

考虑可靠性的时域证据组合方法

陈云翔, 罗承昆[†], 王攀, 蔡忠义, 李超

(空军工程大学 装备管理与安全工程学院, 西安 710051)

摘要: 为了实现基于证据理论的时域信息融合, 根据证据折扣思想, 提出一种考虑可靠性的时域证据组合方法. 首先, 基于一次指数平滑法对时域证据进行失真判别, 并结合基于可信度衰减的证据实时可靠性评估方法, 得到相邻时刻证据的实时可靠度; 然后, 基于改进冲突度与不确定度得到相邻时刻证据的相对可靠度; 最后, 基于证据折扣准则和 Dempster 组合规则进行证据合成, 实现时域证据的序贯组合. 数值仿真与分析表明, 所提方法充分体现了时域证据组合的动态性特点, 具有较强的冲突信息处理能力和抗干扰能力, 对时域信息融合具有较好的适用性.

关键词: 证据理论; 时域证据组合; 可靠性; 证据折扣; 可信度衰减

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Combination of temporal evidence by considering reliability

CHEN Yun-xiang, LUO Cheng-kun[†], WANG Pan, CAI Zhong-yi, LI Chao

(Equipment Management & Safety Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: To achieve temporal information fusion based on the evidence theory, in accordance with the idea of evidence discounting, a method of temporal evidence combination by considering reliability is proposed. Firstly, the distortion of temporal evidence is identified based on single exponential smoothing. According to the real-time reliability evaluation method of evidence based on the credibility decay model, the real-time reliability of neighboring time nodes' evidence is obtained. Then, the relative reliability of neighboring time nodes' evidence is obtained based on the improved conflict degree and uncertainty degree. Finally, the temporal evidence is combined sequentially based on the evidence discounting theory and the Dempster combination rule. Numerical simulation and analysis demonstrate that the proposed method fully reflects the dynamic nature of temporal evidence combination, and it has a strong conflict information processing ability and anti-interference ability. The proposed method has good applicability to temporal information fusion.

Keywords: evidence theory; temporal evidence combination; reliability; evidence discounting; credibility decay

0 引言

D-S 证据理论^[1-2]自提出以来, 得到了极大的推广, 在信息融合领域应用广泛^[3-6]. 目前, 基于证据理论的信息融合研究大都是基于多传感器的空域融合. 但是, 由于受到本身性能及外部环境干扰的影响, 传感器在某一时刻获得的信息可能会出现失真, 其空域融合结果容易导致决策失误, 通常还应该根据多个时刻的信息进行时域信息融合. 因此, 一个科学完善的信息融合过程应该是基于多传感器的时空序贯融合. 由于时域信息融合的序贯性和动态性特点, 空域信息融合方法并不一定适用于时域, 需要提出符合时

域信息融合特点的时域证据组合方法.

时域证据组合首先需要解决的问题是如何考虑时间因素对融合结果的影响. 文献[7]基于证据理论提出了3种时空信息融合模型, 但是没有给出相应的时域证据组合方法. 在文献[7]的基础上, 文献[8-9]提出了不同形式的改进时空信息融合模型, 直接运用 Dempster 规则等空域证据组合方法进行时域证据组合, 未考虑时间因素对融合结果的影响, 没有体现出时域证据组合的序贯性和动态性特点. 文献[10-11]认为证据的可信度会随着时间的推移不断降低, 提出了基于可信度衰减模型的时域证据序贯组合方法, 但

收稿日期: 2017-02-27; 修回日期: 2017-09-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71571190, 71601183, L1534031); 陕西省自然科学基金项目(2014JQ2-7045).

责任编委: 刘宝碇.

作者简介: 陈云翔(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事装备管理与决策、装备维修保障等研究; 罗承昆(1990—), 男, 博士生, 从事装备管理与决策、装备系统工程的研究.

[†]通讯作者. E-mail: afeulck@163.com

在计算证据可靠度时没有考虑某时刻输入证据失真的情况,所提出的时域证据组合方法在证据失真时的抗干扰能力较差.

时域证据组合的另一个关键问题在于如何处理时域证据之间的冲突.根据证据理论的相关研究可知,为解决高度冲突证据的合成问题,当前修正证据源方法大都是基于证据间的关联关系来进行证据可靠性评估^[5,12-15],即根据多个证据源中各证据之间的冲突度量来刻画证据的可靠性.如果某个证据与其他证据之间的冲突较大,则可以认为该证据被其他证据支持的程度较小,其可靠度较低.但是,当只有两个证据时,无论证据信息冲突与否,通过上述方法得到两个证据的可靠度都为1,因此基于关联关系的可靠性评估方法并不适用于对时域证据序列中相邻时刻两个证据的可靠性进行评估.

基于上述分析,本文结合证据折扣思想提出一种考虑可靠性的时域证据组合方法.首先,引入一次指数平滑法,对时域证据进行失真判别;然后,分别提出基于可信度衰减的证据实时可靠性评估方法和基于改进冲突度与不确定度的证据相对可靠性评估方法,得到时域证据序列中相邻时刻证据的实时可靠度和相对可靠度;最后,基于证据折扣准则和Dempster组合规则进行证据合成,实现时域证据的序贯组合.

1 D-S证据理论基础

证据理论中,辨识框架 Θ 为 N 个互不相容的假设组成的完备集合. Θ 的幂集 2^Θ 表示所有可能的命题集,即由 Θ 的所有子集构成的集合.

定义1^[1] 设 Θ 为辨识框架,若集函数 $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 满足 $m(\emptyset) = 0$ 且 $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$,则称函数 m 为 Θ 上的基本概率分配(BPA),也称为mass函数. $\forall A \subseteq \Theta$, $m(A)$ 称为 A 的基本概率质量(BPM),表示证据对 A 的支持度.若 $m(A) > 0$,则称 A 为 m 的焦点,所有焦点的集合称为核.

定义2^[2] Shafer折扣准则.若辨识框架 Θ 上的mass函数 m 对应的证据源不完全可靠,其可靠度为 $\sigma(0 \leq \sigma \leq 1)$,则可通过Shafer折扣准则对 m 进行折扣运算,折扣后的证据为

$$m^\sigma(A) = \begin{cases} \sigma \times m(A), & A \subset \Theta; \\ \sigma \times m(A) + 1 - \sigma, & A = \Theta. \end{cases} \quad (1)$$

定义3^[1] Dempster组合规则.设 Θ 为辨识框架, m_1, m_2, \dots, m_n 为 Θ 上相互独立的mass函数, $\forall A \subseteq \Theta$ 满足

$$[m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n](A) =$$

$$\begin{cases} 0, & A = \emptyset; \\ \frac{\sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdots m_n(A_n)}{1 - k}, & A \neq \emptyset. \end{cases} \quad (2)$$

其中 k 为冲突系数,且

$$k = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \emptyset} m_1(A_1) \cdots m_n(A_n). \quad (3)$$

将证据理论应用于决策分析时,通常需要将mass函数转换成 Θ 上的概率分布后再进行决策.Smets等^[16]提出的Pignistic概率转换方法是一种基于平均分配思想的方法,因其转换时信息损失较小而得到广泛的应用.

定义4 Pignistic概率函数.设 Θ 为辨识框架, m 为 Θ 上的mass函数, $\forall A \subseteq \Theta$,其Pignistic概率函数 $\text{BetP}_m: \Theta \rightarrow [0,1]$ 为

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

其中 $|\cdot|$ 表示子集中所含元素的个数.

2 基于改进冲突度与不确定度的证据相对可靠性评估

事实上,关联关系只是衡量证据可靠度的关键因素之一,它是从证据的外部关系反映证据的可靠性.不确定度作为反映证据自身清晰程度的重要指标,从证据的内部反映了证据的可靠性,是衡量证据可靠度的另一个重要因素^[17-21].文献[17]基于证据的不确定度来进行证据可靠性评估,认为如果某个证据的不确定度越小,则该证据越清晰,越有利于决策,其可靠度越高.这样考虑具有一定的局限性,当某个证据的不确定度较小,而与其他证据冲突较大时,仅仅依据不确定度较小就赋予其较高的可靠度可能会导致决策失误.文献[18-21]综合考虑了证据距离和证据不确定度两个因素的影响,提出了不同形式的证据可靠性评估方法,能够较好地处理证据高度冲突情况下的合成问题.因此,为了对证据的可靠性进行全面客观地评估,更好地满足时域证据可靠性评估的要求,本节提出一种基于改进冲突度与不确定度的证据相对可靠性评估方法.

2.1 基于改进冲突度的证据权重确定

当前常用的衡量证据冲突度的指标是冲突系数和Jousselme距离,而实践表明基于冲突系数或基于Jousselme距离的方法都可能出现不合常理的现象,但两者之间存在着一定的互补性.因此,本小节提出一种基于改进冲突度的证据权重确定方法.首先基

于冲突系数和Jousselme距离来综合衡量证据改进冲突度^[22], 然后根据各证据与所有证据源的平均证据之间的改进冲突度确定各证据的权重.

定义5^[23] Jousselme距离. 设辨识框架 Θ 包含 N 个相互独立且完备的假设, m_p 和 m_q 是 Θ 上的两个mass函数, 则 m_p 与 m_q 之间的距离可以表示为

$$d_{\text{BPA}}(m_p, m_q) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_p - m_q)^T \underline{D}(m_p - m_q)}. \quad (5)$$

其中: m_p 和 m_q 为mass函数的向量形式; \underline{D} 为 $2^N \times 2^N$ 阶矩阵, 其元素为

$$D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \quad A, B \in 2^\Theta. \quad (6)$$

若 θ 为 Θ 中的任一假设, 则证据 m 的最大支持假设为 $\arg \max_{\theta \in \Theta} (\text{BetP}_m(\theta))$. 令 k_{pq} 和 d_{pq} 分别表示证据 m_p 与 m_q 之间的冲突系数和Jousselme距离, 则证据 m_p 与 m_q 之间的改进冲突度 cf_{pq} 为

$$cf_{pq} = \begin{cases} 0, & \forall \theta \in 2^\Theta, m_p(\theta) = m_q(\theta); \\ 1, & (\bigcup A_p) \cap (\bigcup B_q) = \emptyset, \\ & \text{where } (m_p(A_p) > 0) \text{ and } (m_q(B_q) > 0); \\ \sqrt{\frac{k_{pq} + d_{pq}}{2}}, & (\bigcup_{\theta \in \Theta} (\arg \max_{\theta \in \Theta} (\text{BetP}_{m_p}(\theta)))) \cap \\ & (\bigcup_{\theta \in \Theta} (\arg \max_{\theta \in \Theta} (\text{BetP}_{m_q}(\theta)))) = \emptyset; \\ \frac{k_{pq} + d_{pq}}{2}, & \text{else.} \end{cases} \quad (7)$$

为了确定各证据与所有证据源的平均证据之间的改进冲突度, 首先应对所有证据源的平均证据进行构造. 考虑到 Θ 上被大多数证据赋予较大支持的子集在平均证据中也会取得较大支持, 因此可对所有证据计算均值 m_0 作为多数意见的表示. 假设有 n 个待组合证据 $m_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 则平均证据 m_0 为

$$m_0(A) = \frac{\sum_{i=1}^n m_i(A)}{n}, \quad \forall A \subseteq \Theta. \quad (8)$$

确定所有证据源的平均证据 m_0 后, 即可通过式(3)~(7)计算得到证据 m_i 与 m_0 之间的改进冲突度 cf_{i0} . cf_{i0} 越大, 说明证据 m_i 与多数意见越不一致, 其权重越小; 反之, 权重越大. 因此, 基于改进冲突度的证据权重为

$$\omega_i^c = (1 - cf_{i0}) / \sum_{i=1}^n (1 - cf_{i0}). \quad (9)$$

2.2 基于不确定度的证据权重确定

证据理论中常见的不确定度^[24]主要包括非特异度(N)、聚合不确定度(AU)、总体不确定度(TU)和多义度(AM). 其中, 多义度是一种总体性的不确定性度

量, 因其计算简便、对证据的变化较为敏感等优点, 当前应用最为广泛. 文献[21]在分析了多义度衡量证据不确定度存在不足的基础上, 提出了一种新的不确定度量方法, 并通过算例对比验证了该方法能够较多义度更准确地衡量证据的不确定性. 因此, 本小节借鉴文献[21]的不确定度量方法, 提出一种基于不确定度的证据权重确定方法.

设 $G(\Theta)$ 是辨识框架 Θ 上所有子集构成的空间, 首先根据证据 m_i 将 $G(\Theta)$ 按以下方案调整为 $G'(\Theta)$: 保留所有的单子集元素和BPM不为0的多子集元素, 并根据子集元素数量的多少进行排序; 然后将证据 m_i 的数据按照 $G'(\Theta)$ 的格式表示成向量形式 \mathbf{m}_i .

为实现证据中数据对辨识框架上每个单目标的支持度分配, 同时避免证据中单目标的BPM对多子集目标的重复分配, 按照 $G'(\Theta)$ 的格式构造修正因子矩阵 D' 为

$$D'(i, j) = \begin{cases} D(i, j), & i \leq j; \\ 0, & i > j. \end{cases} \quad (10)$$

其中 $D(i, j)$ 根据式(6)确定.

用修正因子矩阵乘以证据向量, 得到新的证据向量 \mathbf{m}_i' 为

$$\mathbf{m}_i' = D' \times \mathbf{m}_i. \quad (11)$$

对证据向量 \mathbf{m}_i' 求取Shannon熵, 即可确定证据 m_i 的不确定度 UM_i 为

$$UM_i = - \sum_{A \subseteq \Theta} \mathbf{m}_i'(A) \log_2(\mathbf{m}_i'(A)). \quad (12)$$

因此, 证据 m_i 的权重为

$$\beta_i = \exp\left(-\frac{UM_i}{\sum_{i=1}^n UM_i}\right). \quad (13)$$

对 β_i 进行归一化处理, 得到基于不确定度的证据权重为

$$\omega_i^u = \frac{\beta_i}{\sum_{i=1}^n \beta_i}. \quad (14)$$

2.3 证据相对可靠性评估

现有的证据可靠性评估方法大都只考虑了证据之间一致性或证据自身不确定性中的一个因素, 实际上这两个因素对合成结果均有较大影响. 只有当某个证据既真实可靠又确定有序时, 才能赋予其较高的可靠度. 因此, 本文在分别确定基于改进冲突度与基于不确定度的证据权重的基础上, 确定证据的可靠度为

$$\omega_i = \eta \omega_i^c + (1 - \eta) \omega_i^u. \quad (15)$$

其中: ω_i^c 为考虑改进冲突度的证据权重; ω_i^u 为考虑不确定度的证据权重; $\eta(0 \leq \eta \leq 1)$ 为折衷系数, 本文取 $\eta = 0.5$.

在证据相对可靠性评估中, 通常令可靠度最高的证据的相对可靠度为1. 因此, 归一化后得到基于改进冲突度与不确定度的证据相对可靠度为

$$I_i = \frac{\omega_i}{\max_{1 \leq i \leq n} (\omega_i)}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

3 考虑可靠性的时域证据组合方法

在信息融合系统中, 某时刻的决策信息不仅取决于该时刻系统的输入信息, 也应该与上一时刻的决策信息密切相关. 因此, 为实现时间序列冲突证据的递归合成, 根据时空信息递归分布无反馈融合模型^[7], 本文综合考虑了时域证据序列中相邻时刻两个证据的实时可靠度和相对可靠度, 根据证据折扣思想提出一种考虑可靠性的时域证据组合方法, 如图1所示.

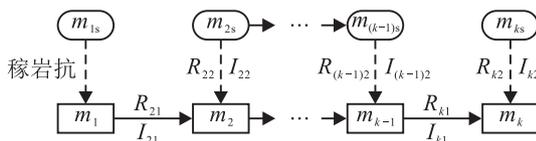


图1 考虑可靠性的时域证据序列组合流程

图1中: $m_{ts}(t = 1, 2, \dots, k)$ 为 t 时刻多个传感器的空域融合证据, 即时域证据序列组合的输入证据; m_t 为 t 时刻的累积融合证据; R_{t1} 、 R_{t2} 分别为 m_{t-1} 、 m_{ts} 在 t 时刻的实时可靠度; I_{t1} 、 I_{t2} 分别为 m_{t-1} 、 m_{ts} 的相对可靠度; 实线箭头表示证据折扣与组合. 不失一般性, 本文将以 k 时刻的时域证据组合为例进行分析.

3.1 基于一次指数平滑法的失真证据判别

通常情况下, 在时间序列的证据信息中, 对于辨识框架上的某个子集而言, 其在任意时刻的BPM都应该是围绕某个平均水平上下波动的. 但是, 由于存在故障、噪声干扰等各种内外部原因, 传感器某时刻的输出信息可能会出现失真, 在进行时域证据组合时, 该时刻的输入证据可能表现出与之前各时刻输入证据变化趋势不符的现象. 因此, 本小节提出一种基于一次指数平滑法的失真证据判别方法, 采用一次指数平滑法预测当前时刻的输入证据, 进而根据当前时刻的输入证据与预测证据之间的改进冲突度对输入证据进行失真判别.

设 $m_{1s}, m_{2s}, \dots, m_{(k-1)s}$ 为过去各时刻的输入证据, 对于 $A_j \subseteq \Theta(j = 1, 2, \dots, 2^N)$, 当前时刻的BPM预测值 $\hat{y}_{ks}(A_j)$ 为

$$\begin{cases} \hat{y}_{ks}(A_j) = \alpha_j m_{(k-1)s}(A_j) + (1 - \alpha_j) \hat{y}_{(k-1)s}(A_j), \\ \hat{y}_{1s}(A_j) = [m_{1s}(A_j) + m_{2s}(A_j)]/2. \end{cases} \quad (17)$$

其中: $\alpha_j(0 < \alpha_j < 1)$ 为平滑系数; $m_{(k-1)s}(A_j)$ 为 $k-1$ 时刻BPM实际值; $\hat{y}_{(k-1)s}(A_j)$ 为 $k-1$ 时刻BPM预测值.

通常使用均方误差来衡量一次指数平滑法的预测精度, 各时刻预测数据的均方误差为

$$MSE_j = \frac{\sum_{t=1}^{k-1} [m_{ts}(A_j) - \hat{y}_{ts}(A_j)]^2}{k-1}. \quad (18)$$

采用一次指数平滑法进行预测, 最关键的问题在于合理确定平滑系数 α_j . 目前常用的方法是选取几个代表性参数进行预测, 以均方误差最小为原则确定 α_j 的取值, 本文选取的参数为 $\{0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9\}$.

通过上述计算, 即可确定辨识框架上所有子集当前时刻的BPM预测值, 然后对其进行归一化处理, 得到当前时刻的输入证据预测值 \hat{m}_{ks} 为

$$\hat{m}_{ks}(A_j) = \frac{\hat{y}_{ks}(A_j)}{2^N}, A_j \subseteq \Theta. \quad (19)$$

$$\sum_{j=1} \hat{y}_{ks}(A_j)$$

假设当前时刻的输入证据为 m_{ks} , 则可通过式(3)~(7)计算 m_{ks} 与 \hat{m}_{ks} 之间的改进冲突度 cf_{ks} . 设置冲突度阈值 $\delta(0 \leq \delta \leq 1)$, 若满足 $cf_{ks} > \delta$, 则判定 m_{ks} 失真, 反之亦然.

3.2 基于可信度衰减的证据实时可靠性评估

在进行时域证据组合时, 通常需要考虑时间因素对组合结果的影响. 文献[10-11]在研究时域证据序列组合过程中考虑了证据可信度衰减的影响, 即通过引入动态可信度因子对前一时刻的累积融合证据进行折扣, 再与赋予可信度为1的当前时刻输入证据进行组合, 从而实现融合结果的继承与更新. 这开辟了时域证据组合研究的新思路, 但存在的不足是没有考虑输入证据失真的情况, 当输入证据失真时, 通过上述方法进行组合往往容易导致决策失误. 因此, 本小节在基于一次指数平滑法的失真证据判别方法基础上, 提出一种基于可信度衰减的证据实时可靠性评估方法.

定义6^[10] 可信度衰减模型. 系统在 t_i 时刻的证据 m_i 在 $t_j(t_j > t_i)$ 时刻的动态可信度为

$$R_{ij} = e^{-\lambda(t_j - t_i)}, \quad (20)$$

其中 $\lambda(\lambda > 0)$ 为可信度衰减因子, 为减少信息损失, 通常取 $0 < \lambda < \ln 2$.

一般情况下,随着时间的推移,传感器的输出信息会越来越准确.因此,在时域证据序贯组合过程中, m_{ks} 对融合结果的影响更大,应该赋予其较高的可靠度;而 m_{k-1} 对融合结果的影响更小,应该赋予其较低的可靠度.但是,如果由于传感器受到干扰等原因使得 m_{ks} 发生失真,此时若仍然赋予 m_{ks} 较高的可靠度,同时赋予 m_{k-1} 较低的可靠度,则必然使得信息融合系统受到干扰,甚至导致作出错误的决策.因此,应该根据输入证据是否失真来对时域证据进行可靠性评估.

设 R_{k1} 、 R_{k2} 分别表示 m_{k-1} 、 m_{ks} 在 k 时刻的实时可靠度,其取值情况根据 m_{ks} 的失真判别结果予以确定,有

$$[R_{k1}, R_{k2}] = \begin{cases} [e^{-\lambda(t_k - t_{k-1})}, 1], & \text{cf}_{ks} \leq \delta; \\ [1, e^{-\lambda(t_k - t_{k-1})}], & \text{cf}_{ks} > \delta. \end{cases} \quad (21)$$

确定实时可靠度 R_{k1} 、 R_{k2} 后,即可根据Shafer折扣准则对证据 m_{k-1} 、 m_{ks} 进行折扣运算,折扣后的证据分别为 $m_{k-1}^{R_{k1}}$ 、 $m_{ks}^{R_{k2}}$.

3.3 证据相对可靠性评估与合成

时域证据组合的关键在于合理处理 m_{k-1} 与 m_{ks} 之间的冲突,基于可信度衰减的证据实时可靠性评估方法只考虑了时域证据本身的时效性,没有充分考虑 m_{k-1} 与 m_{ks} 之间的内在关系,因此其可靠性评估结果还不够全面.为进一步提高时域证据组合方法处理冲突信息的能力,本小节在证据实时可靠性评估的基础上,利用上一节提出的基于改进冲突度与不确定度的证据相对可靠性评估方法对时域证据序列中相邻时刻的两个证据进行可靠性评估.

根据基于改进冲突度与不确定度的证据相对可

靠性评估方法,对 $m_{k-1}^{R_{k1}}$ 和 $m_{ks}^{R_{k2}}$ 的相对可靠性进行评估,得到其相对可靠度分别为 I_{k1} 、 I_{k2} ,然后根据Shafer折扣准则进行折扣运算,折扣后的证据分别为 $m_{k-1}^{R_{k1}, I_{k1}}$ 、 $m_{ks}^{R_{k2}, I_{k2}}$.

最后运用Dempster组合规则进行合成,即可有效实现时域冲突证据的序贯组合.

4 数值仿真与分析

为了验证本文提出的考虑可靠性的时域证据组合方法的性能,本节按照传感器提供数据正常和传感器受到干扰两种情况对某目标识别问题进行仿真分析,并与Dempster方法、文献[10]方法和文献[11]方法进行对比.

假设某目标综合识别系统的辨识框架为 $\Theta = \{A(\text{歼击机}), B(\text{轰炸机}), C(\text{预警机})\}$,多个传感器在连续5个时刻对目标类别进行识别,将各时刻多传感器识别结果进行空域融合后的证据作为时域证据序贯组合的输入证据.该仿真实验中,令冲突度阈值 $\delta = 0.5$,可信度衰减因子 $\lambda = 0.05$.

4.1 传感器提供数据正常时时域证据合成

当传感器提供数据正常时,假设各时刻的输入证据如表1所示.分别运用Dempster方法、文献[10]方法、文献[11]方法和本文方法对各时刻的输入证据进行组合,得到各时刻的累积融合证据如表2所示.

表1 传感器提供数据正常时各时刻的输入证据

时刻/s	$m_s(A)$	$m_s(B)$	$m_s(C)$
$t_1 = 0$	0.60	0.15	0.25
$t_2 = 5$	0.65	0.15	0.20
$t_3 = 10$	0.60	0.10	0.30
$t_4 = 15$	0.55	0.20	0.25
$t_5 = 20$	0.60	0.10	0.30

表2 传感器提供数据正常时的时域累积融合证据

组合方法	各时刻的累积融合证据			
	$t_2 = 5\text{ s}$	$t_3 = 10\text{ s}$	$t_4 = 15\text{ s}$	$t_5 = 20\text{ s}$
Dempster方法	$m(A) = 0.843\ 2$	$m(A) = 0.931\ 3$	$m(A) = 0.968\ 4$	$m(A) = 0.985\ 0$
	$m(B) = 0.048\ 7$	$m(B) = 0.009\ 0$	$m(B) = 0.003\ 4$	$m(B) = 0.000\ 6$
	$m(C) = 0.108\ 1$	$m(C) = 0.059\ 7$	$m(C) = 0.028\ 2$	$m(C) = 0.014\ 4$
文献[10]方法	$m(A) = 0.769\ 7$	$m(A) = 0.792\ 8$	$m(A) = 0.769\ 6$	$m(A) = 0.792\ 5$
	$m(B) = 0.087\ 2$	$m(B) = 0.046\ 5$	$m(B) = 0.085\ 9$	$m(B) = 0.046\ 4$
	$m(C) = 0.143\ 1$	$m(C) = 0.160\ 7$	$m(C) = 0.144\ 5$	$m(C) = 0.161\ 1$
文献[11]方法	$m(A) = 0.634\ 9$	$m(A) = 0.643\ 6$	$m(A) = 0.626\ 9$	$m(A) = 0.641\ 0$
	$m(B) = 0.100\ 4$	$m(B) = 0.066\ 4$	$m(B) = 0.090\ 4$	$m(B) = 0.063\ 6$
	$m(C) = 0.166\ 1$	$m(C) = 0.172\ 0$	$m(C) = 0.159\ 9$	$m(C) = 0.172\ 1$
	$m(\Theta) = 0.098\ 6$	$m(\Theta) = 0.118\ 0$	$m(\Theta) = 0.122\ 8$	$m(\Theta) = 0.123\ 3$
本文方法	$m(A) = 0.756\ 3$	$m(A) = 0.781\ 0$	$m(A) = 0.758\ 8$	$m(A) = 0.781\ 6$
	$m(B) = 0.094\ 2$	$m(B) = 0.049\ 7$	$m(B) = 0.085\ 3$	$m(B) = 0.049\ 0$
	$m(C) = 0.149\ 5$	$m(C) = 0.169\ 3$	$m(C) = 0.147\ 4$	$m(C) = 0.169\ 4$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0.008\ 5$	$m(\Theta) = 0$

通过对表2的计算结果进行分析可以发现:当传感器提供数据正常时,本文方法、Dempster方法、文献[10]方法和文献[11]方法在任意时刻都能够作出正确的决策.但是,Dempster方法没有考虑时域证据本身的时效性,仅仅是将时域证据序贯组合,融合结果可信度较低;本文方法、文献[10]方法和文献[11]方法在融合时都考虑了时间因素的影响,相比于文献[11]方法,本文方法和文献[10]方法的收敛速度更快、聚焦性更强,并且融合结果不确定度更小,更加有利于决策.因此,本文方法充分体现了时域证据组合

的动态性特点,能够较好地处理时域证据中的冲突信息.

4.2 传感器受到干扰时时域证据合成

为了验证本文方法在证据失真时时域组合的有效性,假设传感器在 t_3 时刻受到干扰,获得错误的识别信息为: $m_{3s}(A) = 0, m_{3s}(B) = 0.85, m_{3s}(C) = 0.15$.其他各时刻的输入证据仍如表1所示.分别运用Dempster方法、文献[10]方法、文献[11]方法和本文方法对各时刻的输入证据进行组合,得到各时刻的累积融合证据如表3所示.

表3 传感器受到干扰时的时域累积融合证据

组合方法	各时刻的累积融合证据			
	$t_2 = 5s$	$t_3 = 10s$	$t_4 = 15s$	$t_5 = 20s$
Dempster 方法	$m(A) = 0.843\ 2$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$
	$m(B) = 0.048\ 7$	$m(B) = 0.718\ 3$	$m(B) = 0.671\ 1$	$m(B) = 0.404\ 8$
	$m(C) = 0.108\ 1$	$m(C) = 0.281\ 7$	$m(C) = 0.328\ 9$	$m(C) = 0.595\ 2$
文献[10]方法	$m(A) = 0.769\ 7$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0.317\ 2$	$m(A) = 0.612\ 9$
	$m(B) = 0.087\ 2$	$m(B) = 0.831\ 2$	$m(B) = 0.452\ 9$	$m(B) = 0.125\ 2$
	$m(C) = 0.143\ 1$	$m(C) = 0.168\ 8$	$m(C) = 0.229\ 9$	$m(C) = 0.261\ 9$
文献[11]方法	$m(A) = 0.634\ 9$	$m(A) = 0.263\ 9$	$m(A) = 0.498\ 7$	$m(A) = 0.655\ 3$
	$m(B) = 0.100\ 4$	$m(B) = 0.430\ 2$	$m(B) = 0.258\ 3$	$m(B) = 0.098\ 4$
	$m(C) = 0.166\ 1$	$m(C) = 0.146\ 9$	$m(C) = 0.194\ 3$	$m(C) = 0.211\ 5$
	$m(\Theta) = 0.098\ 6$	$m(\Theta) = 0.159\ 0$	$m(\Theta) = 0.048\ 7$	$m(\Theta) = 0.034\ 8$
本文方法	$m(A) = 0.756\ 3$	$m(A) = 0.582\ 9$	$m(A) = 0.677\ 1$	$m(A) = 0.750\ 5$
	$m(B) = 0.094\ 2$	$m(B) = 0.251\ 8$	$m(B) = 0.156\ 5$	$m(B) = 0.061\ 5$
	$m(C) = 0.149\ 5$	$m(C) = 0.165\ 3$	$m(C) = 0.166\ 4$	$m(C) = 0.188\ 0$

为便于进行直观分析,图2~图5分别给出了基于Dempster方法、文献[10]方法、文献[11]方法和本文方法进行时域证据组合时Pignistic概率分布随时间的变化趋势.

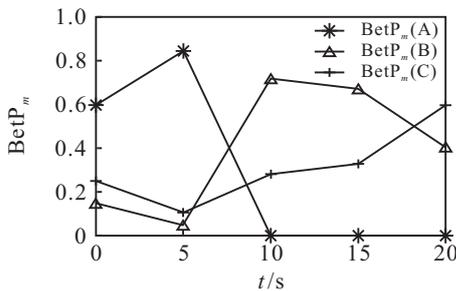


图2 基于Dempster方法的时域累积融合证据

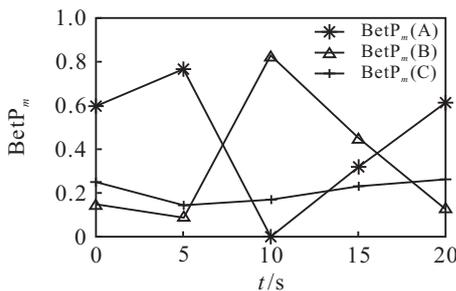


图3 基于文献[10]方法的时域累积融合证据

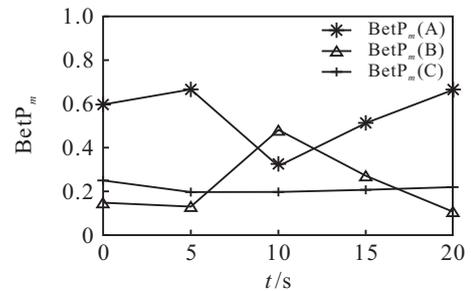


图4 基于文献[11]方法的时域累积融合证据

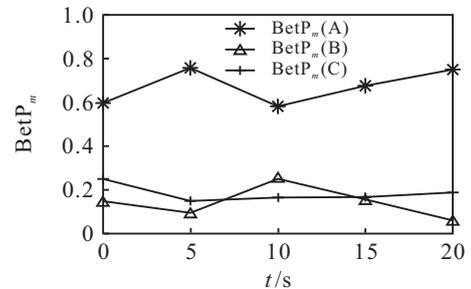


图5 基于本文方法的时域累积融合证据

通过对图2~图5进行分析可以发现:当传感器在 t_3 时刻受到干扰时,Dempster方法由于没有考虑证据的实时可靠度和相对可靠度,陷入了“一票否决”的困境,此后无论各时刻的输入证据对A的支持

度多大,最终识别结果对 A 的支持度都为 0,系统无法再恢复正常;文献[10]方法由于缺乏失真证据判别机制和证据相对可靠性评估方法,在 t_3 、 t_4 时刻都错误地将识别结果确定为 B ,直到 t_5 时刻系统才恢复正常;文献[11]方法由于缺乏失真证据判别机制,在 t_3 时刻错误地将识别结果确定为 B ,在 t_4 时刻虽然能够正确识别出 A ,但对 B 的支持度仍然较大,直到 t_5 时刻系统才恢复正常,并且由表 3 可知文献[11]方法的融合结果较其他 3 种方法的不确定度都更大,不利于作出决策;本文方法在 t_3 时刻虽然对 B 的支持度有所提高,但依然能够正确识别出 A ,到 t_4 时刻系统便已经恢复正常.因此,本文方法与其他 3 种方法相比,具有更强的时域证据冲突信息处理能力,有利于及时作出正确的决策.

为进一步与 Dempster 方法和文献[10]方法、文献[11]方法进行对比,绘制 4 种方法中 $BetP_m(A)$ 各时刻的变化对比情况如图 6 所示.不难看出,当传感器在 t_3 时刻受到干扰后,本文方法得到的 $BetP_m(A)$ 值波动幅度更小,进一步说明本文方法能够有效处理时域证据中的冲突信息,具有较强的抗干扰能力.

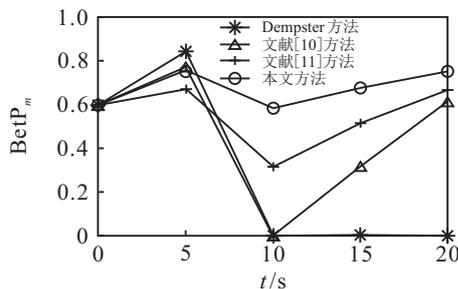


图 6 4 种方法中 $BetP_m(A)$ 各时刻的变化对比情况

5 结论

证据理论在时空信息融合领域得到了广泛的应用,为有效实现时域证据序贯组合,本文在采用一次指数平滑法对时域证据进行失真判别的基础上,结合证据可信度衰减模型确定了相邻时刻证据的实时可靠度,并在此基础上结合基于改进冲突度与不确定度的证据相对可靠性评估方法确定了相邻时刻证据的相对可靠度,提出了一种考虑可靠性的时域证据组合方法.数值仿真分析结果表明,本文方法充分考虑了时间因素的影响,符合时域信息融合的动态性特点,能够有效处理时域证据中的冲突信息,具有较强的抗干扰能力,适合用于进行时域信息融合.

需要说明的是,由于时域信息融合的复杂性,时域证据组合中还有许多问题亟待研究,比如时域证据组合规则的确定、组合结果的评估等,这将是下一步研究的重点.

参考文献(References)

- [1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(4): 325-339.
- [2] Shafer G. *A mathematical theory of evidence*[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 35-57.
- [3] Jousselme L, Maupin P. Distances in evidence theory: Comprehensive survey and generalizations[J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 2012, 53(2): 118-145.
- [4] Denoeux T. Maximum likelihood estimation from uncertain data in the belief function framework[J]. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 2013, 25(1): 119-130.
- [5] Yang Y, Han D Q, Han C Z. Discounted combination of unreliable evidence using degree of disagreement[J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 2013, 54(8): 1197-1216.
- [6] Sua Z G, Wang Y F, Wang P H. Parametric regression analysis of imprecise and uncertain data in the fuzzy belief function framework[J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 2013, 54(8): 1217-1242.
- [7] Hong L, Lynch A. Recursive temporal-spatial information fusion with applications to target identification[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(2): 435-445.
- [8] 刘永祥, 朱玉鹏, 黎湘, 等. 导弹防御系统中的目标综合识别模型[J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(4): 638-642.
(Liu Y X, Zhu Y P, Li X, et al. Integrated target discrimination model in missile defense system[J]. *J of Electronics and Information Technology*, 2006, 28(4): 638-642.)
- [9] 洪昭艺, 高勋章, 黎湘. 基于 DS 理论的混合式时空域信息融合模型[J]. *信号处理*, 2011, 27(1): 14-19.
(Hong Z Y, Gao X Z, Li X. Research on temporal-spatial information fusion model based on DS theory[J]. *Signal Processing*, 2011, 27(1): 14-19.)
- [10] Song Y F, Wang X D, Lei L, et al. Credibility decay model in temporal evidence combination[J]. *Information Processing Letters*, 2015, 115(2): 248-252.
- [11] 宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾. 基于直觉模糊集的时域证据组合方法研究[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.)
- [12] Deng Y, Shi W K, Zhu Z F, et al. Combining belief functions based on distance of evidence[J]. *Decision Support Systems*, 2004, 38(3): 489-493.
- [13] 朱友清, 周石琳, 邹焕新. 基于相容系数的冲突证据合成方法及评价准则[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(6): 1118-1123.

(Zhu Y Q, Zhou S L, Zou H X. Combination method of conflict evidences and evaluation rule based on compatibility ratio[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(6): 1118-1123.)

[14] 姜礼平, 刘杨, 胡伟文. 基于支持度的改进证据合成方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(8): 1483-1487. (Jiang L P, Liu Y, Hu W W. Research on improved evidence combination method based on support degree[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(8): 1483-1487.)

[15] 毕文豪, 张安, 李冲. 基于新的证据冲突衡量的加权证据融合方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(1): 73-78. (Bi W H, Zhang A, Li C. Weighted evidence combination method based on new evidence conflict measurement approach[J]. Control and Decision, 2016, 31(1): 73-78.)

[16] Smets P, Kennes R. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66(3): 191-234.

[17] 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. Conflict evidence combination by using uncertainty degree[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(6): 788-792.)

[18] Han D Q, Deng Y, Han C Z, et al. Weighted evidence combination based on distance of evidence and uncertainty measure[J]. J of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30(5): 396-400.

[19] Duanmu D J, Jiang W, Fan X, et al. A novel weighted combination method of conflicting evidences[J]. ICIC Express Letters, 2013, 7(2): 499-504.

[20] 罗贺, 尹艳平, 胡笑旋, 等. 基于可信因子的证据源修正方法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(6): 1459-1464. (Luo H, Yin Y P, Hu X X, et al. Method to modify evidence source based on trustworthy factors[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(6): 1459-1464.)

[21] 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.)

[22] 史超, 程咏梅. 基于改进证据理论的群决策专家意见集结方法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2011, 12(5): 85-90. (Shi C, Cheng Y M. The expertise aggregation method based on the improved evidence theory in group decision making[J]. J of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2011, 12(5): 85-90.)

[23] Jousselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(1): 91-101.

[24] Jousselme A L, Liu C S, Grenier D, et al. Measuring ambiguity in the evidence theory[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part A, 2006, 36(5): 890-903.

(责任编辑: 齐 霖)

下 期 要 目

结构化P2P网络一致性维护策略研究 齐小刚, 等

基于频繁项集树的时态关联规则挖掘算法 王 玲, 等

基于重抽样优选缓存经验回放机制的深度强化学习方法 陈希亮, 等

基于不完全测距的移动传感器网络定位算法 李卫华, 等

基于和声差分进化的UKF改进算法 贺军义, 等

一类活动边界分布参数系统的移动控制策略 张建中, 等

基于神经网络的小型无人直升机非线性鲁棒控制设计 鲜 斌, 等

城市交通区域的迭代学习边界控制 金尚泰, 等

舰载机弹药调运不确定系统的T-S模糊优化模型 夏国清, 等

基于自适应模糊滑模观测器的永磁同步电机无传感器矢量控制 彭思齐, 等