

多无人机协同调度优化方法研究

薛宇宁, 刘颖, 朱洁, 黄海平

(南京邮电大学计算机学院、软件学院、网络空间安全学院, 江苏南京 210003)

摘要: 针对能量受限的无线传感器网络生存期缩短的问题, 提出一种多无人机协同充能—数据采集架构。构建三维任务模型, 综合考虑无人机能耗约束、传感器充电需求以及通信损耗机制, 以最大化系统运行周期数为目标建立混合整数规划问题。在此基础上, 设计混合优化算法, 融合进化算法的全局路径生成能力与变邻域搜索的局部精细化调整策略, 同时采用分层编码协调任务分配与路径规划。225组多尺度场景实验结果表明, 所提算法的平均相对百分比偏差仅为0.81%, 显著优于粒子群算法(16.85%)和模拟退火算法(4.71%)。该算法为强NP难问题提供了高效解决方案, 使系统生存期提升超过40%。

关键词: 多无人机协同; 路径规划; 进化算法; 变邻域搜索算法; 数据采集; 无线充能

DOI: 10.11907/rjdk.251400

扫描二维码阅读全文: 

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)008-0116-08

Optimization Method for Multi-UAV Collaborative Scheduling

XUE Yuning, LIU Ying, ZHU Jie, HUANG Haiping

(School of Computer Science, Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: A multi drone collaborative charging data acquisition architecture is proposed to address the issue of shortened lifespan in energy limited wireless sensor networks. Firstly, a three-dimensional task model is constructed, taking into account the energy consumption constraints of unmanned aerial vehicles, sensor charging requirements, and communication loss mechanisms. A mixed integer programming problem is established with the goal of maximizing the number of system operating cycles. On this basis, a hybrid optimization algorithm is designed to integrate the global path generation capability of evolutionary algorithms with the local refinement adjustment strategy of variable neighborhood search, while using hierarchical coding to coordinate task allocation and path planning. The results of 225 sets of multi-scale scene experiments show that the average relative percentage deviation of the proposed algorithm is only 0.81%, significantly better than particle swarm optimization algorithm (16.85%) and simulated annealing algorithm (4.71%). This algorithm provides an efficient solution for strong NP hard problems, increasing system lifetime by over 40%.

Key Words: multi-UAV coordination; path planning; evolutionary algorithm; variable neighborhood search; data collection; wireless charging

0 引言

随着社会的不断发展, 无人机所面临的任务环境和任务类型越来越复杂。由于单架无人机的侦查范围有限且容错率低, 难以应对复杂和多样化的任务需求, 发展无人

机集群已经成为必然趋势^[1]。与单架无人机相比, 多无人机协同工作具备多项优势, 包括工作能力更强, 覆盖范围更大, 可靠性、灵活性及安全性更高等。具体来说, 无人机集群可以同时执行多个任务, 覆盖更大范围, 具有更高的可靠性和更强的鲁棒性。即使其中一架无人机出现故障, 其他无人机也可以继续工作, 避免单点故障带来的任务失

收稿日期: 2025-06-30

基金项目: 江苏省高校自然科学基金研究重大项目(23KJA520010)

作者简介: 薛宇宁(1998-), 男, 南京邮电大学计算机学院、软件学院、网络空间安全学院硕士研究生, 研究方向为无人机调度优化; 刘颖(2003-), 女, 南京邮电大学计算机学院、软件学院、网络空间安全学院硕士研究生, 研究方向为无人机多目标优化算法; 朱洁(1983-), 女, 博士, 南京邮电大学计算机学院、软件学院、网络空间安全学院副教授、硕士生导师, 研究方向为组合调度优化、云计算; 黄海平(1981-), 男, 南京邮电大学计算机学院、软件学院、网络空间安全学院教授、博士生导师, 研究方向为信息安全。本文通讯作者: 朱洁。

败。多无人机协同任务规划是一个非常复杂的协同决策和优化问题^[2]。科学合理的规划可以提高任务效率,发挥群体协同优势,实现资源的有效分配^[3-4]。

在面向传感器网络的应用中,无人机不仅需要完成周期性的数据收集,而且要为能量有限的传感器节点提供充电支持,确保系统的持续运行。然而,受限于无人机的电量和任务时限,如何高效地进行任务调度与路径规划成为提升整体系统效能的关键问题。因此,研究在资源受限条件下,如何通过合理分配任务与优化路径以延长系统运行周期、提高数据收集与能源补给效率具有重要价值。

1 相关工作

多无人机协同任务规划是近年来智能无人系统领域的研究热点,其核心挑战在于如何在资源受限、任务复杂的环境下协调多架无人机高效执行各类任务。针对该类问题,现有研究主要聚焦于3类典型技术路径,分别为传统图搜索算法、群体智能优化算法以及基于机器学习的算法。虽然这些方法在单任务路径优化、局部能耗控制等方面取得了积极成果,但在处理多任务协同、复杂约束集成建模及系统运行周期优化等方面仍存在不足。

具体来说,传统图搜索方法,如Dijkstra和A*算法因实现简洁、路径稳定,广泛应用于单架无人机路径规划任务。Dijkstra算法以贪心式广度优先搜索为基础,在静态图中构建最短路径解,但在高维环境中计算开销大^[5]。为提高路径搜索效率,Hart等^[6]提出A*算法,通过引入启发式函数在路径最优性与计算开销之间取得平衡。A*算法及其改进版本被广泛用于多无人机路径生成中。例如,Geng等^[7]利用改进A*算法实现任意点对间的最短可行路径规划。Wu等^[8]向A*算法中引入双向搜索机制与动态步长策略,提升了搜索效率与路径精度。付道阔等^[9]优化了A*算法的代价函数和启发策略,引入变步长机制增强了动态避障能力。然而,该类方法多集中于路径生成这一子问题,缺乏对任务调度、资源分配、能量补给等多维因素的统一建模,难以处理多无人机之间的任务依赖与资源耦合问题。

随着路径规划问题规模的扩大以及任务复杂度的提升,启发式智能优化算法因其良好的全局搜索能力和适应非线性约束问题的特性,被广泛应用于多无人机任务协同与路径规划问题中^[10-11]。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)在无人机路径规划中的应用较为广泛,主要用于处理复杂环境下的避障路径规划问题。例如,Shivgan等^[12]将路径优化问题建模为旅行商问题,利用GA算法最小化系统能耗。Wang等^[13]通过限制新基因生成区域提高GA算法的局部搜索性能与收敛速度。Ma等^[14]通过融合聚类算法与GA算法来筛选任务无人机,优化了路径分配合理性。周毅等^[15]针对GA算法易产生无效路径的问题,设计了路

径修复机制来提升求解效率。在三维复杂环境中,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)及其扩展方法得到了广泛应用。例如,Wang等^[16]将PSO与甲虫天线搜索算法结合,实现了三维路径的快速收敛。Phung等^[17]利用球向量粒子群算法(Spherical Vector-based Particle Swarm Optimization, SPSO)建立成本函数,结合飞行器动态特性应对多重威胁环境。Shao等^[18]引入混沌Logistic映射与自适应加速机制,提高了了解的精度与稳定性。在多无人机协同场景中,蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)亦表现出良好性能。例如,苏梅梅等^[19]改进了ACO算法的信息素更新规则并引入数量约束机制,有效缓解了路径交叉与资源冲突。Chen等^[20]提出基于蚁群系统的区域覆盖算法,为广域分布任务点提供了路径生成方案。Ali等^[21]采用最大-最小蚁群系统优化逃逸路径,并以此作为差分进化算法的约束,增强了ACO算法的全局收敛性能与鲁棒性。尽管该类算法具有良好的扩展性,但在任务与路径强耦合问题中容易陷入局部最优,且在大规模调度中的收敛速度和解稳定性仍有提升空间。

近年来,基于机器学习的路径规划方法成为多无人机协同路径优化领域的研究热点。该方法通过智能体与环境的持续交互实现策略自主进化,能有效应对高维状态、强动态性和高度不确定性的任务调度场景。在众多机器学习路径策略中,深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)因具备高维感知和决策能力,成为当前研究的重点分支。例如,Wang等^[22]提出多分辨率均值场强化学习(Reinforcement Learning, RL)算法,实现了高精度约束路径规划。针对三维环境下的路径规划难题,Xie等^[23]设计了基于多步Dueling DDQN(Double Deep Q-Network)的算法,利用构建的3D覆盖图来规划局部最优无人机路径。在能耗优化方面,Wang等^[24]提出一种新型值函数计算方法,通过融合剩余飞行距离和局部能耗信息,有效提升了路径规划的能源效率。Maw等^[25]则创新性地将A*算法的全局搜索能力与DRL的局部避障能力相结合,用于无人机的路径规划。董加鑫^[26]基于DQN设计无人机区域覆盖规划方法,兼顾静态路径规划与动态障碍规避。陈康雄等^[27]融合扰动流体建模与TD3(Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient)策略优化方法,实现路径平滑性与策略收敛性的协同增强。尽管RL在动态路径规划中具备突出优势,但具有训练成本高、收敛不稳定性与泛化能力不足等问题,限制了其在周期性任务、能量调度等实际场景中的大规模部署。

根据以上分析,现有研究在多无人机协同调度领域仍存在以下不足:其一,在多约束建模方面,现有研究多聚焦于路径生成或任务分配的单一子问题,或仅考虑数据采集与充能的独立调度,缺乏融合三维能耗建模、传感器充电需求与通信损耗机制的统一建模框架,难以系统性表达无人机与任务节点之间的动态能量流动与时空耦合关系;其

二,在协同优化机制上,传统方法往往采用串联式或分段策略,将任务分配与路径规划割裂处理,缺乏有效的交互反馈与联合搜索能力,导致调度整体性能受限,难以适应动态任务变化和频繁的节点状态波动,且传统智能算法(如PSO)在处理大规模传感器网络时会因局部搜索能力有限而导致路径优化精度不足;其三,现有模型多假设静态环境,难以应对传感器节点电量波动、无人机故障等动态场景,缺乏对系统生存期最大化的全局优化策略。这些缺陷导致现有方案在实际应用中存在系统续航能力不足、资源分配效率低下等问题,亟需更具鲁棒性的多约束协同优化框架。

为应对上述问题,本文提出一种融合路径规划与任务协同优化的多约束联合调度方法,主要贡献点为:①构建了系统性建模框架,综合引入三维飞行能耗、传感器充电需求与通信损耗机制,系统刻画无人机与任务节点之间的能量流转、通信状态及其时空耦合关系,显著提升任务模型的表达能力与动态场景适应性;②首次提出基于进化算法(Evolutionary Algorithm, EA)与变邻域搜索(Variable Neighborhood Search, VNS)的混合优化策略EAVNS(Evolutionary Algorithm based Variable Neighborhood Search),将全局探索能力与局部精细调整机制有机融合,既提升了解的全局质量,又增强了算法在复杂搜索空间中的收敛稳定性;③提出分层编码的协同优化机制,通过分层编码实现任务分配与路径规划的协同优化。

2 问题模型

本文研究对象为多无人机协同数据收集场景中的无人机调度与路径规划问题。在给定的地面区域分布了大量传感器节点,每个传感器节点会根据自身任务需求,在每个周期内产生一定数据量并消耗能量。然而,传感器节点能量储备有限,需要周期性地接受无人机的能量补充,以保证正常工作的持续性。此外,传感器节点的数据需要通过无人机处理,因此数据收集任务的完成情况对于整个系统的运行至关重要。系统中的无人机主要负责数据收集任务和为传感器充电任务两项任务。无人机飞行到传感器节点上方,并降落至特定距离内,通过无线传感技术实现数据的快速收集。无人机还需要为电量不足的传感器节点提供无线充电服务,延长传感器的运行时间,确保数据的持续采集。在该问题中,无人机电量有限,需要研究如何规划其路径,使得每个周期内所有传感器节点产生的数据均能收集完成,电量不足的传感器则需及时充电。每个周期周而复始,直到某个周期内存在断电的传感器,则系统终止。需要设计高效的调度方案,方案包括数据收集和无人机充电任务,以及无人机的路径规划方案,在无人机电量有限的情况下使系统正常周运转周期数越大越好。当某个周期发生传感器断电情况,说明需要安排无

人机回基站充电或置换电池。本研究仅关注无人机群的一个完整工作周期长度,该长度越长越好,是本研究的优化目标。

该问题的难点和挑战主要体现在以下几个方面:①高效地确定每架无人机在每个周期内的飞行路径及其在每个传感器节点的悬停时间。这需要在确保在可用时间内收集所有必要数据并为每个传感器提供足够电量的同时,最大限度地减少飞行时间。优化必须考虑传感器与基站之间不同的距离,以及飞行和数据传输相关的能耗;②确定每个运行周期所需的最佳无人机数量。无人机数量不足会导致数据收集不完整或充电不足,过早结束任务;部署过多则会导致资源浪费和能耗增加。需要一种能够根据传感器网络当前状态动态调整无人机部署的复杂算法;③每架无人机的电池容量有限,系统必须确保其在返回基站充电之前完成尽可能多的数据收集和充电任务,防止由于无人机电量耗尽而过早终止任务,这需要仔细考虑飞行、数据传输和悬停期间的能耗;④系统的运行寿命受到传感器电池完全耗尽或在给定周期内无法收集所有生成数据的限制。因此,最大限度地延长系统运行时间需要有效的策略。该策略应优先处理电量严重不足和/或数据积压较大的传感器,必须在单个传感器的需求与无人机能量容量和可用时间的限制之间取得平衡,目标是在遇到终止条件前尽可能地延长系统的运行寿命。

本文研究场景设定为一个边长为 L 的正方形地面区域,区域内分布有 n 个传感器节点,所有传感器节点的集合表示为 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n\}$,其中 T_i 表示第 i 个传感器节点,坐标为 $L_i = (x_i, y_i, z_i)$ 。在每个周期内,每个传感器节点会根据自身任务需求产生一定数据量并消耗能量,并需要周期性地接受无人机的能量补充,以保证正常工作的持续性。假设每个传感器在所有周期生成的数据量是相同的, T_i 产生的数据量为 d_i 。传感器节点生成数据消耗的电量与数据量成线性相关,设传感器节点 T_i 第 p 个周期消耗的电量为 $e_i, e_i = \alpha d_i$,其中 α 表示传感器产生数据的能耗系数。所有传感器节点的最大电量相同,设为 e_{max} 。 $U = \{u_1, u_1, \dots, u_j, \dots, u_m\}$ 表示无人机集合。每当无人机到达传感器上空时,便会降落在距传感器节点1 m范围内,以便进行数据收集或为传感器充电。设有一个基站位于区域的正中心,用于无人机的部署与回收。每台无人机以水平飞行速度 v_h 和垂直飞行速度 v_v 执行三维运动,飞行过程中需保持水平飞行高度 H 。每次飞行时,无人机会先垂直飞行至高度 H ,再进行水平飞行,最后再次垂直飞行到达目的地。在飞行过程中,无人机之间需要保持安全距离 D_s ,以避免碰撞。无人机 u_j 的位置用 l_j 表示, $l_j = (x_j, y_j, z_j) = (x_i, y_i, z_i + 1)$ 。每架无人机的电池容量为 E_{max} ,所有无人机在0时刻均充满电量。定义 $R_j(t)$ 为无人机 u_j 在 t 时刻的剩余电量,可以得到 $R_j(0) = E_{max}$ 。

无人机能耗主要分为悬停能耗、飞行能耗、通信能耗、充电能耗4个部分。悬停能耗指无人机在执行任务期间,悬停在空中所消耗的能量。计算公式为:

$$E_h(\Delta t) = \varepsilon_1 \Delta t \quad (1)$$

式中: ε_1 表示悬停时的功率, Δt 为悬停时间。

飞行能耗包括水平飞行和垂直飞行两部分。水平飞行能耗与飞行时间直接相关,飞行时间 Δt 的水平飞行能耗计算公式为:

$$E_{hy}(\Delta t) = \varepsilon_2 \Delta t \quad (2)$$

式中: ε_2 为水平飞行时的功率。

垂直飞行能耗则相对复杂,涉及到飞行高度的变化。其能耗由两部分构成:一个是与飞行距离(即垂直飞行时间 Δt)相关的功率消耗;另一个是与飞行方向(向上飞或向下飞)相关的额外能耗。计算公式为:

$$E_{vy}(\Delta t) = \varepsilon_3 \Delta t + \varepsilon_4 \quad (3)$$

式中: ε_3 与垂直飞行的距离相关; ε_4 则与飞行方向(向上或向下)有关,反映了不同飞行方向所需的额外能量。

通信能耗主要是指无人机接收传感器节点传输数据时所消耗的能量,与通信时长成正比。计算公式为:

$$E_i^c = \varepsilon_r t_i^t \quad (4)$$

式中: ε_r 表示无人机接收数据的功率。

在本文中,无人机被假定在一个足够高的高度飞行,因此其对地信道由视距链路主导。假设视距链路信道遵循自由空间路径损耗模型,无人机 u_j 与传感器节点 T_i 之间的信道功率增益 $\xi_{i,j}$ 的定义为:

$$\xi_{i,j} = \frac{\beta_0}{\|L_i - l_j\|^2} \quad (5)$$

式中: β_0 表示参考距离为1 m时的信道功率增益; $\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数。

在该模型中,信号衰减与无人机和传感器之间的距离密切相关,距离越远,信号衰减越显著。无人机采用射频无线能量传输技术,能够给传感器节点供电。在充电过程中,假设无人机具有稳定的发射功率 P^{tra} ,并且每次都能为传感器节点充满电。由于噪声功率远小于无人机的发射功率,从噪声中收集的能量被假定为忽略不计,则传感器节点 T_i 接收到的功率 P^{rec} 可表示为:

$$P^{rec} = \eta' P^{tra} \xi_{i,j} \quad (6)$$

式中:射频能量收集效率 $0 \leq \eta' \leq 1$ 为一个常数。

每个传感器节点的最大电量为 e_{max} ,最初均为满电状态。定义 $R_i(t)$ 为传感器节点 T_i 在 t 时刻的剩余电量,可以得到 $R_i(0) = e_{max}$ 。因此,无人机 u_j 在时刻 t 为传感器节点 T_i 充满电的充电能耗 $E_{i,j}^{ch}(t)$ 表示为:

$$E_{i,j}^{ch}(t) = \frac{e_{max} - R_i(t)}{\eta' \xi_{i,j}} \quad (7)$$

此刻,充满电所需要的时间 $t_{i,j}^{ch}(t)$ 表示为:

$$t_{i,j}^{ch}(t) = \frac{E_{i,j}^{ch}(t)}{P^{tra}} \quad (8)$$

当且仅当满足以下约束时,调度方案是可行的,分别为:①无人机能量约束。确保每架无人机在执行任务过程中所消耗的能量不能超过其最大电量上限;②传感器节点电量约束。确保所有传感器节点在每个周期开始时都有足够的电量来生成数据;③数据收集时效性约束。确保每个传感器节点在本周期结束前能够将生产的数据完全传送至无人机;④无人机间安全距离约束。确保无人机之间保持足够的安全距离,避免发生碰撞;⑤数据收集连续性约束。确保每个传感器节点产生的数据必须被完全收集,数据的收集过程不能中断;⑥充电容量约束。确保传感器节点在充电过程中不能超过其最大容量;⑦一致性约束。确保无人机的调度方案与任务分配方案保持一致,确保无人机在执行充电或数据收集任务时能够持续悬停,不得中途中断飞行或改变任务状态。

模型的优化目标为最大化系统的生存期,即最大化周期数 P 。系统生存期是指整个系统能够持续正常运行的最长时间。系统在以下3种情况下终止:①传感器节点电量耗尽;②无人机能量耗尽;③存在传感器数据未被采集。

3 算法设计

调度策略的优化程度直接决定了系统资源的利用效率。当无人机任务分配、路径规划与传感器节点的能耗及周期收集数据形成协同匹配时,可显著减少设备空闲时间,缩短总体服务时间,从而避免因传感器节点过早失效而导致的系统中断。因此,精心制定调度方案对于延长系统运行周期至关重要,而这离不开一个高效且精确的算法支持。

3.1 EAVNS算法框架

EAVNS算法是一种将全局搜索策略与局部精细搜索策略有机结合的优化算法,其核心理念为利用EA的全局搜索能力探索更广泛的解空间,同时通过VNS对已有解进行深入局部改进。该算法的伪代码为:

1. 初始化: $S^* \leftarrow NULL$, $FT^* \leftarrow +\infty$, $T \leftarrow T_0$;
2. 生成初始解排列 π^0 ; $S^* \leftarrow FSGM(\pi^0)$; $FT^* \leftarrow FT(S^*)$;
3. 设置搜索起点排列 $\pi' \leftarrow \pi^0$;
4. WHILE $T \geq T'$ DO
5. 构建本趟迭代邻域 $\Pi(\pi')$;
6. $S' \leftarrow NULL$, $FT' \leftarrow +\infty$;
7. FOR $\forall \pi \in \Pi$:
8. $S \leftarrow FSGM(\pi)$; /*调用可行解生成方法FSGM*/
9. 计算 $FT \leftarrow FT(S)$;
10. IF $FT < FT'$: /*记录本趟迭代的局部最优解*/
11. $FT' \leftarrow FT$; $S' \leftarrow S$; $\pi' \leftarrow \pi$
12. IF $FT' < FT^*$: /*记录全局最优解*/
13. $FT^* \leftarrow FT'$; $S^* \leftarrow S'$; $T \leftarrow T \times a$; /*降温*/
14. ELSE IF $rand(0,1) < P \leftarrow e^{-\frac{FT' - FT^*}{KT}}$:
15. $T \leftarrow T \times a$; /*降温*/

16. ELSE: BREAK;
17. RETURN S^* , FT^*

相较于 GA 和 VNS, EAVNS 算法的创新之处在于: ①采用分层编码协调任务分配与路径规划; ②引入自适应邻域切换策略; ③融合 3-opt 初始化提升收敛速度。算法框架采用模块化设计, 主要包含初始种群生成、个体评估与选择、交叉操作、变异操作、局部搜索、种群更新与终止判断等步骤。

3.2 初始化种群操作

随机生成初始个体后, 采用 3-opt 算法对每个个体的路径结构进行局部优化, 以提升整体路径质量并加快后续收敛速度。3-opt 算法是一种经典的局部搜索策略, 广泛应用于旅行商问题和路径优化问题中。其核心思想为在

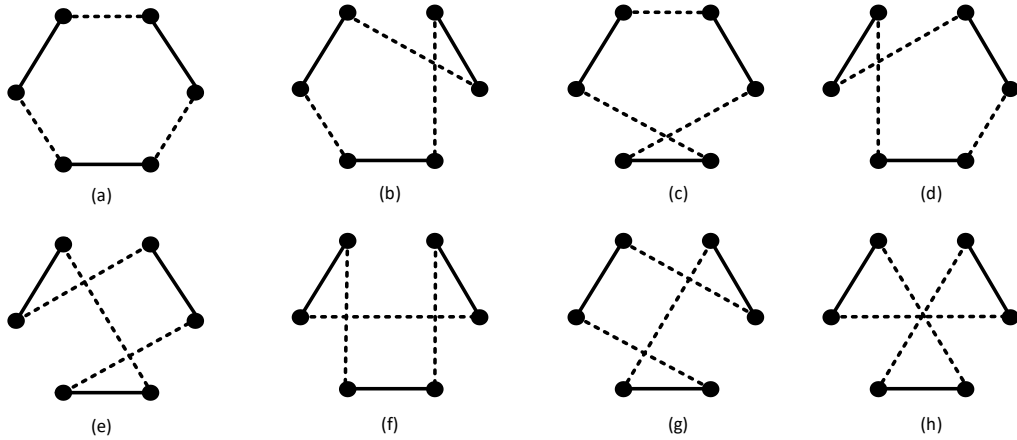


Fig. 1 3-opt connection method

图1 3-opt连接方式

在 EAVNS 算法中, 使用 3-opt 作为初始化的本地优化策略: 能显著提升初始解的质量, 为后续的进化过程提供良好的搜索起点; 能降低在演化前期陷入低质量局部解的概率; 能提升整体收敛速度, 减少依赖进化轮数。

3.3 交叉操作

EAVNS 算法采用一种结构化的路径片段重组策略来实现交叉操作, 兼顾解的合法性与遗传多样性。具体步骤为: ①选取父代个体。使用轮盘赌算法从当前种群中选择适应度较高的个体作为父代 T_1 和 T_2 ; ②路径分段继承。将 T_1 和 T_2 中对应编号的路径按一定概率交叉, 生成初步路径片段; ③去重处理。删除片段中出现的重复节点, 确保每个传感器节点只被访问一次; ④节点补全。对于未被分配的节点, 采用最近邻启发式或负载最小优先策略将其分配至当前工作负载最小的路径中。

在实际执行中, 算法会进行 M 次迭代。在每次迭代中, 以相同的概率从 T_1 或 T_2 中选取第 i 条路径, 将其作为后代 T' 中的第 i 条路径子结构。该子路径一经选定, 其包含的所有服务节点 (或称悬停位置) 将从 T_1 和 T_2 中被删除, 以防止重复分配。

路径中选择任意 3 个边并断开它们, 重新连接这些节点, 从而获得一个比当前路径更短的替代方案。在多无人机路径问题中, 每个个体代表一组路径集合 (即多个无人机的路径)。3-opt 操作可在每一条路径上独立实施, 从而确保局部最优解不会被较差的初始路径结构所限制。

具体而言, 3-opt 算法的步骤为: ①遍历路径中的所有节点, 枚举路径中的 3 条边 (i, j) , (k, l) , (m, n) ; ②断开这 3 条边后, 共有 7 种重新连接这 6 个节点的方式 (排除掉原始结构), 具体如图 1 所示; ③对于每一种连接方式, 计算新的路径长度; ④若某一种方式比当前路径更短, 则接受该方式, 替换原始路径; ⑤重复上述操作, 直到无法进一步改进为止。

3.4 变异操作

在多无人机路径优化背景下, 每个个体由多条路径构成, 分别对应各架无人机的任务轨迹。变异操作即对这些路径结构施加扰动, 包括节点顺序变更、节点路径迁移、路径内倒置等操作, 需在确保解合法性的前提下进行调整。变异操作的步骤为: ①选择变异个体。对于交叉产生的子代解 T' , 以设定概率 P_{copy} 判断是否进行变异; ②选择变异策略。EAVNS 算法支持多种变异操作, 包括路径内部扰动、路径间节点迁移、整条路径交换等; ③合法性修复。若变异操作导致路径冲突或约束破坏 (如节点重复、能耗超限), 则进行回滚或修复; ④变异接受判断。若变异后解结构未明显恶化 (如 L_{max} 无显著上升), 则接受; 否则保留原解。

3.5 VNS

VNS 的核心思想为当一个解在当前邻域内达到局部最优时, 主动改变邻域结构, 扩大搜索范围, 以期在新的邻域中发现更优解。与传统单一的邻域搜索相比, VNS 具备更强的全局收敛潜力。VNS 算法的伪代码为:

1. 初始化: $l \leftarrow 1$;
2. 生成传感器的分配和排序 $\{\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M\}$;

```

3. WHILE  $I \leq I_{max}$  do:
4.   for  $k \in \{1, 2, \dots, M-1\}$  do:
5.     for 所有可行插入位置  $\Gamma_k$  do:
6.        $Opt = 1$ ;
7.       if  $\Gamma_{max}$  变短 then:
8.         修改  $\Gamma_{max}$ 、 $\Gamma_k$  构建新后代  $T_1'$ ;
9.          $T_1' \leftarrow T_1'$ ;
10.         $l \leftarrow 1$ ;
11.        Go to Step2;
12.      end if
13.    end for
14.  end for
15.  $l \leftarrow l + 1$ ;
16. end while

```

VNS旨在对当前解进行局部优化,通过在多个不同邻域结构中移动节点来寻找使最长轨迹变短的更优解。具体做法为:从最长轨迹中选取一段连续节点(长度为1~4),尝试将其插入到其他轨迹中的不同位置。如果发现插入后能缩短最长轨迹长度,则立即接受该更优解并重新从第一个邻域结构开始搜索;否则继续尝试下一个邻域结构。这一过程不断在不同的局部结构间跳跃,以跳出局部最优,最终提高解的质量和负载均衡性。

3.6 算法复杂度分析

EAVNS作为一种融合了进化策略与局部搜索的混合智能优化算法,其整体复杂度由多个模块共同构成,包括种群初始化、适应度评估、选择与交叉、变异、局部搜索及种群更新等。

3.6.1 EA

在初始化阶段,算法需要为每个个体构建路径集合。假设任务节点总数为 N ,无人机数量为 M ,种群规模为 s ,则每个个体的初始生成成本主要来自于路径划分与本地优化(3-opt)。每条路径长度为 N/M ,因此单个路径的3-opt复杂度为 $O((N/M)^3)$,每个个体的总复杂度为 $O(M \cdot (N/M)^3) = O(N^3/M^2)$, s 个个体初始化的时间复杂度为 $O(sN^3/M^2)$ 。考虑到 M 通常远小于 N ,该阶段开销仍可接受。

适应度评估部分需要遍历每个个体中的所有路径,计算最大路径长度、总能耗与标准差等指标。每条路径平均含有 $O(N/M)$ 个节点,因此评估单个个体的时间复杂度为 $O(N)$,全部 s 个体为 $O(sN)$ 。轮盘赌选择算法涉及适应度归一化与累计概率构建,时间复杂度为 $O(s)$,可视为线性开销。

在交叉操作中,首先要对父代路径集合进行排序(复杂度为 $O(M \log M)$),随后进行片段继承与节点重构。继承过程复杂度为 $O(M)$,节点重构阶段涉及未分配节点的启发式插入,最坏情况下每个节点需遍历 M 条路径与 $O(N/M)$ 个位置,复杂度为 $O(N)$ 。因此,交叉产生一个子代的总复杂度约为 $O(N)$, s 个子代为 $O(sN)$ 。

变异操作因结构扰动多为局部操作,如路径内交换、节点转移等,其单次操作成本较低。每个个体进行一次变异的成本可近似视为 $O(N/M)$,整体开销为 $O(sN/M)$ 。

3.6.2 VNS

VNS作为最关键的局部搜索模块,决定了算法的最终收敛质量与运行时间。VNS针对每个个体应用多邻域结构,在最长路径中进行扰动。opt-1至opt-4中最复杂的为opt-4,涉及多路径重构,其每次扰动代价为 $O(N)$ 。在实际运行中,为控制搜索时间,每个个体仅执行固定次数的局部扰动(设为 k 次),则VNS搜索的复杂度为 $O(skN)$ 。

空间复杂度主要来自于种群个体的存储。每个个体需保存 M 条路径,每条路径平均有 N/M 个节点,总体为 $O(N)$, s 个体即为 $O(sN)$ 。此外,需要存储适应度值、辅助矩阵等信息,总体空间复杂度为 $O(sN + N^2)$ (考虑邻接矩阵存储)。

4 模拟实验

4.1 实验设置

为比较各算法的表现,并进行充分且全面的算法校准,测试实例的参数设定为:①区域面积(边长为 L)分为小(面积为 $L \times \frac{L}{2}$)、中(面积为 $L \times L$)、大(面积为 $2L \times L$)3个规格;②无人机数量 m 设置为5、10、15、20或25;③无人机的电池容量 E_{max} 设置为22.2、44.4、66.6 Wh;④传感器节点数量 n 设置为200、400、600、800、1 000,这些传感器随机分布在区域内。最终共有 $3 \times 5 \times 3 \times 5 = 225$ 种实例组合(区域 $\in \{L \times \frac{L}{2}, L \times L, 2L \times L\}$, $m \in \{5, 10, 15, 20, 25\}$, $E_{max} \in \{22.2, 44.4, 66.6\}$, $n \in \{200, 400, 600, 800, 1000\}$)。

在实验中,交叉操作采用一种基于路径长度平衡的改进方法,合并两个父代个体的所有路径片段,并按路径长度升序排序,之后优先将较短的路径片段分配给当前总路径最短的无人机,确保负载均衡分配,同时避免遗漏任何传感器节点。变异操作以动态概率 $P_{copy} = \frac{P_{max} - P_{min}}{I_{max}}$ ×

$I + P_{min}$ 复制父代节点到子代,其中最大复制概率 P_{max} 设置为0.9,最小复制概率 P_{min} 设置为0.15,从父代中识别当前解中路径最长的无人机,从中随机选择一个传感器节点,将其转移到当前路径最短的无人机上。

4.2 算法比较

将EAVNS算法与2个解决类似问题的基准算法进行比较,分别为PSO和模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)。其中,PSO是一种模拟鸟群捕食行为的迭代算法,以实现容易、精度高、迭代快的优势著称,通过追随当前搜索到的最优值来探索全局最优解。SA是一种模拟金属退火过程的算法,因为原理简单、通用性强而被广泛应用于解决各类问题。

实验结果通过相对百分比偏差(Relative Percentage Difference,RPD)来评价。计算公式为:

$$RPD(ALG) = \frac{P^* - P^{ALG}}{P^*} \times 100 \quad (9)$$

式中: P^* 为所有比较算法中获得的最大周期数; P^{ALG} 为特定算法ALG获得的周期数。

对所有实验结果进行多因素方差分析(Analysis of Variance,ANOVA)。RPD越低,表示解的效果越好。在RPD的基础上,采用平均相对百分比偏差(Average Relative Percentage Difference,ARPD)比较算法性能。

图2与表1共同展示了各算法在所有实例下的ARPD。图2为具有Tukey HSD置信区间的计算结果统计图,通过置信区间的重叠程度可以看出EAVNS算法优于其他两个算法,这种差异具有统计意义上的显著性。从表1中可以看出,EAVNS算法的性能最佳,其次为SA算法,最差的为PSO算法。通过实例参数与比较算法之间的相互作用还可以看出,EAVNS算法对参数值变化并不敏感,具有较好的鲁棒性。

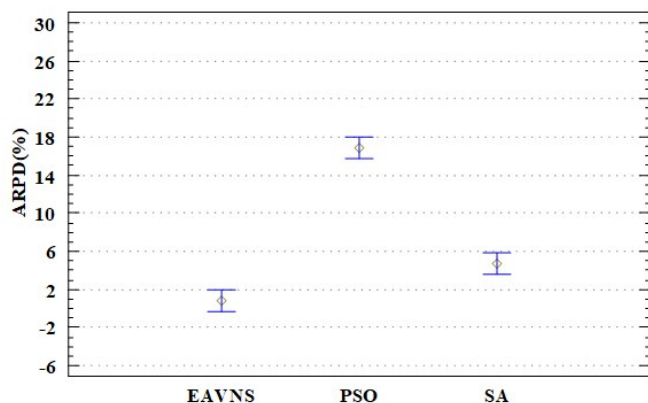


Fig. 2 ARPD of different algorithms under 95% Tukey HSD

图2 95%Tukey HSD情况下不同算法的ARPD

Table 1 ARPD of various algorithms under different variables

表1 不同变量下各算法的ARPD

变量名称	变量值	ARPD		
		EAVNS	PSO	SA
s	small	1.66	16.58	2.38
	medium	0.47	13.85	4.39
	large	0.30	20.11	7.35
m	5	0	9.53	7.37
	10	0.56	13.50	5.34
	15	0.60	17.21	3.39
	20	1.11	21.67	4.33
	25	1.78	22.31	3.09
	200	0.63	19.94	7.17
	400	1.22	19.97	6.36
n	600	0.95	16.33	2.68
	800	1.24	16.49	6.40
	1 000	0	11.50	0.93
E_{max}	22.2	0.89	17.86	5.98
	44.4	0.70	16.11	4.67
	66.6	0.84	16.57	3.47
平均值		0.81	16.85	4.71

5 结语

随着无人机技术的不断发展,其在监测、通信、巡检等领域的应用日益广泛,任务环境和类型也日趋复杂。单架无人机在覆盖范围、容错能力等方面存在局限,难以满足多样化的任务需求。多无人机系统凭借其协同作业、任务并行与高可靠性等优势,成为应对复杂任务的重要手段。EAVNS算法在大规模无线可充电网络中的多无人机调度问题上展现出卓越性能,在多种参数设置下均优于其他基线算法。该算法不仅在最大化系统生存期方面表现出色,而且具有较好的鲁棒性和适应性。然而,该算法仍存在一些改进空间。例如,可进一步探索算法在不同网络拓扑结构下的性能表现,以及在动态环境中实时调整无人机调度策略;还可以考虑将机器学习等先进技术融入算法中,以提高其智能化水平和自适应能力。

参考文献:

- [1] AMATO A, QUARTO A, DI L V. An application of cyber-physical system and multi-agent technology to demand-side management systems[J]. Pattern Recognition Letters, 2021, 141: 23-31.
- [2] POUDEL S, MOH S. Task assignment algorithms for unmanned aerial vehicle networks: a comprehensive survey [J]. Vehicular Communications, 2022, 35: 100469.
- [3] ZHAO J, ZHANG X, CHI P, et al. Self-regulating control and dynamic path planning method for unmanned groups in open spaces[J]. Acta Astronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(16): 207-226.
赵江, 张璇, 池沛, 等. 空地无人集群自调节控制与动态路径规划方法[J]. 航空学报, 2024, 45(16): 207-226.
- [4] BAI G Q. Research on multi-UAV cooperative path planning based on swarm intelligence[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
白淦清. 基于群体智能的多无人机协同路径规划的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [5] DIJKSTAR E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische Mathematik, 1959, 1: 269-271.
- [6] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4: 100-107.
- [7] GENG L, ZHANG Y, WANG J, et al. Cooperative mission planning with multiple UAVs in realistic environments[J]. Unmanned Systems, 2014, 2: 73-86.
- [8] WU X L, XU L, ZHEN R, et al. Bi-directional adaptive A* algorithm toward optimal path planning for large-scale UAV under multi-constraints [J]. IEEE Access, 2020, 8: 85431-85440.
- [9] FU D K, FAN P Q. Improved A* algorithm for three-dimensional unmanned aerial vehicle path planning[J]. Intelligent Computer and Application, 2020, 10(12): 11-15.
付道阔, 范平清. 改进A*算法的三维无人机路径规划[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(12): 11-15.
- [10] SANGEETHA V, KRISHANKUMAR R, RAVICHANDRAN K S, et al. Energy-efficient green ant colony optimization for path planning in dynamic 3D environments[J]. Soft Computing, 2021, 25: 4749-4769.

- [11] XU L, CAO M, SONG B. A new approach to smooth path planning of mobile robot based on quartic bezier transition curve and improved PSO algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2022, 473: 98–106.
- [12] SHIVGAN R, DONG Z. Energy-efficient drone coverage path planning using genetic algorithm[C]//2020 IEEE 21st International Conference on High Performance Switching and Routing, 2020: 1–6.
- [13] WANG X, MENG X. UAV online path planning based on improved genetic algorithm[C]//2019 Chinese Control Conference, 2019: 4101–4106.
- [14] MA Y, ZHANG H, ZHANG Y, et al. Coordinated optimization algorithm combining GA with cluster for multi-UAVs to multi-tasks task assignment and path planning[C]//2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation, 2019: 1026–1031.
- [15] ZHOU Y, LI D W, MENG H, et al. Application of genetic algorithm path planning in unmanned aerial vehicle power line inspection[J]. *Automation Technology and Application*, 2021, 40(2): 29–33.
周毅, 李东武, 孟浩, 等. 遗传算法路径规划在无人机电力巡线中的应用[J]. *自动化技术与应用*, 2021, 40(2): 29–33.
- [16] WANG L, WU D, GAO Y. A reinforced particle swarm optimization algorithm based on beetle antenna search for UAV path planning[C]//2023 42nd Chinese Control Conference, 2022: 364–374.
- [17] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2021(2): 107376.
- [18] SHAO S, PENG Y, HE C, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. *ISA Transactions*, 2020, 97: 415–430.
- [19] SU M M, CHENG Y M, HU J W. Joint optimization of UAV cluster task allocation and path planning based on improved ant colony algorithm[J]. *Unmanned System Technology*, 2021, 4(4): 40–50.
苏梅梅, 程咏梅, 胡劲文. 基于改进蚁群算法的无人机集群任务分配和路径规划联合优化[J]. *无人系统技术*, 2021, 4(4): 40–50.
- [20] CHEN J, LING F, ZHANG Y, et al. Coverage path planning of heterogeneous unmanned aerial vehicles based on ant colony system[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2022, 69: 101005.
- [21] ALI Z A, ZHAN G H, ZHENG R D. Path planning of multiple UAVs using MMACO and DE algorithm in dynamic environment[J]. *Measurement and Control*, 2020, 56: 459–469.
- [22] WANG W, LIU Y, SRIKANT R, et al. 3M-RL: multi-resolution, multi-agent, mean-field reinforcement learning for autonomous UAV routing[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 23(7): 8985–8996.
- [23] XIE H, YANG D, XIAO L, et al. Connectivity-aware 3D UAV path design with deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(12): 13022–13034.
- [24] WANG Y, BISWAS K, ZHANG L, et al. 3D autonomous navigation of UAVs: an energy-efficient and collision-free deep reinforcement learning approach[C]//2022 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems, 2022: 1–5.
- [25] MAW A A, TYAN M, NGUYEN T A, et al. iADA* -RL: anytime graph-based path planning with deep reinforcement learning for an autonomous UAV[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(9): 3948.
- [26] DONG J X. Research on UAV regional coverage path planning based on deep reinforcement learning[J]. *Industrial Control Computer*, 2021(5): 80–82.
董加鑫. 基于深度强化学习的无人机区域覆盖路径规划研究[J]. *工业控制计算机*, 2021(5): 80–82.
- [27] CHEN K X, LIU L. An unmanned aerial vehicle path planning algorithm based on perturbed fluid and TD3[J]. *Opto-Electronic and Control Engineering*, 2024, 31(1): 57–62.
陈康雄, 刘磊. 基于扰动流体与 TD3 的无人机路径规划算法[J]. *电光与控制*, 2024, 31(1): 57–62.

(责任编辑:尹晨茹)