

文章编号: 2095-4980(2016)04-0621-05

基于加权IFS证据合成的多源信息融合方法

耿涛¹, 张安²

(1.西安导航技术研究所, 陕西 西安 710068; 2.西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710129)

摘要: 为权衡信息融合系统对各条证据的可信程度, 提出基于直觉模糊交叉熵的证据折扣方法, 用于直觉模糊证据合成规则。并根据确定性理论, 对直觉模糊决策中的记分函数进行改进, 得到基于确定性因子的记分函数形式, 用于直觉模糊证据合成结果判定。最后通过与其他算法的对比实验, 验证算法在多传感器目标识别应用中是有效的, 且具有较高的计算效率。

关键词: 信息融合; 证据理论; 直觉模糊集; 直觉模糊交叉熵; 确定性因子

中图分类号: TN961

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201604.0621

Multi-source information fusion based on weighted IFS evidence combination algorithm

GENG Tao¹, ZHANG An²

(1. Xi'an Institute of Navigation Technology, Xi'an Shaanxi 710068, China;

2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710129, China)

Abstract: A method for determining the discounting factor of each intuitionistic fuzzy evidence based on intuitionistic fuzzy cross-entropy is proposed to treat the reliability among the evidences for different sources and avoid the conflicts. It can be used in the intuitionistic fuzzy evidence combination to improve the efficiency of D-S combination algorithm. The score function simply used in the intuitionistic fuzzy decision is improved according to the certainty factor to discuss the final results of the combination. Experiments comparison with other approximations indicates the proposed algorithm is of effectiveness and high-performance in the multi-source information fusion.

Key words: information fusion; D-S evidence theory; Intuitionistic Fuzzy Sets(IFS); intuitionistic fuzzy cross-entropy; certainty factors

在多源信息融合应用中, D-S证据理论是一种比较有效的非精确推理方法, 但存在计算量较大、合成结果不易判定的问题, 直接限制了证据理论的应用。因此构造合理、简便易行的证据理论实用算法受到关注。目前主要的研究方法是减少焦元的近似算法, 如文献[1]提出的能量函数的焦元简化近似算法, 该方法通过构造平均能量函数用于选择参与合成的焦元, 可以一定程度上减少焦元数量, 从而提高计算效率。另一种方法是通过改进证据合成算法, 如采用贝叶斯合成算法等, 以避免Dempster合成规则的计算量, 但贝叶斯合成算法无法处理嵌套焦元的合成问题。基于上述研究, 本文在直觉模糊基本可信度分配(Intuitionistic Fuzzy Basic Probability Assignment, IF-BPA)模型^[2]基础上, 构造直觉模糊集形式的基本概率分配函数, 有效减少参与合成的焦元数量; 提出基于直觉模糊交叉熵的证据合成计算方法和决策方法, 提高证据合成算法效率和实用性。最后通过构造多传感器目标识别实验验证其有效性。

1 IF-BPA模型

定义1^[3](基本可信度分配函数): 设 $\Theta = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为识别框架, 是一个互不相容事件的完备集合, 2^Θ 为 Θ 的幂集。如果集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足:

$$\begin{cases} m(\Phi)=0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A)=1 \end{cases} \quad (1)$$

则称 m 为基本可信度分配函数(BPA); $\forall A \subseteq \Theta$, $m(A)$ 称为命题 A 的基本可信度, 它表示证据支持 A 的确认程度; 如果 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦点, 所有焦点的集合称为核。

定义2^[4](直觉模糊集): 设论域为对象空间 X , 对 $\forall x \in X$, X 上的直觉模糊集 A 由一个隶属度函数 $\mu_A(x)$ 和一个非隶属度函数 $\gamma_A(x)$ 表示, 即 $A = \{\langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle | x \in X\}$ 。其中, $\mu_A: x \rightarrow [0, 1]$, $\gamma_A: x \rightarrow [0, 1]$; 且对 $\forall x \in X$, 有 $0 \leq \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$ 。 $\mu_A(x)$ 表示由支持 $x \in A$ 的证据所导出的肯定隶属度的下界, $\gamma_A(x)$ 则表示由反对 $x \in A$ 的证据所导出的否定隶属度的下界。 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \gamma_A(x)$ 为 x 对 A 的犹豫度。且称 $\alpha(x) = \langle \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle$ 为 x 在 A 上的直觉模糊数。

通过下述方法可将BPA转化为直觉模糊集。对 $\forall A \in 2^\Theta$, BPA可表示为直觉模糊集^[1] $T = \{\langle A, \mu_T(A), \gamma_T(A) \rangle | A \in 2^\Theta\}$, 其中:

$$\begin{cases} \mu_T(A) = Bel_T(A) = \sum_{B \subseteq A} m_T(B) \\ \gamma_T(A) = 1 - Pls_T(A) = 1 - \sum_{B \cap A = \Phi} m_T(B) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mu_T(A)$ 为隶属度函数; $\gamma_T(A)$ 为非隶属度函数, 且有 $\mu_T(A) \in [0, 1]$, $\gamma_T(A) \in [0, 1]$, $0 \leq \mu_T(A) + \gamma_T(A) \leq 1$ 。将直觉模糊集 T 称为直觉模糊证据。

运用经典D-S证据理论进行多源信息融合时, Dempster证据合成规则的计算复杂度随识别框架基数 $|\Theta|$ 的增长呈指数型增长。若对 Θ 所包含的所有命题赋值, 则每条证据的焦点数量多达 $2^{|\Theta|}$, 若对多条证据进行合成, 其计算量将会随着证据所支持的焦点数量的增多而大大增加。为了减少计算量, 提高D-S证据理论的实用性, 采用IF-BPA模型, 可以在保留原证据体所携带的信息量的前提下, 减少参加合成的焦点数量, 降低证据合成的计算量, 进而大幅减少原始证据的焦点数量, 提高合成效率。

2 直觉模糊证据可信度权重计算

对于直觉模糊证据, 有必要对相对不可靠的证据进行折扣^[2,5]。设证据的折扣因子表示为向量:

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_m); \quad 1 \geq w_j \geq 0, \quad \max_{j=1,2,\dots,m} w_j = 1 \quad (3)$$

传感器的可信度越小, 则其折扣因子越小。

定义3: 论域 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 上的直觉模糊集 A 与 B 的直觉模糊交叉熵^[6-7]定义为:

$$D(\overline{A}, \overline{B}) = \sum_{x_i \in X} A(x_i) \log_2 \frac{A(x_i)}{\frac{1}{2}[A(x_i) + B(x_i)]} + \sum_{x_i \in X} (1 - A(x_i)) \log_2 \frac{1 - A(x_i)}{1 - \frac{1}{2}[A(x_i) + B(x_i)]} \quad (4)$$

式中 $A(x_i), B(x_i)$ 分别为:

$$A(x_i) = [\mu_A(x_i) + 1 - \gamma_A(x_i)] / 2 \in [0, 1], \quad B(x_i) = [\mu_B(x_i) + 1 - \gamma_B(x_i)] / 2 \in [0, 1] \quad (5)$$

$D(\overline{A}, \overline{B})$ 称为直觉模糊集 A 与 B 的差异度, $D(\overline{A}, \overline{B})$ 是不对称的, 即 $D(\overline{A}, \overline{B}) \neq D(\overline{B}, \overline{A})$ 。据此, 传感器可信度权重计算步骤如下:

Step1: 对于 m 条直觉模糊证据, 利用式(4)计算出两两证据 T_i 和 T_j 之间的直觉模糊交叉熵, m 条直觉模糊证据的直觉模糊交叉熵表示为一个差异度矩阵

$$\mathbf{D}_{\text{IF-BPA}} = \{D_{\text{IF-BPA}}(i, j)\}_{m \times m} \quad (6)$$

Step2: 2条证据之间的差异度越小, 它们之间的相似度就越大。定义两直觉模糊证据 T_i 和 T_j 之间的相似性测度为:

$$\text{Sim}(i, j) = 1 - D_{\text{IF-BPA}}(i, j), \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

m 条直觉模糊证据的相似性矩阵表示:

$$\mathbf{Sim} = \{\text{Sim}(i, j)\}_{m \times m} \quad (8)$$

Step3: 将相似性矩阵中每一行除自身的相似度之外的所有元素求和, 反映了被其他证据支持的程度。证据 T_i 的被支持程度表示为:

$$\beta(T_i) = \frac{1}{m-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m Sim(i, j) \tag{9}$$

用直觉模糊交叉熵表示为:

$$\beta(T_i) = 1 - \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m D_{IF-BPA}(i, j)$$

Step4: 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; 反之则认为该证据的可信度较低。因此将支持度归一化后就得到可信度, 可信度反映的是一个证据的可信程度。在求出一个证据 T_i 的支持度后, 可以获得证据 T_i 的可信度 Crd_i 为:

$$Crd_i = \frac{\beta(T_i)}{\max_{j=1,2,\dots,m} \beta(T_j)}, \quad \max_{i=1,2,\dots,n} Crd_i = 1 \tag{10}$$

Step5: 可信度 Crd_i 可以作为证据 T_i 的折扣因子, 即

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_m) = (Crd_1, Crd_2, \dots, Crd_m) \tag{11}$$

在获得各个证据的权重后, 对直觉模糊证据采用加权合成规则, 就可有效处理证据高度冲突的信息融合问题。

3 直觉模糊证据合成规则

对 m 个相互独立的直觉模糊证据, 证据合成公式^[8]修改为:

$$m'(A) = \otimes_{j=1}^m (m'_j(A))^{w_j} \tag{12}$$

得到合成后的直觉模糊可信度分配为 $T' = \{ \langle A, \mu'_T(A), \gamma'_T(A) \rangle \mid i=1,2,\dots,n, A \in 2^\Theta \}$, 其中,

$$\mu'_T(A) = \prod_{j=1}^m \mu_{ij}^{w_j}(A), \quad \gamma'_T(A) = 1 - \prod_{j=1}^m (1 - \gamma_{ij}(A))^{w_j} \tag{13}$$

4 直觉模糊证据合成结果判断

根据直觉模糊集理论中的记分函数进行最终决策, 记分函数定义^[9]如下:

$$Sc(A) = \mu'_T(A) - \gamma'_T(A) + CF \cdot \pi'_T(A) \tag{14}$$

式中 $CF \in [-1, 1]$ 称为确定性因子^[10]。如果 $\mu'_T(A)$ 越大, 则记分值越大, 可以得到记分值越大的确定度为:

$$CF_1(H \uparrow) = \mu'_T(A) \tag{15}$$

如果 $\gamma'_T(A)$ 越大, 则记分值越小, 则可以得到记分值越大的确定度为:

$$CF_2(H \uparrow) = -\gamma'_T(A) \tag{16}$$

根据确定性因子合成方法得到:

$$CF = \frac{CF_1(H \uparrow) + CF_2(H \uparrow)}{1 - \min(|CF_1(H \uparrow)|, |CF_2(H \uparrow)|)} = \frac{\mu'_T(A) - \gamma'_T(A)}{1 - \min(\mu'_T(A), \gamma'_T(A))} \tag{17}$$

于是,

$$Sc(A) = \mu'_T(A) - \gamma'_T(A) + \frac{\mu'_T(A) - \gamma'_T(A)}{1 - \min(\mu'_T(A), \gamma'_T(A))} \pi'_T(A) \tag{18}$$

将记分值 $Sc(A)$ 最大的目标类型作为最终的识别结果。

5 仿真分析

多传感器目标识别是多源信息融合的典型应用^[11], 本文通过构建包含 3 种探测设备的实验系统, 对仿真目标进行识别, 以验证上述算法的效果。

仿真目标的参数参考 5 类目标的特点进行设定, 包括战术弹道导弹(a)、诱饵(b)、武装直升机(c)、大型飞机(d)和小型飞机(e)等, 因此识别框架为 $\Theta = \{a, b, c, d, e\}$ 。首先获得传感器报告 m_1, m_2 和 m_3 , 如表 1 所示。

表 1 基本可信度分配赋值

	{a}	{a,b}	{c,d}	{d,e}	{a,c,d}	{a,d,e}	{e}
m_1	0.1	0.5	0.05	0.05	0.3	0	0
m_2	0.2	0	0	0.10	0	0.7	0
m_3	0	0.05	0	0	0	0	0.95

经过计算得到3组证据的冲突系数高达0.921 5。Dempster证据合成规则不适合高冲突证据合成,为比较本文算法的计算效果,基于能量函数的证据合成算法^[1]作为参照与本文算法进行对比,得到合成结果如表2所示。

表2 证据合成计算结果对比

Table2 Calculation results contrast of evidence combination methods				
algorithm	calculation results			multiplication times
energy function algorithm	$m(\{a\})=0.373\ 3$ $m(\{e\})=0.426\ 5$ $m(\{a,b\})=0.009\ 4$			31
	$m(\{a,d\})=0.151\ 6$ $m(\{a,c,d\})=0.006\ 7$ $m(\{a,d,e\})=0.021\ 5$			
proposed algorithm $w_1=0.796\ 7$ $w_2=1.0$ $w_3=0.599\ 7$	combination results	$m'(\{a\})=(0,0.862\ 7)$ $m'(\{b\})=(0,1.0)$		20
		$m'(\{c\})=(0,1.0)$ $m'(\{d\})=(0,1.0)$ $m'(\{e\})=(0,0.937\ 6)$		
	scores	$Sc(\{a\})=-0.981\ 1$, $Sc(\{b\})=-1.0$, $Sc(\{c\})=-1.0$, $Sc(\{d\})=-1.0$, $Sc(\{e\})=-0.996\ 1$		

最终目标识别结果均为“战术弹道导弹(a)”,但是由于证据之间冲突较大,导致合成结果对于各目标类型的绝对支持程度都极低,这与实际情况是相符的,能量函数法得到识别结果为“小型飞机(e)”,分析其结果,发现其中仍然包含有非单子集上的可信度分配,这部分焦元携带的可信度信息没有被利用,导致针对各目标类型的可信度分配的偏差,因此其结果缺乏说服力。

此外,本文算法的计算效率明显高于其他2种算法。以乘法次数计算,本文合成算法为 $2(M-1)N$ 次(其中 M 为证据数, $N=|\Theta|$ 为识别框架的模),本算例中乘法次数为20次。而Dempster证据合成规则高达 $(M-1)(2^N)^2$,文献[2]算法取决于对焦元的精简程度并采用Dempster证据合成规则,大致具有 $(M-1)(N+1)^2 \sim (M-1)(2^N)^2$ 次的乘法计算,本算例中乘法次数为31次。因此本文算法的计算效率较高,而且可以事先确定,有利于编程实现。

6 结论

仿真分析证明本文算法用于多传感器目标识别是有效的,可以提高证据合成计算效率且合成结果有利于最终决策。采用直觉模糊交叉熵确定传感器可信度权重,可以改善冲突证据的合成效果,相比于主观权重的方法(如文献[2])更加合理,且具有很高的计算效率。

参考文献:

- [1] 叶清,吴晓平,翟定军. 一种基于能量函数的证据合成算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010,32(3):566-569. (YE Qing, WU Xiaoping, ZHAI Dingjun. Combination algorithm for evidence theory utilizing energy function[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010,32(3):566-569.)
- [2] 耿涛,卢广山,张安. 基于直觉模糊证据合成的多传感器目标识别[J]. 控制与决策, 2012,27(11):1725-1728. (GENG Tao, LU Guangshan, ZHANG An. Intuitionistic fuzzy evidence combination algorithm for multi-sensor target recognition[J]. Control and Decision, 2012,27(11):1725-1728.)
- [3] 缪燕子,方健,马小平. D-S证据理论融合技术及其应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2013. (LIAO Yanzi, FANG Jian, MA Xiaoping. D-S Evidence Theory of Fusion Technology and Application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2013.)
- [4] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986,20(1):87-96.
- [5] 柳毅,高晓光,卢广山,等. 基于加权证据组合的多传感器目标识别[J]. 系统工程与电子技术, 2003,25(12):1475-1477. (LIU Yi, GAO Xiaoguang, LU Guangshan, et al. Multisensor target recognition based on the weighted evidence combination[J]. Systems Engineering and Electronics, 2003,25(12):1475-1477.)
- [6] ZHANG Q S, JIANG S Y. A note on information entropy measures for vague sets and its applications[J]. Information Sciences, 2008,178(21):4184-4191.
- [7] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001,2(2): 91-101.
- [8] YE J. Improved method of multicriteria fuzzy decision-making based on vague sets[J]. Computer-Aided Design, 2007,39(2): 164-169.
- [9] YE Q, WU X P, ZHAI D J. Combination algorithm for evidence theory utilizing energy function[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010,32(3):566-569.
- [10] HECKERMAN D E, SHORTLIFFE E H. From certainty factors to belief networks[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 1992,4(1):35-52.

(下转第639页)