

# 基于改进天际线选择方法的大规模目标威胁评估

刘祥雨<sup>1</sup>, 王刚<sup>1</sup>, 郭相科<sup>1</sup>, 王思远<sup>1</sup>, 何晟<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 95718部队, 云南文山, 663000)

**摘要** 针对大规模复杂作战场景, 首先进行聚类方法的设计, 提出基于模糊理论的参数自适应密度网格聚类方法, 对大规模目标进行处理, 便于后续快速进行威胁评估。其次提出多级天际线选择方法, 该方法避免了传统威胁评估方法的权值设定等复杂过程, 消除权值设定过程中个人喜好等众多干扰因素。最后建立雷达图的多指标表示方法, 为指挥员进行针对性决策提供依据。仿真对比实验结果表明, 根据的威胁评估方法进行后续的目标分配和火力拦截, 最终达到的作战效能更好。

**关键词** 威胁评估; 聚类; 天际线方法; 雷达图

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2025.02.005

**中图分类号** TP391.7 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2025)02-0034-12

## A Large-Scale Target Threat Assessment Based on Improved Skyline Selection Methods

LIU Xiangyu<sup>1</sup>, WANG Gang<sup>1</sup>, GUO Xiangke<sup>1</sup>, WANG Siyuan<sup>1</sup>, HE Sheng<sup>2</sup>

(1. Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;  
2. Unit 95718, Wenshan 663000, Yunnan, China)

**Abstract** For large-scale complex combat scenarios, firstly, threat assessment method is studied to improve the selection of skyline method, and in designing a clustering method, a parameter adaptive density grid clustering method is proposed by the fuzzy theory to process large-scale targets, and facilitate the subsequent rapid threat assessment. Secondly, a multilevel skyline selection method is proposed, avoiding the complex process of traditional threat assessment methods such as the weight setting process, and avoiding the complex process of traditional threat assessment methods such as weight setting, and eliminating many interfering factors such as personal preference in the process of weight setting. Finally, a multi-indicator representation method of radar map is established, providing a basis for targeted decision-making by the commanders. The results of simulation and comparison experiments show that the subsequent target allocation and fire interception based on the threat assessment method ultimately achieve better combat effectiveness.

**Key words** threat assessment; clustering algorithm; skyline approach; radar map

目标威胁评估是作战指挥控制的关键环节, 特别是在防空反导作战过程中, 敌方空袭兵器数量、进攻方向、空袭战术战法等存在极高的不确定性, 给防空目标威胁评估带来极大的困难。在大场景区

收稿日期: 2024-01-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(62106283)

作者简介: 刘祥雨(1999-), 男, 河南郑州人, 硕士生, 研究方向为智能信息处理与辅助决策。E-mail: 13017670062@163.com

通信作者: 王刚(1975-), 男, 山东青州人, 教授, 研究方向为智能任务规划、指挥信息系统。E-mail: sharesunny123@163.com

**引用格式:** 刘祥雨, 王刚, 郭相科, 等. 基于改进天际线选择方法的大规模目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报, 2025, 26(2): 34-45. LIU Xiangyu, WANG Gang, GUO Xiangke, et al. A Large-Scale Target Threat Assessment Based on Improved Skyline Selection Methods[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(2): 34-45.

域联合作战中,信息数据量大且及其复杂,这对指挥控制系统的提出极高的要求<sup>[1]</sup>。因此,针对大规模目标威胁评估问题,一方面要解决如何利用有限的指控资源处理大量目标数据问题;另一方面如何优化现有的威胁评估方法,对军事问题适当抽象简化的前提下不掩盖战争问题博弈本质,既能对目标进行准确的威胁评估,又能给出全面评估结果,为指挥员选择战术战法提供依据<sup>[2-3]</sup>。

针对作战过程中目标数量多、类型复杂等问题,现有研究一般通过聚类算法进行处理。其中密度聚类算法从样本密度的角度来考察样本之间的可连接性,并基于可连接样本不断扩展聚类簇来获得最终的聚类结果。但是如果样本集的密度不均匀,聚类间距相差较大时,聚类质量较差,样本集较大时,聚类收敛时间较长。基于网格的方法是将对象空间向量化为有限数量的单元格,然后在量化空间上执行所需的操作。其主要优点是它的处理时间短,缺点是对数据的分布比较敏感,当存在噪声或者分布比较复杂,可能导致聚类效果不佳,且需要手动设置一些参数。常见的方法有 CLIQUE、STING、MAFIA 等。本文设计密度网格聚类方法,充分结合密度聚类与网格聚类优势,并对其进行适应性改进。

针对目标威胁评估问题研究,多属性决策方法通过将多属性值进行量化,设置不同属性的权重矢量,最终通过单调的加权函数将多属性聚合,得到表征目标威胁度的单一值<sup>[4]</sup>。此方法过度依赖属性权重的设定与修改,使得最终得到的评价结果过于片面和简单,无法反映目标多属性的特征,从而难以对指挥员提供全面的决策依据<sup>[5-12]</sup>。针对上述问题本文引入天际线(skyline)选择方法<sup>[13]</sup>,并在 2 个方面对其进行适应性优化改进,以解决防空目标威胁评估问题。一是在评价中容易出现单一个体在所有评价维度超越其余所有评价对象,使得极少数优势个体对剩余所有评价对象形成支配关系,最终造成评价结果不够全面,次优个体被忽略的现象,因此建立多级天际线选择方法。二是针对多维评价结果难以全面呈现,为了给指挥员提供清晰的威胁评估图示结果,在多级天际线的图示表示方法的基础上,提出基于雷达图的图示表示方法。

## 1 基于模糊理论的参数自适应密度网格聚类方法

本文将密度聚类算法与网格聚类算法结合,设计密度网格聚类算法,针对大区域场景下,噪声数据多、数据分布不平衡、战场态势瞬息万变等问题,采用基于密度网格的  $K$  维聚类方法,对算法参数进行

自适应改进,并通过墨滴扩散算法引入模糊逻辑的概念,使该方法同时利用基于密度和基于网格聚类以及模糊逻辑的优势,对需要处理的复杂大量目标数据进行聚类处理<sup>[14]</sup>。

密度网格聚类算法一般需要网格步长和密度阈值 2 个参数<sup>[15]</sup>。算法步骤首先扫描所有网格,发现第一个密集网格时,以该网格开始扩展,扩展原则是若扩展网格与已知密集网格邻接并且自身也是密集的,则将该网格加入到该密集区域,直到扩展网格中没有这样的网格发现。算法再继续扫描网格并重复上述过程,直到遍历所有网格<sup>[16]</sup>。

密度网格聚类方法的主要思想将数据映射到对应的数据空间,进而划分数据空间,通过计算网格密度找到稠密网格单元的最大连通区域,最终得到类簇,完成聚类。具体流程如下:

- 1) 根据密度单元的数量  $N$  对  $K$  维空间数据集进行划分,得到密度网格单元集合  $G$ 。
- 2) 将数据集  $S$  映射到对应的网格单元。
- 3) 根据密度阈值  $d_{th}$  对网格单元进行标记,分为稠密网格单元和稀疏网格单元。
- 4) 随机从网格单元中选择稠密网格单元,从该网格开始寻找稠密网格单元的最大连通区域,重复此操作直到不存在稠密网格单元,将该稠密连通区域从集合  $G$  中删除。最终得到最大连通区域集合  $Q$ 。
- 5) 将最大连通集合对应的数据输出,得到一个类簇。

通过对上述方法介绍,分析传统聚类方法的缺点,首先,基于网格聚类的方法需要设置网格步长以及密度阈值,这 2 个参数对于聚类的结果往往有很大的影响。如果网格步长取值过小,导致算法收敛较慢,难以快速聚类,如果步长较大,导致聚类结果不准确。密度阈值的取值对聚类结果影响更大,如果阈值不具备自适应能力,将无法应对多场景目标的聚类能力。模糊聚类算法是对普通或者硬聚类方法的一种有效策略,使用模糊方法将数据分为不同的组。一般方法有 FCM、FJP 以及 Fuzzy DBSCAN 等<sup>[17]</sup>。另一方面,该算法对划分密度单元的数量  $N$  和密度阈值  $d_{th}$  比较敏感,2 个参数对聚类的结果影响较大,如何设计也是需要重点考虑的问题。针对上述方法的不足,本文在密度聚类与网格聚类结合的基础上,提出一种基于模糊理论的参数自适应聚类方法。

### 1.1 基于模糊的密度网格聚类方法

本文通过引入 Shouraki 等提出的墨滴扩散(ink drop spread,IDS)算法<sup>[18]</sup>,并在此基础上对  $K$  维数据进行处理,实现数据的模糊化处理。在我们提出的  $K$  维墨滴扩散( $K$ -dimensional ink drop spread,KIDS)中,模糊集被分配给每个数据点,所

有数据点值都被模糊化为隶属度函数。在模糊子集中,它的元素是数据点的邻域,当邻域半径增大时,隶属度减少。因此,不仅数据在特征空间中的确切位置很重要,而且相邻区域也很重要,因为数据也可能出现在相邻区域中,这种方法被称为扩散。使用

扩散算子的主要方法之一是 IDS<sup>[19-20]</sup>。在 IDS 中,多输入单输出(MISO)系统分为单输入单输出子系统,如图 1 所示。在每个子系统中,输出性能都会被检查并显示在一个称为 IDS 的二维屏幕上,然后从这些子系统的重叠中获得系统的一般行为。

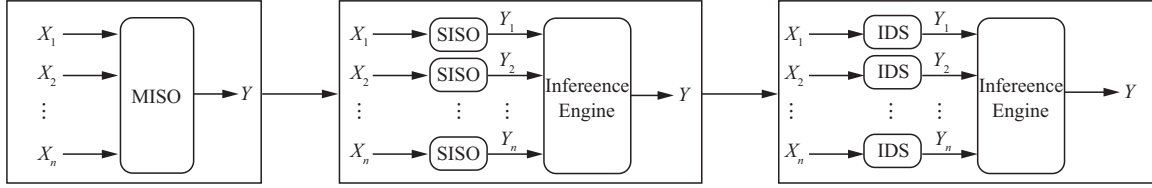


图 1 IDS 建模方法

Fig. 1 IDS modeling approach

在 KIDS 中,为解决高维数据聚类问题,在 IDS 方法上做了改进,MISO 系统不分为 SISO 子系统。数据点分布在  $K$  维特征空间,而不是二维空间。扩散和聚集在  $K$  维空间进行,方法流程如图 2 所示。

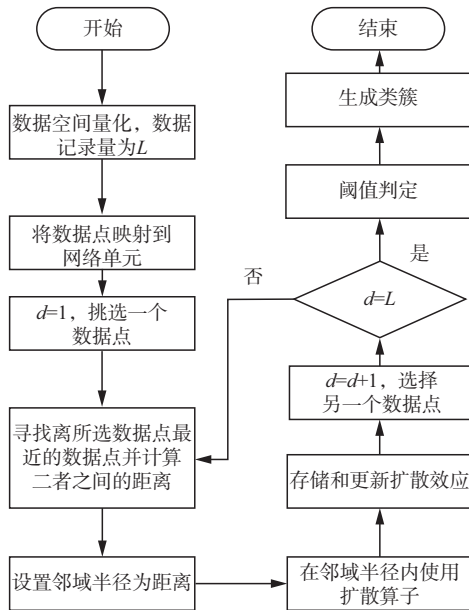


图 2 KIDS 流程图

Fig. 2 KIDS flowchart

由于很难保留所有的原始数据,研究人员已经开发了不同的方法和算法来最小化要存储的数据量<sup>[21]</sup>。在这方面,KIDS 将多维数据空间划分为不同的单元,并在这个  $K$  维网格中形成集群。网格单元被称为密度单元,因为它们的密度最终决定了簇的形状和位置<sup>[22]</sup>。

假定数据输入是  $K$  维,所以在空间中设定:

$$S = S_1 S_2 \cdots S_k \quad (1)$$

式中: $S_i$  为第  $i$  维,KIDS 将  $S$  划分为  $K$  维  $k$  空间单元,又将每个  $S_i$  划分为  $P_i$  个单元, $S_i = S_{i,1} \cup S_{i,2} \cup \cdots \cup S_{i,p_i}$ ,数据空间被划分为  $N = \prod_{i=1}^k p_i$  单元,每个单元被称为密度单元并且表示为  $g, g = 1, 2, \dots, N$ ,其中  $N$  为密度单元的数量,数据映射到密

度单元  $g$ :

$$x \in g, x_i \in S_{i,p_i} (i=1,2,\dots,k) \quad (2)$$

$g_d$  为指映射数据记录的密度单元,其中  $d=1, 2, \dots, L$  为数据映射记录的数量。

在将数据映射到网格单元之后,应用扩散算子。定义邻域半径以在该邻域中传播数据。对于每个  $g_d$ ,根据以下步骤执行扩散过程(该过程重复  $L$  次)。

1) 已选择  $g_d$  单元之一。这个单元格用  $g_{ds}$  表示。然后选择最接近  $g_{ds}$  的  $g_d$ :

$$R_{g_d, g_{ds}} = \sqrt{(g_{ds}(x_1) - g_d(x_1))^2 + \cdots + (g_{ds}(x_k) - g_d(x_k))^2} \quad (3)$$

$R_{g_d, g_{ds}}$  为  $g_{ds}$  和  $g_d$  之间的距离, $R_{g_d, g_{ds}}$  的最小值  $R_{\min, g_{ds}}$  被认为是具有中心  $g_{ds}$  的邻域半径:

$$R_{\min, g_{ds}} = \min R_{g_d, g_{ds}} (g_d \neq g_{ds}) \quad (4)$$

2) 数据点以墨滴扩散图案的形式分布在半径内,寻找在邻域半径内的密度单元,邻域半径:

$$r_{g, g_{ds}} = \sqrt{(g_{ds}(x_1) - g(x_1))^2 + \cdots + (g_{ds}(x_k) - g(x_k))^2} \quad (5)$$

假设每个数据点都包含关于其确切位置及其邻域的信息。因此,除了  $g_{ds}$  单元,扩散效应也出现在  $g_{ds}$  周围的密度单元中。为了确定这种效果,引入了密度矢量  $\mathbf{D}$ 。使用扩散算子将数据点的影响扩展到半径为  $r$  的点的邻域。这些效应存储在向量  $\mathbf{D}$  中,这意味着  $R_{\min, g_{ds}} - g_{ds}$  邻域内所有网格单元的效应等于向量  $\mathbf{D}$  中的  $g_{ds}$ 。

3) 矢量  $\mathbf{D}$  的每个分量在数据围绕  $g_{ds}$  传播之后被更新:

$$\mathbf{D}(g) = \begin{cases} \mathbf{D}(g) + \tau(g, g_{ds}), & \text{if } r_{g, g_{ds}} \leq R_{\min, g_{ds}} \\ \mathbf{D}(g), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\tau(\cdot)$  为网格更新函数; $d_{th}$  为密度阈值,起初将所有密度单元的密度向量归零。

假设数据点是随机分布的,并且不存在任何集群。在这种情况下, $R_{g_d, g_{ds}}$  以及  $R_{g_d, g_{ds}}^2$  具有随机和独立的分布。考虑到高维数据和中心极限定理,对

于每个  $g_{ds}$ ,  $R_{g_d, g_{ds}}^2$  遵循高斯分布。随机变量  $X = R_{g_d, g_{ds}}^2$  的概率密度由式(7)~式(9)给出:

$$g_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

式中: $\mu$  为分布的平均值或期望值; $\sigma^2$  为方差。

$$\mu \cong \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{n=1}^M R_{i,n}^2 \quad (8)$$

$$\sigma^2 \cong \frac{1}{NM-1} \sum_{i=1}^N \sum_{n=1}^M (R_{i,n} - \mu)^2 \quad (9)$$

式中: $N$  为密度单元的数量; $M$  为属性的数量。数据点之间的最小距离预测它是否是随机数据分布。如果数据点是随机变量,则它们在  $K$  维空间中几乎均匀分布,否则,空间中的点更加集中,并且点之间的最短距离减小。因此, $R_{\min, g_{ds}}^2$  最小距离的平方是一个随机变量,其概率密度函数表示为:

$$f_Y(y) = (N-1)g(y)(1-G(y))^{N-2} \quad (10)$$

式中: $Y = R_{\min, g_{ds}}^2$  和  $G(y)$  为高斯累积分布函数。因此,如果考虑错误决策概率  $P_{fd}$ ,则  $R_{th}$  可以从式(11)推断:

$$P_{fd} = \int_{R_{th}^2}^{+\infty} f_Y(y) dy \quad (11)$$

式中: $R_{th}$  为用于确定连接点和孤立点的距离。如果数据点  $R_{\min, g_{ds}}$  大于  $R_{th}$ ,则该点很可能是随机选择的,而不是在任何簇中。通过选择适当的  $P_{fd}$ ,可以获得  $R_{th}$ 。

4)通过阈值判断  $D$ ,并对  $D$  进行选取,使得值小于阈值的每个密度单元变为零。

$$D(g) = \begin{cases} 0, & \text{if } D(g) < d_{th} \\ D(g), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

扩散过程的步骤如图 3 所示,使用了具有 4 个样本的二维数据集。图 3 显示了扩散过程的第一步,其中,对于每个  $g_d$ ,找到最接近的  $g_d$ ,并选择其距离作为邻域半径  $R_{\min, g_{ds}}$ 。将  $\tau(g_{ds})$  归因于  $g_{ds}$  (黄色符号)及其  $R_{\min, g_{ds}}$  邻域。这被称为墨滴图案。当墨滴图案重叠时,重叠部分变得越来越有效。矢量  $D$  表示这些效应。

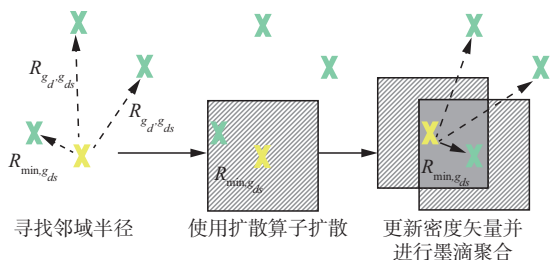


图 3 扩散过程步骤

Fig. 3 Steps in the diffusion process

上述 KIDS 算法具体过程如表 1 所示。

表 1 KIDS 算法过程

Tab. 1 KIDS algorithm process

算法 1  $K$  维墨滴扩散算法

1. 输入:初始化参数  $K$  维原始数据

2. 输出:映射网格对应数据

读取数据记录  $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)$

将  $X$  映射到其中 1 个网格单元,这些网格单元记为  $g_d$ ,直到所有数据操作完毕

3. 对于每一个  $g_d$ ,找到最接近  $g_d$  的数据映射网格,两者之间的距离记为  $R_{\min, g_{ds}}$ ,使用半径为  $R_{\min, g_{ds}}$  的扩散算子,在矢量中存储和更新 IDS 效果,记为向量  $D$ ,结束

4. 删除不满足阈值的矢量

5. 映射网格对应数据输出

6. 结束过程

## 1.2 改进的参数自适应 KIDS 聚类算法

### 1.2.1 基本定义设计

针对上述描述的密度网格聚类算法的另一缺陷,即密度单元的数量  $N$  和密度阈值  $d_{th}$  的自适应,而维度分割参数  $m$  直接影响密度单元的数量  $N$ ,因此对维度分割参数  $m$  和密度阈值  $d_{th}$  展开研究。为了使维度分割参数设计合理,使之能够根据不同数据进行适应性选择,避免参数设置不合理带来的负面影响,本文进行以下定义。

定义 1 第  $j$  维数据的离散度  $H_j$ :

$$H_j = \frac{S_j}{X\text{-means}_j} \quad (13)$$

式中: $S_j$  和  $X\text{-means}_j$  分别为第  $j$  维数据的标准差和均值。

定义 2 数据集的标准化离散度  $H_s$ :

$$H_s = \frac{1}{\left(1 + \frac{1}{d} \sum_{j=1}^d H_j\right)} \quad (14)$$

式中: $d$  为数据集中数据对象的维度; $H_s$  数值越小,表明数据集的离散度越大。

根据上式定义,能够确定维度分割参数  $m$  为:

$$m = H_s \sqrt[d]{E} \quad (15)$$

式中: $d$  为数据集中数据对象的维度; $E$  为数据集的样本中的数据量。此方法能够根据不同数据集的数据分布情况,计算与其相适应的分割参数  $m$ ,从而确定密度单元数量  $N$ :

$$N = \frac{\max_j - \min_j}{m} \quad (16)$$

式中: $\max_j$ 、 $\min_j$  分别为数据集  $C$  中第  $j$  维属性值的最大值和最小值。

在计算维度分割参数之后,用  $m$  分割数据空间得到密度单元数量  $N$ ,在数据映射到单元网格之



后,需要通过密度阈值  $d_{th}$  来确定是否达到更新密度矢量  $D$  更新要求。密度阈值的确定可以有效地过滤掉噪声数据的影响,定义噪声数据:  $X_i$  所在的网格单元为密度稀疏的网格单元且  $X_i$  所在的网格单元与不在稠密网格单元的墨滴扩散范围内,则认为  $X_i$  为噪声数据。

需要根据不同的数据环境选择合适的密度阈值,才能得到较好的处理效果。本文在进行聚类之前,统计不同的密度阈值统计其对应的噪声样本数量,绘制密度阈值-噪声数量曲线,通过曲线选择最佳的密度阈值。

图 4 显示了阈值水平的变化如何影响聚类的数量。该图表明,对于  $N$  的不同值,阈值水平不应很大(小于 0.2)<sup>[23]</sup>。

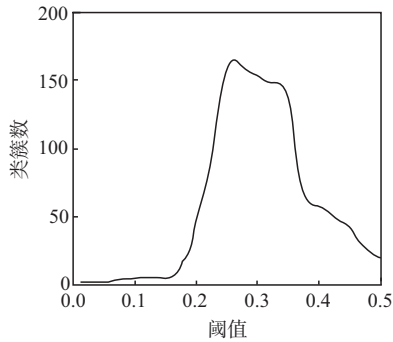


图 4 阈值与簇数关系

Fig. 4 Relationship between threshold and number of clusters

### 1.2.2 仿真分析及验证

通过 Chainlink 数据集进行验证,该数据集是一个具有挑战性的数据集,因为该数据集的原始分布为互相嵌套的圆环(如图 5 所示),对算法的聚类能力具有极高的要求,其聚类结果如图 6 所示。

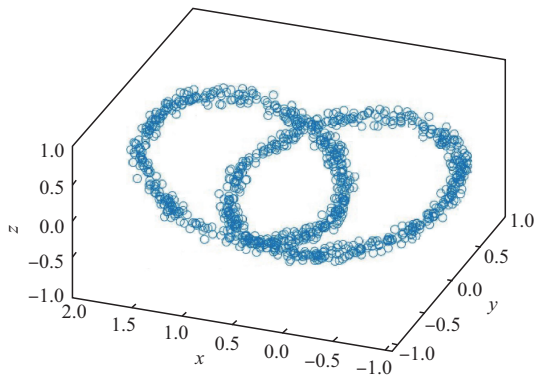


图 5 Chainlink 数据集图解原始分布

Fig. 5 Chainlink dataset graphical representation of the original distribution

将该算法与 FUALM、DBSCAN、DENCLUE 和 FN-DBSCAN 相对于集群数量的运行时间进行比较。根据图 7 所示,可以得出 2 点结论:一是随着集群数量的增加,所有方法的执行时间不会增加,并且几乎保持不变;二是 DBSCAN、FN-DBSCAN 和

DENCLUE 的执行时间比 KIDS 和 FUALM 的执行时间高<sup>[24]</sup>。通过实验表明,本文的聚类方法在运行速度上具有明显优势,在 Chainlink 数据集上的聚类效果也较好。

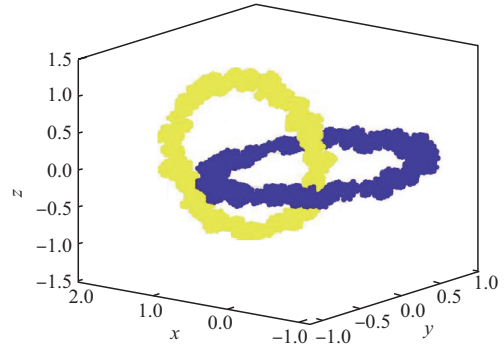


图 6 KIDS 聚类效果

Fig. 6 KIDS clustering effect

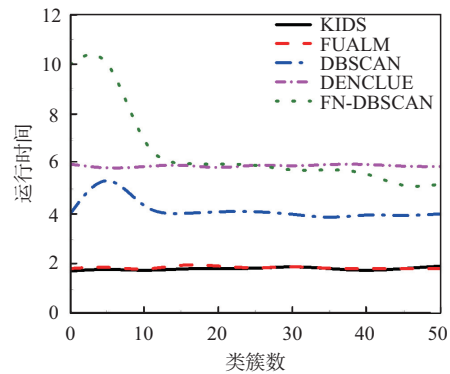


图 7 算法运行对比

Fig. 7 Comparison of algorithm operation

## 2 改进的多级天际线选择方法

本文引入数据挖掘领域的 Skyline 查询方法<sup>[25-35]</sup>,即天际线方法,该方法有效避免了多目标威胁评估中权重设定等复杂环节。

通过上文设计的方法,能够在场景中大量目标进行处理,解决了天际线选择方法应对大量目标威胁评估时速度较慢的问题。本节主要针对天际线选择方法在军事作战应用的局限性进行改进,设计改进的多级天际线选择方法。

### 2.1 传统天际线选择方法

天际线选择方法通过在给定的评价对象集合  $T$  中选择天际线成员  $S$ ,作为评价对象集合  $T$  的一个子集  $S$ ,其能够支配集合其余所有评价对象而又在其自身子集内互不支配。则呈集合  $S$  中的所有元素构成了“天际线”<sup>[25]</sup>。其算法步骤如图 8 所示。

支配的定义:  $T$  中的评价对象具有  $M$  项个评价指标维度,  $t_{im}$  和  $t_{jm}$  分别为  $T$  中的 2 个评价对象,若  $t_i$  在所有的评价指标上的属性值都不比  $t_j$  差,且

至少在某一指标维度上的属性值优于  $t_j$ ,即存在  $m_1, t_{im_1} > t_{jm_1}$ ,且对于任意  $m_1$  不等于  $m_2$ ,有  $t_{im_1} \geq t_{jm_1}$ ,则称  $t_i$  支配  $t_j$ 。若存在  $m_1$  使得  $t_{im_1} < t_{jm_1}$ ,且对于任意的  $m_1$  不等于  $m_2$ ,有  $t_{im_1} \leq t_{jm_1}$ ,则称  $t_i$  被  $t_j$  支配。若存在  $t_{im_1} > t_{jm_1}$ ,且  $t_{im_2} < t_{jm_2}$ ,则称  $t_i$  和  $t_j$  互不支配。其中支配关系并非绝对,需要依据问题需求来确定。

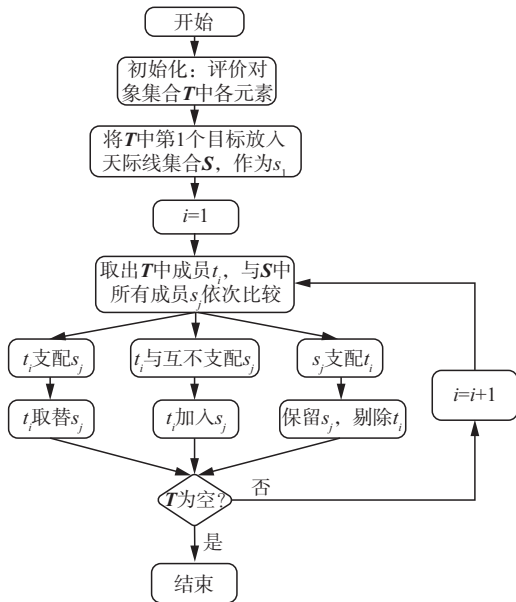


图 8 传统天际线选择方法流程

Fig. 8 Flowchart of traditional skyline selection methods

相较于传统的多目标多指标评价方法,天际线选择方法具有以下优势<sup>[36-38]</sup>:

1) 无需进行权重设定,从而避免了权重设定的主观性,消除了各种因素对权重造成的影响<sup>[5]</sup>。将运动状态转化为威胁级别,避免了二次误差的传输,即从运动状态到威胁程度的传输误差和从威胁程度到威胁级别的传递误差,能够将目标各属性的能力直接呈现。

2) 避免了传统方法过度数学抽象的问题,保留军事问题的博弈本质,既能够为指挥员提供清晰的评价结果,又能为指挥员针对不同作战场景提供目标细节信息。

3) 可以得到更加全面的结果。得到的结果是 1 个帕累托最优集合,集合中的每个成员互补支配,针对不同场景各有优势,指挥员能够全面根据作战态势,在天际线集合中选择针对当前场景“最好”的选择<sup>[27]</sup>。

### 2.2 多级天际线选择方法

虽然天际线方法相较于传统的多目标多属性决策方法有独特的优势,但是评价中容易出现单一个体在所有评价维度超越其余所有评价对象的情况,使得极少数优势个体对剩余所有评价对象形成支配

关系,最终造成评价结果不够全面,次优个体被忽略的现象,另外在天际线之外的成员在不同属性上仍有较大的差异表现,在不同场景下其突出属性仍有较大的威胁程度,将这些成员一并归类,使指挥员难以在天际线成员之外再作出其他选择,难以给指挥员提供全面的战场信息。因此,本文提出一种多级天际线选择方法,具体算法如图 9 所示。

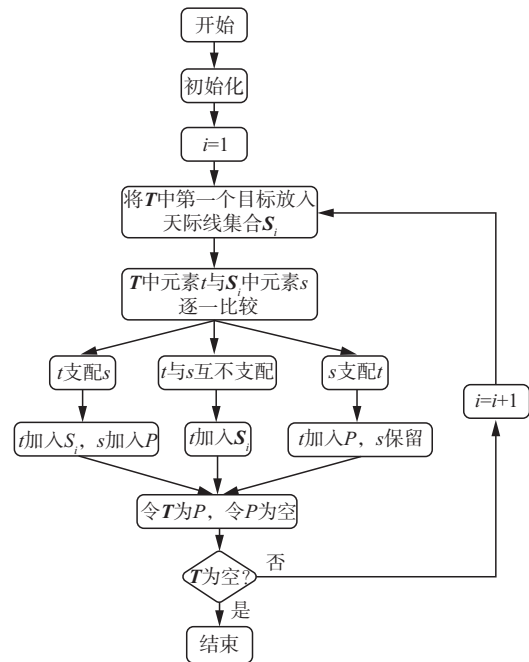


图 9 改进的多级天际线选择方法流程

Fig. 9 Flowchart of the improved multilevel skyline selection methodology

相较于传统的天际线选择方法,多级天际线选择具备以下优势:

1) 提高了选择结果的全面性,能够对所有评价对象给出对应的等级天际线,将更多具备突出属性优势的对象选择出来供用户进行决策参考。

2) 评价结果更加具备合理性,增加指挥员对评价结果的信任程度和选择空间。一方面,除了顶层天际线的优势个体之外,也体现出其余评价对象的竞争动力。另一方面,通过按级输出的顺序区分了结果的高低等级层次,便于指挥员进行选择,提高了适用性和灵活性<sup>[28]</sup>。

## 3 基于雷达图的多级天际线表示方法

天际线选择方法二维属性上能够清晰地进行比较,当评价属性较多时,虽然能通过列表等方式进行结果的展现,但在作战过程中,指挥员要能够根据机器辅助信息进行快速决策,机器计算结果的呈现对指挥员做出决策也起到很大的作用,以具体实例验

证分析基于雷达图的多级天际线表示方法的优势。假设在防空作战中,共有 10 个来袭目标,经过传感器资源识别、跟踪等环节,获取目标信息如表 2 所示。

表 2 来袭目标信息

Tab. 2 Incoming target information

目标	速度/ $Ma$	航路捷径/ km	干扰 能力	隐身 性能	武器毁 伤能力
$t_1$	1.0	9.5	一般	弱	强
$t_2$	2.0	8.7	一般	一般	强
$t_3$	2.5	8.0	一般	一般	很强
$t_4$	1.2	10.0	很强	很强	弱
$t_5$	1.6	9.6	很强	很强	弱
$t_6$	2.3	8.0	很强	很强	弱
$t_7$	1.1	6.5	强	弱	强
$t_8$	1.3	5.9	强	弱	很强
$t_9$	0.8	5.7	强	弱	很强
$t_{10}$	0.9	5.6	很强	弱	强

利用多级天际线方法对 10 个来袭目标进行威胁评估的步骤如下:

**步骤 1** 进行参量量化,计算目标各属性的量化值,具体方法为:

1)目标速度:空袭目标的速度越高,雷达对其跟踪的精度和稳定性越低,拦截的可能性也越低,本文将目标的隶属度函数表示为:

$$u_1(v) = \begin{cases} 0.2, & 0 \leq v < 1 \\ 0.8(1 - e^{-k_v(v-1)^2}) + 0.2, & v \geq 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中: $k_v$  为目标速度增益系数,一般取典型值  $k_v = -0.1 Ma^{-2}$ 。

2)航路捷径:目标的威胁程度和攻击企图通过航路捷径反映,航路捷径越小,目标的攻击意图越明显,威胁程度也就越大,本文将目标航路捷径的隶属度函数表示为:

$$v_2(p) = e^{-k_p p^2} \quad (18)$$

式中: $k_p$  为航路捷径衰减系数,反映了目标的攻击威胁范围,一般取  $k_p = 5 \times 10^{-3} km^{-2}$ 。

3)干扰能力:当目标对我方传感器实施干扰时,会对我方雷达的搜索和跟踪难度提出极高的要求,其也作为判断威胁评估程度的重要指标,对其进行量化,如表 3 所示。

表 3 电子干扰能力参量

Tab. 3 Electronic interference capability coefficients

电子干扰能力	量化值
很强	0.9
强	0.7
一般	0.5
弱	0.3
很弱	0.1

4)隐身性能:目标的隐身性能对我方探测能力提出极大的挑战,目标的隐身性能越高,探测难度越大,目标的突防及存活能力越强,对我方会造成突然的威胁,如表 4 所示。

表 4 隐身性能参量

Tab. 4 Stealth performance parameters

隐身能力	量化值
很强	0.9
强	0.7
一般	0.5
弱	0.3
很弱	0.1

5)武器毁伤能力:目标武器的毁伤能力越大,对我方保卫要地的威胁程度越大,其量化结果如表 5 所示。

表 5 武器毁伤能力参量

Tab. 5 Weapon destructive capability parameters

武器的毁伤能力	量化值
很强	0.9
强	0.8
一般	0.5
弱	0.2

通过参量化计算得到目标初始决策矩阵:

$$Z = \begin{bmatrix} 0.21 & 0.63 & 0.50 & 0.30 & 0.80 \\ 0.27 & 0.68 & 0.50 & 0.50 & 0.80 \\ 0.36 & 0.72 & 0.50 & 0.50 & 0.90 \\ 0.20 & 0.60 & 0.90 & 0.90 & 0.20 \\ 0.22 & 0.63 & 0.90 & 0.90 & 0.20 \\ 0.32 & 0.72 & 0.90 & 0.90 & 0.20 \\ 0.20 & 0.80 & 0.70 & 0.30 & 0.80 \\ 0.21 & 0.84 & 0.70 & 0.30 & 0.90 \\ 0.20 & 0.85 & 0.70 & 0.30 & 0.90 \\ 0.20 & 0.85 & 0.90 & 0.30 & 0.80 \end{bmatrix}$$

**步骤 2** 通过多级天际线算法,对其进行天际线划分,划分结果为:

$$U = (3, 2, 1, 3, 2, 1, 3, 2, 1, 1)$$

其中:数字越小,表示其所处的级别越高,第 1 级天际线的成员为  $U_1 = \{t_3, t_6, t_9, t_{10}\}$ ,第 2 级天际线成员为  $U_2 = \{t_2, t_5, t_8\}$ ,第 3 级天际线成员为  $U_3 = \{t_1, t_4, t_7\}$ 。

**步骤 3** 图 10、图 11、图 12 为基于雷达图的图示展示方法,能够给指挥员提供更加全面的目标信息,将各个属性统一进行呈现,便于指挥员做出更加

符合战场环境的作战决策。

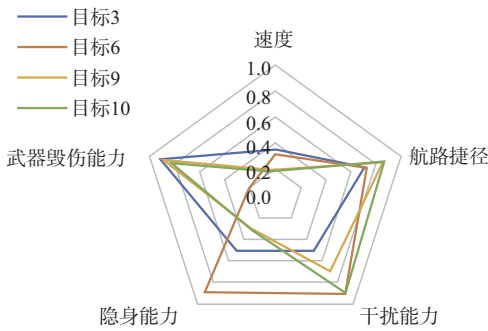


图 10 1 级天际线成员

Fig. 10 Member of the first-level skyline

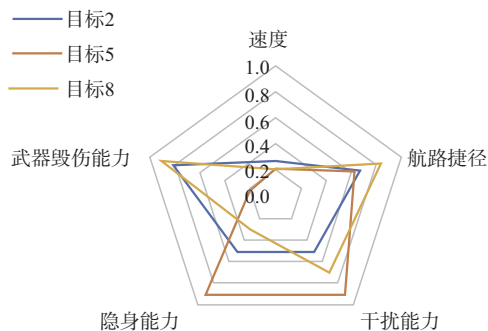


图 11 2 级天际线成员

Fig. 11 Member of the second-level skyline

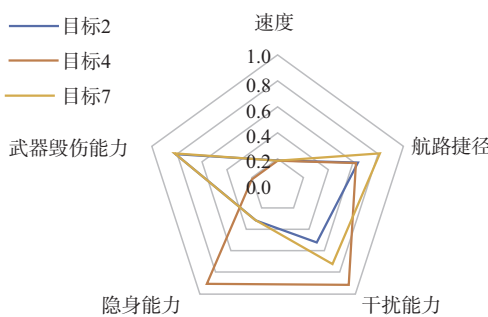


图 12 3 级天际线成员

Fig. 12 Member of the third-level skyline

### 4 仿真与验证

为验证本方法的实际应用效果,本节运用作战仿真平台,设计作战想定,开展作战实验,根据仿真结果对本文模型方法进行较为完整地分析。

#### 4.1 作战想定设置

大场景的区域联合作战想定以要地防空为主,针对空情态势的复杂性,需要设定双方态势信息。

蓝方参战兵力构成:空中作战力量为三代战斗机 48 架、四代战斗机 24 架、舰载电子攻击机 12 架、预警机 3 架、隐身轰炸机 2 架、蜂群无人机 450 架、巡航导弹 400 枚。

红方参战兵力构成:地面防空兵力装备中远程地空导弹 12 套、近程防空导弹 3 套、反辐射导弹 1 套,海基防空力量装备各型驱逐舰 4 艘,空中防空力量各型战斗机 30 架,预警支援兵力预警机 2 架。

#### 4.2 仿真分析

为了验证本文提出方法在对抗博弈场景下的目标威胁评估效能,根据作战想定,在该场景下对通过本文方法进行威胁评估和传统多属性威胁评估方法进行对比分析。

**方案 1** 通过本文设计的基于改进天际线选择方法对大规模目标进行威胁评估。

**方案 2** 直接通过传统的多属性决策方法进行威胁评估。

首先分析 2 种方案的威胁评估效率,而后各自根据 2 种方案进行目标分配及拦截,分析最终的红方拦截效能。

##### 4.2.1 态势分析

仿真实验在 1 台配置为酷睿 i7-7800X, CPU 3.50 GHz, 16 G RAM, Windows 11 实验平台上进行。通过模拟推演平台进行战前部署,部署后的红方探测与对空拦截范围满足区域联合防空作战基本要求。推演过程中,方案 1 中红方依据本文所设计的威胁评估方法给出威胁评估结果继而进行目标分配、火力拦截操作,蓝方使用仿真平台自带 AI 操作;方案 2 中红蓝双方均由 AI 根据预设交战条令操控,双方训练水平均设置为“顶尖”。2 种方案除了威胁评估方法外,目标分配、火力拦截等方法均相同。

##### 4.2.2 作战推演过程

**方案 1** 针对大规模场景,需要将大量目标进行聚类分群处理,将敌方空中目标通过本文所提出的聚类方法进行处理,将簇各属性指标的平均值代表该类簇各属性的指标,处理结果如表 6 所示。

表 6 来袭群目标信息

Tab. 6 Incoming group targeting information

类簇	速度/Ma	航路 捷径/km	干扰 能力	隐身 性能	武器毁 伤能力
A <sub>1</sub>	1.5	9.5	一般	弱	强
A <sub>2</sub>	1.7	8.9	一般	弱	强
A <sub>3</sub>	2.0	7.0	一般	一般	很强
A <sub>4</sub>	1.8	8.0	一般	弱	较强
A <sub>5</sub>	2.2	7.2	一般	强	很强
A <sub>6</sub>	2.4	8.2	一般	强	很强
A <sub>7</sub>	1.2	9.2	强	弱	弱
A <sub>8</sub>	1.4	8.6	强	弱	弱



续表

类簇	速度/Ma	航路 捷径/km	干扰 能力	隐身 性能	武器毁 伤能力
$A_9$	1.1	10.2	很强	弱	弱
$A_{10}$	0.9	9.9	弱	很强	很强
$A_{11}$	0.5	6.8	弱	很强	强
$A_{12}$	0.3	6.5	弱	强	强
$A_{13}$	0.2	6.0	弱	一般	强
$A_{14}$	0.9	6.9	弱	很强	强
$A_{15}$	0.8	6.4	弱	强	强
$A_{16}$	0.7	5.9	弱	一般	强

$$Z = \begin{bmatrix} 0.22 & 0.64 & 0.5 & 0.3 & 0.8 \\ 0.24 & 0.67 & 0.5 & 0.3 & 0.8 \\ 0.28 & 0.78 & 0.5 & 0.5 & 0.9 \\ 0.25 & 0.73 & 0.5 & 0.3 & 0.9 \\ 0.31 & 0.77 & 0.5 & 0.7 & 0.9 \\ 0.34 & 0.71 & 0.5 & 0.7 & 0.9 \\ 0.20 & 0.65 & 0.7 & 0.3 & 0.2 \\ 0.21 & 0.69 & 0.7 & 0.3 & 0.2 \\ 0.20 & 0.59 & 0.9 & 0.3 & 0.2 \\ 0.20 & 0.61 & 0.3 & 0.5 & 0.9 \\ 0.20 & 0.79 & 0.3 & 0.7 & 0.8 \\ 0.20 & 0.81 & 0.3 & 0.9 & 0.8 \\ 0.20 & 0.84 & 0.3 & 0.9 & 0.9 \\ 0.20 & 0.79 & 0.3 & 0.5 & 0.8 \\ 0.20 & 0.81 & 0.3 & 0.7 & 0.8 \\ 0.20 & 0.84 & 0.3 & 0.9 & 0.8 \end{bmatrix}$$

将评价指标进行参量化处理之后,作为后续多级天际线方法的输入。通过多级天际线方法,求解目标威胁等级:

$$U = (4, 3, 1, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 3, 2, 1, 4, 3, 1)$$

求解等级结果为  $U_1 = \{t_3, t_5, t_6, t_8, t_9, t_{10}, t_{13}, t_{16}\}$ ,  $U_2 = \{t_4, t_7, t_{12}\}$ ,  $U_3 = \{t_2, t_{15}, t_{11}\}$ ,  $U_4 = \{t_1, t_{14}\}$ , 图 13~图 16 为对应的雷达图示。

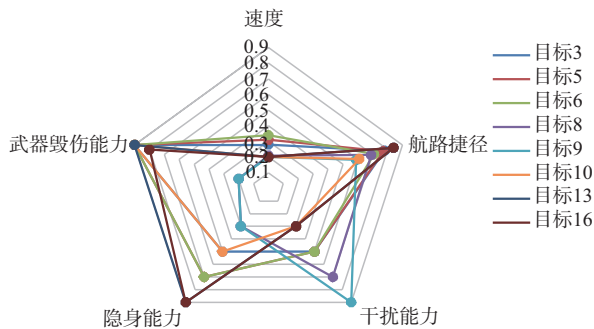


图 13 仿真实验 1 级天际线成员

Fig. 13 Member of the first-level skyline in simulation experiment

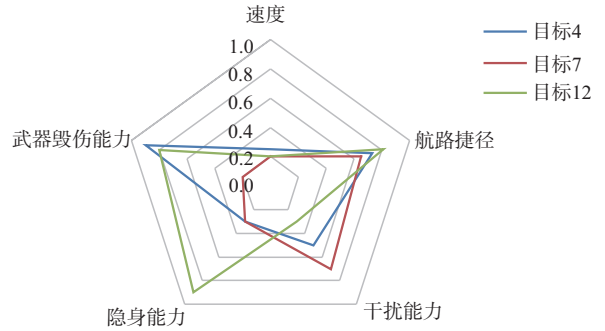


图 14 仿真实验 2 级天际线成员

Fig. 14 Member of the second-level skyline in simulation experiment

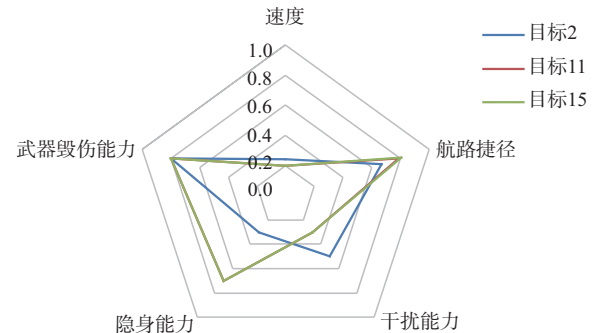


图 15 仿真实验 3 级天际线成员

Fig. 15 Member of the third-level skyline in simulation experiment

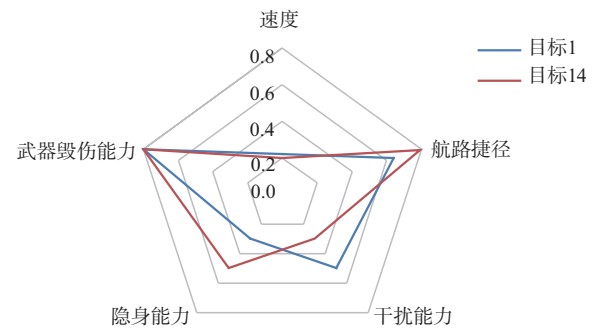


图 16 仿真实验 4 级天际线成员

Fig. 16 Member of the fourth-level skyline in simulation experiment

红方根据多级天际线输出结果,进行目标分配并拦截。

方案 2 根据先到先打方法,对目标进行威胁排序,如表 7 所示,根据结果进行分配拦截。

表 7 传统目标威胁评估列表

Tab. 7 List of traditional target threat assessments

威胁排序	目标类型
批次 1	$A_1$ 批无人机蜂群
批次 2	$A_2$ 批无人机蜂群
批次 3	$B_1$ 批巡航导弹
批次 4	$B_2$ 批巡航导弹
批次 5	$C_1$ 批三代战斗机
批次 6	$C_2$ 批三代战斗机

### 4.2.3 威胁评估效果分析

根据图 17 中方案 1 与方案 2 红方战损消耗情况的对比可以得出,红方在本文所提出的技术下进行分配拦截,作战资源消耗更少。从图 17 与图 18 中可以发现方案 2 中空空导弹的消耗数目很高,占总弹药消耗数目的比重很大,且先进中远程防空导弹命中率极低。根据前文行为分析,主要是由于方案 2 条件下采取先到先打以及权值多属性决策等方法,片面的对空袭目标进行威胁排序,而后引导航空兵歼击机在探测到蓝方大规模巡航导弹主动对其进行拦截,并发射了大量空空导弹,这导致在面对蓝方战斗机突防陷入空战劣势;而先进中远程地空导弹在跟踪到蓝方巡航导弹时也向其发射了导弹,面对后续蓝方高价值目标时陷入劣势,严重制约其作战效率。

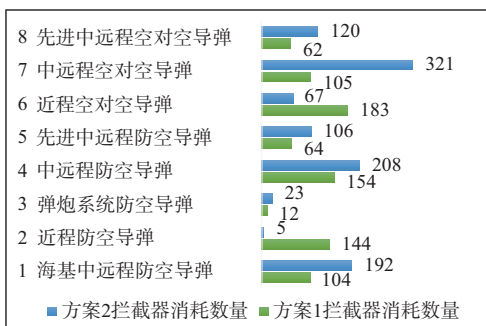


图 17 拦截器消耗情况对比

Fig. 17 Comparison of interceptor consumption

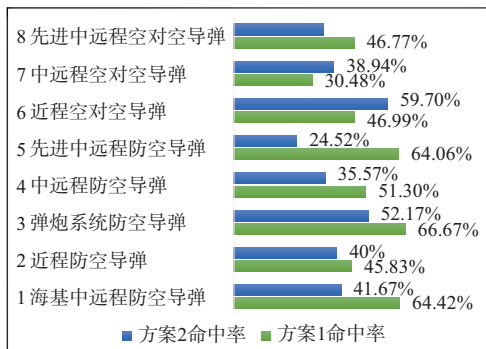


图 18 拦截器命中率对比

Fig. 18 Comparison of Interceptor Hit Rates

结合图 19 对比红方战略要地受击情况,方案 1 的战略要地受攻击程度更低,且最为重要的指挥中心受击程度更低,更好地保持了整体作战效能。

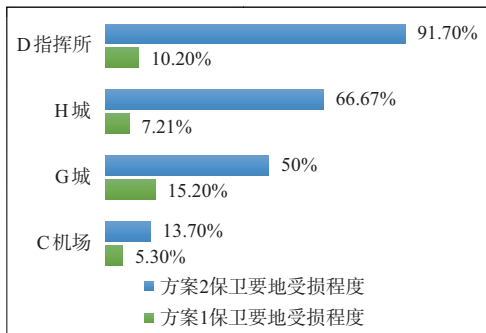


图 19 保卫要地受损程度对比

Fig. 19 Comparison of the extent of damage to defended strongholds

结合图 20,方案 1 控制下的红方作战单元对蓝方制导武器的拦截成功率更高,且消耗弹药更少,作战效能更高。

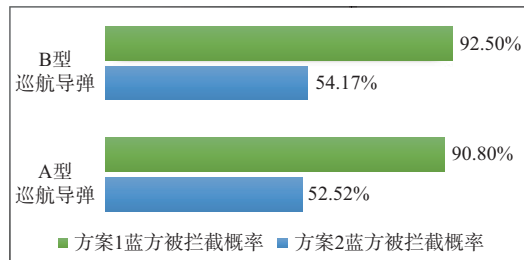


图 20 蓝方巡航导弹被拦截情况对比

Fig. 20 Comparison of interceptions of Blue cruise missiles

综合上述的仿真结果,显然本文设计方法威胁评估效果更好,从而为后续目标分配和火力拦截提供更为可靠的分配依据,最终提高了拦截效率、作战经费比和保卫强度。

## 5 结语

本文以区域防空作战为背景,提出了一种基于改进天际线选择方法的大规模目标威胁评估方法。首先针对大规模目标数据量大、类型复杂等问题,提出了基于模糊理论参数自适应密度网格聚类方法,对目标进行聚类处理;而后设计多级天际线选择方法,对目标进行威胁评估,并在此基础上设计基于雷达图的目标威胁评估表示方法,为指挥员提供全面的评估结果;最后进行仿真实验,结果表明本方法提高了目标威胁评估效率,在一定程度上提高了指挥控制能力。

### 参考文献

[1] 王思远,王刚,张家瑞. 基于变权 TOPSIS 法的防空目标威胁评估方法[J]. 弹箭与制导学报, 2019, 39(6): 171-176.  
WANG S Y, WANG G, ZHANG J R. Threat Assessment Method for Air Defense Targets Based on Variable Weight TOPSIS Algorithm[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2019, 39(6): 171-176. (in Chinese)

[2] 李乐民,宋亚飞,王鹏,等. 一种基于全卷积神经网络的空中目标战术意图识别模型[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(5): 98-106.  
LI L M, SONG Y F, WANG P, et al. A Full Convolutional Neural Network-Based Tactical Intent Recognition Model for Airborne Targets[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(5): 98-106. (in Chinese)

[3] 赵亮,孙鹏,张杰勇,等. 难分类样本快速空中目标意

- 图识别方法[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(1): 76-82.
- ZHAO L, SUN P, ZHANG J Y, et al. A Fast Aerial Targets Intention Recognition Method under Imbalanced Hard-Sample[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(1): 76-82. (in Chinese)
- [4] 高天祥, 王刚, 岳韶华, 等. 基于贝叶斯决策理论的NSHV分段建模威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(1): 60-66.
- GAO T X, WANG G, YUE S H, et al. Segmental Modeling Threat Assessment of NSHV Based on Bayesian Decision Theory[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(1): 60-66. (in Chinese)
- [5] WANG G J, DUAN Y. TOPSIS Approach for Multi-Attribute Decision Making Problems Based on N-Intuitionistic Polygonal Fuzzy Sets Description[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 124: 573-581.
- [6] 高阳阳, 余敏建, 王子博琳. 基于云模型和改进熵权的空战多目标威胁等级评估[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(9): 35-39.
- GAO Y Y, YU M J, WANG Z B L. Target Threat Assessment Technology for UAV Air Combat Based on Cloud Model and Improved Entropy Weight[J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(9): 35-39. (in Chinese)
- [7] 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: 350-369.
- [8] 陈毓昕. 基于数据融合的机载多传感器目标威胁评估[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- CHEN Y X. Threat Assessment of Airborne Multi-sensor Targets Based on Data Fusion[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013. (in Chinese)
- [9] 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 & Electrical Engineering, 2019, 74: 223-232.
- [10] 李威, 卢盈齐, 范成礼, 等. 基于战场态势变权的空中集群威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2022, 23(3): 89-96.
- LI W, LU Y Q, FAN C L, et al. Threat Assessment of Aircluster Based on Battlefield Situation Variable Weight[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2022, 23(3): 89-96. (in Chinese)
- [11] 陈振坤, 程嗣怡, 徐宇恒, 等. 数据缺失下基于IOWA-TOPSIS的辐射源威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(1): 105-111.
- CHEN Z K, CHENG S Y, XU Y H, et al. A Radiator Threat Assessment Based on IOWA-TOPSIS under Conditions of Missing Data[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(1): 105-111. (in Chinese)
- [12] 胡涛, 王栋, 黄震宇, 等. 基于前景理论和VIKOR法的空战威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(5): 62-68.
- HU T, WANG D, HUANG Z Y, et al. Air Combat Threat Assessment Based on Prospect Theory and VIKOR Method[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(5): 62-68. (in Chinese)
- [13] 于涛一. 基于Skyline的一种改进的数据流查询算法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2009.
- YU T Y. Research on an Improved Data Stream Query Algorithm Based on Skyline[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2009. (in Chinese)
- [14] 郭林亮. 基于边界划分的聚类算法研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2022.
- GUO L L. Research on Clustering Algorithm Based on Boundary Division[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2022. (in Chinese)
- [15] 张朋, 李小林, 王李妍. 基于DBSCAN的动态邻域密度聚类算法[J]. 计算机科学, 2023, 50(S1): 609-615.
- ZHANG P, LI X L, WANG L Y. Dynamic Neighborhood Density Clustering Algorithm Based on DBSCAN[J]. Computer Science, 2023, 50(S1): 609-615. (in Chinese)
- [16] 孙璐, 梁永全. 融合网格划分和DBSCAN的改进聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(14): 73-79.
- SUN L, LIANG Y Q. Improved Clustering Algorithm Fusing Grid Partition and DBSCAN[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(14): 73-79. (in Chinese)
- [17] 高云龙, 赖文馨, 潘金艳, 等. 自适应稀疏模糊聚类模型[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2021, 60(6): 1001-1010.
- GAO Y L, LAI W X, PAN J Y, et al. Adaptive Sparse Fuzzy Clustering Model[J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2021, 60(6): 1001-1010. (in Chinese)
- [18] KLIDBARY S H, SHOURAKI S B, AFRAKOTI I E P. An Adaptive Efficient Memristive Ink Drop Spread (IDS) Computing System[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(11): 7733-7754.
- [19] JAVADIAN M, MALEKZADEH A, HEYDARI G, et al. A Clustering Fuzzification Algorithm Based on ALM[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2020, 389: 93-113.
- [20] IRANMEHR E, SHOURAKI S B, FARAJI M M, et

- al. Bio-Inspired Evolutionary Model of Spiking Neural Networks in Ionic Liquid Space[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2019, 13: 1085.
- [21] RAY P, REDDY S S, BANERJEE T. Various Dimension Reduction Techniques for High Dimensional Data Analysis: A Review [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2021, 54(5): 3473-3515.
- [22] JAVADIAN M, SHOURAKI S B, KOURABBASLOU S S. A Novel Density-Based Fuzzy Clustering Algorithm for Low Dimensional Feature Space [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2017, 318: 34-55.
- [23] JAVADIAN M, SHOURAKI S B. UALM: Unsupervised Active Learning Method for Clustering Low-Dimensional Data [J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2017, 32(3): 2393-2411.
- [24] DONG S Q, LIU J J, LIU Y H, et al. Clustering Based on Grid and Local Density with Priority-Based Expansion for Multi-Density Data [J]. *Information Sciences*, 2018, 468: 103-116.
- [25] 魏小娟, 杨婧, 李翠平, 等. Skyline 查询处理 [J]. *软件学报*, 2008, 19(6): 1386-1400.
- WEI X J, YANG J, LI C P, et al. Skyline Query Processing [J]. *Journal of Software*, 2008, 19(6): 1386-1400. (in Chinese)
- [26] SIDIROPOULOS A, GOGGLOU A, KATSAROS D, et al. Gazing at the Skyline for Star Scientists [J]. *Journal of Informetrics*, 2016, 10(3): 789-813.
- [27] 樊明锁, 汤志俊, 陈华辉, 等. 分布式环境下连续概率 Skyline 查询 [J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(15): 123-129.
- FAN M S, TANG Z J, CHEN H H, et al. Continuous Probabilistic Skyline Queries under Distributed Environment [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(15): 123-129. (in Chinese)
- [28] 王犍, 张东戈. 面向优势选择评价的天际线方法 [J]. *军事运筹与系统工程*, 2017, 31(3): 61-66.
- WANG Q, ZHANG D G. Skyline Method for Advantage Selection Evaluation [J]. *Military Operations Research and Systems Engineering*, 2017, 31(3): 61-66. (in Chinese)
- [29] 郭素. 基于众包的不完整数据 Skyline 查询处理研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- GUO S. Research on Skyline Query Processing of Incomplete Data Based on Crowdsourcing [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019. (in Chinese)
- [30] 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: 350-369.
- [31] 邵路伊. 基于交互的多用户 Skyline 查询处理研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- SHAO L Y. Research on Multi-User Skyline Query Processing Based on Interaction [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018. (in Chinese)
- [32] 樊明锁. 分布式环境下面向移动对象的 Skyline 查询 [D]. 宁波: 宁波大学, 2013.
- FAN M S. Query Skyline of Moving Objects in Distributed Environment [D]. Ningbo: Ningbo University, 2013. (in Chinese)
- [33] 王潇逸, 秦小麟, 王宁, 等. 高效多子空间 Skyline 查询处理算法 [J]. *计算机科学与探索*, 2016, 10(5): 623-634.
- WANG X Y, QIN X L, WANG N, et al. Efficient Algorithm for Multiple Subspace Skyline Queries Processing [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2016, 10(5): 623-634. (in Chinese)
- [34] PENG Y W, CHEN W M. Parallel K-Dominant Skyline Queries in High-Dimensional Datasets [J]. *Information Sciences*, 2019, 496: 538-552.
- [35] YANG Z B, ZHOU X, LI K L, et al. Efficient Processing of Top k Group Skyline Queries [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 182: 104795.
- [36] 李小勇. 不确定数据的分布并行 Skyline 查询技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- LI X Y. Research on Distributed Parallel Skyline Query Technology for Uncertain Data [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2013. (in Chinese)
- [37] 赵翔, 商海川. 面向高效并行 Skyline 计算的数据划分方法 [J]. *计算机学报*, 2020, 43(11): 2050-2066.
- ZHAO X, SHANG H C. Data Partitioning Method for Efficient Parallel Skyline Computation [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2020, 43(11): 2050-2066. (in Chinese)
- [38] 王晓东. 计算机算法设计与分析 [M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- WANG X D. Computer Algorithm Design and Analysis [M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007. (in Chinese)

(编辑: 杜娟)