

基于证据方差的加权证据组合

韩德强¹, 韩崇昭¹, 邓 勇^{2,3}, 杨 艺¹

(1. 西安交通大学电信学院综合自动化研究所, 陕西西安 710049; 2. 上海交通大学电子信息学院, 上海 200240;
3. 西南大学计算机与信息科学学院, 重庆 400715)

摘要: DS 证据理论在决策级信息融合中有着广泛应用. 针对证据组合时的某些反直观结果问题提出一种新的基于证据方差的序贯式加权证据组合方法. 首先基于 Jousselme 证据距离定义了证据方差. 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. 基于所获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. 算例分析表明所提方法是合理有效的.

关键词: 证据理论; 冲突; 证据组合; 证据距离; 证据方差

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 3A-153-05

Weighted Combination of Conflicting Evidence Based on Evidence Variance

HAN De-qiang¹, HAN Chong-zhao¹, DENG Yong^{2,3}, YANG Yi¹

(1. Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China; 2. School of Electronics and Information Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China; 3. College of Computer and Information Sciences, Southwest University, Chongqing, 400715, China)

Abstract: Dempster-Shafer evidence theory is widely used in the fields of decision-level information fusion. To suppress the counter-intuitive results encountered when using Dempster's rule of combination, a modified sequential weighted evidence combination approach based on variance of evidence is proposed. According to Jousselme's distance, variance of bodies of evidence is defined. In each combination step, the weights are generated based on the variances of the sequences of available evidence combination results before and after adding new arriving body of evidence. Then the weights generated are used to modify the bodies of evidence including the previous combination result and the new arriving body of evidence at current step. Finally, according the Dempster's rule of combination, the weighted average combination result can be obtained. Some numerical examples provided show the efficiency and rationality of the proposed approach.

Key words: evidence theory; conflict; evidence combination; distance of evidence; variance of evidence

1 引言

Dempster-Shafer 证据理论最初由 Dempster 于 1967 年提出^[1], 由 Shafer 在 1976 年将其进一步推广^[2]. 该理论在辨识框架幂集上建立了基本概率指派函数 (Basic Probability Assignment, BPA). 此外证据理论还提供了 Dempster 组合规则, 可在无先验信息情况下实现证据融合. 证据理论能够比概率论更有效地表示和处理不确定信息, 已成为决策级信息融合领域的基本理论与方法之一.

证据理论虽然有诸多优点, 但有时也会出现反常的组合结果^[3,4], 特别是在待组合证据间存在高度冲突

时. 诸如目标识别等军事应用领域中, 由于战场环境恶劣且存在人为干扰, 传感器报告往往存在着高度冲突. 针对冲突证据组合的反直观结果问题, 已出现了众多改进的证据组合方法, 主要包括:

(1) 针对传统证据理论模型框架进行修改, 如 DS_mT 理论 (亦称似是而非理论) 等^[5]; (2) 针对组合规则本身进行修正 (重新分配冲突证据来解决问题)^[6~10]; (3) 针对待组合证据进行修正与预处理^[11,12].

目前国内外的研究主要集中在对组合规则的修改以及对证据的修正方法上. 对规则的修改是将反直观结果归咎于 Dempster 规则本身, 特别是其中对冲突证据 mass 赋值舍弃进而归一化的处理方式. 对组合规则的

收稿日期: 2010-10-21; 修回日期: 2011-02-14

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展规划 (No. 2007CB311006); 国家自然科学基金 (No. 60874105, No. 60904099); 教育部新世纪优秀人才支持计划 (No. NCET-08-0345); 上海市青年科技启明星计划 (No. 09QA1402900); 航空科学基金 (No. 20090557004, No. 20095153022); 上海交通大学“晨星学者计划” (No. T241460612); 陕西省电子信息系统集成重点实验室项目 (No. 201101Y17)

修改能从一定程度抑制反直观结果,但对规则的修改往往会破坏 Dempster 规则本身的一些优良性质,如交换律、结合律等;实际上如果是由于传感器失效或传感器报告不准确带来的证据冲突,此时将反直观结果完全归咎于组合规则并不合理. Haenni 在其文章^[13]中所述,对数据模型的修改无论是在工程上、数学上、哲学上来说都更为合理. 因此我们更倾向于采用修改数据模型,即对证据的修正方式来应对高冲突证据组合问题. 从应用角度来说,就是对获取到的传感器报告做修正或预处理. 对证据进行修正这一思路的代表性工作包括 Murphy^[11]的证据修正方法及本文作者之一邓勇^[12]等人的加权证据修正方法等. 传统的证据修正方法虽然能有效抑制高冲突证据组合的反直观结果问题,但无法有效应对由信任聚焦过快所引发的诸如信任偏移问题^[15].

本文拟采用修正证据的方法来应对证据组合中的各种反直观结果问题. 在证据理论的实际应用中证据的获取往往也是有时间先后的,因而本文以序贯方式来实现证据组合. 文中首先在 Jousselme 证据距离^[14]的基础上定义了证据序列的方差. 一个新证据加入组合结果序列后,若序列方差增大则表明该新证据与既有组合结果差异较大,其成为干扰的可能性就越大,其作用应该受到抑制. 反之则差异较小,其作用应该得到增强. 本文依据新证据加入前后证据组合结果序列的不同方差生成权重. 基于所获权重修正新到证据以及修正前一步组合结果,最后利用 Dempster 组合规则完成当前步的证据组合. 文中所附算例表明本文所提方法合理有效.

2 证据理论及冲突证据组合

2.1 证据理论简介

设 Θ 为辨识框架,若如下两式成立^[1,16]:

$$m(\emptyset) = 0 \quad (1)$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \quad (2)$$

则称 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 上的基本概率赋值 (Basic Probability Assignment, BPA), 也称为 mass 函数. 2^Θ 表示 Θ 的幂集 (power set), 即 Θ 所有子集所构成的集合. 信度 (Bel) 和似真度 (Pl) 函数定义为:

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

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

Dempster 组合规则^[1,16]反映了证据的联合作用,定义如下: 设统一辨识框架上的两个独立证据,其相应的 mass 函数分别为 m_1 及 m_2 , 则组合后证据 $m = m_1 \oplus m_2$, 由式(5)计算所得:

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

其中 $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$ 为冲突项. 需要指出的是 K 并不总是能有效表征证据之间的冲突. 多个证据组合时, Dempster 规则满足结合律和交换律.

2.2 证据组合的反直观结果问题

如前所述, Dempster 组合规则有时会产生反直观的组合结果^[15], 以下举出 2 种典型情况.

2.2.1 高冲突证据组合反直观结果

例 1^[4] (Zadeh 反例): 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. 辨识框架可设为 $\Theta = \{M, C, T\}$. 两位医生的诊断结果表示为:

$$\text{医生 1: } m_1(M) = 0.99, \quad m_1(T) = 0.01;$$

$$\text{医生 2: } m_2(C) = 0.99, \quad m_2(T) = 0.01.$$

即两位医生都认为病人患脑肿瘤的可能性最低, 但分别认为是其它两种病症之一的可能性很高. 依据 Dempster 组合规则有如下结果:

$$m(M) = 0, \quad m(C) = 0, \quad m(T) = 1.$$

据此得出的结论是病人患脑肿瘤. 这显然是反常的结果, 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问题.

2.2.2 信任偏移问题

例 2^[15] 设辨识框架为 $\Theta = \{A_1, \dots, A_n\}$, 第 i ($i = 1, \dots, I$) 个证据为:

$$m_i(A) = \begin{cases} 0.06, & A = \{A_1\} \\ 0.94, & A = \Theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

运用 Dempster 组合规则可得 $K = 0$, 组合结果为:

$$m(A) = \begin{cases} 1 - 0.94^I, & A = \{A_1\} \\ 0.94^I, & A = \Theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

当 i 值较大时, 合成后 $m(A_1)$ 就变得很大. 如 $I = 100$ 时, $m(A_1) = 0.9979$. 这说明虽然 100 个证据均认为结果是 A_1 的可能性只有 0.06, 但经 Dempster 规则组合后却认为可能性为 0.9979. 该结果显然是反直观的. 本例中每个待组合证据虽然完全相同, 但每步待组合证据与前一步的组合结果并不相同, 从某种程度上来讲也存在着冲突. 因此 Dempster 规则并不满足幂等性. 此外造成本例中反直观结果的原因还包括证据组合的快速收敛性.

2.2.3 基于证据修正的组合方法

如前所述, Dempster 组合规则的反直观结果往往与待组合证据的冲突有关. 冲突产生的可能原因主要包括: 传感器(或信息源)异常; 证据描述方式(如 mass 函数的生成方法)带来的问题; 对事物的认知程度不足也会造成证据的冲突, 即因为辨识框架不完整造成证据冲突. 存在冲突特别是较大冲突就很可能引发反直观的组合结果.

采用修正证据解决证据组合反直观结果问题是基于如下出发点: 反直观组合结果不是证据组合规则引起的, 而是证据本身存在问题(由传感器或信息源引起).

设有 n 个待组合证据 $m_i, i = 1, \dots, n$. 基于权重修正证据的公式如下:

$$m_{WAE} = \sum_{i=1}^n (w(m_i) \times m_i) \quad (8)$$

加权修正时, 各证据的 mass 赋值分别乘以各自证据对应的权重, 再按照焦元对应关系相加得到修正后的证据 m_{WAE} , 将 m_{WAE} 组合 $n-1$ 次就得到了最终的证据组合结果. 若遇两个证据焦元不一致, 将各自缺失焦元相应的 mass 赋值设为 0 即可.

在 Murphy 提出的简单平均法^[11]中, 式(8)中所有证据对应的 $w(m_i)$ 均相等. 邓勇等人之前的工作中^[12]利用 Jousselme 提出的证据距离^[14](如式(9)所示)来度量参与组合的各证据间的相似性. 两个证据间的距离越小, 其相似度越大.

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (m_1 - m_2) \mathbf{D} (m_1 - m_2)} \quad (9)$$

矩阵 \mathbf{D} 中的元素 $D(A, B) = |A \cap B| / |A \cup B|$ 称为 Jaccard 系数, 用于描述焦元之间的关系. Jousselme 距离定义中的 m_1, m_2 按照焦元对应相减(若遇两个证据焦元不一致, 将各自缺失焦元相应的 mass 赋值设为 0 即可). Jousselme 距离实际上是在证据理论框架内对欧氏范数的拓展.

本文将基于加权证据修正方法来处理高冲突证据组合问题, 其中权重将依据证据方差生成.

3 基于证据方差的加权证据修正

传统的证据修正是批量式进行的, 如上述平均及加权平均修正方法是等所有待组合证据全部收集完毕再进行修正. 而实际应用当中, 证据的获取应当是有时间先后之分, 本文采用序贯方式实现证据组合. 首先基于式(9)中的 Jousselme 证据距离进一步定义证据方差如下(m_1, \dots, m_k 为 k 个证据):

$$\text{Var}([m_1, \dots, m_k]) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d_j^2(m_i, \bar{m})} \quad (10)$$

其中 $\bar{m} = (\sum_{i=1}^k m_i) / k$ 代表证据均值.

基于证据方差的加权证据组合方法如下: 设当前(第 i 步)新到证据 $m_i^{\text{new}}, i = 1, \dots, n$. m_{i-1}^{comb} 代表前一步(第 $i-1$ 步)所得的组合结果. 从第 1 步至第 $i-1$ 步所获取的组合结果可构成证据序列:

$$[m_1^{\text{comb}}, m_2^{\text{comb}}, \dots, m_{i-1}^{\text{comb}}]$$

(1) 第 1、2 步: 对第一和第二个证据: m_1^{new} 和 m_2^{new} . 显然, 可令 $m_1^{\text{comb}} = m_1^{\text{new}}$ 作为第 1 步的组合结果. 证据修正结果为 $m_2^w = 0.5 * m_1^{\text{new}} + 0.5 m_2^{\text{new}}$. 第 2 步的证据组合结果为: $m_2^{\text{comb}} = m_2^w \oplus m_2^w$.

(2) 第 3 至 k 步:

For $i = 3 : k$

(i) 计算当前步(第 i 步)之前所得的组合结果序列: $S^{\text{comb}} = [m_1^{\text{comb}}, \dots, m_{i-1}^{\text{comb}}]$ 的方差如下:

$$\text{Var}_i^{\text{comb}} = \sqrt{\frac{1}{i-1} \sum_{j=1}^{i-1} d_j^2(m_j^{\text{comb}}, \bar{m}_{i-1}^{\text{comb}})} \quad (11)$$

其中, $\bar{m}_{i-1}^{\text{comb}} = \frac{1}{i-1} \sum_{j=1}^{i-1} m_j^{\text{comb}}$.

(ii) 计算加入当前(第 i 步)新到证据 m_i^{new} 后的证据序列 $S^{\text{new}} = [m_1^{\text{comb}}, \dots, m_{i-1}^{\text{comb}}, m_i^{\text{new}}]$ 的方差:

$$\text{Var}_i^{\text{new}} = \sqrt{\frac{1}{i} \sum_{j=1}^i d_j^2(m_j^{\text{new}}, \bar{m}_i^{\text{new}})} \quad (12)$$

其中 \bar{m}_i^{new} 为 S^{new} 的均值.

(iii) 对当前新证据及前一步组合结果生成权重:

$$\begin{cases} w_i^{\text{new}} = \exp(-\alpha \cdot \text{Var}_i^{\text{new}}) \\ w_i^{\text{comb}} = \exp(-\alpha \cdot \text{Var}_i^{\text{comb}}) \end{cases} \quad (13)$$

(iv) 按式(14)即可得第 i 步修正后的证据:

$$m_i^w = \frac{w_i^{\text{new}}}{w_i^{\text{new}} + w_i^{\text{comb}}} \cdot m_i^{\text{new}} + \frac{w_i^{\text{comb}}}{w_i^{\text{new}} + w_i^{\text{comb}}} \cdot m_{i-1}^{\text{comb}} \quad (14)$$

(v) 基于 Dempster 组合规则即可得当前第 i 步的组合结果记为: $m_{i+1}^{\text{comb}} = m_i^w \oplus m_i^w$

End

整个流程如图 1 所示.

图 1 所示每一步的证据组合结果可构成一个证据序列. 新证据加入该证据序列后, 若序列方差增大, 则说明该新证据与既有组合结果差异较大, 成为干扰的可能性就越大, 其作用应该受到抑制. 反之则差异较小, 新证据为质量较好的证据, 其作用应该得到增强. 按式(13)

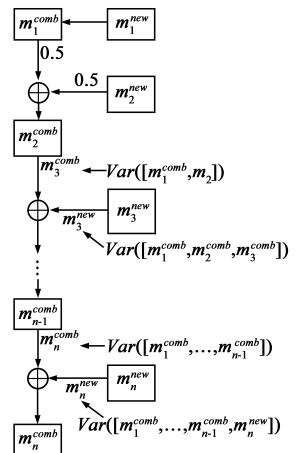


图1 基于方差的加权证据组合

中依据新证据加入前后的方差所生成权重,并依式(14)可获得修正后的证据,利用 Dempster 规则即可获得当前的组合结果.

需要指出的是,文中权重的生成中存在参数 α 的选取问题.式(13)中 α 的取值越大,权重差异越显著,对证据修正的幅度越大;反之则差异越小,证据修正的幅度也越小.本文所提修正方法实质上倾向于保持证据的稳定性(方差波动小).因此,若实际决策策略偏保守(趋向稳定),则 α 偏大为宜;反之,偏小为宜.

4 实验算例

算例 1 设辨识框架为 $\Theta = \{A, B, C\}$.依次到来的 6 个证据表示为:

- $m_1(A) = 0.60, \quad m_1(B) = 0.10, \quad m_1(C) = 0.30;$
- $m_2(A) = 0.55, \quad m_2(B) = 0.10, \quad m_2(C) = 0.35;$
- $m_3(A) = 0.00, \quad m_3(B) = 0.90, \quad m_3(C) = 0.10;$
- $m_4(A) = 0.55, \quad m_4(B) = 0.10, \quad m_4(C) = 0.35;$
- $m_5(A) = 0.55, \quad m_5(B) = 0.10, \quad m_5(C) = 0.35;$
- $m_6(A) = 0.55, \quad m_6(B) = 0.10, \quad m_6(C) = 0.35.$

针对上述证据分别利用 Dempster 组合规则、Murphy 的证据平均修正方法以及本文所提的基于方差的证据修正方法($\alpha = 2.0$)进行证据组合,结果如表 1 所示.

本例中,证据 m_3 是个干扰项,与其他各条证据冲突较大.从表 1 中的结果可以看出,基于 Dempster 证据组合规则直接进行组合所得的结果,受到 m_3 的干扰严重,后续证据组合已不可能再获得正确的决策结果.而基于 Murphy 的证据平均修正方法、邓勇等人的加权平均修正方法以及本文所提方法进行证据组合均可有效抵制证据 m_3 的干扰.基于本文的方差修正方法虽然在 m_3 到来时(即第 3 步)的组合结果不正确,但随着后续证据的到来,组合结果又恢复正常.

算例 2 即本文 1.2 节中提及的信任偏移问题.设识别框架 $\Theta = \{A_1, \dots, A_n\}$,第 $i(i = 1, \dots, I)$ 证据为:

$$m_i(A) = \begin{cases} 0.06, & A = \{A_1\} \\ 0.94, & A = \Theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

无论是基于传统的证据组合规则、Murphy 简单平均还是邓勇的加权平均方法,所得的结果均为:

$$m(A) = \begin{cases} 1 - 0.94^I, & A = \{A_1\} \\ 0.94^I, & A = \Theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

不同步数时的组合结果如表 2 所示.无论是基于 Dempster 组合规则、Murphy 简单平均、邓勇加权平均都无法抑制信任偏移悖论的发生.虽然随着组合次数的增大,基于本文方法所获得的针对焦元 A_1 的 mass 赋值也在增大,但增速明显要缓于其他方法.而且随着证据批次的增加,增速会进一步减缓例 2 中,当证据条数为 4000 时,本文所提方法仍未发生信任偏移现象,如图 2 所示.只要不是证据数目极端多,本文方法都能有效遏制信任偏移现象的发生.

从本节的算例中可以看出,对证据组合来说,对于支持命题的信任度快速聚焦是一柄双刃剑.快速的收敛速度会给决策提供便利,但也会带来反直观的组合结果,一味追求收敛速度往往并不可取.本文所提出的基于证据方差的序贯加权证据组合方法能有效抑制反直观组合结果的发生同时获得适中的收敛速度.本方法更适用于稳妥保守型决策,即不强调决策便利性的应用场合.

需要指出的是本文的方法中基于方差的证据组合方法本质上是序贯性质的,其结果与证据的先后次序

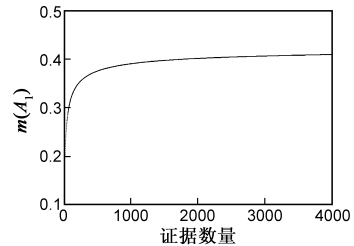


图2 基于本文方法所得 A_1 的 mass 赋值变化曲线

表 1 证据组合结果比较

组合结果	组合规则			
	Dempster 规则	Murphy 简单平均	邓勇加权平均	方差修正
m_1, m_2	$m(A) = 0.7416$	$m(A) = 0.7409$	$m(A) = 0.7409$	$m(A) = 0.7409$
	$m(B) = 0.0225$	$m(B) = 0.0224$	$m(B) = 0.0224$	$m(B) = 0.0224$
	$m(C) = 0.2360$	$m(C) = 0.2367$	$m(C) = 0.2367$	$m(C) = 0.2367$
m_1, m_2, m_3	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.4646$	$m(A) = 0.6154$	$m(A) = 0.0066$
	$m(B) = 0.5315$	$m(B) = 0.4066$	$m(B) = 0.2333$	$m(B) = 0.9751$
	$m(C) = 0.4685$	$m(C) = 0.1289$	$m(C) = 0.1513$	$m(C) = 0.0183$
m_1, m_2, m_3, m_4	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.7025$	$m(A) = 0.8301$	$m(A) = 0.5839$
	$m(B) = 0.1967$	$m(B) = 0.1744$	$m(B) = 0.0450$	$m(B) = 0.1757$
	$m(C) = 0.8033$	$m(C) = 0.1231$	$m(C) = 0.1249$	$m(C) = 0.2404$
m_1, m_2, m_3, m_4, m_5	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.8507$	$m(A) = 0.9072$	$m(A) = 0.7221$
	$m(B) = 0.0654$	$m(B) = 0.0548$	$m(B) = 0.0074$	$m(B) = 0.0032$
	$m(C) = 0.9346$	$m(C) = 0.0946$	$m(C) = 0.0854$	$m(C) = 0.0317$
$m_1, m_2, m_3, m_4, m_5, m_6$	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.9206$	$m(A) = 0.9428$	$m(A) = 0.7603$
	$m(B) = 0.0196$	$m(B) = 0.0144$	$m(B) = 0.0012$	$m(B) = 0.0146$
	$m(C) = 0.9804$	$m(C) = 0.0650$	$m(C) = 0.0560$	$m(C) = 0.2251$

表 2 各种组合结果比较

组合次数	组合方法			
	Dempster's 规则	Murphy 简单平均	邓勇加权平均	方差修正
10	$m(A_1) = 0.4614$	$m(A_1) = 0.4614$	$m(A_1) = 0.4614$	$m(A_1) = 0.1788$
	$m(\Theta) = 0.5386$	$m(\Theta) = 0.5386$	$m(\Theta) = 0.5386$	$m(\Theta) = 0.8212$
25	$m(A_1) = 0.7871$	$m(A_1) = 0.7871$	$m(A_1) = 0.7871$	$m(A_1) = 0.2383$
	$m(\Theta) = 0.2129$	$m(\Theta) = 0.2129$	$m(\Theta) = 0.2129$	$m(\Theta) = 0.7617$
50	$m(A_1) = 0.9547$	$m(A_1) = 0.9547$	$m(A_1) = 0.9547$	$m(A_1) = 0.2818$
	$m(\Theta) = 0.0453$	$m(\Theta) = 0.0453$	$m(\Theta) = 0.0453$	$m(\Theta) = 0.7182$

有关,不再满足交换律.

5 结论与展望

在本文的研究中提出了基于证据序列方差的加权证据组方法,实验结果表明本文所提方法是合理有效的.序贯式的证据处理及组方法也更符合工程应用的实际.

本文定义证据方差是基于 Jousselme 距离,未来工作中将尝试采用其它各种证据距离定义来定义证据序列方差.此外对于冲突不大的多组证据来说,直接利用 Dempster 规则就可以取得理想的融合结果,而各种修正的证据组方法运算量都会相对更大.因此有必要依据证据的冲突程度来选择合适的融合规则.而目前为止如何合理地表征和描述证据之间的冲突,还是个悬而未决的问题.这也是我们未来的重点研究内容之一.

参考文献

- [1] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [2] Dempster AP. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38:325 – 339.
- [3] Zadeh L A. Review of Shafer's a mathematical theory of evidence[J]. AI Magazine, 1984, 5(3): 81 – 83.
- [4] Zadeh L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination[J]. AI magazine, 1986, 2(7): 85 – 90.
- [5] Smarandache F, Dezert J. Applications and Advances of DSmT for Information Fusion (Vol 3)[M]. Rehoboth: American Research Press, 2009.
- [6] Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Belief functions combination and conflict management [J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149 – 162.
- [7] 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.
Sun Quan, Ye Xiu-qing, Gu Wei-kang. A new combination rules of evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117 – 119. (in Chinese)
- [8] Smets P. Data fusion in the transferable belief model[A]. Proc of the 3rd International Conference on Information Fusion[C].

Paris, France, 2000. PS21 – PS33.

- [9] 张山鹰, 潘泉, 张洪才. 证据推理冲突问题研究[J]. 航空学报, 2001, (04): 369 – 372.
- [10] Han D Q, Han C Z, Yang Y. A modified evidence combination approach based on ambiguity measure[A]. Proc of the 11th International Conference on Information Fusion [C]. Cologne, Germany, 2008. 1346 – 1351.
- [11] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1 – 9.
- [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] Haenni R. Are alternatives to Dempster's rule of combination real alternative? Comments on "about the belief function combination and the conflict management problem"[J]. Information Fusion, 2002, 3(4): 237 – 239.
- [14] Jousselme A L, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2 (2): 91 – 101.
- [15] 杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [16] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合(第二版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.

作者简介



韩德强 男, 1980 年生于陕西西安. 西安交通大学博士, 讲师, 硕士生导师. 研究方向为证据理论、信息融合、模式分类.

E-mail: deqhan@mail.xjtu.edu.cn



韩崇昭 男, 1943 年生于陕西. 西安交通大学教授、博导. 研究方向为信息融合、控制理论、非线性系统.

“基于证据方差的加权证据组合”勘误

韩德强¹, 韩崇昭¹, 邓勇², 杨艺³

(1. 西安交通大学电信学院综合自动化研究所, 陕西西安 710049; 2. 西南大学计算机与信息科学学院, 重庆 400715; 3. 西安交通大学航天航空学院, 机械结构强度与振动国家重点实验室 陕西西安 710049)

Erratum to “Weighted Combination of Conflicting Evidence Based on Evidence Variance”

HAN De-qiang¹, HAN Chong-zhao¹, DENG Yong², YANG Yi³

(1. Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China. 2. College of Computer and Information Sciences, Southwest University, Chongqing, 400715, China. 3. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, School of Aerospace, Xi'an Jiaotong University, 710049, China)

2011 年增刊《基于证据方差的加权证据组合》一文中所列仿真结果有误, 现更正如下:

算例 1 正确结果如表 1 所示:

表 1. 算例 1 证据组合结果比较

组合结果	组合规则			
	Dempster 规则	Murphy 简单平均	邓勇加权平均	方差修正
m_1, m_2	$m(A) = 0.7416$	$m(A) = 0.7409$	$m(A) = 0.7409$	$m(A) = 0.7409$
	$m(B) = 0.0225$	$m(B) = 0.0224$	$m(B) = 0.0224$	$m(B) = 0.0224$
	$m(C) = 0.2360$	$m(C) = 0.2367$	$m(C) = 0.2367$	$m(C) = 0.2367$
m_1, m_2, m_3	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.4646$	$m(A) = 0.6154$	$m(A) = 0.6129$
	$m(B) = 0.5315$	$m(B) = 0.4066$	$m(B) = 0.2333$	$m(B) = 0.2925$
	$m(C) = 0.4685$	$m(C) = 0.1289$	$m(C) = 0.1513$	$m(C) = 0.0946$
m_1, m_2, m_3, m_4	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.7025$	$m(A) = 0.8301$	$m(A) = 0.7936$
	$m(B) = 0.1967$	$m(B) = 0.1744$	$m(B) = 0.0450$	$m(B) = 0.0903$
	$m(C) = 0.8033$	$m(C) = 0.1231$	$m(C) = 0.1249$	$m(C) = 0.1161$
m_1, m_2, m_3, m_4, m_5	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.8507$	$m(A) = 0.9072$	$m(A) = 0.8776$
	$m(B) = 0.0654$	$m(B) = 0.0548$	$m(B) = 0.0074$	$m(B) = 0.0176$
	$m(C) = 0.9346$	$m(C) = 0.0946$	$m(C) = 0.0854$	$m(C) = 0.1048$
$m_1, m_2, m_3, m_4, m_5, m_6$	$m(A) = 0.0000$	$m(A) = 0.9206$	$m(A) = 0.9428$	$m(A) = 0.9035$
	$m(B) = 0.0196$	$m(B) = 0.0144$	$m(B) = 0.0012$	$m(B) = 0.0060$
	$m(C) = 0.9804$	$m(C) = 0.0650$	$m(C) = 0.0560$	$m(C) = 0.0905$

算例 2: 正确结果如表 2 及图 1 所示:

表 2 算例 2 证据组合结果比较

组合次数	组合方法			
	Dempster 规则	Murphy 简单平均	邓勇加权平均	方差修正
10	$m(A_1) = 0.4614$	$m(A_1) = 0.4614$	$m(A_1) = 0.4614$	$m(A_1) = 0.3833$
	$m(\Theta) = 0.5386$	$m(\Theta) = 0.5386$	$m(\Theta) = 0.5386$	$m(\Theta) = 0.6167$
25	$m(A_1) = 0.7871$	$m(A_1) = 0.7871$	$m(A_1) = 0.7871$	$m(A_1) = 0.4404$
	$m(\Theta) = 0.2129$	$m(\Theta) = 0.2129$	$m(\Theta) = 0.2129$	$m(\Theta) = 0.5596$
50	$m(A_1) = 0.9547$	$m(A_1) = 0.9547$	$m(A_1) = 0.9547$	$m(A_1) = 0.4406$
	$m(\Theta) = 0.0453$	$m(\Theta) = 0.0453$	$m(\Theta) = 0.0453$	$m(\Theta) = 0.5594$

收稿日期:2014-02-28;修回日期:

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展规划(No.2013CB329405); 国家自然科学基金(No.61104214, No.61203222); 高等学校博士学科点专项基金(新教师类)(No. 20120201120036)

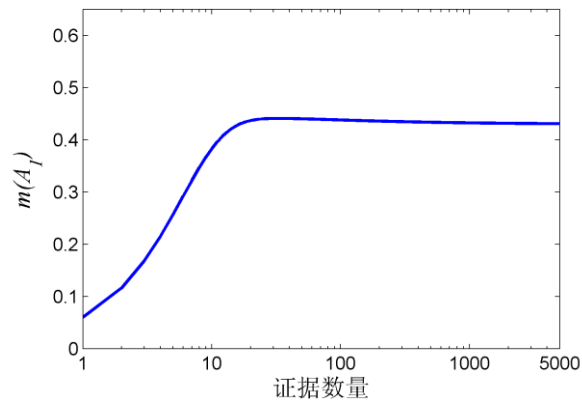


图 2 基于本文方法所得 A_i 的 mass 赋值变化曲线

基于更正后的仿真结果，原文结论依旧成立，即所提出的基于证据方差的序贯加权证据组合方法能有效抑制反直观组合结果的发生且收敛速度适中。同时，基于证据方差的序贯加权证据组合方法能有效抑制信任偏移现象的发生。

在此，因为作者的错误和疏漏诚恳地向各位同行和读者表示深深的歉意。