

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2025.02.003

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

王 娜¹, 刘静渝², 李皓然³, 夏晓峰²

(1. 衡水学院 数学与计算机科学学院, 河北 衡水 053000; 2. 重庆大学 大数据与软件学院, 重庆 400044;
3. 中国电子科技集团公司第二十九研究所, 成都 610036)

摘要: 多智能体信息融合(multi-agent information fusion, MAIF)系统主要面向多个智能体之间的信息融合、调节、交流和矛盾处理。研究针对数据高度冲突条件下的D-S证据理论失效问题, 提出一种将重构的基本概率分配和信念熵相结合的多智能体系统冲突数据融合方法。该方法使用重构的基本概率分配和信念熵修正证据的可靠性, 获得更合理的证据, 使用 Dempster 组合规则将证据进行融合得到结果, 在 2 个实验中均得到了超过 90% 的置信度。实验表明了该方法的有效性, 提高了 MAIF 系统辨识过程的精度。

关键词: 基本概率分配; 熵; D-S 证据理论; 多智能体; 信息融合

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-582X(2025)02-022-13

Research on mechanism of conflict data fusion in multi-agent systems based on D-S evidence theory

WANG Na¹, LIU Jingyu², LI Haoran³, XIA Xiaofeng²

(1. College of Mathematics and Computer Science, Hengshui University, Hengshui, Hebei 053000, P. R. China; 2. School of Bigdata and Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China; 3. 29th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Chengdu 610036, P. R. China)

Abstract: The multi-agent information fusion(MAIF) system is mainly aimed at information fusion, regulation, communication, and conflict resolution among multiple agents. A multi-agent system conflict data fusion method combining reconstructed basic probability assignment and belief entropy is proposed to address the issue of D-S evidence theory failure under highly conflicting data conditions. This method uses reconstructed basic probability assignment and belief entropy to correct the reliability of evidence, obtaining more reasonable evidence. Then, the evidence is fused using the Dempster combination rule, and the results are obtained with a confidence level of over 90% in both 2 experiments. The experiment demonstrates the effectiveness of this method and improves the accuracy of the MAIF system identification process.

Keywords: basic probability assignment; entropy; D-S evidence theory; multi-agent; information fusion

收稿日期: 2024-04-12 网络首发日期: 2024-07-19

基金项目: 成都市区域科技创新合作项目(2023-YF11-00018-HZ); 国家自然科学基金(62372075)。

Supported by Regional Science and Technology Innovation Cooperation Program of Chengdu(2023-YF11-00018-HZ) and National Natural Science Foundation of China(62372075).

作者简介: 王娜(1981—), 女, 副教授, 主要从事人工智能与数据分析方向研究,(E-mail)54775265@qq.com。

通信作者: 夏晓峰(1980—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事网络空间安全与人工智能方向研究,(E-mail)xiaxiaofeng@cqu.edu.cn。

随着人工智能的日益普及,智能体技术已经成为分布式人工智能领域的流行趋势。多智能体系统(multi agent system, MAS)是近年来发展的重要工具,是智能体集合,解决实时、繁复、庞大和不确定信息的问题,采用D-S证据理论对多个智能体的信息进行融合,形成多智能体信息融合(multi agent information fusion, MAIF)系统。

D-S证据理论,作为一种基于证据的推理方法,一直广泛应用于信息融合、目标识别、风险分析、分类、决策等领域^[1-2]。最早由Dempster于1967年提出,Shafer进一步扩展^[3]。该理论因出色的表达和处理不确定信息的能力,在信息融合系统中十分流行,但Dempster组合规则在融合高度冲突的证据时,往往会得到与直觉相反的结果。鉴于这些悖论,学者们提出了一些解决方案,基本分为2类:一类是基于修改Dempster组合规则的解决方案^[4-5];另一种是基于修改证据来源的解决方案^[6-7],该方案在证据融合之前对证据来源的不确定性进行管理。

在修改D-S组合规则的研究方面,文献[8]在分析和说明相似性冲突的基础上,提出一种新的组合规则,解决冲突问题。文献[9]提出决策试验和评估实验室方法合并冲突数据,新的组合规则可以有效解决识别领域中的问题。文献[10]提出一种选择源行为方法,这种方法的优点是可以清楚解释来源的假设。

基于修改证据来源的相关证据融合方法可分为2类:一类是基于相关源证据模型^[11],另一类是基于折扣修正模型。折扣修正模型的观点是对综合结果的高估,相关证据与独立证据相比具有重叠信息,不能在组合过程中被给予一样的权重,会导致重复计算证据。相关的证据应该被忽略,折扣系数取决于相关程度。文献[12]使用基于改进折扣系数的证据理论合成方法,该方法为了降低证据间的冲突程度,在融合前,通过计算各证据之间的相似性获得各证据的支持度,并与专家权值相结合得到综合权值,用这个权值作为折扣系数来修正原始的BPA。文献[13]结合冲突因子 k 和证据间Pignistic概率距离共同衡量证据间冲突程度,转化冲突程度为证据权重系数并修正冲突证据。

熵是一种典型的不确定性测量和管理方法,可用于修改证据来源。文献[14]提出了邓熵,可有效正确地处理基本概率分配(basic probability assignment, BPA)的不确定性。邓熵作为一种信念熵,被广泛应用于风险分析等许多应用^[15]。文献[16]根据邓熵方法对基于D-S证据理论的融合方法进行改进,与传统D-S证据理论方法相比,融合数据更符合真实空战的结果。文献[17]根据信念熵来测量基本概率分配的不确定度,将其与通过曼哈顿距离测量出的可信度相结合修正原始证据。文献[18]同样采用信念熵测量不确定度和单焦元三角散度衡量可信度。此外,为了解决不确定信息中的冲突数据,一些方法尝试在识别框架(framework of discernment, FOD)中为事件分配初始信任,减少基本概率分配之间的冲突。文献[19]提出一种考虑FOD幂集中命题初始信任度的新策略,但可能导致分散的信任分配。文献[20]提出了一种改进的基本概率分配方法。这些方法为不确定信息的建模和处理引入额外信息。在MAIF方面,以前的研究已经提出了一些预处理策略提高性能,提供了距离测量,有效测量MAIF的不确定性。测量对象作为一个整体主要基于多个数据源,2个数据源之间没有具体区别。

笔者采用在数据融合前对不确定信息进行预处理的方案提高MAIF性能。研究将在基本概率分配(base basic probability assignment, bBPA)的基础上提出重构BPA和信念熵组合,对数据进行预处理,使用D-S证据理论对多源信息进行融合,提高MAIF精度,使其在融合冲突证据时不会出现与常识相悖的结果,证明其在MAIF系统应用中的有效性。

1 多智能体信息融合

随着人工智能的日益普及,智能体技术已经成为分布式人工智能领域的流行趋势。具有自治和协作能力的智能体可以处理复杂、协作和不可预测的问题。他们可以随着环境的变化修改目标、扩展知识、提高能力。由于能力和与其他智能体关系的限制,不可能使用单个智能体解决复杂问题。人工智能逐渐发展,不仅解决复杂的技术难题,还在现实世界中发挥重要作用,帮助应对各种大规模问题。这些问题超出了单个智能体的能力。因此,多智能体系统是近年来发展起来的一个重要工具。MAS是智能体的集合,其目的是解决实时、繁复、庞大和不确定信息的问题。其理论研究价值在于2个方面:1)逐渐将闭塞的、独立的系统替换为

开放、分散的智能体系统;2)把集中式的智能系统扩展到不自主的、分散的智能系统。MAS的主要研究内容是通过协商、调控与合作,使得多智能体系统能实现庞大纷杂的控制任务,或者是求解庞大繁杂问题。

然而,不确定性是多智能体系统研究面临的最大挑战。在许多问题中,由于噪声或传感器容量的限制,环境状态将是不确定的。智能体只能通过自己的传感器观察环境的状态。一个智能体预测其他智能体趋势的能力是有限的,这也将使合作变得复杂,因此,在多智能体系统中可能出现冲突信息。

信息融合是一个应用领域,涉及将分散在不同数据源、传感器和系统中的数据整合起来,进行综合分析和处理。将信息融合技术应用到 MAS 中,提供更完整的判断、评价和决策。使用适当的信息融合技术,可以将智能体所识别的部分信息在功能、时间、空间上进行融合。因此,如何融合冲突信息并做出正确判断是多智能体信息融合(MAIF)的主要挑战。

D-S 证据理论可作为一种信息融合的方法,核心在于如何有效地处理和表达那些在获取信息时存在不确定性的因素。这种理论通过将不确定性转化为可以量化和评估的概率分布,提供一种强有力的表情框架来分析和处理各种类型的不确定信息。D-S 证据理论是 MAIF 中不确定信息处理的不错选择。

在现代工程应用中,电子信息系统趋向于高度集成、多组件和复杂功能。因此,并发性、突发性和复杂性是设备发生故障时可能出现的 3 个主要问题^[21]。在许多信息系统中,多源信息系统占据一定比例,它通常用于表示来自多个来源的复杂信息。然而,在信息融合和诊断过程中,许多学者开始关注识别有效整合多源信息的方法,并测量其不确定性,以确保正确性和抗干扰性^[22-23]。

MAIF 系统主要研究多个智能体之间的调节、交流和矛盾处理。它侧重于分析多个智能体之间的信息融合,而不是单个智能体的自治和开发,是 MAS 中智能体间信息融合问题的一种自主解决方案。在 MAIF 过程中,即使所有智能体使用相同的原始检测数据,给出的结论也可能不一致,因为每个智能体使用的推理模型不一定相同。现已经有许多改进性能的尝试,如分布式加权^[24]和相对可靠性评估^[25]。然而,它们并不侧重于测量来自不同来源的信息源之间的不确定性。此外,在 MAIF 过程中,这些方法在一定程度上难以合并不同的结论。

2 D-S 证据理论与信念熵

2.1 D-S 证据理论

2.1.1 识别框架

假设有一个问题需要判断,在这个问题中识别的所有可能的解被描述为一个集合 N , N 是相互排斥和全面的,该集合也被称为识别框架(FOD)^[26]。FOD 如下所示

$$\theta = \{\emptyset, \{\theta_1\}, \{\theta_2\}, \dots, \{\theta_N\}, \{\theta_1, \theta_2\}, \dots, \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}, \dots, \theta\}, \quad (1)$$

FOD 的幂集表示为

$$2^\theta = \{\emptyset, \{\theta_1\}, \{\theta_2\}, \dots, \{\theta_N\}, \{\theta_1, \theta_2\}, \dots, \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}\}. \quad (2)$$

2.1.2 基本概率分配

D-S 证据理论在识别框架内为每个可能的解分配一个概率,称为基本概率分配(BPA)。相应的赋值函数称为质量函数。BPA 满足以下条件

$$m(\emptyset) = 0, \quad (3)$$

$$0 \leq m(A) \leq 1, \quad (4)$$

$$\sum_{A \in \theta} m(A) = 1, \quad (5)$$

式中: m 是 FOD 2^θ 的质量函数; $m(A)$ 是命题 A 的 BPA 值,表示证据对命题 A 的支持程度。当 $m(A) \neq 0$ 时, A 称为焦点元素。

2.1.3 D-S 组合规则

D-S 组合规则是合成由多个假设产生的信息的关键步骤。2 个独立的质量函数 m_1 和 m_2 可以由 D-S 组合规则进行如下组合

$$m(A) = (m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C), \quad (6)$$

式中, k 是定义的归一化因子

$$k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C), \quad (7)$$

其中, k 表示 2 个证据之间的冲突程度。如果 $k = 0$, 则 m_1 和 m_2 没有冲突; 如果 $k = 1$, 则 m_1 和 m_2 完全冲突。

2.2 基本概率分配

当融合具有高度冲突的数据时, D-S 组合规则可能会导致错误的结果。因此, 建议在数据融合之前使用基础基本概率分配(bBPA)修改 BPA。

2.2.1 基础基本概率分配

设 Ω 是 1 组 N 个互斥的可能假设。 Ω 的幂集 2^Ω 中元素的数量为 2^N 。如果 FOD 是完全的, $m(\emptyset) = 0$, 则基本信任函数 m_b 的定义为

$$m_b(A_i) = \frac{1}{2^N - 1}, \quad (8)$$

式中, A_i 为 Ω 除空集外的子集。

在基本事件之间分配初始信任可以向元素引入先验概率信息。在未知情况下, 信任的平均分布使熵最大化。最大熵原理表明, 当熵最大时, 可能的损失很小。

2.2.2 使用 bBPA 修改初始 BPA

在数据融合前, 将 bBPA 与初始 BPA 组合来修改 BPA, 其过程如下

$$m'(A_i) = \frac{m_b(A_i) + m(A_i)}{2}. \quad (9)$$

2.3 重构基本概率分配

识别集的不确定性与其包含的元素数量有关。识别集包含的元素越多, 其信息的不确定性就越大, 对应于更高的不确定性。为了逐渐减少不确定性, 文献[27]在基本概率分配的基础上提出了一种重构 BPA, 在自己的集合以及包含它的集合和它的支持源之间建立支持度的关系。其定义如下

$$\begin{cases} m_r(A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} \frac{m(A_j)}{2^k - 1} & \forall A_i, A_j \neq \emptyset, m(A_i) \neq 0, \\ m_r(\emptyset) = \frac{m(\emptyset)}{2^m - 1}, \end{cases} \quad (10)$$

式中: A_i, A_j 是 FOD 中的子集, A_i 集合可以由单个元素或多个元素组成, k 是与集合 A_j 相对应的元素数; m_r 为基于重构概率分配的质量函数。

2.4 信念熵

信念熵描述了封闭世界中信息混乱的程度。

2.4.1 香农熵

香农熵属于信息熵理论, 已经推广到了很多应用领域, 如在复杂系统中的网络熵以及生物信息技术应用中的人类基因组扩增分析。香农熵定义是

$$H = -\sum_{i=1}^N p_i \log_b p_i, \quad (11)$$

式中: N 是基本状态的数量; p_i 是状态 i 的概率, 且 p_i 满足 $\sum_{i=1}^N p_i = 1$ 。

2.4.2 邓熵

邓熵是在文献[14]中基于香农熵而提出的, 定义为

$$E_d(m) = -\sum_{A \subseteq X} m(A) \log_2 \frac{m(A)}{2^{|A|} - 1}, \quad (12)$$

式中, $|A|$ 表示命题 A 的基数。

3 多智能体信息融合模型

MAIF 系统的综合处理流程图如图 1 所示。

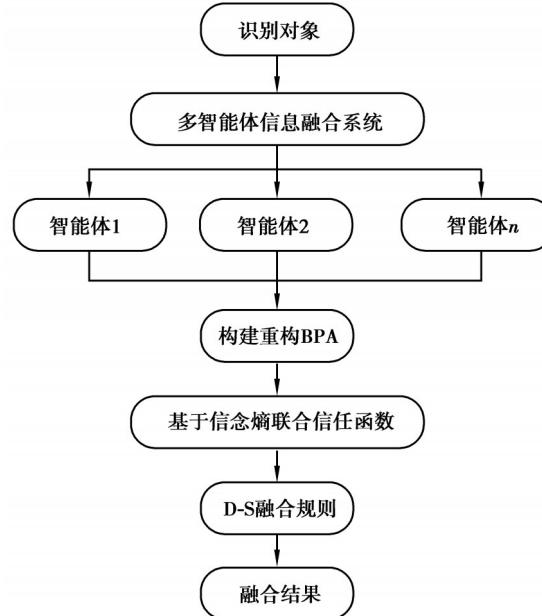


图 1 在多智能体信息融合系统中进行不确定信息融合的方法

Fig. 1 A method for uncertain information fusion in multi-agent information fusion system

对于 MAIF 系统来说,它的任务是首先使多个智能体正确地读取信息,并根据所选择的具有最高可信度的规则来组合他们的信息,以此来分析识别目标。在 MAIF 系统中,系统对任务进行分解,识别和生成多个智能体,用于单独执行各自的任务。不同智能体之间的信息共享为完成信息融合过程奠定良好的基础,为了完成识别任务,需要多个识别智能体协同完成目标的识别。

一组诊断智能体 $\mathbf{G}=\{\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_m\}$ 具有相同的识别框架,每个包含 n 个元素。对于诊断智能体 \mathbf{G}_i ,识别结果表示为以下形式

$$\mathbf{G}_i = \begin{Bmatrix} s_1^i & s_2^i & \cdots & s_{2^n}^i \\ c_1^i & c_2^i & \cdots & c_{2^n}^i \end{Bmatrix},$$

其中,上面一行表示智能体 \mathbf{G}_i 给出的识别对象,由于在 FOD 中总共有 n 个元素,因此,有 2^n 个识别对象,下面一行是每个识别对象对应的可信度。MAIF 系统采用的方法步骤如下所示:

假设有一个识别框架 $\Omega = \{d, h, f\}$,它由 $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$ 2 个智能体进行识别,其中每个智能体的识别结果的基本概率分配为

$$\mathbf{G}_1 = \begin{Bmatrix} d & d, h \\ 0.9 & 0.1 \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{G}_2 = \begin{Bmatrix} f & d, h, f \\ 0.9 & 0.1 \end{Bmatrix},$$

步骤 1: 智能体 \mathbf{G}_i 的数据被转换为质量函数,其形式为 $(\mathbf{G}_i, m_i) = ([\{s_1^i\}, c_1^i], [\{s_2^i\}, c_2^i], \dots, [\{s_{2^n}^i\}, c_{2^n}^i])$ 。因此, $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$ 的质量函数形式为 $(\mathbf{G}_1, m_1) = ([\{d\}, 0.9], [\{d, h\}, 0.1]), (\mathbf{G}_2, m_2) = ([\{f\}, 0.9], [\{d, h, f\}, 0.1])$ 。

步骤 2: 根据式(10)生成重构 BPA,并执行归一化。为了满足修正的 D-S 证据理论中质量函数的格式要求,有必要对重构 BPA 进行规范化。所有 m_r 结果之和用作分母,归一化操作如下

$$m'(\mathbf{G}_i) = \frac{m_r(\mathbf{G}_i)}{\sum_{i=1}^{2^n} m_r(\mathbf{G}_i)}, \quad (13)$$

因此,重构 BPA 的结果为

$$\begin{aligned}m_1^r(d) &= \frac{m_1(d)}{2-1} + \frac{m_1(d,e)}{4-1} = 0.9 + 0.0333 = 0.9333, \\m_1^r(d,h) &= \frac{m_1(d,h)}{4-1} = 0.0333, \\m_2^r(f) &= \frac{m_2(f)}{2-1} + \frac{m_2(d,h,f)}{8-1} = 0.9 + 0.0143 = 0.9143, \\m_2^r(d,h,f) &= \frac{m_2(d,h,f)}{8-1} = 0.0143,\end{aligned}$$

将其进行归一化,结果为

$$\begin{aligned}m_1'(d) &= \frac{m_1^r(d)}{m_1^r(d) + m_1^r(d,h)} = 0.9655, \\m_1'(d,h) &= \frac{m_1^r(d,h)}{m_1^r(d) + m_1^r(d,h)} = 0.0345, \\m_2'(f) &= \frac{m_2^r(f)}{m_2^r(f) + m_2^r(d,h,f)} = 0.9846, \\m_2'(d,h,f) &= \frac{m_2^r(d,h,f)}{m_2^r(f) + m_2^r(d,h,f)} = 0.0154.\end{aligned}$$

步骤3:使用式(12)中的信念熵测量不同的BPA的熵值。

$\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$ 的信念熵熵值分别为

$$\begin{aligned}E_d(m_1) &= -\left(0.9655 \times \log_2 \frac{0.9655}{1} + 0.0345 \times \log_2 \frac{0.0345}{3}\right) = 0.2712, \\E_d(m_2) &= -\left(0.9846 \times \log_2 \frac{0.9846}{1} + 0.0154 \times \log_2 \frac{0.0154}{7}\right) = 0.1580.\end{aligned}$$

步骤4:使用信念熵修改BPA。

对于第*i*个证据,通过邓熵 $E_d(i)$ 计算信息量 Iv 。 Iv 定义如下

$$Iv(i) = e^{E_d} = e^{-\sum_{i=1}^n m_i(\mathbf{G}_i) \log_2 \frac{m_i(\mathbf{G}_i)}{2^{|\mathbf{G}_i|}-1}}. \quad (14)$$

计算信息量是获取权重的基础,对于每个证据,权重 $w(i)$ 定义如下

$$w(i) = \frac{Iv(i)}{\sum_{i=1}^n Iv(i)}. \quad (15)$$

由于不同的信息来源对最终结果的影响不同,权重可以代表每个证据组对最终结果产生的影响。这样,每个证据组都被赋予了较小的权重,在应用上更合理。获得权重后,在融合数据之前修改BPA。使用基本信任函数和基于信息量的不确定性对证据进行修改后,数据融合的最终证据可以通过如下计算

$$m_w(\mathbf{G}_i) = \sum_{i=1}^n w(i) m_i'(\mathbf{G}_i), \quad (16)$$

因此, $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$ 的信息量 Iv 分别为

$$Iv(1) = e^{0.2712} = 1.3115, \quad Iv(2) = e^{0.1580} = 1.1712,$$

对于 $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$,其权重 w 为

$$w(1) = \frac{1.3115}{1.3115 + 1.1712} = 0.5283, \quad w(2) = \frac{1.1712}{1.3115 + 1.1712} = 0.4717,$$

那么,修改后的BPA为

$$\begin{aligned}m_w(d) &= 0.5283 \times 0.9655 = 0.5101, \quad m_w(f) = 0.4717 \times 0.9846 = 0.4644, \\m_w(d,h) &= 0.5283 \times 0.0345 = 0.0182, \quad m_w(d,h,f) = 0.4717 \times 0.0154 = 0.0073,\end{aligned}$$

步骤5:使用式(6)中的D-S组合规则进行证据组合。

因为仅有 $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$ 2个智能体对目标进行识别,因此只需要使用D-S组合规则融合1次即可。

$$\begin{aligned}
k &= 0.5101 \times 0.4644 + 0.4644 \times 0.5101 + 0.4644 \times 0.0182 + 0.0182 \times 0.4644 = 0.4907; \\
m(d) &= \frac{1}{1-0.4907} (0.5101 \times 0.5101 + 0.5101 \times 0.0182 + 0.5101 \times 0.0073 + 0.0182 \times 0.5101 + 0.0073 \times 0.5101) \\
&= 0.5620; \\
m(f) &= \frac{1}{1-0.4907} (0.4644 \times 0.4644 + 0.4644 \times 0.0073 + 0.0073 \times 0.4644) = 0.4368; \\
m(d,h) &= \frac{1}{1-0.4907} (0.0182 \times 0.0182 + 0.0182 \times 0.0073 + 0.0073 \times 0.0182) = 0.0011; \\
m(d,h,f) &= \frac{1}{1-0.4907} (0.0073 \times 0.0073) = 0.0001.
\end{aligned}$$

4 融合实验

4.1 受干扰智能体的实验

在现实生活中,智能体在读取数据信息时可能会受到干扰,导致它无法正常工作。最常见的情况之一是受干扰的智能体在做出决策或推理时会产生高度冲突。因此,下面的实验展示了如何使用提出的方法有效避免MAIF系统中的此类问题。

在海上作业中,1组多类传感器智能体 $\mathbf{G} = \{\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \mathbf{G}_3, \mathbf{G}_4, \mathbf{G}_5\}$ 用于识别海上目标,包括声学传感器智能体、速度传感器智能体、压敏传感器智能体和光敏传感器智能体。FOD为 $\Theta = \{A, B, C\}$ 。相应智能体获得的数据如下

$$\begin{aligned}
\mathbf{G}_1 &= \begin{Bmatrix} A & B & C \\ 0.5 & 0.2 & 0.3 \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{G}_2 = \begin{Bmatrix} A & B & C \\ 0 & 0.9 & 0.1 \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{G}_3 = \begin{Bmatrix} A & B & A, C \\ 0.55 & 0.1 & 0.35 \end{Bmatrix}, \\
\mathbf{G}_4 &= \begin{Bmatrix} A & B & A, C \\ 0.55 & 0.1 & 0.35 \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{G}_5 = \begin{Bmatrix} A & B & A, C \\ 0.6 & 0.1 & 0.3 \end{Bmatrix}.
\end{aligned}$$

智能体 \mathbf{G}_2 监控的数据与其他智能体中的数据不同。此智能体将大部分可信度分配给对象 B ,而其他智能体将更高的可信度分配给对象 A 。因此,应分析智能体之间的不确定性水平。以下是解决此情况的主要步骤。

1)质量函数的形式转换如下所示

$$\begin{aligned}
(\mathbf{G}_1, m_1) &= ([\{A\}, 0.5], [\{B\}, 0.2], [\{C\}, 0.3]), (\mathbf{G}_2, m_2) = ([\{A\}, 0], [\{B\}, 0.9], [\{C\}, 0.1]), \\
(\mathbf{G}_3, m_3) &= ([\{A\}, 0.55], [\{B\}, 0.1], [\{A, C\}, 0.35]), (\mathbf{G}_4, m_4) = ([\{A\}, 0.55], [\{B\}, 0.1], [\{A, C\}, 0.35]), \\
(\mathbf{G}_5, m_5) &= ([\{A\}, 0.6], [\{B\}, 0.1], [\{A, C\}, 0.3]).
\end{aligned}$$

2)对原始BPA进行重构和归一化,结果如表1所示。

表1 重构和归一化BPA后的值

Table 1 Refactored and normalized BPA values

对象	m'_1	m'_2	m'_3	m'_4	m'_5
A	0.5	0	0.7547	0.7547	0.7778
B	0.2	0.9	0.1132	0.1132	0.1111
C	0.3	0.1	0	0	0
A, C	0	0	0.1321	0.1321	0.1111

3)计算信念熵,由式(12)计算出的信念熵如表2所示。

表2 不同质量函数的信念熵

Table 2 Belief entropy of different mass functions

参数	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
$E_d(m)$	1.4855	1.4855	1.1833	1.1833	1.1553

4) 使用信念熵修改BPA。修改后的权重如表3所示,根据权重修改后的BPA的值如表4所示。

表3 每个证据的权重
Table 3 Weight of each evidence

参数	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
$w(m)$	0.238 3	0.238 3	0.176 1	0.176 1	0.171 2

表4 修改后的质量函数
Table 4 Modified mass function

参数	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(A, C)$
$w(m)$	0.518 2	0.321 0	0.095 3	0.065 5

5) 因为有5个智能体,拥有5组质量函数,因此,需要使用式(6)中的D-S组合规则对证据进行4次融合。融合结果如表5所示。

表5 不同方法的结果比较
Table 5 Comparison of results from different methods

方法	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$
D-S组合规则	0	0.122 8	0.877 2
平均组合规则 ^[28]	0.759 8	0.093 2	0.111 0
修正平均组合规则 ^[29]	0.890 9	0.008 6	0.100 5
提出的方法	0.950 7	0.047 8	0.001 5

图2~4分别展示了不同步骤后的BPA结果,图5展示了不同方法进行多次融合的不同结果。



图2 第1步和第2步的结果
Fig. 2 The results of the first and second steps

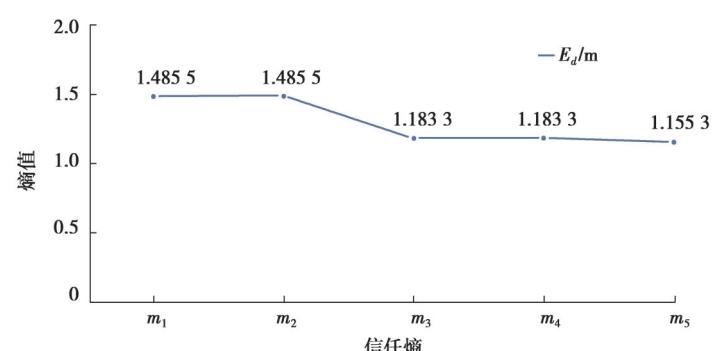


图3 第3步的结果
Fig. 3 The results of the third step

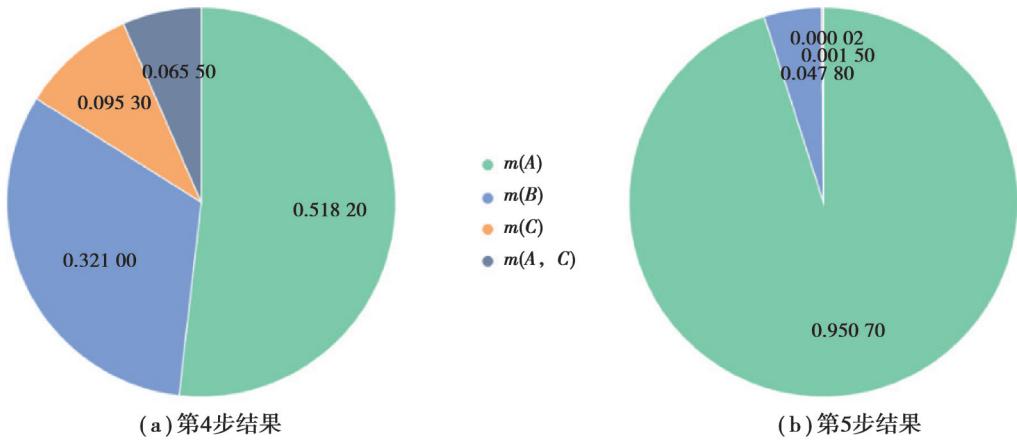


图4 第4步和第5步的结果

Fig. 4 The results of the fourth and fifth steps

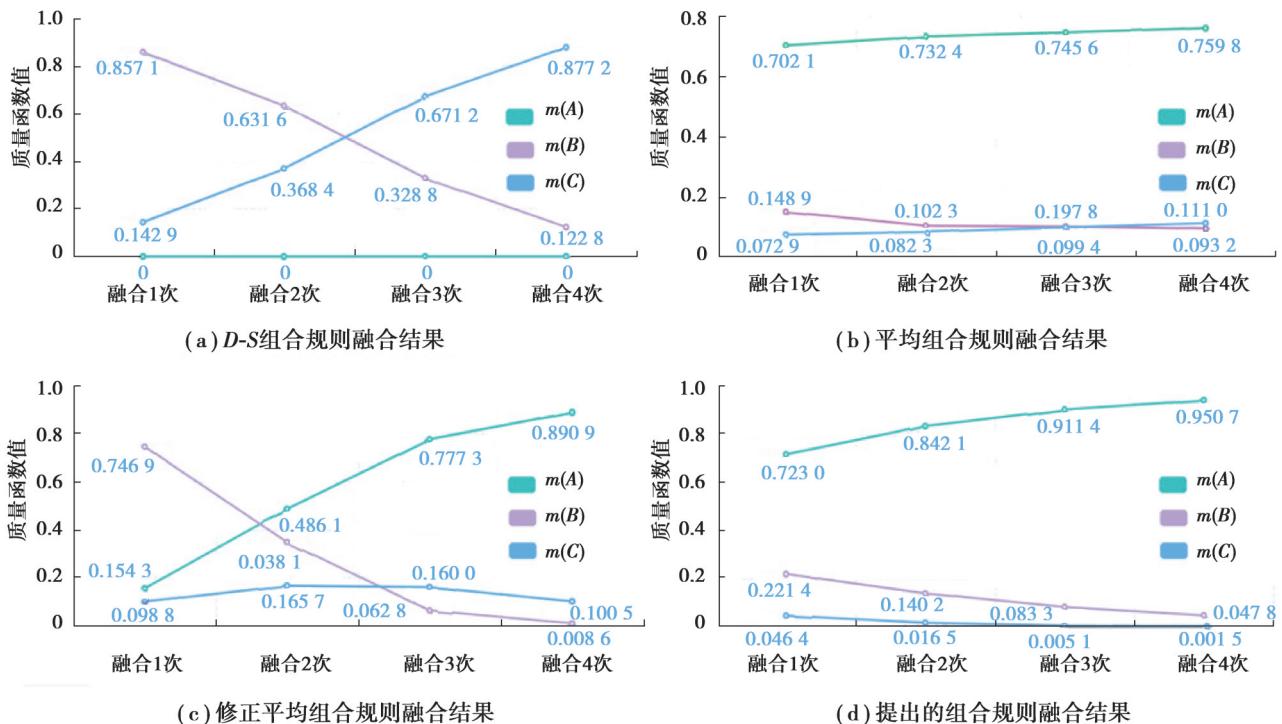


图5 使用不同方法进行融合的结果

Fig. 5 The result of fusion using different methods

由图5(a)可知,如果直接使用D-S组合规则进行融合,因为有智能体将对象A的置信度表示为0,那么不管融合多少次,对象A的置信度都将为0,此结果与常理相反,会由于单个智能体出错而导致整个结果错误。

由图5(b)(c)可知,平均组合规则和修正平均组合规则经过多次融合,对象A的置信度将逐渐上升,对象B的置信度逐渐下降,最终结果为对象A,此结果符合常理。而由图5(d)可知,提出的方法在融合之前就已经对对象A分配了较高的置信度,经过多次融合,对象A的置信度也逐渐上升,最终给予对象A的置信度高于修正平均组合规则。

表5给出了使用不同方法的最终数据融合结果,从结果来看,提出的方法对A的信任度最高,这与实际情况一致,说明提出方法的合理性,另外,提出方法对A的信任度为0.9507,高于其他方法的信任度。在此基础上,验证了该方法的有效性和合理性。

4.2 鸢尾花的实验

Yuan等^[29]选择120个样本作为训练集,其余30个样本作为测试集生成BPA。表6显示了鸢尾花样本的4个属性的BPA,其中, Ψ 代表山鸢尾(a)、变色鸢尾(b)和维吉尼亚鸢尾(c)3种品种。

表6 鸢尾花样品4种特征的BPA

Table 6 BPA characteristics of four characteristics in iris

特征	质量函数				
	$m(a)$	$m(b)$	$m(a,b)$	$m(b,c)$	$m(a,b,c)$
萼片长度 SL	0.271 2	0	0	0	0.728 8
萼片宽度 SW	0	0.9	0	0.1	0
花瓣长度 PL	0.648 6	0	0	0	0.351 4
花瓣宽度 PW	0.747 7	0	0	0	0.252 3

如果仅使用D-S组合规则,则融合结果可能因零值而不合逻辑。因此,根据图1所示的方法,使用重构BPA对狗尾草样本的4个特征生成的所有BPA进行校正。然后,利用信念熵分析权重修改BPA。采用该方法的不同步骤的结果如图6~8所示。图9展示了提出方法进行多次融合的不同结果,不同方法的最终组合结果对比如表7所示。

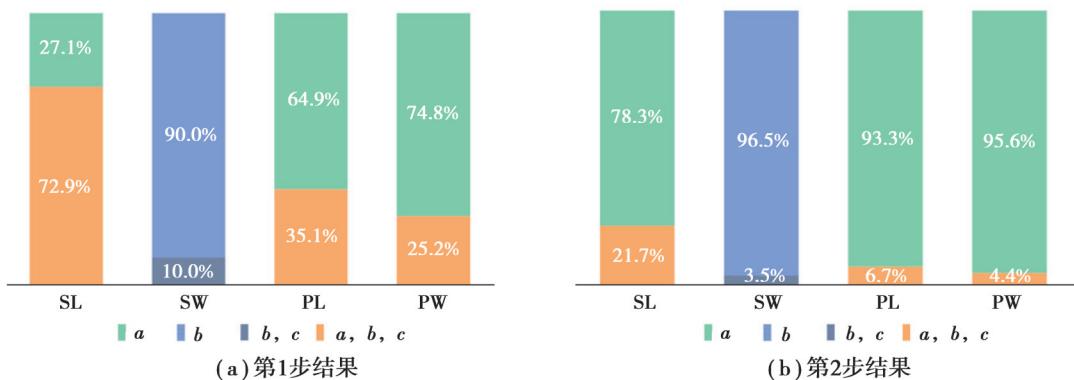


图6 第1步和第2步的结果

Fig. 6 The results of the first and second steps

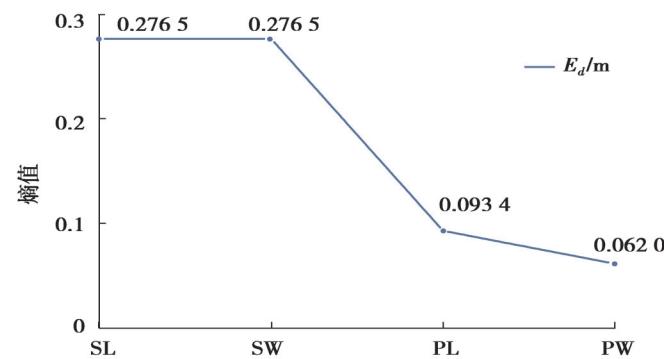


图7 第3步的结果

Fig. 7 The results of the third step

从3种方法的结合中可以看出,品种 a 的BPA最高,根据最终的结果,样本明显为山鸢尾(a)。此外,在提出的方法的BPA中,品种 a 的概率高于其他方法。且在融合开始之前,该方法就已经给予了品种 a 较高的置信度。实验结果验证了该方法的有效性和合理性。

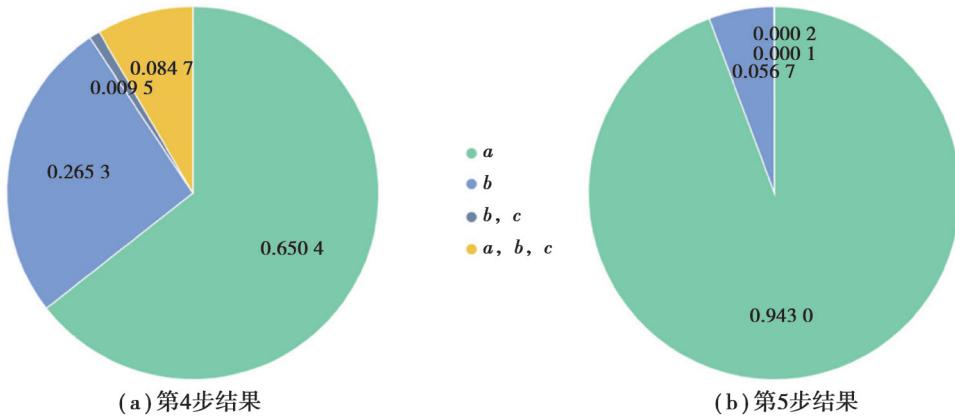


图8 第4步和第5步的结果

Fig. 8 The results of the fourth and fifth steps

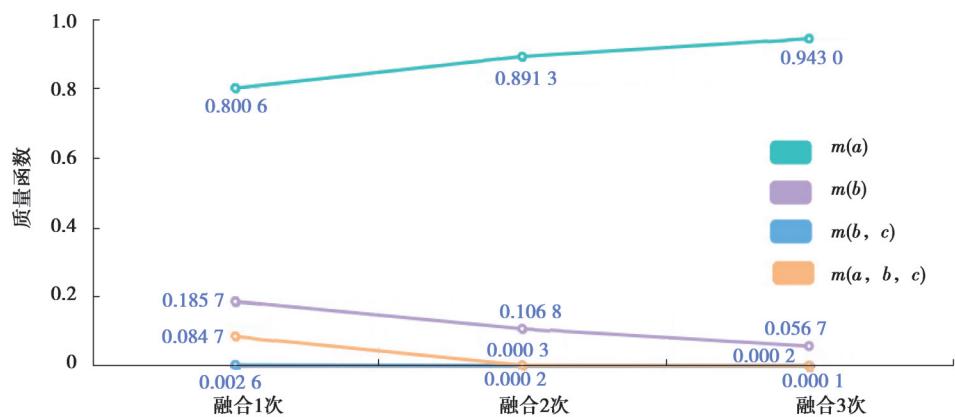


图9 使用提出的方法对鸢尾花实验进行D-S融合

Fig. 9 D-S fusion was performed on the iris experiment using the proposed method

表7 鸢尾花实验的融合结果

Table 7 Fusion results of the iris experiment

方法	$m(a)$	$m(b)$	$m(a, b)$	$m(b, c)$	$m(a, b, c)$
D-S组合规则	0	0.9	0	0.1	0
平均组合规则 ^[28]	0.724 6	0.236 3	0	0.009 8	0.029 3
修正平均组合规则 ^[29]	0.913 3	0.048 9	0	0.003 7	0.034 1
提出的方法	0.943 1	0.056 7	0	0	0.000 2

5 结 论

由于多源信息的可变性和干扰性,在多源融合过程中考虑不确定性关系非常重要。在处理多个来源的信息时,由于各种外部因素,如设备损坏等,很容易引起数据冲突。同时,在处理高度冲突的数据时,传统D-S组合规则会产生错误结果。基础基本分配概率可以作为解决这个问题的一种方法。基础基本分配概率基于基本事件。FOD幂集中的其他不确定事件可能对决策过程没有帮助。因此,只指定关于基本事件的初始基本信任函数。在本研究中,将重构BPA与信念熵因子相结合,利用D-S证据理论中的不确定关系,建立MAIF系统中识别对象之间不确定关系的不确定模型。实验结果表明,该方法是有效和合理的。这种方法比其他方法更准确,并能更快获得正确的结果,即使在设备故障的情况下也是如此。因此,该方法提高了MAIF系统识别过程的准确性。

参考文献

- [1] 刘辉,张超勇,蔡恒志.采用灰色关联和D-S证据理论的压射工艺参数选择方法[J].机械科学与技术,2023,42(7): 1055-1062.
Liu H, Zhang C Y, Cai H Z. Selection method of injection processing parameter by using grey relational analysis and D-S evidence theory[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(7): 1055-1062. (in Chinese)
- [2] 王祥,陈发达,吴贤国,等.基于云模型和D-S证据理论的岩溶盾构隧道掌子面稳定性评价[J].工业建筑,2023,53(11): 65-72.
Wang X, Chen F D, Wu X G, et al. Stability evaluation of working faces of shield tunnels in karst based on cloud model and D-S evidence theory[J]. Industrial Construction, 2023, 53(11): 65-72. (in Chinese)
- [3] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976, 24: 314-315.
- [4] 徐洪富.证据理论融合方法改进研究[D].南昌:江西师范大学,2019.
Xu H F. Research on the improvement of evidence theory fusion method[D]. Nanchang: Jiangxi Normal University, 2019. (in Chinese)
- [5] 秦钰莉,文力,魏鹏飞,等.丹江口水库库周景观格局动态变化分析[J].人民黄河,2019,41(4): 69-73.
Qin Y L, Wen L, Wei P F, et al. Analysis on dynamic changes of landscape pattern around danjiangkou reservoir[J]. People's Yellow River, 2019, 41(4): 69-73. (in Chinese)
- [6] 程腾,侯登超,张强,等.基于D-S证据理论的多模态结果级融合框架研究[J].汽车工程,2023,45(10):1815-1823.
Cheng T, Hou D C, Zhang Q, et al. Research on multimodal outcome-level fusion framework based on D-S evidence theory[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(10): 1815-1823. (in Chinese)
- [7] 郭萌.基于改进D-S证据理论的财务公司ITO风险控制方法研究[J].现代科学仪器,2023,40(6): 229-235.
Guo M. Research on ITO risk control method of financial company based on improved D-S evidence theory[J]. Modern Scientific Instruments, 2023, 40(6): 229-235. (in Chinese)
- [8] Wang J, Qiao K, Zhang Z. An improvement for combination rule in evidence theory[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 91: 1-9.
- [9] Zhang W, Deng Y. Combining conflicting evidence using the DEMATEL method[J]. Soft Computing, 2019, 23: 8207-8216.
- [10] Pichon F, Destercke S, Burger T. A consistency-specificity trade-off to select source behavior in information fusion[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(4): 598-609.
- [11] 陈哲,王加阳.基于冲突关系网络的证据合成方法研究[J].电子学报,2021,49(1): 125-131.
Chen Z, Wang J Y. The research on evidence combination method based on conflict relation network[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(1): 125-131. (in Chinese)
- [12] 张宏扬,李士祥,张浩,等.基于D-S证据理论的 β 因子估算方法[J].铁道标准设计,2023,67(9): 170-175.
Zhang H Y, Li S X, Zhang H, et al. β factor estimation method based on D-S evidence theory[J]. Railway Standard Design, 2023, 67(9): 170-175. (in Chinese)
- [13] 倪健,花延文,及歆荣.基于神经网络与改进D-S证据理论的水质评价模型研究[J].人民黄河,2023,45(1): 99-104.
Ni J, Hua Y W, Ji X R. Research on water quality evaluation model based on neural network and improved D-S evidence theory [J]. People's Yellow River, 2023, 45(1): 99-104. (in Chinese)
- [14] Deng Y. Deng entropy[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2016, 91: 549-553.
- [15] 马晓剑,张家绪,王奥,等.基于概率转换函数与邓熵的关联分类融合算法[J].计算机工程与设计,2023,44(5): 1392-1399.
Ma X J, Zhang J X, Wang A, et al. Correlation classification fusion algorithm based on probability transfer function and Deng entropy[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(5): 1392-1399. (in Chinese)
- [16] 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.
Sun L, Wu Q X, Wang Y H, et al. Air combat information game fusion method based on improved D-S evidence theory[J]. Information and Control, 2022, 51(5): 566-572. (in Chinese)
- [17] 沈金羽,王玉,张琳.融合可信度和不确定度的D-S证据组合方法[J].宜宾学院学报,2023,23(6): 32-38.
Shen J Y, Wang Y, Zhang L. D-S evidence combination method integrating credibility and uncertainty[J]. Journal of Yibin University, 2023, 23(6): 32-38. (in Chinese)
- [18] 江友华,谭杰,赵乐,等.基于三角散度和信念熵的冲突证据融合算法[J].计算机工程与应用,2023,59(12): 132-140.

- Jiang Y H, Tan J, Zhao L, et al. Conflict evidence fusion algorithm based on trigonometric divergence and belief entropy[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(12): 132-140. (in Chinese)
- [19] Wang Y, Zhang K, Deng Y. Base belief function: an efficient method of conflict management[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10: 3427-3437.
- [20] Jing M, Tang Y. A new base basic probability assignment approach for conflict data fusion in the evidence theory[J]. Applied Intelligence, 2021, 51: 1056-1068.
- [21] Zhou Z, Liu T, Hu G, et al. Fault-alarm-threshold optimization method based on interval evidence reasoning[J]. Science China Information Sciences, 2019, 62: 89202.
- [22] 杨永旭. 基于 D-S 证据和模糊集理论的多源信息融合算法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2024.
- Yang Y X. Research on multi-source information fusion algorithm based on D-S evidence and fuzzy set theory[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2024. (in Chinese)
- [23] 杨权. 基于模糊神经网络的多源信息融合[D]. 太原: 中北大学, 2017.
- Yang Q. Multi-source information fusion based on fuzzy neural network[D]. Taiyuan: North University of China, 2017. (in Chinese)
- [24] 黄霄鹏. 分布式多源信息融合算法研究与仿真平台开发[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013.
- Huang X P. Research and development of distributed multi-source information fusion algorithm and simulation platform[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2013. (in Chinese)
- [25] 商旭升, 何宇峰. 基于多源离散数据的复杂系统可靠性评定方法[J]. 测控技术, 2021, 40(2): 13-17.
- Shang X S, He Y F. Reliability assessment method for complex system based on multi-source discrete data[J]. Measurement and Control Technology, 2021, 40(2): 13-17. (in Chinese)
- [26] 张庆涛, 张涵, 李重阳, 等. 基于改进 D-S 证据理论的信息系统风险评估的研究[J]. 信息安全研究, 2022, 8(9): 925-930.
- Zhang Q T, Zhang H, Li C Y, et al. Research on information system risk assessment based on improved d-s evidence theory[J]. Information Security Research, 2022, 8(9): 925-930. (in Chinese)
- [27] Weng J L, Xiao F Y, Cao Z H. Uncertainty modelling in multi-agent information fusion systems[J]. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2020, 9: 1494-1502.
- [28] Murphy, Catherine K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29: 1-9.
- [29] Yuan K, Deng Y. Conflict evidence management in fault diagnosis[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10: 121-130.

(编辑 侯湘)