

# 基于 QABC-IFMADM 算法的 有人/无人机编队作战威胁评估

韩博文,姚佩阳,钟 贇,丁云松,刘子震

(空军工程大学信息与导航学院,陕西西安 710077)

**摘 要:** 信息化条件下有人/无人机编队作战环境具有高度不确定性,如何对目标进行快速有效的威胁评估成为亟待解决的问题.在直觉模糊集框架下,研究决策者对方案具有偏好,目标属性值为区间数且权重未知的评估问题,提出一种量子蜂群(QABC)优化属性权重的直觉模糊多属性决策(IFMADM)的威胁评估方法.首先,建立方案偏好模型;其次,综合考虑客观优化排序和决策者方案偏好信息,建立主客观最优属性权重优化模型,并采用量子蜂群算法优化属性权重,使得属性权重更准确地反映实际情况.最后,通过编队对地作战威胁评估算例验证了所提方法的合理性与有效性.

**关键词:** 有人/无人机编队;直觉模糊多属性决策;对地攻击;威胁评估;量子蜂群

**中图分类号:** TP391; TP181 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)07-1584-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.007

## Threat Assessment of Manned/Unmanned Aerial Vehicle Formation Based on QABC-IFMADM Algorithm

HAN Bo-wen, YAO Pei-yang, ZHONG Yun, DING Yun-song, LIU Zi-zhen

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

**Abstract:** Under the condition of information technology, there is a high degree of uncertainty in the combat environment of manned/unmanned aerial vehicle formation; so how to evaluate the threat of targets quickly and efficiently becomes an urgent problem to be solved. In the framework of intuitionistic fuzzy sets, researching the satiation that decision makers with preference information on alternatives, the target attribute value is interval number and weight is unknown, a threat assessment method with unknown attribute weight optimized by QABC (Quantum Artificial Bee Colony) optimization algorithm is proposed based on IFMADM (Intuitionistic Fuzzy Multi-Attribute Decision Making). Firstly, preference model is constructed; secondly, the optimization model of optimal attribute weights is established considering the objective optimization taxis and preference information of decision maker synthetically, making attribute weights more reasonably reflect the actual situation by QABC optimization algorithm. Finally, the effectiveness of the proposed method is demonstrated by an example of formation threat to ground attack.

**Key words:** manned/unmanned aerial vehicle formation; IFMADM; air-to-ground attack; threat assessment; QABC

### 1 引言

有人/无人机编队作战作为未来空中作战的重要方式,美俄空军都已展开相关研究,并取得一定理论成果与技术突破.2016年7月11日,俄罗斯塔斯社报道俄罗斯下一代战机将指挥控制5~10架装备高频电磁炮的无人机集群作战<sup>[1]</sup>,时隔不久美国提出以F-22和

F-35等战机控制无人机编队,实现“忠诚僚机”的作战概念<sup>[2]</sup>.由此可见有人/无人机编队作战将成为未来一定阶段的重要作战方式.而作战过程中对目标威胁程度进行的评估将为目标优化分配、作战行动、武器装备配置等作战决策提供重要依据,是决定有人/无人机编队作战效果的关键支撑技术,因此,如何全面掌握当前战场态势,对编队作战中的目标威胁做出准确评估,是

一个极具理论价值与现实作战意义的问题。

威胁评估处于 JDL 信息融合模型的第三级即决策级,其功能是量化敌方对我方构成威胁的能力和判断敌方可能的行动意图<sup>[3,4]</sup>。这一级融合将前一级态势评估的结果作为输入,输出威胁视图来描述目标位置、威胁程度,常采用黑板模型、层次分析法、贝叶斯网络、D-S证据理论、神经网络、模糊推理、多属性决策等<sup>[5-9]</sup>。对威胁评估精度要求较高的模型,一般是基于多因素的评估,可用直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Sets, IFS)与多属性决策结合的方式解决。

有人/无人机编队对地威胁评估,需要采用多传感器探测地面威胁属性信息,而不同传感器因自身性能、外界环境等因素的影响,所获取的威胁属性信息具有非完整性、不确定性;同时决策者还会依据作战经验对威胁行动意图进行判断,在此过程中其对威胁目标的偏好信息起重要作用,而偏好信息本身也具有模糊性、非完整性。因此,决策过程中的信息缺乏与决策者主观偏好而导致的不确定性<sup>[10]</sup>,不仅呈现于属性的信任度和非信任度,还呈现于属性的未知度。

由此可见,如何将这些不确定属性信息进行表示与推理,尽可能提高威胁评估的精确度,是进行威胁评估的关键。针对此情况,本文将威胁目标属性信息和决策偏好信息作为模糊区间数,采用直觉模糊集中的隶属度、非隶属度和直觉指数来刻画这种不确定性,以减小传感器与决策者主观经验造成的误差,全面利用传感器信息与决策者偏好信息,并采用量子人工蜂群优化属性权重的直觉模糊多属性决策方法(QABC-IFMADM)解决有人/无人机编队对地攻击威胁评估问题。

## 2 直觉模糊多属性决策方法

### 2.1 直觉模糊区间数矩阵

直觉模糊集与模糊集相比,在形式上还是一种区间表示方法,增加了一个非隶属度函数,用来描述“非彼非此”的“模糊概念”,能够同时表示隶属度、非隶属度和犹豫度三个方面信息,比模糊集更准确地表征不确定信息,进而更加细腻地刻画客观世界的模糊性本质<sup>[11]</sup>。

**定义 1** 设  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  为方案集,决策者将  $n$  种方案两两比较,并构造区间数矩阵  $R = [r_{ij}]_{n \times m}$ ,其中  $r_{ij} = [\mu_{ij}, 1 - \nu_{ij}]$ ,  $(i, j = 1, 2, \dots, n)$ 。  $\mu_{ij}$  表示决策者对方案  $s_i$  和  $s_j$  进行比较时偏爱  $s_i$  的程度,而  $\nu_{ij}$  表示决策者偏爱  $s_j$  的程度,  $o = 1 - \mu_{ij} - \nu_{ij}$  表示决策者的犹豫度。若  $\mu_{ij} \in [0, 1]$ ,  $\nu_{ij} \in [0, 1]$ ,  $0 \leq \mu_{ij} + \nu_{ij} \leq 1$ ,  $(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$ , 则称  $R$  为直觉模糊区间数矩阵<sup>[12]</sup>。

区间数可视为特殊的模糊数,在进行模糊决策时,

主要面临如何处理区间数矩阵以及如何从区间数矩阵导出决策结果的模糊排序问题。

### 2.2 区间数矩阵指标值的规范化处理

根据目标属性指标值在某一区间内变化的特点,利用所给的直觉模糊区间数矩阵  $[r_{ij}]_{n \times m} = [\mu_{ij}, 1 - \nu_{ij}]_{n \times m}$ , 可以较好表示目标属性指标值的变化范围。假设以不同物理量纲给出的区间数矩阵  $A = [a_{ij}]_{n \times m}$ , 关于某一指标的度量值为区间数,不妨设为  $[a_{ij}^l, a_{ij}^u]$ ,  $(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$ , 可将其转化为直觉模糊区间数形式对目标属性指标值进行规范化处理,则有如下指标:

效益型指标:

$$\mu_{ij} = \frac{a_{ij}^l}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_{ij}^u)^2}}, \quad \nu_{ij} = \frac{a_{ij}^u}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_{ij}^l)^2}} \quad (1)$$

成本型指标:

$$\mu_{ij} = \frac{1/a_{ij}^u}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (1/a_{ij}^l)^2}}, \quad \nu_{ij} = \frac{1/a_{ij}^l}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (1/a_{ij}^u)^2}} \quad (2)$$

### 2.3 直觉模糊区间值排序

考虑到威胁估计对实时性要求较高,同时需兼顾实用性与易操作性等客观要求,可选用期望-方差法作为威胁综合指标区间值排序方法。如概率密度选用均匀分布时,根据服从均匀分布随机变量的概率密度函数  $P(\bar{A}) = 1/|\bar{A}|$ , 可求得其均值和均方差为:

$$m(\bar{A}) = (\mu_A + (1 - \nu_A))/2 \quad (3)$$

$$\tau(\bar{A}) = (\mu_A - (1 - \nu_A))/2\sqrt{3}$$

### 2.4 方案偏好度

决策者对方案的偏好与决策者自身经验直接相关,而经验建立在对方案属性及其属性重要性认识的基础上。考虑到决策者方案偏好信息与方案中所涉属性、属性重要度及决策者自身权威相关特性,给出方案偏好度的定义。

**定义 2** 决策者方案偏好度是决策者权威度与方案中属性值加权乘积的乘积,记作

$$d_i = \sigma \sum_{j=1}^m r_{ij} \omega_j \quad (4)$$

其中,  $d_i$  为决策者对第  $i$  种方案的偏好度;  $\sigma \in [0, 1]$  为决策者权威度,可根据决策者在该领域被认知的程度确定(采用 FHW 法);  $r_{ij}$  为第  $i$  种方案下属性  $j$  的规范化值;  $\omega_j$  为属性权重。

当多名决策者参与决策时,会因作战经验差别对各方案产生不同的偏好。设第  $q$  名决策者的权威度为  $\sigma_q$  ( $\sigma_q \in [0, 1]$ ,  $q = 1, 2, \dots, Q$ ), 其中  $Q$  为决策组成员人数。为综合不同决策者偏好,可定义多决策者对各方案的总体偏好度:

$$\bar{d}_i = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^h \sigma_q \sum_{j=1}^m r_{ij} \omega_j \quad (5)$$

## 2.5 属性权重优化模型

针对目标属性指标值区间变化特点,建立直觉模糊区间数属性权重优化模型.首先定义模糊区间数的接近度与理想值.

**定义 3** 设规范化直觉模糊区间数矩阵  $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{n \times m}$ ,  $r_{ij} = [\mu_{ij}, 1 - \nu_{ij}]$ . 令矩阵中任意两个区间数的范数  $\|r_{ij} - r_{kj}\| = |\mu_{ij} - \mu_{kj}| + |(1 - \nu_{ij}) - (1 - \nu_{kj})|$ , 称  $d(r_{ij}, r_{kj}) = \|r_{ij} - r_{kj}\|$  为决策矩阵中元素  $r_{ij}$  与  $r_{kj}$  间的接近度.

**定义 4** 设规范化直觉模糊区间数矩阵  $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{n \times m}$ , 各属性理想值为

$$\begin{aligned} r_j^+ &= [\mu_j^+, 1 - \nu_j^+], \\ \mu_j^+ &= \max\{\mu_{ij}^+, i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m\}, \\ 1 - \nu_j^+ &= \min\{1 - \nu_{ij}^+, i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m\}, \end{aligned}$$

对于属性  $P_j$ , 方案指标值与理想值的偏差为

$$D_i(\omega) = \sum_{j=1}^m d^2(r_{ij}, r_j^+) \omega_j^2 \quad (6)$$

其中,  $d^2(r_{ij}, r_j^+) \omega_j^2$  为方案指标值与理想值间接近度的加权平方.

权重值向量的确定应使方案集的指标值与理想方案值的总偏差最小, 建立考虑客观实际的属性权重优化模型 M1:

$$\text{M1: } \begin{cases} \min P_1(\omega) = \sum_{i=1}^n D_i(\omega) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d^2(r_{ij}, r_j^+) \omega_j^2 \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^m \omega_j = 1, \omega_j \geq 0; j=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (7)$$

同时, 考虑决策者主观经验在决策中有一定指导作用. 而主客观之间往往存在差距, 为使决策具有合理性, 属性权重的选取应使决策者主观经验值与客观属性值的总偏差最小, 建立考虑决策者偏好信息的属性权重优化模型 M2:

$$\text{M2: } \begin{cases} \min P_2(\omega) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d^2(r_{ij}, d_i) \omega_j^2 \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^m \omega_j = 1, \omega_j \geq 0; j=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (8)$$

综合模型 M1 和模型 M2, 构造如下双目标决策模型 M3:

$$\text{M3: } \begin{cases} \min P_3(\omega) = [P_1(\omega), P_2(\omega)] \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^m \omega_j = 1, \omega_j \geq 0; j=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (9)$$

为求解综合模型 M3, 采用线性加权法将模型 M3 综合为具体优化模型:

$$\text{M3: } \begin{cases} \min P(\omega) = \alpha \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d^2(r_{ij}, r_j^+) \omega_j^2 \\ \quad + \beta \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d^2(r_{ij}, d_i) \omega_j^2 \\ = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [\alpha d^2(r_{ij}, r_j^+) + \beta d^2(r_{ij}, d_i)] \omega_j^2 \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^m \omega_j = 1, \omega_j \geq 0; j=1, 2, \dots, m \\ \alpha + \beta = 1 \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中,  $\alpha, \beta$  为调节两种优化模型比重的系数, 当  $\alpha = 1, \beta = 0$  时, 模型即为 M1, 此时确定属性权重值的方法为基于属性理想值的客观赋权法; 当  $\alpha = 0, \beta = 1$  时, 模型即为 M2, 此时确定属性权重值的方法为存在决策者偏好信息的主观赋权法; 若  $\alpha, \beta \in (0, 1)$ , 模型 M3 确定属性权重值的方法可同时反映主客观信息.

## 3 基于 QABC 算法的权重 A 优化

量子人工蜂群算法<sup>[13]</sup>是一种新型的量子群智能优化技术, 具有高效、遍历性好、搜索精细等特点. 其采用量子位对蜜蜂当前位置进行编码, 用量子旋转门实现对最优蜜源的搜索, 用量子非门实现蜜蜂位置的变异以避免早熟收敛.

量子空间中蜜蜂位置可表示为如下量子比特概率幅的形式:

$$\text{Bee\_position}_i = \left[ \begin{array}{c} \left| \cos(\theta_{i1}) \right| \left| \cos(\theta_{i2}) \right| \cdots \left| \cos(\theta_{in}) \right| \\ \left| \sin(\theta_{i1}) \right| \left| \sin(\theta_{i2}) \right| \cdots \left| \sin(\theta_{in}) \right| \end{array} \right] \quad (11)$$

式(11)中,  $\theta_{ij} = 2\pi \times \text{rand}()$ , ( $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$ ),  $m$  为蜂群规模,  $n$  为解空间的维数. QABC 算法各维搜索空间均为  $[-1, 1]$ , 计算适应度值时需向解空间进行如下转换:

$$\left[ \begin{array}{c} \cos(\theta_{ij}) \\ \sin(\theta_{ij}) \end{array} \right] \rightarrow \begin{cases} X_{jc}^i = \frac{1}{2} [b_j(1 + \cos(\theta_{ij})) + a_j(1 - \cos(\theta_{ij}))] \\ X_{js}^i = \frac{1}{2} [b_j(1 + \sin(\theta_{ij})) + a_j(1 - \sin(\theta_{ij}))] \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中,  $[\cos(\theta_{ij}), \sin(\theta_{ij})]^T$  为人工蜂  $i$  的第  $j$  维量子位;  $X_{jc}^i, X_{js}^i$  为解空间内相应变量;  $a_j, b_j$  为第  $j$  维变量的最大值与最小值.

量子位更新过程为:

$$\begin{aligned} & \left[ \begin{array}{c} \cos(\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\theta_{ij}(t+1)) \end{array} \right] \\ &= \left[ \begin{array}{cc} \cos(\Delta\theta_{ij}(t+1)) & -\sin(\Delta\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\Delta\theta_{ij}(t+1)) & \cos(\Delta\theta_{ij}(t+1)) \end{array} \right] \left[ \begin{array}{c} \cos(\theta_{ij}(t)) \\ \sin(\theta_{ij}(t)) \end{array} \right] \\ &= \left[ \begin{array}{c} \cos(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)) \end{array} \right] \end{aligned} \quad (13)$$

其中旋转角更新由蜂群算法确定:

$$\Delta\theta_{ij}(t+1) = \Delta\theta_{ij}(t) + \varphi_{ij}(\Delta\theta_{ij})$$

$$\Delta\theta_{ij} = \begin{cases} 2\pi + \theta_{kj} - \theta_{ij}, & \theta_{kj} - \theta_{ij} < -\pi \\ \theta_{kj} - \theta_{ij}, & -\pi \leq \theta_{kj} - \theta_{ij} \leq \pi \\ \theta_{kj} - \theta_{ij} - 2\pi, & \theta_{kj} - \theta_{ij} > \pi \end{cases} \quad (14)$$

更新后两个位置分别为:

$$\text{Bee\_position}_{ic} = (\cos(\theta_{i1}(t) + \Delta\theta_{i1}(t+1)), \dots, \cos(\theta_{in}(t) + \Delta\theta_{in}(t+1)))$$

$$\text{Bee\_position}_{is} = (\sin(\theta_{i1}(t) + \Delta\theta_{i1}(t+1)), \dots, \sin(\theta_{in}(t) + \Delta\theta_{in}(t+1))) \quad (15)$$

为增加蜂群多样性,避免早熟收敛,令变异概率为  $P_m$ ,为每个蜂设定随机数  $\text{rand} \in (0, 1)$ ,若  $\text{rand} < P_m$ ,则随机选取当前蜂 1/2 量子位通过量子非门实现如下变异操作:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t)) \\ \sin(\theta_{ij}(t)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\pi/2 - \theta_{ij}(t)) \\ \sin(\pi/2 - \theta_{ij}(t)) \end{bmatrix} \quad (16)$$

QABC 算法对属性权重综合模型的优化过程如图 1 所示.

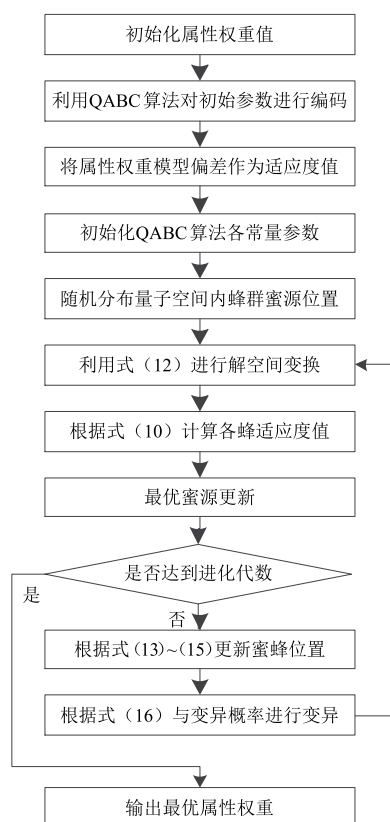


图1 QABC算法对属性权重综合模型的优化过程

## 4 基于 QABC-IFMADA 的目标威胁评估

### 4.1 编队威胁评估系统结构

信息化环境下编队对地作战强调编队内平台间的

协同,基于 QABC-IFMADA 的编队对地攻击威胁评估结构如图 2 所示. 编队内无人机利用机载传感器探测战场目标信息,将各无人机获得的战场信息与外部信息(通过情报、通信等途径获取)经过有人战机平台进行处理后,通过数据链在编队内共享,各无人机根据战场数据信息共享与自身参数信息进行评估,获得符合自身实际情况的威胁评估结果.

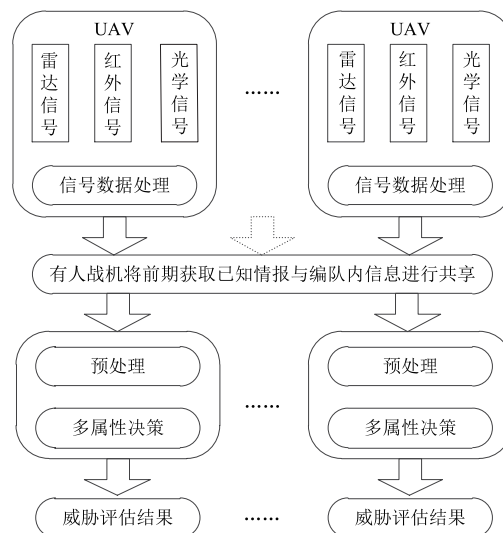


图2 基于IFMADA的编队对地攻击威胁评估结构图

按照上述内容,基于 QABC-IFMADA 的有人/无人机编队对地作战威胁评估过程步骤如下:

(a) 威胁属性指标提取. 从战场信息中提取出与无人机对地作战威胁评估相关的属性指标.

(b) 威胁评估属性指标值量化处理. 对相关属性指标信息进行模糊处理,全部表示为区间数形式,其中根据专家知识与文献[14]将定性属性转换为区间数形式,构成区间数矩阵.

(c) 利用式(1)(2)对区间数矩阵进行规范化处理,得到直觉模糊区间数矩阵  $R = [r_{ij}]_{n \times m}$ .

(d) 根据式(5)求取多决策者对各方案的总体偏好度.

(e) 确定各属性理想值  $r_j^+$ ,按照式(6)计算属性指标值与理想值的偏差.

(f) 根据式(10)确定最优属性权重.

(g) 通过  $\xi_i = \sum_{j=1}^m r_{ij}\omega_j$  计算威胁综合指标值  $\xi_i$ .

(h) 利用式(3)量化综合属性值,并根据结果进行目标威胁排序.

### 4.2 威胁评估属性指标提取

在有人/无人机编队对地作战目标威胁评估中,由于信息的缺乏,只能根据前期掌握的情报信息进行目标探测、跟踪以获得相对准确的目标信息,进而判断目

标威胁度。

影响地面目标对编队威胁程度的威胁因素主要包括能力因素( $f_{CT}$ )与意图因素( $f_{IT}$ )。 $f_{CT}$ 可分为静态因素( $f_{ST}$ )与动态因素( $f_{DT}$ )。其中 $f_{ST}$ 包括:目标类型( $f_{TT}$ )、目标战斗单元数量( $f_{TN}$ )、目标干扰能力( $f_{DC}$ )、无人机打击威胁能力( $f_{VSC}$ )、无人机攻击范围( $f_{VCR}$ ); $f_{DT}$ 包括:目标距离( $f_{TD}$ )、无人机相对目标飞行速度( $f_{VV}$ )、无人机相对目标飞行高度( $f_{VH}$ ); $f_{IT}$ 包括:目标作战意图( $f_{TCI}$ )、目标战备等级( $f_{TCR}$ )、目标雷达探测范围( $f_{TRR}$ )、目标敌我识别水平( $f_{IFF}$ )。

按照多属性决策的属性特征可将上述属性划分为定性属性与定量属性。其中,目标类型( $f_{TT}$ )、目标干扰能力( $f_{DC}$ )、无人机打击威胁能力( $f_{VSC}$ )、目标作战意图( $f_{TCI}$ )、目标战备等级( $f_{TCR}$ )、目标敌我识别水平( $f_{IFF}$ )属于定性属性,而目标战斗单元数量( $f_{TN}$ )、无人机攻击范围( $f_{VCR}$ )、目标距离( $f_{TD}$ )、无人机相对目标飞行速度( $f_{VV}$ )、无人机相对目标飞行高度( $f_{VH}$ )、目标雷达探测范围( $f_{TRR}$ )属于定量属性。

#### 4.3 威胁评估属性指标值处理

##### 4.3.1 指标量化

目标类型( $f_{TT}$ )、目标干扰能力( $f_{DC}$ )、无人机打击威胁能力( $f_{VSC}$ )、目标作战意图( $f_{TCI}$ )、目标战备等级( $f_{TCR}$ )、目标雷达探测范围( $f_{TRR}$ )、目标敌我识别水平( $f_{IFF}$ )属于定性属性,可由专家直接给出语言型属性指标值,根据专家意见与文献[14]转换为区间数。

目标战备等级( $f_{TCR}$ )、定量指标根据编队内各传感器参数获取,由于战场环境的复杂性与多传感器系统误差等,将定量指标表示为区间数。

##### 4.3.2 指标规范化

根据属性具体含义分类,目标类型( $f_{TT}$ )、目标战斗单元数量( $f_{TN}$ )、目标干扰能力( $f_{DC}$ )、目标作战意图( $f_{TCI}$ )、目标雷达探测范围( $f_{TRR}$ )、目标敌我识别水平( $f_{IFF}$ )属于效益型指标,即指标值越大,威胁程度越高;

而无人机打击威胁能力( $f_{VSC}$ )、无人机攻击范围( $f_{VCR}$ )、目标距离( $f_{TD}$ )、无人机相对目标飞行速度( $f_{VV}$ )、无人机相对目标飞行高度( $f_{VH}$ )、目标战备等级( $f_{TCR}$ )属于成本型属性,即属性值越小,威胁程度越高。由于不同指标间存在不可公度性,需要对目标属性指标值进行规范化处理,分别利用式(1)(2)对收益型属性指标与成本型属性指标进行规范化处理。

#### 4.4 威胁评估决策

经过对威胁属性指标信息进行直觉模糊处理,将威胁属性指标信息全部体现在直觉模糊区间数矩阵中,进而利用 QABC-IFMADA 方法计算目标威胁综合指标值,根据所得威胁综合指标值,进行目标威胁排序决策。

### 5 威胁评估算例分析

我方有人/无人机编队飞往敌目标区域执行作战任务,假设有人战机 H 与 4 架无人机  $V_1$ 、 $V_2$ 、 $V_3$ 、 $V_4$  组成编队实施对地攻击,需要评估地面目标  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ 、 $T_4$ 、 $T_5$ 、 $T_6$  对各无人机的威胁程度。表 1 为无人机作战打击能力(载弹类型、数量等),表 2 为前期所得目标自身属性指标信息,表 3~6 分别给出了无人机  $V_1$ 、 $V_2$ 、 $V_3$ 、 $V_4$  相对目标  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ 、 $T_4$ 、 $T_5$ 、 $T_6$  的各项指标区间值。编队内不同传感器受自身性能、外界环境等因素影响,所获取的各目标属性指标测量值为区间数。

#### 5.1 属性指标量化处理

以无人机  $V_1$  为例,根据节 4.3 的分析对各项威胁评估属性指标值进行规范化处理,结果如表 7 所示,可得直觉模糊区间数矩阵  $R$ 。

#### 5.2 最优权值、偏好度与综合指标区间值

假定战场中有 3 架有人机参与决策,其权威值为  $\sigma = (0.58, 0.65, 0.83)$ 。根据式(10)、式(5)可获取多种模型比重系数下的最优属性权重与偏好度,根据步骤(g)(h)计算各目标威胁综合指标区间值,结果如表 8 所示。

表 1 目标属性指标区间值

	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	$T_6$
$f_{TT}$	预警雷达	制导雷达	地空导弹	高炮	指挥所	未知
$f_{TN}$	[1,2]	[3,5]	[6,10]	[11,13]	[1,2]	[2,4]
$f_{DC}$	[0.547,0.652]	[0.547,0.652]	[0.301,0.512]	[0.021,0.105]	[0.589,0.726]	[0.301,0.726]
$f_{TCI}$	[0.397,0.625]	[0.397,0.625]	[0.436,0.725]	[0.342,0.568]	[0.652,0.861]	[0.342,0.861]
$f_{TCR}$	[1,2]	[2,3]	[2,3]	[2,3]	[1,2]	[1,3]
$f_{TRR}$	[1500,1600]	[300,400]	[300,600]	[300,500]	[1500,1600]	[400,500]
$f_{IFF}$	[0.543,0.675]	[0.387,0.435]	[0.387,0.435]	[0.245,0.301]	[0.635,0.718]	[0.245,0.718]

表 2 无人机攻击范围指标区间值

	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$
$f_{VCR}$	[280,300]	[280,300]	[280,300]	[280,300]



表 8 不同模型参数下最优属性权重、决策者偏好度与目标威胁综合指标值

模型参数( $\alpha, \beta$ )	最优属性权重值
$\alpha = 1, \beta = 0$ (M1)	(0.0102, 0.0167, 0.0281, 0.1401, 0.1918, 0.0371, 0.1226, 0.1190, 0.0246, 0.0273, 0.1190, 0.1635)
$\alpha = 0.8, \beta = 0.2$ (M3)	(0.1247, 0.0205, 0.0437, 0.0684, 0.0865, 0.0393, 0.0804, 0.1637, 0.0657, 0.0359, 0.1076, 0.1635)
$\alpha = 0.5, \beta = 0.5$ (M3)	(0.0648, 0.0110, 0.0613, 0.0760, 0.0333, 0.0609, 0.0711, 0.1307, 0.0862, 0.1201, 0.1366, 0.1482)
$\alpha = 0.2, \beta = 0.8$ (M3)	(0.0622, 0.0249, 0.0201, 0.0860, 0.0533, 0.0455, 0.0725, 0.1611, 0.0905, 0.0458, 0.1709, 0.1670)
$\alpha = 0, \beta = 1$ (M2)	(0.1110, 0.0250, 0.0708, 0.0914, 0.0859, 0.0546, 0.0815, 0.1183, 0.0992, 0.0545, 0.0679, 0.1399)
模型参数( $\alpha, \beta$ )	决策者偏好度
$\alpha = 1, \beta = 0$ (M1)	{ [0.2188, 0.3461], [0.2214, 0.3532], [0.2168, 0.3634], [0.2008, 0.3323], [0.2348, 0.3717], [0.1847, 0.4048] }
$\alpha = 0.8, \beta = 0.2$ (M3)	{ [0.2467, 0.3496], [0.2382, 0.3400], [0.2152, 0.3340], [0.1942, 0.2987], [0.2394, 0.3529], [0.1908, 0.3813] }
$\alpha = 0.5, \beta = 0.5$ (M3)	{ [0.2468, 0.3348], [0.2388, 0.3226], [0.2144, 0.3162], [0.1931, 0.2798], [0.2432, 0.3481], [0.2135, 0.3806] }
$\alpha = 0.2, \beta = 0.8$ (M3)	{ [0.2485, 0.3377], [0.2390, 0.3264], [0.2193, 0.3253], [0.2059, 0.3020], [0.2430, 0.3488], [0.2035, 0.3667] }
$\alpha = 0, \beta = 1$ (M2)	{ [0.2436, 0.3571], [0.2331, 0.3456], [0.2030, 0.3368], [0.1788, 0.2933], [0.2353, 0.3671], [0.1802, 0.3954] }
模型参数( $\alpha, \beta$ )	目标威胁综合指标区间值
$\alpha = 1, \beta = 0$ (M1)	{ [0.3187, 0.5041], [0.3225, 0.5144], [0.3157, 0.5293], [0.2924, 0.4839], [0.3420, 0.5413], [0.2690, 0.5896] }
$\alpha = 0.8, \beta = 0.2$ (M3)	{ [0.3593, 0.5092], [0.3468, 0.4951], [0.3133, 0.4864], [0.2828, 0.4349], [0.3487, 0.5139], [0.2899, 0.5552] }
$\alpha = 0.5, \beta = 0.5$ (M3)	{ [0.3595, 0.4877], [0.3479, 0.4699], [0.3122, 0.4607], [0.2813, 0.4076], [0.3543, 0.5071], [0.3243, 0.5544] }
$\alpha = 0.2, \beta = 0.8$ (M3)	{ [0.3618, 0.4918], [0.3479, 0.4752], [0.3193, 0.4736], [0.2998, 0.4398], [0.3539, 0.5079], [0.2963, 0.5339] }
$\alpha = 0, \beta = 1$ (M2)	{ [0.3547, 0.5201], [0.3394, 0.5033], [0.2957, 0.4906], [0.2605, 0.4271], [0.3427, 0.5346], [0.2625, 0.5758] }

5.3 QABC-IFMADM 算法分析

5.3.1 收敛性分析

将 M3 中的偏差  $P(\omega)$  作为蜂群个体所寻蜜源的适应度值,以无人机  $V_1$  为例,分析表 8 中 5 种情况下平均适应度值与进化代数的关系,结果如图 3 所示.

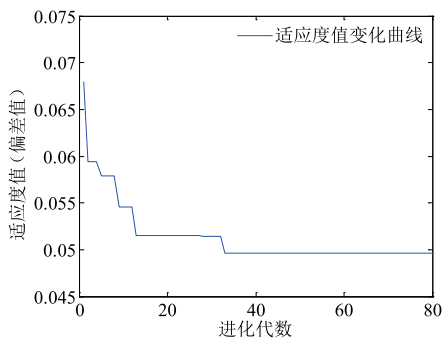


图3 QABC优化权重的进化过程

分析图 3 可知, QABC 算法在优化属性权重的过程中进化到 40 代左右已趋于稳定, 能够较快找到威胁最优属性权重值.

5.3.2 复杂度分析

根据 QABC 算法的具体流程, 可得其时间复杂度为  $O(12m^2n)$ , 其中  $m$  为属性指标的数量,  $n$  为需要进行威胁评估的目标数量. 随机进行 20 次实验, 算法耗时结果如图 4 所示, 可以看出采用 QABC 算法优化属性权重值的过程具有较低的时间复杂度, 能够满足战场实

时性要求.

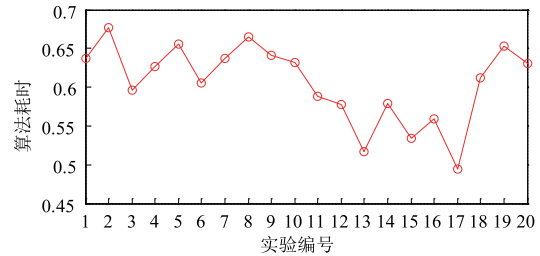


图4 QABC-IFMADM算法耗时

综上所述, 本文通过采用 QABC 算法对威胁属性权重进行优化, 使得有人/无人机编队作战对地威胁评估更加有效、准确.

5.4 威胁排序及分析

由表 8 可以看出, 当  $\alpha = 1, \beta = 0$  时, 决策者对各目标的偏好度基本相同, 无法有效说明决策者的偏好情况, 恰好验证了无主观信息时目标威胁评估结果. 在  $\alpha$  逐渐减小,  $\beta$  逐渐增大的过程中, 模型主观经验信息的比重逐渐增加, 直至完全依靠决策者主观经验进行决策. 在此过程中, “目标类型、目标干扰能力、无人机攻击范围、目标距离”属性权重逐渐增大, 这是由于客观信息缺失导致主观因素权重增大, 此时决策者因“目标类型、目标干扰能力、无人机攻击范围、目标距离”偏好进行决策的主观意愿较为强烈, 验证了模型的有效性.

### 5.4.1 单无人机威胁排序

当单架无人机  $V_1$  执行任务时,只需获得威胁排序,可根据文献[15]对表 8 中  $\alpha=0.8, \beta=0.2$  情况下目标威胁综合指标区间值进行排序,所得布尔矩阵为

$$Be = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

于是,排序向量为  $\lambda = (6, 3, 2, 1, 5, 4)$ ,威胁排序为  $T_1 > T_3 > T_6 > T_2 > T_5 > T_4$ ,即对  $V_1$  威胁最大的目标为  $T_1$ ,威胁最小的目标为  $T_4$ .

### 5.4.2 编队威胁分析

当编队作战时,可利用节 2.3 的排序方法对威胁综合指标区间值进行排序,无人机  $V_1$  威胁指标区间值量化结果如表 9 所示,可知  $\alpha=0.8, \beta=0.2$  时威胁综合指标值排序结果与节 5.4.1 结果一致,表明本文所提方法能够准确地对目标进行威胁评估。

分别对  $V_1, V_2, V_3, V_4$  进行上述威胁评估过程,考虑作战实际客观要求,取  $\alpha=0.8, \beta=0.2$ ,可得各目标对编队内无人机的威胁综合指标值,见表 10 ~ 11。

表 9  $V_1$  目标威胁综合指标值

模型参数( $\alpha, \beta$ )	目标威胁综合指标值
$\alpha=1, \beta=0$	(0.4114, 0.4185, 0.4225, 0.3882, 0.4417, 0.4293)
$\alpha=0.8, \beta=0.2$	(0.4342, 0.4210, 0.3999, 0.3588, 0.4313, 0.4226)
$\alpha=0.5, \beta=0.5$	(0.4236, 0.4089, 0.3864, 0.3445, 0.4307, 0.4394)
$\alpha=0.2, \beta=0.8$	(0.4268, 0.4116, 0.3964, 0.3698, 0.4309, 0.4151)
$\alpha=0, \beta=1$	(0.4374, 0.4214, 0.3931, 0.3438, 0.4387, 0.4191)

表 10 编队目标威胁综合指标区间值

	目标威胁综合指标区间值
$V_1$	{ [0.3593, 0.5092], [0.3468, 0.4951], [0.3133, 0.4864], [0.2828, 0.4349], [0.3487, 0.5139], [0.2899, 0.5552] }
$V_2$	{ [0.3500, 0.5219], [0.3216, 0.4841], [0.3119, 0.4832], [0.2818, 0.4254], [0.3708, 0.5393], [0.2874, 0.5565] }
$V_3$	{ [0.3571, 0.4824], [0.3607, 0.4846], [0.3332, 0.4825], [0.3123, 0.4382], [0.3541, 0.4914], [0.3109, 0.5341] }
$V_4$	{ [0.3263, 0.5218], [0.3343, 0.5359], [0.3175, 0.5078], [0.2927, 0.4589], [0.3361, 0.5129], [0.2877, 0.5690] }

## 6 结束语

本文以信息化环境下有人/无人机编队对地作战为背景,研究目标威胁评估方法.采用 IFMADM 处理战场不确定信息,在构建主客观综合威胁评估模型的基础

上,采用 QABC 算法优化属性权重,使属性权重信息更准确地反映战场实际情况,并考虑单无人机与编队作战实际需求,分析两种情况下的威胁排序结果.通过算例仿真验证了此方法能够快速准确地解决威胁排序问题,从而为编队目标、火力分配提供有效支持,提高编队对地作战指挥控制系统智能化程度。

表 11 编队目标威胁综合指标值

	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	$T_6$
$V_1$	0.4342	0.4210	0.3999	0.3588	0.4313	0.4226
$V_2$	0.4360	0.4029	0.3976	0.3536	0.4550	0.4219
$V_3$	0.4198	0.4226	0.4079	0.3753	0.4227	0.4225
$V_4$	0.4241	0.4351	0.4127	0.3758	0.4245	0.4284

## 参考文献

### 参考文献

- [1] ТАСС. Владимир Михеев: Истребитель 6-го Поколения Вооружат Электромагнитными Пушками Подробнее На [OL]. <http://tass.ru/opinions/interviews/3440871>, 2016-07-11/2017-03-15.  
ТАСС. Владимир Михеев: The fighter of the 6th generation will be armed with electromagnetic cannons. [OL]. <http://tass.ru/opinions/interviews/3440871>, 2016-07-11/2017-03-15. (in Russian)
- [2] Kris OSBORN. The U S Air Force Wants to Build Killer 'Swarms' [OL]. <http://nationalinterest.org/>, 2016-10-11/2017-03-15.
- [3] LLINAS J, HALL D L. An introduction to multi-sensor data fusion [A]. Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Circuits & Systems [C]. New York: ISCAS, 2002, 6(1): 537 - 540.
- [4] STEINBERG A N, BOWMAN C L, WHITE F E. Revisions to the JDL data fusion model [A]. Proceedings of Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) [C]. Orlando FL, 1999, 37(19): 430 - 441.
- [5] 王改革, 郭立红, 段红, 等. 基于 Elman-AdaBoost 强预测器的目标威胁评估模型及算法 [J]. 电子学报, 2012, 40(5): 901 - 906.  
WANG Gai-ge, GUO Li-hong, DUAN Hong, et al. The model and algorithm for target threat assessment based on Elman-AdaBoost strong predictor [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(5): 901 - 906. (in Chinese)
- [6] 刘跃峰, 陈峭东, 赵振宇, 等. 基于 FBNs 的有人机/UCAV 编队对地攻击威胁评估 [J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(8): 1636 - 1639.  
LIU Yue-feng, CHEN Shao-dong, ZHAO Zhen-yu, et al. Threat assessment of manned/unmanned combat aerial vehicle formation air-to-ground attack based on FBNs [J].

- Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(8): 1636 – 1639. (in Chinese)
- [7] 陈洁钰, 姚佩阳, 王勃, 等. 基于结构熵和 IGSO-BP 算法的动态威胁评估[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(5): 1076 – 1083.  
CHEN Jie-yu, YAO Pei-yang, WANG Bo, et al. Dynamic threat assessment based on structure entropy and IGSO-BP algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(5): 1076 – 1083. (in Chinese)
- [8] 袁学海, 李洪兴, 杨雪. 基于模糊变换的模糊系统和模糊推理建模法[J]. 电子学报, 2013, 41(4): 674 – 680.  
YUAN Xue-hai, LI Hong-xing, YANG Xue. Fuzzy system and fuzzy inference modeling method based on fuzzy transformation[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 674 – 680. (in Chinese)
- [9] 王毅, 刘三阳, 张文, 等. 属性权重不确定的直觉模糊多属性决策的威胁评估方法[J]. 电子学报, 2014, 42(12): 2509 – 2514.  
WANG Yi, LIU San-yang, ZHANG Wen, et al. Threat assessment method with uncertain attribute weight based on intuitionistic fuzzy multi-attribute decision[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(12): 2509 – 2514. (in Chinese)
- [10] Behnam VAHDANI, S Meysam MOUSAVI, R Tavakkoli MOGHADDAM. A new design of the elimination and choice translating reality method for multi-criteria group decision in an intuitionistic fuzzy environment[J]. Applied Mathematical Modeling, 2013, 37(3): 1781 – 1799.
- [11] 钟赞, 姚佩阳, 孙昱. 有人/UCAV 编队协同作战决策分配方法[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(11): 2984 – 2992.  
ZHONG Yun, YAO Pei-yang, SUN Yu. Decision-making allocation method in manned/unmanned combat aerial vehicle cooperative engagement[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2016, 36(11): 2984 – 2992. (in Chinese)
- [12] 徐泽水. 求解不确定多属性决策问题的一种新方法[J]. 系统工程学报, 2002, 17(2): 177 – 181.  
XU Ze-shui. New method for uncertain multi-attribute decision making problems[J]. Journal of Systems Engineering, 2002, 17(2): 177 – 181. (in Chinese)
- [13] AMIRA B, AMER D, SALIM C. A quantum-inspired artificial bee colony algorithm for numerical optimization[A]. Proceedings of the 2013 Eleventh International Symposium on Programming and Systems (ISPS)[C]. Algiers: ISPS, 2013. 81 – 88.
- [14] 魏世孝, 周献中. 多属性决策理论方法及其在 C3I 系统中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.  
WEI Shi-xiao, ZHOU Xian-zhong. Theory and Method of Multi Attribute Decision Making and Application on C3I System[M]. Beijing: Industry Publishing Company of National Defense, 1998. (in Chinese)
- [15] 李德清, 韩国柱, 曾文艺, 等. 基于布尔矩阵的区间数排序方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(4): 629 – 634.  
LI De-qing, HAN Guo-zhu, ZENG Wen-yi, et al. Ranking method of interval numbers based on Boolean matrix[J]. Control and Decision, 2016, 31(4): 629 – 634. (in Chinese)

### 作者简介



**韩博文** 1992 年 12 月出生, 河南周口人. 现为空军工程大学信息与导航学院硕士研究生, 主要从事无人机系统指挥控制建模与决策方面的有关研究.

E-mail: hwyxlw@163.com



**姚佩阳** 1960 年 7 月出生陕西西安人, 教授、博士生导师. 1982 年毕业于西北电讯工程学院. 主要从事指挥控制理论与技术、决策理论与技术等方面的有关研究.

E-mail: ypy\_664@163.com