

一种基于矢量欧氏距离的空中目标决策融合算法*

杜太行¹, 王显清¹, 陈国栋²

(1 河北工业大学控制科学与工程学院, 天津 300130; 2 空军装备研究院防空所, 北京 100085)

摘要:为消除传统 D-S 证据理论在战场条件下存在的不足, 文中结合战场环境信息融合的背景特点和特殊要求, 从应对实时性和融合精度的要求上同时出发, 引进了一种基于矢量欧氏距离的新融合算法。通过数值仿真结果表明, 该算法可行。

关键词:目标识别; 信息融合; D-S 理论; 欧氏距离

中图分类号:E919 **文献标志码:**A

One Decision Fusion Algorithm for Aerial Target Based on Euclidean Distance

DU Taihang¹, WANG Xianqing¹, CHEN Guodong²

(1 School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2 Antiaircraft Laboratory, Air Force Equipment Academy, Beijing 100085, China)

Abstract: To solve the problems of traditional d-s theory under battlefield condition, in view of the background characteristics and special requirement of information fusion in battlefield environment, a new fusion algorithm was proposed to meet the requirements of real-time as well as accuracy. That Algorithm is based on the thought of Euclidean distance between vectors. The numerical simulation results show that the algorithm is feasible.

Keywords: target identification; information fusion; D-S evidence theory; Euclidean distance

0 引言

近年来多传感器信息融合算法层出不穷, 有模糊推理, 贝叶斯推理和熵理论等。其中贝叶斯推理和熵理论都需要事先获得先验概率和条件概率分布的支持, 而模糊推理算法则需要建立模糊子集和确定隶属函数, 这在实现上都比较困难和繁琐^[1]。而随着 D-S 证据理论的提出上述问题得到了解决, 它成功地引入了不确定性, 可以处理不同层次属性的合成问题, 加上其严格的数学理论依据得到了越来越广泛的应用。

但是 D-S 证据理论也存在自身的缺陷: 1) 对证据的独立性要求苛刻, 这在实际中很难满足; 2) 其当证据间完全对立或者严重冲突时, 其融合结果往往不能令人满意, 甚至得出有悖常理的结论^[2]; 3) D-S 融合算法运算量大, 难以满足军事上实时性和同步性的要求。为解决这些问题, 文中提出了一种基于欧氏距离的新算法。

1 问题的提出

1.1 D-S 证据理论及其不足

在各种融合算法中, D-S 证据理论由于其能满足

比概率更弱的公理系统, 其在区分不知道与不确定方面以及精确反映证据收集方面显示出的灵活性更加适合于目标识别领域的应用^[3]。

D-S 算法由 Dempster 首先提出, 并由 Shafer 加以扩充发展, 故称之为 D-S 证据理论。它的最大特点是对不确定信息的描述采用“区间估计”, 而不是“点估计”的方法。下面简单介绍其中的几个基本概念^[4]:

识别框架定义为一个互不相容事件的完备集合, 即结果为所有可能取值的集合, 通常定义为 U 。

1) 在证据理论中, 若满足上述条件, 则函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 满足以下条件: $m(\emptyset) = 0$, \emptyset 为空集或称为不可能事件, 当 $\sum_{A \subset U} m(A) = 1$ 时, 称 $m(A)$ 为事件 A 的基本概率赋值。

2) 信任函数 $Bel(A)$ 表示对命题 A 的信任程度, 定义为: $Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B)$, 它表示 A 的所有子集的可能性度量之和, 即表示对 A 的总信度。

3) 似真函数定义为: $PL(A) = 1 - Bel(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$, 它表示对命题 A 非假的信任程度。

* 收稿日期: 2011-03-19

作者简介: 杜太行(1963-), 男, 河北石家庄人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 计算机智能控制与工程应用。

4) 设 m_1, m_2, \dots, m_n 分别是其对应的基本可信度分配, 则 n 个信度函数的组合为 $((m_1 \oplus m_2) \oplus m_3) \oplus \dots \oplus m_n$, 式中 \oplus 表示正交和, 已经证明由组合证据获得的最终证据与其次序无关, 其组合规则为^[5]:

$$\begin{cases} m(A) = 0, A = \emptyset \\ m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i=1, j=1}^n \prod m_j(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i=\emptyset, j=1}^n \prod m_j(A_i)} = \frac{\sum_{\cap A_i=A, j=1}^n \prod m_j(A_i)}{1 - k}, \quad A \neq \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

式中: n 为证据个数, k 为证据间冲突因子, 其值等于 $\sum_{\cap A_i=\emptyset, j=1}^n \prod m_j(A_i)$. D-S 理论引入了修正因子 $1 - k$ (归一化系数), 实际上是为了避免证据组合时将非零的概率赋给空集, 把空集所丢弃的信度分配按比例地补到非空集上。但是, 在证据严重冲突的情况下, 直接运用 D-S 证据理论进行融合, 组合结果往往与实际情况不相符^[6] (见表 1)。

表 1 冲突证据下 D-S 合成结果

情况 示例	命 题	可信度		
		m_1	m_2	D-S 合成
例 ①	A_1	0.99	0	0
	A_2	0.01	0.01	1
	A_3	0	0.99	0
例 ②	A_1	0.3	0.4	0.3636
	A_2	0.3	0.3	0.2727
	A_3	0.4	0.3	0.3636
例 ③	A_1	0.01	0.79	0.1416
	A_2	0.20	0.20	0.7168
	A_3	0.79	0.01	0.1416

从例 ① 中可以看出两条证据各支持 A_1 和 A_3 , 但融合后的概率均为 0, 而对 A_2 的支持率却从融合前的 0.01 变成了融合后的 1。此后即便增加再多的证据, 无论它们对 A_1 和 A_3 的支持率有多高, 融合结果始终为 0, 出现了一票否决现象, 这显然与实际推理是不相符合的。

再来比较例 ② 和例 ③ 中对 A_2 的支持率, 前者两个 0.3 的融合结果却要远远小于后者两个 0.2 的融合结果, 这也是不符合逻辑的。

1.2 D-S 证据理论的改进尝试

针对上述问题, 做出一点改进: 在进行融合之前, 先判断证据间冲突系数 k 的值是否小于预先设定的阈值 δ , 是则采用 D-S 证据理论, 否则采用修正算法, 具体规则如下:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i=A, j=1}^n \prod m_j(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i=\emptyset, j=1}^n \prod m_j(A_i)}, \quad k < \delta \\ m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i=A, j=1}^n \prod m_j(A_i) + \sum_{\cap A_i=A} m_j(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i=\emptyset, j=1}^n \prod m_j(A_i) + n}, \quad k > \delta \end{cases} \quad (2)$$

式中 n 为证据容量, 数值上等于证据的个数。因为每个证据对各个焦元支持概率之和等于 1, 所以 n 即所有 $m_j(A_i)$ 之和。 $\sum_{\cap A_i=A} m_j(A_i)$ 则表示所有支持 A_i 的证据概率之和。

很显然新算法满足 $0 \leq m(A) \leq 1$, 且 $\sum_{i=1}^n m(A_i) = 1$ 。这种乘运算和加运算的结合既保留了在证据冲突性小的情况下证据理论的优势, 又弥补了因为某个证据失误而造成证据冲突较大带来的不利影响。大量例子证明, 这个方法在一定条件下是行之有效的, 但在其它时候融合结果却并不理想, 其效果将会在后面的仿真中体现。

1.3 新算法的提出

1.3.1 背景系统的特点

相对其它目标识别系统, 防空反导中空中目标识别拥有如下特点:

1) 目标类型即识别焦元之间没有交叉, 不允许识别结果既属于 A 又属于 B 。

2) 目标特征数值属于一个区间, 所以基本概率赋值需要用相应的模糊隶属函数求出。因为空中目标的机动性, 它们的属性数据随着飞行状态的改变而不断变化。

3) 鉴于战争实时性的要求, 目标分类无需过于精确。文中将识别框架定为 $\{A_1$ 大型机, A_2 小型机, A_3 导弹, A_4 武装直升机 $\}$ 。

4) 传感器数量有限, 否则影响实时性的要求, 降低识别精度。

1.3.2 算法中心思想

众所周知, 构成物体的特征有很多, 如质量、颜色、形状、气味等, 它们是通过一定内在联系而有规律地结合在一起, 从而反映了物体的本质属性。文中将物质的不同属性的概率组合看作一条矢量, 通过比较测量值矢量与数据库中矢量的相似匹配程度作出相应判决, 而欧氏距离正是矢量间相似的一种测度。传

统的决策融合算法显然没有考虑它们作为同一个目标特征的内在联系。

定义 1^[5] 设两条矢量 \mathbf{X}, \mathbf{Y} 分别为 $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T, \mathbf{Y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T$, 则它们之间的欧氏距离定义为:

$$d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\| = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{1/2} = \left[(\mathbf{X} - \mathbf{Y})^T (\mathbf{X} - \mathbf{Y}) \right]^{1/2} \tag{3}$$

两条矢量间的欧氏距离代表了它们之间的相似匹配程度: 近似度越大, 则欧氏距离越短, 反之则越长。

定义 2 假设系统中有 p 个异类属性传感器, 通过各种运算处理获得它们的测量值对目标类型 A_i 的支持概率分别为 $m_{1A_i}, m_{2A_i}, \dots, m_{pA_i}$, 则称 A_i 的支持概率向量为 $[m_{1A_i} \ m_{2A_i} \ \dots \ m_{pA_i}]^T$, 而目标数据库中 A 的概率向量则被认为是 $[1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$, 两者之间的欧氏距离为:

$$d_{A_i} = \left(\sum_{j=1}^p (m_{jA_i} - 1)^2 \right)^{1/2} \tag{4}$$

经分析不难发现 d_{A_i} 的取值范围在 $[0, \sqrt{p}]$ 之间, 当 m_{jA_i} 全为 0 时 $d_{A_i} = \sqrt{p}$, 当 m_{jA_i} 全为 1 时 $d_{A_i} = 0$ 。欧氏距离并不是识别概率, 为此仍需做如下变换。

定义 3 $G_{A_i} = (\sqrt{p} - d_{A_i})^\lambda$ 为目标类型 A 的概率向量, 它表征了测量值数据支持目标 A 的程度大小, λ 为大于 1 的正整数, 是为了放大欧氏距离所带来的概率差异。

为了得到对各假设的支持概率, 对 G 进行归一化处理, 规则如下:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ m(A_i) = \frac{G_{A_i}}{\sum_{i=1}^{\text{num}} G_{A_i}}, \text{num 为识别焦元个数} \end{cases} \tag{5}$$

1.3.3 运算次数比较

对于 D-S 多个信度函数的组合式(1), 由于要进行 p 元乘法运算, 且每个因子可能的取值有 n 个, 所以计算该式所需的时间为 $t(n^p)$, 而新算法以每一个目标类型支持概率向量为单元, 在每次执行过程中只需进行 $(p + \lambda)$ 次乘法和 2 次开方运算, 需要的时间为 $t(p + \lambda + 2)$ 。而要得到融合结果也只需 n 次运算, 所以整个处理过程的时间应为 $t[(p + \lambda + 2) * n]$ 。可见随着传感器数量的增多 D-S 原始算法的计算量会呈指数爆炸, 而文中的算法只会呈线性关系。

2 仿真分析

为验证算法的可行性, 现对不同情况下的证据组

合分别进行 D-S、改进 D-S 和新算法的融合运算仿真, 以便对比分析。识别框架为 $[A_1 \text{ 大型机}, A_2 \text{ 小型机}, A_3 \text{ 导弹}, A_4 \text{ 武装直升机}]$, 传感器类型有 B_1, B_2, B_3, B_4 。改进 D-S 算法中 δ 取 0.75, 而新算法合成时 λ 分别取 1, 2, 3, 仿真结果见表 2 ~ 表 5。

表 2 对三条严重冲突证据合成结果对比分析

	A_1	A_2	A_3	A_4
B_1	0.9	0.01	0.09	0
B_2	0	0.01	0.09	0.9
B_3	0.8	0.02	0.08	0.1
D-S	0	0.0031	0.9969	0
修正 D-S	0.5665	0.0133	0.0869	0.3333
新算法 $\lambda = 1$	0.5598	0.0183	0.1188	0.3031
新算法 $\lambda = 2$	0.7467	0.0008	0.0336	0.2189
新算法 $\lambda = 3$	0.8559	0.0000	0.0082	0.1358

表 3 对三条非严重冲突证据合成结果对比

	A_1	A_2	A_3	A_4
B_1	0.6	0.2	0.1	0.1
B_2	0.25	0.3	0.27	0.18
B_3	0.31	0.19	0.22	0.28
D-S	0.6751	0.1655	0.0862	0.0732
修正 D-S	0.3931	0.2286	0.1942	0.1841
新算法 $\lambda = 1$	0.3781	0.2347	0.1988	0.1884
新算法 $\lambda = 2$	0.5235	0.2017	0.1448	0.1300
新算法 $\lambda = 3$	0.6629	0.1586	0.0964	0.0820

表 4 对两条证据合成结果对比分析

	A_1	A_2	A_3	A_4
B_1	0.61	0.21	0.18	0
B_2	0.52	0.34	0.14	0
D-S	0.7666	0.1725	0.0609	0
修正 D-S	0.7666	0.1725	0.0609	0
新算法 $\lambda = 1$	0.5658	0.2736	0.1606	0
新算法 $\lambda = 2$	0.7608	0.1779	0.0613	0
新算法 $\lambda = 3$	0.8803	0.0995	0.0201	0

表 5 对四条证据合成结果对比分析

	A_1	A_2	A_3	A_4
B_1	0.61	0.12	0.17	0.1
B_2	0.47	0.23	0.15	0.15
B_3	0.31	0.29	0.16	0.24
B_4	0.28	0.34	0.22	0.16
D-S	0.8557	0.0936	0.0309	0.0198
修正 D-S	0.4207	0.2439	0.1740	0.1615
新算法 $\lambda = 1$	0.4114	0.2458	0.1784	0.1645
新算法 $\lambda = 2$	0.5865	0.2094	0.1103	0.0938
新算法 $\lambda = 3$	0.7360	0.1570	0.0600	0.0471

从结果中可以发现:

1) 如表 2, 当证据间完全对立时, D-S 证据理论失效的, 而新算法结果显然较符合常理;

2) 当识别框架中焦元个数 ≥ 4 时,修正 D-S 算法中的 k 很容易就达到设定阈值 δ 。且在此情况下,融合的结果精度比 D-S 理论相去甚远;

3) 当 λ 越大时,新算法最终合成的结果精度越高。当 $\lambda = 3$ 时,新算法结果基本上与 D-S 理论一致。

3 结论

通过大量的仿真运算可以得知,新算法在战场要求条件下完全可行。它既能解决证据严重冲突情况下 D-S 理论的不足,又能在提高融合精度的条件下,大大减少运算时间,满足实时性的要求。需要说明的一点是虽然随着 λ 的增大融合精度会提高,但是这也会增加运算的时间。如在上面几例中, $\lambda = 3$ 就已经足够满足要求了。实际应用中, λ 应该跟传感器数目和目标类型数量有关系。当然新算法对于焦元交叉情况下的融合并不适用,或者需要做相应的修正。但在组网作战条件下识别焦元不重合,该算法是没有问题的,从

数学理论和矢量角度上看也合情合理。

对于极化矩阵、图像颜色、轮廓等非数值特征属性,可以按照一定的方式进行编码使他们变成一个标量值,然后用上述的方法进行融合。

参考文献:

[1] Bogler PL. Shafer-Dempster reasoning with applications to multisensor target identification systems [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, SMC 1987, 17 (6): 968—977.

[2] 李向莉,吕建平. DS 证据理论在多传感器信息融合中的改进[J]. 现代电子技术,2005,28(16):16—18.

[3] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.

[4] 何友,王国宏,陆大经,等. 多传感器信息融合及应用 [M]. 2 版. 北京:电子工业出版社,2007.

[5] 孙即祥. 现代模式识别 [M]. 长沙:国防科技大学出版社,2001.

(上接第 200 页)

3 结束语

雷达目标识别的基本概念和理论不断发展和完善。基于目标逻辑模型的目标识别方法是根据各种不同目标的逻辑模型,感知、认识、判断和识别目标外部特征、内部本质和属性规律的一种尝试。该方法只要建立了有关真实目标、雷达诱饵和各种欺骗干扰的符

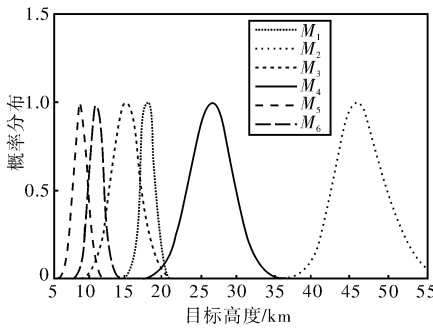


图 2 目标高度逻辑模型

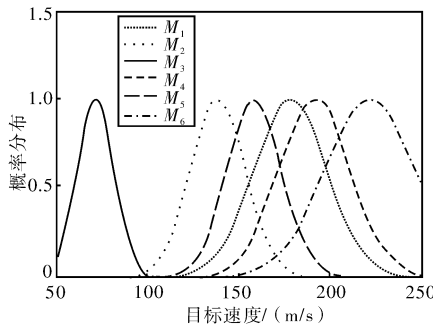


图 3 目标速度逻辑模型

合逻辑的记忆模型,即可根据人的经验进一步建立逻辑判断规则和专家系统,实现对真实目标、雷达诱饵

和各种欺骗干扰样本的自动识别。其关键环节是建立目标属性分布函数和目标属性矩阵 (MS 矩阵)。该方法具有原理简单、易于实现、可信度高等特点。

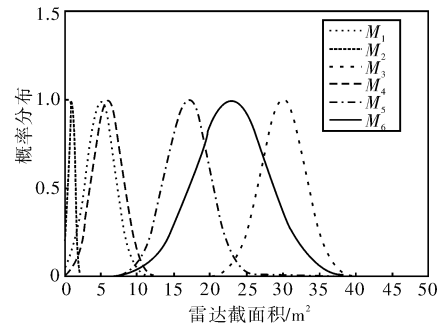


图 4 目标散射面积逻辑模型

参考文献:

[1] 喻旭伟. 高密度脉内假目标生成技术[J]. 电子对抗, 2003(6):25—28.

[2] NEBABIN V G. Methods and techniques of radar recognition[M]. Artech House,1997.

[3] HACZEK A W,HERSHKOWITZ S J. Theory and practice of radar target identification [M]. Boston: Artech House,2000.

[4] STEVEN P J. Automatic target recognition using squelch of high resolution radar profiles[J]. IEEE Trans on AES,2000,36(21):364—380.

[5] Skolik M I. 雷达手册[M]. 南京电子技术研究所,译. 2 版. 北京:电子工业出版社,2003.

[6] 王雪松,肖顺平,冯德军,等. 现代雷达电子战系统建模与仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2010.