

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2313601

基于混合策略的多传感器数据融合方法^{*}

陶 洋 冉 刚 方文俊

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘 要: 多传感数据融合技术因其对数据进行多尺度、深层次处理而得到广泛应用。同时冲突数据成为影响数据融合准确度的一大难题,为了减少冲突数据对融合的影响,本文提出了一种基于混合策略的多传感器数据融合方法。首先,引入 Dempster-Shafer(DS)证据理论中的冲突因子 K 将证据进行分组,对低冲突证据保留其证据,高冲突数据进行加权修正。加权修正方法采用信息熵与 Bray-Curtis 距离计算证据的不确定度和差异度,综合两者得到修正过的加权证据。最后,根据 DS 组合规则对加权证据进行融合,再与低冲突数据进行融合得出最终结果。实验分析结果表明,该方法应对各种冲突情况都能得出正确结果,在面对高冲突证据时准确率达到 98.12%。同时在故障诊断应用中,该方法的准确率达到 89.98%,证明了该方法的有效性和实用性。

关键词: DS 证据理论;混合策略;信息熵;Bray-Curtis 距离;数据融合

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Multi-sensor data fusion approach based on hybrid strategy

Tao Yang Ran Gang Fang Wenjun

(School of Communications and Information Engineering,Chongqing University of
Posts and Telecommunications,Chongqing 400065,China)

Abstract: Multi-sensor data fusion technology is widely used because of its multi-scale and in-depth processing of data. In order to reduce the impact of conflicting data on the fusion accuracy, this paper proposes a multi-sensor data fusion method based on hybrid strategy. Firstly, the conflict factor K in Dempster-Shafer(DS) evidence theory is introduced to group the evidence, and the evidence is retained for low conflict evidence, and the high conflict data is weighted and modified. The weighted correction method uses information entropy and Bray-Curtis distance to calculate the uncertainty and difference of evidence, and synthesizes the two to obtain the corrected weighted evidence. Finally, the weighted evidence is fused according to DS combination rules, and then fused with low-conflict data to obtain the final result. The experimental analysis results show that the method can obtain correct results for various conflict situations, and the accuracy rate in the face of high conflict evidence reaches 98.12%. At the same time, in the application of fault diagnosis, the accuracy of this method reaches 89.98%, which proves the effectiveness and practicability of this method.

Keywords: DS evidence theory;hybrid strategy;information entropy;Bray-Curtis distance;data fusion

0 引 言

随着科学技术的进步,单一传感器难以满足信息多样化的要求。因此,在 20 世纪 80 年代,学者提出了多传感器数据融合技术,其基本原理是对人脑信息处理能力的模仿,将各种传感器得到的数据进行多尺度、深层次的处理,最后得到统一判断结果。相较于单一传感器的局限性,多传感器融合技术综合考虑多个传感器采集的信息,从复杂、动态

和不确定的环境中探测目标和环境之间的相关信息,得到全面可靠的信息并做出完整且准确的决策。经过多年的发展,研究出了一些经典的数据融合方法,如卡尔曼滤波^[1]、贝叶斯估计^[2]、加权平均^[3]、模糊集合^[4]、经验推理^[5]、Dempster-Shafer(DS)证据理论^[6]等。在实际应用中,由于恶劣天气、传感器老化、通信网络差、人为干预等内部外部原因,导致多传感器系统中获得的数据可能会出现不完整、不可靠等不确定情况。常用的不确定信息数据融合算法有

收稿日期:2023-05-11

^{*} 基金项目:国家重点研发计划(2019YFB2102001)项目资助

贝叶斯推理和 DS 证据理论,贝叶斯推理需要有先验概率,多数情况下先验概率未知,其使用场景具有局限性。而 DS 证据理论可以在先验概率缺失的情况下,对不确定、不完整信息进行融合,且具有良好的融合效果。

DS 证据理论因为其融合规则简单、理论依据充分被广泛应用于无人驾驶^[7]、目标识别^[8]、故障诊断^[9]、应用决策^[10]、风险评估^[11]等多个领域。然而,DS 证据融合在碰上高冲突证据时,往往会得出违反直觉的结果,限制了其进一步的应用。在 DS 证据理论研究领域,针对于冲突证据的研究已经成为一种主流趋势,现有的研究方法主要分为两类。一类是修改经典的 Dempster 组合规则。改进方法是首先重新分配冲突信息与命题之间的对应关系,然后等冲突的命题确定后,再重新分配冲突信息在命题中的比例。另一类是在不改变 Dempster 组合规则的前提下对基本概率分配(basic probability assignmen, BPA)函数进行预处理,最常用的预处理方法是在融合前对 BPA 函数进行加权平均。第 1 类方法中修改后的组合规则不能保持传统 Dempster 组合规则优良的数学特性,如交换律、结合律等。因而大多数人更倾向于第 2 种方法,因为这种方法不会破坏证据的组合规则,更具效率性和灵活性。

经过多年研究,涌现出了许多针对 DS 证据的数据融合算法。Yager^[12]提出了一个非正则化规则,该规则将冲突的证据视为不可靠的信息,并将冲突的部分分配给 Θ ,这种方法对冲突的证据是完全否定的,将冲突证据归为未知领域,在证据源多于两个时合成结果并不理想。孙全等^[13]认为即使冲突的证据,仍然可以提供有用的信息。因此他们提出了冲突平均规则,将组合规则转换为计算各证据平均值,在一定程度上弥补了前者的不足。Murphy^[14]提出的均值法对多个证据进行平均化,赋予相等的权重,但是没有考虑到证据之间的相关性。Xiao^[15]提出了一种新的加权证据组合法,利用 Jensen-Shannon 散度度量证据之间的冲突程度,并引入信念熵,以测量证据的不确定性。综合考虑这两个因素,以缓解高冲突数据对数据融合的影响。Zhang 等^[16]引入了向量空间的概念,并使用余弦函数来处理冲突证据。Fan 等^[17]将 DS 组合规则中的 K 值引入,通过 K 值和信念熵将证据分类,但只对低信度证据进行加权平均,未考虑到冲突证据所占权重变大。Yuan 等^[18]将 Jousselme 距离函数引入证据理论,将 Jousselme 距离函数和信念熵相结合,得到每个证据可靠性,并采用加权平均法,根据传感器的可靠性对证据赋予不同的权重,对冲突证据进行修正。Ye 等^[19]提出了一种基于证据校正和冲突再分配的鲁棒 DS 证据组合法,结合 Matusita 距离函数对证据进行修正,但未考虑证据的不确定性。

从以上分析可以看出,上述方法可以在一定程度上解决证据融合结果不合理的问题,但对于冲突证据和 DS 组合规则之间没有进行计算衡量,对于低冲突证据和高冲突证据都采用加权平均的方法进行计算,这会损害低冲突证

据自身的完整性和信息量。

因此,本文提出了一种基于混合策略的多传感器数据融合方法。利用 DS 证据理论中的冲突因子 K 将证据进行分类,并对高冲突证据进行加权修正。修正方法采用 Bray-Curtis 距离结合信息熵计算加权平均证据。在此基础上,利用 Dempster 组合规则下进行数据融合。为证明本方法的有效性和可行性,对其进行不同冲突情形下的实验对比分析。最后,通过故障诊断案例应用分析,验证了本方法能够减轻融合过程中高冲突证据带来的负面影响,保留低冲突证据信息的完整性,提高融合结果的准确性。

1 相关理论

1.1 DS 证据理论

作为多传感器数据融合技术的一个分支,DS 证据理论通过其定义的置信函数和似然函数来表达对信息的“不知道”和“不确定”,并通过坚实的数学基础和出色的处理不确定信息的能力,使得 DS 证据理论成为一种优秀的不确定性推理方法,为决策级不确定信息的表征与融合提供了强有力的工具。DS 证据理论有以下几个重要定义:

定义 1:(辨识框架)假定一个集合 Θ ,它由 N 个互斥事件构成,所有事件构成一个完整的集合,此集合被定义为辨识框架(FOD),其函数集形式如下:

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\} = \{\theta_i | i = 1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

其中, N 表示 N 个事件, θ_i 表示第 i 个事件发生的概率为 θ_i 。

当 Θ 以幂集的形式表示时,可以表示为:

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

定义 2:(信念函数)对于一个集合 Θ ,其信任函数 Bel 满足区间 $[0, 1]$,在空间 Θ 上基于 BPA 函数的定义为:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (3)$$

其似然函数 Pl 满足区间 $[0, 1]$,在空间 Θ 基于 BPA 函数的定义为:

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (4)$$

在证据理论中,对于假设空间 Θ 中的某个假设 A ,根据 BPA 函数分别计算出信任函数 Bel 和似然函数 Pl ,并组成信任区间,用以表示对某个假设的确定程度。其区间示意图如图 1 所示。

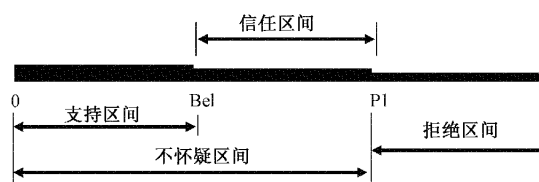


图 1 信念区间示意图

定义 3:(DS 组合规则)在识别框架 Θ 上有两个独立的

证据来源,其 BPA 函数为 m_1, m_2 。DS 组合规则为 $m = m_1 \oplus m_2$,其定义如下:

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

其中,

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

公式中 $B \subseteq 2^\Theta, C \subseteq 2^\Theta, K$ 表示证据之间的冲突因子。

1.2 Bray-Curtis 距离

Bray-Curtis 距离是一种用于计算两个样本之间相似性的距离度量方法。其取值范围为 $0 \sim 1$,距离越小表示两个样本越相似。与欧氏距离不同,Bray-Curtis 距离考虑了各个样本的差异度,更适用于处理分析差异较大的样本。Bray-Curtis 距离公式定义如下:

定义 4:(距离公式)

$$d(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{\sum_{i=1}^n x_i + \sum_{i=1}^n y_i} \quad (7)$$

其中, x_i, y_i 为样本中的元素,在本文中代表各事件发生的概率。

1.3 信息熵

Shannon 提出的香农熵是度量信息的不确定性的经典方法。它的值越大就表示该事件包含的信息量就越大,发生的概率就越低。Deng 推广了香农熵,提出了一种测量不确定信息的邓熵,它用 BPA 函数表示。证据的邓熵越大,不确定程度越大,证据的可信度越低。主要概念定义如下:

定义 5:(邓熵)假设有基本概率函数 $m = [m(A_1), m(A_2), \dots, m(A_m)]$,其中 $\sum_{k=1}^m m_i(A_k) = 1$,可得出其邓熵为:

$$E_d(m) = - \sum_{k=1}^m m(A_k) \log \frac{m(A_k)}{2^{|A_k|} - 1} \quad (8)$$

其中, $m(A_k)$ 是第 k 个事件发生的概率, $|A_k|$ 是 A_k 的基数,即焦元数量。当 $A_k (k=1, 2, \dots, m)$ 全为单焦元元素时,邓熵退化为香农熵。

$$E_d(m) = - \sum_{k=1}^m (A_k) \log \frac{m(A_k)}{2^{A_k} - 1} = - \sum_{k=1}^m m(A_k) \log m(A_k) \quad (9)$$

2 提出的算法

针对 DS 证据理论面对高冲突数据容易产生悖论的情况,提出了一种新的多传感器数据融合方法。该方法主要分为两个步骤:一是对证据进行分组,二是对分组证据进行加权修正。具体步骤如下:首先,计算 DS 证据理论中的冲突因子 K 将证据分为两类。冲突因子小的证据类型被赋予恒定的权重,另一种证据类型被赋予修正后的权重。修

正方法为先利用 Bray-Curtis 距离函数计算证据的支持加权因子,再利用信息熵计算证据可信度因子,然后将两个修正因子相乘,形成修正后的加权平均证据,使用 DS 组合规则对加权后的证据进行融合。最后,将融合后的平均证据与低冲突证据用 DS 组合规则再进行融合,得出最后的融合结果。图 2 显示了所提方法的流程图。

2.1 计算证据的冲突因子

步骤 1:利用式(6)计算证据体 $m_i (i=1, 2, \dots, k)$ 与 $m_j (j=1, 2, \dots, k)$ 的冲突因子,在多证据体的情况下,计算出冲突因子构成冲突矩阵 K :

$$K = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} & \dots & K_{1n} \\ K_{21} & K_{22} & \dots & K_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{n1} & K_{n2} & \dots & K_{nm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

步骤 2:计算证据体 $m_i (i=1, 2, \dots, k)$ 的平均冲突因子 \bar{K}_i :

$$K_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n K_{ij}}{n-1} \quad (11)$$

计算冲突矩阵 K 的平均冲突因子 K :

$$\bar{K} = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{K}_i}{n} \quad (12)$$

步骤 3:根据平均冲突因子 \bar{K} 将证据分为两类,一类是低冲突证据,记为 $m_l (l=1, 2, \dots, k)$,其要满足公式 $\bar{K}_l < \bar{K}$ 。另一类是高冲突证据,记为 $m_g (g=1, 2, \dots, k)$ 。DS 组合规则对于低冲突证据有很好的融合效果,对其赋予恒定的权重,在最终融合过程中对其进行融合,而高冲突证据则需对其权重进行进一步校正。

2.2 计算证据的信息熵

步骤 4:根据式(8)计算证据体 $m_i (i=1, 2, \dots, k)$ 的信息熵。

步骤 5:为了避免在某些情况下信息熵为零导致被分配零权重,本文使用信息体积 IV_i 来衡量证据 m_i 的不确定度,其计算公式为:

$$IV_i = e^{E_d} = e^{-\sum_i m(A_i) \log \frac{m(A_i)}{2^{|A_i|} - 1}} \quad (13)$$

步骤 6:将 $m_i (i=1, 2, \dots, k)$ 的信息体积归一化如下:

$$\tilde{IV}_i = \frac{IV_i}{\sum_{s=1}^k IV_s} \quad (14)$$

2.3 计算证据的支持度

步骤 7:为更好反映证据之间的差异程度,将 Bray-Curtis 距离做改进,其计算公式如下:

$$d(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|^2}{\sum_{i=1}^k x_i^2 + \sum_{i=1}^k y_i^2} \quad (15)$$

其中, x_i, y_i 为样本中的元素,在本文中代表各事件发生的概率。

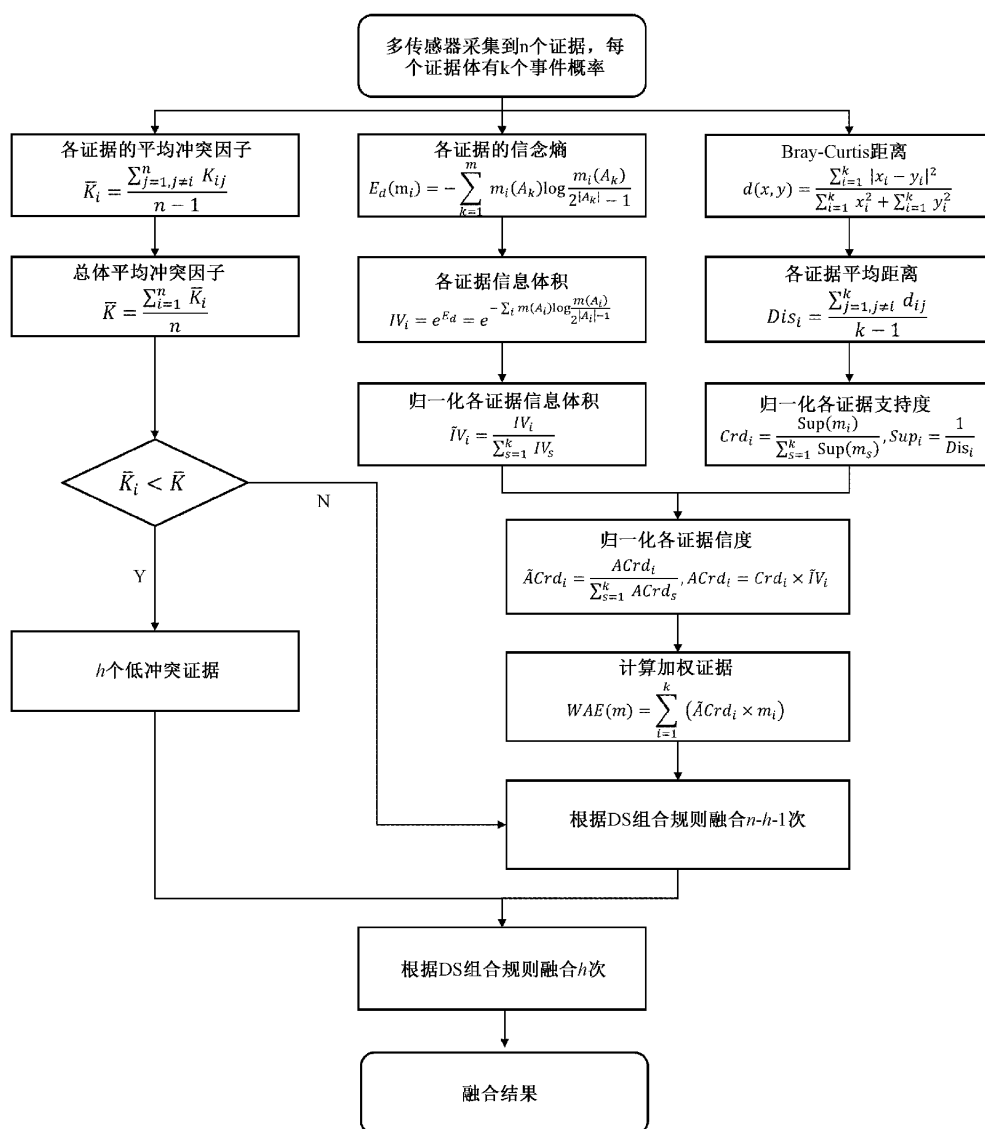


图 2 数据融合算法流程图

通过计算 Bray-Curtis 距离, 得出证据的距离矩阵为:

$$D = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & 0 & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

步骤 8: 计算证据体 $m_i (i=1, 2, \dots, k)$ 平均距离 Dis_i :

$$Dis_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^k d_{ij}}{k-1} \quad (17)$$

步骤 9: 计算证据体 $m_i (i=1, 2, \dots, k)$ 支持度:

$$Sup_i = \frac{1}{Dis_i} \quad (18)$$

归一化支持度:

$$Crd_i = \frac{Sup(m_i)}{\sum_{s=1}^k Sup(m_s)} \quad (19)$$

2.4 生成并融合加权证据

步骤 10: 融合信息体积与支持度, 调整对证据的可信度, 记为 $ACrd_i$:

$$ACrd_i = Crd_i \times \tilde{IV}_i \quad (20)$$

步骤 11: 将调整后的可信度归一化, 可认为是每个证据体的最终权重:

$$\tilde{ACrd}_i = \frac{ACrd_i}{\sum_{s=1}^k ACrd_s} \quad (21)$$

步骤 12: 计算加权平均证据:

$$WAE(m) = \sum_{i=1}^k (\tilde{ACrd}_i \times m_i) \quad (22)$$

步骤 13: 假设低冲突证据有 h 组, 则先将加权平均证据 $WAE(m)$ 按 DS 组合规则融合 $n-h-1$ 次, 再将融合后的结果与低冲突证据按 DS 组合规则融合 h 次, 最终得到

多证据数据融合结果。

3 实验与结果分析

为了验证所提方法的理论可行性和有效性,选用 DS 证据理论中不同冲突情况下的数值算例,将本文所提方法与所提文献中的方法进行比较,证明本文所提方法的优良性能。

3.1 合成悖论

在多传感器系统中,识别框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 上有两个证据体,具体数值如表 1 所示。

表 1 合成悖论证据的 BPA 函数

证据体	{A}	{B}	{C}
m_1	0.9	0	0.1
m_2	0	0.9	0.1

由表 1 可知,证据体 m_1 对命题 A 的支持度最高,证据体 m_2 对命题 B 的支持度最高,两个证据对命题 C 的支持度都很低,但通过经典 DS 证据组合规则进行融合后,得出 $m(C) = 0.9999$,这显然是违反直觉且不合理的,无论分配给命题 C 的支持度有多低,融合结果 $m(C)$ 始终接近 1,而本文所提方法可很好的解决这一问题。图 3 给出了不同方法在合成悖论下的融合结果。

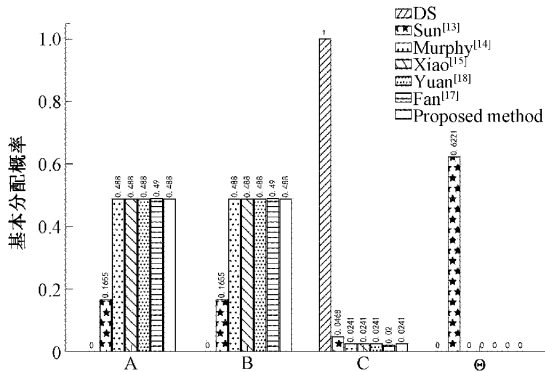


图 3 冲突悖论中各算法融合结果

从图 3 中可知,在 DS 组合规则下,命题 C 发生的概率近似于 1。显然,这是一个反直觉的结果。Sun 等所提出的算法,将大部分冲突转移到识别框架 L,并没有找到正确的融合结果,无法有效的应用于实际。本文提出的方法与 Murphy, Xiao, Yuan, Fan 等的方法都得出了一致且合理的结果。在合成悖论中,本文所提方法减少了冲突证据对证据融合过程的影响,提高了融合结果的可靠性和准确度。

3.2 信度吸收

在实际应用场景中,有多个传感器对数据进行采集,若某个传感器发生故障,会出现采集不到数据的情况,从而影响数据融合结果。例如在识别框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 上有三个证据体,具体数值如表 2 所示。

表 2 信度吸收证据的 BPA 函数

证据体	{A}	{B}	{C}
m_1	0.5	0.2	0.3
m_2	0	0.9	0.1
m_3	0.55	0.1	0.35

由表 2 可知,命题证据体 m_1, m_3 对命题 A 的支持度都是最高的,但证据体 m_2 对命题 A 的支持度为 0。在经典 DS 证据组合规则中,无论 m_1, m_3 融合后对命题 A 的支持度有多么高,与 m_2 融合后 $m(A)$ 都等于 0,证据体 m_2 对于整个融合过程具有一票否决权。图 4 给出了不同方法在信度吸收下的融合结果。

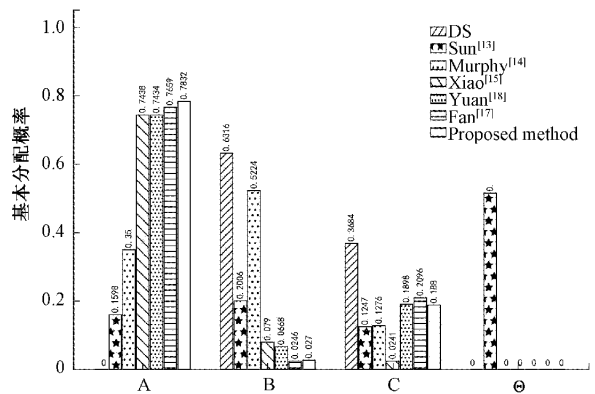


图 4 信度吸收中各算法融合结果

由图 4 可以看出,DS 证据理论赋予命题 B 发生概率为 63.16%,命题 A 的概率为 0,这显然是存在信度吸收的情况,在实际应用中是不合理的。Sun 等将冲突证据转移,给 Θ 赋予 54.19% 的发生概率,将冲突转换成结果的不确定性。Murphy 计算出命题 B 的概率为 52.24%,判断事件 B 发生的概率最大,得出了错误的结果。本文提出的方法及 Xiao, Yuan, Fan 等的方法能够解决信度吸收的问题,得出正确的结果,且文本提出的方法精度比 Xiao 等的方法提高了 3.94%,比 Yuan 等的方法提高了 3.98%,比 Fan 等的方法提高了 1.73%。这说明本文的方法能较好的解决冲突证据中信度吸收问题,缓解冲突证据对融合的影响,且有较高的融合精度。

3.3 高冲突证据

在多传感器系统中,往往有多个传感器对目标进行感知,由于环境的变化及传感器的差异性,所采集的数据往往存在冲突,影响融合结果的准确性。例如在识别框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 上有 5 个证据体,具体数值如表 3 所示。

由表 3 可得各证据对命题的支持度各有不同,命题 m_1, m_2, m_3 对 A 的支持度最高, m_1 对命题 B 支持度最高, m_5 对命题 C 支持度最高,经典 DS 证据组合规则融合含冲突数据时得出效果往往不好,图 5 给出了不同方法在高冲突证据下的融合结果。

由图 5 可得,DS 证据理论赋予命题 C 的发生概率为

表 3 高冲突证据的 BPA 函数

证据体	{A}	{B}	{C}	{A,C}	{B,C}
m_1	0.6	0.1	0.1	0.1	0.1
m_2	0.7	0	0.2	0.05	0.05
m_3	0.7	0.1	0.1	0.1	0
m_4	0	0.5	0.2	0	0.3
m_5	0.1	0.1	0.7	0.1	0

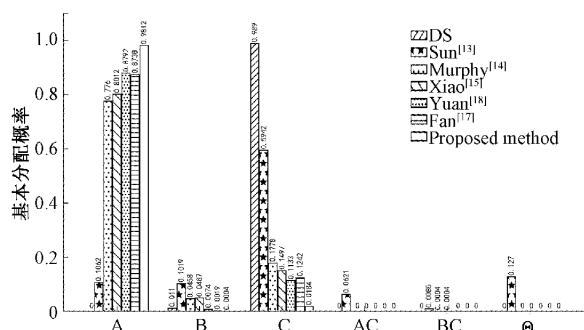


图 5 高冲突证据中各算法融合结果

98.9%,与事实不符。Sun 等将部分冲突转为未知情况,对命题 C 的支持度到达了 59.42%。Murphy 对命题 A 的支持度达到了 77.6%,Xiao,Yuan,Fan 等的方法对命题 A 的支持度都到达了 80%以上,在高度冲突证据融合中都判断出了正确事件。本文的方法在面对高冲突数据时效果尤为显著,对命题 A 的支持度达到了 98.12%,比 Xiao 等的方法提高了 18%,比 Yuan 等的方法提高了 10.2%,比 Fan 等的方法提高了 10.74%。这说明本文的方法在高冲突证据融合中,能够很大程度缓解冲突数据的影响,得出准确融合结果。

3.4 数值分析

合成悖论、信度吸收、高冲突证据 3 种情况下各方法所判定发生的事件各有不同,其判定正确结果的概率如图 6 所示。

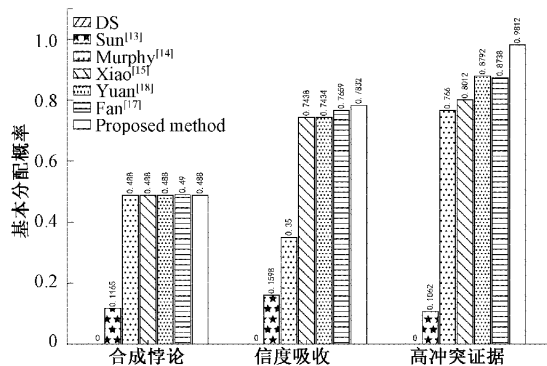


图 6 数值分析对比图

从图 6 可以分析得出,DS 组合规则方法不能处理任何冲突情况,3 种冲突情况下都未识别出正确的结果。Sun 等的方法由于具有较好的组合规则,能够在一定程度上解

决证据冲突问题,但它的本质是将冲突转化成未知情况,不能得出准确的结果。Murphy 的算法利用的是平均证据,没有考虑证据之间的相关性及冲突情况,使用相同的权重进行计算,其方法在某些冲突情况下也是不适用的。Xiao,Yuan,Fan 等的方法对各种冲突情况都提供了准确的融合,在 3 种冲突情况下都得出了正确的结果。本文提出的方法由于对低冲突数据进行了保留,在应对各种冲突情况时都得出准确的融合概率。尤其在高冲突证据下,其融合概率能达到 98.12%,大大提升了识别精度。

4 应 用

为了验证本文算法的有效性,将其应用于机器故障领域中的一个案例,其数据为文献[20]中所列举的数据,并在 Python 软件 PyCharm 下实现算法验证。

识别框架 Θ 中的 F_1, F_2, F_3 代表机器故障的三种类型。将传感器放在机器的不同位置采集故障信息,同一时间段内将采集到的 3 种类型数据形成一个证据体,并形成基本概率函数值如表 4 所示。

表 4 故障诊断案例的 BPA 函数

证据体	{ F_1 }	{ F_2 }	{ $F_2 F_3$ }	{ Θ }
m_1	0.894 8	0.073 9	0.024 1	0.007 2
m_2	0.877 6	0.095 6	0.021 3	0.005 5
m_3	0.899 8	0.046 6	0.042 6	0.011 1

本文方法所提步骤如下:

步骤 1)根据式(6)计算冲突矩阵为:

$$K = \begin{bmatrix} 0 & 0.52 & 0.26 \\ 0.52 & 0 & 0.605 \\ 0.26 & 0.605 & 0 \end{bmatrix}$$

步骤 2)根据式(11)和计算证据体 m_i 平均冲突因子和:

$$K = [0.39 \quad 0.562 \ 5 \quad 0.432 \ 5]$$

根据式(12)计算 K 的平均冲突因子:

$$\bar{K} = 0.461 \ 7$$

步骤 3)根据平均冲突因子 \bar{K} 将证据分为两类,低冲突证据 $m_l = \{m_1, m_3\}$,高冲突证据 $m_g = \{m_2\}$ 。

步骤 4)根据式(8)计算证据体 m_i 的信息熵:

$$H = [2.290 \ 9 \quad 1.381 \ 9 \quad 1.796 \ 0]$$

步骤 5)根据式(13)计算证据体 m_i 的信息体积:

$$IV = [9.884 \ 0 \quad 3.982 \ 5 \quad 6.025 \ 6]$$

步骤 6)根据式(14)将证据体 m_i 信息体积归一化:

$$\tilde{IV} = [0.496 \ 9 \quad 0.200 \ 2 \quad 0.302 \ 9]$$

步骤 7)根据式(15)计算证据体 m_i 的 Bray-Curtis 距离,得出证据的距离矩阵:

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 0.748 \ 8 & 0.021 \ 2 \\ 0.748 \ 8 & 0 & 0.788 \ 7 \\ 0.021 \ 2 & 0.788 \ 7 & 0 \end{bmatrix}$$

步骤 8) 根据式(17)计算证据体 m_i 平均距离:

$$Dis = [0.385\ 0\ 0.763\ 7\ 0.4]$$

步骤 9) 根据式(18)计算证据体 m_i 支持度:

$$Sup = [2.597\ 0\ 1.309\ 3\ 2.5]$$

根据式(19)归一化证据体 m_i 支持度:

$$Crd = [0.405\ 4\ 0.204\ 4\ 0.390\ 2]$$

步骤 10) 根据式(20)计算证据体 m_i 可信度:

$$ACrd = [0.201\ 4\ 0.040\ 9\ 0.118\ 2]$$

文献[20]中给出了证据体 m_i 所属传感器静态可信度:

$$SCrd = [1\ 0.204\ 1]$$

将静态可信度用于修正证据体 m_i 可信度:

$$ACrd = [0.201\ 4\ 0.008\ 3\ 0.118\ 2]$$

步骤 11) 根据式(21)计算证据体 m_i 归一化可信度:

$$\tilde{ACrd}_i = [0.558\ 6\ 0.113\ 4\ 0.327\ 9]$$

步骤 12) 根据式(22)计算证据体 m_i 加权平均证据:

$$WAE = [0.622\ 0.117\ 8\ 0.098\ 7\ 0.161\ 4]$$

步骤 13) 由于高冲突数据只有一组, 无需进行融合, 加权平均证据与低冲突证据按 DS 组合规则融合 2 次, 最终得到多证据数据融合的结果如表 5 所示。

表 5 故障诊断案例的融合结果

方法	F_1	F_2	F_2F_3	Θ	Target
DS	0.451 9	0.504 8	0.033 6	0.009 6	F_2
Sun ^[13]	0.476 2	0.252 4	0.057 4	0.214 0	F_1
Murphy ^[14]	0.541 0	0.430 9	0.021 5	0.006 5	F_1
Xiao ^[15]	0.897 3	0.068 8	0.025 4	0.008 0	F_1
Yuan ^[16]	0.894 8	0.073 9	0.024 1	0.007 2	F_1
Fan ^[17]	0.877 6	0.095 6	0.021 3	0.005 5	F_1
Proposed	0.899 8	0.046 6	0.042 6	0.011 1	F_1

从表 5 中可知, DS 证据理论判断事件 F_2 发生的概率最大, 与其他结果相悖。本文所提方法与 Xiao、Yuan、Fan 等的方法的融合结果一致, 并且判断命题 F_1 发生的概率高达 89.98%。这比 Sun 等提出的方法提高了 42.36%, 比 Murphy 提出的方法提高了 35.88%, 比 Xiao 等提出的方法提高了 0.25%, 比 Yuan 等提出的方法提高了 0.58%, 比 Fan 等提出的方法提高了 2.22%。这明显能看出本文所提的方法能够有效减少故障诊断中的高冲突证据带来的影响, 提高融合的准确性。

5 结 论

本文提出了一种基于混合策略的多传感器数据融合方法。用 DS 证据理论中的冲突因子 K 将证据体分为两类, 对低冲突证据保留其原始信息, 对高冲突证据进行加权修正。加权修正方法采用信息熵和 Bray-Curtis 距离计算证据的可信度。最后, 利用经典的 DS 组合规则进行两

步融合, 得出最终的融合结果。在上面的实验和故障诊断案例中, 本文所提方法不仅在面对各种冲突情况都能够做出正确判断, 而且分类的准确度也进一步提高。这表明本文所提的方法能够适用于实际应用场景, 而且有效的避免了高冲突证据在融合时出现不合理的结果。

在本文实验分析及应用环节中, 采用 BPA 函数作为融合因子, 而实际应用中需要对传感器数据进行融合, 两者需要进行相应转换。因此, 在未来的工作中, 我们将在水质监测、大气监测等领域对融合算法进行具体应用, 将传感器数据转换为 BPA 函数并进行融合识别, 验证其可行性并扩大其应用范围。

参考文献

- [1] GUPTA A, FERNANDO X. Simultaneous localization and mapping (slam) and data fusion in unmanned aerial vehicles: Recent advances and challenges [J]. Drones, 2022, 6(4): 85.
- [2] SAFFARI E, YILDIRIMOGLU M, HICKMAN M. Data fusion for estimating macroscopic fundamental Diagram in large-scale urban networks [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 137: 103555.
- [3] HAMADI H, LUSSIER B, FANTONI I, et al. Data fusion fault tolerant strategy for a quadrotor UAV under sensors and software faults [J]. ISA transactions, 2022, 129: 520-539.
- [4] MALCHI S K, KALLAM S, AL-TURJMAN F, et al. A trust-based fuzzy neural network for smart data fusion in internet of things [J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 89: 106901.
- [5] ZHANG H, DENG Y. Weighted belief function of sensor data fusion in engine fault diagnosis [J]. Soft computing, 2020, 24: 2329-2339.
- [6] 刘晓东, 邓锦宇. 基于冲突证据修正的 DS 改进方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1499-1506.
- [7] 屈展, 张继光. 基于权值 D-S 证据理论的车辆路径优化 [J]. 电子测量技术, 2012, 35(4): 55-57.
- [8] 姬晓飞, 石宇辰, 王昱等. D-S 理论多分类器融合的光学遥感图像多目标识别 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(5): 127-132.
- [9] 夏飞, 孟娟, 杨平等. 改进 D-S 证据理论在振动故障诊断中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 171-179.
- [10] 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: 109075.
- [11] YAZDI M, KABIR S. Fuzzy evidence theory and Bayesian networks for process systems risk analysis [J].

- Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal, 2020, 26(1): 57-86.
- [12] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules [J]. Information sciences, 1987, 41(2): 93-137.
- [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):117-119.
- [14] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [15] XIAO F. Multi-sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidences and the belief entropy[J]. Information Fusion, 2019, 46: 23-32.
- [16] ZHANG Z, LIU T, CHEN D, et al. Novel algorithm for identifying and fusing conflicting data in wireless sensor networks[J]. Sensors, 2014, 14(6): 9562-9581.
- [17] FAN X, GUO Y, JU Y, et al. Multisensor fusion method based on the belief entropy and DS evidence theory[J]. Journal of Sensors, 2020, 2020: 1-16.
- [18] YUAN K, XIAO F, FEI L, et al. Conflict management based on belief function entropy in sensor fusion[J]. SpringerPlus, 2016, 5: 1-12.
- [19] YE F, CHEN J, TIAN Y. A robust DS combination method based on evidence correction and conflict redistribution[J]. Journal of Sensors, 2018, 2018.
- [20] FAN X, ZUO M J. Fault diagnosis of machines based on D-S evidence theory. Part 1: D-S evidence theory and its improvement[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(5): 366-376.

作者简介

陶洋, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为研究方向为传感网、数据融合、物联网、人工智能、网络管理研究及应用。

E-mail: taoyang@cqupt.edu.cn

冉刚, 硕士研究生, 主要研究方向为传感器数据融合、传感网络。

E-mail: 1355796005@qq.com

方文俊, 硕士研究生, 主要研究方向为传感网络、目标识别。

E-mail: 1944630727@qq.com