

一种在非单点证据源融合中的改进组合方法

刘哲席^{1,2} 洪纯哲^{1,3} 阳建宏¹ 杨德斌¹

(北京科技大学机械工程学院机械电子工程系 北京 100083)¹

(平壤铁道大学机械工程学院 平壤 999093)² (金日成综合大学科学研究所 平壤 999093)³

摘要 现有的冲突证据组合方法中,当采集的证据体包含非单点证据且证据体之间存在冲突时,该证据体的组合存在着局限性。针对这一问题,提出了一种基于改进 Pignistic 概率距离的新的证据组合方法。该组合方法通过证据体之间的改进 Pignistic 概率距离描述证据体之间的冲突以及相似性程度,根据证据体之间的支持程度确定证据体的权重,然后基于折扣率的思想进行证据源的修正,最后使用 Dempster 规则进行组合。通过算例分析和对比,论证了改进证据组合方法的适用性和有效性。

关键词 证据理论,多传感器信息融合,Pignistic 概率函数,冲突证据

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Improved Combination Approach for Bodies of Evidence Containing Non-singleton Evidence

LIU Zhe-xi^{1,2} HONG Chun-zhe^{1,3} YANG Jian-hong¹ YANG De-bin¹

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, School of Mechanical Engineering,
University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)¹

(College of Mechanical Engineering, University of Railway Pyongyang, Pyongyang 999093, DPR of Korea)²

(Scientific Institute, Kim Il-Sung University, Pyongyang 999093, DPR of Korea)³

Abstract In the existing combination methods of conflicting evidence, if the bodies of evidence contain non-singleton evidences, and there is conflict between the bodies of evidence, these combination methods have limitations when using Dempster's rule in data fusion. In order to solve this problem, an improved combination method of conflicting evidence based on the modified pignistic probability distance was proposed. In the improved method, firstly, the conflict level and the degree of similarity of bodies of evidence are represented by the modified pignistic probability distances among bodies of evidence. Secondly, the weight coefficients are determined according to the support degree among bodies of evidence. Thirdly, the basic probability assignments of the bodies of evidence are revised by weight coefficient based on the thought of the discount rate. And finally, the ultimate combination results are obtained from the revised bodies of evidence by directly applying Dempster's rule. The analyzed results of numerical examples prove that the proposed new combination method has better applicability and effectiveness compared with the existing methods.

Keywords Evidence theory, Multi-sensor information fusion, Pignistic probability function, Conflict evidence

1 引言

传感器的测量精度、环境适应能力、抗干扰能力各异,导致由其输出数据得到的证据存在不确定性,甚至相互冲突。冲突证据的组合方法是证据理论在实际应用中的热点问题之一。针对证据冲突带来的 Dempster 组合规则的失效问题,有的研究者提出并应用了一种修改 Dempster 规则框架的思路。例如,Smets^[1],Dezert 等人^[2]分别针对证据组合规则的框架进行了修改,以解决冲突证据的组合问题,但修改框架的组合规则计算量较复杂,而且有些规则往往不再满足交换律等 Dempster 规则的良好性质。有的研究人员认为不应将因各种不确定性因素造成冲突证据组合的反直观结果归咎于组合规则本身,而是应该对参与组合的证据源进行修正。例如,

Murphy^[3]提出了一种将证据的基本概率分配值进行平均后使用 Dempster 规则进行融合的方法,但该方法仅把多组对应证据进行简单平均,因而若待融合的信息中存在一些偏差很大的证据体,则会对整个融合过程产生破坏性影响。目前,许多研究人员在加权思想的基础上,修正证据源并对修正证据源进行 Dempster 组合。其中,有的研究者引入了 Jousselme 距离^[4],生成权重并修正证据源^[5-7];也有的研究者引入了模糊性测度^[8],获得各证据体的权重后修正证据源^[9]。文献^[10]和文献^[11]引入了 Pignistic 概率距离^[12]分别得到了基于加权思路的修正证据源,再使用 Dempster 组合规则进行冲突证据的组合,弥补了 Murphy 方法的不足。

证据理论的实际应用中,待融合的证据体可能会包含非单点证据,且该证据在整个证据体中对应可信度的相差明显

本文受国家自然科学基金(50905013,51211130114)资助。

刘哲席(1980—),男,博士生,讲师,主要研究方向为人工智能、信息融合,E-mail: ycs1979124@163.com;洪纯哲(1974—),男,讲师,主要研究方向为人工智能、信号处理与故障诊断;阳建宏(1978—),男,博士,主要研究方向为人工智能、设备故障诊断。

较大。例如,在电机故障诊断中,设识别框架为 $\Theta = \{\text{定子故障}, \text{转子故障}, \text{轴承故障}\}$, 真实目标为轴承故障, 识别系统采用电流传感器和振动传感器。此时, 在基于定子电流频谱得到的故障电流特征中, 分量 $(1 \pm 2s)f_s$ (其中, f_s 为电源频率, s 为电机转差率) 既可能是转子断条的特征, 同时也可能是定子匝间故障的特征。因此, 在由电流传感器数据求取的证据体中可能会存在非单点证据 $\{\text{定子} \cup \text{转子}\}$ (它意味着定子或转子的故障, 就不准确的证据), 并且由于电流传感器测量精度的不准确, 对该证据的可信度是较大的。若由振动传感器求取的证据体不包含该证据, 或者尽管包含但对该证据的可信度很小, 那么在两个证据体中该证据可信度之间的相差较大, 会造成证据体之间的冲突, 进而会导致上述几种修正证据源的改进方法不能解决 Dempster 规则失效。

基于此, 本文提出 Pignistic 概率的改进和其距离, 与原始 Pignistic 概率函数进行比较, 以说明改进 Pignistic 概率的特点。提出基于改进 Pignistic 概率距离的冲突证据组合新方法, 基于改进 Pignistic 概率距离描述对各证据体的支持程度, 根据证据体的支持度确定各证据体的权重, 然后基于折扣率的思想进行证据源的修正, 最后使用 Dempster 规则对修正证据源体进行合成。采用普遍算例验证了本文提出方法的应用效果。

2 证据组合方法及其存在的问题

2.1 证据理论简介

设 $\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为一个有限集合 (或称识别框架), x 为相互排斥的识别元素, 2^Θ 为集合 Θ 的幂集: $2^\Theta = \{\{x_1\}, \{x_2\}, \dots, \{x_n\}, \{x_1, x_2\}, \{x_1, x_3\}, \dots, \Theta\}$ 。那么, 证据的集合简称证据体 (Body of Evidence, BOE) 可表示为:

$$F = \{A | A \in 2^\Theta; m(A) > 0, \forall x \in \Theta\} \quad (1)$$

其中, A 为焦点证据 (或称焦点), $m(A)$ 称为焦点 A 的基本概率分配 (Basic Probability Assignment, BPA)。在证据体 F 中由任意一个识别元素组成的证据称为单点证据, 而由任意两个以上的识别元素组成的证据称为非单点证据。在 D-S 证据理论中, Dempster 组合规则表示如下:

$$m_{1 \otimes 2}(C) = \frac{1}{1-k} \sum_{A_1 \cap A_2 = C} m_1(A_1) m_2(A_2) \quad (2)$$

$$k = \sum_{A_1 \cap A_2 = \emptyset} m_1(A_1) m_2(A_2)$$

其中, $m_{1 \otimes 2}(C)$ 为证据组合后的 BPA 值; A_1 和 A_2 分别为在两条证据体 F_1 和 F_2 中的焦点; k 为经典冲突系数, 用来衡量证据体间的冲突, k 越大, 证据体之间的冲突就越大。

文献[12]中提出的证据体之间 Pignistic 概率距离表示如下:

$$difBetP_{m_1}^{m_2} = \max_{A \subseteq \Theta} |BetP_{m_1}(A) - BetP_{m_2}(A)| \quad (3)$$

$$BetPm(A) = \sum_{\forall A, B \subseteq \Theta} \frac{|A \cap B|}{|B|} \frac{m(B)}{1-m(\emptyset)}, m(\emptyset) \neq 1$$

式中, $BetP_{m_1}, BetP_{m_2}$ 分别表示在证据体 F_1, F_2 中焦点 A 的 Pignistic 概率, A, B 分别表示在一条证据中的焦点证据与另外证据, $\exists B \subseteq \Theta; B \neq A$ 。

2.2 已有改进组合方法的应用局限性

本节针对几种修正证据源的改进组合方法讨论它在应用中有可能存在的不准确性。目前, 多个修正证据的改进组合方法在解决证据冲突带来的 Dempster 组合规则失效问题上发挥了一定的效果, 但它们在某种情形下仍然无法解决

Dempster 规则的应用失效。假定在应用过程中存在如下情形, 根据组合结果分析几种修正组合方法的应用局限性。

例 1 假设有 3 条从异类传感器采集在同一识别框架 $\Theta = \{x_1, x_2, x_3\}$ 上的证据体: $F_1 = \{\{x_1\}; 0.5, \{x_2\}; 0.1, \{x_3\}; 0.35, \{x_2, x_3\}; 0.05\}$; $F_2 = \{\{x_1\}; 1 - m_2(\{x_2\}) - p, \{x_2\}; 0.1, \{x_2, x_3\}; p\}$; $F_3 = \{\{x_1\}; 0.5, \{x_2\}; 0.3, \{x_3\}; 0.2\}$, 系统的真实识别目标为 x_1 , 第 2 传感器测量精度的不准确会导致证据体 F_2 的不稳定, 则该证据体包含一个 BPA 值为 $[0, 0.9]$ 的非单点证据 $\{x_2, x_3\}$ 。在这种情形下, 针对 p 的取值进行融合后 $m(x_1)$ 和 $m(x_3)$ 的变化, 采用 Dempster 规则、文献[3, 9-11]的改进方法进行合成, 运算结果如图 1 所示。由图 1(a) 可见, 当证据 $\{x_2, x_3\}$ 的可信度为 $p = [0, 0.608)$ 时, 组合后对真实目标 x_1 的可信度最大, 因此识别系统可以认为被识别的目标是 x_1 , 则说明系统能够识别真实目标的类别。但当 $p = (0.608, 0.9]$ 时, 证据 $\{x_2, x_3\}$ 在 3 条证据体中对应的可信度之间的差值明显较大, 导致了证据体之间的冲突, 从而造成了 Dempster 组合的失效。因此, 系统不认为被识别的目标是 x_1 ; $p = 0.608$ 时, $m_{123}(x_1) = m_{123}(x_3) = 0.44$, 系统不能确定真实目标为 x_1 。由图 1(b) 至图 1(e) 可知, 当 p 的取值分别为 $[0.63, 0.9]$ 、 $[0.775, 0.9]$ 、 $[0.68, 0.9]$ 以及 $[0.66, 0.85]$ 时, 几种改进方法仍然无法解决 Dempster 规则的失效问题。

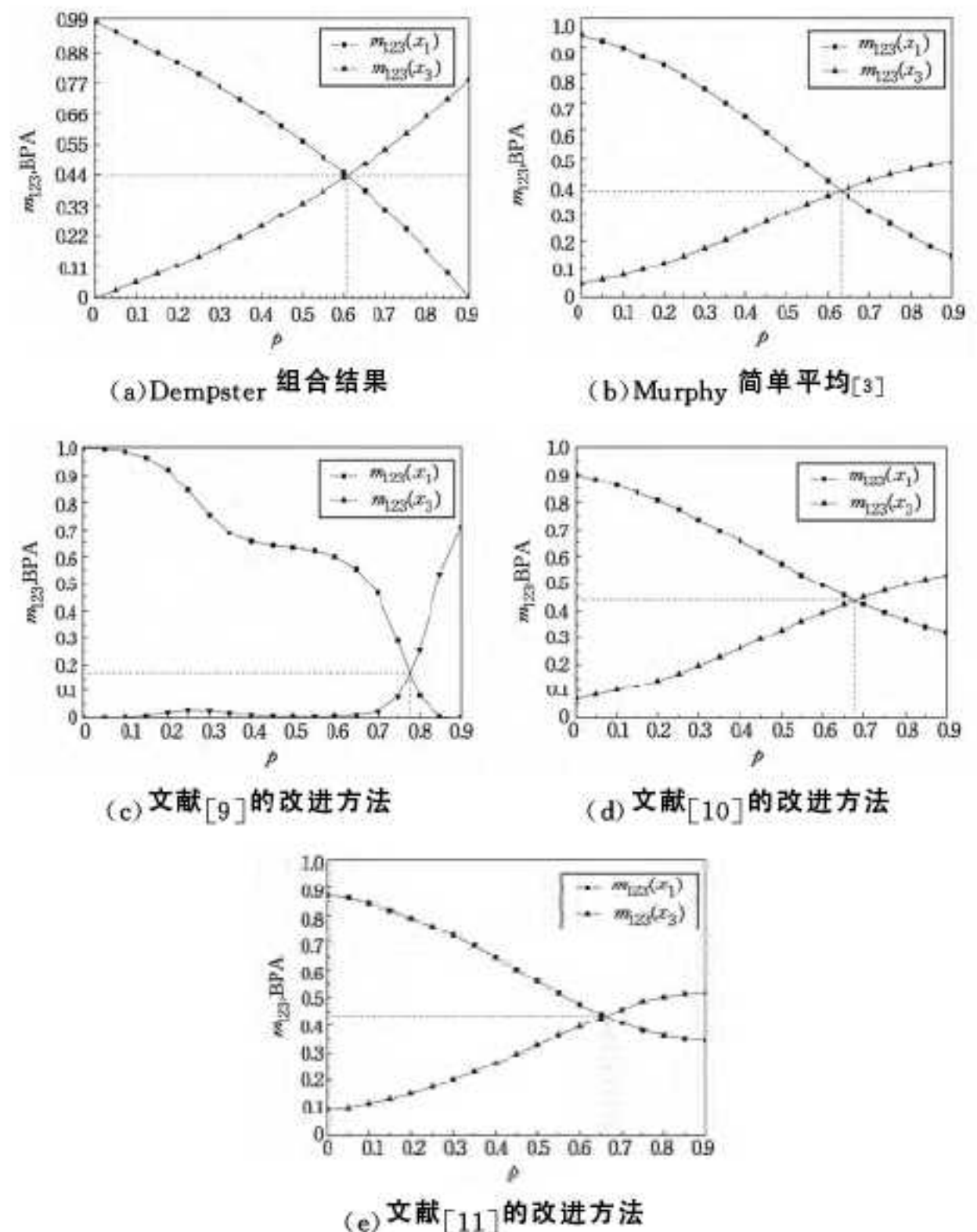


图 1 基于 p 值变化的几种组合方法的合成结果

3 一种新的证据组合改进方法

算例 1 的合成结果说明在证据源中的某个证据体包含着一些非单点证据, 且当该证据可信度在整个证据源中的相差明显较大时, 由 Jousselme 距离、Pignistic 概率距离度量证据体之间的不一致性不够准确, 进而会导致各证据体权重的不准确。本节提出改进的 Pignistic 概率距离, 给出一种基于改进 Pignistic 概率距离的新改进组合方法。

3.1 Pignistic 概率的改进以及其距离

3.1.1 改进 Pignistic 概率函数

设 Θ 为识别框架, m 为基本概率分配值。Pignistic 概率函数的改进表示 $BetP'$, 焦点 A 的改进 Pignistic 概率表示为

$$BetP_m'(A) = \sum_{\forall A, B \subseteq \Theta} \frac{|A \cap B|}{|A|} \frac{m(B)}{1 - m(\emptyset)} \quad (4)$$

其中, $|A|$ 为焦点 A 的势, $|A \cap B|/|A|$ 可表述为焦点 B 的任意元素包含在焦点 A 中的比率。

3.1.2 与原始 Pignistic 概率函数的比较

本节将改进 Pignistic 概率与原始 Pignistic 概率进行比较, 以分析该概率函数的特性, 结果如表 1 所列。表 1 中, A 为在一条证据体 F 中的焦点证据, B 为在一条证据体 F 中的任意证据, $\exists B \subseteq \Theta; B = A$ 。根据表 1, 当焦点证据 A 为单点证据时, $BetP_m(A) \leq BetP_m'(A)$, $BetP_m$ 和 $BetP_m'$ 分别表示为

$$\begin{cases} BetP_m(A) = \sum_{A \subseteq B} \frac{|A|}{|B|} m(B) + \sum_{A=B} m(B) \\ BetP_m'(A) = \sum_{A \subseteq B} m(B) + \sum_{A=B} m(B) = \sum_{A \subseteq B} m(B) \end{cases} \quad (5)$$

当焦点证据 A 为完全无知的证据 Θ 时, $BetP_m$ 和 $BetP_m'$ 分别表示为

$$\begin{cases} BetP_m(\Theta) = \sum_{\Theta=B} m(B) + \sum_{B \subseteq \Theta} m(B) = \sum_{B \subseteq \Theta} m(B) = 1 \\ BetP_m'(\Theta) = \sum_{\Theta=B} m(B) + \sum_{B \subseteq \Theta} \frac{|B|}{|\Theta|} m(B) \end{cases} \quad (6)$$

则 $BetP_m(A) \geq BetP_m'(A)$ 。

表 1 $BetP'$ 与 $BetP$ 的比较

A 和 B 之间关联	BetP	BetP'	比较
$A \subseteq B$	$\sum_{A \subseteq B} \frac{ A }{ B } m(B)$	$\sum_{A \subseteq B} m(B)$	$BetP_m < BetP_m'$
$A \cap B = C$	$\sum_{A \cap B = C} \frac{ C }{ B } m(B)$	$\sum_{A \cap B = C} \frac{ C }{ A } m(B)$	$\begin{cases} BetP_m \leq BetP_m', A \leq B \\ BetP_m > BetP_m', A > B \end{cases}$
$A = B$	$m(B)$	$m(B)$	$BetP_m = BetP_m'$
$B \subseteq A$	$\sum_{B \subseteq A} m(B)$	$\sum_{B \subseteq A} \frac{ B }{ A } m(B)$	$BetP_m > BetP_m'$

例 2 设有在识别框架 $\Theta = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 中的一个证据体, 即 $F = \{\{x_1\}; 0.5, \{x_2\}; 0.2, \{x_2, x_4\}; 0.2, \Theta; 0.1\}$ 。当焦点 A 为 $\{x_1\}$ 时, 计算得 $BetP_m$ 和 $BetP_m'$, 则

$$\begin{cases} BetP_m(\{x_1\}) = \sum_{\forall B \subseteq \Theta} \frac{|\{x_1\} \cap B|}{|B|} m(B) = 0.525 \\ BetP_m'(\{x_1\}) = \sum_{\forall B \subseteq \Theta} \frac{|\{x_1\} \cap B|}{|\{x_1\}|} m(B) = 0.6 \end{cases}$$

当焦点 A 为 Θ 时, 计算得 $BetP_m$ 和 $BetP_m'$, 即

$$\begin{cases} BetP_m(\Theta) = \sum_{\forall B \subseteq \Theta} \frac{|\Theta \cap B|}{|B|} m(B) = 1 \\ BetP_m'(\Theta) = \sum_{\forall B \subseteq \Theta} \frac{|\Theta \cap B|}{|\Theta|} m(B) = 0.375 \end{cases}$$

由式(3)和式(4)可知, Pignistic 概率本质上说明将某个焦点 B 的 BPA 值平均分配给其包含的 A 元素, 改进 Pignistic 概率本质上说明将某个焦点 B 的 BPA 值平均分配给 A 包含的 B 元素, 它们都可以描述在一个证据体中相应证据之间的关联性程度。但由表 1 和算例 2 知, 它们各自包含的含义以及概率值并非一致。

3.1.3 改进 Pignistic 概率距离

设有 n 条在同一识别框架 Θ 上的证据体, m_i 和 m_j 分别为在第 i 和第 j 证据体上每个证据的基本概率分配, $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。那么, 改进 Pignistic 概率函数的距离可表示如下,

$$difBetPP = \max_{i < j} difBetPP_{m_i}^{m_j} \quad (7)$$

$$difBetPP_{m_i}^{m_j} = \max_{A \subseteq \Theta} |BetP_{m_i}'(A) - BetP_{m_j}'(A)|$$

式中, $difBetPP_{m_i}^{m_j}$ 为两两证据体之间的距离, $difBetPP$ 为在多个证据体中两两证据体之间距离的最大值。 $difBetPP_{m_i}^{m_j} = difBetPP_{m_j}^{m_i}$, $difBetPP$ 越大, 表示证据体之间的区别越明显。

3.2 冲突证据组合的新方法

设有 n 条证据体 $F_i (i=1, 2, \dots, n)$, 每个证据体 F_i 各焦点的 BPA 值为 m_i , 方法具体步骤如下:

步骤 1 使用式(7)计算证据体 F_i 和 $F_j (i, j=1, 2, \dots, n)$ 之间的改进 Pignistic 概率距离, 由此得到改进 Pignistic 概率距离矩阵(或称冲突矩阵) M , 则

$$M = \begin{pmatrix} 0 & difBetPP_{m_1}^{m_2} & \dots & difBetPP_{m_1}^{m_n} \\ difBetPP_{m_2}^{m_1} & 0 & \dots & difBetPP_{m_2}^{m_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ difBetPP_{m_n}^{m_1} & difBetPP_{m_n}^{m_2} & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad (8)$$

步骤 2 定义证据体 F_i 和 F_j 之间的相似性测度为

$$S_{ij} = 1 - difBetPP_{m_i}^{m_j} \quad (9)$$

利用相似性测度可将冲突矩阵 M 转化为一个相似性矩阵 MS , 则

$$MS = \begin{pmatrix} 1 & S_{12} & \dots & S_{1n} \\ S_{21} & 1 & \dots & S_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & S_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

步骤 3 由相似性矩阵 MS , 可得出证据体 F_i 被另外证据体所支持的程度, 则

$$Sup(F_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n S_{ij} \quad (11)$$

步骤 4 设 $Sup(F_i)$ 最大的证据体为关键证据体, 其余证据体均为非关键证据体, 则可以得到各证据体相对关键证据体的权重, 即

$$\omega_i = \frac{Sup(F_i)}{\max_{1 \leq j \leq n} \{Sup(F_j)\}}, j=1, 2, \dots, n \quad (12)$$

步骤 5 基于折扣率的思想, 将每个原始证据体进行修改, 则

$$\begin{cases} m_w(A) = \omega_i m_i(A), \forall A \subseteq \Theta, i=1, 2, \dots, n \\ m_w(\Theta) = \omega_i m_i(\Theta) + (1 - \omega_i), A = \Theta \end{cases} \quad (13)$$

步骤 6 最后对于已修改的证据使用 Dempster 组合规则进行组合, 则

$$m^*(C) = \frac{\sum_{\cap A_i = C} \prod_{i=1}^n m_w(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_w(A_i)}, A_i \neq \emptyset, \forall A_i \subseteq \Theta \quad (14)$$

其中, 若 $A_i = \emptyset, m^*(C) = 0$ 。

4 数值算例分析

按照算例 1 的数据, 采用本文方法进行合成后的结果如图 2 所示。由图 2 可知, 在证据体 F_2 中非单点证据的 BPA 值无论多少, 识别目标 x_1 的 BPA 值始终大于 x_3 的, 因此, 识别系统尽管受到证据体 F_2 的干扰, 但由于本方法的合成结果, 可以认定被识别的目标为 x_1 , 解决了 Dempster 组合规则的失效问题。

(下转第 15 页)

[2] Veksler O. Stereo matching by compact windows via minimum ratio cycle[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 1: 556-561

[3] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support weight approach for stereo correspondence search[J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 2005, 28(4): 650-656

[4] Kovesi P D. Phase congruency: A low-level image invariant[J].

Psychological Research, 2000, 64(2): 136-148

[5] Mei X, Sun X, Zhou M, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]//IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops). 2011: 467-474

[6] 段凤增. 信号检测理论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2002: 226-228

(上接第 12 页)

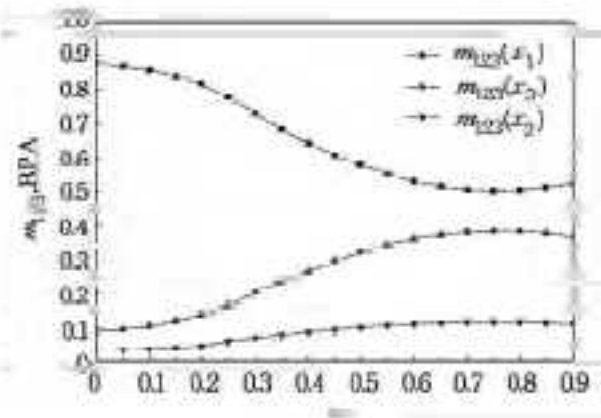


图 2 按 p 值的变化采用本方法进行组合的结果

采用普遍算例, 以进一步说明本文方法的应用效果。

例 3 3 位护士针对同一病人进行初步诊断, 认为病症可能是脑膜炎(x_1)、脑震荡(x_2)以及脑肿瘤(x_3)中的一种。识别框架设为 $\Theta = \{x_1, x_2, x_3\}$, 病人的真实病症为脑膜炎。3 位护士的初步诊断结果分别表示为:

护士 1 $F_1 = \{\langle x_1 \rangle; 0.6, \langle x_2 \rangle; 0.1, \langle x_3 \rangle; 0.3\}$;

护士 2 $F_2 = \{\langle x_2 \rangle; 0.1, \langle x_2, x_3 \rangle; 0.9\}$;

护士 3 $F_3 = \{\langle x_1 \rangle; 0.7, \langle x_2 \rangle; 0.1, \langle x_3 \rangle; 0.2\}$ 。

按照 3 位护士的初步诊断结果, 依据 Dempster 规则有如下结果: $m_{123}(x_1) = 0, m_{123}(x_2) = 0.1563, m_{123}(x_3) = 0.8432$, 即融合得到的结论是: 该病人所患疾病为脑肿瘤。这个合成结果显然有悖常理, 因为由于护士 1 和护士 3 认为病人患脑膜炎的可能性较大, 而且 3 位护士们都认为病人患脑肿瘤的可能性很小。第二条证据体中, 医生 2 对脑震荡或脑肿瘤的可信度很大, 造成了证据体之间的冲突, 进而导致了 Dempster 组合规则的失效问题。本文方法分别与 Dempster 规则、Murphy 方法、文献[9-11]提出的方法进行对比, 计算结果如表 2 所列。

表 2 5 种改进证据组合方法的对比

方法	Dempster 规则	Murphy 规则	文献[9]方法	文献[10]方法	文献[11]方法	本文方法
m_{12}	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.0000$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.3949$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.0874$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.4191$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.4844$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.5492$
	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.2703$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1472$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.2032$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1513$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1257$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1144$
	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.7297$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2687$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.1609$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.4296$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2639$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.3364$
	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.1892$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.5485$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.1260$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$
m_{123}	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.1563$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.3699$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.0297$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.6872$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.5091$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.8300$
	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.8432$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1682$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.2826$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.0581$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1231$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.0247$
	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.0000$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.3392$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2202$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2547$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.3002$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.1453$
	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.1227$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.4675$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.0676$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$

结果说明: Murphy 组合方法和文献[9]的改进方法仍然无法解决 Dempster 组合规则的失效问题, 文献[10, 11]的改进方法解决了 Dempster 组合规则的失效问题, 对于真实目标 x_1 的可信度, 本文方法的合成结果大于两种方法。

分析结果表明, 本文方法在接近真实目标的收敛速度方面优于其它 5 种方法。

结束语 从多个传感器求取的证据体包含着某种非单点证据, 并且该证据的可信程度在整个证据源中的相差明显较大时, 现有的修正证据源的改进方法无法解决 Dempster 组合规则的失效问题。针对这种问题, 与 Pignistic 概率距离相比, 本文中提出的改进 Pignistic 概率距离更好地描述了证据体之间的相似性程度, 提高了各证据体权重的准确性, 进而解决了 Dempster 组合规则的失效问题, 在这种情形下, 本文方法的合成结果接近真实目标的收敛速度更快。

参 考 文 献

[1] Smets P. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458

[2] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DSMT for Information Fusion (Collected works), second volume: Collected Works[M]. Ann Arbor: Infinite Study, 2006: 89-112

[3] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9

[4] Jousselme A L, Grenier D, Bossé É. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 91-101

[5] 熊彦铭, 杨战平. 冲突证据组合中的模型修正新方法[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(8): 35-38

[6] Yang Y, Han D, Han C. Discounted combination of unreliable evidence using degree of disagreement[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2013, 54(8): 1197-1216

[7] 张燕君, 龙呈, 李达. 基于冲突表示的冲突证据融合方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(9): 853-858

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

[9] 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

[10] 肖建于, 童敏明, 朱昌杰, 等. 基于 pignistic 概率距离的改进证据组合规则[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(4): 636-641

[11] 黄建招, 谢建, 李良, 等. 基于冲突系数和 pignistic 概率距离的改进证据组合方法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(9): 21-24

[12] Liu W. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11): 909-924