

# 基于多准则排序融合的证据组合方法

杨 艺<sup>1</sup> 韩德强<sup>2</sup> 韩崇昭<sup>2</sup>

**摘 要** Dempster-Shafer 证据理论在信息融合领域有着广泛而重要的应用, 但传统 Dempster 证据组合规则往往会引发一系列反直观结果问题, 如冲突悖论、信任偏移悖论以及证据吸收悖论等. 针对这一问题, 提出了一种基于多准则排序融合的证据组合新方法. 该方法综合利用了证据精度、证据可信度以及证据自冲突程度等指标评价待组合证据体, 并以选择性融合的方式获取最终的组合结果. 仿真结果和相关分析表明, 所提方法是合理有效的.

**关键词** 信息融合, 证据理论, 证据组合, 多准则

**引用格式** 杨艺, 韩德强, 韩崇昭. 基于多准则排序融合的证据组合方法. 自动化学报, 2012, 38(5): 823–831

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.00823

## Evidence Combination Based on Multi-criteria Rank-level Fusion

YANG Yi<sup>1</sup> HAN De-Qiang<sup>2</sup> HAN Chong-Zhao<sup>2</sup>

**Abstract** Dempster-Shafer evidence theory has been widely used in many important applications in information fusion, but Dempster's rule of combination always brings some counter-intuitive behaviors, e.g., the paradoxes of conflict, belief transfer, and belief absorption. Accordingly, a novel evidence combination approach based on multi-criteria rank-level fusion is proposed in this paper. It uses the criteria of evidence precision, evidence credibility, and evidence auto-conflict together to evaluate all the bodies of evidence to be combined. The combination result can be obtained based on selective fusion. The experimental results and related analysis show that the proposed approach is rational and effective.

**Key words** Information fusion, evidence theory, evidence combination, multi-criteria

**Citation** Yang Yi, Han De-Qiang, Han Chong-Zhao. Evidence combination based on multi-criteria rank-level fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(5): 823–831

Dempster 与 Shafer 相继做出的研究贡献<sup>[1–2]</sup>为证据理论的创立奠定了基础. Dempster-Shafer 证据理论因能满足比概率论更弱的公理体系, 在不确定性信息处理与融合方面取得了广泛而重要的应用<sup>[3–4]</sup>.

随着研究和应用的深入, 学者们发现证据理论也存在着很多值得深入讨论的问题. 在利用证据理论中的 Dempster 组合公式进行证据组合, 特别是

在待组合证据高度冲突时, 往往会出现违反常规和直觉的结果. 针对上述问题的研究成果大量涌现. Smarandache 等对证据理论的框架本身进行修改, 在超幂集的框架上构建了 DS<sub>m</sub>T 理论<sup>[5]</sup>. 对框架的修改往往难度较大, 目前大部分研究成果集中于对规则的修改以及对证据体的修正. 但对于规则的修改往往会破坏 Dempster 组合规则本身的一些优良性质, 如满足交换律、结合律. 如果是传感器失效的问题带来的证据体冲突造成反直观结果, 将其归咎于证据组合规则似有不妥. 两种解决问题思路都有其合理性, 同时也都具有一定程度的缺陷. 修改证据组合规则的代表性工作包括文献 [6–10], 通过重新分配冲突证据来解决反直观组合结果问题. Florea 等<sup>[11]</sup> 将交运算与并运算相结合提出了一种鲁棒的证据组合规则. 修正证据体的代表性工作包括 Murphy<sup>[12]</sup>、Deng 等<sup>[13]</sup>, 先对证据进行预处理(修正)再进行证据组合, 也取得了较为理想的效果. 陈炜军等<sup>[14]</sup> 将修正证据体与修改组合规则相结合进行证据组合. 需要指出的是, 既有的改进证据组合方法(包括修改组合规则以及修正证据体的方式)都存在一些缺陷: 如何获取权重、新方法能否在适应高冲突证据组合的同时对低冲突证据组合同样取得理想的效果等.

收稿日期 2011-10-14 录用日期 2012-01-05  
Manuscript received October 14, 2011; accepted January 5, 2012

国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2007CB311006), 国家自然科学基金(61104214), 中国博士后科学基金(20100481337), 中国博士后科学基金特别资助(201104670), 中央高校基本科研业务费专项资金, 陕西省电子信息系统综合集成重点实验室项目(201101Y17)资助

Supported by National Basic Research Development Program of China (973 Program) (2007CB311006), National Natural Science Foundation of China (61104214), Postdoctoral Science Foundation of China (20100481337), Postdoctoral Science Foundation-Special Fund of China (201104670), the Fundamental Research Funds for the Central Universities, and Research Fund of Shaanxi Key Laboratory of Electronic Information System Integration (201101Y17)

本文责任编辑 文成林

Recommended by Associate Editor WEN Cheng-Lin

1. 西安交通大学航天航空学院 西安 710049 2. 西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049

1. School of Aerospace, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049 2. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

以往对证据组合的诟病往往局限于高冲突证据组合. 随着研究的深入, 学者们发现即便证据体之间没有冲突或者冲突较小时依然会出现反直观的组合结果. 因此有必要对证据组合方法做较为深入的研究和分析, 探究造成反直观结果的根本原因; 同时可以拓展思路, 尝试采用其他方式实现证据融合.

本文的工作将另辟蹊径, 采用选择性融合方式实现证据组合. 采用多个针对证据体的评价指标, 如证据精度、证据自冲突以及证据距离相结合, 使用多个指标或准则并基于排序融合方式<sup>[15]</sup> 实现多个准则的综合利用, 在多个待组合证据中选出一个最优证据作为最终的融合结果. 并对证据组合出现的各种反直观结果进行分析, 指出了传统改进方法的一些弊端. 实验结果表明, 本文所提出的新的证据组合方法可有效抑制反直观结果, 能快捷高效地实现多源信息的融合.

## 1 证据理论概要

### 1.1 证据理论基础

辨识框架是证据理论中最基本的概念. 所关心的任一命题都对应于辨识框架  $\Theta$  的一个子集. 若以下两式成立<sup>[1, 16]</sup>:

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

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

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

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

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

Dempster 组合规则<sup>[1, 14]</sup> 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  $m = m_1 \oplus m_2$  计算如下:

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

其中  $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)$  为冲突项. 多个证据组合时, Dempster 规则满足结合律和交换律.

### 1.2 证据组合中的反直观结果

尽管证据理论已有长足的发展, 并且在信息融合领域取得了广泛应用, 但还存在着制约其发展的诸多问题, 特别是基于 Dempster 组合规则有时会引发反直观结果.

#### 1) Zadeh 悖论<sup>[17]</sup>

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. 辨识框架可归结为  $\Theta = \{M, C, T\}$ . 两位医生的诊断结果表示为医生 1:  $m_1(M) = 0.99$ ,  $m_1(T) = 0.01$ ; 医生 2:  $m_2(C) = 0.99$ ,  $m_2(T) = 0.01$ . 即两位医生的共识是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. 依据 Dempster 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. 使用 Dempster 组合规则之后, 两位医生的共识被无限放大直至被扭曲. 本例中, 两个医生对其他两种病症可能性的判断几乎完全冲突, 此即证据冲突的极端例子. 在一些研究中, 将 Dempster 规则的上述反直观结果归结为待组合证据间的高冲突. 但低冲突时是否不存在反直观结果?

#### 2) 信任偏移悖论<sup>[18]</sup>

设辨识框架为  $\Theta = \{A_1, \dots, A_n\}$ , 第  $i$  ( $i = 1, \dots, I$ ) 个证据为

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

运用 Dempster 组合规则可得  $K = 0$ , 组合结果为

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

当  $i$  值较大即证据批次较多时, 依据 Dempster 规则组合后的  $m(A_1)$  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, 在某种程度上也存在着冲突. 从本例中可以看出, Dempster 规则并不满足幂等性. 即便证据体之间完全相同, 使用 Dempster 组合规则依然会出现反直观的组合结果.

3) 证据吸收悖论<sup>[18-19]</sup>

设辨识框架为  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ , 有如下两个证据:

$$m_1(\{\theta_1\}) = a, m_1(\{\theta_1, \theta_2\}) = 1 - a$$

$$m_i(\{\theta_3\}) = b, m_i(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 1 - b, i = 2, 3, \dots$$

利用 Dempster 证据组合规则, 无论加入多少批次新证据  $m_i$ , 组合结果均为

$$m(\{\theta_1\}) = a, m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 1 - a$$

即新证据  $m_i, i = 2, 3, \dots$  完全被  $m_1$  所吸收. 新到证据并非空信度函数 ( $m_i(\Theta) = 1$ ), 因此这个结果也是反常的.

从本节的示例及分析可知, 无论是高冲突或低冲突情况, Dempster 组合规则都有可能反直观结果, 因此需要对传统组合方法进行改进.

## 1.3 既有证据组合改进方法

如前所述, 常见的证据组合改进方法主要包括对组合规则的修改和对证据体的修正两大类.

## 1.3.1 对组合规则的修改

代表性工作包括文献 [7-9, 20-21] 对既有的修改组合规则提出了统一的方法和框架.

首先, 计算所有的冲突证据:

$$K_{12} = \sum_{B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i)m_2(C_j) \quad (8)$$

然后将冲突证据按式 (9) 进行分配. 比例系数  $w_m(A) \in [0, 1], A \subseteq \Theta$ , 决定了分配给各个子集的冲突证据的大小, 并满足  $\sum_{A \subseteq \Theta} w_m(A) = 1$ .

$$m(A) = \left[ \sum_{B_i \cap C_j = A} m_1(B_i)m_2(C_j) \right] + w_m K_{12} \quad (9)$$

不难发现, 修改证据组合规则的方法主要是如何重新分配冲突证据 (包括如何定义冲突、以何种比例分配给哪些焦元).

## 1.3.2 对证据体的修正

采用修正证据体解决高冲突证据组合问题的学者基于如下出发点: 反直观组合结果不是证据组合规则引起的, 而是证据体本身存在问题 (由传感器或信息源引起). 主要修正方法包括经典的证据折扣方法和证据源凸组合的折扣方法.

Murphy<sup>[12]</sup> 提出一种修正证据体的方法, 认为 Dempster 规则本身没有错, 在证据高度冲突时, 首先对参与组合的冲突证据进行预处理. 当

存在  $s$  条证据时, 直接将证据的 mass 函数进行平均 ( $w(m_i) = \frac{1}{s}$ ), 得到平均证据:

$$m_{WAE} = \sum_{i=1}^s (w(m_i) \times m_i) \quad (10)$$

然后对平均证据用 Dempster 规则进行  $s - 1$  次组合运算, 得到最终组合结果.

Deng 等<sup>[13]</sup> 利用 Jousselme 距离<sup>[22]</sup>:

$$d_J(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_1 - m_2)D(m_1 - m_2)} \quad (11)$$

度量参与证据组合的各证据体的相似性程度, 进而生成证据权重对冲突证据进行分配. 其中  $D$  为  $2^n \times 2^n$  的矩阵,  $n$  为辨识框架中的元素个数.  $D$  中的元素定义如下:  $D(B, C) = \frac{B \cap C}{B \cup C}$ . 两个证据体间的距离越小, 其相似性越大. 证据体  $m_1$  与  $m_2$  的相似性测度定义为

$$Sim(m_i, m_j) = 1 - d_J(m_i, m_j) \quad (12)$$

证据体  $m_i$  的被支持度定义为

$$Sup(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^s Sim(m_i, m_j) \quad (13)$$

其中,  $s$  是搜集到的证据的条数. 证据体  $m_i$  的可信度定义如下:

$$Cred(m_i) = \frac{Sup(m_i)}{\sum_{j=1}^s Sup(m_j)} \quad (14)$$

一般认为, 一个证据被其他证据所支持的程度越高, 该证据就越可信. 可信度  $Cred(m_i)$  可以作为证据  $m_i$  的权重, 按照式 (10) 即可实现证据修正.

## 1.4 对既有证据组合改进方法的探讨

## 1.4.1 修改规则 vs. 修正证据

修改组合规则的方法具有合理性, 也取得了一定程度上的应用. 在上述多种改进方法中, 相比修改组合规则而言, 我们更认同修正证据体的方式, 因为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. 如 Haenni<sup>[23]</sup> 所述, 对数据模型的修改无论是在工程上、数学上、哲学上都更为合理.

## 1.4.2 差异权重 vs. 等权重

就修正证据体的方法而言, Murphy<sup>[12]</sup> 的简单平均与 Deng 等<sup>[13]</sup> 的加权平均各有其合理性. 后者

利用证据距离构造了证据可信度, 受支持度高的证据更占优势, 其暗含了少数服从多数的准则. 但实际中却时常会出现“真理掌握在少数人手中”的情形. 不同证据体的权重的选取, 即权重的先验概率质量函数  $p(w), w \in \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$  的选取非常关键. 先验分布主要来自客观的数据积累、理论知识以及主观的经验知识. 在没有任何先验知识可利用的情况下, 均匀分布是最为合理的假设, 即  $w \sim U(0, 1)$ . 这种选取方法也符合最大熵准则: 无信息先验分布时, 应选取在参数  $w$  的变化范围内使得 Shannon 信息熵最大的分布, 即

$$p^* = \arg \max_{p \in \mathcal{P}} \sum_i p(w_i) \log_2(p(w_i)) \quad (15)$$

其中,  $\mathcal{P}$  为所有可能的分布.

从这个意义上看, Murphy 的方法 (权重均匀分布, 即等权重) 更具合理性, 因为其对任何证据不偏不倚, 不暗含任何先验的准则.

#### 1.4.3 加权求和 vs. 求和后再组合

Murphy<sup>[12]</sup> 提出了两种思路, 简单平均之后直接作为最终的组合结果以及简单平均之后再继续进行  $s-1$  次组合. Deng 等<sup>[13]</sup> 的方法是在加权求和之后采用了继续组合的方案. 究竟哪种方式更为合理?

Dempster 证据组合公式有效的前提条件是待组合证据体间彼此独立. 但如何定义独立性目前还难以给出明确的结论, 不仅从数学上难以定义, 从证据体的数值上也无从判断. 证据体  $m_1(A) = m_1(B) = m_1(C) = m_1(D) = 0.25$  和  $m_2(A) = m_2(B) = m_2(C) = m_2(D) = 0.25$ , 虽然数值完全一样, 但仅就证据体本身无从判断它们之间是否独立. 证据体间的独立性更多是从其相应的传感器或观测源之间的相关性大小来定性描述. 从式 (10) 可以看出, 加权修正后得到的证据体包含了来自多个证据体的信息, 此时参与组合的  $n-1$  个证据体  $m_w$  从其产生方式来看, 显然是具有较大相关性的. 如果将其再依照 Dempster 组合多次, 明显是不适当的, 这实质是对相关信息的多次重复使用. 当然, 平均后继续进行组合会加快收敛速度 (聚焦速度), 便于最终做出更加清晰的决策, 但过快的收敛速度未必总是好的. 同时, Dempster 组合规则实际上是较为危险的规则, 无论是证据冲突与否皆有出现反直观结果的可能, 因此应当慎用. 只要不至影响最终决策的正确性就不必追求收敛速度, 即可以舍弃在加权平均后的后续组合步骤.

由以上分析可知, 传统的改进组合方法都或多或少存在一些问题, 不同的方法各有利弊, 在上述问题的选择上有时无法兼顾. 本文将规避修改规则以及修正证据的选择, 跳出传统的证据组合改进思路

的藩篱, 提出一种新的基于多准则的选择性融合方法: 不使用较为危险的 Dempster 规则实现证据组合, 达到对多源信息的综合利用. 下节给出新方法的具体介绍与实现.

## 2 基于多准则排序融合的选择性证据组合方法

本文提出一种选择性证据组合方法. 所谓选择即在众多证据体中按照某种 (些) 准则挑选出最具代表性 (或最优) 的证据体作为最终的融合结果输出. 首要问题在于以何准则作为评判标准进行选取. 所选准则应当能体现证据体本身的特性及众多证据体间的相互关系, 故采用如下指标:

### 1) 证据可信度

证据可信度是基于证据距离构建的, 如式 (14) 所示, 反映某证据受其他证据支持的程度, 体现众多证据体间的相互关系.

### 2) 证据精度

证据精度定义如下<sup>[24]</sup>:

$$Prec(m) = \sum_{A \subseteq \Theta} \frac{|\Theta| - |A|}{|\Theta| - 1} \cdot m(A) \quad (16)$$

证据精度反映了一个证据的不确定性大小. 如果一个 mass 函数仅在单点焦元上有值, 则其不确定性程度相对较低. 从式 (16) 的定义中不难看出  $Prec(m)$  度量  $m$  和单点焦元信度的相对差异.

### 3) 证据自冲突系数

$$Contr(m) = \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) d_J(m, m_A) \quad (17)$$

其中,  $m_A$  代表单焦元 mass 函数  $m_A(A) = 1$ ,  $d_J(\cdot, \cdot)$  为式 (11) 定义的 Jousselme 距离.  $Contr(m)$  描述一个证据体内部的自冲突程度<sup>[25]</sup>. 基于式 (5) 的参数  $K$  通常被用来表征证据冲突, 但其并不足以描述和表征冲突<sup>[26]</sup>. 因此本文使用式 (17) 中的  $Contr(m)$  来描述证据自冲突程度.

综合利用上述三种指标对待组合证据体进行评价, 最终选择出一个“最优”的证据体作为组合结果, 对多个指标的综合利用以排序融合的方式实现. 具体实现步骤如下:

设有  $s$  条证据  $m_1, \dots, m_s$ .

1) 依式 (14) 计算  $m_1, \dots, m_s$  相应的可信度  $Cred(m_i)$ , 并按照降序 (可信度越高越好, 排名应越靠前) 进行排列, 得到排序:

$$\Lambda_{Cred} = [r_{Cr}(1), r_{Cr}(2), \dots, r_{Cr}(s)] \quad (18)$$

其中,  $r_{Cr}(i)$  为第  $i$  条证据在所有  $s$  条证据中依可信度所得的排序序号;

2) 依式 (16) 计算  $m_1, \dots, m_s$  相应的证据精度  $Prec(m_i)$ , 并按照降序 (精度越高越好, 排名应越靠前) 进行排列, 得到排序:

$$\mathbf{\Lambda}_{Prec} = [r_{Pr}(1), r_{Pr}(2), \dots, r_{Pr}(s)] \quad (19)$$

其中,  $r_{Pr}(i)$  为第  $i$  条证据在所有  $s$  条证据中依精度所得的排序序号;

3) 依式 (17) 计算  $m_1, \dots, m_s$  相应的证据自冲突系数  $Contr(m_i)$ , 并按照升序 (自冲突程度越低越好, 排名应越靠前) 进行排列, 得到排序:

$$\mathbf{\Lambda}_{Contr} = [r_{Co}(1), r_{Co}(2), \dots, r_{Co}(s)] \quad (20)$$

其中,  $r_{Co}(i)$  为第  $i$  条证据在所有  $s$  条证据中依自冲突程度所得的排序序号;

4) 基于上述三步中所获取的 3 个排序序列, 按照如下方式加权求和作为融合后的排序值:

$$\mathbf{\Lambda}_{Fusion} = [r_F(1), r_F(2), \dots, r_F(s)] \quad (21)$$

$$r_F(i) = \alpha \cdot r_{Cr}(i) + \beta \cdot r_{Pr}(i) + \gamma \cdot r_{Co}(i) \quad (22)$$

其中,  $\alpha, \beta, \gamma$  分别为 3 种不同准则对应的权系数, 通过对权系数值的调整可以实现对不同准则在融合过程中相对重要性的调整.

在  $\mathbf{\Lambda}_{Fusion}$  中找到取值最小的融合排序值标号对应的证据, 即为最终证据, 组合输出结果:

$$m_{comb} = m_j, j = \arg \min_i r_F(i) \quad (23)$$

整个流程如图 1 所示.

### 3 有关新方法的讨论

#### 3.1 选择性融合 vs. 组合性融合

信息融合的方式可以分为组合性融合与选择性融合. 组合性融合是指将各个不同信息源的证据体数值进行综合运算并加以利用, 如下式所示:

$$m_{out} = J(m_1, m_2, \dots, m_n) \quad (24)$$

典型的代表如 Dempster 的证据组合公式、Murphy<sup>[12]</sup> 的简单平均方法、Deng 等<sup>[13]</sup> 的加权平均方法.

选择性融合是指在多个信息源中选择出一个作为最终的结果, 如下式所示:

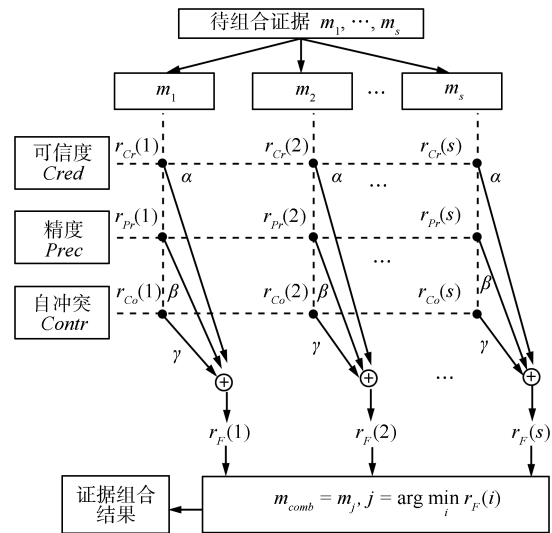


图 1 多准则排序融合证据组合流程

Fig. 1 Procedure of evidence combination based on multi-criteria rank-level fusion

$$m_{out} = m_j = \arg \max_{m_i} (J(m_i)) \quad (25)$$

本文提出的基于多准则排序融合的证据组合新方法本质上属于选择性融合. 选择性融合利用多个信息源的信息, 本质是比较的过程, 在这个过程中也综合使用了来自各个信息源的证据体的信息.

选择性融合与组合性融合本质上有较大差异. 组合性融合充分利用来自各个信息源的信息, 但存在组合运算步骤, 尤其是焦元数目较多时 Dempster 证据组合会带来一定的运算量. 选择性融合没有组合的计算过程, 但采用单一准则往往无法充分利用来自各个信息源的信息. 本文则综合利用多个准则进而综合利用了来自各个信息源的信息进行分析和对比, 最终做出选择, 在某种程度上弥补了传统选择性融合方法的不足.

#### 3.2 排序融合 vs. 其他多准则决策方法

多准则 (多属性) 决策问题一直是决策和不确定推理领域的研究热点问题, 也是难点问题. 而采用排序融合的方式可以有效地规避多属性 (多准则) 决策问题中的一些棘手问题, 如不同准则对应量纲差异的问题.

单一的准则往往无法全面评价证据体的优劣. 各种准则往往是从不同侧面反映证据体的好坏, 具有一定的互补性. 因此利用多准则进行证据体评价, 并借助信息融合技术<sup>[16]</sup> 实现客观有效的证据选择性融合就成了一种可行的思路. 有部分学者依据这一思路提出了一些利用多准则进行决策选择的方法<sup>[27]</sup>, 但其往往是以“串行”方式实现, 即一种准则的使用是在另一种准则优选之后的基础上. 本文则

是一种基于“并行”方式的多准则排序融合的决策方法. 排序融合技术<sup>[15, 28-30]</sup>是一种综合各种启发式条件影响因子的算法, 广泛应用于各种决策融合问题. 在本文研究中基于多个准则同时对证据体进行评价, 得到针对证据体的多个排序, 基于排序融合得到最终综合了多种准则的单一排序结果, 从而实现证据的选择性融合.

### 3.3 多准则间的差异性 (互补性)

本文采用的第一个准则是可信度, 依据证据体间相互关系构建, 该准则体现的是少数服从多数的原则. 证据精度和自冲突系数均基于证据体本身的性质构建, 且都与证据体的不确定度有关. 对于多准则决策来说, 各个准则具有较大的差异性 or 互补性是多准则决策优于单准则决策的必要条件. 本文方法中证据精度和自冲突系数与第一个准则——可信度间差异性较大. 主要问题集中在证据精度与自冲突系数两个准则之间的差异性. 这两个准则都与证据体本身的不确定度有关, 但精度主要从证据体和单点焦元证据 (清晰证据) 之间的贴近程度来刻画; 而自冲突主要从证据体内部的冲突来描述, 即两者从不同角度描述不确定程度. 我们进行仿真实验, 分析证据精度与自冲突系数之间的相关程度.

按照文献 [31] 中随机产生 mass 函数的方法, 产生 300 个 mass 函数 (辨识框架中元素个数为 4), 分别对其按照式 (16) 和式 (17) 求取精度与自冲突度, 如图 2 所示.

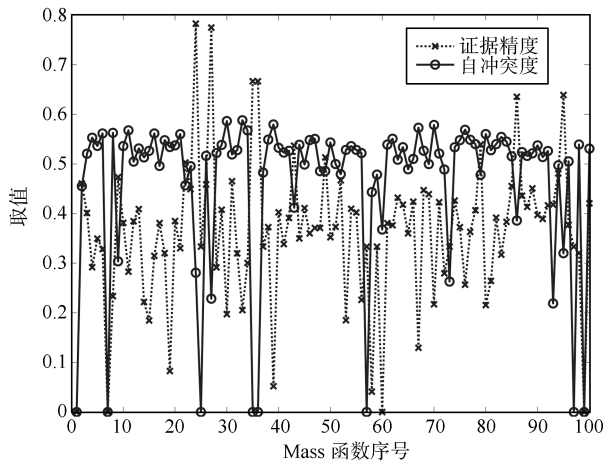


图 2 证据精度与自冲突度实验对比

Fig. 2 Comparison between precision and contradiction

从图 2 中不难发现, 虽然证据精度与自冲突度都体现证据体的不确定度, 但它们的变化趋势是有差异的. 可按式 (16) 计算 300 个 mass 函数对应的证据精度序列  $Prec$  与自冲突度序列  $Contr$  间的相关性.

$$R(Prec, Contr) = \frac{Cov(Prec, Contr)}{\sqrt{Cov(Prec, Contr) \cdot Cov(Prec, Contr)}} \quad (26)$$

其中  $Cov(\cdot, \cdot)$  为互协方差. 其相关系数计算结果为  $-0.0563$ , 而相关系数取值范围为  $[-1, 1]$ . 可见这两个指标间相关性不大, 因而将精度与自冲突度同时作为评价准则, 彼此间具有一定互补性.

### 3.4 多准则权系数的选择

本文用到三个准则 (证据可信度、证据精度、证据自冲突度) 的权重的确定, 可依据用户偏好或实际需要确定. 如果侧重强调证据间的相互关系, 证据可信度的权重应更高; 如果侧重强调证据体本身的性质, 则证据精度及证据自冲突度应相对较高. 在实际使用中, 我们建议采用相对客观公允且更能发挥多准则优势的等权重方式, 即对各个准则没有偏好或偏见.

## 4 实验仿真

### 4.1 实验 1

本实验中, 设辨识框架为  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 共有 5 个 mass 函数:

$$\begin{aligned} m_1(A) &= 0.65, & m_1(B) &= 0.05, \\ m_1(C) &= 0.25, & m_1(A, C) &= 0.05 \\ m_2(A) &= 0.00, & m_2(B) &= 0.65, \\ m_2(C) &= 0.35, & m_2(A, C) &= 0.00 \\ m_3(A) &= 0.55, & m_3(B) &= 0.10, \\ m_3(C) &= 0.00, & m_3(A, C) &= 0.35 \\ m_4(A) &= 0.65, & m_4(B) &= 0.05, \\ m_4(C) &= 0.00, & m_4(A, C) &= 0.30 \\ m_5(A) &= 0.55, & m_5(B) &= 0.30, \\ m_5(C) &= 0.10, & m_5(A, C) &= 0.05 \end{aligned}$$

基于 Dempster 规则、Murphy 方法<sup>[12]</sup>、Deng 等方法<sup>[13]</sup> 及本文方法所得结果如表 1 所示.

由表 1 可知, 本文方法虽然没有加权平均及证据组合的运算, 却同样可以规避反直观结果并获得正确的决策结果. 同时从表 1 可以看出, 如果仅依靠单一准则有时无法做出准确的判断, 即仅依靠证据精度得到的是反直观的结果. 在本实验中, 单凭精度这个单一指标将对最终的融合结果失去作用. 特别地, 如果所有的证据体均为 Bayesian 信度函数 (即所有焦元均为单点命题), 所有证据体精度均为 1, 此时证据精度无法区分各个证据体的优劣, 这也正是我们采用多准则的目的和意义所在.

表 1 实验 1 结果  
Table 1 Results of experiment 1

| 组合方法   | 组合结果  | 概率转换  |
|--|---|---|
| 基于 Dempster 规则的方法                                | $m(B) = 0.0286$<br>$m(C) = 0.9714$  | $P(A) = 0$<br>$P(B) = 0.0286$<br>$P(C) = 0.9714$      |
| Murphy <sup>[12]</sup> 的简单平均方法                   | $m(A) = 0.9735$<br>$m(B) = 0.0063$<br>$m(C) = 0.0194$<br>$m(AC) = 0.0008$ | $P(A) = 0.9739$<br>$P(B) = 0.0063$<br>$P(C) = 0.0198$ |
| Deng 等 <sup>[13]</sup> 的加权平均方法                   | $m(A) = 0.9849$<br>$m(B) = 0.0021$<br>$m(C) = 0.0123$<br>$m(AC) = 0.0007$ | $P(A) = 0.9852$<br>$P(B) = 0.0021$<br>$P(C) = 0.0127$ |
| 本文方法<br>$\alpha = \beta = \gamma = 1$ (多准则融合)    | $m_1$   | $P(A) = 0.6750$<br>$P(B) = 0.0500$<br>$P(C) = 0.2750$ |
| 本文方法<br>$\alpha = 1, \beta = \gamma = 0$ (仅可信度)  | $m_3$   | $P(A) = 0.7250$<br>$P(B) = 0.1000$<br>$P(C) = 0.1750$ |
| 本文方法<br>$\alpha = \gamma = 0, \beta = 1$ (仅证据精度) | $m_4$   | $P(A) = 0.8000$<br>$P(B) = 0.0500$<br>$P(C) = 0.1500$ |
| 本文方法<br>$\alpha = \beta = 0, \gamma = 1$ (仅自冲突度) | $m_2$   | $P(A) = 0.00$<br>$P(B) = 0.6500$<br>$P(C) = 0.3500$   |

4.2 实验 2

本实验中, 采用信任偏移悖论的例子:

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

无论按照 Dempster 规则、Murphy 规则或 Deng 等的规则, 运算结果均为

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

按照本文的方法可得组合结果为

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

即原证据体本身. 故按照本文方法获取的结果更为合理.

4.3 实验 3

本实验中, 采用如下算例:

$$m_1(\{\theta_1\}) = 0.7, m_1(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.3$$

$$m_i(\{\theta_3\}) = 0.6, m_i(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.4, i = 2, 3, 4$$

基于 Dempster 规则、Murphy 方法<sup>[12]</sup>、Deng 等的方法<sup>[13]</sup> 及本文方法所得结果如表 2 所示.

表 2 实验 3 结果  
Table 2 Results of experiment 3

| 组合方法                           | 组合结果   |  |  |
|--------------------------------|--|--|--|
|                                | $m_1, m_2$   | $m_1, m_2, m_3$  | $m_1, m_2, m_3, m_4$   |
| 基于 Dempster 规则的方法              | $m(\{\theta_1\}) = 0.7$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.3$   | $m(\{\theta_1\}) = 0.7$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.3$   | $m(\{\theta_1\}) = 0.7$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.3$   |
| Murphy <sup>[12]</sup> 的简单平均方法 | $m(\{\theta_1\}) = 0.5250$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.1179$<br>$m(\{\theta_3\}) = 0.30$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.0571$ | $m(\{\theta_1\}) = 0.3379$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.0615$<br>$m(\{\theta_3\}) = 0.5622$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.0384$ | $m(\{\theta_1\}) = 0.1794$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.0292$<br>$m(\{\theta_3\}) = 0.7711$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.0203$ |
| Deng 等 <sup>[13]</sup> 的加权平均方法 | $m(\{\theta_1\}) = 0.5250$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.1179$<br>$m(\{\theta_3\}) = 0.30$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.0571$ | $m(\{\theta_1\}) = 0.1032$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.0290$<br>$m(\{\theta_3\}) = 0.8122$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.0555$ | $m(\{\theta_1\}) = 0.0317$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.0093$<br>$m(\{\theta_3\}) = 0.9344$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.0246$ |
| 本文方法                           | $m(\{\theta_1\}) = 0.7$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.3$   | $m(\{\theta_3\}) = 0.6$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.4$   | $m(\{\theta_3\}) = 0.6$<br>$m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.4$   |

由表 2 可知, 随着新证据的逐步加入, 基于本文方法获取的结果最终更新为新到证据, 且并未出现 Dempster 规则那样的反常结果。

## 5 结论

针对证据理论中 Dempster 组合规则出现反直观结果的问题, 本文综合利用多种评价指标的排序融合方法实现证据信息的融合。由于多个评价指标或准则存在一定的差异性和互补性, 因而本文方法优于单准则的评价。实验结果表明, 该方法能有效规避和抑制 Dempster 证据组合中的反直观结果问题。

相比而言, 组合性融合能够更充分地利用不同信息源的信息, 但具有一定的运算复杂度; 选择性融合实现代价较低, 尽管存在一定程度的信息损失, 但也能综合利用各个信息源提供的信息。

本文方法还存在一定问题有待解决, 如多准则的权重分配问题。此外, 由于缺乏对证据组合结果优劣公认的有效评价方式, 本文方法的评价基于合乎情理的角度。设计构造更客观合理的证据组合评价准则也是未来的重要工作之一。

## References

- Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, **38**(2): 325–339
- Shafer G. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton: Princeton University Press, 1976
- Zhu Qing, Xu Sheng-Hua, Han Li-Tao. A new shadow extraction method from color aerial images based on Dempster-Shafer evidence theory. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(6): 588–595  
(朱庆, 徐胜华, 韩李涛. 基于 D-S 证据理论的彩色航空影像阴影提取方法. 自动化学报, 2007, **33**(6): 588–595)
- Li Peng, Liu Si-Feng. Interval-valued intuitionistic fuzzy numbers decision-making method based on grey incidence analysis and D-S theory of evidence. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(8): 993–998  
(李鹏, 刘思峰. 基于灰色关联分析和 D-S 证据理论的区间直觉模糊决策方法. 自动化学报, 2011, **37**(8): 993–998)
- Smarandache F, Dezert J. *Applications and Advances of DSmT for Information Fusion (Vol 3)*. Rehoboth: American Research Press, 2009. 4–32
- Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Belief function combination and conflict management. *Information Fusion*, 2002, **3**(2): 149–162
- Sun Quan, Ye Xiu-Qing, Gu Wei-Kang. A new combination rules of evidence theory. *Acta Electronica Sinica*, 2000, **28**(8): 117–119  
(孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式. 电子学报, 2000, **28**(8): 117–119)
- 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
- Zhang Shan-Ying, Pan Quan, Zhang Hong-Cai. Conflict problem of Dempster-Shafer evidence theory. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2001, **22**(4): 369–372  
(张山鹰, 潘泉, 张洪才. 证据推理冲突问题研究. 航空学报, 2001, **22**(4): 369–372)
- Han D Q, Han C Z, Yang Y. A modified evidence combination approach based on ambiguity measure. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion*. Cologne, Germany: IEEE, 2008. 1346–1351
- Florea M C, Jousselme A L, Bossé É, Grenier D. Robust combination rules for evidence theory. *Information Fusion*, 2009, **10**(2): 183–197
- Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts. *Decision Support Systems*, 2000, **29**(1): 1–9
- Deng Y, Shi W K, Zhu Z F, Liu Q. Combining belief functions based on distance of evidence. *Decision Support Systems*, 2004, **38**(3): 489–493
- Chen Wei-Jun, Jing Zhan-Rong, Yuan Fang-Fei, Zhu An-Fu. Shortcoming of D-S evidence theory and its mathematic modification. *Journal of North University of China (Natural Science Edition)*, 2010, **32**(2): 161–168  
(陈炜军, 景占荣, 袁芳菲, 朱安福. D-S 证据理论的不足及其数学修正. 中北大学学报 (自然科学版), 2010, **32**(2): 161–168)
- Yang Yi, Han De-Qiang, Han Chong-Zhao. Study on feature selection based on rank-level fusion. *Control and Decision*, 2011, **26**(3): 397–401  
(杨艺, 韩德强, 韩崇昭. 基于排序融合的特征选择. 控制与决策. 2011, **26**(3): 397–401)
- Han Chong-Zhao, Zhu Hong-Yan, Duan Zhan-Sheng. *Multi-Source Information Fusion (Edition 2)*. Beijing: Tsinghua University Press, 2010. 86–87  
(韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合 (第二版). 北京: 清华大学出版社, 2010. 86–87)
- Zadeh L A. Review of a mathematical theory of evidence. *AI Magazine*, 1984, **5**(3): 81–83
- Yang Feng-Bao, Wang Xiao-Xia. *Combination Method of Conflictive Evidences in D-S Evidence Theory*. Beijing: National Defence Industry Press, 2010. 70–71  
(杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法. 北京: 国防工业出版社, 2010. 70–71)



- 19 Dezert J, Tchamova A. On the behavior of Dempster's rule of combination [Online], available: hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/57/79/83/PDF/OnBehaviorOfDSRule.pdf, March 18, 2011
- 20 Dubois D, Prade H. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Computational Intelligence*, 1988, **4**(3): 244–264
- 21 Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Information Sciences*, 1987, **41**(2): 93–137
- 22 Jousselme A L, Grenier D, Bossé É. A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*, 2001, **2**(2): 91–101
- 23 Haenni R. Are alternatives to Dempster's rule of combination real alternative? Comments on "About the belief function combination and the conflict management problem". *Information Fusion*, 2002, **3**(4): 237–239
- 24 Powell G, Roberts M. GRP1. A recursive fusion operator for the transferable belief model. In: Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, USA: IEEE, 2011. 168–175
- 25 Smarandache F, Martin A, Osswald C. Contradiction measures and specificity degrees of basic belief assignments. In: Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, USA: IEEE, 2011. 475–482
- 26 Liu W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions. *Artificial Intelligence*, 2006, **170**(11): 909–924
- 27 Li Yong-Ming, Zhang Su-Juan, Zeng Xiao-Ping, Qin Jian, Han Liang. Research of poll mode and multi-criteria feature selection algorithm based on chain-like agent genetic algorithm. *Journal of System Simulation*, 2009, **21**(7): 2010–2013, 2017  
(李勇明, 张素娟, 曾孝平, 覃剑, 韩亮. 链询式多准则特征选择算法的研究. 系统仿真学报, 2009, **21**(7): 2010–2013, 2017)
- 28 Liu Ming, Yuan Bao-Zong, Miao Zhen-Jiang. A double-objective rank level classifier fusion method. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(12): 1276–1282  
(刘明, 袁保宗, 苗振江. 一种双目标排序层分类器融合方法. 自动化学报, 2007, **33**(12): 1276–1282)
- 29 Renda M E, Straccia U. Web metasearch: rank vs. score based rank aggregation methods. In: Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing. Melbourne, Florida: ACM Press, 2003. 841–846
- 30 Kumar A, Shekhar S. Palmprint recognition using rank level fusion. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Imager Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 3121–3124
- 31 Jousselme A-L, Maupin P. On some properties of distances in evidence theory. In: Proceedings of Workshop on Theory of Belief Functions. Brest, France, 2010. 1–6



**杨艺** 西安交通大学航天航空学院空天工程系讲师。2010年获西安交通大学控制科学与工程专业博士学位。主要研究方向为证据理论, 信息融合, 图像处理, 遥感信息分析与处理。

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

(**YANG Yi** Lecturer in the Department of Aerospace Engineering, School of Aerospace, Xi'an Jiaotong University. She received her Ph. D. degree in control science and engineering from Xi'an Jiaotong University in 2010. Her research interest covers Dempster-Shafer evidence theory, information fusion, image processing, and remote sensing information analysis and processing.)



**韩德强** 西安交通大学电子与信息工程学院副教授。2008年获西安交通大学控制科学与工程专业博士学位。主要研究方向为证据理论, 信息融合, 目标识别。本文通信作者。

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

(**HAN De-Qiang** Associate professor at the School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. He received his Ph. D. degree in control science and engineering from Xi'an Jiaotong University in 2008. His research interest covers Dempster-Shafer evidence theory, information fusion, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



**韩崇昭** 西安交通大学电子与信息工程学院教授。主要研究方向为复杂系统控制与信息融合。

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

(**HAN Chong-Zhao** Professor at the School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers control of complex system and information fusion.)