

文章编号: 1001-0920(2012)11-1725-04

基于直觉模糊证据合成的多传感器目标识别

耿涛, 卢广山, 张安

(西北工业大学 电子信息学院, 西安 710129)

摘要: 对证据理论和直觉模糊集理论之间的本质联系进行分析, 提出一种基于直觉模糊集改进的证据合成实用算法用于多传感器目标识别. 根据直觉模糊集中隶属度和非隶属度的概念, 对证据理论的可信度函数模型进行改进, 提出了直觉模糊可信度分配函数模型并构造了相应的证据合成规则, 以提高证据合成计算效率, 使合成结果便于最终决策. 通过与其他算法的对比实验验证了所提出算法的有效性.

关键词: 信息融合; 目标识别; 证据理论; 直觉模糊集; 基本可信度函数

中图分类号: TP212.9

文献标志码: A

Intuitionistic fuzzy evidence combination algorithm for multi-sensor target recognition

GENG Tao, LU Guang-shan, ZHANG An

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China.

Correspondent: GENG Tao, E-mail: gengtao48119@163.com)

Abstract: Essential relationship between intuitionistic fuzzy sets(IFS) theory and evidence theory is discussed, and a practical evidence combination algorithm based on IFS is proposed for the multi-sensor target recognition application. The basic probability assignment function is modified based on the conceptions of membership degree and non-membership degree in IFS theory, and evidence combination algorithm is also modified accordingly in order to improve the computational efficiency and facilitate the final decision. Experiments comparing with other approximations show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: information fusion; target recognition; evidence theory; intuitionistic fuzzy sets; basic probability assignment function

1 引言

现代战争信息化对抗程度的加剧, 使得融合利用多传感器进行目标探测和识别对于战场态势评估和战术决策具有重要意义. 相对于单个传感器, 多传感器可以在空间或时间上提供冗余、互补的信息, 按一定规则融合和优化组合这些信息可以产生比单个传感器更好的识别效果. 证据理论是目前多传感器信息融合理论研究中一种比较有效的非精确推理方法. 基本可信度分配函数模型和证据合成规则是证据理论的核心, 在理想情况下, 运用证据合成规则将多条证据结合起来, 通过证据的积累, 不断地改变命题的信任程度, 即能达到对目标识别的目的. 但是在实际应用中传统的 D-S 证据理论仍然存在着一些问题, 这些问题直接限制了证据理论的应用. 因此, 构造合理且

简便易行的证据理论实用算法受到普遍关注^[1].

本文讨论证据理论与直觉模糊集理论之间本质的联系, 采用直觉模糊集对证据理论的 BPAF 模型进行改进, 提出了实用的证据合成计算方法和决策方法, 并通过构造多传感器目标识别实验来验证其有效性.

2 D-S 证据理论

定义 1^[2] 设 $\Theta = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为识别框架, 它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 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足下式:

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

则称 m 为基本可信度分配函数 (BPAF). $\forall A \subset \Theta$, $m(A)$ 称为命题 A 的基本可信度, 它表示证据支持 A

收稿日期: 2011-05-19; 修回日期: 2011-09-21.

基金项目: 航天支撑技术基金项目(101.1.5).

作者简介: 耿涛(1984—), 男, 博士生, 从事系统工程、复杂系统建模的研究; 卢广山(1963—), 男, 研究员, 博士生导师, 从事系统工程等研究.

的确认程度;如果 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦元, 所有焦元的集合称为核.

对于识别框架 Θ , 定义信任函数

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \quad (2)$$

似然函数

$$\text{Pls}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B), \quad (3)$$

其中: $\bar{A} = \Theta - A$; $\text{Bel}(A)$ 表示证据对 A 完全支持的程度, $\text{Bel}(\bar{A})$ 则表示证据对 A 完全反对的程度; $\text{Pls}(A)$ 表示不反对命题 A 的程度. Dempster 定义的证据合成规则如下.

定义 2^[2] 对于 Θ 上两条相互独立的证据, 其基本可信度分配分别为 m_1 和 m_2 , 对应的焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_r , 则两条证据合成后的新的可信度分配为

$$\left\{ \begin{array}{l} m(A) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{\sum_{A_i \cap B_j \neq \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)} = \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - k}, A \neq \emptyset; \\ m(\emptyset) = 0. \end{array} \right. \quad (4)$$

其中

$$k = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) \quad (5)$$

称 k 为冲突系数, 它反映了证据之间冲突的程度.

通过上述规则进行两两综合, 可以合成多条证据^[2]. 对于合成的可信度分配, 依据一定的判断规则即可以确定识别结果.

3 基于直觉模糊集的 BPAF 模型改进

3.1 BPAF 模型与直觉模糊集的关系

Atanassov 直觉模糊集是 Zadeh 模糊集的一个推广, 它同时考虑了隶属度、非隶属度和犹豫度三方面信息, 在处理模糊性和不确定性等方面具有较大灵活性和实用性.

定义 3^[3] 设论域为对象空间 X , 对于 $\forall x \in X$, 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 $\gamma_A(x)$ 表示, 即

$$A = \{\langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle \mid x \in X\}.$$

其中: $\mu_A: x \rightarrow [0, 1]$, $\gamma_A: x \rightarrow [0, 1]$, 且对于 $\forall x \in X$, 有 $0 \leq \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$. $\mu_A(x)$ 表示由支持 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 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; $\alpha(x) = \langle \mu_A(x),$

$\gamma_A(x) \rangle$ 为 x 在 A 上的直觉模糊数.

目前, 已有学者注意到了证据理论与直觉模糊集合理论之间的联系. 例如文献 [4] 从 Vague 集角度分析 D-S 证据理论, 并认为 D-S 证据理论是 Vague 集的特例, 利用 Vague 集相似度概念讨论了证据之间相似程度的问题; 文献 [5] 从证据理论角度对直觉模糊集合概念进行了解释, 并将证据理论的方法用于直觉模糊数的排序和决策; 文献 [6] 定义了广义信任函数和广义似然函数以确定直觉模糊集隶属度与非隶属度. 本文进一步分析证据理论中 BPAF 模型与直觉模糊集之间的联系.

从集合论的角度, 证据理论中的识别框架 Θ 等价于直觉模糊集理论中的对象空间 X , 二者都是无具体所指的元素集合, 根据具体问题给元素赋予相应的对象属性而成为问题讨论的论域. 若将证据理论中的命题 A 看作给定论域上的模糊集合, 定义在 Θ 上的信任函数 $\text{Bel}(A)$ 也是一种模糊测度^[7-8], 表示了 $\forall S \in A$ 的隶属程度, 这与直觉模糊集理论中的隶属度函数所表示的含义是一致的. 同样, $\text{Bel}(\bar{A})$ 与非隶属度函数所表示的含义也是一致的. 基于上述分析, 建立两种模型的转化关系.

定理 1 设识别框架 $\Theta = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 对于 $\forall S \in \Theta$, Θ 上的命题 A 可表示为直觉模糊集 $A = \{\langle S, \mu_A(S), \gamma_A(S) \rangle \mid S \in \Theta\}$, 其中

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_A(S) = \text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \\ \gamma_A(S) = \text{Bel}(\bar{A}) = 1 - \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B). \end{array} \right. \quad (6)$$

其中: $\mu_A(S)$ 为隶属度函数, 表示由支持 $S \in A$ 的基本可信度导出的肯定隶属度的下界; $\gamma_A(S)$ 为非隶属度函数, 表示由反对 $S \in A$ 的基本可信度所导出的否定隶属度的下界. 下面证明 $\mu_A(S)$ 和 $\gamma_A(S)$ 满足定义 3.

证明 根据定义 1, 有

$$\mu_A(S) = \text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \in [0, 1], \quad \emptyset \subseteq A \subseteq \Theta.$$

其中: 当且仅当 $A = \Theta$ 时, $\mu_A(S) = 1$; $A = \emptyset$ 时, $\mu_A(S) = 0$. 同理可证 $\gamma_A(S) = \text{Bel}(\bar{A}) \in [0, 1]$. 于是有

$$\begin{aligned} \mu_A(S) + \gamma_A(S) &= \text{Bel}(A) + \text{Bel}(\bar{A}) = \\ &= \sum_{B \subseteq A} m(B) + \sum_{B \cap A = \emptyset} m(B) = \\ &= \sum_{B \cap A = B} m(B) + \sum_{B \cap A = \emptyset} m(B) = \\ &= 1 - \sum_{B \cap A = C} m(B) \in [0, 1], \quad \emptyset \subseteq C \subseteq \Theta. \end{aligned}$$

其中: 当且仅当 $C = \Theta$ 时, $\mu_A(S) + \gamma_A(S) = 1$; $C = \emptyset$ 时, $\mu_A(S) + \gamma_A(S) = 0$. \square

由此可知, 识别框架 Θ 上的命题 A 表示为直觉

模糊集是成立的. 所以可将命题 A 的可信度分配表示为直觉模糊数形式, 即 $m(A) = \langle \mu_A(S), \gamma_A(S) \rangle$.

3.2 焦元简化规则

将识别框架 Θ 上仅包含单个事件的命题表示为单子集 $\{S_i\}$. 在多传感器目标识别中, 证据对单子集的支持程度是系统作出决策或判断的依据. 根据定理 1 可以将分布在 Θ 上的焦元简化为若干个直觉模糊集形式的单子集焦元, 可以保证合成结果始终是对单子集的支持程度, 有利于目标类型的判定. 这样不但可以减少焦元数量, 提高计算效率, 而且可以最大限度地保留原证据体所包含的不确定性信息.

简化后的焦元的可信度赋值可表示为直觉模糊数, 即

$$\begin{cases} m'_j(\{S_i\}) = \langle \mu_{ij}, \gamma_{ij} \rangle = \langle \mu_{\{S_i\}}(S), \gamma_{\{S_i\}}(S) \rangle, \\ \mu_{\{S_i\}}(S) = m(\{S_i\}), \\ \gamma_{\{S_i\}}(S) = \sum_{\{S_i\} \notin B} m(B). \end{cases} \quad (7)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$. 将 m' 称为直觉模糊可信度分配函数, 将由直觉模糊可信度分配函数表示的证据合成称为直觉模糊证据合成.

4 直觉模糊证据合成方法

4.1 传感器的权重

参与目标识别的多个传感器在精度、范围以及输出形式等方面存在较大差异, 为权衡系统对各条证据的可信程度, 有必要在证据合成时对各条证据进行加权描述^[9]. 设传感器权重向量为

$$\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_m), w_j \geq 0, \sum_{j=1}^m w_j = 1. \quad (8)$$

传感器的可信程度越大, 其权重越大. 若 m 个传感器的可信程度无差别, 则有 $w_j = 1/n$.

4.2 证据合成规则

对 Dempster 证据合成规则进行修改, 使之能够用于直觉模糊证据合成. 依然采用乘法组合策略^[10], 对于 m 个相互独立的直觉模糊证据, 证据合成公式修改为

$$m'(\{S_i\}) = \otimes_{j=1}^m (m'_j(\{S_i\}))^{w_j}, \quad (9)$$

其中采用了直觉模糊集上的广义幂算子^[11]

$$(m'_j(\{S_i\}))^{w_j} = \langle \mu_{ij}^{w_j}, 1 - (1 - \gamma_{ij})^{w_j} \rangle \quad (10)$$

和广义乘积算子^[11]

$$m'_j(\{S_i\}) \otimes m'_k(\{S_i\}) = \langle \mu_{ij}\mu_{ik}, \gamma_{ij} + \gamma_{ik} - \gamma_{ij}\gamma_{ik} \rangle. \quad (11)$$

经计算, 合成公式计算结果为

$$m'(\{S_i\}) = \langle \mu_i, \gamma_i \rangle = \left\langle \prod_{j=1}^m \mu_{ij}^{w_j}, 1 - \prod_{j=1}^m (1 - \gamma_{ij})^{w_j} \right\rangle. \quad (12)$$

其中: μ_i 表示证据对 $\{S_i\}$ 的绝对支持程度, γ_i 表示证据对 $\{S_i\}$ 的绝对否定程度.

4.3 合成结果判定

上述合成结果仍然是一个直觉模糊数, 无法直接判定目标类型, 因此, 通常根据直觉模糊集理论中的记分函数进行最终决策. 常用的记分函数为^[12]

$$S_c(m'(\{S_i\})) = \begin{cases} \mu_i + (1 - \pi_i)(\mu_i - \gamma_i), & \mu_i > \gamma_i; \\ \mu_i, & \mu_i = \gamma_i; \\ \mu_i + (1 + \pi_i)(\mu_i - \gamma_i), & \mu_i < \gamma_i. \end{cases} \quad (13)$$

将记分值 $S_c(m'(\{S_i\}))$ 的最大目标类型作为最终的识别结果.

5 多传感器目标识别实验和分析

在实验系统中分别采用雷达、红外和ESM等3种探测设备, 对仿真目标进行识别. 仿真目标的参数参考5类目标的特点进行设定, 包括TBM(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 $\Theta = \{a, b, c, d, e\}$. 利用证据合成进行目标识别之前, 必须先确定各个传感器(证据源)在识别框架上的BPAF. 传感器一般获取的是关于目标的结构外型特征参数、空间运动参数、电磁辐射参数等的物理量, 不能直接用于传感器信息融合, 因此需要根据一定的模式匹配算法, 解析出关于目标属于某种类型的比率型传感器报告, 再将传感器报告进行归一化处理后才能作为BPAF. 各种传感器的内部算法不是本文重点, 这里不再详述.

实验 1 首先获得雷达传感器报告 m_1 和红外传感器报告 m_2 , 如表 1 所示.

表 1 基本可信度分配赋值 ($k = 0.08$)

命题	{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	0.1	0	0.7	0

由式(5), 得到两条证据的冲突系数 $k = 0.08$, 说明两组证据冲突程度不大, 可采用 Dempster 证据合成规则进行证据合成. 经计算得到识别结果为“TBM(a)”. 再用本文算法进行计算. 设定传感器的可信程度无差别, 即 $w_1 = w_2 = 0.5$, 得到合成结果为

$$m'(\{a\}) = (0.1414, 0.1), m'(\{b\}) = (0, 1.0),$$

$$m'(\{c\}) = (0, 1.0), m'(\{d\}) = (0, 0.4343),$$

$$m'(\{e\}) = (0, 0.8).$$

再根据记分函数进一步得到

$$S_c(m'(\{a\})) = 0.1514, S_c(m'(\{b\})) = -2,$$

$$S_c(m'(\{c\})) = -2, S_c(m'(\{d\})) = -0.68,$$

$$S_c(m'(\{e\})) = -0.24.$$

由记分值得到识别结果应为“TBM(a)”,与 Dempster 证据合成规则的识别结果相同,说明本文算法可以得到正确结果.而且与 Dempster 证据合成规则的识别结果相比,其合成结果是单子集上的可信度分配,避免了非单子集上的可信度分配,更有利于最终决策.计算中最耗时的乘法运算次数仅有 10 次,比 Dempster 证据合成规则(15 次)少,因此计算效率较高.

实验 2 电子支援措施(ESM)系统主要通过通过对电磁信号进行分类、分辨、定位与分析来提供有限的目标识别能力,因此其报告可能存在较大偏差.实验中来自 ESM 的证据为 $m_3(\{a, b\}) = 0.05, m(\{e\}) = 0.95$.结合雷达和红外传感器报告,计算得到 3 组证据的冲突系数高达 0.9215.此时 Dempster 证据合成规则已不再适用.为比较本文算法的计算效果,引入文献[1]提出的基于能量函数的证据合成算法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 证据合成结果对比 ($k = 0.9215$)

算法	合成结果	相乘次数
Dempster 证据合成规则	$m(\{a\}) = 0.5145$ $m(\{e\}) = 0.4855$	23
文献[1]算法	$m(\{a\}) = 0.3733, m(\{e\}) = 0.4265,$ $m(\{a, b\}) = 0.0094, m(\{a, d\}) = 0.1516,$ $m(\{a, c, d\}) = 0.0067,$ $m(\{a, d, e\}) = 0.0215, m(\theta) = 0.001$	24
本文算法(A组)	$m'(\{a\}) = (0, 0.6572), m'(\{b\}) = (0, 1.0)$ $w_1 = w_2 = 0.333, m'(\{c\}) = (0, 1.0), m'(\{d\}) = (0, 1.0)$ $w_3 = 0.334, m'(\{e\}) = (0, 0.6635)$	20
本文算法(B组)	$m'(\{a\}) = (0, 0.4951), m'(\{b\}) = (0, 1.0)$ $w_1 = w_2 = 0.4, m'(\{b\}) = (0, 1.0), m'(\{d\}) = (0, 1.0)$ $w_3 = 0.2, m'(\{e\}) = (0, 0.7269)$	20

本文算法(两组)得到的最终目标识别结果均为“TBM(a)”,而且合成结果对于各目标类型的绝对支持程度都极低,这是由于证据之间冲突较大所导致的;而 Dempster 证据合成规则的合成结果则不能体现这一点.文献[1]算法得到的识别结果为“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,从而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.同样,本文算法的计算效率仍然高于另外两种算法.

本文算法中对证据分别采用两组不同的权重分配,虽然最终识别结果是相同的,但实际上 ESM 的可信程度较低,因此其提供的证据 m_3 取较小权值是

合理的(B组).与 A 组(证据权重相同)合成结果比较, B 组合成结果中对类型“TBM(a)”的绝对否定程度较小,而对类型“小型飞机(e)”的绝对否定程度较大,这使目标识别结果为 TBM(a)的结论更加可靠.由此可以看出,对证据进行加权有助于最终目标识别决策;而另外两种算法不能对证据进行加权,具有一定的局限性.

6 结 论

证据理论与直觉模糊集理论存在着本质上的联系,可以利用 IFS 在处理模糊性和不确定性等方面的灵活性和实用性对证据理论进行改进,以改善证据理论的计算效果.本文根据隶属度和非隶属度概念对证据理论的 BPAF 模型进行改进,提出了直觉模糊可信度分配函数;并对证据合成规则进行了修改,使之能够用于直觉模糊可信度分配的合成.仿真实验表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可靠,有利于最终决策.

参考文献(References)

- [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 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.)
- [2] 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: 20-25. (Yang F B, Wang X X. Combination method of conflictive evidences in D-S evidence theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 20-25.)
- [3] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20: 87-96.
- [4] Li J P, Yang Q B, Yang B. Dempster-Shafer theory is a special case of Vague sets theory[C]. Proc of the 2004 Int Conf on Information Acquisition. Hefei, 2004: 50-53.
- [5] Dymova L, Sevastjanov P. An interpretation of intuitionistic fuzzy sets in terms of evidence theory: Decisionmaking aspect[J]. Knowledge-based Systems, 2010, 23(8): 772-782.
- [6] 邢清华, 刘付显. 直觉模糊集隶属度与非隶属度函数的确定方法[J]. 控制与决策, 2009, 24(3): 393-397. (Xing Q H, Liu F X. Method of determining membership and nonmembership function in intuitionistic fuzzy sets[J]. Control and Decision, 2009, 24(3): 393-397.)
- [7] Dubois D, Prade H. A set-theoretic view of belief functions: Logical operations and approximations by fuzzy sets[J]. Int J of General Systems, 1986, 12: 193-226.

(下转第1734页)