

MFCMTA 空战态势评估研究

孙永芹^{1,2}, 郑维广¹, 张振辉¹, 姚成柱¹

(1. 91206 部队, 山东 青岛 266108;

2. 海军潜艇学院, 山东 青岛 266199)

摘要:针对多机协同多目标攻击(MFCMTA)空战特点,文中提出了基于模糊D-S证据理论的MFCMTA空战态势评估方法。首先,根据模糊集理论和D-S证据理论可以相互取长补短的特点,分析了模糊集理论和D-S证据理论融合的方法,并对mass函数进行了分析计算。其次,对MFCMTA空战的态势评估事件进行分类和提取,对发生事件的状态进行量化。针对态势评估中的不确定性问题,用模糊逻辑对目标事件进行检测,建立了事件检测的模糊逻辑模型,然后引入D-S证据理论,将模糊D-S证据理论应用于MFCMTA态势评估,找出事件与态势假设之间的潜在关系,并根据目标的行为序列来逐步推断其意图,建立了基于模糊D-S证据理论的MFCMTA态势评估模型。最后,给出了算例分析。算例结果表明推理算法和知识表达方式合理,所建立的模型合理有效,是一种有效解决态势评估问题的应用模型。

关键词:多机协同多目标攻击;态势评估;模糊D-S证据理论;mass函数

中图分类号:V271;O159

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2016)06-0186-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.06.042

Study on Situation Assessment in MFCMTA Air Combat

SUN Yong-qin^{1,2}, ZHENG Wei-guang¹, ZHANG Zhen-hui¹, YAO Cheng-zhu¹

(1. The 91206 Unit of PLA, Qingdao 266108, China;

2. Navy Submarine Academy, Qingdao 266199, China)

Abstract: Aiming at characteristics of MFCMTA air combat, a new Situation Assessment (SA) method for MFCMTA air combat is proposed based on fuzzy D-S evidence theory. Firstly, fuzzy theory and D-S evidence theory are complementary, so their fusion methods are analyzed. At the same time, mass function is analyzed and calculated. Secondly, events of SA in MFCMTA air combat are classified and extracted, and the status of happened events are quantified. Aiming at the uncertainty in SA, events are tested by fuzzy logic, and fuzzy logic models of events test are constructed. Then, D-S evidence theory is introduced, and fuzzy D-S evidence theory is used to SA in MFCMTA air combat. The potential relationship between SA and events is found out, and their intentions are gradually deduced according to behavior sequences of the target. What's more, the SA model for MFCMTA air combat is constructed based on fuzzy D-S evidence theory. Finally, the example analysis is given. The numerical example results show that reasoning algorithm and knowledge expression is reasonable, and the established model is reasonable and effective, which is an effective application model.

Key words: Multi-Fighter Cooperation and Multi-Target Attack (MFCMTA); situation assessment; fuzzy D-S evidence theory; mass function

0 引言

多机协同多目标攻击(Multi-Fighter Cooperation and Multi-Target Attack, MFCMTA)空战是多机种、多机群组成的航空综合体系之间的对抗,空战环境异常复杂,空战态势信息也大大增加。那么在这样复杂的环境中对我态势进行快速有效的评估成为迫切之需,是MFCMTA时的战术选择、目标分配、火力分配

的基础,是空战决策的关键,具有重要学术研究价值。

1 态势评估概述

自20世纪70年代以来,许多国家对态势评估(Situation Assessment, SA)进行了研究和开发,取得了不错的成绩。其中以美国为代表,已经有了比较成熟的态势评估系统,比如美国的陆军分析系统(TCAC)、

战场开发与目标获取(BETA)等。另外,比较经典的还有 Smith 的态势评估组成元素及小组决策支持原型系统^[1],Cohen 的战场指挥员态势评估的认知框架^[2],Kirillov 的基于规则的专家系统模型^[3],以及主要用于军事态势仿真和计划识别的 Multi-Agent 模型,等等。国内对态势评估理论研究始于 1990 年前后,各种方法相互融合和改进,取得了一些成绩^[4-12],如模糊认知图理论分析方法^[4]、最小代价流算法^[5]、变结构区间概率动态贝叶斯网络方法^[6]、变精度粗集决策方法^[9]等。

MFCMTA 空战中,由于战场环境复杂,不仅所获得的战场信息往往具有高度的不确定性,用于推理的军事知识也存在着不确定性。依据文献[13],不确定知识可以分为模糊知识和多样性知识。例如,目标的高度很高,是模糊知识;而目标可能是一架预警机或干扰机,就是多样性知识。因此,态势评估系统必须能处理这种不确定性,进行有效推理。为进行准确有效的态势评估,往往仅用某一种方法是达不到要求的,必须选用多种方法组合,以期实现方法上的最佳融合效果。由知识不确定和不知道引起的不确定性,D-S 证据理论都可以有效处理,但它要求证据独立,且不能处理模糊信息。而模糊理论中的可能性理论,它能处理不精确、模糊的信息。所以,融合 D-S 证据理论和模糊理论,相互取长补短,模糊理论能弥补 D-S 证据理论的不足,尤其能弥补证据独立和不能处理模糊信息这两个不足。因此,文中引入模糊逻辑和 D-S 证据理论,提出一种适用于 MFCMTA 空战的态势评估方法。

2 模糊集理论与 D-S 证据理论融合

2.1 模糊集理论与 D-S 证据理论融合方法

为弥补单—的证据理论和模糊集理论在应用中的不足,可以把 D-S 证据理论和模糊集理论融合起来。许多学者以不同的方式把 D-S 证据理论推广到模糊集上,实现两者的融合,比如以模糊测度为基础,发展起来的模糊证据理论^[14]等。文献[15]通过模糊事件概率,采用置信函数的概念,把关系函数的数学期望进行推广,即:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \min_{x \in A} \mu_A(x) \quad (1)$$

接着文献[14]把似真函数和置信函数推广到模糊集上,即:

$$\text{Bel}(A) = \sum_B m(B) \sum_{a_i} (a_i - a_{i-1}) \inf_{x \in A} \mu_A(x) \quad (2)$$

$$\text{Pls}(A) = \sum_B m(B) \sum_{a_i} (a_i - a_{i-1}) \sup_{x \in A} \mu_A(x) \quad (3)$$

并且给出了相应的组合公式:

$$m_1 \oplus m_2(C) = \frac{\sum_{\langle A \cap B \rangle = C} \max_{x_i} \mu_{A \cap B}(x_i) m_1(A) m_2(B)}{1 - \sum_{A, B} [1 - \max_{x_i} \mu_{A \cap B}(x_i) m_1(A) m_2(B)]} \quad (4)$$

需要关注的是,文献[16]的模糊条件证据理论(FCDS),弥补了文献[14]理论在某些方面的不足。文献[17]结合可能性分布,把置信函数约束到连续和离散的模糊随机变量上,得出简单的一般算式:

$$\text{Bel}(A) = \int \text{Necc}(A) dP(\omega) \quad (5)$$

$$\text{Pl}(A) = \int \text{Pocc}(A) dP(\omega) \quad (6)$$

其中, $\text{Pocc}(A) = \sup \pi(\omega)$, $\text{Necc}(A) = \inf \pi(\omega)$ 。

文献[18]中刘大有教授对证据理论的推广做了一个很好的归纳,研究在布尔代数空间基础上,利用隶属函数构造 mass 函数。在此基础上,文献[19]从实际应用的角度出发,有效地将 D-S 证据理论推广到模糊集上,实现了两者的融合,详情如下:

一般地,对论域 L 的 m 个模式(模糊集合) A_1, A_2, \dots, A_m 有 n 个传感器(或给出隶属度的领域专家) $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$, 则对任意识别对象 $\forall x \in L, n$ 个传感器分别给出了它属于各个模式的隶属度: $\mu_{1,A_1}(x), \mu_{1,A_2}(x), \dots, \mu_{1,A_m}(x), \mu_{2,A_1}(x), \mu_{2,A_2}(x), \dots, \mu_{2,A_m}(x), \dots, \mu_{n,A_1}(x), \mu_{n,A_2}(x), \dots, \mu_{n,A_m}(x)$ 。则对象 x 属于各个模式的基本概率赋值计算如下:

$$m_i(A_j) = \frac{\mu_{i,A_j}(x)}{\sum_{j=1}^m \mu_{i,A_j}(x)}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

由式(7)可知, $m_i(A_j)$ 是 D-S 证据理论的一个 mass 函数。

该方法的优势有三:其一,能确定 D-S 证据理论中的 mass 函数;其二,能最大限度地保留传感器(或领域专家)给出的各个观察结果的不确定性;其三,某些人为引入的映射会导致信息失真,该方法避免了这种情况的发生。

2.2 mass 函数计算

一直以来, mass 函数的获得是 D-S 证据理论研究的热点和难点。一般来说,往往用模糊语言描述证据体空间的证据。对于任何命题 A 定义映射 $m: 2^{\Theta} \rightarrow [0, 1]$ 为基本概率赋值函数。 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ 是一个证据体空间, $\varphi = G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ 是辨识框架。

定义 1 假定映射 $\mu_F: D \rightarrow [0, 1], d \rightarrow \mu_F(d)$, 则 μ_F 确定 D 上的一个模糊子集 F , μ_F 为 F 的隶属度函数, $\mu_F(d)$ 为 d 对 F 的隶属度。全体 D 的模糊子集组成的集合记为 $F(D)$, 称为 D 的模糊幂集。

定义 2 假设 ω_i 是证据体空间上证据 d_i 的权重, 则模糊事件 F 的模糊概率为:

$$P(F) = \sum_{i=1}^n \mu_F(d_i) \omega_i \quad (8)$$

定义 3 假设 $F_1, F_2 \in F(D)$, 则定义运算:

$$F_1 \cup F_2; \mu_{F_1 \cup F_2}(d) = \mu_{F_1}(d) \vee \mu_{F_2}(d) \quad (9)$$

定理 1 设定映射 $Y: F(D) \rightarrow 2^\varphi$, 对 $\forall G_j \in 2^\varphi$, $\exists F_i \in F$, s. t. $Y(F) = G_j (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$, 故而映射定义如下: $Y(P): 2^\varphi \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$Y[p](G_j) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{\substack{G_i \in 2^\varphi \\ G_i \neq \Omega}} p(\bigcup_{\substack{F_i \in F \subset D \\ Y \langle F_i \rangle = G_i}} F_i)} P(\bigcup_{\substack{F_i \in F \subset D \\ Y \langle F_i \rangle = G_j}} F_i) & G_j \neq \Omega \\ 0 & G_j = \Omega \end{cases} \quad (10)$$

则 $Y[P](G_j)$ 是 G 上的一个 mass 函数。

证明 当 $G_j = \Omega$, 显然 $Y[p](\Omega) = 0$ 。而

$$\sum_{\substack{G_j \in 2^\varphi \\ G_j \neq \Omega}} Y[p](G_j) = \sum_{\substack{G_j \in 2^\varphi \\ G_j \neq \Omega}} \frac{1}{\sum_{\substack{G_i \in 2^\varphi \\ G_i \neq \Omega}} p(\bigcup_{\substack{F_i \in F \subset D \\ Y \langle F_i \rangle = G_i}} F_i)} P(\bigcup_{\substack{F_i \in F \subset D \\ Y \langle F_i \rangle = G_j}} F_i) = \frac{1}{\sum_{\substack{G_i \in 2^\varphi \\ G_i \neq \Omega}} p(\bigcup_{\substack{F_i \in F \subset D \\ Y \langle F_i \rangle = G_i}} F_i)} \sum_{\substack{G_j \in 2^\varphi \\ G_j \neq \Omega}} P(\bigcup_{\substack{F_i \in F \subset D \\ Y \langle F_i \rangle = G_j}} F_i) = 1 \quad (11)$$

所以, 它是一个 mass 函数。证毕。

则 D-S 证据的合成公式计算如下:

$$m(A) = [m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n](A) = \begin{cases} 0 & A = \Omega \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j \cap C_k \dots = A} m_1(A_i) m_2(B_j) m_3(C_k) \dots}{1 - \sum_{A_i \cap B_j \cap C_k \dots = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j) m_3(C_k) \dots} & A \neq \Omega \end{cases} \quad (12)$$

如上所述, 要获得各条证据的 mass 函数, 可以通过把模糊子集引入到证据体空间中, 然后根据式 (12), 计算综合证据体空间中所有证据对 2^φ 中元素的支持度, 进而得到最终的评估结果。

3 模糊 D-S 证据理论在 MFCMTA 空战态势评估中的应用

3.1 MFCMTA 空战的态势评估事件检测建模

3.1.1 事件的分类

MFCMTA 空战中, 事件对战场态势的变化有特殊意义和实际影响。对于事件所属类型, 目前对目标还存在不同划分。为了便于进行事件的检测, 文中将事件分为三类: 辐射源事件、目标机动事件、与目标群结构相关的事件。具体如图 1 所示。

3.1.2 基于模糊逻辑的事件检测方法

MFCMTA 空战中发生的事件存在不确定性, 也存

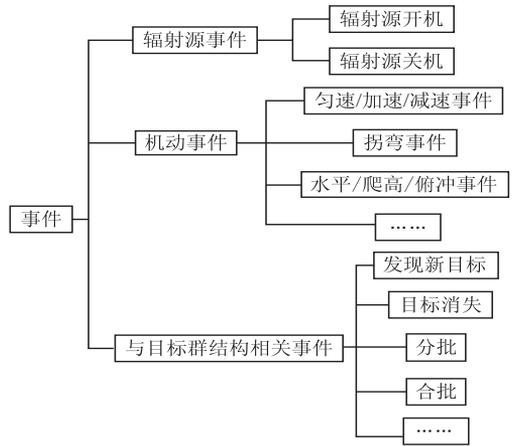


图 1 MFCMTA 空战事件的类型划分

在不精确的语义信息需要处理, 而模糊逻辑正适应了这种需要, 所以采用模糊理论中的模糊逻辑方法对事件进行检测。

在态势评估中, 一级融合之后, 通过对传递出来的事件状态的具体数据信息进行模糊化处理, 实现对事件状态的量化。比如, 假设俯冲事件状态 $E = \{low, fast\}$, low 表示目标做平缓俯冲, fast 表示目标做高速俯冲运动。对于俯冲事件的模糊子集, 如图 2 所示。图中, u 轴是检测时间内平台变化的高度差; δ 是俯冲检测门限; $\mu_A(u)$ 是 u 关于模糊集 A 的隶属度; k_1, k_2 是隶属度函数的参数, 根据需要应选取不同的数值。假设目标开始俯冲时高度为 r_1 , 俯冲结束时高度 r_2 , 检测时间间隔为 Δt , 则有:

$$u = -\frac{r_2 - r_1}{\Delta t} \quad (13)$$

由式 (13) 可知, u 表示了 Δt 时间内目标做俯冲运动的平均高度变化率, 则构建俯冲事件的隶属度函数模型如下:

$$\mu_{A \langle low \rangle}(u) = \begin{cases} 1 & \delta \leq u \leq k_1 \\ (k_2 - u) / (k_2 - k_1) & k_1 < u \leq k_2 \\ 0 & u > k_2 \end{cases} \quad (14)$$

$$\mu_{A \langle fast \rangle}(u) = \begin{cases} 0 & u \leq k_1 \\ (u - k_1) / (k_2 - k_1) & k_1 < u \leq k_2 \\ 1 & u > k_2 \end{cases} \quad (15)$$

对于上述模型, 目标做拐弯(平缓、突然)、加速/减速(平缓、突然)运动时也是适用的。对于其他不同的事件, 可以选取不同的模型参数构建事件状态的隶属度函数。例如, 目标高度可以建立如图 3 所示的超低空、低空、中空、高空模糊子集。而目标距离和目标速度也可以采用三角形隶属函数, 分别建立近、中、远和低、中、高的模糊子集。

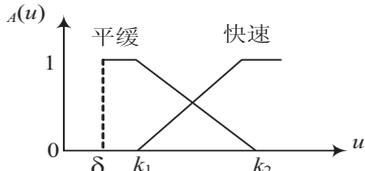


图2 爬高/俯冲事件的模糊子集

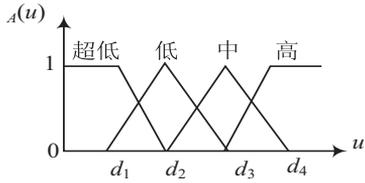


图3 高度事件的模糊子集

从一级融合传来的数据经过上述处理后,实现了对事件状态的量化,量化后的结果可以作为下一步推理的输入。

3.2 基于模糊 D-S 证据理论的 MFCMTA 空战态势评估建模

首先采用 3.1 节所述模型,完成 MFCMTA 空战事件状态的量化。若认为事件发生,则预先设定阈值,当某个状态的属性值超过了该阈值,即事件发生。然后,把量化结果作为进一步推理的输入数据,通过推理进行态势的一次划分,从而实现当前 MFCMTA 空战态势的一次判决。

态势评估过程中,在空战战场空间,军事领域知识会产生可能的态势分类,这些态势分类即是命题。经过检测、处理后,各传感器对事件的发生做出判断,该判断即是证据。然后,利用这些证据,通过构造相应的 mass 函数对命题赋予置信度。若把一个 mass 函数和其相应的辨识框架称为一个证据体,则发生的每一个事件可视为一个证据体。所以本质上,态势评估就是在当前各个态势分类的基础上,把事件产生的不同证据,利用 D-S 证据理论的 Dempster 合成规则合成一个证据体。也就是,不同证据体的基本概率分配,依据 Dempster 合成规则合成得到一个总体概率分配。

综上所述,文中使用模糊逻辑来处理事件发生的不确定性,并采用 D-S 证据理论处理数据信息,进而建立 MFCMTA 空战战场态势的分析、推理和预测的求解模型。基于模糊 D-S 证据理论的 MFCMTA 态势评估模型如图 4 所示。

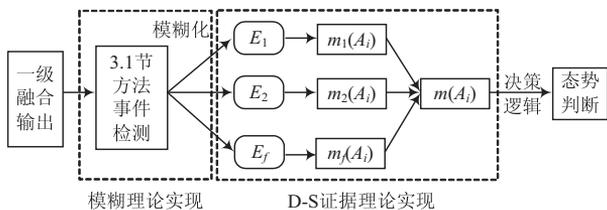


图4 基于模糊 D-S 证据理论的 MFCMTA 态势评估模型

图中, E_1, E_2, \dots, E_f 表示经过 3.1 节模糊逻辑方法检测到的 f 个发生的事件,假设辨识框架共有 k 个命题,则 $m_1(A_i), m_2(A_i), \dots, m_f(A_i), i = 1, 2, \dots, k$ 为 f 个发生的事件对命题 A_i 的基本概率分配, $m(A_i)$ 为依据 Dempster 合成规则得到的总体概率分配。

D-S 证据理论多个证据的合成与结合次序无关,所以,多个证据的合成计算和两个证据合成的计算递推是等效的,具体的证据合成的等效结构图见图 5。

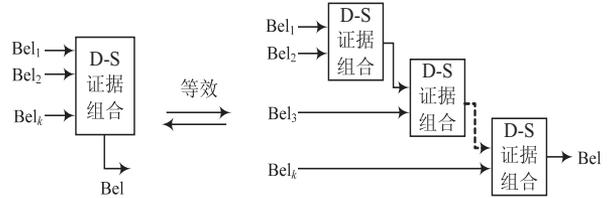


图5 证据合成的等效结构图

在态势评估计算应用过程中,首先对基本概率分配进行初始化。然后,每一事件发生,则依据接收到的事件发生的数据信息,进行一次基本概率分配。再根据 Dempster 合成规则,合成新的基本概率分配。继而在决策逻辑部分对处理结果做出判断,并设置具有最大置信度的命题为备选命题。只要事件不断发生,就会继续进行这个过程,直到备选命题的置信度超过了预先设定的阈值,认为该命题成立为止。显然,图 5 所示的证据合成等效计算有较高的实时性,所以采用 D-S 证据理论大大提高了态势评估模型的实时性,具有较高的实用价值。

4 算例验证分析

假设本方编队执行某空域作战任务,情报信息显示,有敌方目标正在接近本方,本方要求依据情报信息推测该敌方目标接近本方的意图。根据军事领域知识,该敌方目标的可能态势类别有:攻击(A_1)、防御(A_2)、逃跑(A_3)。则辨识框架为 $\varphi = \{A_1, A_2, A_3\}$ 。

假设 t_1 时刻,事件 E_1 发生,即发现敌方目标,且敌方目标接本方的速度 $v = 1.8 \text{ Ma}$,则基本概率分配函数设定为: $m_1 = (A_1, A_2, A_3, \xi) = (0.4, 0.3, 0.1, 0.2)$ 。其中, ξ 是不能确定的态势类别。

假设 t_2 时刻,发现该敌方目标突然加速,速度达到 $v = 2.2 \text{ Ma}$ 。由文中所建模型可知, E_2 是目标速度事件,其事件状态 $E_2 = (0, 0.3, 0.7)$,则目标做高速运动,且基本概率分配函数设定为: $m_2 = (A_1, A_2, A_3, \xi) = (0.6, 0.1, 0.2, 0.1)$ 。

根据文中所建模型,事件 E_1 和 E_2 的合成如表 1 所示。

由表 1 数据可得,冲突系数 $k_1 = 0.18 + 0.06 + 0.04 +$

$0.01+0.08+0.06=0.43$, 融合事件 E_1 和 E_2 的基本概率分配函数为: $m(A_1) = 0.702$, $m(A_2) = 0.140$, $m(A_3) = 0.123$, $m(\xi) = 0.035$ 。则有: $m = m_1 \oplus m_2 = (0.702, 0.140, 0.123, 0.035)$ 。

表 1 事件 E_1 和 E_2 的融合数据信息

m_2	m_1			
	$A_1 (0.4)$	$A_2 (0.3)$	$A_3 (0.1)$	$\xi (0.2)$
$A_1 (0.6)$	$A_1 (0.24)$	$\psi (0.18)$	$\psi (0.06)$	$A_1 (0.12)$
$A_2 (0.1)$	$\psi (0.04)$	$A_2 (0.03)$	$\psi (0.01)$	$A_2 (0.02)$
$A_3 (0.2)$	$\psi (0.08)$	$\psi (0.06)$	$A_3 (0.02)$	$A_3 (0.04)$
$\xi (0.1)$	$A_1 (0.04)$	$A_2 (0.03)$	$A_3 (0.01)$	$\xi (0.02)$

假设 t_3 时刻, 发现事件 E_3 : 敌方火控雷达开机, 则将基本概率分配函数更新为 $m_3 = (A_1, A_2, A_3, \xi) = (0.7, 0.1, 0.1, 0.1)$, 再次对 m 和 m_3 数据进行融合, 其数据如表 2 所示。

表 2 m 和 m_3 的融合数据信息

m_3	m			
	$A_1 (0.702)$	$A_2 (0.140)$	$A_3 (0.123)$	$\xi (0.035)$
$A_1 (0.7)$	$A_1 (0.491)$	$\psi (0.098)$	$\psi (0.086)$	$A_1 (0.025)$
$A_2 (0.1)$	$\psi (0.070)$	$A_2 (0.014)$	$\psi (0.012)$	$A_2 (0.004)$
$A_3 (0.1)$	$\psi (0.070)$	$\psi (0.014)$	$A_3 (0.012)$	$A_3 (0.004)$
$\xi (0.1)$	$A_1 (0.070)$	$A_2 (0.014)$	$A_3 (0.012)$	$\xi (0.004)$

则有: $m = m \oplus m_3 = (0.902, 0.049, 0.043, 0.006)$ 。

随着事件 E_1 、 E_2 和 E_3 的不断发生, A_1 的可信度达到了 0.902。假设预先设定的阈值为 0.9, 则只要可信度超过了 0.9, 就可以认为敌方目标处于该态势类别, 则该算例中敌方目标完全可能进行攻击行动。所以, 确定了敌方的攻击意图, 那么本方可及时作好应对策略, 制定相应的战略战术。

综上所述, 文中综合运用模糊理论和 D-S 证据推理方法, 对发生事件的状态进行量化, 找出事件与态势假设之间的潜在关系, 并根据目标的行为序列来逐步推断其意图。推理算法和知识表达方式合理, 因此, 是一种有效解决态势评估问题的应用模型。

5 结束语

文中针对 MFCMTA 空战, 建立了模糊 D-S 证据推理的态势评估模型。首先, 根据模糊集理论和 D-S 证据的融合, 分析了融合方法。然后, 应用模糊 D-S 证据理论对空战态势评估问题进行了建模, 建立了事件检测的模糊逻辑模型, 实现了模糊逻辑对目标事件进行检测, 并建立了基于模糊 D-S 证据理论的 MFCMTA 态势评估模型。最后, 给出了算例分析。算例结果表明所建立的模型合理、可行。

参考文献:

- [1] Smith P J, McCoy C E, Layton C. Brittleness in the design of cooperative problem-solving systems: the effects on user performance[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 1997, 27(3): 360-371.
- [2] Hall D L, Llinas J. Handbook of multisensor data fusion[M]. Washington D C, NY: CRC Press, 2001.
- [3] Kirillov V P. Constructive stochastic temporal reasoning in situation assessment[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1994, 21(7): 1099-1113.
- [4] 苏宪程, 白海威, 黄志国. 基于模糊认知图理论分析空间态势[J]. 现代防御技术, 2011, 39(2): 99-103.
- [5] 阴小晖, 董彦非, 彭世冲. 基于最小代价流算法的多机空战目标分配[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(10): 119-123.
- [6] 胡云安, 刘振, 史建国. 态势评估的变结构区间概率动态贝叶斯网络方法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(9): 1891-1897.
- [7] 肖春景, 乔永卫, 贺怀清, 等. 基于最佳聚类准则的多级模糊态势评估方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(4): 1011-1014.
- [8] 汪永伟, 刘育楠, 赵荣彩, 等. 基于改进证据理论的态势评估方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 491-495.
- [9] 黄长强, 胡杰, 蔡佳. 无人战斗机态势评估变精度粗集决策方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 1045-1050.
- [10] 黄冬梅, 顾兢兢. 基于 Bayes 算法的态势评估[J]. 舰船电子工程, 2012, 32(5): 46-47.
- [11] 于森, 杜正军. 基于作战势能比值的态势评估方法[J]. 军事运筹与系统工程, 2012, 26(3): 23-26.
- [12] Zhou S Y, Wu W H, Zhou S M. A new situation assessment model for within-visual-range air combat[J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 339-343.
- [13] Jusselme A. Uncertainty in a situation analysis perspective [C]//Proceedings of the sixth international conference on information fusion. Cairns, Queensland, Australia: IEEE, 2003: 1207-1214.
- [14] Yen J. Generalizing the Dempster-Shafer theory to fuzzy sets [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1990, 20(3): 559-570.
- [15] Smets P. The degree of belief in a fuzzy set [J]. Information Science, 1981(1): 1-19.
- [16] Mahler R P S. Combining ambiguous evidence with respect to ambiguous a priori knowledge. Part II: fuzzy logic [J]. Fuzzy Sets & Systems, 1995, 75: 319-354.
- [17] Romer C, Kandel A. Constraints on belief function imposed by fuzzy random variables [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1995, 25(1): 86-99.
- [18] 刘大有, 李岳峰. 广义证据理论的解释[J]. 计算机学报, 1997, 20(2): 158-164.
- [19] 汪永东, 陈颖. 模糊证据理论及其在信息融合中的应用 [J]. 工矿自动化, 2006(5): 32-34.