

基于复杂约束的地面防空作战装备 支援保障节点选址问题研究

齐丁丁¹, 徐斌², 赵英俊¹, 张敏¹, 王政钧³, 侯欣娜⁴

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710038; 2. 空军装备部综合计划局, 北京, 100086;
3. 西安电子科技大学数学与统计学院, 西安, 710126; 4. 91798部队, 河北邢台, 054100)

摘要 针对新型地面防空作战向分布式、模块化和高机动性发展带来的具有复杂约束的支援保障节点选址问题, 提出了遗传-K-均值-遗传算法(GAKGA), 该算法利用分层聚类思想根据实际约束条件将不同的作战模块划分为不同层级, 在每一个层级中利用K-均值算法求满足问题约束条件的解。求解过程充分利用遗传算法强大的全局搜索能力优化K-均值算法初始点的选取, 最后根据各层级所得结果, 利用遗传算法对保障节点的最终选址进行优化。实验表明, 改进后的算法在复杂选址问题中可以得到路径更短的解, 更有利于实现对分布式地面防空作战装备保障需求的敏捷响应。

关键词 选址优化; 地面防空; 装备保障; 遗传-K-均值-遗传算法

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.05.012

中图分类号 N37; E274.6 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)05-0090-08

A Study of Site Selection for Support and Logistics Nodes of Ground-Based Air Defense Equipment under Complex Constraints

QI Dingding¹, XU Bin², ZHAO Yingjun¹, ZHANG Min¹, WANG Zhengjun³, HOU Xinna⁴

(1. Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
2. Information Assurance Office, Comprehensive Planning Bureau, Air Force Equipment Department,
Beijing 100086, China; 3. School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710126, China;
4. Unit 91798, Xingtai 054100, Hebei, China)

Abstract In view of site selection problems for support and logistics nodes of ground-based air defense equipment under complex constraints caused by modern ground-based air defense operations increasingly turning towards distributed structures, modular design, and enhanced mobility, this paper tackles a complex problem of selecting optimal sites for support and logistics nodes, and proposes an innovative genetic-K-means-genetic algorithm (GAKGA). And the algorithm is utilized for stratifying different combat modules into different hierarchical tiers by hierarchical clustering idea, reflecting the intricacies of real-world operational constraints. Within each tier, the K-means algorithm is utilized to identify solutions satisfied with the problem's constraints. By integrating genetic algorithms, the initialization of the K-means algorithm is optimized, leveraging the genetic algorithm's strength in global search optimization. The final

收稿日期: 2024-03-26

基金项目: 国家自然科学基金(72071209)

作者简介: 齐丁丁(1990-), 男, 河北衡水人, 博士生, 研究方向为防空反导作战保障。E-mail: tintin0711@163.com

引用格式: 齐丁丁, 赵英俊, 张敏, 等. 基于复杂约束的地面防空作战装备支援保障节点选址问题研究[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(5): 90-97. QI Dingding, ZHAO Yingjun, ZHANG Min, et al. A Study of Site Selection for Support and Logistics Nodes of Ground-Based Air Defense Equipment under Complex Constraints[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(5): 90-97.

step involves using genetic algorithms to refine the selection of support nodes based on the results from each tier. The experimental results show that the enhanced GAKGA significantly improves solution efficiency, yielding shorter paths in complex site selection problems, thus facilitating a more agile response to the support needs of distributed ground-based air defense equipment.

Key words location optimization; ground air defense; equipment support; genetic-K-means-genetic algorithm

技术革命加速战争演进,空天威胁向多元化、体系化、复杂化、全域化发展,牵引地面防空向基于模块的分布式部署、基于敏捷的机动性能提升、基于聚优的动态化重构等转变^[1]。典型“伴随-支援-后送”^[2]装备保障模式中,过多依赖伴随保障将极大影响装备机动性能,过多依赖后送保障将难以应对分布式部署的多元保障需求。因此,支援保障将成为新型地面防空作战装备保障主体模式。基于此,支援保障节点分布式配置,将是更加契合新型地面防空作战装备保障需求,实现装备保障科学配置、敏捷响应的有效途径。

支援保障节点分布式配置,即在地面防空作战模块的部署区域内,按照一定规则设置多个支援保障节点,每个节点负责若干作战模块的作战装备保障任务,配置呈分布式、离散化特征。可以看出,保障节点选址的优劣,直接决定了其能否有效、快速完成新型地面防空作战装备保障任务需求。本文立足地面防空作战装备支援保障节点分布式配置,围绕基于复杂约束的保障节点选址问题展开研究。

装备保障节点选址首先应明确条件约束。文献[3~4]主要考虑了保障节点选址时需考虑的战场环境、自然环境、交通条件等因素制约。对于分布式支援保障节点而言,首先应考虑对于各作战模块保障需求的敏捷响应,即保障节点选址问题的优化目标为保障节点至各作战模块的距离和。此外,在实际作战中,求解上述优化问题还应考虑单一保障节点对每个作战模块的最大维修承载量、作战模块分布实际限制、作战模块的保障任务优先级、任务时间限制、保障节点数量等各类约束。综上,本文将上述问题建模为在复杂约束条件下的选址问题。

求解选址问题的主要方法大致可分为基于聚类的方法、基于数学规划的方法和智能优化方法。基于聚类方法,文献[5~6]的核心思想为根据样本数据间距离的度量对样本进行聚类,并输出聚类中心。考虑到大部分选址问题均以最小化聚类中心至各节点的距离和为目标,故基于聚类的方法被广泛应用于各选址问题中。文献[7]结合小区生鲜自提柜的建设与运营成本,利用 K-means 聚类方法给出最佳的自提柜选址方案。文献[8]利用 K-means 方法来

计算配送中心位置,并结合 TOPSIS 法来对结果进行排序选择。文献[9]使用一种基于密度的聚类方法对车辆维修站点的选址进行优化,为绿色车辆路径问题的求解提供了新思路。基于聚类的方法虽然能够快速地对选址问题进行求解,然而该方法往往在整个空间中搜寻聚类中心,难以满足实际问题的约束条件,且这类方法对于异常值较为敏感,算法稳定性较差。

基于数学规划的方法,文献[10~12]则是通过建立完备的数学模型,包括问题的目标函数和约束条件,从而求解问题的最优解。文献[13]通过整数规划的方法求解医疗服务站选址问题,并引入拉格朗日松弛算子将求解问题的规模进一步扩大。数值实验证明,所提方法能够大幅度缩短灾难救援网络的成本。文献[14]将混合整数编码与贪婪算法相结合,求解资源有限情况下的医疗中心选址问题,该方法的主要优势在于能够极大地缩短求解大规模问题所需时间。文献[15]设计了一种双层多目标模型求解灾后救援任务中的选址问题,模型能够同时优化多个目标函数,同时利用 KKT 条件和增强 ϵ 约束降低求解复杂度。基于数学规划的方法在问题的各项参数确定的情况下可以求解出精确的最优解,但在实际应用中,选址问题参数确定不变的情况较少。

而以遗传算法^[16]、蚁群算法^[17]、粒子群优化算法^[18]等为代表的智能优化方法,其核心是通过模拟生物进化过程或生物种群的行为,为复杂问题寻找最佳解决方案。文献[19]针对传统的区域道路网路径诱导系统存在难以有效规划出路径的最优解以及稳定性差问题,将免疫遗传算法应用于路径诱导系统成功实现最优路径诱导。文献[20]设计了一种自适应的多目标粒子群算法,并将其应用于 VTS 雷达站的选址问题中,该模型充分考虑了雷达站选址过程中的现实影响,障碍物遮挡。文献[21]基于非支配排序遗传算法-II(NSGA-II)和多目标粒子群优化(MOPSO)设计了一种新的非线性多目标、多周期、多商品流模型用来求解配送中心选址问题。降低了物品的运输时间和运输成本。为雷达站在实际环境中的选址提供求解思路。文献[22]设计了一种同时考虑选址和路径规划问题的双目标模型,并通过 ϵ

约束和 NSGA-II 方法分别求解小型、中型和大型规模的问题。智能优化方法强大的全局搜索能力虽然能够适用于具有复杂约束条件且参数不确定的选址问题,但该方法往往需要设计合适的探索机制防止算法陷入局部最优,同时算法需要通过大量的迭代才能得到一个近似的最优解,故求解时间较长,难以适用于有着严格求解时间约束的任务。

综上,本文提出基于遗传-K-均值-遗传算法,该算法结合了基于聚类方法的快速求解特性以及遗传算法强大的全局搜索能力,能够在复杂约束条件下更快速地求解保障节点选址问题。

1 基于遗传-K-均值-遗传算法的选址问题

1.1 K-均值聚类方法

聚类分析是根据数据集中属性的相似性把数据记录分成不同的簇,每个簇内数据的相似性尽可能大,而不同的簇之间的相似性尽可能小。相似性通常通过“距离”来度量,距离越大表明数据间的相似性越小、相异性越大。

在本文所涉及的选址问题中,我们以保障节点至各作战模块的距离和作为优化目标,故我们将各作战模块的坐标当做样本点,采取欧氏距离作为样本相似性度量,算法所求解的聚类中心即为保障节点的坐标。

假设各作战模块的数量为 n ,每个作战模块用 $x_i, i=1, 2, \dots, n$ 来描述,且每个作战模块的坐标可表示为 $x_i=(x_{i1}, x_{i2})$ 。对于样本空间中任意 2 个模块 $x_i=(x_{i1}, x_{i2})$ 和 $x_j=(x_{j1}, x_{j2})$,其欧式距离为:

$$d(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^2 (x_{ik} - x_{jk})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

K-均值(K-means)算法是基于样本集合划分的聚类算法,是一种无监督学习方法,主要用于将一组数据划分为多个不同的簇,以便每个数据点都属于与其最近的均值(或称为聚类中心)所代表的簇,以此方式来最小化每个点到其簇中心的距离。具体到选址问题当中,假设我们需要设立 K 个保障节点,则需要把作战模块划分为 K 类,即 (C_1, C_2, \dots, C_K) ,则本文的目标是最小化平方误差 E :

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (2)$$

式中: μ_i 为簇 C_i 的聚类中心,即为所求的保障节点坐标,其表达式为:

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (3)$$

K-means 算法求解选址问题的整体流程如下:

输入 各作战模块节点坐标,保障节点数量 K ,最大迭代次数 N 。

Step 1 在所有作战模块组成的数据集中,任意选择 K 个点作为初始的聚类中心。

Step 2 根据式(1)计算数据集中所有点到 K 个聚类中心的距离。

Step 3 对于任意一个作战模块,将其划分至与其距离最近的聚类中心所代表的簇。

Step 4 当所有的样本划分完成后,根据式(3)重新计算每个簇的聚类中心点。

Step 5 重复 Step2~Step4,直至所求得 K 个聚类中心点不再发生变化或达到最大迭代步。

事实上,初始聚类中心可以是数据集中的点,也可以是随机生成的点,为方便实现,在实际操作中一般选取数据集中的点,此外 K 个聚类中心点不再发生变化这一条件通常通过引入阈值来实现,即:

$$|d(x_i^{n-1}, x_i^n)| \leq \theta \quad (4)$$

式中: x_i^{n-1} 为第 $n-1$ 次迭代过程中所求得第 i 个簇的聚类中心点,当算法迭代至所有的 x_i 均满足式(4)所示条件时,即认为 K 个聚类中心点不再发生变化。此时阈值 θ 控制着算法的精度,通常取一个较小值。当 $K=2$ 时,利用 K-means 算法进行样本聚类的实例,如图 1 所示^[23]。

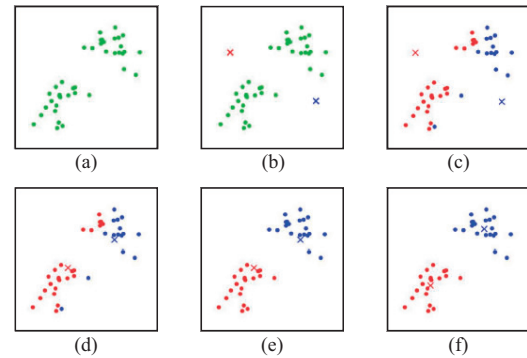


图 1 K-means 启发式方式图

Fig. 1 Illustration of the heuristic method in K-means clustering

虽然 K-means 算法计算速度快,可伸缩性较好,适用于需要快速响应的任务,但 K-means 算法的聚类效果受初始聚类中心选取的影响较大,且对噪声点敏感,故在样本量较大时,若采取随机选取初始聚类中心的方法,算法容易得到次优的结果。

在强调联合作战的背景下,地空导弹武器系统拆分为若干模块,致使样本量增加,为解决上述问题,本文利用遗传算法强大的全局搜索能力来优化初始点的选取。

1.2 基于遗传算法的初始点优化

遗传算法(genetic algorithm, GA)起源于对生

物系统所进行的计算机模拟研究。它是模仿自然界生物进化机制发展起来的随机全局搜索和优化方法,借鉴了达尔文的进化论和孟德尔的遗传学说。生物遗传与遗传算法对应关系如表 1 所示。

表 1 生物遗传与遗传算法对应关系

Tab. 1 Mapping of biological heredity to genetic algorithm concepts

概念	遗传算法中的作用
适者生存	算法停止时,最优目标值的解大概率被找到
个体	每个可行解
染色体	对每个可行解的编码
基因	可行解中的每个组成部分
适应性	适应度函数的函数值
种群	可行解域,根据适应度函数选择的一组解
选择	保留适应度函数的函数值优的解
交叉	将 2 个可行解内的组分随机交叉,产生新解
变异	随机变异可行解中的某些组分

对应到本文保障节点选址问题当中,GA-K-means 算法优化流程如下:

输入 各作战模块节点坐标,保障节点数量 K ,种群数量 P ,最大迭代次数 N 。

Step 1 创建初始种群。假设共有 M 个作战模块,分别将其编号为 $1, 2, \dots, M$ 。在种群编码的过程中采取零一编码的方式,种群中每个个体编码为拥有 M 个分量的向量,若对应分量为 0 即代表不选取该点为初始点,1 代表选取该点为初始点,每个向量中分量 1 的个数为 K 。通过随机生成的方式生成 P 个满足上述条件的向量组成初始种群。

Step 2 计算适应度。根据式(2)计算每个个体到其最终聚类中心的距离和的倒数,将其作为适应度函数。

Step 3 选择。按照适应度的大小,从种群中选择一定数量的个体直接进入下一代。

Step 4 变异。除被选中的个体外,种群中其余个体执行变异操作,即个体每一个分量均有 0.05 的概率发生改变,为保证约束,某一分量改变时,与该分量距离最近且值不同的分量同步发生改变,若出现 2 个距离相同且值不同的分量,则随机改变其中一个。

Step 5 生成新一代种群,迭代次数+1。

Step 6 重复 Step2~Step5 直至最大迭代次数 N 。

考虑到任务响应时间约束,此处执行选择操作时直接选取适应度最优的个体。此外由于初始点选取的数量固定为 K ,即种群编码中分量为 1 的个数只能为 K 个,交叉操作极易破坏上述约束条件,故本文在此省略交叉操作。

1.3 分层优化

在算法 1 流程中, K -means 算法在求解选址问题时,只对式(2)进行优化,并不限制某一簇中作战模块的数量。在实际任务中,由于各保障节点对不同模块有着最大维修数量的限制,若单纯利用 K -means 算法,则难以求解出满足约束条件的解。若设计相应的启发式规则对最终结果进行优化从而输出满足约束条件的解,则需要根据不同应用场景以及不同的约束条件设立不同的规则,算法泛化性较差。不符合敏捷响应的作战需求和即插即用的方法使用需求。

为解决这一问题,此处引入分层的思想,按照问题最主要约束条件(如保障节点对于该模块的最大维修数量)进行划分,假设按照保障节点的最大维修数量将模块划分为 p 个层级,在每个层级中分别应用上述算法,则可较为容易地得到满足约束条件的解。

但同时带来的问题是,每个层级极有可能求得不同的聚类中心,即不同的保障节点坐标,因此需要将 Kp 个聚类中心的坐标合并成 p 个点作为最终的选址结果,此时涉及坐标点的配对与合并,若此时采用启发式规则,按照距离远近对上述 Kp 个聚类中心进行配对,并将配对点所围成的几何图案的外心作为最终的选址结果,即可得到分层 K -means 算法。其流程如下所示。

输入 保障节点坐标(按照相应的约束条件进行分类),保障节点数量 K ,层级数量 p ,最大迭代次数 N 。

Step 1 按照相应的约束条件进行分类。

Step 2 对每一层级中的样本按照算法 2 进行最优初始点的选取,并利用 K -means 算法进行聚类,共可得 Kp 个聚类中心。

Step 3 在第 1 层级中选取一个聚类中心,计算该聚类中心到其余层级中每个聚类中心的距离。

Step 4 在其余层级中各选取一个与该聚类中心最近的点完成配对。

Step 5 重复 Step3、Step4 直至配对完成,配对时忽略以配对完成的点。

Step 6 根据配对结果,计算配对点所围成几何图案的外心。

Step 7 输出 Step6 所得结果作为最终的选址结果。

事实上,基于启发式规则的配对方案在配对过程中每一步都采用了贪婪的方式进行配对,这可能会得到次优的解。故本文再度使用遗传算法来对坐标点的配对方案进行优化。

上述 Kp 个聚类中心的坐标的集合可表示为:

$$C = \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_p\} \quad (5)$$

式中: C_i 为第 i ($1 \leq i \leq p, i \in N$) 类模块所求得 k 个聚类中心点的坐标构成的集合。可表示为: $C_i = \{c_{i1}, \dots, c_{ij}, \dots, c_{ik}\}$, 其中, c_{ij} 为第 i 类模块所求得第 j ($1 \leq j \leq K, j \in N$) 个聚类中心点的坐标。采用如下流程确认并优化最终选址结果。

1) 创建初始种群: 此处的初始种群为集合 C 中的所有坐标点, 编码时, 采取整数编码的方式, 对于每一个 C_i , 用正整数 $1, 2, \dots, K$ 的一个排列来对集合中的元素进行编码。则集合 C 中拥有相同编码数的坐标点数量为 p 个。

2) 计算适应度: 将拥有相同编码数的坐标点分为一组, 则集合 C 可表示为:

$$C = M = \{M_1, \dots, M_K\} \quad (6)$$

式中: $M_n, 1 \leq n \leq K, n \in N$ 为集合 C 中编号为 n 的点构成的集合, 可表示为:

$$M_n = \{c_{1n}, \dots, c_{in}, \dots, c_{pn}\} \quad (7)$$

式中: c_{in} 为集合 C_i 中编号为 n 的点。按照一定的启发式规则, 在集合 M_n 中所有坐标点所构成的几何图形中选取一点作为该集合的中心点, 记为 m_n 。用该点坐标代替 M_n 中所有点坐标, 此时样本点到其最终聚类中心的距离和表示为:

$$E = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \sum_{C_m \in M_n} \|x - m_n\|^2 \quad (8)$$

同理, 将适应度值设置为 $\frac{1}{E}$ 。

3) 选择操作: 同样直接选取适应度最大的个体, 若个体适应度相同则随机选取。

4) 交叉操作: 集合 C 中编码为 n 的个体必为 p 个, 为满足上述约束条件, 本文在此处省略交叉操作。

5) 变异操作: 对于每一个集合 C_i , 都有 0.05 的概率随机生成一个正整数 $1, 2, \dots, K$ 的一个排列, 从而为集合 C_i 的元素进行重新编码。

6) 最终输出: 适应度最高的个体所对应的 K 个中心点坐标 m_n 。

综上, 本文提出 GAKGA 算法总流程如下:

输入 保障节点坐标 (按照相应的约束条件进行分类), 保障节点数量 K , 层级数量 p , 最大迭代次数 N 。

Step 1 按照相应的约束条件进行分类。

Step 2 对每一层级中的样本按照算法 2 进行最优初始点的选取, 并利用 K -means 算法进行聚类, 共可得 Kp 个聚类中心。

Step 3 每一层级中选取一个聚类中心进行配

对, 按照 1.3 节所述流程优化配对方案。

Step 4 输出最终的选址结果。

2 仿真实验

为保卫某要地, 6 类 64 套地空导弹武器系统进行分布式模块化部署, 针对这一保障需求进行装备保障节点选址。其中, 要地区域为 $1\ 400\ \text{km} \times 1\ 400\ \text{km}$, 6 类武器系统分别以 A、B、C、D、E、F 代替, 数量分别为 3、3、8、10、20、20。立足功能解耦, 每个均包含 5 种具备预警、拦截等不同功能的作战模块, 数量分别为 1、8、1、1、1。

作战模块分布的约束条件如下:

1) 6 类系统杀伤范围分别为: 600 km、480 km、300 km、180 km、60 km、30 km, 所有系统布设完毕后需要完全覆盖整个作战区域。

2) 考虑电磁兼容等因素, 假设同一系统每个模块间的距离至少为 30 km, 不同系统间第一模块的距离至少为 50 km。

保障节点选址的约束条件如下:

1) 保障节点对每个模块的最大维修承载量分别为 12 个、88 个、15 个、15 个、15 个。

2) 同一系统下的模块可分属不同保障节点维修。

3) 对于同一保障节点所负责维修的模块, 保障任务优先级高的模块至其保障节点的距离应小于任务优先级低的模块。

4) 考虑到任务时间限制, 算法求解保障节点最佳选址时间不可超过 10 min。

5) 考虑到保障节点的设立成本, 保障节点数量不得超过 10 个。

文中设立了相应的启发式规则, 生成了 10 种满足保障节点及其作战模块的分布约束条件的初始分布。文中选取其中一种分布, 在规定时间内传统的 K -means 算法求解的选址方案如图 2 所示, GA- K -means 算法求解的选址方案如图 3 所示, 分层 K -means 算法所求解的选址方案如图 4 所示。

图 2~图 4 中“×”位置即为所求保障节点的选址位置, 不同形状的几何图形则代表了不同类型的作战模块, 而颜色则代表了保障关系, 如所有红色作战模块由红色保障节点负责。由实验结果可知在规定时间内, K -means 算法以及 GA- K -means 算法所得结果违反了保障节点最大数量的约束, 同时所得保障关系也较为复杂, 难以在现实中应用。而分层 K -means 算法则得到了满足约束条件的结果, 保障关系也较为清晰明了。

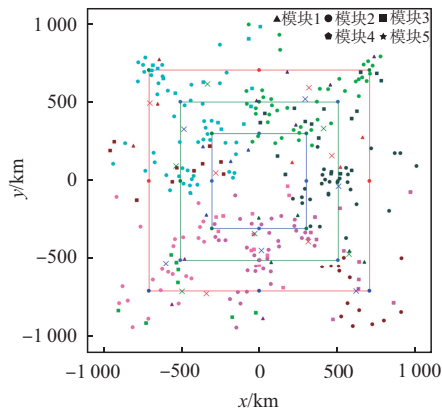


图 2 K-means 算法选址结果

Fig. 2 Site selection outcomes using the K-means algorithm

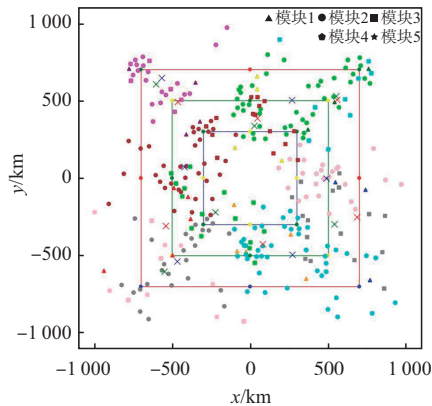


图 3 GA-K-means 算法选址结果

Fig. 3 Site selection outcomes of the GA-K-means algorithm

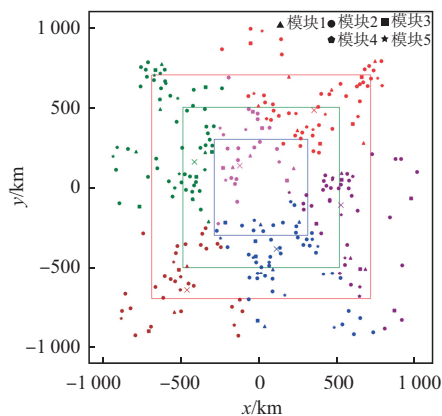


图 4 分层 K-means 算法选址结果

Fig. 4 Site selection outcomes of the hierarchical K-means algorithm

进一步,本文利用遗传算法来优化 K-means 算法的初始值选取以及配对方案。将模块分为 3 个层级,即 $p=3$ 。分层 K-means 算法可得 $3K$ 个聚类中心,假设遗传算法在编码过程中,聚类中心 c_{1n} 、 c_{2n} 、 c_{3n} 拥有相同的编码 n 。考虑到任务优先级的约束,本文将聚类中心的优先级设定为所属于该聚类中心的模块的优先级的最大值。假设聚类中心 c_{1n} 、 c_{2n} 、 c_{3n} 的优先级分别为 λ_{1n} 、 λ_{2n} 、 λ_{3n} 。上述 3 个点的坐标在平面直角坐标系中可构成一条线段或围成

一个三角形,按照如下方法确定中心点坐标 m_n :

1) 三点构成一条线段:则分别在线段 $c_{1n}c_{2n}$ 、 $c_{2n}c_{3n}$ 、 $c_{1n}c_{3n}$ 中选取 a 、 b 、 c 3 点,使得 $c_{1n}a:ac_{2n} = \lambda_{2n}:\lambda_{1n}$ 、 $c_{2n}b:bc_{3n} = \lambda_{3n}:\lambda_{2n}$ 、 $c_{1n}c:cc_{3n} = \lambda_{3n}:\lambda_{1n}$ 。则 a 、 b 、 c 3 点所构成线段的中点即为选定的中心点坐标 m_n ,如图 5 所示。

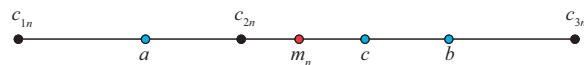


图 5 直线中心点判定图

Fig. 5 Determination of the centroid for linear structures

2) 三点围成一个三角形:按照同样的方法选取 a 、 b 、 c 3 点,分别将三点与对应顶点坐标相连接,若 3 条直线交于一点则交点即为所求 m_n ,如图 6 所示。若 3 条直线没有交于一点则选取新围成三角形的重心即可。

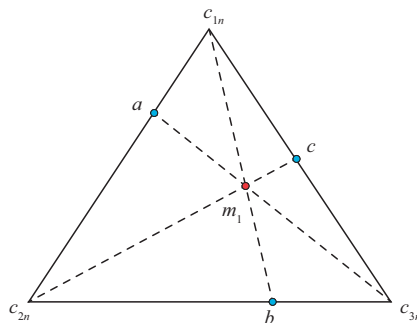


图 6 三角形中心点判定图

Fig. 6 Determination of the centroid for triangular structures

经过遗传算法优化初值选取以及配对方案后,最终聚类结果得到进一步优化,随机选取 10 种不同的分布,分别运用分层 K-means 算法和 GAKGA 算法来求解复杂约束条件下的保障节点选址问题,并输出最终保障节点的选址点到各所负责模块距离总和,实验结果如表 2 所示。

表 2 优化结果对比

Tab. 2 Comparative analysis of optimization outcomes

序号	分层 K-means 算法	GAKGA 算法
1	123 552.51	115 954.57
2	121 848.84	118 586.02
3	119 764.55	118 217.63
4	118 620.37	116 906.03
5	121 616.87	119 635.18
6	122 411.39	119 205.87
7	121 479.75	115 242.22
8	124 741.91	117 762.93
9	123 096.57	119 481.23
10	121 189.27	117 104.18

可以看出,本文所提的 GAKGA 算法能够求解

出距离更短的解,能够有效地降低成本,此外,采用 Wilcoxon 秩和检验来评估所提算法是否对实验结果有显著提升,检验结果如表 3 所示。

表 3 Wilcoxon 秩和检验结果

Tab. 3 Results of the Wilcoxon rank-sum test

指标	p	$\alpha=0.05$	$\alpha=0.1$
分层 K-means VS GAKGA	1.95×10^{-3}	Yes	Yes

由检验结果可知,本文所提算法求得的保障节点最优选址显著缩短了保障节点到所负责各作战模块的距离和,可为地面防空分布式模块化作战背景下实现作战装备保障敏捷响应提供技术支撑。

若不考虑求解时间的约束,即忽略保障节点选址的前文约束条件④的限制,则 K-means 算法、GA-K-means 算法、分层 K-means 算法以及 GAKGA 算法求解上述 10 种不同的分布下满足约束条件的解所需的时间如图 7 所示。则算法求解的平均时间 t 如表 4 所示。

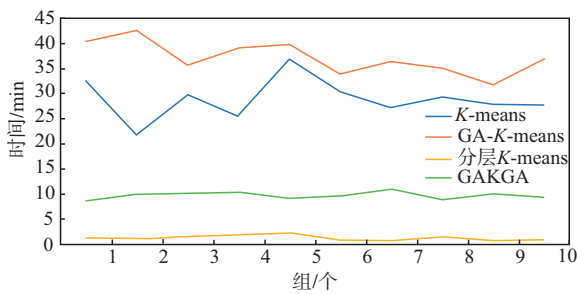


图 7 各算法运行时间结果

Fig. 7 Runtime performance of different algorithms

表 4 各算法求解选址问题平均时间

Tab. 4 Average computation time for site selection problem solving across various algorithms

算法	K-means	GA-K-means	分层 K-means	GAKGA
t/min	28.9	37.2	1.3	9.7

由图 7 和表 4 所示实验结果可知,相较于 K-means 算法和遗传算法,本文基于分层思想所提的分层 K-means 和 GAKGA 能够在更短的时间内求解满足约束条件的保障节点的选址,求解效率较高。相较于分层 K-means 算法,GAKGA 算法的求解时间较长是因为 GAKGA 算法在分层求解的基础上进一步对聚类中心的配对方案进行优化,虽然消耗了更长的时间,但在可接受的时间内得到了更优的结果。

3 结语

本文首先将分层思想运用于 K-means 算法当

中,以求解含有复杂约束条件的选址问题,接着提出了 GAKGA 算法,该算法利用遗传算法的强大全局搜索能力来解决分层 K-means 算法对初值敏感的问题,以及多个聚类中心点的最终选择问题。实验证明,相较于传统的 K-means 算法,所提的分层 K-means 算法能够在短时间内求解出满足所有约束条件的解,而 GAKGA 算法能够进一步优化选址结果,显著缩短保障节点到所负责各模块的距离和,更有利于实现对分布式地面防空作战装备保障需求的敏捷响应。

本文在整个作战区域中求解保障节点的最优选址,事实上,在实际任务中,保障节点的设立条件也是一个重要的约束。下一步,需将实际环境中的地形限制纳入到选址问题的约束当中,即在满足保障节点建立条件的区域中求解最优选址,从而进一步提升算法的实用性。

参考文献

- [1] 张文杰,郭峰,高谦,等. 跨域分布式防御作战及关键技术研究[J]. 现代防御技术,2023,51(1): 11-16.
ZHANG W J, GUO F, GAO Q, et al. Research on Cross-Domain Distributed Defense Operations and Key Technologies[J]. Modern Defense Technology, 2023, 51(1): 11-16. (in Chinese)
- [2] 崔蕾,迟学谦,张家骏,等. 装备智能保障技术研究[J]. 导弹与航天运载技术,2024(2): 100-106.
CUI L, CHI X Q, ZHANG J J, et al. Research on Intelligent Support Technology for Equipment[J]. Missile and Space Vehicle Technology, 2024(2): 100-106. (in Chinese)
- [3] 郭一鸣,曹军海,陈春良,等. 基于博弈论组合赋权-TOPSIS 法的战时装备维修保障点配置方案评价[J]. 军事运筹与评估,2023,38(5): 45-50.
GUO Y M, CAO J H, CHEN C L, et al. Evaluation of Equipment Maintenance Support Point Configuration Scheme Based on Game Theory Combined Weighting-TOPSIS Method[J]. Military Operations Research and Evaluation, 2023, 38(5): 45-50. (in Chinese)
- [4] 祝东攀,曹继平. 基于 AHP 和模糊综合评价法的装备维修保障资源点选址方案评价[J]. 火炮发射与控制学报,2023,44(2): 75-80.
ZHU D P, CAO J P. Evaluation of Equipment Maintenance Support Resource Point Location Scheme Based on AHP and Fuzzy Comprehensive Evaluation Method[J]. Journal of Gun Launch and Control, 2023, 44(2): 75-80. (in Chinese)
- [5] MACQUEEN J. Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations[J]. Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probabili-

- ty,1967,1(14): 281-297.
- [6] XU R, WUNSCH D. Survey of Clustering Algorithms [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(3): 645-678.
- [7] 徐昊源, 缪鸿志. 基于 K -means 聚类的生鲜自提柜选址及配送方案优化[J]. 物流技术, 2022, 41(11): 50-54.
XU H Y, MIAO H Z. Optimization of Fresh Food Pickup Cabinet Location and Distribution Scheme Based on K -means Clustering[J]. Logistics Technology, 2022, 41(11): 50-54. (in Chinese)
- [8] 王勇, 黄思奇, 刘永, 等. 基于 K -means 聚类方法的物流多配送中心选址优化研究[J]. 公路交通科技, 2020, 37(1): 141-148.
WANG Y, HUANG S Q, LIU Y, et al. Research on Logistics Multi-Distribution Center Location Optimization Based on K -means Clustering Method [J]. Highway Traffic Science and Technology, 2020, 37(1): 141-148. (in Chinese)
- [9] ERDOGAN S, MILLER-HOOKS E. A Green Vehicle Routing Problem [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2012, 48(1): 100-114.
- [10] DANTZIG G B. Maximization of a Linear Function of Variables Subject to Linear Inequalities [J]. Activity Analysis of Production and Allocation, 1951, 13: 339-347.
- [11] GOMORY R E. Outline of an Algorithm for Integer Solutions to Linear Programs and an Algorithm for the Mixed Integer Problem [M]// 50 Years of Integer Programming 1958-2008. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 77-103.
- [12] PADBERG M, RINALDI G. A Branch-and-Cut Algorithm for the Resolution of Large-Scale Symmetric Traveling Salesman Problems [J]. SIAM Review, 1991, 33(1): 60-100.
- [13] ZHEN L, WANG K, LIU H C. Disaster Relief Facility Network Design in Metropolises [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45(5): 751-761.
- [14] GU J, ZHOU Y J, DAS A, et al. Medical Relief Shelter Location Problem with Patient Severity under a Limited Relief Budget [J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 125: 720-728.
- [15] KHANCHEHZARRIN S, GHAEBI P M, MAHDAVI A N, et al. A Bi-Level Multi-Objective Location-Routing Optimization Model for Disaster Relief Operations Considering Public Donations [J]. Socio-Economic Planning Sciences, 2022, 80: 101165.
- [16] HOLLAND J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: an Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence [M]. Cambridge, Mass: MIT Press, 1992.
- [17] DORIGO M, BIRATTARI M, STUTZLE T. Ant Colony Optimization [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 28-39.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization [C]// Proceedings of International Conference on Neural Networks. Perth, WA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [19] 董勇刚, 谭燕. 基于免疫遗传算法的区域道路网智能路径诱导系统[J]. 西安工程大学学报, 2022, 36(2): 66-71.
DONG Y G, TAN Y. Intelligent Route Guidance System for Regional Road Network Based on Immune Genetic Algorithm [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2022, 36(2): 66-71. (in Chinese)
- [20] 黄川, 吕靖, 艾云飞. 考虑障碍物遮挡和雷达衰减的VTS雷达站选址优化研究[J]. 运筹与管理, 2023, 32(9): 120-127.
HUANG C, LYU J, AI Y F. Research on VTS Radar Station Location Optimization Considering Obstacle Occlusion and Radar Attenuation [J]. Operations Research and Management, 2023, 32(9): 120-127. (in Chinese)
- [21] VAHDANI B, VEYSMORADI D, SHEKARI N, et al. Multi-Objective, Multi-Period Location-Routing Model to Distribute Relief after Earthquake by Considering Emergency Roadway Repair [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30(3): 835-854.
- [22] GHASEMI P, HEMMATY H, CHOBAR A P, et al. A Multi-Objective and Multi-Level Model for Location-Routing Problem in the Supply Chain Based on the Customer's Time Window [J]. Journal of Applied Research on Industrial Engineering, 2023, 10(3): 412-426.
- [23] 赵源, 王越, 胡华. 基于 POI- K -means 地铁站聚类方法研究 [J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(5): 114-118.
ZHAO Y, WANG Y, HU H. Research on POI- K -means Clustering Method for Subway Stations [J]. Intelligent Computers and Applications, 2022, 12(5): 114-118. (in Chinese)

(编辑: 刘勇)