

直觉模糊信息下基于 VIKOR 和三支决策的多目标威胁评估方法

高 杨, 黄仰超, 程国兵, 段 磊
(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077)

摘 要: 针对传统多目标威胁评估方法通常是二支决策, 只能得到目标威胁排序, 需要主观地划定威胁等级与选择作战目标数, 不适应于复杂动态任务环境的问题, 提出直觉模糊信息下基于 VIKOR 和三支决策的多目标威胁评估方法. 首先, 对动态直觉模糊威胁评估信息进行集结并求取属性权重; 然后, 通过 VIKOR 方法求取目标决策所需的条件概率; 最后, 通过评估信息构造各属性下目标的损失函数矩阵, 集结得到目标的综合损失函数矩阵, 计算综合阈值, 得到决策规则. 算例分析表明, 所提方法能够有效地处理动态不确定目标态势信息, 将传统方法的二支排序结果转变为三支分类结果; 可以依据目标态势信息客观地选取作战目标.

关键词: 威胁评估; 三支决策; 直觉模糊信息; VIKOR; 条件概率; 损失函数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)03-0542-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20190150

Multi-target Threat Assessment Method Based on VIKOR and Three-Way Decisions Under Intuitionistic Fuzzy Information

GAO Yang, HUANG Yang-chao, CHENG Guo-bing, DUAN Lei
(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

Abstract: The traditional multi-target threat assessment methods are usually two-way decisions, can only obtain the threat ranking of targets, and need to subjectively determine the threat level and select the number of combat targets, which is not suitable for the complex dynamic mission environment. This paper proposes a multi-target threat assessment method based on VIKOR and three-way decisions under intuitionistic fuzzy information. Firstly, the dynamic intuitionistic fuzzy threat information is aggregated and attribute weights are obtained. Then, the conditional probability of targets for decision making is obtained by VIKOR method. Finally, the loss function matrices of targets under each attribute are constructed by attribute information, the comprehensive loss function matrix is obtained after aggregation and the comprehensive thresholds and decision rules are obtained. The case studies show that the proposed method can effectively deal with the dynamic uncertain situation information, transform the ranking results of two-way decisions into classification results of three-way decisions, and can objectively select the combat targets via situation information.

Key words: threat assessment; three-way decisions; intuitionistic fuzzy information; VIKOR; conditional probability; loss function

1 引言

基于现代战争形势多样化、作战手段多元化、作战环境复杂化等现实趋势, 在作战决策中对作战资源进行优化配置是取得胜利的重要保障. 目标威胁评估是根据目标态势信息, 对目标进行威胁度量计算和威胁等级划分的过程, 是作战中“感知-调整-决策-执行”

(OODA)循环的重要环节, 为作战资源的优化分配提供有力的决策支持^[1].

传统的目标威胁评估方法有基于多属性决策理论的方法、基于神经网络的评估、基于 Bayesian 网络的估计、基于模糊集理论的方法等^[2~8]. 基于神经网络的评估需要大量的训练样本, 基于 Bayesian 网络的估计需要确定网络结构、条件概率等, 其中结合直觉模糊集和多属性决

策理论的威胁评估方法,能够兼顾直觉模糊集良好的不确定性表征能力和多属性决策理论较高的威胁评估精度,受到广泛的关注^[2,3,5,6].但仍存在以下不足:

(1)不同评估方法的排序结果存在差异.不同的目标威胁评估方法,侧重点不同,排序的结果往往不尽相同.给优先作战目标的选择,带来困扰.

(2)人在决策回路影响时效性.现有的评估方法只能得到目标威胁排序结果,需要人为确定威胁等级,并选择优先作战目标,影响作战的时效性.或通过预先设定的阈值,划分威胁等级(如模糊推理和云模型中的威胁度设置^[4,7]),选择作战目标,不能适应复杂多变的战场态势.

(3)二支决策结果引起错误判决.对评估结果,采用的决策往往是传统的二支决策:对于威胁值高于某阈值的目标,采取优先作战策略,对于低于该阈值的目标,采取放弃作战的策略.这种决策结果是非此即彼的,当信息量不足以支撑决策时,往往给出错误的判决,导致作战资源不合理配置.

所以,能够有效表示目标不确定态势信息,客观地实现多目标威胁分类的目标威胁评估方法是复杂、动态的作战环境中需要的.

三支决策是由 Yao 等人基于决策粗糙集理论模型,进一步结合决策情景而提出的一种决策理论.它成功地粗糙集的正域、负域和边界域合理地赋予了语义解释,同时具有较好的不确定信息处理能力和良好的分类能力^[9-14].因此,本文将三支决策应用于多目标动态威胁评估,并在直觉模糊决策环境下进行分析.算法的关键在于估计各目标的条件概率^[10]、确定损失函数与阈值^[9,14].文中,通过直觉模糊信息环境下改进多准则妥协解排序(VIKOR)方法^[15,16]得到目标的折衷排序值以估计条件概率;通过直觉模糊信息构造各属性下的损失函数矩阵,聚合得到各目标的综合损失函数,进而计算综合阈值并生成决策规则;并通过两个算例说明所提算法的合理有效性.

2 直觉模糊集和三支决策基础

定义 1 设 $A = \{ \langle x, \mu_A(x), v_A(x) \rangle \mid x \in X \}$ 是直觉模糊集,其中 μ_A, v_A 分别是隶属度函数和非隶属度函数,满足 $\mu_A, v_A: X \rightarrow [0, 1]$. 对于 $\forall x \in X, \mu_A(x) + v_A(x) \leq 1$; 称 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - v_A(x)$ 为犹豫度^[17]. 便于计算,记 $A = (\mu_A, v_A)$ 为直觉模糊数,其中 $0 \leq \mu_A, v_A \leq 1, 0 \leq \mu_A + v_A \leq 1$.

性质 1 设 $A = (\mu_A, v_A), B = (\mu_B, v_B)$ 为两个直觉模糊数, λ 为正实数,存在以下运算性质:

- (1) $A + B = (\mu_A + \mu_B - \mu_A \cdot \mu_B, v_A + v_B - v_A \cdot v_B)$;
- (2) $AB = (\mu_A \cdot \mu_B, 1 - (1 - v_A) \cdot (1 - v_B))$;
- (3) $\lambda A = (1 - (1 - \mu_A)^\lambda, v_A^\lambda)$;

$$(4) A^\lambda = (\mu_A^\lambda, 1 - (1 - v_A)^\lambda);$$

$$(5) d(A, B) = \frac{1}{2} (|\mu_A - \mu_B| + |v_A - v_B| + |\mu_B + v_B - \mu_A - v_A|).$$

定义 2 设 U 是有限非空集合, $R \subseteq U \times U$ 是定义在 U 上的等价关系^[11], $\text{apr} = (U, R)$ 是粗糙近似空间, U 可以被等价关系 R 进行划分 $U/R = \{ [x] \mid x \in U \}$, 设定阈值满足 $0 \leq \beta < \alpha \leq 1$. $\forall C \subseteq U$ 概率粗糙集的上近似和下近似集分别为:

$$\overline{\text{apr}}_{(\alpha, \beta)}(C) = \{ x \in U \mid \Pr(C \mid [x]) > \beta \} \quad (1)$$

$$\underline{\text{apr}}_{(\alpha, \beta)}(C) = \{ x \in U \mid \Pr(C \mid [x]) \geq \alpha \} \quad (2)$$

其中 $\Pr(C \mid [x]) = |[x] \cap C| / |[x]|$ 为条件概率.

相应的,论域 U 可以被阈值 (β, α) 划分为三个域,即正域、边界域和负域:

$$\text{POS}(C) = \{ x \in U \mid \Pr(C \mid [x]) \geq \alpha \} \quad (3)$$

$$\text{BND}(C) = \{ x \in U \mid \beta < \Pr(C \mid [x]) < \alpha \} \quad (4)$$

$$\text{NEG}(C) = \{ x \in U \mid \Pr(C \mid [x]) < \beta \} \quad (5)$$

为了赋予三个域合理的语义解释, Yao 结合 Bayesian 最小风险决策理论,进一步提出了决策粗糙集理论,包含两类状态和三种行动. 设 $\Omega = \{ C, \neg C \}$ 是状态集,包含目标的两类状态,分别表示目标属于或不属于 C ; $A = \{ a_P, a_B, a_N \}$ 为行动集,包含三种行动,分别为 a_P 表示 $x \in \text{POS}(C)$, a_B 表示 $x \in \text{BND}(C)$ 和 a_N 表示 $x \in \text{NEG}(C)$.

表 1 损失函数

Action	$C(P)$	$\neg C(N)$
a_P	λ_{PP}	λ_{PN}
a_B	λ_{BP}	λ_{BN}
a_N	λ_{NP}	λ_{NN}

表 1 中, $\lambda_{PP}, \lambda_{BP}$ 和 λ_{NP} 分别表示当目标属于 C 时,分别采取行动 a_P, a_B 和 a_N 所对应的损失值; $\lambda_{PN}, \lambda_{BN}$ 和 λ_{NN} 分别表示当目标属于 $\neg C$ 时,分别采取行动 a_P, a_B 和 a_N 所对应的损失值. 通常损失函数满足 $0 \leq \lambda_{PP} \leq \lambda_{BP} < \lambda_{NP}$ 和 $0 \leq \lambda_{NN} \leq \lambda_{BN} < \lambda_{PN}$, 可以得到决策粗糙集的三支决策规则.

(P): 如果 $\Pr(C \mid [x]) \geq \alpha$ 和 $\Pr(C \mid [x]) \geq \gamma$ 成立, 则有 $x \in \text{POS}(C)$;

(B): 如果 $\Pr(C \mid [x]) \leq \alpha$ 和 $\Pr(C \mid [x]) \geq \beta$ 成立, 则有 $x \in \text{BND}(C)$;

(N): 如果 $\Pr(C \mid [x]) \leq \beta$ 和 $\Pr(C \mid [x]) \leq \gamma$ 成立, 则有 $x \in \text{NEG}(C)$.

其中各阈值分别为:

$$\alpha = \frac{(\lambda_{PN} - \lambda_{BN})}{(\lambda_{PN} - \lambda_{BN}) + (\lambda_{BP} - \lambda_{PP})} \quad (6)$$

$$\beta = \frac{(\lambda_{BN} - \lambda_{NN})}{(\lambda_{BN} - \lambda_{NN}) + (\lambda_{NP} - \lambda_{BP})} \quad (7)$$

$$\gamma = \frac{(\lambda_{PN} - \lambda_{NN})}{(\lambda_{PN} - \lambda_{NN}) + (\lambda_{NP} - \lambda_{PP})} \quad (8)$$

令 $\beta < \alpha$, 则三支决策规则为:

(P1): 如 $\Pr(C| [x]) \geq \alpha$ 成立, 则 $x \in \text{POS}(C)$;

(B1): 如 $\beta < \Pr(C| [x]) < \alpha$ 成立, 则 $x \in \text{BND}(C)$;

(N1): 如 $\Pr(C| [x]) \leq \beta$ 成立, 则 $x \in \text{NEG}(C)$.

3 多目标威胁评估方法

假设侦察到敌方 m 个目标, 记为 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$; 考虑目标的 n 个评估属性, 记为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$; 评估属性的权重向量记为 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$; 持续获得 K 个时刻的目标态势信息, 时间集记为 $t = \{t_1, t_2, \dots, t_K\}$; t_k 时刻的目标态势信息记为 $Z(t_k) = (z_{ij}(t_k))_{m \times n}$, $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, $j \in \{1, 2, \dots, n\}$, 其中 $z_{ij}(t_k) = (\mu_{ij}(t_k), v_{ij}(t_k))$ 是直觉模糊数. 需要依据目标的威胁度进行分类, 确定需要优先打击的目标、不需要优先打击的目标和需要更多或更准确信息判断的目标, 以优化作战资源的使用.

3.1 多时刻数据集结与属性权重计算

对于多个时刻的动态直觉模糊多属性评估信息, 通常认为越接近当前时刻的信息越重要, 可以通过泊松分布的逆序形式得到各时刻的权重, 进而加权集结得到综合评估信息. K 个时刻的时间序列权重 $\eta = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_K)$ 可由式(9)求取

$$\begin{cases} \eta_k = \frac{k!}{\phi^k} / \sum_{j=1}^K \frac{j!}{\phi^j} \\ \sum_{k=1}^K \eta_k = 1 \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\eta_k \geq 0, 0 < \phi < 2$, 通常取 $\phi = 1.5$.

根据时间序列权重 η , 加权集结各时刻威胁评估信息, 得到综合直觉模糊威胁评估信息 $Z = (z_{ij})_{m \times n} = (\mu_{ij}, v_{ij})_{m \times n}$, 其中

$$\begin{cases} \mu_{ij} = 1 - \prod_{k=1}^K (1 - \mu_{ij}(t_k))^{\eta_k} \\ v_{ij} = \prod_{k=1}^K v_{ij}(t_k)^{\eta_k} \end{cases} \quad (10)$$

同时, 可以依据偏差最大化的方法求取评估属性的权重. 在属性 A_j 下, 目标 T_i 相对于其他目标的偏差可以记为:

$$D_{ij}(W) = w_j \sum_{k=1}^m d(z_{ij}, z_{kj}) \quad (11)$$

所有的目标相对于 A_j 的总偏差为:

$$D_j(W) = \sum_{i=1}^m D_{ij}(W) = w_j \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m d(z_{ij}, z_{kj}) \quad (12)$$

最大化所有属性下的总偏差以求取属性权重:

$$\begin{aligned} \text{Max } D(W) &= \sum_{j=1}^n D_j(W) \\ \text{s. t. } &\begin{cases} \sum_{j=1}^n w_j = 1 \\ w_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

可以得到规范化的属性权重:

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m (|\mu_{ij} - \mu_{kj}| + |v_{ij} - v_{kj}| + |\mu_{kj} + v_{kj} - \mu_{ij} - v_{ij}|)}{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m (|\mu_{ij} - \mu_{kj}| + |v_{ij} - v_{kj}| + |\mu_{kj} + v_{kj} - \mu_{ij} - v_{ij}|)} \quad (14)$$

3.2 目标条件概率计算

文献[10]首次使用逼近理想解排序法(TOPSIS)估计目标的条件概率, 让目标的正理想解和负理想解分别对应状态集中的 C 和 $\neg C$ 的估计值, 计算各目标的相对接近度来估计条件概率. 考虑到 TOPSIS 法不能有效区分正、负理想解中垂线上的多个目标, 使用 VIKOR 方法计算折衷排序值以估计目标的条件概率. 从评估属性集的整体考虑, 状态集 $\Omega = \{A, \neg A\}$ 中 A 表示目标需要优先作战(打击或干扰), 其估计对应于正理想解 Z^+ ; $\neg A$ 表示目标不需要优先作战, 其估计对应于负理想解 Z^- . 显然, 目标的折衷排序值越小, 表明目标属于 A 的概率越大, 可以用来估计条件概率. 主要计算流程如下:

(1) 分别确定 Z^+ 和 Z^- :

$$\begin{aligned} Z^+ &= (Z_1^+, Z_2^+, \dots, Z_n^+) \\ &= ((\mu_1^+, v_1^+), (\mu_2^+, v_2^+), \dots, (\mu_n^+, v_n^+)) \end{aligned} \quad (15)$$

其中: 当 A_j 为效益型属性时, $Z_j^+ = \begin{cases} \mu_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\} \\ v_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\} \end{cases}$, 当

A_j 为成本型属性时, $Z_j^+ = \begin{cases} \mu_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\} \\ v_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\} \end{cases}$.

$$\begin{aligned} Z^- &= (Z_1^-, Z_2^-, \dots, Z_n^-) \\ &= ((\mu_1^-, v_1^-), (\mu_2^-, v_2^-), \dots, (\mu_n^-, v_n^-)) \end{aligned} \quad (16)$$

其中: 当 A_j 为效益型属性时, $Z_j^- = \begin{cases} \mu_j^- = \min_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\} \\ v_j^- = \max_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\} \end{cases}$; 当

A_j 为成本型属性时, $Z_j^- = \begin{cases} \mu_j^- = \max_{1 \leq i \leq m} \{\mu_{ij}\} \\ v_j^- = \min_{1 \leq i \leq m} \{v_{ij}\} \end{cases}$.

(2) 计算群体效用值(S_i)、个体遗憾值(R_i)和折衷排序值(Q_i):

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_j \frac{d(Z_j^+, z_{ij})}{d(Z_j^+, Z_j^-)} \quad (17)$$

$$R_i = \max_j \left[w_j \frac{d(Z_j^+, z_{ij})}{d(Z_j^+, Z_j^-)} \right] \quad (18)$$

$$Q_i = v \frac{(S_i - S^+)}{(S^- - S^+)} + (1 - v) \frac{(R_i - R^+)}{(R^- - R^+)} \quad (19)$$

其中 $\begin{cases} S^+ = \min_i S_i \\ S^- = \max_i S_i \end{cases}, \begin{cases} R^+ = \min_i R_i \\ R^- = \max_i R_i \end{cases}, v$ 是决策机制系数.

(3) 估计条件概率:

$$\Pr(A|T_i) = 1 - Q_i \quad (20)$$

3.3 目标综合阈值与决策规则生成

文献[9]提出一种多准则模糊决策环境下的三支决策模型,该模型通过模糊评估信息构造各目标在各准则下的损失函数矩阵,依据属性权重集结得到目标在属性集下的综合损失函数矩阵,从而计算综合阈值,得到三支决策规则.该模型将多准则决策问题转化为多个三支决策模型,考虑到不同目标在不同的准则下损失函数的不同,避免了不同目标误分类代价相同的问题,更符合实际需求.将该模型拓展到直觉模糊决策环境中,用以构造文中目标威胁评估所需的综合阈值.主要计算流程如下:

(1) 确定评估属性 A_j 下目标评估值的最值:当 A_j 为效益型属性时 $z_{\max}^j = (1, 0)$, $z_{\min}^j = (0, 1)$; 当 A_j 为成本型属性时 $z_{\max}^j = (0, 1)$, $z_{\min}^j = (1, 0)$.

(2) 通过评估值 z_{ij} 构造评估属性 A_j 下目标 T_i 的损失函数矩阵:

$$\lambda(z_{ij}) = \begin{pmatrix} \lambda_{PP}^{ij} & \lambda_{PN}^{ij} \\ \lambda_{BP}^{ij} & \lambda_{BN}^{ij} \\ \lambda_{NP}^{ij} & \lambda_{NN}^{ij} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & d(z_{ij}, z_{\max}^j) \\ \sigma d(z_{ij}, z_{\min}^j) & \sigma d(z_{ij}, z_{\max}^j) \\ d(z_{ij}, z_{\min}^j) & 0 \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (21)$$

其中, σ 为风险规避系数,满足 $0 \leq \sigma < 0.5$. 在本文中,表示对目标态势信息的获取情况:当获取的目标态势信息较为充分或准确时, σ 取较大值;反之, σ 取较小值.同时,不同的评估属性可以设置不同的 σ . 为了便于计算,文中不同的评估属性设置相同的 σ .

(3) 结合属性权重,构造目标在属性集下的综合损失矩阵:

$$\lambda_i = \begin{pmatrix} 0 & \sum_j w_j d(z_{ij}, z_{\max}^j) \\ \sum_j \sigma w_j d(z_{ij}, z_{\min}^j) & \sum_j \sigma w_j d(z_{ij}, z_{\max}^j) \\ \sum_j w_j d(z_{ij}, z_{\min}^j) & 0 \end{pmatrix} \quad (22)$$

(4) 计算各目标三支决策的综合阈值:

$$\alpha_i = \frac{(1 - \sigma) \sum_j w_j d(z_{ij}, z_{\max}^j)}{(1 - \sigma) \sum_j w_j d(z_{ij}, z_{\max}^j) + \sum_j \sigma w_j d(z_{ij}, z_{\min}^j)} \quad (23)$$

$$\beta_i = \frac{\sum_j \sigma w_j d(z_{ij}, z_{\max}^j)}{\sum_j \sigma w_j d(z_{ij}, z_{\max}^j) + (1 - \sigma) \sum_j w_j d(z_{ij}, z_{\min}^j)} \quad (24)$$

结合 (P1) ~ (N1) 可以得到多目标威胁评估的三支决策规则.

3.4 评估算法的主要流程

(1) 确定威胁评估目标和评估属性,得到动态多目标直觉模糊威胁评估信息;

(2) 由式(9)计算时间序列权重,式(10)集结多时刻评估信息,式(14)计算评估属性权重;

(3) 通过直觉模糊 VIKOR 方法,即式(15) ~ (20),估计各目标的条件概率;

(4) 通过直觉模糊评估信息,依据式(21) ~ (24),计算各目标三支决策的综合阈值;

(5) 依据三支决策规则,得到多目标威胁评估的分类排序结果.

4 算例分析

分别引入文献[5]和文献[2]中的两个威胁评估算例,对比验证本文评估算法的合理性和有效性.

4.1 算例 1

文献[5]中假设有 4 个空中来袭目标,从敌目标的作战能力、速度、距离、角度 4 个属性,结合 3 个时刻的态势信息进行威胁评估.记为 $T = \{T_1, T_2, T_3, T_4\}$, $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$, $t = \{t_1, t_2, t_3\}$, 各时刻目标的态势信息 $Z(t_k) = (z_{ij}(t_k))_{4 \times 4}$, $k = 1, 2, 3$ 如表 2 所示,其中 A_1, A_2 为效益型指标, A_3, A_4 为成本型指标, t_3 为当前时刻, $z_{ij}(t_k)$ 为直觉模糊数.

表 2 3 个时刻 4 个目标的多属性直觉模糊评估信息

t	T	A_1	A_2	A_3	A_4
t_1	T_1	(0.76, 0.10)	(0.68, 0.15)	(0.75, 0.15)	(0.80, 0.15)
	T_2	(0.80, 0.15)	(0.70, 0.15)	(0.60, 0.20)	(0.90, 0.10)
	T_3	(0.78, 0.15)	(0.72, 0.13)	(0.65, 0.15)	(0.75, 0.15)
	T_4	(0.65, 0.28)	(0.80, 0.20)	(0.55, 0.30)	(0.80, 0.11)
t_2	T_1	(0.78, 0.10)	(0.65, 0.20)	(0.70, 0.20)	(0.80, 0.11)
	T_2	(0.83, 0.10)	(0.65, 0.20)	(0.70, 0.15)	(0.85, 0.10)
	T_3	(0.75, 0.20)	(0.85, 0.15)	(0.82, 0.18)	(0.73, 0.19)
	T_4	(0.70, 0.20)	(0.64, 0.21)	(0.76, 0.15)	(0.75, 0.15)
t_3	T_1	(0.76, 0.13)	(0.70, 0.15)	(0.60, 0.25)	(0.75, 0.18)
	T_2	(0.85, 0.10)	(0.75, 0.15)	(0.75, 0.10)	(0.85, 0.05)
	T_3	(0.75, 0.25)	(0.70, 0.15)	(0.75, 0.25)	(0.70, 0.15)
	T_4	(0.75, 0.15)	(0.68, 0.20)	(0.70, 0.18)	(0.60, 0.20)

4.1.1 算法实现

(1) 由式(9)可以计算得到时间序列权重 $\eta =$

(0.2000, 0.2667, 0.5333), 由式(10)得到综合评估信息

$$Z = \begin{pmatrix} (0.7655, 0.1150) & (0.6833, 0.1620) & (0.6628, 0.2127) & (0.7747, 0.1522) \\ (0.8357, 0.1084) & (0.7164, 0.1620) & (0.7117, 0.1280) & (0.8617, 0.0691) \\ (0.7563, 0.2127) & (0.7541, 0.1458) & (0.7550, 0.2068) & (0.7188, 0.1598) \\ (0.7193, 0.1835) & (0.6994, 0.2026) & (0.6935, 0.1899) & (0.6928, 0.1644) \end{pmatrix}$$

结合当前时刻评估信息和综合评估信息, 由式(14)可以分别得到相应的属性权重:

$$W(t_3) = (0.2358, 0.1098, 0.3049, 0.3496),$$

$$W = (0.2826, 0.1597, 0.2538, 0.3038).$$

(2) 根据多时刻的综合评估信息, 通过直觉模糊VIKOR方法, 可得各目标的折衷排序值, 表3中给出不同决策机制系数下, 本文算法和文献[5]中的算法得到的由目标的折衷排序值确定的威胁排序. 进而可以得到取 $v=0.5$ 时各目标的条件概率, 如表4中 $\Pr(A|T_i)$ 所示.

表3 两种评估方法在不同 v 下的威胁排序结果

v	本文算法	文献[5]中的算法
0.0	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_2 > T_4$
0.1	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_2 > T_4$
0.2	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$
0.3	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$
0.4	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$
0.5	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$
0.6	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$
0.7	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_1 > T_3 > T_4 > T_2$
0.8	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_3 > T_1 > T_4 > T_2$
0.9	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_3 > T_1 > T_4 > T_2$
1.0	$T_1 > T_4 > T_3 > T_2$	$T_3 > T_4 > T_1 > T_2$

(3) 由综合直觉模糊评估信息, 根据式(21)~(24)可以得到综合决策阈值. 由于多时刻的评估信息比较充分, 取 $\sigma=0.45$, 阈值如表4所示.

表4 当 $v=0.5, \sigma=0.45$ 时的条件概率和综合决策阈值

$v=0.5, \sigma=0.45$	T_1	T_2	T_3	T_4
α_i	0.5390	0.5606	0.5448	0.5499
β_i	0.4390	0.4606	0.4449	0.4499
$\Pr(A T_i)$	1.000	0	0.4234	0.5181

(4) 根据三支决策规则, 可以得到分类结果: $\text{POS}(A) = \{T_1\}$, $\text{BND}(A) = \{T_4\}$, $\text{NEG}(A) = \{T_2, T_3\}$. 结果表明: T_1 为需要优先作战的目标, T_2, T_3 为不需要优先作战的目标, T_4 为需要更多的信息确定是否需要优先作战的目标. 根据威胁分类结果, 可以优化作战资源的使用.

4.1.2 结果分析

通过本文算法的实现过程, 可以看出:

(1) 在表3中本文算法和文献[5]算法的威胁排序结果基本相同, 在 $0.2 \leq v \leq 1.0$ 时得到相同的最大和最

小威胁目标, 说明本文算法的合理性. 两种方法的差异性主要是由不同的属性权重计算方法和不同的距离函数造成的, 但本文算法求取的目标威胁排序结果在不同决策机制系数下的一致性较好, T_1 均为最大威胁目标, T_2 均为最小威胁目标.

(2) 本文算法在得到威胁排序的基础上, 可以进一步得到客观的目标威胁分类结果, 无需主观划分威胁等级和人为选择作战目标数, 更加适应于复杂多变的战场态势.

4.1.3 σ 的影响分析

进一步分析风险规避系数 σ 对综合阈值和分类结果的影响. 图1为各目标的综合决策阈值随着 σ 变化的情况.

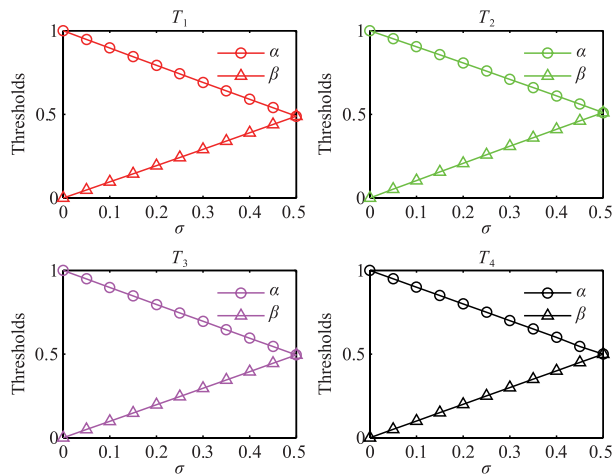


图1 各目标的综合阈值随风险规避系数变化的情况

可以看出, 随着 σ 的增加, α 逐渐减少, β 逐渐增加, 边界域逐渐缩小; 当 $\sigma=0.5$ 时, $\alpha=\beta$, 边界域消失, 三支决策变为二支决策. 换言之, 当 σ 逐渐增加时, 得到的分类结果是逐渐明确的; 当获取的目标态势信息较为充分或准确时, 可以设置较大的 σ ; 当获取的目标态势信息不充分时, 可以设置较小的 σ .

由当前时刻的目标态势信息得到的三支决策结果和综合多时刻信息的三支决策结果对比如表5所示. 仅使用当前时刻的信息时, 获取信息相对不充分, 设置 $\sigma=0.13$; 当综合多时刻信息时, 获取信息相对充分, 设置 $\sigma=0.43$.

可以看出, 当获取的信息相对充分时, 可以得到较为精确的分类结果, 即明确地将目标分到正域和负域, 减小边界域的范围.

表 5 当前时刻信息和综合多时刻信息下的三支决策结果对比

	$\sigma = 0.13, t = t_3$				$\sigma = 0.43$			
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_1	T_2	T_3	T_4
α_i	0.8563	0.8751	0.8700	0.8618	0.5591	0.5805	0.5649	0.5699
β_i	0.1174	0.1352	0.1300	0.1222	0.4192	0.4406	0.4249	0.4299
$\Pr(A T_i)$	0.9778	0.1586	0.1528	0.9384	1.000	0	0.4234	0.5181
$\text{POS}(A)$	$\{T_1, T_4\}$				$\{T_1\}$			
$\text{BND}(A)$	$\{T_2, T_3\}$				$\{T_4\}$			
$\text{NEG}(A)$	$\emptyset$				$\{T_2, T_3\}$			

4.2 算例 2

文献[2]针对有人/无人机编队作战下的敌地面多目标对我无人机编队的威胁问题,提出了一种量子蜂群优化属性权重的直觉模糊多属性决策威胁评估方法(QABC-IFMADM),并以无人机 V_1 为例详细论证了该

方法的有效性.将本文算法用于多地面目标对无人机 V_1 的威胁评估分析,对比两种方法的评估结果.

首先,无人机 V_1 获取的 6 个目标的 12 个评估属性的决策信息如表 6 所示,各评估属性均通过规范化处理转化为效益型属性.

表 6 多目标多属性直觉模糊威胁评估信息

T	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
A_1	[0.4282, 0.6495]	[0.2747, 0.5774]	[0.2676, 0.5052]	[0.1606, 0.3608]	[0.3212, 0.5052]	[0.1606, 0.6495]
A_2	[0.0561, 0.1525]	[0.1682, 0.3812]	[0.3365, 0.7625]	[0.6168, 0.9912]	[0.0561, 0.1525]	[0.1122, 0.3050]
A_3	[0.3707, 0.6142]	[0.3707, 0.6142]	[0.2040, 0.4823]	[0.0142, 0.0989]	[0.3991, 0.6838]	[0.2040, 0.6839]
A_4	[0.2250, 0.5792]	[0.2250, 0.5792]	[0.2471, 0.6719]	[0.1939, 0.5264]	[0.3696, 0.7979]	[0.1939, 0.7979]
A_5	[0.1508, 0.5164]	[0.3015, 0.7746]	[0.3015, 0.7746]	[0.3015, 0.7746]	[0.1508, 0.5164]	[0.1508, 0.7746]
A_6	[0.6054, 0.7206]	[0.1211, 0.1802]	[0.1211, 0.2702]	[0.1211, 0.2252]	[0.6054, 0.7206]	[0.1614, 0.2252]
A_7	[0.3883, 0.6385]	[0.2767, 0.4115]	[0.2767, 0.4115]	[0.1752, 0.2847]	[0.4541, 0.6792]	[0.1752, 0.6792]
A_8	[0.3810, 0.4374]	[0.3810, 0.4374]	[0.3810, 0.4374]	[0.3810, 0.4374]	[0.3810, 0.4374]	[0.3810, 0.4374]
A_9	[0.4523, 0.6164]	[0.4523, 0.6164]	[0.1809, 0.4109]	[0.1508, 0.4109]	[0.2261, 0.6164]	[0.1508, 0.6164]
A_{10}	[0.1747, 0.2068]	[0.3663, 0.4135]	[0.3849, 0.4431]	[0.3785, 0.4353]	[0.2065, 0.2481]	[0.5823, 0.7297]
A_{11}	[0.3917, 0.4252]	[0.3917, 0.4252]	[0.3855, 0.4324]	[0.3794, 0.4398]	[0.3917, 0.4252]	[0.3917, 0.4252]
A_{12}	[0.3951, 0.4219]	[0.3951, 0.4219]	[0.3951, 0.4219]	[0.3951, 0.4219]	[0.3951, 0.4219]	[0.3951, 0.4219]

4.2.1 算法实现与分析

文献[2]中没有考虑多时刻的评估信息,且各目标在属性 A_8 和 A_{12} 下的评估值完全相同,所以在评估信息中剔除 A_8 和 A_{12} 对应的评估信息,然后依据式(14)求取余下 10 个评估属性的权重:

$$W = (0.0750, 0.2010, 0.1227, 0.0621, 0.0702, 0.1663, 0.0983, 0.0835, 0.1191, 0.0019).$$

文献[2]中采用算子加权集结的方法得到多目标的威胁评估排序,是从整体属性集的角度考虑的排序问题,所以本文中的决策机制系数需要取较大值,更加关注群体效益的作用;同时文献[2]中采用主客观综合

赋权的方法求取属性权重($\alpha = 0.8, \beta = 0.2$),其中 α 为客观权重系数.两种威胁评估方法在相应参数设置下的多目标威胁评估结果,如图 2 所示.

可以看出,本文算法得到的威胁排序结果与 QABC-IFMADM 算法得到的排序结果基本一致.在两种威胁评估方法的排序中, T_1 、 T_5 都是威胁较大的目标, T_4 都是威胁最小的目标,说明本文算法的合理性.

4.2.2 分类结果分析

QABC-IFMADM 算法不能够自动地给出多目标威胁的客观分类结果,表 7 给出本文算法在不同 σ 下多目标威胁评估的三支决策结果对比.

表 7 不同 σ 下多目标威胁评估的三支决策结果对比

$\sigma = 0.25$	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
α_i	0.8188	0.8393	0.8250	0.8349	0.8138	0.8333
β_i	0.3343	0.3673	0.3437	0.3598	0.3269	0.3570
$\Pr(A T_i)$	0.8295	0.6346	0.5591	0.0852	0.9000	0.6518
$\text{POS}(A)$	$\{T_1, T_5\}$					
$\text{BND}(A)$	$\{T_2, T_3, T_6\}$					
$\text{NEG}(A)$	$\{T_4\}$					
$\sigma = 0.45$	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
α_i	0.6480	0.6804	0.6575	0.6733	0.6404	0.6706
β_i	0.5521	0.5876	0.5624	0.5797	0.5438	0.5768
$\Pr(A T_i)$	0.8295	0.6346	0.5591	0.0852	0.9000	0.6518
$\text{POS}(A)$	$\{T_1, T_5\}$					
$\text{BND}(A)$	$\{T_2, T_6\}$					
$\text{NEG}(A)$	$\{T_3, T_4\}$					

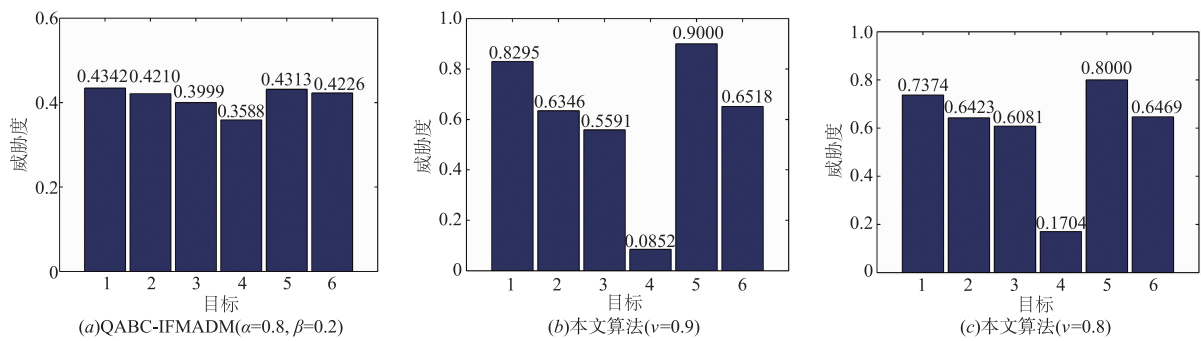


图2 不同参数设置下的多目标威胁评估结果

可以看出,本文算法在给出有效的多目标威胁排序的基础上,进一步给出了客观的多目标威胁分类结果,且 σ 的设置能够有效的反映对目标态势信息的获取情况.

4.3 讨论

通过两个威胁评估算例可以看出:

(1)所提算法能够合理有效地处理动态的多目标威胁评估问题,在得到合理的多目标威胁评估排序的基础上,进一步得到多目标威胁的客观分类结果,把传统方法的二支排序结果转变为三支分类结果,不需要预先设定威胁评估等级和人为主观的选择作战目标数,可以依据客观的目标态势信息,实时地做出威胁分类,选择优先作战目标.

(2)所提方法可以通过灵活的参数设置反映决策偏好和对目标态势信息的获取情况. 决策机制系数的大小反映在整体属性和个别属性之间的偏好,风险规避系数的大小反映获取的目标态势信息的充分性和准确性. 决策机制系数通常考虑折衷情况,取 $v = 0.5$;风

险规避系数也可根据态势评估阶段对态势信息的获取情况进行自动设置,当处于信息优势时,取较大的 σ ,当处于信息劣势时,取较小的 σ .

同时,以下方面值得进一步研究:

(1)战场态势日益复杂,目标态势信息具有不确定、不完备、异构特性,需要进一步研究异构不确定态势信息下基于三支决策的多目标威胁评估方法. 同时,定量的参数选择方法,即通过获取的目标态势信息,直接得到算法中的参数,也是值得研究的.

(2)结合实际作战场景、任务需求和目标态势信息,在标准三支决策的基础上,进一步研究多支决策、多粒度三支决策、多阶段三支决策在多目标威胁评估中的应用.

5 结束语

由于传统威胁评估方法通常是二支决策,只能得到目标的威胁排序,不能得到客观的目标威胁分类,本文提出直觉模糊信息下基于VIKOR和三支决策的多目

标威胁评估方法. 通过时间序列权重集结多时刻动态目标态势信息并计算属性权重, 通过直觉模糊 VIKOR 方法估计目标决策所需的条件概率, 通过直觉模糊信息构造综合损失函数, 计算各目标的决策阈值. 算例分析表明, 所提方法能够有效处理动态的目标态势信息, 能得到客观的多目标威胁分类结果, 更适合复杂多变的战场态势.

参考文献

- [1] 李东生, 高杨, 雍爱霞. 基于改进离散布谷鸟算法的干扰资源分配研究[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(4): 899–905.
LI Dong-sheng, GAO Yang, YONG Ai-xia. Jamming resource allocation via improved discrete cuckoo search algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(4): 899–905. (in Chinese)
- [2] 韩博文, 姚佩阳, 钟赞, 等. 基于 QABC-IFMADM 算法的有人/无人机编队作战威胁评估[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1584–1592.
HAN Bo-wen, YAO Pei-yang, Zhong Yun, et al. Threat assessment of manned/ unmanned aerial vehicle formation based on QABC-IFMADM algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(7): 1584–1592. (in Chinese)
- [3] Gao Y, Li D S. Consensus evaluation method of multi-ground-target threat for unmanned aerial vehicle swarm based on heterogeneous group decision making[J]. Computers and Electrical Engineering, 2019, 74: 223–232.
- [4] Wang Y, Liu S Y, Niu W, et al. Threat assessment method based on intuitionistic fuzzy similarity measurement reasoning with orientation[J]. China Communications, 2014, 6: 119–128.
- [5] Zhang K, Kong W R, Liu P P, et al. Assessment and sequencing of air target threat based on intuitionistic fuzzy entropy and dynamic VIKOR[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(2): 305–310.
- [6] Kong D P, Chang T Q, Wang Q D, et al. A threat assessment method of group targets based on interval-valued intuitionistic fuzzy multi-attribute group decision-making[J]. Applied Soft Computing, 2018, 67: 350–69.
- [7] Ma S D, Zhang H Z, Yang G Q. Target threat level assessment based on cloud model under fuzzy and uncertain conditions air combat simulation[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 67: 49–53.
- [8] Zhang Q, Hu J H, Feng J F, et al. Air multi-target threat assessment method based on improved GGIFSS[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2019, 36(5): 4127–4139.
- [9] Jia F, Liu P D. A novel three-way decision method under multiple-criteria environment[J]. Information Sciences, 2019, 471: 29–51.
- [10] Liang D C, Xu Z S, Liu D, et al. Method for three-way decisions using ideal TOPSIS solutions at Pythagorean fuzzy information[J]. Information Sciences, 2018, 435: 282–295.
- [11] 梁德翠, 曹雯. 三支决策模型及其研究现状分析[J]. 电子科技大学学报(社科版), 2018, 20(2): 1–9.
LIANG De-Cui, CAO Wen. Three-way decisions: model and the state of the art[J]. Journal of University Electronic Science and Technology of China (Social Sciences Edition), 2018, 20(2): 1–9. (in Chinese)
- [12] Zhang Q H, Xie Q, Wang G Y. A novel three-way decision model with decision-theoretic rough sets using utility theory[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 159: 321–335.
- [13] Luo C, Liu R, Huang Y Y, et al. Updating three-way decisions in incomplete multi-scale information systems[J]. Information Sciences, 2019, 476: 274–289.
- [14] Qian J, Liu C H, Yue X D. Multi-granulation sequential three-way decisions based on multiple thresholds[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2019, 105: 396–416.
- [15] Naravanamoorthy S, Geetha S, Rakkivappan R, et al. Interval-valued intuitionistic hesitant fuzzy entropy based VIKOR method for industrial robots selection[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 121: 28–37.
- [16] Wu Z B, Xu J P, Jiang X L, et al. Two MAGDM models based on hesitant fuzzy linguistic term sets with possibility distributions: VIKOR and TOPSIS[J]. Information Sciences, 2019, 473: 101–120.
- [17] Xu Z S, Zhao N. Information fusion for intuitionistic fuzzy decision making: An overview[J]. Information Fusion, 2016, 28: 10–23.

作者简介



高 杨 (通信作者) 男, 1992 年生于安徽蚌埠. 现为空军工程大学信息与导航学院博士后, 讲师. 主要研究方向: 无人机集群态势智能认知与决策、多源信息融合、数据链网络智能规划.
E-mail: gao_yang_mail@163.com.

黄仰超 男, 1977 年生于重庆荣昌. 现为空军工程大学信息与导航学院副教授, 硕士生导师. 主要研究方向: 航空数据链技术、通信对抗技术.

程国兵 男, 1976 年生于江苏如皋. 现为空军工程大学信息与导航学院副教授. 主要研究方向: 航空数据链技术.

段 磊 男, 1985 年生于甘肃张掖. 现为空军工程大学信息与导航学院助教. 主要研究方向: 航空数据链, 无线通信技术.