

# 基于直觉模糊多属性决策的动态威胁评估模型

陈德江 王 君 张浩为

(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

**摘 要** 针对防空作战中目标多属性及其属性值动态变化的特点,提出了一种基于直觉模糊多属性决策的动态威胁评估方法。首先,针对目标属性权重未知的情况,在综合考查决策者主观偏好和客观信息的基础上,建立了线性加权的属性权重优化模型,确定了目标属性权重;其次,针对传统威胁评估算法仅研究当前时刻属性信息的片面性,运用了泊松分布法对时间序列赋权,实现了多时刻目标信息的融合,考查了作战态势的动态变化过程;然后,采用 TOPSIS 的思想求解目标归一化的威胁值,从而得到来袭目标的动态威胁排序结果;最后,通过仿真实例验证了算法的灵活性和合理性,为防空作战决策者提供更加有效的辅助决策。

**关键词** 威胁评估,直觉模糊,多属性决策,时间序列权重

中图分类号 TP182 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.029

## Dynamic Threat Assessment Model Based on Intuitionistic Fuzzy Multiple Attribute Decision Making

CHEN De-jiang WANG Jun ZHANG Hao-wei

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract** Aiming at the characteristics of target multi-attribute and dynamic changes of attribute values in air defense operations, this paper proposed a method of dynamic threat assessment based on intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making. Firstly, aiming at the unknown weight of target attribute, based on the basis of comprehensive investigation in subjective preference of decision-makers (DMs) and objective information, this paper established a linear weighted attribute weight optimization model, and determined the weight of target attributes. Secondly, in view of the one-sidedness of the traditional threat assessment algorithms which only study the current time attribute information, the Poisson distribution method was used to empower the time series, the fusion of multi-time target information was realized and the dynamic change process of the combat situation was investigated. Thirdly, the idea of TOPSIS was used to solve the normalized threat value of targets, and then the dynamic threat ranking results of the incoming targets were obtained. The simulation example shows the flexibility and rationality of the proposed algorithm, which provides more effective auxiliary decision-making for air defense combat DMs.

**Keywords** Threat assessment, Intuitionistic fuzzy, Multiple attribute decision making, Time series weight

防空作战威胁评估是一个典型的多属性决策问题<sup>[1]</sup>,按照美国国防部提出的 JDL 信息融合功能模型,威胁评估(Threat Assessment, TA)处于第三级,属于高级处理阶段,其功能是推测敌方武器装备对我方构成的威胁程度,推理敌方的兵力部署和行动意图。随着网络中心战的飞速发展,防空方将面对多批次、多方向、连续饱和的空袭作战样式,因此准确地判断来袭目标的威胁程度成为防空作战决策的重要环节。常用的威胁评估方法较多,主要有直觉模糊推理<sup>[2]</sup>、神经网络方法<sup>[3]</sup>、多属性决策理论<sup>[4-5]</sup>、D-S 证据理论<sup>[6]</sup>、贝叶斯推

理<sup>[7-8]</sup>、逼近理想解排序(Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution, TOPSIS)<sup>[9]</sup>等。

目前,基于直觉模糊理论的评估算法由于表达能力强、推理精度高,因此成为了研究热点。雷英杰等<sup>[1-2]</sup>提出了一种基于直觉模糊推理的威胁评估方法,该方法有效地解决了空中来袭目标的威胁排序问题,但忽略了犹豫度信息的影响,且引入了推理规则的“组合爆炸”问题。在此基础上,Wang 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于直觉模糊相似度的推理算法,该算法考查了犹豫度信息的影响,提高了推理精度。文献<sup>[11-12]</sup>介绍了多

收稿日期:2018-03-23 返修日期:2018-05-06 本文受国家自然科学基金项目(61503408),国家自然科学基金项目(61773398)资助。

陈德江(1994-),男,硕士生,主要研究方向为火力指挥控制与评估工程,E-mail:1037984332@qq.com;王君(1976-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为火力指挥控制与评估工程,E-mail:WangJun197618@163.com(通信作者);张浩为(1992-),男,博士生,主要研究方向为防空相控阵雷达资源管理。

种直觉模糊熵的求解模型,并将其用于解决多属性决策问题。文献[13]将直觉模糊理论与TOPSIS算法有机结合,解决了目标威胁评估问题。上述方法均能较好地解决基于当前态势信息的威胁评估问题,但是空战是一个动态、持续的过程,传统的静态评估算法会丢失当前时刻之前的态势信息,难以对一个连续的作战态势作出全面、客观的分析,因此,本文提出了一种基于直觉模糊多属性决策(Intuitionistic Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, IFMADM)的动态威胁评估算法,以提高防空作战多目标威胁评估的合理性。

## 1 相关预备知识

### 1.1 直觉模糊集理论

直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Set, IFS)是对Zadeh模糊集的有效扩充与发展,其在语义表述和推理能力等方面优于Zadeh模糊集[2]。针对传感器自身性能和外界环境因素的影响,获取的态势信息具有不确定性和不完整性的特点[14],本文引入IFS能更好地描述态势信息。相关定义如下。

**定义1**[15] 设 $X$ 是一个给定论域,则 $X$ 上的一个直觉模糊集 $A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X \}$ ,其中 $\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\nu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ 分别代表 $A$ 的隶属函数 $\mu_A(x)$ 和非隶属函数 $\nu_A(x)$ ,且对于 $A$ 上的所有 $x \in X, 0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$ 成立。此外,对于 $X$ 中的每一个直觉模糊子集,称 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ 为 $A$ 中 $x$ 的直觉指数(Intuitionistic Index),它是 $x$ 对 $A$ 的犹豫程度(Hesitancy Degree)的一种测度。直觉模糊集 $A$ 有时可以简记为 $A = \langle x, \mu_A, \nu_A \rangle$ 或 $A = \langle \mu_A, \nu_A \rangle / x$ 。

**定义2**[13,15] 设有直觉模糊集 $A_i = \langle \mu_i, \nu_i \rangle (i=1, 2, \dots, m)$ ,则直觉模糊加权(Intuitionistic Fuzzy Weighted Average, IFWA)算子如下:

$$\sum_{i=1}^m \omega_i A_i = \langle 1 - \prod_{i=1}^m (1 - \mu_i)^{\omega_i}, \prod_{i=1}^m \nu_i^{\omega_i} \rangle \quad (1)$$

其中, $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$ 是对应于 $A_i$ 的权重向量,满足 $0 \leq \omega_i \leq 1, \sum_{i=1}^m \omega_i = 1$ 。

### 1.2 指标值的规范化处理

来袭目标影响威胁程度的属性因素众多,各属性指标是通过其指标值的大小来影响评估结果的,但这些指标值的类型各异。在威胁评估过程中,主要考查指标属于效益型还是成本型,由于在求解指标正、负理想解时,对于效益型指标,其正理想解取最大指标值时代表威胁程度高,对于成本型指标,其正理想解取最小指标值时代表威胁程度高。在已知指标值以直觉模糊集的形式表征的基础上,为方便研究,有必要按照式(2)将成本型指标值 $\langle c_{ij}, d_{ij} \rangle$ 转化为效益型指标值 $\langle a_{ij}, b_{ij} \rangle$ 。

$$\begin{cases} a_{ij} = 1 - c_{ij} \\ b_{ij} = d_{ij} + 2c_{ij} - 1 \end{cases} \quad (2)$$

### 1.3 目标偏好模型

通常情况下,目标威胁评估过程是由多名决策者共同完

成的,而不同决策者的知识和经验不同,对指标属性和属性的重要性认识不同,因此决策者对目标的偏好存在差异。在考查目标属性值、属性重要度、决策者权威度的基础上,可定义多决策者对目标的总体偏好度[14]:

$$g_i = \frac{1}{h} \sum_{s=1}^h \sigma_s \sum_{j=1}^n r_{ij} \omega_j \quad (3)$$

其中, $g_i$ 表示决策者对第 $i$ 个目标的偏好度, $h$ 为参与威胁评估的决策组成员数, $r_{ij}$ 表示第 $i$ 个目标的第 $j$ 个属性的规范化值, $\sigma_s (\sigma_s \in [0, 1], s=1, 2, \dots, h)$ 表示第 $s$ 个决策者的权威度。

### 1.4 时间序列权重的确定

在网络中心战背景下,现代防空作战态势瞬息万变,来袭目标的威胁程度必然会随时间不断变化,因此,若要准确地评估来袭目标的威胁程度,则必须对时间序列赋予权重,动态地考查目标威胁态势。在实际防空作战中,传感器所收集的信息越靠近当前时刻,对威胁评估越重要,对应时间点所赋权重就越大,选取当前时刻 $p$ 及其之前的 $p-1$ 个时刻为一个完整的研究序列,采用泊松分布法逆形式[16]对时间序列赋权:

$$\eta_k = \frac{k! / \varphi^k}{\sum_{k=1}^p (k! / \varphi^k)} \quad (4)$$

其中, $\eta_k \geq 0, \sum_{k=1}^p \eta_k = 1, \varphi \in (0, 2)$ 。

## 2 基于IFMADM的动态威胁评估模型

### 2.1 基于偏好信息的属性权重优化模型

传统确定目标属性权重的方法(如德尔菲法、专家系统法等)存在较强的主观性,难以准确描述指标的属性权重。文献[17]归纳了14种求解属性权重的模型,其中包括基于直觉模糊熵(Intuitionistic Fuzzy Entropy, IFE)、理想解、欧氏距离、汉明距离等的获取属性权重的线性规划模型,而本文进一步考虑了在威胁评估过程中决策者对目标威胁程度的主观偏好对指挥决策的影响,因此提出一种基于偏好信息的属性权重优化算法。

在威胁评估过程中,针对目标属性权重不确定的情况,提出一种求解属性权重的线性规划综合模型。考察目标属性值与决策者总体偏好度的偏差,对目标属性主观赋权;考察目标属性值与理想解之间的偏差,对目标属性客观赋权。目标属性权重的选取应满足总偏差最小原则,建立目标属性权重约束优化模型的步骤如下:

Step1 确定目标属性的直觉模糊决策矩阵。

$$\mathbf{R} = (r_{ij})_{m \times n} \quad (5)$$

其中, $r_{ij} = \langle \mu_{ij}, \nu_{ij} \rangle$ 。 $\mu_{ij}$ 表示第 $i$ 个目标归于第 $j$ 个属性的隶属度, $\mu_{ij} \geq 0$ ;  $\nu_{ij}$ 表示第 $i$ 个目标归于第 $j$ 个属性的非隶属度 $\nu_{ij} \geq 0$ 。

Step2 计算矩阵 $\mathbf{R}$ 中对于属性 $j$ 的正、负理想解序列,可分别记作 $\mathbf{R}_{0j}^+$ 和 $\mathbf{R}_{0j}^-$ 。

正理想解为:

$$\mathbf{R}_{0j}^+ = (\langle \mu_1^+, \nu_1^+ \rangle, \langle \mu_2^+, \nu_2^+ \rangle, \dots, \langle \mu_n^+, \nu_n^+ \rangle) \quad (6)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} \mu_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\}, v_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\}, & j \in C_b \\ \mu_j^- = \min_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\}, v_j^- = \max_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\}, & j \in C_c \end{cases};$$

负理想解为:

$$\mathbf{R}_{0j}^- = (\langle \mu_1^-, v_1^- \rangle, \langle \mu_2^-, v_2^- \rangle, \dots, \langle \mu_n^-, v_n^- \rangle) \quad (7)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} \mu_j^- = \min_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\}, v_j^- = \max_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\}, & j \in C_b \\ \mu_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\}, v_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\}, & j \in C_c \end{cases};$$

$C = \{C_j | j=1, 2, \dots, n\} = C_b \cup C_c$  为完备指标集,  $C_b$  表示效益型指标,  $C_c$  表示成本型指标。

Step3 求解第  $i$  个目标的属性序列到正、负理想解序列的标准化汉明距离。

$$d(r_{ij}, \mathbf{R}_{0j}^+) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (|\mu_{ij} - \mu_j^+| + |v_{ij} - v_j^+| + |\pi_{ij} - \pi_j^+|) \quad (8)$$

$$d(r_{ij}, \mathbf{R}_{0j}^-) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (|\mu_{ij} - \mu_j^-| + |v_{ij} - v_j^-| + |\pi_{ij} - \pi_j^-|) \quad (9)$$

其中,  $\pi_{ij}^+, \pi_j^+, \pi_j^-$  为对应直觉模糊集的犹豫度。

Step4 求解目标属性序列与决策者总体偏好度的偏差。

$$D_i^1(\omega) = \sum_{j=1}^n d(r_{ij}, g_i) \omega_j^2 \quad (10)$$

Step5 求解目标属性序列与正理想解序列的偏差。

$$D_i^2(\omega) = \sum_{j=1}^n d(r_{ij}, \mathbf{R}_{0j}^+) \omega_j^2 \quad (11)$$

Step6 建立加权的线性规划属性权重优化模型。

$$\begin{cases} \min Q(\omega) = \alpha \sum_{i=1}^m D_i^1(\omega) + \beta \sum_{i=1}^m D_i^2(\omega) \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^n \omega_j = 1 \end{cases} \quad (12)$$

根据式(12)建立 Lagrange 函数:

$$L(\omega, \lambda) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [ad(r_{ij}, g_i) + \beta d(r_{ij}, \mathbf{R}_{0j}^+)] \omega_j^2 + 2\lambda (\sum_{j=1}^n \omega_j - 1) \quad (13)$$

分别对  $\omega_j$  和  $\lambda$  求导可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L(\omega, \lambda)}{\partial \omega_j} = 2 \sum_{i=1}^m [ad(r_{ij}, g_i) + \beta d(r_{ij}, \mathbf{R}_{0j}^+)] \omega_j \\ \omega_j + 2\lambda = 0 \\ \frac{\partial L(\omega, \lambda)}{\partial \lambda} = 2(\sum_{j=1}^n \omega_j - 1) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

不妨令  $Y_j = \sum_{i=1}^m [ad(r_{ij}, g_i) + \beta d(r_{ij}, \mathbf{R}_{0j}^+)]$ , 则有:

$$\omega_j = \frac{(Y_j)^{-1}}{\sum_{j=1}^n (Y_j)^{-1}} \quad (15)$$

其中,  $\alpha \in [0, 1]$  和  $\beta \in [0, 1]$  为加权系数, 且满足  $\alpha + \beta = 1$ ,  $Q(\omega)$  为加权总偏差。

特别地, 当  $\alpha = 0$  时,  $\beta = 1$ , 此时模型仅考虑了目标属性与正理想序列的偏差, 实则是对目标属性的客观赋权; 当  $\alpha = 1$  时,  $\beta = 0$ , 此时模型仅考虑了目标属性与决策者总体偏好度的偏差, 实则是对目标属性的主观赋权; 通常取  $\alpha, \beta \in [0, 1]$ , 模型综合考虑主、客观信息对目标属性进行更加合理的赋权。

## 2.2 基于 IFMADM 的动态威胁评估算法

基于 IFMADM 的动态威胁评估算法借鉴 TOPSIS 的核心思想, 通过比较各序列与正、负理想解序列之间的欧氏距离做出决策, 即越接近正理想序列且越远离负理想序列的方案越佳<sup>[18]</sup>。传统的 TOPSIS 在解决威胁评估问题时多是基于静态信息的评估, 忽略了战场态势的动态性。文献[19]仅考查了各序列到正理想序列的欧氏距离, 忽略了到负理想序列的欧氏距离, 不能准确地分析各序列间的位置关系。针对上述现状, 本文提出了一种基于 IFMADM 的动态威胁评估算法, 具体步骤如下:

Step1 确定  $k$  时刻目标属性的直觉模糊决策矩阵。

$$\mathbf{R}(t_k) = (r_{ij}(t_k))_{m \times n} \quad (16)$$

其中,  $r_{ij}(t_k) = (\langle \mu_{ij}(t_k), v_{ij}(t_k) \rangle)$ 。

Step2 计算  $k$  时刻的加权直觉模糊决策矩阵。

$$\mathbf{F}(t_k) = (\langle \alpha_{ij}(t_k), \beta_{ij}(t_k) \rangle)_{m \times n} \quad (17)$$

由式(1)则有:  $\langle \alpha_{ij}(t_k), \beta_{ij}(t_k) \rangle = \omega_j(t_k) \langle \mu_{ij}(t_k), v_{ij}(t_k) \rangle = \langle 1 - (1 - \mu_{ij}(t_k))^{\omega_j(t_k)}, (v_{ij}(t_k))^{\omega_j(t_k)} \rangle$ 。

Step3 计算矩阵  $\mathbf{F}(t_k)$  的正、负理想解序列。由式(6)、式(7)可得到  $\mathbf{F}_{0j}^+(t_k)$  和  $\mathbf{F}_{0j}^-(t_k)$ 。

$$\mathbf{F}_{0j}^+(t_k) = (\langle \alpha_1^+(t_k), \beta_1^+(t_k) \rangle, \dots, \langle \alpha_n^+(t_k), \beta_n^+(t_k) \rangle) \quad (18)$$

$$\mathbf{F}_{0j}^-(t_k) = (\langle \alpha_1^-(t_k), \beta_1^-(t_k) \rangle, \dots, \langle \alpha_n^-(t_k), \beta_n^-(t_k) \rangle) \quad (19)$$

Step4 求解  $k$  时刻目标集属性序列到正、负理想解序列的标准化汉明距离, 由式(8)、式(9)可得:

$$D_i^+(t_k) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (|\alpha_{ij}(t_k) - \alpha_j^+(t_k)| + |\beta_{ij}(t_k) - \beta_j^+(t_k)| + |\pi_{ij}(t_k) - \pi_j^+(t_k)|) \quad (20)$$

$$D_i^-(t_k) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (|\alpha_{ij}(t_k) - \alpha_j^-(t_k)| + |\beta_{ij}(t_k) - \beta_j^-(t_k)| + |\pi_{ij}(t_k) - \pi_j^-(t_k)|) \quad (21)$$

Step5 计算  $k$  时刻的归一化的相对贴近度。

$$P_i(t_k) = \frac{D_i^-(t_k) / (D_i^-(t_k) + D_i^+(t_k))}{\max_{1 \leq i \leq m} P_i(t_k)} \quad (22)$$

Step6 构造  $t_1$  到  $t_p$  时刻的动态决策矩阵。

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_1(t_1) & p_1(t_2) & \dots & p_1(t_p) \\ p_2(t_1) & p_2(t_2) & \dots & p_2(t_p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_m(t_1) & p_m(t_2) & \dots & p_m(t_p) \end{bmatrix} \quad (23)$$

Step7 构造时间序列权重加权的决策矩阵。

$$\mathbf{H} = \boldsymbol{\eta} \cdot \mathbf{P} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1p} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m1} & h_{m2} & \dots & h_{mp} \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中,  $h_{ik} = \eta_k \cdot p_i(t_k)$ 。

Step8 此时的矩阵  $\mathbf{H}$  为实数矩阵, 同理可依据式(18)一

式(22)计算出归一化的相对贴近度为  $P_i^*(t_k)$ 。

Step9 获取  $k$  时刻目标威胁度的最终排序结果。显然,  $P_i^*(t_k)$  的值越大, 目标的威胁值越大,  $P_i^*(t_k)$  的值越小, 目标的威胁值越小。

### 3 仿真实例

设置仿真场景为: 有 5 批目标同时对我方保卫要地进行

空袭, 来袭目标集 =  $\{A_1, A_2, \dots, A_5\}$ , 目标属性集 = {目标类型  $T_y$ , 径向距离  $S_d$ , 高度  $H$ , 速度  $V$ , 航向角  $H_a$ , 干扰能力  $J_a$ }。将传感器在  $t_1 - t_3$  时刻所测量的各目标属性值由直觉模糊集(IFS)表征, 如表 1 所列。目标属性中, 目标速度和干扰能力为效益型指标, 而目标类型、径向距离、高度和航向角为成本型指标, 依据式(2)可对  $t_1 - t_3$  时刻的各目标属性测量值进行规范化处理, 结果如表 2 所列。

表 1  $t_1 - t_3$  时刻各目标属性测量值

Table 1 Measurement values of each target attribute at time  $t_1 - t_3$

| 时刻 $t_k$ | 目标序号 $N$ | 目标类型( $T_y$ )                | 径向距离( $S_d$ )                | 高度( $H$ )                    | 速度( $V$ )                    | 航向角( $H_a$ )                 | 干扰能力( $J_a$ )                |
|----------|----------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| $t_1$    | 1        | $\langle 0.30, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.78, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.73, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ |
|          | 2        | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.28 \rangle$ | $\langle 0.55, 0.32 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.11 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ |
|          | 3        | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.76, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.20 \rangle$ |
|          | 4        | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.11 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ |
|          | 5        | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.63, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.40 \rangle$ |
| $t_2$    | 1        | $\langle 0.40, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.82, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.85, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.73, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.40, 0.30 \rangle$ |
|          | 2        | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.76, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.64, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ |
|          | 3        | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.78, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.30 \rangle$ |
|          | 4        | $\langle 0.50, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.83, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.21 \rangle$ | $\langle 0.85, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.10 \rangle$ |
|          | 5        | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.40 \rangle$ |
| $t_3$    | 1        | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.20 \rangle$ |
|          | 2        | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ |
|          | 3        | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.76, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.64, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ |
|          | 4        | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.85, 0.05 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ |
|          | 5        | $\langle 0.50, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.05 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.25 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ |

表 2  $t_1 - t_3$  时刻规范化处理后的目标属性值

Table 2 Normalized target attribute values at time  $t_1 - t_3$

| 时刻 $t_k$ | 目标序号 $N$ | 目标类型( $T_y$ )                | 径向距离( $S_d$ )                | 高度( $H$ )                    | 速度( $V$ )                    | 航向角( $H_a$ )                 | 干扰能力( $J_a$ )                |
|----------|----------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| $R(t_1)$ | 1        | $\langle 0.70, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.22, 0.71 \rangle$ | $\langle 0.35, 0.45 \rangle$ | $\langle 0.73, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.65 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ |
|          | 2        | $\langle 0.30, 0.60 \rangle$ | $\langle 0.35, 0.58 \rangle$ | $\langle 0.45, 0.42 \rangle$ | $\langle 0.80, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.71 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ |
|          | 3        | $\langle 0.40, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.24, 0.62 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.65 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.75 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.20 \rangle$ |
|          | 4        | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.75 \rangle$ | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.71 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ |
|          | 5        | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.35, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.32, 0.56 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.37, 0.38 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.40 \rangle$ |
| $R(t_2)$ | 1        | $\langle 0.60, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.70 \rangle$ | $\langle 0.18, 0.82 \rangle$ | $\langle 0.85, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.27, 0.66 \rangle$ | $\langle 0.40, 0.30 \rangle$ |
|          | 2        | $\langle 0.40, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.60 \rangle$ | $\langle 0.24, 0.67 \rangle$ | $\langle 0.64, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.65 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ |
|          | 3        | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.22, 0.66 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.60 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.72 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.30 \rangle$ |
|          | 4        | $\langle 0.50, 0.10 \rangle$ | $\langle 0.17, 0.76 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.55 \rangle$ | $\langle 0.65, 0.21 \rangle$ | $\langle 0.15, 0.80 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.10 \rangle$ |
|          | 5        | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.32, 0.51 \rangle$ | $\langle 0.32, 0.51 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.12 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.65 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.40 \rangle$ |
| $R(t_3)$ | 1        | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.70 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.75 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.18 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.70 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.20 \rangle$ |
|          | 2        | $\langle 0.40, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.65 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.58 \rangle$ | $\langle 0.68, 0.20 \rangle$ | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.20 \rangle$ |
|          | 3        | $\langle 0.40, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.24, 0.64 \rangle$ | $\langle 0.36, 0.43 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.68 \rangle$ | $\langle 0.50, 0.40 \rangle$ |
|          | 4        | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.20, 0.70 \rangle$ | $\langle 0.30, 0.50 \rangle$ | $\langle 0.75, 0.15 \rangle$ | $\langle 0.15, 0.75 \rangle$ | $\langle 0.60, 0.20 \rangle$ |
|          | 5        | $\langle 0.50, 0.30 \rangle$ | $\langle 0.35, 0.35 \rangle$ | $\langle 0.35, 0.40 \rangle$ | $\langle 0.70, 0.25 \rangle$ | $\langle 0.25, 0.65 \rangle$ | $\langle 0.40, 0.40 \rangle$ |

利用层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) 确定目标属性的主观权重, 并将其作为初始权重,  $\omega_j = (0.27, 0.22, 0.15, 0.12, 0.13, 0.11)$ , 威胁评估过程由 3 位决策者共同完成, 且对应的决策者权威值为  $\sigma_s = (0.93, 0.82, 0.75)$ , 则由式(1)和式(3)可计算得到决策者对目标的偏好度。

$$g_i(t_1) = (\langle 0.4489, 0.3594 \rangle, \langle 0.3953, 0.5317 \rangle, \langle 0.3316, 0.5138 \rangle, \langle 0.3779, 0.4734 \rangle, \langle 0.4187, 0.3977 \rangle);$$

$$g_i(t_2) = (\langle 0.4255, 0.4935 \rangle, \langle 0.3508, 0.5196 \rangle, \langle 0.3552, 0.5204 \rangle, \langle 0.3568, 0.3554 \rangle, \langle 0.3682, 0.4693 \rangle);$$

$$g_i(t_3) = (\langle 0.3634, 0.5142 \rangle, \langle 0.3885, 0.4913 \rangle, \langle 0.3535, 0.5175 \rangle, \langle 0.3564, 0.4836 \rangle, \langle 0.3856, 0.4286 \rangle)。$$

根据式(12)一式(15)提出的属性权重优化模型, 可求解得到在不同加权参数( $\alpha$ 和 $\beta$ )下,  $t_1 - t_3$  时刻目标属性的优化

权重, 利用式(18)一式(22)计算得到目标的归一化相对贴近度, 如表 3—表 5 所列。

表 3  $t_1$  时刻不同参数下的属性权重及其对应的相对贴近度

Table 3 Attribute weights and corresponding relative closeness under different parameters at time  $t_1$

| $\alpha$ 和 $\beta$      | 优化的属性权重  | 归一化的相对贴近度                                  |
|-------------------------|--|--|
| $\alpha=0.0, \beta=1.0$ | $[0.0949, 0.1870, 0.2128, 0.2870, 0.0949, 0.1234]$ | $[1.0000, 0.7809, 0.4794, 0.8084, 0.8444]$ |
| $\alpha=0.2, \beta=0.8$ | $[0.1175, 0.1965, 0.2386, 0.2023, 0.1113, 0.1338]$ | $[1.0000, 0.7357, 0.4537, 0.7945, 0.8422]$ |
| $\alpha=0.5, \beta=0.5$ | $[0.1489, 0.1924, 0.2555, 0.1392, 0.1277, 0.1363]$ | $[1.0000, 0.6714, 0.4176, 0.7621, 0.8400]$ |
| $\alpha=0.8, \beta=0.2$ | $[0.1851, 0.1798, 0.2593, 0.1041, 0.1397, 0.1320]$ | $[1.0000, 0.6042, 0.3828, 0.7216, 0.8368]$ |
| $\alpha=1.0, \beta=0.0$ | $[0.2150, 0.1688, 0.2562, 0.0876, 0.1456, 0.1268]$ | $[1.0000, 0.5564, 0.3601, 0.6913, 0.8340]$ |

表4  $t_2$ 时刻不同参数下的属性权重及其对应的相对贴近度Table 4 Attribute weights and corresponding relative closeness under different parameters at time  $t_2$ 

| $\alpha$ 和 $\beta$      | 优化的属性权重   | 归一化的相对贴近度                                |
|-------------------------|---|--|
| $\alpha=0.0, \beta=1.0$ | [0.0760,0.1452,0.1646,<br>0.1250,0.3658,0.1234] | [0.6665,0.6153,0.5172,<br>1.0000,0.7507] |
| $\alpha=0.2, \beta=0.8$ | [0.1016,0.1687,0.1898,<br>0.1247,0.2757,0.1395] | [0.5953,0.5494,0.4784,<br>1.0000,0.6840] |
| $\alpha=0.5, \beta=0.5$ | [0.1389,0.1849,0.2060,<br>0.1154,0.2071,0.1477] | [0.5398,0.4881,0.4447,<br>1.0000,0.6241] |
| $\alpha=0.8, \beta=0.2$ | [0.1811,0.1898,0.2098,<br>0.1046,0.1675,0.1472] | [0.5085,0.4396,0.4195,<br>1.0000,0.5796] |
| $\alpha=1.0, \beta=0.0$ | [0.2143,0.1888,0.2077,<br>0.0972,0.1480,0.1440] | [0.4947,0.4095,0.4046,<br>1.0000,0.5532] |

表5  $t_3$ 时刻不同参数下的属性权重及其对应的相对贴近度Table 5 Attribute weights and corresponding relative closeness under different parameters at time  $t_3$ 

| $\alpha$ 和 $\beta$      | 优化的属性权重   | 归一化的相对贴近度                                |
|-------------------------|---|--|
| $\alpha=0.0, \beta=1.0$ | [0.1712,0.0796,0.1533,<br>0.3804,0.0870,0.1285] | [0.6507,0.8198,0.7543,<br>1.0000,0.9004] |
| $\alpha=0.2, \beta=0.8$ | [0.2214,0.1046,0.1941,<br>0.2240,0.1104,0.1455] | [0.6049,0.8096,0.7088,<br>0.9309,1.0000] |
| $\alpha=0.5, \beta=0.5$ | [0.2587,0.1258,0.2184,<br>0.1331,0.1246,0.1394] | [0.5145,0.7148,0.6131,<br>0.7960,1.0000] |
| $\alpha=0.8, \beta=0.2$ | [0.2829,0.1428,0.2285,<br>0.0903,0.1309,0.1246] | [0.4571,0.6444,0.5545,<br>0.7109,1.0000] |
| $\alpha=1.0, \beta=0.0$ | [0.2962,0.1543,0.2311,<br>0.0722,0.1327,0.1135] | [0.4269,0.6031,0.5238,<br>0.6657,1.0000] |

根据式(4)求取  $t_1-t_3$  时刻的权重,由文献[18]可取  $\varphi=1.2$ ,则有  $\eta=[0.1463,0.2439,0.6098]$ 。在不同加权参数( $\alpha$ 和 $\beta$ )下,由式(23)、式(24)构造  $t_1-t_3$  时刻的加权动态决策矩阵  $H$ ,求解归一化的相对贴近度  $P_i^*(t_k)$ ,得出目标威胁程度的最终排序,如表6所列。

表6 最终的归一化相对贴近度及其排序结果

Table 6 Final normalized relative closeness degree and its ranking results

| $\alpha$ 和 $\beta$      | 归一化的相对贴近度                                | 目标威胁排序                        |
|-------------------------|--|-------------------------------|
| $\alpha=0.0, \beta=1.0$ | [0.3007,0.4859,0.2620,<br>1.0000,0.7324] | $A_4 > A_5 > A_2 > A_1 > A_3$ |
| $\alpha=0.2, \beta=0.8$ | [0.2985,0.5421,0.2600,<br>1.0000,0.9212] | $A_4 > A_5 > A_2 > A_1 > A_3$ |
| $\alpha=0.5, \beta=0.5$ | [0.2856,0.4827,0.2281,<br>0.8312,1.0000] | $A_5 > A_4 > A_2 > A_1 > A_3$ |
| $\alpha=0.8, \beta=0.2$ | [0.2734,0.4078,0.2054,<br>0.7120,1.0000] | $A_5 > A_4 > A_2 > A_1 > A_3$ |
| $\alpha=1.0, \beta=0.0$ | [0.2703,0.3645,0.1952,<br>0.6598,1.0000] | $A_5 > A_4 > A_2 > A_1 > A_3$ |

## 4 仿真分析

由表3—表5可知,当属性权重优化模型的加权参数( $\alpha$ 和 $\beta$ )取不同值时,所获得的目标属性优化权重分配不同,随着 $\alpha$ 的不断增大,即决策者的主观信息在模型中的作用逐渐增大,目标类型、径向距离和高度3个属性所分配的权重逐渐增大,而目标速度、航向角和干扰能力3个属性所分配的权重逐渐减小,可直观地看出加权系数对目标属性权重的优化过程,使得模型对目标属性的赋权更加灵活、合理。

由表6可知,当加权参数 $\alpha$ 较小时,即在模型中主观倾向较小时,排序结果为:目标4>目标5>目标2>目标1>目标3,而随着 $\alpha$ 取值的增大,即在模型中主观倾向较大时,排序结果为:目标5>目标4>目标2>目标1>目标3,可见目标4和目标5交换威胁排序位置是因策者的主、客观倾向造成的,而目标1、目标2和目标3的排序结果较为稳定。

由表5和表6可知,当 $\alpha=0.5, \beta=0.5$ 时,当前时刻 $t_3$ 的静态评估结果为:目标5>目标4>目标2>目标3>目标1,而动态评估算法的评估结果为:目标5>目标4>目标2>目标1>目标3,可见评估结果中目标1和目标3交换了威胁排序位置。传统的直觉模糊多属性评估模型采用静态评估算法,如文献[13-14],其仅考虑了当前时刻传感器所测量的目标属性值,最终的评估结果如表5所列,而动态评估算法在考察时间序列权重的基础上,融合了当前时刻及其之前时刻的目标关联信息,其评估过程可在表5所列结果的基础上进行多时刻的动态融合,使得获取的评估结果更加科学合理,如表6所列。

**结束语** 本文提出了一种基于直觉模糊多属性决策的动态威胁评估算法,主要工作如下:1)针对文献[2,13-14]采用的静态评估方法仅考察了当前时刻的态势信息,从而导致评估结果的合理性大大降低的情况,本文采用泊松分布法对时间序列赋权,实现了多时刻属性信息的融合,考察了战场态势的动态变化过程,建立了动态威胁评估模型,提高了目标威胁评估的科学合理性。2)针对文献[14,18]分别采用了环比法和层次分析法确定目标属性权重,存在主观性较大的不足。本文建立了基于偏好信息的属性权重优化模型,利用参数( $\alpha$ 和 $\beta$ )的调节,灵活地反映了主观偏好和客观信息对权重分配比重的影响,获取更加合理的属性权重。3)借鉴了TOPSIS的排序思想,通过计算各目标归一化的相对贴近度,来获得目标最终的威胁排序。仿真结果表明了算法的有效性和灵活性。

下一步的工作重点是:1)对如何运用直觉模糊理论准确地量化、描述态势信息作进一步研究;2)对空袭目标的类型进行细分,建立完备、合理的评估指标体系;3)如何在评估过程中选取合适的偏好系数( $\alpha$ 和 $\beta$ )。

## 参考文献

- [1] LEI Y J, ZHAO J, HE Z H, et al. The theory and application of intuitionistic fuzzy sets[M]. Beijing: Science Press, 2014: 418-425.
- [2] LEI Y J, WANG B S, WANG Y. Techniques for threat assessment based on intuitionistic fuzzy reasoning[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, 29(9): 2077-2081. (in Chinese)
- [3] 雷英杰, 王宝树, 王毅. 基于直觉模糊推理的威胁评估方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(9): 2077-2081.
- [3] WANG G, GUO L, HONG D. Wavelet neural network using multiple wavelet functions in target threat assessment[J]. The

- Scientific World Journal, 2013, 2013(1):632437.
- [4] CHEN S M, CHANG C H. Fuzzy multi-attribute decision making based on transformation techniques of intuitionistic fuzzy values and intuitionistic fuzzy geometric averaging operators[J]. Information Sciences, 2016, 352-353(C):133-149.
- [5] XU Y J, WANG Y C, MIU X D. Multi-attribute decision making method for air target threat evaluation based on intuitionistic fuzzy sets[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 23(6):891-897.
- [6] LI T, FENG Q, ZHANG K. Threat assessment based on entropy weight grey incidence and D-S theory of evidence[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(2):380-382. (in Chinese)  
李特, 冯琦, 张堃. 基于熵权灰色关联和 D-S 证据理论的威胁评估[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(2):380-382.
- [7] GAO X G, LI Q Y, DI R H, et al. MPC three-dimensional dynamic path planning for UAV based on DBN threat assessment [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(11):2199-2205. (in Chinese)  
高晓光, 李青原, 邸若海, 等. 基于 DBN 威胁评估的 MPC 无人机三位动态路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(11):2199-2205.
- [8] KUMAR S, TRIPATHI B K. Modelling of threat evaluation for dynamic targets using bayesian network approach[J]. Procedia Technology, 2016, 2016(24):1268-1275.
- [9] BORAN F E, GENÇ S, KURT M, et al. A multi-criteria intuitionistic fuzzy group decision making for supplier selection with TOPSIS method[J]. Expert Systems with Application, 2009, 36(8):11363-11368.
- [10] WANG Y, LIU S Y, NIU W, et al. Threat assessment method based on intuitionistic fuzzy similarity measurement reasoning with orientation[J]. Information Security, 2014, 2014(6):119-128.
- [11] WANG J Q, WANG P. Intuitionistic linguistic fuzzy multi-criteria decision-making method based on intuitionistic fuzzy entropy [J]. Control and Decision, 2012, 27(11):1694-1698. (in Chinese)  
王坚强, 王佩. 基于直觉模糊熵的直觉语言多准则决策方法[J]. 控制与决策, 2012, 27(11):1694-1698.
- [12] VERMA R, SHARMA B D. Exponential entropy on intuitionistic fuzzy sets[J]. Kybernetika-Praha, 2013, 49(1):114-127.
- [13] WANG T R, LIU J, LI J Z, et al. An integrating OWA-TOPSIS framework in intuitionistic fuzzy settings for multiple attribute decision making [J]. Computers and Industrial Engineering, 2016, 2016(98):185-194.
- [14] WANG Y, LIU S Y, ZHANG W, 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)  
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.
- [15] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 1986(20):87-96.
- [16] ZHANG K, WANG X, ZHANG C K, et al. Evaluating and sequencing of air target threat based on IFE and dynamic intuitionistic fuzzy sets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(4):697-701. (in Chinese)  
张堃, 王雪, 张才坤, 等. 基于 IFE 动态直觉模糊法的空战目标威胁评估[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(4):697-701.
- [17] XU Z S, ZHAO N. Information fusion for intuitionistic fuzzy decision making: an overview [J]. Information Fusion, 2016, 2016(28):10-23.
- [18] ZHANG H W, XIE J W, SHENG C, et al. Target threat assessment based on improved grey correlation algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2017, 39(10):1908-1914. (in Chinese)  
张浩为, 谢军伟, 盛川, 等. 基于改进灰色关联算法的目标威胁评估[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(10):1908-1914.
- [19] OUYANG Y, PEDRYCZ W. A new model for intuitionistic fuzzy multi-attributes decision making[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 2016(249):677-682.