

基于平均偏离度的证据组合方法^{*}

曹洁^a, 郭雷雷^a, 李伟^b, 吴迪^b

(兰州理工大学 a. 计算机与通信学院; b. 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050)

摘要: Dempster-Shafer 证据理论广泛应用于信息融合中,但是在证据高冲突情况下基于经典 D-S 证据组合规则的融合结果存在反直观的问题。针对这一问题,提出一种基于平均偏离度的证据组合方法。首先引入证据距离函数获得各证据体的相互支持度,并将支持度归一化为证据的信任度。对所有的证据进行信任度加权平均,获得一个参考证据。然后利用该参考证据对各个原始证据进行偏离度的判定及修正。最后利用 Dempster-Shafer 规则完成证据的组合。实验结果表明,新方法提高了融合结果的可靠性和合理性,可以有效地处理高冲突证据。

关键词: 证据理论; 组合规则; 参考证据; 冲突证据; 偏离度

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)01-0115-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.027

New evidence fusion method based on average deviation

CAO Jie^a, GUO Lei-lei^a, LI Wei^b, WU Di^b

(a. College of Computer & Communication, b. College of Electrical & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Dempster-Shafer (D-S) method has been used widely in all kinds of data fusion system, but it has difficulty in dealing with combining evidences with high degree of conflict. In order to solve the problem, this paper proposed a new evidence fusion method based on the degree of average deviation strategy. Firstly, it obtained the mutual support degree of every evidence by evidence distance, and normalized the support degree to the credibility degree of evidence. It obtained a referenced evidence by averaging all evidences according to support degree, and then used the referenced evidence for deviation verification and modification of the original evidences. Lastly, it adopted the Dempster's rule of combination to combine evidences after disposing. The results of numerical examples show that this new method improves the reliability and rationality of the evidence combination results. Besides, this method can effectively deal with conflict evidence.

Key words: evidence theory; combination rule; referenced evidence; conflict evidence; deviation degree

0 引言

在现实世界中,尤其是在军事领域,不确定性是普遍存在的问题,而不确定性处理技术为处理不确定性、不精确、不完善信息提供了有效的途径。现在的不确定性处理技术有很多,但各方法都有各自的优缺点。证据理论又称 Dempster-Shafer theory (DST),首先由 Dempster 于 1967 年提出^[1],后经由 Shafer 于 1976 年加以完善并推广^[2]。它是一种有用的不确定性推理理论,并且为不确定信息的表达和合成提供了一种强有力的方法,在不确定性的表示、量测和组合方面具有一定的优势。鉴于证据理论的这些优点,它被成功地应用到数据融合、目标识别和智能决策系统中^[3~5]。但是证据理论同样存在着不足,对高置信度、低冲突的证据体利用证据理论融合可以得到较好的结果。但是对低置信度、高冲突的证据体利用证据理论融合后得到的结果并不理想,甚至会得到与常理相悖的结论。

针对证据理论在处理高冲突证据时会出现悖论的问题,很多学者对其进行了改进。Murphy^[6]提出了简单加权平均的方法,他认为所有的证据具有相同的权重,没有考虑证据之间的

关联性,所以收敛速度较慢。邓勇等人^[7]引入证据距离函数求得各个证据的可信度,并将可信度作为证据的权重,因为考虑了证据的关联关系,所以证据融合后收敛速度较快,降低了决策的难度。吴英等人^[8]在证据距离函数的基础上定义加权证据距离函数,通过全局距离最小的最优化准则求出证据的权重,其方法优于一般的加权组合方法。白剑林等人^[9]通过引入证据距离函数利用证据间的相对距离确定证据权重,该方法可以在系统存在伪证据时仍然能够有效地快速识别出目标。张多林等人^[10]提出了一种基于信源可信度的局部冲突分配组合方法,该方法通过引入证据距离函数得到证据的权重,在处理冲突方面具有较好的性能,但是基于局部冲突分配的思想是将冲突分配给基本概率赋值较大的焦元,所以将证据的权重作为焦元的权重是不合理的。证据之间是冲突的,但是证据间的某些焦元不是互相冲突的。李军伟等人^[11]在引入证据距离函数的基础上获得证据焦元的信任度和相似度,该方法提高了证据合成结果的可靠性和合理性。韩德强等人^[12]在基于证据距离函数的基础上提出了基于证据方差的加权证据组合方法,该方法可以很好地处理信任度偏移的问题;同时联合证据距离函数和证据的不确定性定义了证据的权重,使得融合后具有更快

收稿日期: 2013-03-20; **修回日期:** 2013-04-27 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61263031); 甘肃省自然科学基金资助项目(1010RJZA046); 甘肃省教育厅研究生导师基金资助项目(0914ZTB003)

作者简介: 曹洁(1966-),女,安徽宿州人,教授,博导,主要研究方向为智能交通系统、信息融合;郭雷雷(1989-),硕士研究生,主要研究方向为证据理论和信息融合(745541228@qq.com)。

的收敛速度^[13]。

以上所有的方法都是在证据距离函数的基础上获得证据的权重,但这些方法都忽略了同一个问题。即证据的异常判断问题,证据之间的高冲突是由某些异常证据所引起,在对证据进行修正时,应该区分哪些证据是非异常证据,哪些证据是异常证据。这样做的优点是最大程度上保留非异常证据对正确假设的支持。因此在证据的修正过程中,只对异常证据进行相应的修正处理。鉴于此认识,本文在引入证据距离函数的基础上通过构造参考证据,并以参考证据作为判断证据是否为异常证据的标准,在判断出异常证据后,用参考证据替换异常证据。处理过后的证据具有较弱的冲突,而事实证明传统的证据理论对于弱冲突具有很好的处理效果。所以本文对处理过的证据采用传统的证据理论融合方法进行融合处理。

1 DST 组合规则及其存在的问题分析

1.1 DST 组合规则

证据理论是建立在一个非空集合 U 上的理论, U 称为辨识框架,由一些互斥且穷举的元素组成,对于 U 中的元素 A ,都应该属于幂集 $2U$,如果有

$$\begin{aligned} m:2^U &\rightarrow [0,1] \\ m(\emptyset) &= 0 \\ \sum_{A \subset U} m(A) &= 1 \end{aligned} \quad (1)$$

则称 m 为基本概率指派函数。

假设 m_1, m_2, m_3 分别是 U 的幂集上的三个基本概率分配函数,则 Dempster 合成公式为

$$m(\emptyset) = 0 \quad (2)$$

$$m(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{\substack{i,j,\dots,n \\ A_i \cap A_j \cap \dots \cap A_n = A}} m_1(A_i) m_2(A_j) \dots m_n(A_n) \quad \forall A \subset U \quad (3)$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j \cap \dots \cap C_n = \emptyset} m_1(A_i) m_2(A_j) \dots m_n(A_n) \quad (4)$$

其中 k 反映了证据冲突的程度。系数 $\frac{1}{1-k}$ 称为归一化因子,它的作用是避免在合成时将非 0 的概率赋给空集 $\emptyset$ 。

1.2 证据理论存在的问题分析

要解决证据理论的冲突问题,有必要分析冲突的来源。引起冲突的原因是多方面的,主要有:a)识别框架的不完备。对于这种情况,已经超出有改进的证据合成方法的范畴。冲突的再分配已经不是关键的问题,要考虑拒绝某些待考虑的元素或者接受新元素。b)证据源的检测和识别能力有限。这体现在证据源各自给出的 BPA 值上。c)证据源不可靠。合成规则假定所有参与合成的证据具有相同的重要程度,在证据组合时没有考虑证据的可信度信息。事实上,不同的证据如传感器和领域专家具有不同的可信度。

所以对于完备的辨识框架,证据的不一致性是造成冲突的主要原因,如果从证据的焦点角度来分析,冲突主要是因为证据中的某个焦点所引起的,而其他的证据焦点是正常的焦点。鉴于此,张捍东等人^[14]将焦点分为矛盾焦点和正常焦点,通过对矛盾焦点的处理达到弱化冲突的目的。而对于证据来说,就可以分为异常证据和非异常证据。杨善林等人^[15]在这个思想的基础上,将证据分为相关性证据和冲突证据,然后再进行处理。

利用经典的证据组合规则常会产生与常理相悖的结果,具体描述如下:

a)一般性冲突问题。

例 1 设辨识框架 $U = \{A, B, C\}$,有两个证据的基本概率分配如下:

$$m_1: m_1(A) = 0.99, m_1(B) = 0.01, m_1(C) = 0.00$$

$$m_2: m_2(A) = 0.00, m_2(B) = 0.01, m_2(C) = 0.99$$

组合后可得融合结果如下:

$$k = 0.99, m(A) = m(C) = 0, m(B) = 1$$

合成后,对 A 和 C 的支持度为零,这是因为在合成的过程中舍弃了所有的冲突证据。此外,从合成结果还可以看出,虽然证据源对 B 的支持度都很小($m_1(B) = m_2(B) = 0.01$),但是合成结果对 B 的支持度却为 1,得到了对其几乎肯定的支持,这显然与实际情况相悖。

b)“一票否决”的弊端。在例 1 中,证据 m_2 对 A 的支持度为 0,利用经典的合成规则的结果也为 0,也就是说证据源任何一个证据对于某一集合的支持度为 0,无论其他证据对该集合的支持度是多少,合成结果对于这一集合的支持度总是为 0,这显然也与实际不符。

c)鲁棒性差的问题。证据合成的鲁棒性^[16]是指在证据合成过程中,当某个证据源对焦点的基本概率分配函数发生微小的变化时,证据的组合结果不会发生剧烈的变化。

例 2 设辨识框架 $U = \{A, B, C\}$,有两个证据的基本概率分配如下:

$$m_1: m_1(A) = 0.98, m_1(B) = 0.01, m_1(C) = 0.01$$

$$m_2: m_2(A) = 0.00, m_2(B) = 0.01, m_2(C) = 0.99$$

组合后可得融合结果如下:

$$k = 0.99, m(A) = 0, m(C) = 0.99, m(B) = 0.01$$

对比例 1 和例 2 的融合结果可以发现,证据源发生微小的变化时在采用经典的合成规则进行合成时合成结果会发生剧烈的变化,对集合 B 的支持度从例 1 的几乎完全肯定到例 2 的几乎完全否定,这说明经典的合成规则对焦点的鲁棒性很差。

2 基于证据偏离度的证据合成规则

通过上述问题及分析可以看出,证据的冲突是由某个证据体所引起的,或者说由某个异点所引起的。本文所提的方法可以分为两部分:第一部分参考证据体的构造,第二部分是异常证据体的判定。

参考证据体应该具有全局的意义,所以本文采用加权平均证据作为参考证据体,假设系统收集到 n 个证据体,且 m_i 和 m_j 是辨识框架 U 上的两个 BPA,则实现步骤如下:

a)计算出证据体间的距离^[17]以及距离相似度。辨识框架上相互独立的两个证据体 m_i 和 m_j 距离可以表示为

$$d_{\text{BPA}}(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_i - m_j)D(m_i - m_j)} \quad (5)$$

其距离相似度为

$$DS(m_i, m_j) = 1 - d_{\text{BPA}}(m_i, m_j) \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中 D 为一个 $2N \times 2N$ 矩阵,矩阵中的元素为

$$D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (7)$$

b)计算证据 m_i 的支持度及其信任度。

证据体 m_i 的支持度为

$$\text{Sup}(m_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n DS(m_i, m_j) \quad (8)$$

证据体 m_i 信任度为

$$\text{Crđ}(m_i) = \frac{\text{Sup}(m_i)}{\sum_{i=1}^n \text{Sup}(m_i)}$$

$$\sum_{i=1}^n \text{Crđ}(m_i) = 1 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

c) 用加权平均证据作为参考证据体。即参考证据体为

$$m_{\text{MAE}}; m_{\text{MAE}}(A_k) = \sum_{i=1}^n \text{Crđ}(m_i) \cdot m_i(A_k)$$

$$k = 1, 2, \dots, d \quad (10)$$

在获得参考证据体后,通过证据距离函数定义证据偏离度,在获得证据的偏离度后,设定判定阈值,对证据是否异常进行判定。

a) 由证据距离进一步定义证据体的偏离度:

$$D(m_i, m_{\text{MAE}}) = \sqrt{\frac{1}{2} (m_i - m_{\text{MAE}}) D(m_i - m_{\text{MAE}})}$$

$$i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

则平均偏离度为

$$AD = \frac{\sum_{i=1}^n D(m_i, m_{\text{MAE}})}{n} \quad (12)$$

b) 设定阈值为 AD , 如果某个证据体的偏离度大于或等于平均偏离度, 则用 m_{MAE} 替换该证据体, 即若 $D(m_i, m_{\text{MAE}}) \geq AD$, 则有

$$m_i: m(A_1) = m_{\text{MAE}}(A_1) \quad m(A_k) = m_{\text{MAE}}(A_k)$$

$$k = 1, 2, \dots, d \quad (13)$$

c) 采用 D-S 组合规则进行组合。在获得参考证据后并且以偏离度作为证据是否为异常证据的判断标准, 在对证据处理后, 采用经典的合成规则对处理过的证据进行组合。

3 实验分析

在证据理论的研究过程中, 消除多源证据间的冲突所采取的方法可以划分为两大类: 第一类是修改经典的组合规则, 即修改归一化步骤; 第二类是修改证据源模型。对于证据合成中的冲突性、“一票否决”、鲁棒性差等问题, 本文选取经典的组合规则、孙全的合成规则^[18]、Yager 的方法^[19]、李弼程的方法^[20]与本文的方法进行对比分析。

实验1 一般冲突性对比实验

为检验各合成规则对高冲突证据的合成效果, 通过对例1的数据进行融合以验证所提方法的有效性, 得到的结果如表1所示。

表1 一般冲突性对比实验

组合规则	$m(A)$	$m(C)$	$m(B)$	$m(\theta)$
D-S	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
孙全	0.1821	0.1821	0.0038	0.6320
Yager	0.0000	0.0000	0.0001	0.9999
李弼程	0.4950	0.4950	0.0100	0.0000
本文	0.4999	0.4999	0.0002	0.0000

由表1可以看出, 经典的合成规则将冲突证据完全抛弃, 合成结果与实际情况相悖。Yager 合成规则将冲突全部赋值给未知领域, 舍弃了冲突的有用信息, 这种将冲突信息不加以分析全部舍弃的做法很偏激。李弼程的方法和本文的方法均可取得合理的结果。本文的方法用加权平均证据替换了异常证据, 然后采用经典的组合规则进行了组合, 最大限度地降低了冲突证据对组合结果的影响。

实验2 “一票否决”对比实验

为检验合成过程中是否会产生“一票否决”的问题, 用本文的方法与经典的组合规则、孙全的合成规则^[18]、Yager 的方法^[19]及李弼程的方法^[20]对例2提供的数据进行融合, 得到的结果如表2所示。

表2 “一票否决”合成结果对比

组合规则	$m(A)$	$m(C)$	$m(B)$	$m(\theta)$
D-S	0.0000	0.9900	0.0100	0.0000
孙全	0.1803	0.1938	0.0038	0.6221
Yager	0.0000	0.0099	0.0100	0.9900
李弼程	0.4851	0.5049	0.0004	0.0000
本文	0.4899	0.5099	0.0002	0.0000

经典的合成规则和 Yager 的方法都存在“一票否决”的现象。孙全在合成规则中引入证据的平均支持度, 当证据存在冲突时可以得到合成结果, 能够避免“一票否决”的弊端, 但仍然增加了未知程度。李弼程的方法以焦元的平均支持度分配冲突, 不会出现“一票否决”的现象。本文的方法可以鉴别出冲突证据, 然后用加权平均证据替换冲突证据, 所以可以避免“一票否决”的影响, 并且最终的融合结果也是理想的。

实验3 鲁棒性对比实验

如表3所示, 用经典的组合规则、孙全的合成规则^[18]、Yager 的方法^[19]及李弼程的方法^[20]对例1和例2完成融合后, 对其融合结果作对比分析, 说明各改进方法的鲁棒性。

由结果可以发现, 当证据源发生微小的变化时, 即证据源对集合 A 的信任度有 0.99 变为例2中的 0.98, 而对集合 C 的信任度由 0 变为 0.01 时, 经典组合规则的合成结果发生了急剧变化, 即鲁棒性很差。Yager 方法的合成结果发生了微小的变化, 鲁棒性较好, 但是因为未知部分的存在, 不利于决策。孙全、李弼程和本文的方法都具有较好的鲁棒性。

本文的方法可以反映焦元的微小变化。在例1中两个证据对集合 B 的支持度为 0.01, 在例2中两个证据对集合 B 的支持度也是 0.01, 在两个证据中对集合 B 的支持度都没有发生变化, 所以在融合后对集合 B 的支持度也应该不发生变化, 而本文的融合结果符合这种认识。相比例1, 例2中对 A 的支持度下降了 0.01, 而用本文方法在对例2融合后的融合结果中可以看出: 对 A 的支持度也相应地下降了 0.01。同样例2中对 C 的支持度增加了 0.01, 融合后对 C 的支持度增加了 0.01。所以本文方法的融合结果与集合支持度的变化是一致的。

表3 几种组合方法的鲁棒性对比实验

组合规则	$m(A)$			$m(C)$			$m(B)$			$m(X)$		
	例1	例2	$\Delta(A)$	例1	例2	$\Delta(C)$	例1	例2	$\Delta(B)$	例1	例2	$\Delta(X)$
D-S	0	0	0	0	0.99	0.99	1	0.01	0.99	0	0	0
孙全	0.1821	0.1803	0.0018	0.1821	0.1938	0.0117	0.0038	0.0038	0	0.6320	0.6221	0.0099
Yager	0	0	0	0	0.0099	0.0099	0.0001	0.0100	0.0099	0.9999	0.9900	0.0099
李弼程	0.4950	0.4851	0.0099	0.4950	0.5049	0.0099	0.0100	0.0004	0.0096	0	0	0
本文	0.4999	0.4899	0.01	0.4999	0.5099	0.01	0.0002	0.0002	0	0	0	0

实验4 低冲突证据的有效组合

现有的一些改进方法虽能组合高冲突证据,但组合一致性证据时的结果却不太合理,实际的应用中,当组合的证据在不断变化时,证据的冲突系数也在不断变化。因此需要一种鲁棒性好的证据组合方法可以对各种冲突强度证据进行有效融合。通过例1和例2验证了本文所提的方法不仅能够融合高冲突的证据,而且对证据的微小变化具有较好的鲁棒性,下面通过用本文的方法与经典的组合规则、孙全的合成规则、Yager的方法及李弼程的方法对例3给出数据进行融合来检验本文方法组合低冲突证据的能力。

例3 设辨识框架 $U = \{A, B, C\}$, 有四个证据的基本概率分配如下:

$$m_1: m_1(A) = 0.6, m_1(B) = 0.1, m_1(C) = 0.3;$$

$$m_2: m_2(A) = 0.7, m_2(B) = 0.2, m_2(C) = 0.1;$$

$$m_3: m_3(A) = 0.5, m_3(B) = 0.2, m_3(C) = 0.3;$$

$$m_4: m_4(A) = 0.65, m_4(B) = 0.1, m_4(C) = 0.25;$$

采用本文所提的方法对例3给出的证据进行处理,处理结果如表4所示。五种方法对低冲突证据的融合结果如表5所示。本文方法在判定出异常证据后,用参考证据即加权平均证据替换异常证据后,与原证据相比,处理过后的证据更接近一致性证据。

表4 证据处理结果

证据	信任度	m_{MAE}	偏离度	阈值	异常判定
m_1	0.2568	$m(A) = 0.6122$	0.0557	0.0801	否
m_2	0.2393		0.1225		是
m_3	0.2463	$m(B) = 0.1486$	0.0975		是
m_4	0.2576	$m(C) = 0.2392$	0.0447		否

表5 低冲突证据的组合结果

组合规则	$m(A)$	$m(C)$	$m(B)$	$m(X)$
D-S	0.9813	0.0029	0.0158	0.0000
文献[14]	0.4405	0.0748	0.1201	0.3646
文献[15]	0.1365	0.0004	0.0022	0.8609
文献[16]	0.6638	0.1295	0.2067	0.0000
本文	0.9702	0.0013	0.0285	0.0000

从表5的融合结果可以看出:经典的证据合成规则在融合低冲突证据时能取得令人满意的效果,其组合结果能够快速收敛;使用孙全、Yager和李弼程的方法对证据进行组合时,命题A的概率分配值不但不会收敛,反而会发散,显然不合常理。本文方法得到的结果和经典合成规则得到的结果差别很小,造成这种差别的原因主要是本文方法的稳健性较好。可见,本文提出的改进方法组合低冲突证据同样有效。

实验5 综合性能对比分析

前几个实验分别从不同角度对合成规则的特性进行了对比分析。为了检验各种合成规则在实际应用中的综合性能,对所获取的多源信息分别利用上述规则进行融合,并加以对比分析。

例4 现有四个证据体,其中 $m(A)$ 、 $m(B)$ 和 $m(C)$ 为识别目标A、B和C的基本概率指派。

$$m_1: m_1(A) = 0.5, m_1(B) = 0.2, m_1(C) = 0.3$$

$$m_2: m_2(A) = 0, m_2(B) = 0.9, m_2(C) = 0.1$$

$$m_3: m_3(A) = 0.6, m_3(B) = 0.1, m_3(C) = 0.3$$

$$m_4: m_4(A) = 0.8, m_4(B) = 0.1, m_4(C) = 0.1$$

采用经典的组合规则、孙全的合成规则、Yager的方法、李弼程的方法以及本文的方法对例4进行融合。对融合结果进行分析,检验各方法在实际应用中的性能。融合结果如表6所示。

表6 几种方法的多源信息融合结果

组合规则	m_1, m_2	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4
D-S	$m(A) = 0, m(B) = 0.8571, m(C) = 0.1429, m(X) = 0$	$m(A) = 0, m(B) = 0.6667, m(C) = 0.3333, m(X) = 0$	$m(A) = 0, m(B) = 0.6667, m(C) = 0.3333, m(X) = 0$
Yager	$m(A) = 0, m(B) = 0.1800, m(C) = 0.0300, m(X) = 0.7900$	$m(A) = 0, m(B) = 0.0180, m(C) = 0.0090, m(X) = 0.9730$	$m(A) = 0, m(B) = 0.0018, m(C) = 0.0009, m(X) = 0.9973$
孙全	$m(A) = 0.1331, m(B) = 0.4727, m(C) = 0.1364, m(X) = 0.2578$	$m(A) = 0.2448, m(B) = 0.2851, m(C) = 0.1648, m(X) = 0.3053$	$m(A) = 0.3341, m(B) = 0.2304, m(C) = 0.1416, m(X) = 0.2939$
李弼程	$m(A) = 0.1975, m(B) = 0.6145, m(C) = 0.1880, m(X) = 0$	$m(A) = 0.4230, m(B) = 0.3343, m(C) = 0.2427, m(X) = 0$	$m(A) = 0.7077, m(B) = 0.1646, m(C) = 0.1277, m(X) = 0$
本文	$m(A) = 1543, m(B) = 0.7469, m(C) = 0.0988, m(X) = 0$	$m(A) = 0.8152, m(B) = 0.0388, m(C) = 0.1460, m(X) = 0$	$m(A) = 0.9812, m(B) = 0.0038, m(C) = 0.0150, m(X) = 0$

由表6可知,D-S方法在处理冲突证据时,无法得到正确的结果,因为证据体 m_2 中A的基本概率指派为零,融合后 $m(A)$ 始终为零,尽管以后收集到的证据都支持目标A,但是系统不认为被识别的目标是A,即融合规则具有“一票否决”的弊端。Yager的方法得到的未知部分置信度不随证据的增加而降低反而不断增大,不符合人的直觉。冲突本来就是一种信息,将冲突信息全部指派给未知领域,能解决D-S组合规则中的归一化的弊端,但是提高了最终决策的难度。并且这种盲目不加分析地把所有的冲突信息分配给未知领域,在融合中也是不对

的。孙全的方法因为未知部分的存在使得焦元的收敛速度很慢,不利于最后的决策判断。李弼程的方法和本文所提的方法都可以成功地识别出目标,但是李弼程的组合方法没有考虑证据的重要程度,只是把证据的冲突概率按各个命题的平均支持程度加权进行分配,在收到证据 m_4 时才能正确地辨别出目标,收敛速度慢。本文的方法可以鉴别出与其他证据冲突较大的证据,并且采用加权平均证据替换冲突证据,在很大程度上降低了冲突证据对合成结果的影响,具有较好的鲁棒性和收敛速度。

4 结束语

本文对证据的冲突进行了分析,对融合高冲突证据时所出现的问题进行了研究,在此基础上提出了基于证据偏离度的组合方法,通过多组实验对比分析表明本文所提的方法可以解决“一票否决”和鲁棒性差等证据组合问题。总体来分析本文所提的基于证据平均偏离度的组合方法具有以下特点:a)只对证据源进行修改,不改变经典组合规则的结构;b)在对证据进行异常判定后,采用加权平均证据替换异常证据,降低了异常证据对融合结果的影响;c)能够解决一般冲突、“一票否决”、鲁棒性差等证据的组合问题;d)本文的方法在对弱冲突证据进行融合时依然可以取得理想的结果;e)本文的方法只替换了异常的证据,保留了非异常证据对正确假设的支持,从而使融合结果向正确假设聚焦。

参考文献:

- [1] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping [J]. *Ann Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] SHAFER G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 1976.
- [3] 王红亮,张美仙,丁海飞. D-S 证据理论在目标识别中的应用[J]. *自动化与仪表*, 2011, 26(7): 14-17.
- [4] CAO Jie, LI Wei, WU Di. Multi-feature fusion tracking based on a new particle filter [J]. *Journal of Computers*, 2012, 12(7): 2939-2947.
- [5] 邹伟,朱智平,李国,等. 一种基于粒子滤波的任意姿态头部椭圆轮廓跟踪方法[J]. *高技术通讯*, 2009, 19(12): 1288-1293.
- [6] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(1): 91-101.
- [7] 邓勇,施文康,朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2004, 23(1): 27-32.
- [8] 吴英,蒋雯,王栋,等. 一种最优冲突证据组合方法[J]. *电机与控制学报*, 2009, 13(1): 178-182.
- [9] 白剑林,王煜. 一种解决 D-S 理论证据冲突的有效方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(9): 2106-2109.
- [10] 张多林,潘泉,张洪才,等. 一种基于信息源可信度的证据组合方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(7): 1210-1213.
- [11] 李军伟,程咏梅,梁彦. 基于局部冲突分配策略的 DST 算法研究[J]. *控制与决策*, 2010, 25(10): 1484-1488.
- [12] 韩德强,韩崇昭,邓勇,等. 基于证据方差的加权证据组合[J]. *电子学报*, 2011, 39(3A): 153-157.
- [13] 韩德强,韩崇昭,邓勇,等. 基于证据距离与不确定度的证据组合方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2011, 30(5): 396-399.
- [14] 张捍东,王翠华,强克坤. 基于焦元相似度的合成规则[J]. *控制理论应用*, 2011, 28(5): 741-744.
- [15] 杨善林,罗贺,胡小建. 基于焦元相似度的证据理论合成规则[J]. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(2): 169-175.
- [16] 潘泉,张山鹰,程咏梅,等. 证据推理的鲁棒性研究[J]. *自动化学报*, 2001, 27(6): 798-805.
- [17] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(1): 91-101.
- [18] 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.
- [19] YAGER R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93-137.
- [20] 李弼程,王波,魏俊,等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. *数据采集与处理*, 2002, 17(1): 33-36.
- [1] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping [J]. *Ann Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [2] SHAFER G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 1976.
- [3] 王红亮,张美仙,丁海飞. D-S 证据理论在目标识别中的应用[J]. *自动化与仪表*, 2011, 26(7): 14-17.
- [4] CAO Jie, LI Wei, WU Di. Multi-feature fusion tracking based on a new particle filter [J]. *Journal of Computers*, 2012, 12(7): 2939-2947.
- [5] 邹伟,朱智平,李国,等. 一种基于粒子滤波的任意姿态头部椭圆轮廓跟踪方法[J]. *高技术通讯*, 2009, 19(12): 1288-1293.
- [6] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(1): 91-101.
- [7] 邓勇,施文康,朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2004, 23(1): 27-32.
- [8] 吴英,蒋雯,王栋,等. 一种最优冲突证据组合方法[J]. *电机与控制学报*, 2009, 13(1): 178-182.
- [9] 白剑林,王煜. 一种解决 D-S 理论证据冲突的有效方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(9): 2106-2109.
- [10] 张多林,潘泉,张洪才,等. 一种基于信息源可信度的证据组合方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(7): 1210-1213.
- [11] 李军伟,程咏梅,梁彦. 基于局部冲突分配策略的 DST 算法研究[J]. *控制与决策*, 2010, 25(10): 1484-1488.
- [12] 韩德强,韩崇昭,邓勇,等. 基于证据方差的加权证据组合[J]. *电子学报*, 2011, 39(3A): 153-157.
- [13] 韩德强,韩崇昭,邓勇,等. 基于证据距离与不确定度的证据组合方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2011, 30(5): 396-399.
- [14] 张捍东,王翠华,强克坤. 基于焦元相似度的合成规则[J]. *控制理论应用*, 2011, 28(5): 741-744.
- [15] 杨善林,罗贺,胡小建. 基于焦元相似度的证据理论合成规则[J]. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(2): 169-175.
- [16] 潘泉,张山鹰,程咏梅,等. 证据推理的鲁棒性研究[J]. *自动化学报*, 2001, 27(6): 798-805.
- [17] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(1): 91-101.
- [18] 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.
- [19] YAGER R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93-137.
- [20] 李弼程,王波,魏俊,等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. *数据采集与处理*, 2002, 17(1): 33-36.

(上接第 98 页)

- [5] HYVÄRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.
- [6] HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. New York: Wiley, 2001.
- [7] CHEVALIER P, ALBERA L, COMON P, *et al.* Comparative performance analysis of eight blind source separation methods on radio-communications signals [C]//Proc of International Joint Conference on Neural Networks. 2004: 25-31.
- [8] ZARZOSO V, COMON P, KALLEL M. How fast is FastICA? [C]//Proc of EUSIPCO, XIV European Signal Processing Conference. 2006: 48-53.
- [9] ZARZOSO V, COMON P. Comparative speed analysis of FastICA [C]//Proc of the 7th International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation. 2007: 293-300.
- [10] ZARZOSO V, COMON P. Robust independent component analysis for blind source separation and extraction with application in electrocardiography [C]//Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2008: 3344-3347.
- [11] ZARZOSO V, COMON P. Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2010, 21(2): 248-261.
- [12] HYVÄRINEN A. Survey on independent component analysis [J]. *Neural Computing Surveys*, 1999, 2: 94-128.
- [13] MESSINAY F, CERNUSCHI-FRÍAS B. Robust parallel FastICA algorithms using batch and adaptive MMSE estimators [C]//Proc of the 13th Argentine Symposium on Technology. 2012: 241-251.
- [14] HYVÄRINEN A. One-unit contrast functions for independent component analysis: a statistical analysis [C]//Proc of IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop. 1997: 388-397.
- [15] BERMEJO S. Finite sample effects of the FastICA algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2007, 71(1-3): 392-399.
- [16] ZARZOSO V, COMON P. Robust independent component analysis [EB/OL]. http://www.i3s.unice.fr/_mh/RR/2009/RR-09-02-V.ZARZOSO.pdf.