

山地环境下无人机无线网络中继部署优化

史爽¹, 赵洪华¹, 王化禹²

¹陆军工程大学指挥控制工程学院, 江苏 南京

²内蒙古电力集团蒙电信息通信产业有限责任公司, 内蒙古 呼和浩特

收稿日期: 2025年6月16日; 录用日期: 2025年7月9日; 发布日期: 2025年7月18日

摘要

山地环境地形复杂、起伏不平, 对无人机无线网络的信号传输造成了诸多阻碍, 严重影响了无人机的通信性能和任务执行效率。本文聚焦于山地环境下无人机无线网络中继部署优化问题, 首先详细分析了山地地形特征对无线信号传播的影响机制, 构建了空地混合路径损耗模型。然后, 基于该模型, 提出了一种综合考虑无人机飞行高度、中继节点数量与位置、地形遮挡因素以及链路质量等约束条件的中继部署优化算法(NASH-PSO算法)。该算法通过设置随机权重的粒子群算法结合纳什均衡算法的混合优化策略, 能够有效搜索到全局最优的中继部署方案, 使无人机无线网络在山地复杂环境中实现信号的高效传输与稳定覆盖。通过仿真实验, 对比分析了不同无人机数量和优化算法下的网络性能指标, 结果表明, 所提出的优化算法能够在保证网络连通率的同时, 显著提高信号传输质量, 有效扩大网络覆盖范围, 为山地环境下无人机无线网络的可靠构建与高效运行提供了有力的技术支持, 具有重要的理论研究价值和实际应用前景。

关键词

无人机(UAV), 无线网络, 部署优化

Optimization of Wireless Network Relay Deployment for Unmanned Aerial Vehicles in Mountainous Environments

Shuang Shi¹, Honghua Zhao¹, Huayu Wang²

¹Command and Control Engineering College, Army Engineering University, Nanjing Jiangsu

²Inner Mongolia Electric Power Group Mengdian Information and Communication Industry Co., Ltd., Hohhot Inner Mongolia

Received: Jun. 16th, 2025; accepted: Jul. 9th, 2025; published: Jul. 18th, 2025

文章引用: 史爽, 赵洪华, 王化禹. 山地环境下无人机无线网络中继部署优化[J]. 建模与仿真, 2025, 14(7): 100-110.
DOI: 10.12677/mos.2025.147519

Abstract

The complex terrain and undulating terrain in mountainous areas have caused many obstacles to the signal transmission of unmanned aerial vehicle wireless networks, seriously affecting the communication performance and task execution efficiency of unmanned aerial vehicles. This article focuses on the optimization of wireless network relay deployment for unmanned aerial vehicles in mountainous environments. Firstly, the impact mechanism of mountainous terrain characteristics on wireless signal propagation is analyzed in detail, and a mixed path loss model for air ground is constructed. Then, based on this model, a relay deployment optimization algorithm (NASH-PSO algorithm) was proposed that comprehensively considers constraints such as drone flight altitude, number and location of relay nodes, terrain occlusion factors, and link quality. This algorithm combines a mixed optimization strategy of particle swarm optimization with random weights and Nash equilibrium algorithm to effectively search for the globally optimal relay deployment scheme, enabling efficient signal transmission and stable coverage of unmanned aerial vehicle wireless networks in complex mountainous environments. Through simulation experiments, the network performance indicators under different numbers of drones and optimization algorithms were compared and analyzed. The results showed that the proposed optimization algorithm can significantly improve signal transmission quality while ensuring network connectivity, effectively expand network coverage, and provide strong technical support for the reliable construction and efficient operation of drone wireless networks in mountainous environments. It has important theoretical research value and practical application prospects.

Keywords

Unmanned Aerial Vehicle, Wireless Network, Deployment Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着无人机技术在我国快速发展,无人机被应用在军事以及民用等多个领域当中[1],特别在军事领域,无人机技术的飞速发展使其在各种作战环境中扮演着越来越重要的角色[2][3]。然而,山地环境的复杂性给无人机无线网络的中继通信带来了诸多挑战。山地地形复杂、起伏不平等因素对无线信号的传播造成了严重的阻碍,导致信号衰减、传输中断等问题,严重影响无人机的通信性能。

近年来,无人机部署优化问题受到了国内外的广泛关注与研究,涌现出大量的研究成果。文献[4]-[6]为常见的智能体优化算法,文献[7]通过 LAP 和地面接收器之间的几何视线概率进行数学建模,找到了最大覆盖范围的最佳无人机高度。文献[8]探讨了无人机高度对可以提供无线服务的区域影响,并通过路径损耗和衰落之间的有益权衡找到最优的无人机高度。文献[9]基于无人机的目标全覆盖,以目标持续监控为前提,研究了无人机覆盖多个目标时的悬停点选择问题。文献[10]研究了无人机基站在给定区域的 3D 部署问题,并结合时间复杂度分析,提出了一种贪婪算法。文献[11]使用遗传算法高效部署无人机以实现最大无线覆盖范围。文献[12]研究了无人机网络在静态和动态用户两种场景中无人机三维部署问题,并提

出了改进遗传算法和基于回溯算法的无人机运动策略。文献[13]提出了一种改进布谷鸟算法位置更新方程并重构优化目标函数, 然后对发现概率参数进行自适应调整。文献[14]提出了一种无人机人工蜂群算法, 用于联合优化无人机的二维位置和飞行高度。文献[15]作者采用了标准遗传算法(SGA)和模拟退火算法(SA)来同时确定无人机的最佳数量和位置。

上述研究在无人机部署优化方面取得了显著成果, 为无人机在不同场景下的应用提供了理论支持和技术指导。然而, 对于山地环境下的无人机中继部署问题, 现有算法仍存在诸多不足, 难以满足实际应用需求。经典的启发式算法不能很好地解决山地遮挡、信号分布不均等问题。文献[7]和文献[8]虽然研究了无人机高度对覆盖范围的影响, 但未考虑复杂地形对信号传播的影响, 其模型在山地环境中难以直接应用。文献[11]和文献[12]虽然分别使用了遗传算法和改进遗传算法来优化无人机的部署, 但遗传算法在复杂环境中容易陷入局部最优, 难以找到全局最优解。文献[13]提出的改进布谷鸟算法虽然在某些方面提高了覆盖率, 但在山地环境下的适应性仍需进一步验证。文献[14]在计算复杂度和动态适应性方面仍存在不足, 难以在复杂山地环境中高效运行。

综上所述, 现有算法在复杂山地环境下的无人机中继部署中存在诸多缺陷, 难以满足实际应用需求。为此, 本文提出了一种基于纳什均衡的粒子群优化算法(NASH-PSO 算法)。该算法结合了纳什均衡理论和设置随机权重的粒子群优化算法的优点, 通过引入纳什均衡机制, 提高了算法在复杂环境下的全局搜索能力和动态适应性, 能够有效解决山地环境下无人机中继部署问题。本文将详细阐述该算法的设计原理、实现方法以及在山地环境下的应用效果, 为无人机在复杂环境中的通信支持提供新的解决方案。

2. 建立模型

2.1. 地形建模

本文根据部分真实山地地形, 模拟复杂地形环境, 并对地形进行建模。地形通过高斯函数生成, 模拟山地的起伏。将所选地形图内的高程点按照其地理位置坐标手动绘制, 模拟出真实的山地地形, 包括高地和山脊。具体生成方法如下:

本文采用的地形模型为一个二维网格化的山地地形, 其范围为宽 20000 米、长 20000 米。地形上分布着多个高地, 通过高斯函数对高地进行建模, 并在高地之间添加山脊, 以模拟真实的山地地形。

高地建模: 手动生成每个高地的中心位置, 每个高地的高度通过高斯函数计算, 公式为:

$$Z = \sum_{i=1}^{37} \text{height}_i \times \exp\left(-0.000002 \times (\text{distance}^2)\right) \quad (1)$$

其中, distance 表示地形上某点与高地中心的距离, height_i 表示第 i 个高地的最大高程。

山脊建模: 在两个高地之间添加山脊, 山脊的高度为两个高地高度的平均值的 30%。山脊的高度通过高斯函数计算, 公式为:

$$Z = h_m \times \exp\left(-0.000002 \times (\text{distance}^2)\right) \quad (2)$$

其中, h_m 是山脊的高度, distance 表示地形上某点与山脊中心的距离。

地形分辨率: 地形的分辨率设置为 100×100 , 即在 20000×20000 的区域内均匀分布 100×100 个网格点, 每个网格点对应相应高度值。

通过 python 生成地形图, 如图 1 所示:

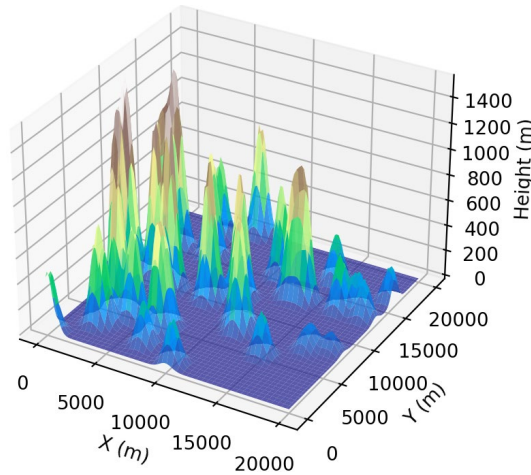


Figure 1. Simulate 3D topographic map
图 1. 模拟 3D 地形图

2.2. 用户分布模型

依托 3D 地形图生成 100 个用户位置，其中高地附近生成更多的用户。具体步骤为：

首先，系统初始化一个空列表 `userpositions` 来存储最终生成的有效用户位置。

其次，使用 `while` 循环直到生成有效用户位置，在每次的迭代中都随机生成 `x` 和 `y` 坐标，均匀分布在 0 到 20000 米范围之间，同时将这些坐标转换为地形高度图的索引(`xidx`, `yidx`)，地形高度图的分辨率 `resolution = 100`，并获取该位置的地形高地值。

再次，高地附近生成更多的用户。为了使较高地形位置的用户有更高概率被选中，将该随机数与归一化的高度值(`height/max_height`)比较，只有当随机数小于这个比例时，才接受该位置。最后，生成 100 个用户数量即可。

2.3. 链路质量与路径损耗模型

链路质量与路径损耗模型，用于评估信号在传输过程中的衰减程度以及信号传输的质量。本文链路质量与路径损耗模型结合了视距(LoS)和非视距(NLoS)传播的特性。

1) 路径损耗模型：

首先，根据 3GPP 模型计算用户与无人机之间的视距(LoS)概率。公式(3)反映了水平距离与三维距离的比值对 LoS 概率的影响。比值越大，说明用户与无人机之间的水平距离相对于高度差更大，更可能是非视距传播；反之，更可能是视距传播。

$$P_{los} = 1 / 1 + \left(\frac{d_2 d}{d_3 d} \right)^2 \quad (3)$$

其中， $d_2 d$ 表示水平距离， $d_3 d$ 表示三维距离。

其次，根据自由空间传播模型计算路径损耗，公式为：

$$PL_{free_space} = 20 \log_{10} \left(\frac{4\pi d_{3D}}{\lambda} \right) \quad (4)$$

其中， d_{3D} 是三维距离， λ 为信号波长。

再次，通过射线追踪检测用户与无人机之间的路径是否存在遮挡。如果存在遮挡，则认为非视距

传播。非视距损耗(PL_{nlos})假设比视距传播损耗高 20dB。同时,考虑了发射功率和衰落余量对通信距离的影响,增加了对最大路径损耗的判断,如果路径损耗超过最大路径损耗阈值,则返回无穷大,表示用户不在通信范围内。最后,通过概率混合的方式综合考虑视距和非视距传播的影响,公式为:

$$PL_{mixed} = PL_{Los} \times Pr_{Los} + PL_{NLos} \times (1 - Pr_{Los}) \quad (5)$$

2) 链路质量计算:

链路质量(Link Quality)是指信号传输的质量,通常与路径损耗成反比。路径损耗越大,链路质量越差;路径损耗越小,链路质量越好。公式为:

$$\text{Link Quality} = 1/(1 + PL_{mixed}) \quad (6)$$

这个模型综合考虑了地形、遮挡和传播特性,能够更准确地评估信号传输的质量,为无人机覆盖优化提供了重要的依据。

3. 算法原理

3.1. 设置随机权重的粒子群算法

粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能的优化算法,模拟鸟类群体的社会行为。在设置随机权重的 PSO 中,惯性权重在每次迭代随机变化,以增强算法的探索能力和避免陷入局部最优。随机惯性权重的公式如下:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times rand + \sigma \times randn \quad (7)$$

其中: $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别是最大和最小惯性权重,通常取值为 0.9 和 0.4; $rand$ 是[0, 1]之间的均匀分布随机数; $randn$ 是正态分布随机数; σ 是标准差,用于控制权重误差,通常取值为 0.2~0.5。

3.2. 纳什均衡算法

纳什均衡算法用于优化无人机的策略,以达到一种平衡状态。在本问题中,纳什均衡算法通过考虑路径损耗和遮挡检测,为每个无人机生成最优的覆盖策略,使得每个无人机的覆盖决策在其他无人机的决策给定时是最优的。

3.3. 适应度函数

适应度函数由覆盖的用户数量和链路质量的加权值两部分组成。具体计算方法如下:对于未被遮挡的用户,计算其与所有无人机之间的距离,若距离小于等于覆盖半径,则认为该用户被覆盖。对于被覆盖的用户,计算其与对应无人机之间的链路质量。适应度值为覆盖用户数量与链路质量加权值之和。公式为:

$$\text{fitness} = \sum_{i=1}^N \text{covered_users}_i + \sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + \text{attenuation}_i} \quad (8)$$

其中, N 是用户数量, covered_users_i 表示第 i 个用户是否被覆盖, attenuation_i 表示第 i 个用户的链路衰减。

3.4. 实施步骤

Step 1: 确定地形图范围、无人机的部署区域、固定地面用户位置、算法迭代次数和目标优化函数阈值;确定算法中用到的参数,转 Step 2;

Step 2: 通过高斯函数模拟高地,根据要求生成固定的地形图,转 Step 3;

Step 3: 随机初始化各中继无人机的速度和位置, 每个粒子表示 n 架无人机的三维位置, 转 Step 4;

Step 4: 对于每个粒子, 计算其适应度值, 包括覆盖用户数量和链路质量, 转 Step 5;

Step 5: 比较当前粒子的适应度值与个体历史最优值, 若当前值更优, 则更新个体最优位置。在所有粒子中选择适应度值最优的粒子, 作为全局最优位置, 转 Step 6;

Step 6: 按照速度和位置更新公式更新每个粒子的速度和位置, 对粒子的位置和速度进行边界约束, 转 Step 7;

Step 7: 对于全局最优位置对应的无人机部署方案, 应用纳什均衡算法优化覆盖策略, 计算优化后的覆盖用户集合和链路质量, 转 Step 8;

Step 8: 判断是否满足条件, 若满足, 结束算法, 否则转 Step 4 重复上述步骤, 直到达到最大迭代次数或适应度值收敛至最佳值。

4. 实验结果与分析

4.1. 实验场景及参数设置

4.1.1. 实验场景

本节主要截取真实山地环境区域地形特点, 通过高斯函数生成地形图, 包含 37 个 100 米以上高地, 每个高地的最大高程分别为 500 米, 1100 米, 1408 米, 460 米, 460 米, 1120 米, 750 米, 1462 米, 350 米, 750 米, 650 米, 1120 米, 650 米, 750 米, 650 米, 1250 米, 650 米, 850 米, 650 米, 931 米, 1009 米, 356 米, 800 米, 810 米, 350 米, 150 米, 150 米, 150 米, 750 米, 810 米, 910 米, 320 米, 330 米, 450 米, 307 米, 290 米, 290 米。同时设定 100 个用户分布于高地地形范围附近, 并通过不同的无人机数量, 找到实现满足任务需求的覆盖率的最少无人机数量。同时, 在设定最佳无人机数量的情况下, 对该算法与其他优化算法进行比对。

4.1.2. 参数设置

平台环境设置如下: 系统为 Windows 11 家庭中文版, 处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-8565U CPU @ 1.80 GHz, 使用 Python 3.11.0 建立仿真实验环境, 对所提出的算法进行仿真。

实验场景参数设置如下: 地形范围 $20\text{ km} \times 20\text{ km}$ 、用户数量 100 个、无人机数量 20 架、覆盖半径 2000 米、最大飞行高度 2000 米、粒子数量 30 个、最大迭代次数 200 次、发射功率 20 W、通信频段 2.4 GHz。

4.2. 仿真结果及分析

4.2.1. 不同无人机数量对比情况

如图 2~8 所示, 为基于纳什均衡的粒子群算法, 在山地环境下覆盖 100 个用户数量, 不同无人机数量分别为 5 架、10 架、15 架、20 架、25 架、30 架、40 架适应度加权值和覆盖率变化情况。随着无人机数量的增多, 覆盖的用户数量也越多, 达到 40 架次时几乎实现了全覆盖。从无人机迭代次数看, 在初期阶段, 适应度加权值和覆盖率波动通常较大, 随着时间的推移, 波动逐渐减小, 趋于稳定。在迭代 140 次左右时, 加权适应度和覆盖率趋于稳定, 表明无人机部署策略已经较好地适应了山地环境, 能够有效覆盖地面用户。随着无人机数量的增多覆盖率越大, 覆盖的用户数量也越多。在部署 30 架和 40 架无人机的情况下, 适应度加权值和覆盖率的波动最为明显, 这可能是由于系统的复杂性增加, 导致适应度管理更加困难。下面具体分析下不同无人机数量的覆盖率对比情况: 部署 5 架无人机, 覆盖效果一般, 覆盖率为 42%; 部署 10 架无人机, 覆盖效果有所提升, 覆盖率为 56%; 部署 15 架无人机, 覆盖效果较 10 架也有所提升, 覆盖率为 79%; 部署 20 架无人机, 覆盖效果较 15 架提升较为明显, 覆盖率达到了 90%; 部署 25 架无人机, 覆盖效果提升不高, 覆盖率为 91%; 部署 30 架无人机, 覆盖效果也有提高, 覆盖率

为 94%；部署 40 架无人机，覆盖效果最好，覆盖率达到了 98%。

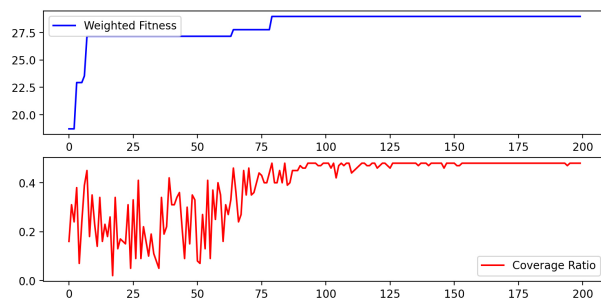


Figure 2. Five drone iteration diagrams
图 2. 5 架无人机迭代图

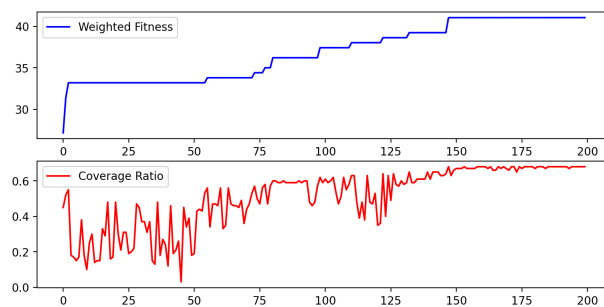


Figure 3. Ten drone iteration diagrams
图 3. 10 架无人机迭代图

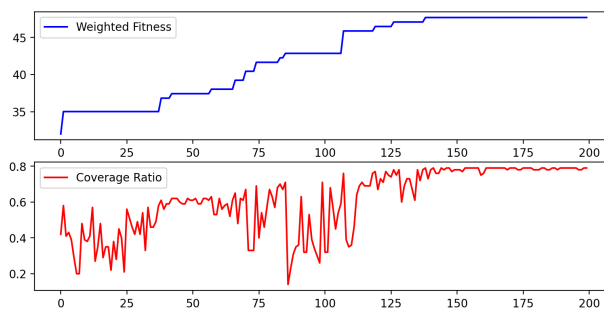


Figure 4. Fifteen drone iteration diagrams
图 4. 15 架无人机迭代图

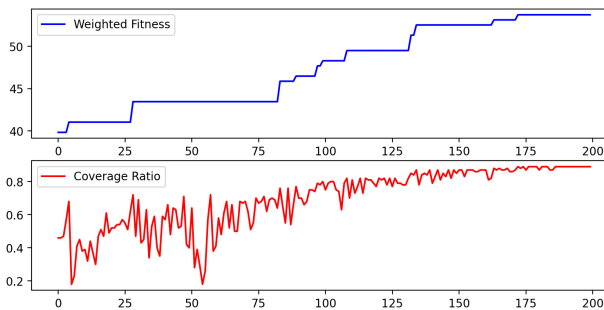


Figure 5. Twenty drone iteration diagrams
图 5. 20 架无人机迭代图

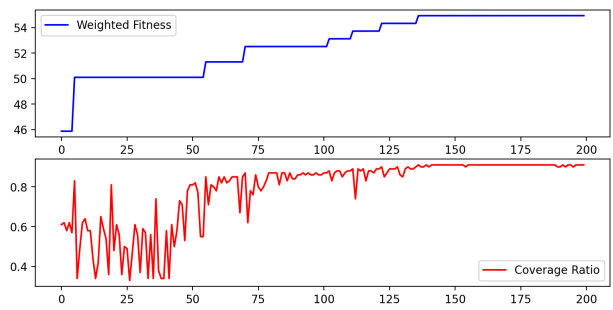


Figure 6. Twenty-five drone iteration diagrams
图 6. 25 架无人机迭代图

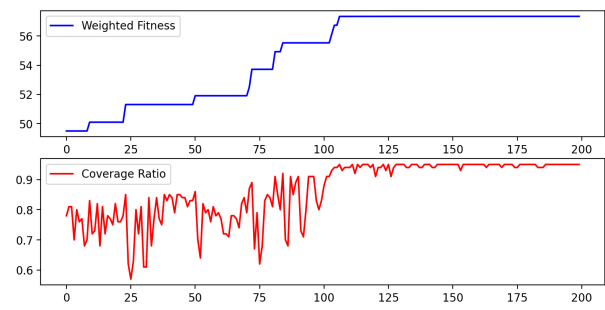


Figure 7. Thirty drone iteration diagrams
图 7. 30 架无人机迭代图

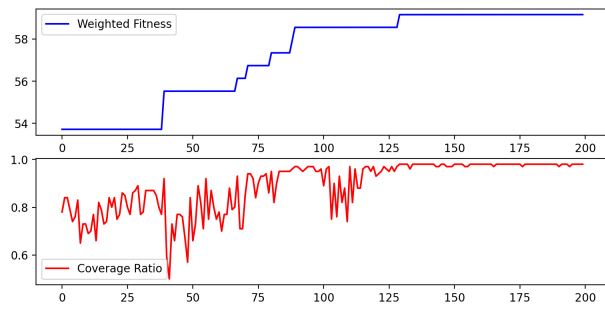


Figure 8. Forty drone iteration diagrams
图 8. 40 架无人机迭代图

如表 1 所示，为最佳适应度加权值和最大覆盖率在不同无人机数量的对比情况。

Table 1. Comparison of the optimal fitness weighted value and maximum coverage rate among different numbers of drones
表 1. 最佳适应度加权值和最大覆盖率在不同无人机数量的对比

无人机数量	5	10	15	20	25	30	40
1 最佳适应度加权值	25.35	33.80	47.68	53.72	54.93	57.74	59.15
2 最大覆盖率	42%	56%	79%	90%	91%	94%	98%

综上所述，从覆盖率提升趋势上分析，从第 20 个开始覆盖效果明显，覆盖率已经达到 90%，20 个之后覆盖率提升趋缓，每增加无人机的覆盖收益下降明显。由于部署更多的无人机不仅增加成本，特别是在军事领域中会使我方被敌方侦测的概率增大，同时可能会产生电磁干扰，影响己方通信、雷达等电子设备的正常工作。所以本文选择 20 个无人机作为无人机最佳部署数量。

4.2.2. 与其他优化算法的对比情况

下面按照部署 20 架无人机, 对山地环境下 100 个用户进行信号覆盖。采取不同的优化算法进行对比, 在满足被覆盖用户链路质量的情况下, 对比适应度加权值和用户覆盖率, 着重考虑覆盖率情况。

如图 9~14 所示, 为传统粒子群算法、模拟退火算法、随机算法、蚁群算法、灰狼算法、PSO-GA 算法等 6 种不同优化算法的迭代变化图, 从加权适应度值和覆盖率的变化趋势可以看出, 上面算法在无人机中继部署问题上均达到一定的效果, 能够提高适应度和覆盖率。但从加权适应度值和用户覆盖率方面来看, NASH-PSO 算法适应度加权值随着迭代次数的增加而逐步上升, 在大约 125 次迭代后趋于稳定, 最终稳定在大约 54。覆盖率在初始阶段波动较大, 随后逐渐趋于稳定, 最终稳定在大约 90%。从收敛速度上看, NASH-PSO 算法在大约 125 次迭代后趋于稳定, 收敛速度较快。从加权适应度和用户覆盖率方面来看, NASH-PSO 算法均优于上述算法, 并在较短的时间内达到一个较高的稳定水平。蚁群算法虽然收敛速度快, 但在适应度加权值和用户覆盖率方面表现均较差, 且在整个迭代过程中没有显著提升。PSO-GA 算法虽然能够有效地提高适应度和覆盖率, 但覆盖率收敛速度表现一般。

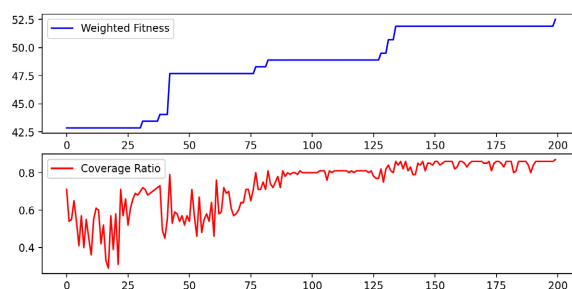


Figure 9. Traditional particle swarm optimization algorithm

图 9. 传统粒子群算法

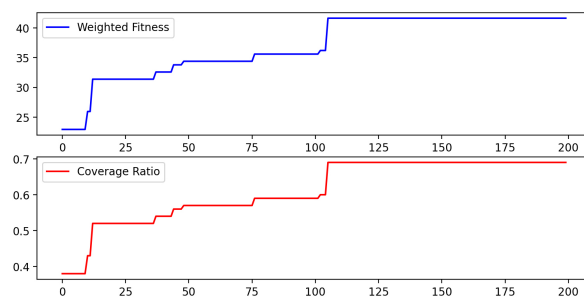


Figure 10. Simulated annealing algorithm

图 10. 模拟退火算法

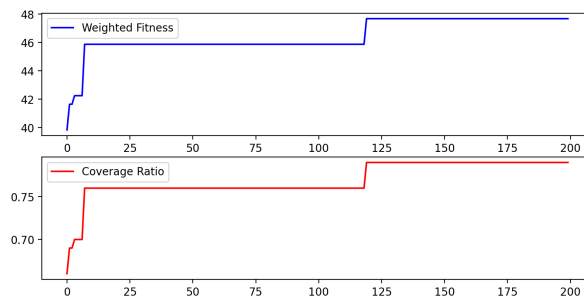


Figure 11. Randomized algorithm

图 11. 随机算法

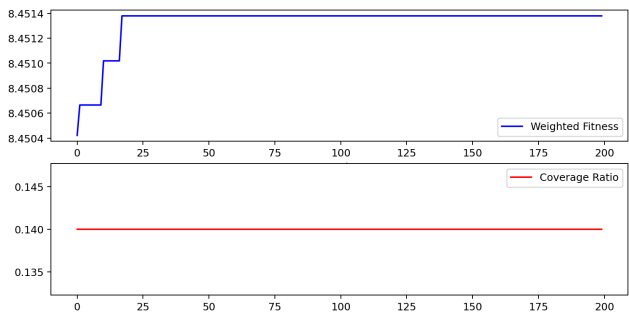


Figure 12. Ant colony algorithm
图 12. 蚁群算法

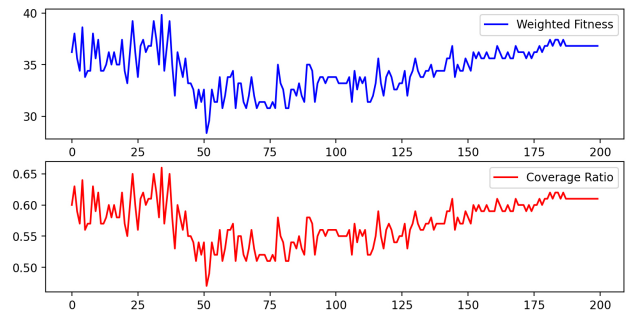


Figure 13. Grey wolf algorithm
图 13. 灰狼算法

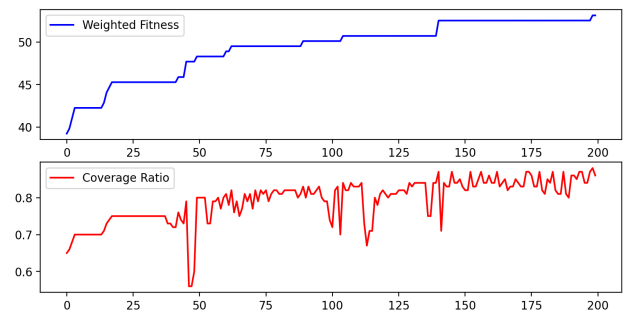


Figure 14. PSO-GA algorithm
图 14. PSO-GA 算法

如表 2 所示，为最佳适应度加权值和最大覆盖率在不同算法的对比情况。通过实验结果可以看出，NASH-PSO 算法在覆盖率和适应度值两个关键指标上均表现出了显著的优势。

Table 2. Comparison table of optimal fitness weighted values and maximum coverage in different algorithms
表 2. 最佳适应度加权值和最大覆盖率在不同算法的对比表

相关算法	ACO	GWO	SA	随机算法	PSO	PSO-GA	NASH-PSO
1 适应度加权值	8.45	36.82	41.64	47.68	51.91	53.12	53.72
2 最大覆盖率	14%	61%	69%	79%	83%	83%	90%

综上所述，NASH-PSO 算法在无人机覆盖优化问题上表现出了显著的高效性和优越性。它不仅在覆盖率上达到了最高水平，而且在适应度值上也表现出了最佳性能。这表明 NASH-PSO 算法能够更有效地

优化无人机的位置, 提高覆盖用户数量和链路质量, 从而在实际应用中具有更高的实用价值和推广潜力。

5. 结论

针对复杂山地环境下, 就如何避免高山遮挡, 保证通信链路质量的同时, 最大化覆盖用户数量的问题, 提出了纳什均衡的粒子群算法(NASH-PSO)。首先, 模拟了山地 3D 地形图, 并将 100 个用户分布在各高山附近, 并通过纳什均衡的粒子群算法验证了在不同无人机数量条件下的适应度值和覆盖率变化情况, 结果发现当无人机数量达到 20 架时, 覆盖率已达到 90%, 继续增加无人机数量, 覆盖率提升趋缓。从成本和实际应用角度出发, 选择 20 架无人机作为最佳部署数量。其次, 通过传统粒子群算法、灰狼算法、粒子群遗传混合算法等 6 种优化算法与 NASH-PSO 算法进行实验对比。通过多组对比实验表明, 所提出的方法 NASH-PSO 算法在加权适应度和用户覆盖率方面表现优异, 覆盖率达到 90%, 能够满足信号覆盖需求。未来, 我们可以在更多复杂场景下进一步验证 NASH-PSO 算法的性能, 探索其在无人机网络优化中的更多应用。

参考文献

- [1] Oh, H., Shin, H., Kim, S., Tsourdos, A. and White, B.A. (2015) Cooperative Mission and Path Planning for a Team of UAVs. Springer.
- [2] 周玉娟, 程初, 郑博. 无人机战场通信网络的发展及相关技术[J]. 飞航导弹, 2007(9): 32-35.
- [3] 叶永桢, 李晓毅, 谭露. 基于无人机的中继通信系统在军事上的应用[J]. 信息通信, 2017(2): 212-213+215.
- [4] Zhao, J., Yu, X., Li, X. and Wang, H. (2021) Bearing-Only Formation Tracking Control of Multi-Agent Systems with Local Reference Frames and Constant-Velocity Leaders. *IEEE Control Systems Letters*, 5, 1-6. <https://doi.org/10.1109/lcsys.2020.2999972>
- [5] Lalish, E., Morgansen, K.A. and Tsukamaki, T. (2006) Formation Tracking Control Using Virtual Structures and Deconfliction. *Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control*, San Diego, 13-15 December 2006, 5699-5705. <https://doi.org/10.1109/cdc.2006.377187>
- [6] Lin, Z., Wang, L., Han, Z. and Fu, M. (2014) Distributed Formation Control of Multi-Agent Systems Using Complex Laplacian. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 59, 1765-1777. <https://doi.org/10.1109/tac.2014.2309031>
- [7] Al-Hourani, A., Kandeepan, S. and Lardner, S. (2014) Optimal LAP Altitude for Maximum Coverage. *IEEE Wireless Communications Letters*, 3, 569-572. <https://doi.org/10.1109/lwc.2014.2342736>
- [8] Azari, M.M., Rosas, F., Chen, K. and Pollin, S. (2016) Optimal UAV Positioning for Terrestrial-Aerial Communication in Presence of Fading. 2016 *IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, Washington, 4-8 December 2016, 1-7. <https://doi.org/10.1109/glocom.2016.7842099>
- [9] 刘聪, 刘颖, 杨昌霖. 基于无人机的目标全覆盖方法研究[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(7): 1970-1975.
- [10] Huang, H., Savkin, A.V., Ding, M. and Kaafar, M.A. (2019) Optimized Deployment of Drone Base Station to Improve User Experience in Cellular Networks. *Journal of Network and Computer Applications*, 144, 49-58. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2019.07.002>
- [11] Liu, G., Shakhathreh, H., Khreishah, A., Guo, X. and Ansari, N. (2018) Efficient Deployment of UAVs for Maximum Wireless Coverage Using Genetic Algorithm. 2018 *IEEE 39th Sarnoff Symposium*, Newark, 24-25 September 2018, 1-6. <https://doi.org/10.1109/sarnof.2018.8720417>
- [12] Wen, X., Ruan, Y., Li, Y., Xia, H., Zhang, R., Wang, C., et al. (2022) Improved Genetic Algorithm Based 3-D Deployment of UAVs. *Journal of Communications and Networks*, 24, 223-231. <https://doi.org/10.23919/jcn.2022.000014>
- [13] 向庭立, 王红军, 杨刚, 等. 分布式无人机网络覆盖优化算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(4): 59-65.
- [14] Li, J., Lu, D., Zhang, G., Tian, J. and Pang, Y. (2019) Post-Disaster Unmanned Aerial Vehicle Base Station Deployment Method Based on Artificial Bee Colony Algorithm. *IEEE Access*, 7, 168327-168336. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2954332>
- [15] Al-Turjman, F., Lemayian, J.P., Alturjman, S. and Mostarda, L. (2019) Enhanced Deployment Strategy for the 5G Drone-BS Using Artificial Intelligence. *IEEE Access*, 7, 75999-76008. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2921729>