

改进加权 D - S 证据理论在目标意图预测中的应用

孙亮¹, 于雷¹, 黄文卿², 王凯³

(1. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038; 2. 武汉军械士官学校, 湖北 武汉 430023;
3. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:为了在预警机中准确对目标意图进行预测,以便我方及时合理的作出战术决策,采用 D - S 证据理论对目标意图进行预测。首先提取出影响目标意图预测的各个态势因素,然后分析每个因素的影响效果。在此基础上建立目标意图预测的数学模型,利用 D - S 合成法则将所有因素的影响进行综合,并计算出各个可能命题的概率赋值并给出相应决策。仿真实例表明:融合后的不确定概率有较大幅度的下降,得到了合理的目标意图预测结论,文中的方法可扩展为多个目标编队的意图预测。

关键词:D - S 证据理论;目标意图预测;态势元素

中图分类号:V271.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1009 - 3516(2009)01 - 0017 - 06

预警机在空中战场环境下,对空中目标意图预测主要是根据战场环境和战场中各目标平台的分布、航向、航速,对目标的意图做出推断。平台的实时分布信息是由各类传感器采集和提取信号并经融合后送给融合中心的。只有得到连续多个时刻平台的分布情况,才有可能对目标的意图作出推断,这对敌我双方运动、进攻和防守有重大的影响。它也是影响我方制定作战方案的重要因素。在考虑敌方可能采用的作战方案时,要详细分析敌方可能的作战方案,以此推断敌方可能的行动路线以及各阶段平台的分布情况。这种推断带有很大的模糊性和主观性,本文研究了基于 Dempster - Shafer 证据理论的目标意图预测。证据理论可处理由不知道所引起的不确定性,它采用信任函数而不是概率作为度量,通过对一些事件的概率加以约束以建立信任函数,而不必说明精确的难以获得的概率^[1]。

1 D - S 理论

证据理论是由 Dempster 和 Shafer 于 20 世纪 60 年代末和 70 年代初建立的一套数学理论^[1-3],是对概率论的进一步扩充,适合于专家系统、人工智能、模式识别和系统决策等领域的实际问题。作为 Bayesian 推理的延伸,Dempster - Shafer 证据理论无须预先知道有关的先验概率就可以进行证据融合^[4]。

1.1 识别框架

设 U 表示 X 所有可能取值的一个论域集合,且所有在 U 内的元素间是互不相容的,则称 U 为 X 的识别框架。

1.2 信任函数和似真度函数

设 U 表示一识别框架,则函数 $m:2^U \rightarrow [0,1]$ 满足:

$$m(\emptyset) = 0 \quad \sum_{A \in \mathcal{U}} m(A) = 1 \quad (1)$$

时,称 $m(A)$ 为 A 的基本概率赋值^[1]。 $m(A)$ 仅表示提供给 A 的基本概率赋值,而不是 A 的概率值,要获得 A

* 收稿日期:2007 - 09 - 06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60601016)

作者简介:孙亮(1982 -),男,安徽萧县人,博士生,主要从事机载无源定位技术、航空武器系统总体仿真与控制研究;E-mail:sunliang1218@163.com

于雷(1962 -),男,湖南长沙人,教授,博士生导师,主要从事航空综合火力与指挥控制研究。

的概率值,必须将 A 中所有子集 B 的基本概率赋值相加,用信任函数(Belief Function)表示。

在识别框架 U 下,函数 $m:2^U \rightarrow [0,1]$ 是 U 上的基本概率值, $B_{el}:2^U \rightarrow [0,1]$:

$$B_{el}(A) = \sum_{B \subset A} m(B) \quad (\forall A \subset U) \quad (2)$$

称该函数是 U 上的信任函数。

似真度函数是从另一侧面对信度函数的描述,设 U 表示一识别框架,定义:

$$D_{ou}(A) = B_{el}(\bar{A}), \quad P_1(A) = 1 - B_{el}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (3)$$

式中: D_{ou} 为 B_{el} 的怀疑函数; P_1 称为 B_{el} 的似真度函数(plausibility function)。 $\forall A \subset U, D_{ou}(A)$ 称为 A 的怀疑度; $P_1(A)$ 称为 A 的似真度,即 A 可靠或似真的程度。这样, $[B_{el}(A), P_1(A)]$ 就构成了 A 的信任度区间。

1.3 Dempster 证据组合法则

Dempster 组合法则是反映证据间联合作用的一个法则。概括如下^[4-7]:设 B_{e1} 和 B_{e2} 是同一识别框架 U 上的两个信任函数, m_1 和 m_2 是对应的基本概率赋值,焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_N 和 B_1, B_2, \dots, B_N , 又设:

$$K = \sum_{i,j} m_1(A_i)m_2(B_j), A_i \cap B_j = \emptyset \quad (4)$$

则: $m(C) = (\sum_{i,j} m_1(A_i)m_2(B_j))/(1 - K), A_i \cap B_j = \emptyset, \forall A \subset U, C \neq \emptyset \quad (5)$

式中:若 $K \neq 1$, 则 m 确定一个基本概率赋值;若 $K = 1$, 则认为 m_1, m_2 矛盾, 不能对基本概率赋值进行组合。通过上式可以对证据进行两两综合, 而对于多个证据的计算也可以按照 Dempster 证据组合的方法递推^[8]。

2 目标意图预测模型的建立

本文结合图1对目标意图进行预测。该战场态势图可以一般化为 m 个敌机机组、 n 个我方机组及 w 个我方要保护的目標, 假设 $m=1, n=1, w=2$ 。 T 点为发现敌机的初始点, 指挥控制系统对目标识别判定为一组轰炸机编队, 其攻击目标可能是我方保护目标1或保护目标2。

下面对影响意图预测的元素进行分析与提取。指挥控制系统预测空中目标意图的因素主要有目标类型、目标距地面目标的距离、目标高度、目标速度以及目标航向与我地面目标之间的夹角等^[9]。

通常, 敌机与我方保护目标距离越小, 我方的防御时间越短; 目标速度越快, 突破我方防御的可能性越高; 降低飞行高度能使作战飞机被发现概率明显减小; 当目标航向直指我地面目标时, 其执行对我地面目标攻击任务的可能性就越大, 攻击成功的可能性也越高。我方指挥控制系统认为上述情况来袭的概率越大, 目标类型(如战斗机、攻击机、导弹等)同样是意图预测的一个因素。

为了简化问题, 便于证据理论的分析计算, 这里仅考虑速度 V 、距离 S 、我方保护目标相对敌机的方位角 r 态势元素, 见图2。

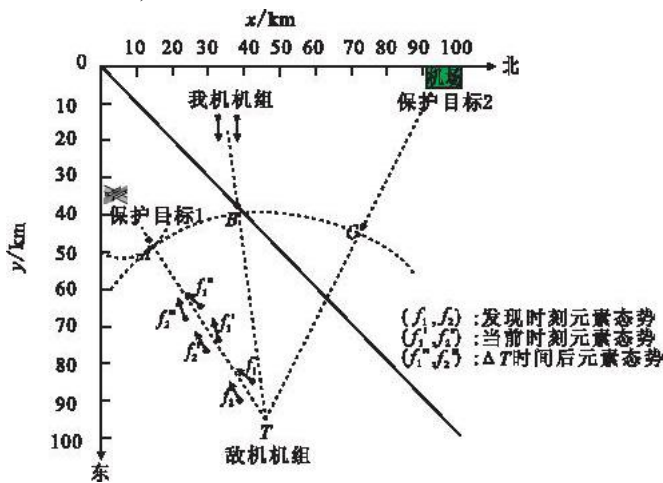


图1 目标态势图
Fig.1 Target situation

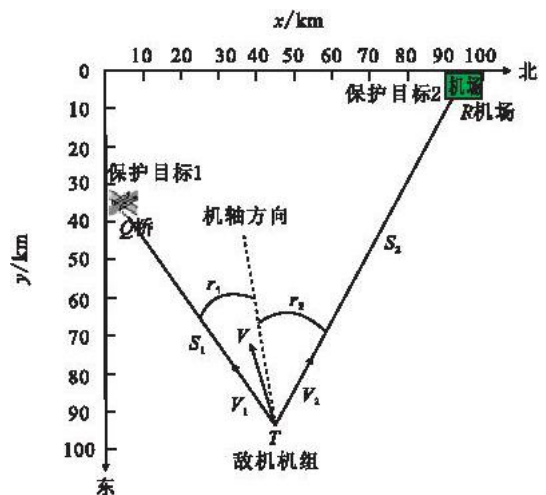


图2 态势元素图
Fig.2 Situation element

图 2 中, S_1 、 S_2 分别为机组同保护目标 1 和保护目标 2 之间的距离, V_1 、 V_2 分别为机组速度向 TQ 和 TR 的投影, r_1 、 r_2 分别为我保护目标 1 和保护目标 2 相对敌机的方位角。

将目标机组袭击保护目标 1 这一意图记为 H_1 , 目标机组袭击保护目标 2 这一意图记为 H_2 , 其他不确定的目标机组意图记为 U 。由上面的分析, H_1 这一命题的证据表示见图 3。

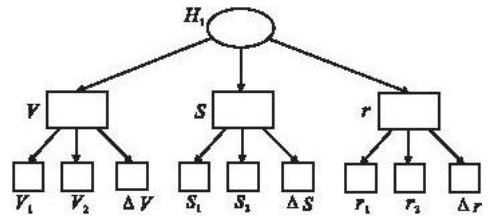


图 3 H_1 命题的证据表示

Fig. 3 Evidence of proposition H_1

假定速度、距离、方位角 3 个量是相互独立的, 其对基本概率赋值的贡献分效益型指标和成本型指标。这里采用效益型指标, 即对于 H_1 命题, S_2 、 V_1 、 r_2 愈大, 对基本概率赋值的贡献愈大。结合上述分析, 分别按照下列式子对每个命题的证据进行基本概率赋值。

对 H_1 命题见式(6); 对于 H_2 命题见式(7); 对于不确定 U 见式(8)。

$$\begin{cases} m_s(H_1) = \frac{S_2}{S_1 + S_2 + \Delta S} \\ m_v(H_1) = \frac{V_1}{V_1 + V_2 + \Delta V} \\ m_r(H_1) = \frac{r_2}{r_1 + r_2 + \Delta r} \end{cases} \quad (6) \quad \begin{cases} m_s(H_2) = \frac{S_2}{S_1 + S_2 + \Delta S} \\ m_v(H_2) = \frac{V_1}{V_1 + V_2 + \Delta V} \\ m_r(H_2) = \frac{r_2}{r_1 + r_2 + \Delta r} \end{cases} \quad (7) \quad \begin{cases} m_s(U) = \frac{\Delta S}{S_1 + S_2 + \Delta S} \\ m_v(U) = \frac{\Delta V}{V_1 + V_2 + \Delta V} \\ m_r(U) = \frac{\Delta r}{r_1 + r_2 + \Delta r} \end{cases} \quad (8)$$

式中: ΔS 、 ΔV 、 Δr 体现了 H_1 、 H_2 之外的不确定的意图。该值取测量系统的测量误差, 在本文中采用满足下列条件的随机值:

$$\begin{cases} 0 < \Delta S \leq \frac{1}{10} \max(S_1, S_2) \\ 0 < \Delta V \leq \frac{1}{10} V \\ 0 < \Delta r \leq \frac{1}{10} \max(r_1, r_2) \end{cases} \quad (9)$$

3 D - S 理论在目标意图预测中的应用

由于态势意图的不确定性, 下面应用证据理论研究该问题并给出相应的决策。对于目标意图预测来说, 可能的几种意图为命题, 指挥控制系统对实时测量的数据进行处理给出的判断结果为证据。D - S 理论在应用中, 由指挥控制系统的判断结果产生对某些命题的度量, 就构成了该理论中的证据, 并利用这些证据通过构造相应的基本可信度分配函数, 对所有的命题赋予一个可信度。基本可信度分配函数以及相应的辨识框架为一个证据体, 利用 Dempster 合成法则将不同证据体合并成一个新的证据体, 即由合成法则将不同证据体的基本可信度分配合并产生一个总体基本可信度分配, 而产生的新证据体表示了融合所得的信息, 然后根据决策规则进行决策。方法见图 4。

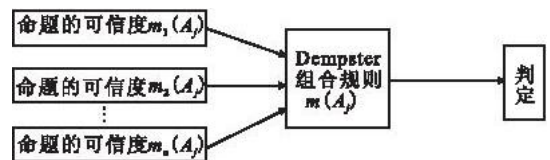


图 4 D - S 理论用于目标意图预测

Fig. 4 D - S evidence theory in target intention prediction

决策方法: 当用 DS 合成法则得到组合的基本可信度分配后接着是根据得到的 $m(A_j)$ 来进行决策。主要有 3 种决策方法: 基于基本可信度分配的方法、基于信任函数的方法和基于最小风险的方法。本文采用基于基本可信度分配的方法, 设 $\exists A_1, A_2 \subset U$, 满足:

$$m(A_1) = \max\{m(A_j), A_j \subset U\} \quad (10) \quad m(A_2) = \max\{m(A_j), A_j \subset U \text{ 且 } A_j \neq A_1\} \quad (11)$$

若有式(12), 则 A_1 为判决结果, 其中 ε_1 和 ε_2 为预先设定的门限。

$$\begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \varepsilon_1 \\ m(U) < \varepsilon_2 \\ m(A_1) > m(U) \end{cases} \quad (12)$$

4 基于改进加权调整的证据合成方法

由于证据源本身的优先权、可靠性及重要性不同,相应的证据应该具有不同的重要性。本文所建立的意图预测模型中,距离、速度、角度应该体现出不同的重要性程度。如何在融合各种来源的证据时体现这种问题?文献[10]提出一种基于相似度加权方法,但该方法中重要性没有量化指标,只作了简单的排序和融合。文献[11]提出了基于各条证据和加权平均证据的距离的加权证据方法,利用总体偏差程度对证据进行调整,由于证据的总体偏差值往往较小,在这种情况下对证据的调整效果不明显,如果假设证据的权重系数都相同,通过这种证据调整方法得到的调整后的证据将不是原证据。本节采用一种基于加权平均值的证据调整方法,即加权调整后的证据均值满足与加权平均值相等的条件,并且保持具有最优先权证据的分布形态。

下面分别介绍两证据和多证据的改进加权证据调整和融合。

4.1 两证据的改进加权证据调整和融合

假设两个证据源,对于某一个假设集 $U = \{\{\omega_1\}, \{\omega_2\}, \dots, \{\omega_N\}\}$, ($\{\omega_i\}$ 是辨识框架的幂集), 得到如下两条证据

$$m_i = (m_{1,i}, m_{2,i}, \dots, m_{N,i}) \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

这两条证据,由于重要程度、可信度不同,被赋予不同的权重系数 α_i , 满足条件:

$$\sum_{i=1}^2 \alpha_i = 1 \quad (14)$$

确定权重系数有很多种方法,大致可以分为两类:一类属于“主观赋权法”,即基于决策者给出偏好信息的方法,也包括决策者直接给出的属性的权重;另一类属于“客观赋权法”,是基于决策矩阵信息的方法,例如主成分分析法、熵法和多目标最优化方法等。所有证据的加权平均记为 \bar{m} 。

$$\bar{m} = \sum_{i=1}^2 \alpha_i m_i = \left(\sum_{i=1}^2 \alpha_i m_{1,i}, \sum_{i=1}^2 \alpha_i m_{2,i}, \dots, \sum_{i=1}^2 \alpha_i m_{N,i} \right) \quad (15)$$

即 $\bar{m} = (\bar{m}_1, \bar{m}_2, \dots, \bar{m}_N)$ 。

为了保留原有证据的分布形态特性,这里采用了一种简便方法,即选取权重系数最大的证据,将其保留下来作为新的证据,而对权重较小的证据按照加权平均值进行调整。如假设证据 m_i 权重系数最大,则证据按照如下方法调整:

$$\begin{cases} m'_i = m_i & i \text{ 满足 } \alpha_i = \max\{\alpha_1, \alpha_2\} \\ m'_j = 2\bar{m} - m_i & j \neq i, j = 1 \text{ 或 } 2 \end{cases} \quad (16)$$

本文认为采用加权调整后的新证据 m'_i 的权值是一致的,容易证明调整后的证据 m'_i ($i = 1, 2$) 满足基本概率赋值的条件(1),而且保证了加权调整后的证据与原证据的加权平均值上的等效性,同时保留了权重较大证据的分布形态。这样如果假设原来的两个证据是等权的,通过证据调整后得到的证据与原证据一致。

调整后的证据减少了证据之间的冲突,可以直接采用 D-S 规则进一步合成调整后的证据,以得到更精确的证据或结论。

4.2 多证据的改进加权证据调整和融合

对于多证据的加权调整和融合,可以将多个证据分解为两两证据的加权调整和组合。假设有 M 条证据,具有不同的权重系数,且满足条件:

$$\sum_{i=1}^M \alpha_i = 1 \quad (17)$$

在 M 条证据先选取两条证据进行加权调整和融合,如证据 m_i 和 m_j , 这两条证据的权重系数分别为 α_i 和 α_j , 将这两个整体权重系数先转化为局部权重系数如下:

$$\begin{cases} \alpha'_i = \alpha_i / (\alpha_i + \alpha_j) \\ \alpha'_j = \alpha_j / (\alpha_i + \alpha_j) \end{cases} \quad (18)$$

则调整后的权重系数满足式(13),就可以完全利用前述两证据加权调整和融合方法最终确定出一个融合后的新证据,该证据的权重系数就是 $(\alpha_i + \alpha_j)$ 。得到的新证据可以进一步与其他证据进行类似的加权调整和融合,最终可以得到 M 条证据加权融合结果。

5 仿真分析

为了验证证据理论在目标意图预测中的应用,对给出的模型进行仿真。假设目标为单个目标编队,即 $m = 1$ 。其中 $n = 1, w = 2$ 。表 1 为初始参数值。

表 1 初始参数值
Tab.1 Initial parameter value

S_1/km	S_2/km	$\Delta S/\text{m}$	$V/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$V_1/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$V_2/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$\Delta V/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$r_1/(\text{°})$	$r_2/(\text{°})$	$\Delta r/(\text{°})$
82	112	10	400	365	306	40	32	32	3

系统使用初始参数值代入式(6)、(7)、(8)得到基本概率赋值表 2。

表 2 基本概率赋值

Tab.2 Basic probability evaluate

解析式	H_1	H_2	U
$m_s(\cdot)$	0.549 0	0.402 0	0.049 0
$m_v(\cdot)$	0.513 4	0.430 4	0.056 2
$m_r(\cdot)$	0.477 6	0.477 6	0.044 8

假定距离、速度、角度的权重系数已由层次分析法求得,分别为: $\alpha_s = 0.45; \alpha_v = 0.20; \alpha_r = 0.35$ 。首先对于 $m_s(\cdot), m_v(\cdot)$ 这两条证据,应用多证据的改进加权证据调整和融合方法,分别代入式(18)、(15)、(16)计算得到新的证据见表 3。

由表 3 经计算得 $m'_s(\cdot)$ 和 $m'_v(\cdot)$ 这两批证据的不一致因子 $K_1, K_1 = 0.549 0 \times 0.419 5 + 0.527 1 \times 0.402 0 \approx 0.442 2$ 。于是,由 Dempster 组合公式对 $m'_s(\cdot)$ 和 $m'_v(\cdot)$ 组合得到系统关于距离和速度判据的基本概率赋值为 $m'_{s \times v}(H_1) \approx 0.617 6, m'_{s \times v}(H_2) \approx 0.377 7, m'_{s \times v}(U) \approx 0.004 7$ 。

同理,将距离和速度判据融合后的基本概率赋值再同角度证据组合,此时 $\alpha'_{s \times v} = \alpha_s + \alpha_v = 0.65, \alpha_r = 0.35$,直接应用 2 个证据的改进加权证据调整和融合方法,代入式(15)、(16)计算得到新的证据见表 4。

表 3 $m_s(\cdot), m_v(\cdot)$ 产生的新证据

表 4 $m_{s \times v}(\cdot), m_r(\cdot)$ 产生的新证据

Tab.3 New data produced by $m_s(\cdot)$ and $m_v(\cdot)$

Tab.4 New data produced by $m_{s \times v}(\cdot)$ and $m_r(\cdot)$

解析式	H_1	H_2	U
$m'_s(\cdot)$	0.549 0	0.402 0	0.049 0
$m'_v(\cdot)$	0.527 1	0.419 5	0.054 3

解析式	H_1	H_2	U
$m'_{s \times v}(\cdot)$	0.617 6	0.377 7	0.004 7
$m'_r(\cdot)$	0.519 6	0.447 6	0.032 8

由表 4 经计算得 $m''_{s \times v}(\cdot)$ 和 $m'_r(\cdot)$ 这两批证据的不一致因子 $K_2, K_2 = 0.617 6 \times 0.447 6 + 0.519 6 \times 0.377 7 \approx 0.472 7$ 。

于是,由 Dempster 组合公式对 $m''_{s \times v}(\cdot)$ 和 $m'_r(\cdot)$ 组合得到系统关于距离、速度和角度判据的基本概率为 $m_{s \times v \times r}(H_1) \approx 0.651 6; m_{s \times v \times r}(H_2) \approx 0.348 1; m_{s \times v \times r}(U) \approx 0.000 3$ 。

可以看出,通过融合,不确定性的基本概率赋值下降到 0.000 3。采用基于基本概率赋值的决策方法,若选择门限 $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.1$,则最终的决策结果是 H_1 ,即目标编队意图为袭击我方保护目标 1。当目标为多个目标编队时,即 $m > 1$,对每个目标分别作为单目标编队情况计算求解,就可以预测出多个目标编队的意图。

6 结论

本文在分析了影响目标意图预测因素基础上,提出了一种改进加权 D - S 证据理论的目标意图预测方法。运用这种方法将各个因素对目标意图的贡献进行综合,并计算出可能意图的基本概率赋值。通过这种定量分析的方法能够得到目标的战术意图,为我方及时作出战术决策提供理论依据。

参考文献:

[1] 何 友,王国宏,彭应宁.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000.

- HE You, WANG Guohong, PENG Yingning. Multi - Sensors Information Fusion and Its Application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2000. (in Chinese)
- [2] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [3] Walz E, Linas J. Multisensor Data Fusion[M]. Norwood: Artech House Publishers, 1990.
- [4] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, DUAN Zhansheng. Multi - Source Information Fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. (in Chinese)
- [5] 王洪峰, 单甘霖, 梅卫. 基于证据理论的跟踪辅助目标识别[J]. 电光与控制, 2004, 11(4): 21 - 23.
- WANG Hongfeng, SHAN Ganlin, MEI Wei. Track Auxiliary Target Identification Based on Dempster - Shafer Evidence Theory [J]. Electric - Optic and Control, 2004, 11(4): 21 - 23. (in Chinese)
- [6] Qu Dongcai, He You. Study of the DLIF Based on Dempster - Shafer Evidence Theory[C]//ICEMI2003, Conference Proceedings of the Sixth International Conference on Electronic Measurement&Instrument. Taiyuan: [s. n.], 2003: 329 - 332.
- [7] 蓝金辉, 马宝华, 蓝天, 等. D - S 证据理论数据融合方法在目标识别中的应用[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2001, 41(2): 53 - 55.
- LAN Jinhui, MA Baohua, LAN Tian, et al. Application of D - S Evidence Theory Data Fusion in Target Identification[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology Edition, 2001, 41(2): 53 - 55. (in Chinese)
- [8] 李伟生. 信息融合系统中态势估计技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2004.
- LI Weisheng. Situation Estimation Research of Information Fusion System[D]. Xi'an: Xidian University, 2004. (in Chinese)
- [9] 董彦非. 空中作战效能评估与智能决策[D]. 西安: 空军工程大学, 2003.
- DONG Yanfei. Aerial Campaign Efficiency and Aptitude Decision - making[D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2003. (in Chinese)
- [10] Lucas C, Araabi B. Generalization of the Dempster - Shafer Theory: A Fuzzy - valued Measure[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1999, 7(3): 255 - 269.
- [11] Coombs K. Using Dempster - Shafer Methods for Object Classification in the Theater Ballistic Missile Environment[J]. SPIE, 1999, 3719: 103 - 112.

(编辑: 姚树峰, 徐敏)

Application of Dempster - Shafer Evidence Theory to Target Intention Prediction

SUN Liang¹, YU Lei¹, HUANG Wen - qing², WANG Kai³

(1. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Wuhan Ordnance N. C. O Academy, Wuhan 430023, China; 3. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China)

Abstract: In order to accurately predict target intention prediction and help decision - making timely and reasonably, the D - S evidence theory is adopted in target intention prediction. First, the situation factors are extracted, and then the influence of each factor is analyzed, based on which, the mathematic modeling is created. With the D - S composition law, the influences of all factors are integrated, the probability evaluates of the likely propositions are calculated and the corresponding decision is made. Numerical examples of simulation show that the uncertain probability decreases greatly after fusion, the result of target intention prediction is reasonable, and the method can be extended to multi - formation.

Key words: D - S evidence theory; target intention prediction; situation factor