper proposes an evidence modeling and fusion method based on complex networks. The method maps evidence bodies to network nodes and introduces a dual-weight complementary modeling mechanism of direct and indirect weights based on the interrelationships between evidence. Specifically, the direct weights between network nodes are modeled by evidence distance to represent the similarity between evidence bodies, and the indirect weights reflect the indirect support relationships of evidence bodies in the network structure through cosine similarity. By fusing and normalizing the two types of weights, the adaptive correction of the original evidence bodies is achieved, and then Dempster's combination rule is used to complete the fusion of conflicting uncertain information. Experimental results show that the proposed method exhibits faster convergence speed of target evidence, stronger interference suppression capability, and more effective high-conflict evidence resolution performance in the multi-evidence fusion process, demonstrating good stability and reliability.

Keywords: Dempster-Shafer evidence theory; conflict evidence fusion; complex network; evidence distance

引用格式:唐永川, 龚洲, 刘俊强, 等. 基于复杂网络的冲突传感器信息证据建模与融合方法[J]. 西北工业大学学报, 2026, 44(2): 405-416.

TANG Yongchuan, GONG Zhou, LIU Junqiang, et al. Evidence modeling and fusion method of conflict sensor information based on complex network[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2026, 44(2): 405-416. (in Chinese)