

一种基于马尔科夫链的冲突证据组合方法

李新德¹ 董清泉¹ 王丰羽¹ 雒超民²

摘要 针对智能信息处理中 Dempster 组合规则不能处理高度冲突的问题, 考虑到序贯证据的序列性具有高效的抗干扰性能, 因此本文提出了一种基于马尔科夫链的冲突证据组合方法. 首先, 从经典马尔科夫链中的确定性状态描述扩展到不确定性状态描述; 然后, 以滑动窗口宽度 l 对序贯历史证据进行采样, 并利用相似性测度计算的权重来修正它们, 从而对修正后的历史证据进行马尔科夫建模, 并根据转移概率矩阵, 计算证据代表; 最后, 利用 Murphy 组合规则对该证据代表组合 $l-1$ 次. 当然, 本文方法也比较适合批量同步融合. 大量的仿真实验对比分析表明, 该方法优势比较明显, 有效地解决了冲突证据合成出现的问题, 并能有效兼顾合成结果的鲁棒性和灵敏性.

关键词 证据推理, 冲突, 马尔科夫链, 状态不确定性, 组合规则

引用格式 李新德, 董清泉, 王丰羽, 雒超民. 一种基于马尔科夫链的冲突证据组合方法. 自动化学报, 2015, 41(5): 914–927

DOI 10.16383/j.aas.2015.c140681

A Method of Conflictive Evidence Combination Based on the Markov Chain

LI Xin-De¹ DONG Qing-Quan¹ WANG Feng-Yu¹ LUO Chao-Min²

Abstract Aiming at the problem that highly conflictive evidence can not be processed by Dempster rule in intelligent information processing, a method of conflictive evidence combination based on Markov chain is proposed by considering the high-efficiency anti-interference performance for the sequentiality of sequential evidences. At first, the deterministic state description in the classic Markov chain is extended to nondeterministic state description. And then, the past evidences are sampled sequentially according to the sliding window width l , which could be amended according to the weight computed by utilizing the similarity measure. A Markov model is established on these past evidences amended so that a transition probability matrix could be obtained, which is used to compute the evidential representative. Finally, this representative is combined with itself for $l-1$ times according to the Murphy's combination method. Of course, this method also fits parallel fuse in a step. Through simulation experiments, the comparative analysis show that the new method's advantage is obvious. That is to say, it efficiently solves the problem of the combination of conflictive evidences; moreover, it keeps robustness and sensibility of combinational result.

Key words Evidence reasoning, conflict, Markov chain, state-uncertainty, combination rule

Citation Li Xin-De, Dong Qing-Quan, Wang Feng-Yu, Luo Chao-Min. A method of conflictive evidence combination based on the Markov chain. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(5): 914–927

证据理论 (Dempster-Shafer theory, D-S theory) 最早是由 Dempster 于 1967 年提出的, 后经 Shafer 于 1976 年^[1] 扩展的一种处理多值映射问题

的信息处理方法. 它由于具有能够高效处理不确定性的能力以及在工程上表现出来的良好实用性能, 近年来在不确定推理、多传感器信息融合、模式识别、图像处理、故障诊断、机器人、多目标决策等领域得到了广泛的应用. 然而经典 Dempster 规则很难处理高度冲突信息, 即使在其基础上扩展而来的 DS_mT (Dezert-Smarandache theory)^[2–6] 也很难解决这个问题. 目前证据的组合存在两种方式: 批量同步融合和序贯异步融合, 其中, 前者是指所有的证据源及其约束条件融合前全部已知, 可以实现并行同步一次性融合, 并给出最终融合结果, 由于融合过程一步到位, 不存在融合顺序的歧义, 于是最终的结果最优且唯一; 而序贯异步融合的前提是证据源及其约束条件是串行给定, 序贯依次融合, 每次融合得出一个决策结果, 由于以往融合结果受后给定证据源与前合成结果之间的相似程度 (或者冲突程度), 以及证据源的融合次序的影响比较大, 因此最终结

收稿日期 2014-09-25 录用日期 2015-01-19

Manuscript received September 25, 2014; accepted January 19, 2015

国家自然科学基金 (60804063, 61175091), 航空基金 (20140169002), 江苏省“青蓝工程”资助计划, 江苏省“六大高峰人才”资助计划资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (60804063, 61175091), Aeronautical Science Foundation of China (20140169002), Qing Lan Project of Jiangsu Province, and Six Major Top-talent Plan of Jiangsu Province

本文责任编辑 胡昌华

Recommended by Associate Editor HU Chang-Hua

1. 东南大学自动化学院复杂工程测量与控制教育部重点实验室 南京 210096 中国

2. 底特律大学电子与计算机工程系 密歇根 美国

1. Key Laboratory of Measurement and Control (School of Automation, Southeast University), Ministry of Education, Nanjing 210096, China

2. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Detroit Mercy, Michigan, USA

果往往是次优的. 目前大部分研究是集中在批量同步融合^[7-16], 而序贯异步融合研究较少, 比如西安交通大学的韩德强等^[17] 提出了在每一步证据组合时, 依据当前既有证据组合结果序列的方差及当前步新证据加入后的序列方差来生成权重, 然后, 基于所获得的权重修正新到证据及前一步组合结果, 最后利用 Dempster 规则完成当前步证据组合. 又如西北工业大学的蒋雯等^[18], 为了解决 Dempster 组合规则对冲突证据组合中存在的不足, 对两个证据 m_1 和 m_2 , 采用 Dempster 组合规则进行融合, 融合之后根据系统的冲突程度, 即利用新的冲突表示系数, 对融合结果 m_{12} 修正为 m_{c12} , 再令 m_{c12} 与新获取的证据 m_3 进行融合, 依次类推. 尽管这两种方法在克服 Dempster 组合规则处理高度冲突存在的不足方面都取得了很好的效果, 但仍存在如下不足: 1) 融合结果根据不同的序贯顺序, 有少许差异, 即结果不唯一; 2) 后一步融合结果受前一步融合结果影响较大.

在现实世界中, 无论是传感器还是人类主观评价, 表达的信息往往具有各种各样的不确定性和模糊性, 若用它们来描述状态, 状态也是不确定和模糊的. 比如, 一个人对一个状态 (一件商品) 的主观评价为“好”或者“不好”, 不同的人评价标准不一样, 其评价结果也不一样. 再如, 用一个摄像机来判断获取的图像中是否是某一个人, 往往也只是给出是否是那个人的概率, 因此, 状态是不确定的, 或者是模糊的. 然而, 其不确定性状态遵循一种特殊的演变规则: 由系统或过程在时刻 t 所处的状态, 可以确定该系统或过程在时刻 $t+1$ 所处的状态, 而无需借助其在时刻 t 以前所处状态的历史数据. 这类特殊的随机过程就是马尔科夫过程^[19-20]. 马尔科夫过程最重要的性质是马尔科夫性, 即过程在时刻 t 所处状态已知的情况下, 过程在时刻 $t+1$ 所处状态的条件分布与过程在时刻 t 之前所处的状态无关. 若时间和状态都是离散的马尔科夫过程称为马尔科夫链.

而序贯异步融合可以看作是一个马尔科夫链, 由于每个状态是不确定的, 因此可以用证据源中的基本概率赋值 (Basic probability assignment, BPA) 来表征状态的不确定性. 于是为了克服当前序贯异步融合的不足, 更好地解决冲突证据融合的问题, 本文提出了一种新的序贯异步融合方法, 即基于马尔科夫链的冲突证据组方法, 该方法的创新性在于: 给出马尔科夫状态不确定性基本概率赋值 BPA 表征方法, 并建立证据的马尔科夫模型, 通过状态转移概率矩阵计算序贯历史证据的代表, 并通过 Murphy 方法进行证据组合. 证据源是否可靠, 需要通过证据间相似测度计算的权重来进行修正. 当然, 本文方法除了可以序贯异步融合, 也可以进行批量同步融合.

本文结构安排如下: 首先在第 1 节介绍了 D-S 证据理论, 并通过一个例子说明证据冲突. 接着在第 2 节, 从经典马尔科夫链中的确定性状态描述扩展到不确定性状态描述, 进行证据的马尔科夫建模, 通过转移概率矩阵计算证据代表. 考虑到证据的可靠度不同, 第 3 节给出了证据权重的计算方法. 第 4 节给出证据合成的方法和算法流程. 第 5 节进行仿真比较实验. 第 6 节是结论与展望.

1 D-S 证据理论

1.1 相同鉴别框架下

设 Θ 为一个有限、互斥且完备的假设空间, 称为鉴别框架, 其幂集空间为 2^Θ . 在该鉴别框架下的基本概率赋值 (BPA) 是一个函数 $m: 2^\Theta \mapsto [0, 1]$ 满足 $m(\phi) = 0$, $\sum_{\theta \in 2^\Theta} m(\theta) = 1$, 其中 ϕ 为空集. 所有满足基本信度赋值 (BPA) $m(\theta) > 0$ 的 θ 被称为焦元 (或命题), 所有由 $m(\theta) > 0$ 组成命题 θ 的集合称为证据核 Γ . 特别地, 当仅包含焦元 Θ 的 BPA 不为零时, 即 $m(\Theta) = 1$. 根据文献 [1] 定义的 BPA, 对应的信任函数 (Bel), 似然函数 (Pl) 分别定义为

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (1)$$

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B) \quad (2)$$

若 $m_i(\cdot), i = 1, 2, \dots, n$ 是同一鉴别框架 Θ 下 n 个相互独立的 BPA, 则 Dempster 合成规则为

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i^j = A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i^j)}{1 - \sum_{\cap A_i^j = \phi} \prod_{i=1}^n m_i(A_i^j)} \quad (3)$$

其中, $\sum_{\cap A_i^j = \phi} \prod_{i=1}^n m_i(A_i^j)$ 被称为冲突因子 κ .

1.2 不同鉴别框架下

设 $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_n$ 为 n 个不同鉴别框架, 其幂集空间分别是 $2^{\Theta_1}, 2^{\Theta_2}, \dots, 2^{\Theta_n}$, 那么, 证据源可表示为

$$\begin{aligned} S_1 &= \{A_1^j | A_1^j \in 2^{\Theta_1}; m_{\Theta_1}(A_1^j) \geq 0, \\ &\quad j = 1, 2, \dots, |\Gamma_1|\} \\ S_2 &= \{A_2^k | A_2^k \in 2^{\Theta_2}; m_{\Theta_2}(A_2^k) \geq 0, \\ &\quad k = 1, 2, \dots, |\Gamma_2|\} \\ &\quad \vdots \\ S_n &= \{A_n^l | A_n^l \in 2^{\Theta_n}; m_{\Theta_n}(A_n^l) \geq 0, \\ &\quad l = 1, 2, \dots, |\Gamma_n|\} \end{aligned}$$

其中, 各个鉴别框架下的信度赋值具有归一化特性, n 个证据源合成后的幂集空间为 $2^\Theta = 2^{\Theta_1 \times \Theta_2 \times \dots \times \Theta_n}$, 其幂集空间中的子集在笛卡尔乘积 $2^{\Theta_1} \times 2^{\Theta_2} \times \dots \times 2^{\Theta_n}$ 上的基本概率赋值函数 $m(\cdot)$ 为 $m_{\Theta_n}(\cdot \cap \cdot \cap \dots \cap \cdot) = m_{\Theta_1}(\cdot) \times m_{\Theta_2}(\cdot) \times \dots \times m_{\Theta_n}(\cdot)$. 于是, n 个不同鉴别框架下的 Dempster 合成规则可表示为

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i^j = A} \prod_{i=1, A_i^j \in 2^{\Theta_i}}^n m_{\Theta_i}(A_i^j)}{1 - \kappa} \quad (4)$$

其中, 冲突因子 $\kappa = \sum_{\cap A_i^j = \phi} \prod_{i=1, A_i^j \in 2^{\Theta_i}}^n m_{\Theta_i}(A_i^j)$.

下面通过一个算例来说明利用 Dempster 规则组合冲突证据时存在的问题.

例 1 (早期 Zadeh 给出的一个冲突例子^[21]). 两个医生针对同一病人进行诊断, 认为病症可能是脑膜炎 (M)、脑震荡 (C)、脑肿瘤 (T) 中的一种. 鉴别框架 Θ 可设为 $\{M, C, T\}$.

两位医生的诊断结果分别表示为

医生 1: $m_1(M) = 0.99, m_1(T) = 0.01$

医生 2: $m_2(C) = 0.99, m_2(T) = 0.01$

从上面的两位医生的诊断结果看, 两位都认为病人患脑肿瘤的可能性最低, 但分别认为是其他两种病症之一的可能性很高. 于是根据 Dempster 组合规则 (3) 可以得到如下结果:

$$m_{1,2}(M) = 0, m_{1,2}(C) = 0, m_{1,2}(T) = 1.$$

据此得出的结论是病人患脑肿瘤的机率是 100%. 这显然是反直觉 (冲突) 的结果. 因为两个医生都认为病人患脑肿瘤的可能性极低. 需要特别注意的是两个医生对其他两种病症可能性的判断几乎完全冲突.

本例就是证据冲突的极端例子, 它能很好地反映出在对高冲突证据之间利用 Dempster 规则进行组合时可能出现的冲突问题.

2 证据的马尔科夫建模

马尔科夫过程因 Markov 在有限状态的离散参数系统中引入这一概念, 因此以其姓名进行命名. 它在任何时刻的结果仅依赖于前一时刻的结果, 而与以前的结果无关. 即对于 $t_1 < t_2 < \dots < t_n$, $P[x(t_n) = x_n | x(t_{n-1}), \dots, x(t_1)] = P[x(t_n) = x_n | x(t_{n-1})]$. 马尔科夫链是指时间和状态都是离散的马尔科夫过程^[19-20].

定义 1 (转移概率)^[19-20]. 在离散时间马尔科夫链 $\{x_n\}$ 中, 其具有有限或无限状态 $s_1, s_2, \dots, s_i, \dots$, 设 $x_n = x(t_n)$ 表示系统在 $t = t_n$ 时的状态. 若 $t_n = nT$, 则对于 $0 \leq m \leq n$, 序列

$x_m \rightarrow x_{m+1} \rightarrow \dots \rightarrow x_n, \dots$ 表示系统的演变过程. 设

$$p_i(m) = P\{x_m = s_i\} \quad (5)$$

表示在时刻 $t = t_m$, 系统在状态 s_i 的概率, 而

$$p_{ij}(m, n) \equiv P\{x_n = s_j | x_m = s_i\} \quad (6)$$

表示在时刻 $t = t_m$ 位于 s_i 的情况下, 系统在时刻 $t = t_n$ 到达状态 s_j 的概率. $p_{ij}(m, n)$ 表示马尔科夫链从时刻 t_m 的状态 s_i 转移到时刻 t_n 的状态 s_j 的转移概率.

定义 2^[19-20]. 如果对任意 m, n 和状态 s_i, s_j , 只要 $P\{x_n = s_i\} > 0, P\{x_m = s_i\} > 0$, 就存在:

$$P\{x_{n+1} = s_j | x_n = s_i\} = P\{x_{m+1} = s_j | x_m = s_i\} \quad (7)$$

表示该马尔科夫链是齐次的.

定义 3 (齐次链)^[19-20]. 如果马尔科夫链中的 $p_{ij}(m, n)$ 仅依赖于差值 $n - m$, 则称为在时间上的齐次马尔科夫链. 此时, 转移概率称为平稳的, 并且

$$P\{x_{m+n} = s_j | x_m = s_i\} = p_{ij}(n) = p_{ij}^{(n)} \quad (8)$$

表示齐次马尔科夫链从状态 s_i 经过 n 步转移到达状态 s_j 的条件概率. 若 $p_{ij} = P\{x_{m+1} = s_j | x_m = s_i\}$, 则 p_{ij} 称为一步转移概率.

定义 4 (随机矩阵)^[22]. 矩阵 $P(m, n)$ 是由转移概率 $p_{ij}(m, n)$ 产生, 即

$$P(m, n) = \begin{bmatrix} p_{11}(m, n) & p_{12}(m, n) & \dots & p_{1j}(m, n) & \dots \\ p_{21}(m, n) & p_{22}(m, n) & \dots & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ p_{i1}(m, n) & \dots & \dots & p_{ij}(m, n) & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $p_{ij}(m, n) > 0$, 且 $\sum_j p_{ij}(m, n) = \sum_j P\{x_n = s_j | x_m = s_i\} = 1$, 因此 $P(m, n)$ 被称为随机矩阵. 对于齐次马尔科夫链, 一步转移概率矩阵 P 为

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1j} & \dots \\ p_{21} & p_{22} & \dots & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ p_{i1} & p_{i2} & \dots & p_{ij} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad (10)$$

下面是马尔科夫链的一些重要性质^[22].

设 S 为状态空间, $p_{ij}^{(k)}$ 表示状态 s_i 经 k 步转移到状态 s_j 的概率. 齐次马尔科夫链的 k 步转移概率具有以下性质:

性质 1.

$$p_{ij}^{(k)} \geq 0, \forall s_i, s_j \in S, k \geq 0 \quad (11)$$

性质 2.

$$\sum_{s_j \in S} p_{ij}^{(k)} = 1, \forall s_i \in S, k \geq 0 \quad (12)$$

性质 3.

$$p_{ij}^{(m+k)} = \sum_{s_r \in S} p_{ir}^{(m)} p_{rj}^{(k)}, \forall s_i, s_j \in S, m, k \geq 0 \quad (13)$$

式 (13) 称为 Chapman-Kolmogorov 方程, 简称 C-K 方程, 是齐次马尔科夫链中计算 n 步转移概率的依据.

在证据建模之前, 我们先来看一个例子.

例 2. 假设现在有一个摄像机, 用它来连续观察视野中的目标 n 次, 它可能是 A , 可能是 B , 还可能是 $A \cup B$, 即 $\Theta = \{A, B\}$, 若第 $i \in n$ 次观察的结果: 支持目标 A 的概率是 $p_i(A)$, 支持目标 B 的概率是 $p_i(B)$, 支持目标 $A \cup B$ 的概率是 $p_i(A \cup B)$, 其中, $\sum_{x \in 2^\Theta} p_i(x) = 1, x = A, B, A \cup B \in 2^\Theta$. 显而易见, 这不是经典马尔科夫过程中状态的概率描述, 而是一种马尔科夫过程中状态的证据描述^[23]. 下面详述证据的马尔科夫建模.

2.1 相同鉴别框架

假设存在一个鉴别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, 在其幂集空间 2^Θ 下, 根据时间序列 $\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 获得一组证据序列 $M = \{m_1, m_2, m_3 \dots, m_m\}$, 因此, 用基本概率赋值矩阵 M 表示为

$$M = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & m_{1,3} & \cdots & m_{1,\nu} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & m_{2,3} & \cdots & m_{2,\nu} \\ \vdots & \vdots & \vdots & m_{i,j} & \vdots \\ m_{m,1} & m_{m,2} & m_{m,3} & \cdots & m_{m,\nu} \end{bmatrix} \quad (14)$$

矩阵中 $m_{i,j}$ 表示第 i 个证据对 2^Θ 中的第 j 个子集 (马尔科夫过程中可能经历的状态) 的基本概率赋值 BPA, 当然, 为了简单, 也可以用 Θ 中的子集表示经历的状态.

下面阐述一下基本概率赋值矩阵和转移矩阵之间的关系, 在此之前, 先通过一个例子进行说明.

例 3. 假设某个学院 2012 年有 10 人参加学校运动会, 一共有三项比赛, 其中 6 人参加长跑比赛, 3 人参加跳远比赛, 1 人参加跳高比赛. 2013 年还是

这 10 人参加比赛, 但有 5 人参加长跑比赛, 2 人参加跳远比赛, 3 人参加跳高比赛. 那么根据转移概率矩阵 (10) 的定义, 可得一步转移概率矩阵为

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0.2 & 0.3 \\ 0.5 & 0.2 & 0.3 \\ 0.5 & 0.2 & 0.3 \end{bmatrix}$$

若 2014 年这 10 人有 4 人参加长跑比赛, 3 人参加跳远比赛, 3 人参加跳高比赛. 那么从 2012 年参赛状态到 2014 年参赛状态的转移概率矩阵为

$$\begin{bmatrix} 5 & 2.7 & 3.3 \\ 11 & 11 & 11 \\ 2.3 & 1.2 & 1.5 \\ 5 & 5 & 5 \\ 1.7 & 1.1 & 1.2 \\ 4 & 4 & 4 \end{bmatrix}$$

假设每年参加比赛的总人数不变, 第 i 年参加长跑比赛人数为 A_i 人, 参加跳远比赛为 B_i 人, 参加跳高比赛为 C_i 人, 即 $A_i + B_i + C_i = 10$. 通过上面的分析, 可以递推出 2012 年的参赛状态到第 i 年参赛状态的转移概率矩阵为

$$\frac{1}{10} \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^{k-1} A_i A_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} A_i} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} A_i B_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} A_i} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} A_i C_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} A_i} \\ \frac{\sum_{i=1}^{k-1} B_i A_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} B_i} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} B_i B_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} B_i} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} B_i C_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} B_i} \\ \frac{\sum_{i=1}^{k-1} C_i A_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} C_i} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} C_i B_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} C_i} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} C_i C_{i+1}}{\sum_{i=1}^{k-1} C_i} \end{bmatrix} \quad (15)$$

很显然, 式 (15) 中每行之和等于 1, 满足马尔科夫链的定义. 同理, 若矩阵 (14) 中每条证据 m_i, m_m 分别看作第 i, m 个年度参加各种不同比赛的比值, 因此, 很容易得到从 i 到 m 的转移概率矩阵 (16).

$$\begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,1} m_{i+1,1}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,1}} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,1} m_{i+1,2}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,1}} & \cdots & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,1} m_{i+1,\nu}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,1}} \\ \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,2} m_{i+1,1}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,2}} & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,2} m_{i+1,2}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,2}} & \cdots & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,2} m_{i+1,\nu}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,2}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,\nu} m_{i+1,1}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,\nu}} & \cdots & \cdots & \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,\nu} m_{i+1,\nu}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,\nu}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, 矩阵 (16) 中的元素 $p_{hl} = \frac{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,h} m_{i+1,l}}{\sum_{i=1}^{k-1} m_{i,h}}$, 显而易见, $\sum_{l=1}^{k-1} p_{hl} = 1$.

2.2 不同鉴别框架

设 $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_m$ 为 m 个不同鉴别框架, 其幂集空间分别是 $2^{\Theta_1}, 2^{\Theta_2}, \dots, 2^{\Theta_m}$, 那么, 其合成后的幂集空间为 $2^\Theta = 2^{\Theta_1 \times \Theta_2 \times \dots \times \Theta_m}$, 它的子集在笛卡尔乘积 $2^{\Theta_1} \times 2^{\Theta_2} \times \dots \times 2^{\Theta_m}$ 上的基本概率赋值函数 $m(\cdot)$ 为 $m_{\Theta_m}(\cdot \cap \cdot \cap \dots \cap \cdot) = m_{\Theta_1}(\cdot) \times m_{\Theta_2}(\cdot) \times \dots \times m_{\Theta_m}(\cdot)$, 于是, 可以得到在幂集空间 2^Θ 下 m 组证据源, 从而可以得到其基本概率赋值矩阵如式 (14) 和转移概率矩阵 (16).

2.3 证据代表

通过第 2.1 节或第 2.2 节, 可以得到转移概率矩阵 P , 假设得到该转移概率矩阵的证据源的最后一个观察证据是 m , 那么可以通过式 (17) 获得证据代表 \hat{m} 为

$$\hat{m} = mP \tag{17}$$

3 证据权重计算

证据间距离的衡量不是一个新课题, 已有很多专家学者从事这方面的研究^[24-29], 目前应用较广的有 Pignistic 距离^[9, 27, 30-31]、余弦距离^[28] 以及 Jousselme^[25] 距离等, 当然, 这些距离都可以被用来计算相似测度矩阵. 这里采用 Pignistic 距离来计算相似测度.

定义 5^[9, 27, 30-31]. 设 $m(\cdot)$ 为 2^Θ 的基本概率赋值 BPA, 命题子集 $A, B \in 2^\Theta$, 且满足:

$$Bet P_m(A) = \sum_{B \in 2^\Theta} \frac{|B \cap A|}{|B|} m(B) \tag{18}$$

其中, $|B|$ 表示 B 的子集的基数, $Bet_{A \in 2^\Theta} P_m(A)$ 描述了基本概率赋值 $m(\cdot)$ 支持幂集 2^Θ 上命题子集 A 为真的全部概率值.

定义 6^[9, 27, 30-31]. 设 m_1, m_2 为同一鉴别框架 Θ 下两个证据源的基本概率赋值函数, 其对应的 Pignistic 转换后的概率函数分别为 $BetP_{m_1}$ 和 $BetP_{m_2}$, 那么两个证据源间的 Pignistic 概率距离为

$$difBetP_{m_1}^{m_2} = \max_{A \in \Theta} (|BetP_{m_1}(A) - BetP_{m_2}(A)|) \tag{19}$$

定义 7. 设两个不同鉴别框架 Θ_1 和 Θ_2 , m_1 和 m_2 分别为其 2^{Θ_1} 和 2^{Θ_2} 下两个证据源的基本概率赋值函数, 其合成的笛卡尔乘积空间 $2^\Theta = 2^{\Theta_1} \times 2^{\Theta_2}$ 下两个证据源的基本概率赋值函数为 m'_1 和 m'_2 , 其

对应的 Pignistic 转换后的概率函数分别为 $BetP_{m'_1}$ 和 $BetP_{m'_2}$, 那么两个证据源间的 Pignistic 概率距离为

$$difBetP_{m'_1}^{m'_2} = \max_{A \in \Theta} (|BetP_{m'_1}(A) - BetP_{m'_2}(A)|) \tag{20}$$

定义 8^[9, 27, 30-31]. 已知两个证据源 m_1 和 m_2 间的 Pignistic 概率距离, 则相似测度定义为

$$Sim(m_1, m_2) = 1 - difBetP_{m_1}^{m_2} \tag{21}$$

假设存在 n 个独立证据源, 根据相似性测度函数 (21) 计算得到证据间相似测度矩阵:

$$C_{n \times n} = \begin{bmatrix} 1 & sim_{12} & sim_{13} & \dots & sim_{1n} \\ sim_{21} & 1 & sim_{23} & \dots & sim_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ sim_{n1} & sim_{n2} & sim_{n3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \tag{22}$$

注意, 矩阵 (22) 中的元素 $Sim_{ij} = Sim(m_i, m_j)$, 满足 $Sim_{ij} = Sim_{ji}$, 可见相似测度矩阵 $C_{n \times n}$ 是一个对称阵.

对于每一个证据源, 都存在被其他证据源支持的程度. 可以认为两证据源间相似度高的表明证据源之间相互支持程度高. 因此, 根据相似性矩阵 $C_{n \times n}$, 即可获得证据体的权重为 $\omega(m_i)$.

$$\omega(m_i) = \frac{Sup(m_i)}{\sum_{j=1}^n [Sup(m_j)]} \tag{23}$$

其中, $Sup(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n Sim(m_i, m_j)$, $i = 1, \dots, n$. 为了书写方便, $\omega(m_i)$ 简写为 ω_i .

根据权重对初始证据进行修正如下:

$$m'_i = \omega_i m_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{24}$$

4 证据合成

假设已通过式 (17) 求取了前面 n 个证据源的代表 \hat{m} , 那么根据 Murphy 提出的组合方法^[32], 可以将该证据代表 \hat{m} 用 Dempster 组合规则 (3) 或 (4) 自组合 $n-1$ 次, 即

$$m_{Murphy} = \hat{m} \oplus^{n-1} \tag{25}$$

序贯证据异步合成的算法流程图如图 1 所示, 其具体步骤如下:

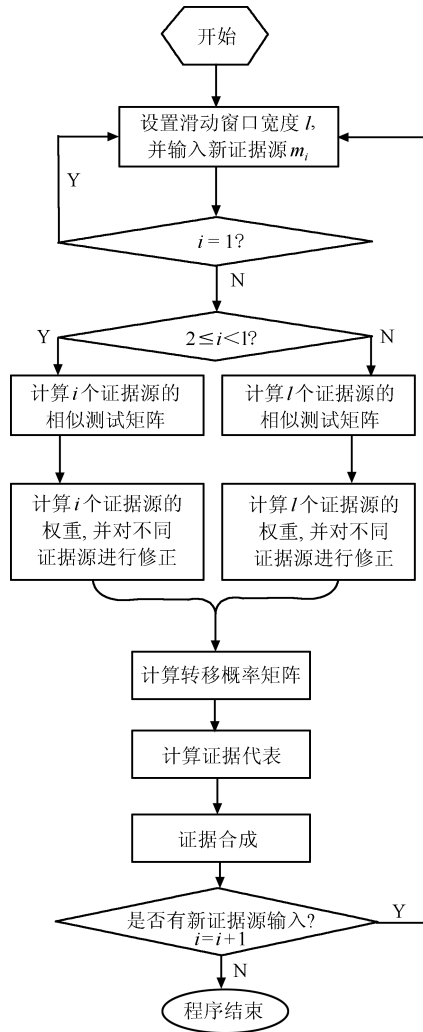


图 1 证据合成流程图

Fig. 1 The flowchart of evidence combination

步骤 1. 设定合成滑动窗口宽度为 l (意味着当前证据源与前面 $l - 1$ 个连续历史证据合成).

步骤 2. 输入证据源 $m_i, i = 1, 2, 3, \dots$, 并对 i 进行计数. 若 $i = 1$, 返回步骤 2. 若 $i \geq 2$, 转到步骤 3.

步骤 3. 若 $i < l$, 按照式 (21) 计算 i 个证据源的相似性测度矩阵 (22); 若 $i \geq l$, 计算 l 个证据源的相似性测度矩阵.

步骤 4. 根据式 (23) 计算权重, 然后根据计算的不同权重, 通过式 (24) 修正不同证据源.

步骤 5. 若 $i < l$, 利用式 (16) 计算 i 个证据源的状态转移概率矩阵 P , 并根据式 (17) 计算 i 个证据的代表 \hat{m} . 若 $i \geq l$, 计算 l 个证据源的状态转移概率矩阵 P , 并计算 l 个证据的代表 \hat{m} .

步骤 6. 若 $i < l$, 利用式 (25), 自组合 $i - 1$ 次; 若 $i \geq l$, 自组合 $l - 1$ 次.

步骤 7. 得到组合结果, 若仍然存在新证据源输入, 则返回步骤 2; 否则, 转向下一步.

步骤 8. 程序结束.

注意, 通过对上面的算法分析可知, 该算法不仅可以通过设定合成窗口宽度, 进行序贯异步融合; 也可以根据需要, 进行批量同步融合.

下面通过一个具体的算例来说明该算法的批量同步融合过程, 而序贯异步融合算法与此相类似, 只不过需要设定一个滑动窗口.

例 4. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 4 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, 3, 4$, 其基本概率赋值矩阵 M 如下:

$$M = \begin{bmatrix} 0.9 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0.01 & 0.99 \\ 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.98 & 0.01 & 0.01 \end{bmatrix}$$

步骤 1. 首先根据式 (22), 计算 4 个证据源之间的相似测度矩阵为

$$C_{4 \times 4} = \begin{bmatrix} 1 & 0.1 & 0.7 & 0.91 \\ 0.1 & 1 & 0.21 & 0.02 \\ 0.7 & 0.21 & 1 & 0.62 \\ 0.91 & 0.02 & 0.62 & 1 \end{bmatrix}$$

步骤 2. 计算其他证据对证据 m_i 的支持度

$$Sup(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^4 Sim(m_i, m_j), \quad i = 1, 2, 3, 4$$

为

$$Sup = [1.71 \quad 0.33 \quad 1.53 \quad 1.53]^T$$

根据式 (23), 计算各个证据源权重为

$$\omega = [0.334 \quad 0.064 \quad 0.299 \quad 0.302]^T$$

即 $\omega(m_1) = 0.334, \omega(m_2) = 0.064, \omega(m_3) = 0.299, \omega(m_4) = 0.302$. 根据式 (24), 利用该权重对基本概率赋值矩阵修正为

$$M' = \begin{bmatrix} 0.3006 & 0 & 0.0334 \\ 0 & 0.00064 & 0.06336 \\ 0.1794 & 0.0598 & 0.0598 \\ 0.29596 & 0.00302 & 0.00302 \end{bmatrix}$$

步骤 3. 利用式 (16), 对修正后的基本概率赋值矩阵 M' 求转移概率矩阵 Q 为

$$Q = \begin{bmatrix} 0.111 & 0.002 & 0.041 \\ 0.295 & 0.004 & 0.004 \\ 0.186 & 0.026 & 0.039 \end{bmatrix}$$

由于 Q 是非归一化的, 通过对 Q 进行归一化得 Q' 为

$$Q' = \begin{bmatrix} 0.722 & 0.010 & 0.268 \\ 0.976 & 0.012 & 0.012 \\ 0.742 & 0.102 & 0.156 \end{bmatrix}$$

步骤 4. 利用式 (17) 求得证据代表为

$$\hat{m} = m_4 Q' = \begin{bmatrix} 0.725 & 0.011 & 0.264 \end{bmatrix}$$

步骤 5. 利用 Murphy 合成式 (25) 对证据代表 \hat{m} 组合 4-1 次, 得到最终的合成结果为

$$m_{\text{Murphy}} = \begin{bmatrix} 0.983 & 0 & 0.017 \end{bmatrix}$$

5 证据合成实验

为了验证本文方法在证据合成时的高精度、鲁棒性和识别的准确性, 这里给出了大量的仿真实验, 并与李文立^[33]、韩德强^[17]等的方法进行深入比较.

实验 1. 为了验证本文方法对于含有相同且非中立证据源 (如例 5) 进行合成的高精度, 分别以 2 ~ 10 个证据依次递增的方式进行合成实验, 且与韩德强、李文立等的方法进行深入比较.

例 5. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$ 如下:

$$\Gamma_i = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_i = \{0.55, 0.1, 0.35\}$$

在该实验中, 10 个证据源依次给定, 并采用批量同步融合方式 (每次输入一个新证据, 将该证据连同前面的所有证据一起融合), 可以得到 9 次融合结果, 并与李文立和韩德强等的方法进行比较, 比较结果见图 2 所示, 可见, 本文方法比李文立和韩德强等的方法收敛得都快, 融合精度更高, 而李文立方法随着证据源数目的增加出现了融合结果下降的趋势, 这显然是反直觉的. 因为这 10 个证据源明显是支持 A 的, 且证据相同, 因此随着证据源的增加, A 的支持度应该逐渐增大.

实验 2. 为了验证本文方法对于所有证据都是中立证据源 (如例 6) 时, 进行证据合成的有效性, 分别以 2 ~ 10 个证据依次递增的方式进行合成实验, 且与韩德强、李文立等的方法进行深入比较.

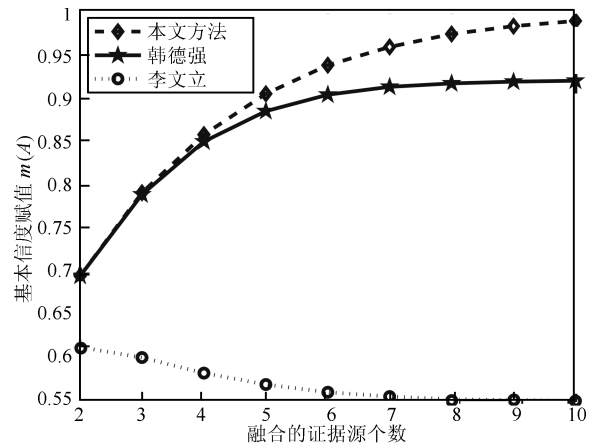


图 2 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 2 The comparison of combination results among different methods

例 6. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$, 如下:

$$m_i = \{0.33334, 0.33333, 0.33333, i = 1, 2, \dots, 10\}$$

分析: 采用批量同步融合方式, 从图 3 可知, 韩德强的方法和本文方法的结果 $m(A)$ 是一样的, 李文立方法的结果稍微低一点. 但三个方法随着中立证据源的陆续参与合成, 其结果都是一条直线, 而且都维持在输入证据源附近, 也就是说, 中立证据源的输入对证据的合成没有多大的影响, 符合直觉反应.

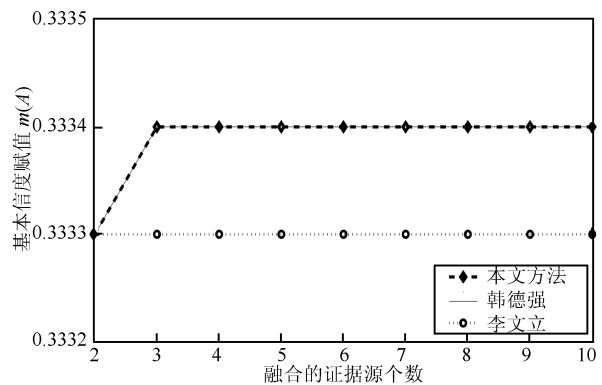


图 3 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 3 The comparison of combination results among different methods

实验 3. 下面通过利用蒋雯等^[18]的算例 (存在一个冲突), 将本文方法与蒋雯、韩德强以及李文立等的方法进行合成结果对比.

例 7. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 4 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, 3, 4$, 如下:

$$\Gamma_1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.98, 0.01, 0.01\}$$

$$\Gamma_2 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.00, 0.01, 0.99\}$$

$$\Gamma_3 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.90, 0.00, 0.10\}$$

$$\Gamma_4 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.90, 0.00, 0.10\}$$

在该实验中, 4 个证据源 (三个支持 A , 一个支持 B) 依次给定, 采用批量同步融合方式, 由于第二个证据源与第一个是完全冲突的证据源, 采用本文方法合成这两个证据源时, 其结果 $m(A) = 0$. 此时, 蒋雯方法的结果也几乎是 $m(A) = 0$. 而韩德强和李文立的结果为 $m(A) = 0.5$. 随着第三个证据源的输入, 由于第二个证据源的强冲突后效作用, 导致采用本文方法的融合结果几乎没有反应. 而其他方法都有所上升. 当第 4 个证据源输入时, 本文方法的结果迅速赶上并超过其他方法. 比较结果见图 4 所示, 可见, 本文方法不太适合较少证据源的合成, 尤其前两个证据源存在高度冲突时, 融合结果较差. 这是因为本文方法考虑利用前面的历史证据, 若合成证据太少, 可利用的证据就少, 其优势体现不出来. 因此, 建议采用本文方法, 当前面存在高度冲突证据源时, 待合成的证据源至少需要 3 个以上.

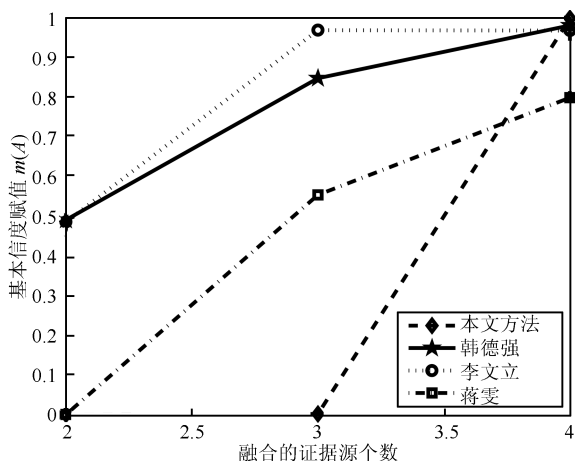


图 4 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 4 The comparison of combination results among different methods

实验 4. 为了验证本文方法对于 9 个一样加一个冲突证据源合成的高精度, 分别以 2 ~ 10 个证据依次递增的方式进行合成实验, 将本文的方法与韩德强、李文立的方法进行比较.

例 8. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$, 如下:

$$\Gamma_1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.55, 0.1, 0.35\}$$

$$\Gamma_2 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.00, 0.9, 0.10\}$$

$$\Gamma_{3\sim 10} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{3\sim 10} = \{0.55, 0.1, 0.35\}$$

在该实验中, 由于第二证据源是冲突证据, 仍然采用批量同步融合方式, 本文方法在初始 3 个证据合成时, 融合效果显然不是很理想. 但随着第 4 个以及后面证据源的陆续输入并参与合成, 其合成效果迅速上升并超过了所有其他方法, 高精度的优势充分体现出来了, 比较结果见图 5 所示.

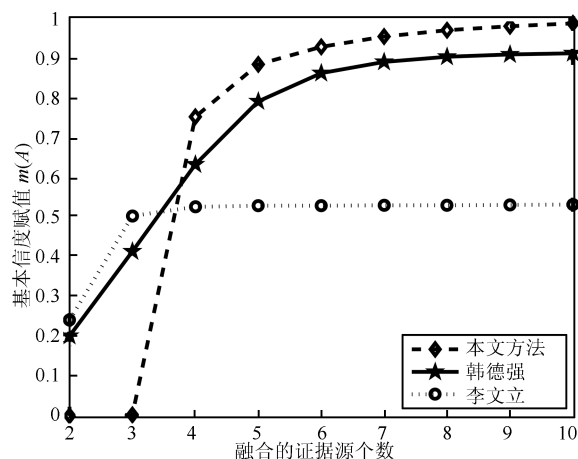


图 5 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 5 The comparison of combination results among different methods

实验 5. 为了验证本文方法对于 8 个一样加两个冲突证据源合成时的抗干扰和高精度特性, 分别以 2 ~ 10 个证据依次递增的方式进行合成实验, 将本文的方法与韩德强、李文立的方法进行比较.

例 9. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$, 如下:

$$\Gamma_{1\sim 2} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{1\sim 2} = \{0.55, 0.1, 0.35\}$$

$$\Gamma_3 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.00, 0.9, 0.10\}$$

$$\Gamma_{4\sim 6} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{4\sim 6} = \{0.55, 0.1, 0.35\}$$

$$\Gamma_7 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_7 = \{0.00, 0.9, 0.10\}$$

$$\Gamma_{8\sim 10} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{8\sim 10} = \{0.55, 0.1, 0.35\}$$

在该实验中, 仍然采用批量同步融合方式. 比较结果见图 6 所示, 前面几个证据中, 尽管第三个证据是冲突证据, 但由于第一个和第二个证据都支持 A , 因此, 采用本文方法的结果也是不错的, 尤其随着证据源的陆续输入, 其融合结果精度明显高于其他方法. 当第 7 个证据源作为冲突证据出现时, 韩德强的方法波动比较大, 而本文方法波动很小, 可见其抗干扰特性比较好. 尽管李文立方法的结果也波动不是很大, 但融合精度却差了很多.

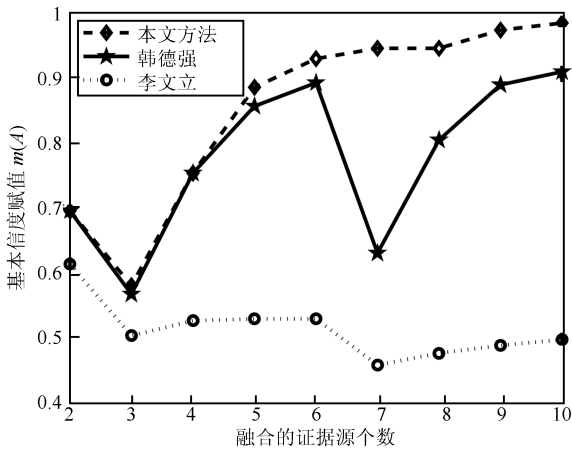


图 6 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 6 The comparison of combination results among different methods

实验 6. 为了验证本文方法对于 10 个不一样证据源, 且含有一个冲突证据源合成的高精度特性, 分别以 2 ~ 10 个证据依次递增的方式进行合成实验, 将本文的方法与韩德强, 李文立的方法进行比较.

例 10. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$, 如下:

$$\begin{aligned} \Gamma_1 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.55, 0.10, 0.35\} \\ \Gamma_2 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.00, 0.90, 0.10\} \\ \Gamma_3 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.65, 0.10, 0.25\} \\ \Gamma_4 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.50, 0.10, 0.40\} \\ \Gamma_5 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_5 = \{0.60, 0.20, 0.20\} \\ \Gamma_6 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_6 = \{0.70, 0.10, 0.20\} \\ \Gamma_7 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_7 = \{0.60, 0.10, 0.30\} \\ \Gamma_8 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_8 = \{0.75, 0.10, 0.15\} \\ \Gamma_9 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_9 = \{0.65, 0.20, 0.15\} \\ \Gamma_{10} &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{10} = \{0.70, 0.20, 0.10\} \end{aligned}$$

实验 4 和实验 5 给出相同证据源加入冲突时的合成对比结果. 在实验 6 中, 给出 10 个不同证据源 (仍采用批量同步融合方式), 其中第二个支持 B , 其他都明显支持 A , 由于第二个是冲突证据, 因此, 采用本文方法, 开始的第二个和第三个证据合成效果都不是很好, 但从第 4 个开始, 合成效果赶上并超过其他方法. 李文立方法的结果仿佛一条直线, 趋于不收敛. 韩德强的方法仅次于本文方法, 其比较结果见图 7 所示.

实验 7. 为了验证本文方法对于 10 个不一样证据源, 且含有两个冲突证据源合成的有效性, 分别以

2 ~ 10 个证据依次递增的方式进行合成实验, 将本文的方法与韩德强、李文立的方法进行比较.

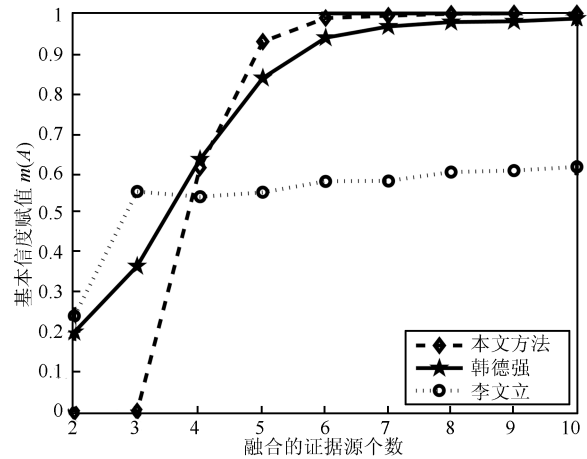


图 7 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 7 The comparison of combination results among different methods

例 11. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$, 如下:

$$\begin{aligned} \Gamma_1 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.55, 0.10, 0.35\} \\ \Gamma_2 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.00, 0.90, 0.10\} \\ \Gamma_3 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.65, 0.10, 0.25\} \\ \Gamma_4 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.50, 0.10, 0.40\} \\ \Gamma_5 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_5 = \{0.60, 0.20, 0.20\} \\ \Gamma_6 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_6 = \{0.70, 0.10, 0.20\} \\ \Gamma_7 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_7 = \{0.10, 0.80, 0.10\} \\ \Gamma_8 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_8 = \{0.75, 0.10, 0.15\} \\ \Gamma_9 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_9 = \{0.65, 0.20, 0.15\} \\ \Gamma_{10} &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{10} = \{0.70, 0.20, 0.10\} \end{aligned}$$

尽管在实验 7 中, 10 个不同证据源加上两个冲突干扰证据源进行合成 (仍采用批量同步融合方式), 但合成的分析结果类似于实验 5, 因此这里不再重复, 比较结果见图 8 所示.

实验 8. 为了检验本文批量同步融合方法对证据输入顺序的敏感性, 这里给出 4 个证据源.

例 12. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下:

$$\begin{aligned} \Gamma_1 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.80, 0.10, 0.10\} \\ \Gamma_2 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.20, 0.10, 0.70\} \\ \Gamma_3 &= \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.50, 0.20, 0.30\} \end{aligned}$$

$$\Gamma_4 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.90, 0.00, 0.10\}$$

通过改变输入证据的顺序, 共得到 24 个不同顺序, 分别采用本文的批量同步融合方法, 其合成结果如图 9 所示。

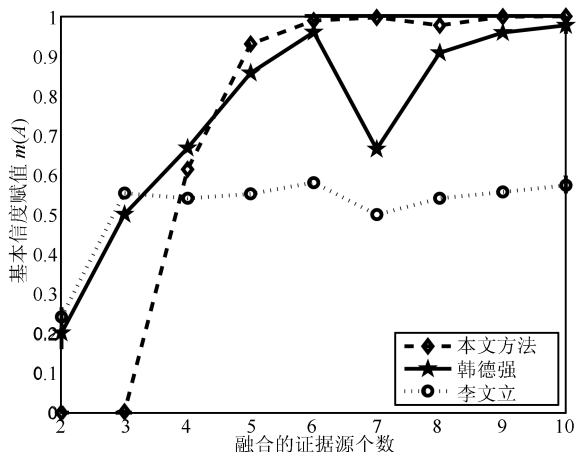


图 8 不同方法的证据合成对比结果

Fig. 8 The comparison of combination results among different methods

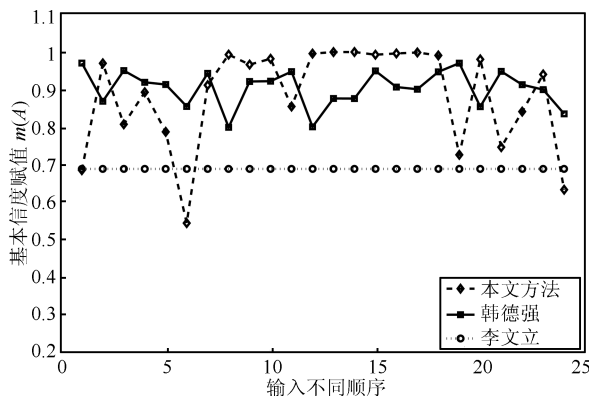


图 9 合成顺序不同对合成结果的影响

Fig. 9 The effect of different sequence on combination result

分析: 从图 9 和均方差计算可知, 本文方法的均方差是 0.0173. 韩德强方法的均方差是 0.0023, 李文立方方法的均方差是 0. 本文方法和韩德强方法的波动都很大, 而李文立方方法基本不波动. 然而, 通过另一组数据:

$$\Gamma_1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.80, 0.10, 0.10\}$$

$$\Gamma_2 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.50, 0.10, 0.40\}$$

$$\Gamma_3 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.50, 0.20, 0.30\}$$

$$\Gamma_4 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.90, 0.00, 0.10\}$$

可以看到, 本文方法的均方差是 $3.5721E-04$, 韩德强方法的均方差是 $5.8318E-04$, 李文立方方法的均方

差为 0. 通过没有冲突证据参与的合成结果分析可知, 本文方法的波动比韩德强的小, 但比李文立的大. 因此, 本文方法在冲突证据放在最后合成时, 对合成结果的影响还是比较大, 这是因为, 证据代表的求取是通过最后的证据乘以转移概率矩阵获得. 但若同时参与合成的证据数目足够多, 前面历史证据会对最后一个冲突证据起平滑作用, 影响变小. 当然, 通过这个例子也可以看出, 本文方法对冲突证据的敏感性比其他方法高, 在序贯融合时, 对别类的识别准确性就高.

实验 9. 为了检验本文序贯异步融合方法对别类证据输入的敏感性以及对别类识别的准确性.

例 13. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 做了 5 个子实验, 其滑动窗口宽度分别设为 3, 4, 5, 6, 7 时, A 类和 B 类的识别结果如图 10 和图 11 所示. 具体通过下面 5 个子实验进行分析:

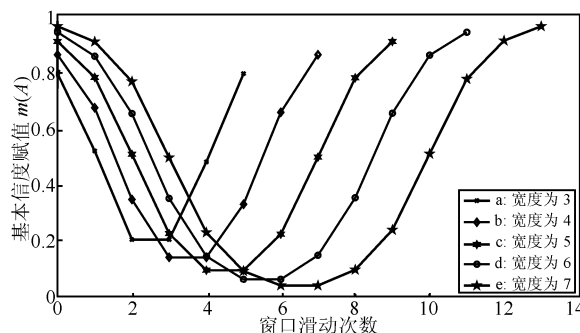


图 10 不同滑动窗口宽度对别类的识别准确性和敏感性影响

Fig. 10 The effect of different sliding window width on the accuracy and sensitivity of the discernment of other classes

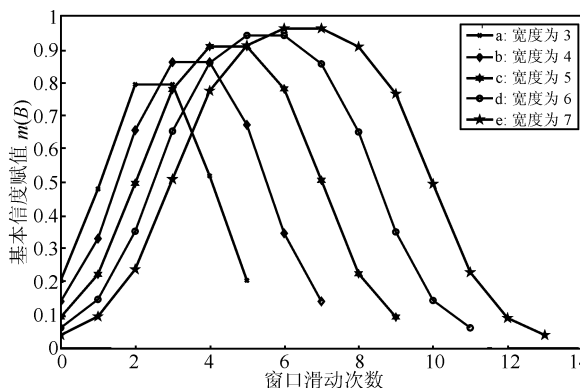


图 11 不同滑动窗口宽度对别类的识别准确性和敏感性影响

Fig. 11 The effect of different sliding window width on the accuracy and sensitivity of the discernment of other classes

子实验 a. 滑动窗口设为 3, 有 8 条独立证据

$\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 8$ 参与合成, 分别如下:

$$\Gamma_{1,2,3} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{1,2,3} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

$$\Gamma_{4,5,6} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{4,5,6} = \{0.35, 0.55, 0.10\}$$

$$\Gamma_{7,8} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{7,8} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

分析: 从表 1 可知, 由于窗口设为 3, 因此序贯进入 8 个证据源 (其中 3 个支持 B 的证据源), 共进行了 6 次合成, 合成的结果中, 只有两个正确支持 B 和两个正确支持 A . 这里的正确率 $p_c = E_c/E_T = 4/6 = 66.7\%$, 其中, E_c 表示证据源组合正确的次数, E_T 表示组合总次数.

表 1 滑动窗口设为 3 时的合成结果

Table 1 The combination result when the sliding window width is 3

Evidences combined	A	B	C
$\overrightarrow{m_1 m_2 m_3}$	0.791	0.204	0.005
$\overrightarrow{m_2 m_3 m_4}$	0.517	0.478	0.005
$\overrightarrow{m_3 m_4 m_5}$	0.204	0.791	0.005
$\overrightarrow{m_4 m_5 m_6}$	0.204	0.791	0.005
$\overrightarrow{m_5 m_6 m_7}$	0.478	0.517	0.005
$\overrightarrow{m_6 m_7 m_8}$	0.791	0.204	0.005

子实验 b. 滑动窗口设为 4, 有 11 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 11$ 参与合成, 分别如下:

$$\Gamma_{1\sim 4} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{1\sim 4} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

$$\Gamma_{5\sim 8} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{5\sim 8} = \{0.35, 0.55, 0.10\}$$

$$\Gamma_{9\sim 11} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{9\sim 11} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

分析: 从表 2 可知, 由于窗口设为 4, 因此序贯进入的 11 个证据源 (其中 4 个支持 B 的证据源), 共进行了 8 次合成, 合成的结果中, 有 3 个正确支持 B 和 3 个正确支持 A . 这里的正确率 $p_c = E_c/E_T = 6/8 = 75\%$.

表 2 滑动窗口设为 4 时的合成结果

Table 2 The combination result when the sliding window width is 4

Evidences combined	A	B	C
$\overrightarrow{m_1 m_2 m_3 m_4}$	0.858	0.141	0.001
$\overrightarrow{m_2 m_3 m_4 m_5}$	0.670	0.329	0.001
$\overrightarrow{m_3 m_4 m_5 m_6}$	0.345	0.654	0.001
$\overrightarrow{m_4 m_5 m_6 m_7}$	0.141	0.858	0.001
$\overrightarrow{m_5 m_6 m_7 m_8}$	0.141	0.858	0.001
$\overrightarrow{m_6 m_7 m_8 m_9}$	0.329	0.670	0.001
$\overrightarrow{m_7 m_8 m_9 m_{10}}$	0.654	0.345	0.001
$\overrightarrow{m_8 m_9 m_{10} m_{11}}$	0.858	0.141	0.001

子实验 c. 滑动窗口设为 5, 有 14 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 14$ 参与合成, 分别如下:

$$\Gamma_{1\sim 5} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{1\sim 5} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

$$\Gamma_{6\sim 10} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{6\sim 10} = \{0.35, 0.55, 0.10\}$$

$$\Gamma_{11\sim 14} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{11\sim 14} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

分析: 从表 3 可知, 由于窗口设为 5, 因此序贯进入的 14 个证据源 (其中 5 个支持 B 的证据源), 共进行了 10 次合成, 合成的结果中, 有 3 个正确支持 B 和 3 个正确支持 A . 这里的正确率 $p_c = E_c/E_T = 6/10 = 60\%$.

表 3 滑动窗口设为 5 时的合成结果

Table 3 The combination result when the sliding window width is 5

Evidences combined	A	B	C
$\overrightarrow{m_1 m_2 m_3 m_4 m_5}$	0.905	0.095	0.000
$\overrightarrow{m_2 m_3 m_4 m_5 m_6}$	0.778	0.222	0.000
$\overrightarrow{m_3 m_4 m_5 m_6 m_7}$	0.505	0.495	0.000
$\overrightarrow{m_4 m_5 m_6 m_7 m_8}$	0.224	0.776	0.000
$\overrightarrow{m_5 m_6 m_7 m_8 m_9}$	0.095	0.905	0.000
$\overrightarrow{m_6 m_7 m_8 m_9 m_{10}}$	0.095	0.905	0.000
$\overrightarrow{m_7 m_8 m_9 m_{10} m_{11}}$	0.222	0.778	0.000
$\overrightarrow{m_8 m_9 m_{10} m_{11} m_{12}}$	0.495	0.505	0.000
$\overrightarrow{m_9 m_{10} m_{11} m_{12} m_{13}}$	0.776	0.224	0.000
$\overrightarrow{m_{10} m_{11} m_{12} m_{13} m_{14}}$	0.905	0.095	0.000

子实验 d. 滑动窗口设为 6, 有 17 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 17$ 参与合成, 分别如下:

$$\Gamma_{1\sim 6} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{1\sim 6} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

$$\Gamma_{7\sim 12} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{7\sim 12} = \{0.35, 0.55, 0.10\}$$

$$\Gamma_{13\sim 17} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{13\sim 17} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

分析: 从表 4 可知, 由于窗口设为 6, 因此序贯进入的 17 个证据源 (其中 6 个支持 B 的证据源), 共进行了 12 次合成, 合成的结果中, 有 4 个正确支持 B 和 4 个正确支持 A . 这里的正确率 $p_c = E_c/E_T = 8/12 = 66.7\%$.

子实验 e. 滑动窗口设为 7, 有 20 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 20$ 参与合成, 分别如下:

$$\Gamma_{1\sim 7} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{1\sim 7} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

$$\Gamma_{8\sim 14} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{8\sim 14} = \{0.35, 0.55, 0.10\}$$

$$\Gamma_{15\sim 20} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{15\sim 20} = \{0.55, 0.35, 0.10\}$$

分析: 从表 5 可知, 由于窗口设为 7, 因此序贯进入的 20 个证据源 (其中 7 个支持 B 的证据

源), 共进行了 14 次合成, 合成的结果中, 有 5 个正确支持 B 和 5 个正确支持 A . 这里的正确率 $p_c = E_c/E_T = 10/14 = 71.4\%$.

表 4 滑动窗口设为 6 时的合成结果

Table 4 The combination result when the sliding window width is 6

Evidences combined	A	B	C
$\overrightarrow{m_1 m_2 m_3 m_4 m_5 m_6}$	0.938	0.062	0.000
$\overrightarrow{m_2 m_3 m_4 m_5 m_6 m_7}$	0.853	0.147	0.000
$\overrightarrow{m_3 m_4 m_5 m_6 m_7 m_8}$	0.649	0.351	0.000
$\overrightarrow{m_4 m_5 m_6 m_7 m_8 m_9}$	0.349	0.651	0.000
$\overrightarrow{m_5 m_6 m_7 m_8 m_9 m_{10}}$	0.144	0.856	0.000
$\overrightarrow{m_6 m_7 m_8 m_9 m_{10} m_{11}}$	0.062	0.938	0.000
$\overrightarrow{m_7 m_8 m_9 m_{10} m_{11} m_{12}}$	0.062	0.938	0.000
$\overrightarrow{m_8 m_9 m_{10} m_{11} m_{12} m_{13}}$	0.147	0.853	0.000
$\overrightarrow{m_9 m_{10} m_{11} m_{12} m_{13} m_{14}}$	0.351	0.649	0.000
$\overrightarrow{m_{10} m_{11} m_{12} m_{13} m_{14} m_{15}}$	0.651	0.349	0.000
$\overrightarrow{m_{11} m_{12} m_{13} m_{14} m_{15} m_{16}}$	0.856	0.144	0.000
$\overrightarrow{m_{12} m_{13} m_{14} m_{15} m_{16} m_{17}}$	0.938	0.062	0.000

表 5 滑动窗口设为 7 时的合成结果

Table 5 The combination result when the sliding window width is 7

Evidences combined	A	B	C
$\overrightarrow{m_1 m_2 m_3 m_4 m_5 m_6 m_7}$	0.959	0.041	0.000
$\overrightarrow{m_2 m_3 m_4 m_5 m_6 m_7 m_8}$	0.904	0.096	0.000
$\overrightarrow{m_3 m_4 m_5 m_6 m_7 m_8 m_9}$	0.763	0.237	0.000
$\overrightarrow{m_4 m_5 m_6 m_7 m_8 m_9 m_{10}}$	0.493	0.507	0.000
$\overrightarrow{m_5 m_6 m_7 m_8 m_9 m_{10} m_{11}}$	0.228	0.772	0.000
$\overrightarrow{m_6 m_7 m_8 m_9 m_{10} m_{11} m_{12}}$	0.092	0.908	0.000
$\overrightarrow{m_7 m_8 m_9 m_{10} m_{11} m_{12} m_{13}}$	0.041	0.959	0.000
$\overrightarrow{m_8 m_9 m_{10} m_{11} m_{12} m_{13} m_{14}}$	0.041	0.959	0.000
$\overrightarrow{m_9 m_{10} m_{11} m_{12} m_{13} m_{14} m_{15}}$	0.096	0.904	0.000
$\overrightarrow{m_{10} m_{11} m_{12} m_{13} m_{14} m_{15} m_{16}}$	0.237	0.763	0.000
$\overrightarrow{m_{11} m_{12} m_{13} m_{14} m_{15} m_{16} m_{17}}$	0.507	0.493	0.000
$\overrightarrow{m_{12} m_{13} m_{14} m_{15} m_{16} m_{17} m_{18}}$	0.772	0.228	0.000
$\overrightarrow{m_{13} m_{14} m_{15} m_{16} m_{17} m_{18} m_{19}}$	0.908	0.092	0.000
$\overrightarrow{m_{14} m_{15} m_{16} m_{17} m_{18} m_{19} m_{20}}$	0.959	0.041	0.000

结论: 随着滑动窗口宽度的增加, 以及序贯输入支持另一类的证据数目的增多, 其识别准确率明显提高. 但与此同时, 随着滑动窗口宽度的增加, 尽管其抗干扰性上升, 但对新类识别的敏感性明显下降.

实验 10. 为检验证据间不同的距离函数对本文方法的影响程度, 在这个实验中, 分别采用 Pignistic 距离和余弦距离来作测试如下:

例 14. 设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 10 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 10$, 如

下:

$$\Gamma_1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.55, 0.10, 0.35\}$$

$$\Gamma_2 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.00, 0.90, 0.10\}$$

$$\Gamma_3 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.65, 0.10, 0.25\}$$

$$\Gamma_4 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.50, 0.10, 0.40\}$$

$$\Gamma_5 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_5 = \{0.60, 0.20, 0.20\}$$

$$\Gamma_6 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_6 = \{0.70, 0.10, 0.20\}$$

$$\Gamma_7 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_7 = \{0.60, 0.10, 0.30\}$$

$$\Gamma_8 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_8 = \{0.75, 0.10, 0.15\}$$

$$\Gamma_9 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_9 = \{0.65, 0.20, 0.15\}$$

$$\Gamma_{10} = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_{10} = \{0.70, 0.20, 0.10\}$$

实验结果如图 12 所示, 从图 12 中可以看出: 这两种证据间距离函数对本文方法最终的融合结果几乎无影响. 当然, 除了这个例子, 也用其他例子作过类似对比实验, 得到同样的结论: 即两个不同测度对本文方法的融合结果影响不是很大.

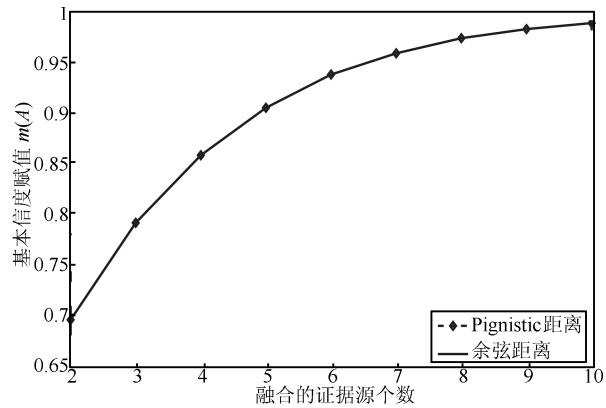


图 12 不同证据距离衡量方法对比结果

Fig. 12 The comparison of results based on different evidence distance measure

实验 11. 为了进一步验证本文方法在批量融合方面的优越性, 由于最近出版的文献 [34] 中的方法与目前现有的主流方法进行了深入比较, 表现出了优异的性能, 因此, 通过将本文方法与文献 [34] 方法进行对比, 来突出本文方法的优越性.

例 15. 采用文献 [34] 的算例, 即设在辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 下, 某系统有 6 条独立证据 $\{\Theta, \Gamma, m_i\}, i = 1, 2, \dots, 6$, 如下:

$$\Gamma_1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_1 = \{0.60, 0.10, 0.30\}$$

$$\Gamma_2 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_2 = \{0.55, 0.10, 0.35\}$$

$$\Gamma_3 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_3 = \{0.00, 0.90, 0.10\}$$

$$\Gamma_4 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_4 = \{0.55, 0.10, 0.35\}$$

$$\Gamma_5 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_5 = \{0.55, 0.10, 0.35\}$$

$$\Gamma_6 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}\} m_6 = \{0.55, 0.10, 0.35\}$$

融合结果如表 6 所示。

表 6 不同方法的证据合成对比结果

Table 6 The comparison of combination results among different methods

融合规则	A	B	C	Θ
文献 [34]	0.90686	0.00214	0.07598	0.01503
本文方法	0.92889	0.00079	0.07031	0

从表 6 可以看出, 本文方法的融合结果 $m(A) = 0.92889$ 要略好于文献 [34] 提出的 ISODATA 聚类融合方法的结果 $m(A) = 0.90686$ 。

6 总结与展望

本文利用历史证据作为序贯输入, 建立马尔科夫链状态的不确定证据模型, 通过设定滑动窗口, 实现对证据的序贯异步融合, 可以解决单一传感器或者证据源由于受干扰而导致的识别精度降低甚至错误的问题, 在足够多证据源 ($n > 3$) 合成时, 可以克服 Dempster 规则的固有缺陷。当然, 当证据源数目不是超大规模时, 本文方法也可以实现批量同步融合, 且融合结果受序贯输入顺序 (冲突证据不作为最后一个证据源) 影响较小。目前本文只是对该方法的一个初探, 可能存在着一些不足, 但同时也有很多的优点没有被挖掘出来, 这也是我们下一步的研究方向。

References

- Shafer G. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- Smarandache F, Dezert J. *Advances and Applications of DSMT for Information Fusion, Collected Works*. USA: American Research Press, 2004/2006/2009, Vol. 1-3
- Li Xin-De, Dezert J, Huang Xin-Han, Meng Zheng-Da, Wu Xue-Jian. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSMT (A). *Acta Electronica Sinica*, 2010, **38**(11): 2566-2572
(李新德, Dezert J, 黄心汉, 孟正大, 吴雪建. 一种快速分层递阶 DSMT 近似推理融合方法 (A). *电子学报*, 2010, **38**(11): 2566-2572)
- Li Xin-De, Yang Wei-Dong, Wu Xue-Jian, Dezert J. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSMT (B). *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(3A): 31-36
(李新德, 杨伟东, 吴雪建, Dezert J. 一种快速分层递阶 DSMT 近似推理融合方法 (B). *电子学报*, 2011, **39**(3A): 31-36)
- Li Xin-De, Yang Wei-Dong, Dezert J. An airplane image target's multi-feature fusion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(8): 1298-1307
(李新德, 杨伟东, Dezert J. 一种飞机图像目标多特征信息融合识别方法. *自动化学报*, 2012, **38**(8): 1298-1307)
- Li Xin-De, Pan Jin-Dong, Dezert J. A target recognition algorithm for sequential aircraft based on DSMT and HMM. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(12): 2862-2876
(李新德, 潘锦东, Dezert J. 一种基于 DSMT 和 HMM 的序列飞机目标识别算法. *自动化学报*, 2014, **40**(12): 2862-2876)
- Lefevre E, Colot O, Vannoorenbergh P. Belief function combination and conflict management. *Information Fusion*, 2002, **3**(2): 149-162
- Yager R R. On the dempster-shafer framework and new combination rules. *Information Sciences*, 1987, **41**(2): 93-137
- Liu W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions. *Artificial Intelligence*, 2006, **170**(11): 909-924
- Wang Dong, Li Qi, Jiang Wen, Xu Xiao-Bin, Deng Yong. New method to combine conflict evidence based on pignistic probability distance. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, **38**(1): 149-154
(王栋, 李齐, 蒋雯, 徐晓滨, 邓勇. 基于 Pignistic 概率距离的冲突证据合成方法. *红外与激光工程*, 2009, **38**(1): 149-154)
- Deng Yong, Wang Dong, Li Qi, Zhang Ya-Juan. A new method to analyze evidence conflict. *Control Theory & Applications*, 2011, **28**(6): 839-844
(邓勇, 王栋, 李齐, 章雅娟. 一种新的证据冲突分析方法. *控制理论与应用*, 2011, **28**(6): 839-844)
- Quan Wen, Wang Xiao-Dan, Wang Jian, Zhang Yu-Xi. New combination rule of DST based on local conflict distribution strategy. *Acta Electronica Sinica*, 2012, **40**(9): 1880-1884
(权文, 王晓丹, 王坚, 张玉玺. 一种基于局部冲突分配的 DST 组合规则. *电子学报*, 2012, **40**(9): 1880-1884)
- Yang J B, Xu D L. Evidential reasoning rule for evidence combination. *Artificial Intelligence*, 2013, **205**: 1-29
- Hu Li-Fang, Guan Xin, Deng Yong, He You. Cause-analysis for conflicting evidences in the generalized power space. *Control Theory & Applications*, 2011, **28**(12): 1717-1722
(胡丽芳, 关欣, 邓勇, 何友. 广义幂集空间中证据冲突的原因分析. *控制理论与应用*, 2011, **28**(12): 1717-1722)
- Xiong Yan-Ming, Yang Zhan-Ping, Qu Xin-Fen. Novel combination method of conflict evidence based on evidential model modification. *Control and Decision*, 2011, **26**(6): 883-887
(熊彦铭, 杨战平, 屈新芬. 基于模型修正的冲突证据组合新方法. *控制与决策*, 2011, **26**(6): 883-887)
- Lu Zheng-Cai, Qin Zheng. General framework for evidence combination and its approach to highly conflicting evidence fusion. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2011, **51**(11): 1161-1615, 1626
(卢正才, 覃征. 证据合成的一般框架及高度冲突证据合成方法. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2011, **51**(11): 1161-1165, 1626)
- Han De-Qiang, Han Chong-Zhao, Deng Yong, Yang Yi. Weighted combination of conflicting evidence based on evidence variance. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(3A): 153-157
(韩德强, 韩崇昭, 邓勇, 杨艺. 基于证据方差的加权证据组合. *电子学报*, 2011, **39**(3A): 153-157)
- Jiang Wen, Zhang An, Deng Yong. A novel information fusion method based on our evidence conflict representation. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2010, **28**(1): 27-32
(蒋雯, 张安, 邓勇. 基于新的证据冲突表示的信息融合方法研究. *西北工业大学学报*, 2010, **28**(1): 27-32)

- 19 Markov A A. Extension of the limit theorems of probability theory to a sum of variables connected in a chain. *Dynamic Probabilistic Systems, Volume 1: Markov Models*. New York: John Wiley and Sons, 1971.
- 20 Norris J R. *Markov Chains*. Cambridge: Cambridge University Press, 1999.
- 21 Zadeh L A. Review of books: a mathematical theory of evidence. *The AI Magazine*, 1984, **5**(3): 81–83
- 22 Papoulis A, Pillai S U. *Probability, Random Variables and Stochastic Processes* (4th Edition). Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2012.
(帕普里斯 A, 佩莱 S U. 概率、随机变量与随机过程 (第 4 版). 西安: 西安交通大学出版社. 2012.)
- 23 Deng Xin-Yang, Deng Yong, Zhang Ya-Juan, Liu Qi. A belief Markov model and its application. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 666–672
(邓鑫洋, 邓勇, 章雅娟, 刘琪. 一种信度马尔科夫模型及应用. 自动化学报, 2012, **38**(4): 666–672)
- 24 Jousselme A L, Maupin P. Distances in evidence theory: comprehensive survey and generalizations. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2012, **53**(2): 118–145
- 25 Jousselme A L, Grenier D, Bossé E. A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*, 2001, **2**(2): 91–101
- 26 Li X D, Dezert J, Smarandache F, Huang X H. Evidence supporting measure of similarity for reducing the complexity in information fusion. *Information Sciences*, 2011, **181**(10): 1818–1835
- 27 Smets P. Data Fusion in the transferable belief model. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Fusion*. Paris, France: IEEE, 2000. 21–33
- 28 Wen C L, Wang Y C, Xu X B. Fuzzy information fusion algorithm of fault diagnosis based on similarity measure of evidence. *Advances in Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science* vol. 5264, Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008. 506–515
- 29 Liu Z G, Dezert J, Pan Q, Mercier G. Combination of sources of evidence with different discounting factors based on a new dissimilarity measure. *Decision Support Systems*, 2011, **52**(1): 133–141
- 30 Smets P, Kennes R. The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, 1994, **66**(2): 191–243
- 31 Smets P. Decision making in the TBM: the necessity of the pignistic transformation. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2005, **38**(2): 133–147
- 32 Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts. *Decision Support Systems*, 2000, **29**(1): 1–9
- 33 Li Wen-Li, Guo Kai-Hong. Combination rules of D-S evidence theory and conflict problem. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2010, **30**(8): 1422–1432
(李文立, 郭凯红. D-S 证据理论合成规则及冲突问题. 系统工程理论与实践, 2010, **30**(8): 1422–1432)

- 34 Li Xin-De, Wang Feng-Yu. A method of evidence reasoning based on ISODATA clustering and improved similarity measure. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(3): 575–590
(李新德, 王丰羽. 一种基于 ISODATA 聚类和改进相似度的证据推理方法. 自动化学报, 2015, **41**(3): 575–590)

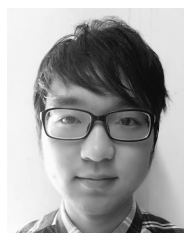


李新德 东南大学自动化学院副教授。主要研究方向为智能机器人, 人机交互, 机器感知, 信息融合, 不确定推理和机器视觉。本文通信作者。

E-mail: xindeli@seu.edu.cn

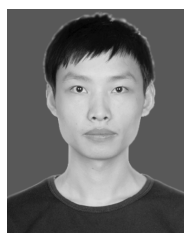
(**LI Xin-De** Associate professor at the School of Automation, Southeast University. His research interest covers

intelligent robot, human-robot interaction, robot perception, information fusion, reasoning under uncertainty, and machine vision. Corresponding author of this paper.)



董清泉 东南大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为信息融合和不确定推理。E-mail: 374561475@qq.com

(**DONG Qing-Quan** Master student at the School of Automation, Southeast University. His research interest covers information fusion and reasoning under uncertainty.)



王丰羽 东南大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为信息融合和不确定推理。E-mail: 164926038@qq.com

(**WANG Feng-Yu** Master student at the School of Automation, Southeast University. His research interest covers information fusion and reasoning under uncertainty.)



雒超民 美国底特律大学电子与计算机工程系副教授。主要研究方向为信息融合, 机器人与自动化, 计算智能。

E-mail: luoch@udmercy.edu

(**LUO Chao-Min** Associate professor in the Department of Electrical and Computer Engineering, University of Detroit Mercy, USA. His research interest covers information fusion, robotics and automation,

and computational intelligence.)