

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518381

能效协同均衡的单无人机动态轨迹优化*

张静 谢亚琴

(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 在应急通信场景中,无人机作为空中数据采集平台,可以在地震、洪水、森林火灾、矿难、战场等灾害环境中快速部署到灾区,收集物联网无线设备的数据,并将数据传输到指挥中心,提高救援决策的效率。灾后场景中的数据传输任务对传输效率和数据的完整性有着更高的要求,同时由于无人机的电池容量有限,如何用尽可能少的能耗快速完成尽可能多的数据采集,同时确保关键数据完整上传,是灾后数据传输场景中亟需解决的问题。针对上述问题,本文研究了一种由单架无人机辅助的无线通信系统,采用一对多的通信方式和飞行-悬停-通信的数据采集模式,制定了一个联合设备关联、无人机悬停位置和带宽分配的优化问题,以最大化无人机的覆盖效用并最小化其总能量消耗。首先,为了优化无人机的覆盖效用,采用了基于 K-means 初始化的粒子群算法;然后,为了最小化无人机的能耗,提出了一个基于粒子群的两阶段优化算法,对无人机的悬停位置和带宽分配进行交替优化;特别地,在优化无人机悬停位置时,提出了基于高斯干扰和差分机制的粒子群算法。仿真结果表明,该方法能有效提高无人机的覆盖效用和节能性能,覆盖效用与 K-means 相比提高了 13.15%,能耗相较于仅优化悬停位置的方案相比降低了 18.58%,且低于对悬停能耗和飞行能耗分开优化的方案。

关键词: 无人机移动基站;带宽分配;节能部署;应急通信;数据收集

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Energy efficiency cooperative balancing-based dynamic trajectory optimization for a single UAV

Zhang Jing Xie Yaqin

(School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In emergency communication scenarios, unmanned aerial vehicles (UAVs) serve as aerial data collection platforms that can be rapidly deployed to disaster-stricken areas such as those affected by earthquakes, floods, wildfires, mining accidents and battlefield environments. UAVs are capable of collecting data from wireless IoT devices and transmitting it to the command center, thereby improving the efficiency of rescue decision-making. In post-disaster scenarios, data transmission tasks impose higher requirements on both communication efficiency and data completeness. Meanwhile, the limited energy supply of UAVs makes it challenging to collect large volumes of data efficiently while ensuring the complete transmission of vital information. To address these issues, this paper investigates a wireless communication system assisted by a single UAV, which adopts a multi-user uplink communication mode and a fly-hover-communicate data collection pattern. A joint optimization problem is formulated for device association, UAV hovering location and bandwidth allocation, aiming to maximize the UAV's coverage utility while minimizing its total energy consumption. First, to enhance the UAV's coverage utility, a particle swarm optimization (PSO) algorithm initialized with K-means clustering is employed. Then, to minimize energy consumption, we propose a PSO-based two-stage optimization framework that alternately optimizes hovering positions and bandwidth allocation. In particular, a PSO variant incorporating Gaussian perturbation and differential mechanisms is designed for hovering position refinement. Simulation results demonstrate that the proposed method effectively improves both coverage utility and energy efficiency. The coverage utility increased by 13.15% compared to the K-means algorithm, while energy consumption was reduced by 18.24% compared to the approach that only optimizes hovering locations and lower than the scheme where hovering energy and flight energy are optimized separately.

Keywords: UAV-BSS; bandwidth allocation; energy-efficient deployment; emergency communication; data collection

0 引言

在过去的几十年里,自然灾害和人为灾害的频率成倍

增加,造成了重大的生命损失和财产破坏^[1],灾后通信对于拯救生命至关重要。在灾难期间,及时的灾害数据对于决策至关重要,然而,传统的地面通信基础设施可能会被摧毁

收稿日期:2025-03-19

* 基金项目:国家自然科学基金(62001238)、江苏省科技重大专项(BG2024002)资助

或发生故障,导致通信中断,严重影响救援工作的效率。近年来,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)辅助通信受到了广泛的研究关注,与常规应急通信相比,UAV 辅助的应急通信^[2-3]可以更快速、更灵活地部署,不受地面交通条件的限制。此外,由于视线(line of sight, LoS)链路的可能性很高,它们通常与地面终端有更好的信道。随着 UAV 产业的发展,UAV 在各类场景中的数据采集任务中发挥着越来越重要的作用^[4]。

Zhan 等^[5]研究了 UAV 的能耗与传感器能耗之间的权衡问题,制定了联合优化 UAV 轨迹、任务完成时间和传感器唤醒调度使得 UAV 和传感器的能耗加权最小化问题,采用了路径离散化方法将原始优化问题转化为更易于处理的形式,并基于逐次凸逼近和块坐标下降技术进行优化。Yuan 等^[6]聚焦于单架 UAV 在飞行与悬停过程中联合优化轨迹与用户调度策略,以最小化完成所有传感器数据采集任务所需的总时间,将原始问题构造为凸近似问题并迭代求解直至收敛,并未考虑 UAV 的能耗问题。Wan 等^[7]构建了一个考虑服务时间与时间窗口约束的多 UAV 路径规划模型,通过优化 UAV 的飞行路径和它们在每个访问节点的服务时间以最大化采集的数据量,并提出了基于禁忌搜索与变邻域下降相结合的启发式算法求解,不考虑数据采集的完整性。

上述研究普遍采用一对一的通信模型,在节点数量较少时尚可适用,但当物联网节点数量激增时,其可扩展性面临严峻挑战,而且该方式也会影响数据的采集效率。

部分新兴研究开始关注在 UAV 辅助的数据采集场景中采用一对多的通信模式。Han 等^[8]联合优化 UAV 的部署和飞行轨迹以最大限度地降低 UAV 的能耗,提出了一个双层优化算法,上层方法通过一种改进的蒲公英算法优化 UAV 的悬停位置和数量以最小化 UAV 的悬停能耗和传感器的传输能耗,下层方法基于迭代贪婪算法优化 UAV 的飞行轨迹以最小化 UAV 的飞行距离。然而,部署与路径之间实际存在耦合关系,分开优化可能导致上层部署结果难以与下层路径规划相协调,从而影响整体能效表现。Li 等^[9]考虑了数据部分收集和全部收集两种数据采集最大化的场景,将原本连续空间中的无限悬停位置集合离散为有限集合,通过组合优化算法选择访问的悬停点子集及其访问顺序,并控制每个悬停点的停留时间。该模型中假设 UAV 与传感器之间的传输速率都是相同的,缺乏对通信速率的精细建模。Tang 等^[10]采用双环迭代优化策略求解系统能效最大化问题,即传输的总数据量与消耗的能量之比,其中,外循环基于 Dinkelbach 方法,用于将非线性分式目标函数转化为一组差分问题,内循环则采用快坐标下降的框架,优化 UAV 的轨迹、传感器的功率和时隙调度,但并没有考虑数据传输的完整性。Lin 等^[11]考虑了 UAV 的悬停能耗和传感器的传输能耗最小化问题,提出了一种新型的粒子群优化(particle swarm optimization,

PSO)算法优化 UAV 的悬停位置和数量,但未考虑 UAV 的飞行能耗。上述文献均采用了一对多的通信模型,但并没有考虑带宽资源的分配。Fu 等^[12]针对灾后场景中两架 UAV 协同采集数据的问题,提出了一种具有自适应惯性权重因子的 PSO 算法来寻找 UAV 的最佳速度和带宽分配,以最大化成功传输数据的用户数量。在该场景中,UAV 的飞行轨迹为固定圆周轨迹,虽然可以简化建模,但具有一定的局限性。

针对一对多的通信模式中,关注于带宽分配的研究还较少,而带宽分配的优化对数据的传输速率有着关键影响。另外,本文注意到文献[5]、[10]和[12]考虑的数据采集模式是 UAV 边飞边通信(communicates while flying, CF),该模式虽然具备较高的飞行效率和轨迹连续性,适合处理轻量级数据任务,但由于 UAV 处于持续移动状态,其与地面终端之间的无线链路存在频繁的距离变化与信道波动,因此通信质量相对不稳定。同时,每个终端可建立通信的有效时间窗口极短,易受到数据传输速率低、信道容量受限等因素的影响,不适合数据量大或数据完整性要求高的灾后传感器任务场景。而文献[6-9]、[11]使用的飞行-悬停-通信(fly-hover-communicate, FHC)模式,使得 UAV 在特定位置停留期间能够稳定连接多个终端并完成全部数据的传输。

基于上述事实,本文专注于灾后环境中单架无人机资源受限、任务密集且数据上传可靠性要求高的实际需求,针对上述文献中存在的通信效率低、不考虑数据传输的完整性和带宽分配以及忽视部署与轨迹间的耦合关系等问题,采用一对多的通信方式和 FHC 的数据采集模型,制定了一个最大化 UAV 采集的数据量同时最小化其能耗的优化问题模型,联合优化设备关联、无人机悬停位置和带宽分配。具体而言,首先,在 UAV 的覆盖范围约束和服务能力约束下,利用基于 K-means 的 PSO 算法^[11](PSO with K-means initialization operator, PSO-KM)优化设备关联;接着,基于悬停位置与带宽分配之间的耦合关系,提出了一个基于 PSO 的两阶段优化算法(two-stage optimization algorithm based on PSO, TOA-PSO)联合优化 UAV 的悬停位置和带宽分配;在 TOA-PSO 中,提出了一个基于高斯扰动和差分机制的 PSO 算法(PSO with gaussian perturbation and differential mechanism, PSO-GD)优化 UAV 的悬停位置。

1 系统模型和问题表述

1.1 系统模型

本文考虑一个由单架旋翼 UAV 和 N 个地面无线设备(wireless device, WD)组成的无线通信系统,如图 1 所示。UAV 和 WD 之间的通信遵循文献[13]中提到的 FHC 模式,UAV 从起飞点连续访问 M 个悬停位置,并在每个悬停位置与其所服务的 WD 进行通信,在完成所有悬停位置的数据采集任务后,UAV 返回起飞点。在本文模型中考虑了

一个位于坐标系原点的固定充电站,同时,为了减少 UAV 在从一个悬停点到另一个悬停点由于改变飞行高度所带来的额外能耗,本文假设 UAV 在固定高度 H 飞行。在目标服务区域, N 个 WD 随机分布在地面,其索引集合用 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示,第 n 个 WD 的坐标表示为 $l_{n}^{WD} = (x_n, y_n, 0)$ 。WD 包括地震传感器和环境检测设备等,地震传感器用于采集地震波、余震和地壳形变等数据,环境监测设备检测地震引发的火灾、煤气泄漏、有毒气体扩散,防止救援人员进入危险区域。假设 UAV 需要在 M 个位置悬停采集 WD 中的数据,悬停位置的索引集合用 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$ 表示,定义第 m 个悬停位置的三维坐标为 $l_{m}^U = (x_m^U, y_m^U, H)$ 。考虑到 UAV 的服务能力约束,每个 UAV 最多为 N_{\max} 个 WD 提供服务。

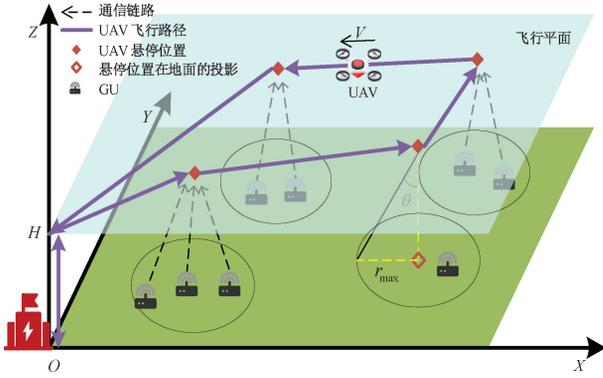


图1 系统模型

Fig. 1 System model

另外, $\mathbf{B} = [B_{mn}^m]_{M \times N}$ 表示 UAV 的带宽分配策略, B_{mn}^m 表示 UAV 在第 m 个悬停位置分配给第 n 个 WD 的带宽。引入矩阵 $\mathbf{e} = [e_{m,n}]_{M \times N}$ 表示 UAV 与 WD 之间的关联,即如果 UAV 在第 m 个悬停点为第 n 个 WD 提供服务,则 $e_{m,n} = 1$, 否则 $e_{m,n} = 0$ 。

1.2 空-地信道模型

在本场景中,考虑 UAV 与 WD 之间的空-地信道为 LoS 链路,因此,UAV 在第 m 个悬停位置 (x_m^U, y_m^U, H) 与第 n 个 WD 之间的信道增益^[14]可以表示为:

$$h_{mn} = \frac{\beta_0}{(x_m^U - x_n)^2 + (y_m^U - y_n)^2 + H^2} \quad (1)$$

其中, β_0 为参考距离为 1 m 时的路径损失。假设执行任务的 UAV 配备定向天线,波束宽度为 2θ ,且 $0 < \theta < 90^\circ$,因此定向天线的增益^[13]可以近似建模为:

$$G = \begin{cases} G_{3\text{dB}}, & -\theta \leq \phi \leq \theta, -\theta \leq \psi \leq \theta \\ g \approx 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $G_{3\text{dB}} \approx \frac{29\,000}{(2\theta)^2}$ 是天线主瓣增益, ϕ 和 ψ 分别为方位角和俯仰角。UAV 的高度为 H 时,对应的覆盖范围为 $r_{\max} = H \cdot \tan\theta$ 。

当 UAV 在第 m 个悬停位置服务时,它与第 n 个 WD

之间的传输速率可以表示为:

$$R_{mn} = B_{mn}^m \log_2 \left(1 + \frac{p_t G h_{mn}}{\sigma_n^2 B_{mn}^m} \right) \quad (3)$$

其中, σ_n^2 为噪声功率谱密度, p_t 为 WD 的发射功率。

1.3 能耗模型

在本文的模型中,UAV 从起飞点 $(0, 0, 0)$ 处垂直起飞上升到 H 的高度,再以恒定速度 V 向前水平飞行到达目标悬停位置,在悬停位置之间以水平轨迹飞行,完成任务后,水平飞行至起点上方以垂直下降的方式返回起点。通常情况下,UAV 的总能耗由通信能耗和推进能耗两部分组成,由于通信能耗远远小于推进能耗,且 UAV 在固定高度飞行,UAV 垂直起飞降落的能耗是恒定的,所以本文仅考虑 UAV 的悬停能耗和水平飞行能耗。根据文献[13],UAV 的水平飞行功率 p_{for} 和悬停功率 p_{hov} 可分别表示为:

$$p_{\text{for}} = P_0 \left(1 + \frac{3V^2}{U_{tip}^2} \right) + P_i \left(\sqrt{1 + \frac{V^4}{4v_0^4}} - \frac{V^2}{2v_0^2} \right)^{1/2} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A V^3 \quad (4)$$

$$p_{\text{hov}} = \underbrace{\frac{\delta}{8} \rho s A U_{tip}^3}_{\triangle P_0} + \underbrace{(1 + k_i) \frac{W_U^{3/2}}{\sqrt{2\rho A}}}_{\triangle P_i} \quad (5)$$

其中, P_0 和 P_i 分别为 UAV 在悬停状态下的叶片轮廓功率和感应功率, δ , ρ 和 s 分别表示轮廓阻力系数、空气密度和旋翼实度, A , U_{tip} , k_i 和 W_U 分别是旋翼盘面积、旋翼翼片的尖速度、感应功率的增量校正系数和 UAV 的重量(单位为牛顿), V , v_0 和 d_0 分别表示 UAV 前向水平飞行速度、悬停时平均旋翼感应速度、机身阻力比和垂直起飞的速度。

基于上述讨论,UAV 完成数据采集任务并返回起飞点的总能耗 E_{total} 表示为:

$$E_{\text{total}} = \underbrace{p_{\text{for}} \times \frac{D_{\text{for}}}{V}}_{\triangle E_{\text{for}}} + \underbrace{p_{\text{hov}} \times \sum_{m=1}^M T_m^h}_{\triangle E_{\text{hov}}} \quad (6)$$

其中, E_{for} 和 E_{hov} 分别代表 UAV 垂直起飞能耗、前向水平飞行能耗、悬停能耗, D_{for} 表示 UAV 水平飞行的距离, T_m^h 表示 UAV 在第 m 个悬停位置悬停的时间。

1.4 问题表述

本文的目标是让 UAV 以最节能的方式,以固定的悬停次数采集尽可能多的数据。请注意,提高能源利用效率可以直接受到以下两个优化目标的影响。

优化目标 1(最大化覆盖效用):为了提高能源利用效率,UAV 应采集尽可能多的数据,本文定义一个指标覆盖效用 α 来衡量。假设第 n 个 WD 的需要传输的数据大小为 q_n , UAV 在第 m 个位置可采集到的数据量为 $\sum_{n \in \mathcal{N}} e_{m,n} q_n$,那么 UAV 在整个飞行过程中采集的数据量为 $\sum_{m \in \mathcal{N}} \sum_{n \in \mathcal{N}} e_{m,n} q_n$,则覆盖效用 α 可表达为:

$$\alpha = \frac{\sum_{m \in \mathcal{N}} \sum_{n \in \mathcal{N}} e_{m,n} q_n}{\sum_{n \in \mathcal{N}} q_n} \quad (7)$$

因此,第 1 个目标函数可以建模为:

$$f_1(\mathbf{e}) = \alpha \quad (8)$$

优化目标 2(最小化 UAV 的能耗): UAV 在移动和悬停过程中必须消耗能量。由于每架 UAV 的电池能量有限,第 2 个目标是尽量减少 UAV 的能耗。在悬停状态, UAV 同时与其所服务的所有 WD 通信,用 \mathcal{L}_m 表示 UAV 在第 m 个悬停位置所服务的 WD 索引集合,对于第 n 个 WD ($n \in \mathcal{L}_m$), 需要采集的数据量为 q_n , 则采集的时长为:

$$T_n^d = \frac{q_n}{R_{mn}} = \frac{q_n}{B_n \log_2 \left(1 + \frac{p_{tr} G h_{mn}}{\sigma_n^2 B_n^m} \right)} \quad (9)$$

因此, UAV 在第 m 个悬停位置的悬停时间由 \mathcal{L}_m 中传输时间最长的 WD 决定,即:

$$T_m^h = \max_{n \in \mathcal{L}_m} T_n^d \quad (10)$$

在飞行状态, UAV 的飞行能耗与飞行距离有关,悬停位置决定了飞行距离,综上所述,第 2 个目标函数可以表示为:

$$f_2(\mathbf{B}, \mathbf{L}) = E_{total} \quad (11)$$

其中, \mathbf{L} 是悬停位置的集合,可以表示为 $\mathbf{L} = \{lo_1^U, \dots, lo_m^U, \dots, lo_M^U\}$ 。

因此,本文提出的联合优化设备关联、UAV 悬停位置和带宽分配的优化问题,记为(P1)可以建模为:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{B}, \mathbf{L}} (-f_1, f_2) \quad (12)$$

$$\text{s. t. } e_{m,n} \in \{0, 1\}, \forall m \in \mathcal{M}, \forall n \in \mathcal{N} \quad (13)$$

$$\sum_{m \in \mathcal{M}} e_{m,n} \leq 1, \forall n \in \mathcal{N} \quad (14)$$

$$\sum_{n \in \mathcal{N}} e_{m,n} \leq N_{\max}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (15)$$

$$\sum_{n \in \mathcal{N}} e_{m,n} B_n^m = B_w, \forall m \in \mathcal{M} \quad (16)$$

约束式(13)指定了 $e_{m,n}$ 的值,约束式(14)表明每个 WD 最多由 UAV 提供一次服务,约束式(15)对 UAV 可以覆盖的 WD 数量施加了上限,约束式(16)为 UAV 的带宽限制,其中, B_w 为 UAV 的总带宽。

2 算法设计

优化问题(P1)是一个 NP-hard 的非凸问题,不能用标准的凸优化工具有效地求解,而且问题的解具有较大的解搜索空间,当 UAV 的悬停点或 WD 数量增加,(P1)将是一个大规模优化问题,很难求解。为了解决这个优化问题,在本节中,首先使用 PSO-KM 算法优化设备关联,得到初始的 UAV 悬停位置,然后利用 TOA-PSO 算法迭代地求解 UAV 的悬停位置和带宽分配问题。

2.1 设备关联优化问题的算法设计

本小节提出了一个 PSO-KM 算法,具体而言,采用 K-

means 将地面 WD 分为 M 个簇,得到 M 个聚类中心,将聚类中心作为 PSO 算法的一个初始解。与标准 K-means 不同的是,在本文中,将 WD 的需要传输的数据量作为权值。假设有 n 个数据点分为一簇,其坐标和对应的权重分别为 (x_i, y_i) 和 ω_i , 则聚类中心计算方法如下:

$$x_{centroid} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i x_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (17)$$

$$y_{centroid} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i y_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (18)$$

在 PSO-KM 算法中,第 l 个粒子的位置可以表示为:

$$\mathbf{X}_l = (\mathbf{x}_{l,1}^{init}, \dots, \mathbf{x}_{l,m}^{init}, \dots, \mathbf{x}_{l,M}^{init}) \quad (19)$$

其中, $\mathbf{x}_{l,m}^{init} = (x_{l,m}^{U,init}, y_{l,m}^{U,init})$ 表示第 m 个悬停点的初始位置 $lo_m^{U,init}$, 将 K-means 得到的聚类中心,作为第一个粒子的位置。已知悬停点的位置,在优化设备关联时,需要考虑两个约束,一个是 UAV 的覆盖范围 r_{\max} , 另一个是 UAV 的服务能力 N_{\max} , 当 UAV 覆盖范围内的 WD 数量超过 N_{\max} 时, UAV 优先为距离其更近的 WD 服务。当两个悬停点的覆盖范围重叠时,重叠区域的 WD 会选择距离更近的且未满载的 UAV。具体地,对于 \mathbf{X}_l , WD 的分配策略如算法 1 所示,假设 UAV 在第 m 个悬停点服务的 WD 数量为 N_m 。

算法 1: 设备分配策略

输入: $\{lo_n^{WD}\}_{n \in \mathcal{N}}, \mathbf{X}_l, r_{\max}, N_{\max}, M$

输出: \mathbf{e}

初始化: $e_{m,n} = 0, N_m = 0$;

1: 计算悬停位置与 WD 的距离矩阵,并找到每个 WD 距离最近的悬停位置的距离;

2: 按最近悬停位置的距离对 WD 进行排序,得到排序后的索引集 \mathcal{N}' ;

3: **for** $n' \in \mathcal{N}'$ **do**

4: 找到第 n' 个 WD r_{\max} 范围内的悬停点,并根据距离按升序排列,得到排序后的悬停点集合 \mathcal{M}_{valid} ;

5: **if** $\mathcal{M}_{valid} \neq \emptyset$ **do**

6: **for** $m' \in \mathcal{M}_{valid}$ **do**

7: **if** $N_{m'} < N_{\max}$ **do**

8: $e_{m',n'} = 1, N_{m'} = N_{m'} + 1$;

9: **break**

10: **end if**

9: **end for**

10: **else**

11: **continue**

12: **end if**

11: **end for**

根据算法 1 可以得到设备关联矩阵 e , 继而计算出 UAV 遍历这些悬停点所能传输的数据量之和, 得到 \mathbf{X}_l 对应的适应度值。

2.2 UAV 悬停位置和带宽分配优化问题的算法设计

由于 UAV 的通信能耗远远小于推进能耗, 所以本节在优化 UAV 能耗时仅考虑 UAV 的推进能耗, 即 UAV 水平飞行能耗和 UAV 悬停能耗, 在悬停功率固定的情况下, UAV 的悬停能耗由悬停时间决定, 因此, 将优化问题 f_2 分解为两个子问题迭代求解, 并提出了 TOA-PSO 来求解能耗最小化问题 f_2 。

第一阶段(给定悬停点位置, 优化带宽分配): 在第一阶段中, 悬停点位置由初始化给出或经过第二阶段优化得到, 优化目标记为(P2), 公式为:

$$\min_B \sum_{m \in \mathcal{M}} T_m^h \quad (20)$$

在优化时, 将总悬停时间最小化转化为在每个悬停点悬停时间最小化问题, 即分别优化在每个悬停点的带宽分配。这样处理出于两个原因, 一是在每个悬停点, UAV 仅对该点覆盖的 WD 提供服务, 带宽的分配仅受当前悬停点的 WD 传输需求影响, 由于每个悬停点的 WD 集合不同, 优化过程不会涉及其他悬停点的资源分配, 因此可以独立进行优化。二是同时优化所有悬停点的带宽, 这将导致问题维度过高, 计算复杂度增加。因此, 将优化问题(P2)分解为 M 个子问题单独求解, 从而提高优化效率。

利用 PSO 算法去优化每个悬停点的带宽分配, 每个粒子包含了 UAV 在第 m 个悬停点的带宽分配情况, 第 l 个粒子可以表示为:

$$\mathbf{X}_l^A = (x_{l,1}^A, \dots, x_{l,n}^A, \dots, x_{l,N_m}^A) \quad (21)$$

其中, $n' \in \{1, 2, \dots, N_m\}$, $x_{l,n'}^A$ 表示 UAV 在第 m 个悬停位置上覆盖的第 n' 个 WD 的带宽。粒子的适应度值根据公式(10)计算。

第二阶段(给定带宽的分配情况, 优化悬停点位置): 在第二阶段中, 带宽的分配情况由第一阶段通过最小化悬停时间来得到, 优化目标记为(P3), 公式为:

$$\min_L E_{total} \quad (22)$$

悬停位置不仅会影响 UAV 的飞行能耗, 也会影响 UAV 悬停能耗, 所以在优化悬停位置时需要考虑的是 UAV 的整体推进能耗的优化。为最小化 UAV 的飞行能耗, 在飞行功率固定的情况下需要最小化 UAV 的总飞行距离 D_{for} , 也就是旅行商问题。当前已经有大量的研究聚焦于此优化问题, 提出了很多用于解决此问题的优化算法, 如模拟退火、遗传算法、动态规划等。

在此阶段中, 本文采用 PSO-GD 算法进行优化, 与常规 PSO 算法不同的是, 在粒子初始化阶段引入了高斯扰动, 在更新粒子时, 引入了差分进化(differential evolution, DE)算法的交叉、变异和自然选择机制, 跳出局部最优解并达到快速收敛的目的。

在 PSO-GD 算法中的每个粒子包含了 M 个悬停点的水平坐标, 第 l 个粒子可以表示为:

$$\mathbf{X}_l^B = (x_{l,1}^B, \dots, x_{l,m}^B, \dots, x_{l,M}^B) \quad (23)$$

其中, $x_{l,m}^B = (x_{l,m}^U, y_{l,m}^U)$ 表示第 m 个悬停点的水平坐标。

1) 基于高斯扰动的初始化: 在初始化粒子时, 考虑到 UAV 的覆盖范围有限, 悬停位置应该与 2.1 小节中得到的初始悬停位置不会相距太远, 因此利用高斯扰动在初始悬停位置周围生成粒子群的初始位置, 从而确保搜索空间合理, 提高优化效率。在初始化阶段, 第 l 个粒子中第 m 个悬停点的位置表示如下:

$$\begin{cases} x_{l,m}^U = x_m^{U,init} + \sigma_x \cdot \mathcal{N}(0,1) \\ y_{l,m}^U = y_m^{U,init} + \sigma_y \cdot \mathcal{N}(0,1) \end{cases} \quad (24)$$

其中, σ_x 和 σ_y 分别表示控制扰动幅度的常数, 确保粒子不会偏离初始悬停位置太远, $\mathcal{N}(0,1)$ 表示标准正态分布随机数。

2) 基于差分机制更新粒子: 将 PSO 算法与 DE 算法中的交叉、变异和自然选择机制相结合, 使整体算法可以快速收敛。

交叉操作: 交叉的主要思想是在两个粒子之间交换具有相同索引的两个悬停点的水平坐标, 从而使最优的悬停位置得到保留。如图 2 所示, 以一定概率交换相应的悬停点坐标来更新粒子, 该方法用数学方式表示如下:

$$\mathbf{x}_{l,m}^B = \begin{cases} \mathbf{x}_{l',m}^B, & \zeta \leq \zeta_{cro} \\ \mathbf{x}_{l,m}^B, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

其中, $\mathbf{x}_{l',m}^B$ 表示其他粒子的位置, ζ 是从 $(0,1)$ 中随机生成的随机数, ζ_{cro} 表示交叉概率。

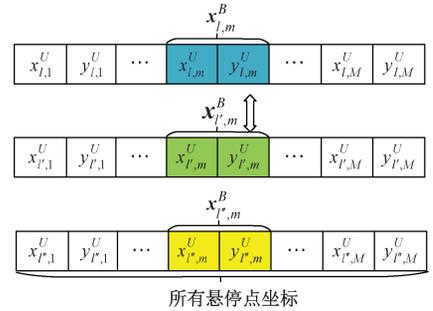


图 2 交叉过程示意图

Fig. 2 Cross-process schematic diagram

变异操作: 变异机制可以生成新的解, 使算法跳出局部最优, 生成新解的当时如下:

$$v_{l,m}^B = x_{l,m}^B + F \cdot (x_{l',m}^B + x_{l'',m}^B) \quad (26)$$

其中, $l \neq l' \neq l''$, F 是变异系数。

自然选择: 变异操作可以产生新的粒子。为了保持种群规模, 引入了一种自然选择机制。具体来说, 该机制采用贪婪准则来选择更好的粒子, 可以表示如下:

$$\mathbf{x}_{l,m}^B = \begin{cases} v_{l,m}^B, & f_2(v_{l,m}^B) \leq f_2(x_{l,m}^B) \\ \mathbf{x}_{l,m}^B, & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

所以,PSO-GD的具体流程如算法 2 所示。

算法 2:PSO-GD 算法

输入: $\{lo_m^{U,init}\}_{m \in \mathcal{M}}, \{lo_n^{WD}\}_{n \in \mathcal{N}}, \mathbf{B}$

输出: \mathbf{L}

- 1: 设置学习因子、惯性权重和最大迭代次数 T_{max} ;
- 2: 根据式(24)初始化粒子的位置,初始化粒子速度;
- 3: 根据带宽分配矩阵 \mathbf{B} ,更新个体最优解 P_{best} 和全局最优解 G_{best} ;
- 4: **while** $t \leq T_{max}$ **do**
- 5: **for** 每个粒子 **do**
- 6: 根据式(25)和(26)进行交叉和变异操作;
- 7: 根据式(27)进行自然选择;
- 8: 更新粒子并计算适应度值,更新最优解 P_{best} 和全局最优解 G_{best} ;
- 9: **end for**
- 10: $t = t + 1$
- 11: **end while**

综上所述,本文提出的 TOA-PSO 算法具体流程如图 3 所示,其中 T_{max} 表示最大迭代次数。在该算法中, $A^*(t)$ 和 $B^*(t)$ 分别表示第 t 次迭代中的第一阶段和第二阶段的最优策略。

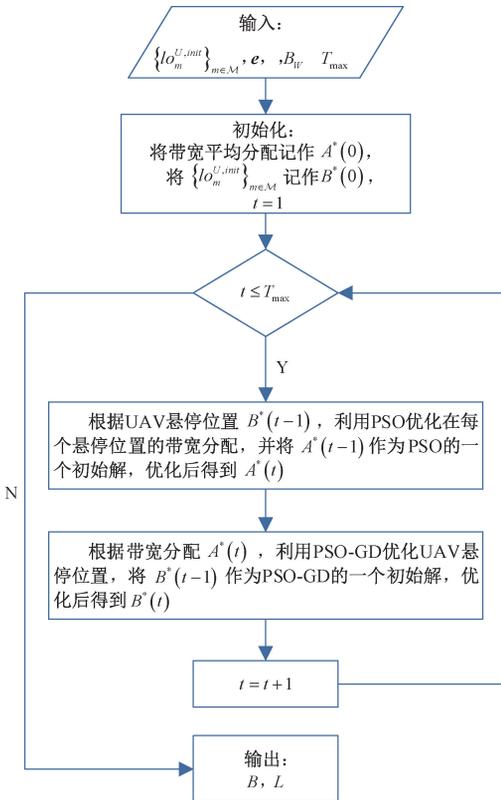


图 3 TOA-PSO 的流程图
Fig. 3 Flowchart of TOA-PSO

3 仿真结果分析

在本节中,基于 Matlab 进行了仿真,以评估所提出的算法在覆盖效用最大化和 UAV 能耗最小化方面的性能。在本文考虑的场景中,任务区域设置为 $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$ 。其他仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	符号	取值
总带宽	B_w	1 MHz
飞行功率	p_{for}	240 W
悬停功率	p_{hov}	200 W
半波束宽度	θ	45°
飞行高度	H	100 m
参考距离为 1 m 时的路径损耗	β_0	1.42×10^{-4}
飞行速度	V	15 m/s
WD 发射功率	p_{tr}	0.1 W
噪声功率谱密度	σ_n^2	$5 \times 10^{-15} \text{ W/Hz}$

图 4 给出了优化前后 UAV 的部署结果对比,其中各色小圆点代表 WD,颜色越深表示需要传输的数据量越大。绿色大圆点表示 UAV 的初始悬停位置,由 PSO-KM 得到,红色大圆点是经过 TOA-PSO 优化后得到,绿色虚线是初始的飞行轨迹,红色实线是更新悬停点后的飞行轨迹。经过优化后,覆盖率达到 95.61%,UAV 的能耗从 400.38 kJ 降低到 283.41 kJ。

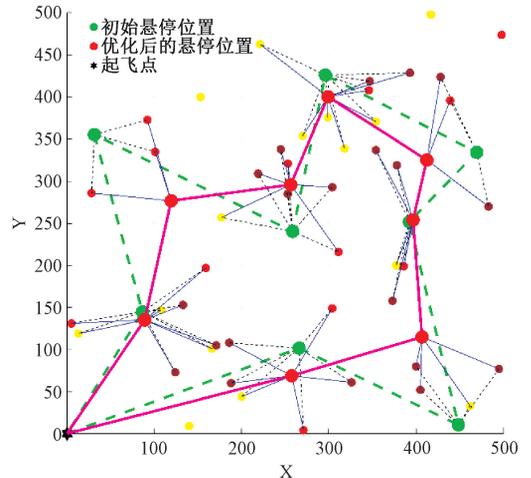


图 4 当 $M = 8$ 时 UAV 的悬停位置和飞行路径
Fig. 4 Hover locations and flight path of UAV when $M = 8$

3.1 覆盖效用

本小节对 PSO-KM 在提高数据采集率方面的性能进行验证,并将其与 K-means、PSO 和基于智能网格^[15]的贪婪算法(greedy algorithm based on smart mesh,GA-SM)进行对比。表 2 和表 3 给出了不同 WD 数量对应的覆盖效用

(根据式(7)计算得到),是 100 个不同分布的平均结果。

表 2 $N=50$ 时,不同的 M 对覆盖效用的影响

Table 2 The impact of different M on coverage utility when $N=50$ %

悬停点数量	本文提出的 PSO-KM	K-means	PSO	GA-SM
$M=2$	45.58	32.65	42.98	44.90
$M=4$	77.97	65.17	74.67	77.01
$M=6$	90.16	74.96	88.08	88.62
$M=8$	96.53	83.38	94.54	93.96

表 3 $N=100$ 时,不同的 M 对覆盖效用的影响

Table 3 The impact of different M on coverage utility when $N=100$ %

悬停点数量	本文提出的 PSO-KM	K-means	PSO	GA-SM
$M=2$	26.51	22.50	26.04	26.34
$M=4$	49.60	41.56	48.54	48.07
$M=6$	70.12	60.48	67.90	68.82
$M=8$	88.69	75.59	85.51	85.54

表 2 给出了当 WD 数量为 50,悬停点数量分别为 2、4、6、8 时,采用不同方法对应的覆盖效用。从表 1 中可以明显看出,随着悬停点数量的增加,采集率也在增加,但是采集率的提升幅度逐渐减小。这是因为,当悬停点数量较少时,每增加一个悬停点,能够增加未被覆盖的 WD,因此覆盖率提升较快,而当悬停点数量的增加,由于 WD 的分布区域和数量是固定的,所以采集率的提升幅度较小。但不管悬停点数量如何变化,PSO-KM 的覆盖效用都是最高的。以 $M=8$ 为例,PSO-KM 相较于 K-means、PSO 和 GA-SM,覆盖效用分别提升了 13.15%、1.99% 和 2.57%。

另外,表 3 给出了 WD 数量为 100 时,采用不同方法对应的覆盖效用。将表 3 与表 2 进行对比,可以看出,当悬停点数量相同时,随着 WD 数量的增多,每个算法的覆盖效用都随之降低,这是因为分布区域固定,WD 的分布密度变大,虽然在 UAV 最大覆盖范围内的 WD 数量增多,但是由于 UAV 服务能力的约束,UAV 所能服务的 WD 数量不会无限增多,所以导致覆盖效用降低了。当悬停点的数量较少时,GA-SM 的结果很接近 PSO-KM,但由于 GA-SM 是基于离散的网格划分点选择悬停位置,而 PSO-KM 是在连续空间搜索最佳悬停位置,所以结果优于 GA-SM。而随着悬停点数量的增加,两者的差距变大,这是因为贪心算法考虑的是局部最优,而 PSO-KM 考虑的是全局最优。

3.2 UAV 的能耗

为验证本文提出的“悬停位置-带宽分配”双变量联合优化机制在节能效果上的有效性,构造了数个优化策略作

为对比组。具体包括:保持初始悬停位置不变,仅优化带宽分配;保持带宽平均分配,仅优化悬停位置;初始悬停位置和带宽分配,不联合优化,以评估每类变量在节能性能上的贡献,并考虑了悬停能耗和飞行能耗分开优化的方案。上述对比组分别用 OB(only bandwidth optimization)、OL(only location optimization)、NBL(no optimization of bandwidth or location)、DO(distributed optimization)表示,本文提出的联合优化带宽分配和悬停位置用 JBL(joint optimization of bandwidth and location)表示。

表 4 显示了不同悬停点数量下,采用不同的优化策略时 UAV 的能耗。无论悬停点如何变化,JBL 策略下 UAV 的能耗都是最低的,这是因为悬停位置经过优化可以减少移动所需要的能耗,资源分配优化可以使数据量需求高的 WD 获得更多资源,减少悬停时间。另外,OL 策略降低的能耗并不明显,这是因为,在确定设备关联后,由于 UAV 覆盖范围的约束,UAV 的位置调整有限,所以优化 UAV 的悬停位置所达到的节能效果并不明显。随着悬停点数量的增加,UAV 的能耗成上升趋势,这是由于更多的悬停点带来了更多的飞行距离以及悬停时间导致的。以 $M=8$ 为例,JBL 相较于 NBL、OB 和 OL 分别减少了 29.21%、7.4%、18.58% 和 2.50% 的能耗,体现了悬停点位置与带宽分配联合优化在系统节能中的有效性。

表 4 WD 数量为 50 时,不同悬停点数量对应的能耗

Table 4 The energy consumption corresponding to different M when $N=50$ kJ

优化策略	$M=2$	$M=4$	$M=6$	$M=8$
JBL	107.34	185.44	233.18	283.41
NBL	149.08	262.79	324.30	400.38
OB	113.17	195.35	243.40	306.06
OL	139.69	244.78	315.08	348.11
DO	109.43	190.17	239.96	290.67

图 5 描绘了本文所提出的 TOA-PSO 算法的收敛性能,由于不同的悬停点 UAV 的能耗是不同的,为了方便比较,将能耗做了归一化处理。从图中可以看出,当悬停点数量为两个时,算法大约在 26 次达到了收敛,当悬停点数量为 4 个时,算法大约在 51 次达到了收敛,而当悬停点数量为 6 个时,算法在大约 66 次迭代后达到了收敛,可以看出悬停点数量越多,算法收敛越慢,这是因为解的高维导致的。

图 6 显示了在优化 UAV 悬停位置阶段提出的 PSO-GD 算法的收敛性,并将其与 DE、PSO、常春藤算法(Ivy)^[16]和人工蜂鸟算法(artificial hummingbird algorithm, AHA)^[17]进行比较,从图 6 中可以看出,本文提出的算法与基准方案相比,可以较快地达到收敛,而 AHA 收敛速度最慢,且 PSO-GD 算法得到的结果是最优的,这意味着 UAV 的能耗是最低的。

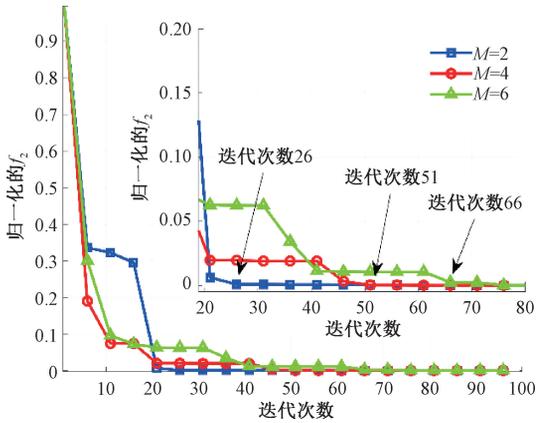


图 5 TOA-PSO 算法的收敛性能

Fig. 5 The convergence performance of TOA-PSO

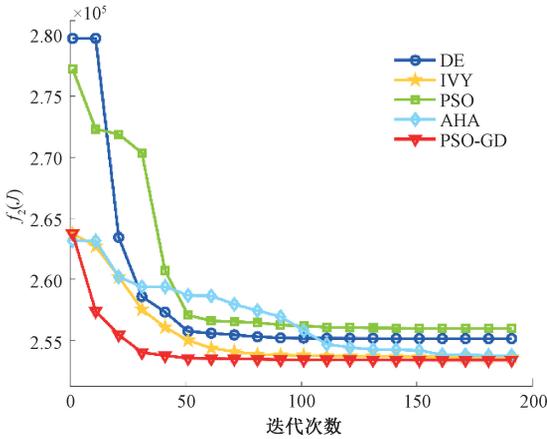


图 6 PSO-GD 算法的收敛性能

Fig. 6 The convergence performance of PSO-GD

4 结 论

本文研究了灾后数据采集场景中设备关联、UAV 悬停位置和带宽分配的联合优化,以提高能量利用效率。本文制定了一个能效最大化的优化目标,具体来说,UAV 需要用尽可能低的能耗传输尽可能多的数据,由于优化问题的困难和复杂性,本文将分为覆盖效用最大化和 UAV 能耗最小化两个子问题,并提出了 PSO-KM 和 TOA-PSO 来解决它们。通过仿真评估了这两种算法的性能,结果表明,在多种悬停点数量配置下,所提出的算法在提高覆盖效用方面均优于对比算法,在降低能耗方面,与未优化无人机位置和带宽、仅优化带宽和仅优化悬停位置的三种优化策略相比,分别减少了 29.21%、7.4% 和 18.58% 的能耗,低于分开优化悬停能耗和飞行能耗的方案,并在算法收敛速度与优化结果方面表现出更优性能。在未来的工作中,可能会考虑进一步优化算法,将 UAV 的电池容量作为约束,将悬停点的数量加入优化变量中,以最大化数据采集率。

参考文献

- [1] 郑国光. 深入学习贯彻习近平总书记防灾减灾救灾重要论述全面提高我国自然灾害防治能力[J]. 旗帜, 2020(5): 14-16.
ZHENG G G. Thoroughly study and implement general secretary Xi Jinping's important discourses on disaster prevention, mitigation and relief to comprehensively enhance China's natural disaster prevention and control capabilities[J]. Banner, 2020(5): 14-16.
- [2] 刘健,陈何伟,曾国奇. 应急场景下蜂群无人机协同遥感仿真系统构建[J]. 电子测量技术, 2024, 47(13): 18-26.
LIU J, CHEN H W, ZENG G Q. Construction of a cooperative remote sensing simulation system for swarm drones in emergency scenarios[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(13): 18-26.
- [3] 邱斌,李学礼. 基于 NOMA 的无人机群应急通信系统总和速率优化[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13): 139-145.
QIU B, LI X L. Sum rate optimisation for NOMA-Based emergency communication systems utilising UAV swarms[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13): 139-145.
- [4] WEI ZH Q, ZHU M Y, ZHANG N, et al. UAV-assisted data collection for internet of things: A survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(17): 15460-15483.
- [5] ZHAN CH, HUANG R J. Energy minimization for data collection in wireless sensor networks with UAV[C]. 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2019: 1-6.
- [6] YUAN X P, HU Y L, ZHANG J, et al. Joint user scheduling and UAV trajectory design on completion time minimization for UAV-aided data collection[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 22(6): 3884-3898.
- [7] WAN P F, WANG SH K, XU G Y, et al. Hybrid heuristic-based multi-UAV route planning for time-dependent data collection[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, DOI: 10.1109/IIOT.2024.3390732.
- [8] HAN SH F, ZHU K, ZHOU M CH, et al. Joint deployment optimization and flight trajectory planning for UAV assisted IoT data collection: A bilevel optimization approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 21492-21504.
- [9] LI Y CH, LIANG W F, XU W ZH, et al. Data collection maximization in IoT-sensor networks via an energy-constrained UAV[J]. IEEE Transactions on

- Mobile Computing, 2021, 22(1): 159-174.
- [10] TANG X, WANG W, HE H L, et al. Energy-efficient data collection for UAV-assisted IoT: Joint trajectory and resource optimization [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(9): 95-105.
- [11] LIN L H, WANG ZH G, TIAN L Q, et al. A PSO-based energy-efficient data collection optimization algorithm for UAV mission planning[J]. Plos One, 2024, 19(1): e0297066.
- [12] FU Y, LI D M, TANG Q H, et al. Joint speed and bandwidth optimized strategy of UAV-assisted data collection in post-disaster areas [C]. 2022 20th Mediterranean Communication and Computer Networking Conference(MedComNet). IEEE, 2022: 39-42.
- [13] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [14] BALANIS C A. Antenna theory: Analysis and design[M]. John Wiley & Sons, 2016.
- [15] SOBOUTI M J, RAHIMI Z, MOHAJERZADEH A H, et al. Efficient deployment of small cell base stations mounted on unmanned aerial vehicles for the internet of things infrastructure[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(13): 7460-7471.
- [16] GHASEMI M, ZARE M, TROJOVSKY P, et al. Optimization based on the smart behavior of plants with its engineering applications: Ivy algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 295: 111850.
- [17] ZHAO W G, WANG L Y, MIRJALILI S. Artificial hummingbird algorithm: A new bio-inspired optimizer with its engineering applications [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 388: 114194.

作者简介

张静, 硕士研究生, 主要研究方向为无线通信。

E-mail: 20211218043@nuist.edu.cn

谢亚琴(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线定位、路径规划和 GNSS 导航。

E-mail: xyq@nuist.edu.cn