

一种多无人机辅助的LoRa网络节能数据采集方法

熊润群¹⁾ 张华俊¹⁾ 梁 川¹⁾ 陈慈媛¹⁾ 徐祝庆¹⁾ 王苏扬^{1),2)}

¹⁾(东南大学计算机科学与工程学院 南京 211189)

²⁾(江苏金恒信息科技股份有限公司 南京 211505)

摘 要 随着物联网的快速发展,低功耗广域网得到了广泛应用,其中LoRa是一个突出的代表. LoRa网络非常适用于地形不规则、蜂窝网络覆盖有限的复杂数据采集场景. 然而,由于网络环境动态变化、通信需求多样化以及网关固定部署等因素,传统LoRa网络在能效和生命周期方面面临挑战,导致终端设备之间能量消耗不均衡. 为了解决这些问题,本文提出了一种基于多无人机辅助的大规模LoRa网络节能数据采集方法. 通过利用搭载LoRa网关的无人机,实现了对终端设备的移动“空对地”数据采集. 该问题被建模为一个混合整数非凸优化问题,考虑了无人机-LoRa通信参数和无人机机载能量约束之间的耦合. 为了求解这一复杂问题,引入了一系列技术对原问题进行分解,将其转化为几个子问题. 所提出的方法联合优化了终端设备的通信调度策略、无人机的三维飞行轨迹和传输参数. 通过利用块坐标下降法、连续凸逼近和序列线性规划方法迭代求解这些子问题,获得了高质量的次优解. 优化目标是在避免多无人机碰撞并满足无人机机载能量约束的同时,最小化LoRa终端设备的数据传输能耗. 在三种不同规模的LoRa网络下进行了数值仿真,评估了所提方法的性能. 结果表明,与现有的固定网关方案相比,所提出的多无人机辅助方法在不同网络规模下平均提高了26.65倍的整体终端能效. 此外,与固定无人机飞行路径方案相比,所提方法平均提高了6.2倍的整体终端能效. 本研究突出了利用无人机移动性和多网关部署来提高大规模LoRa网络能效和延长网络生命周期的优势. 所提出的方法为复杂物联网场景下的节能数据采集提供了一种有前景的解决方案,与传统的固定网关和无人机辅助方法相比具有显著的改进.

关键词 LoRa网络;数据采集;能耗优化;多无人机辅助;非凸优化

中图分类号 TP393

DOI号 10.11897/SP.J.1016.2024.01970

A Multi-UAV-Assisted Energy-Saving Data Collection for LoRa Networks

XIONG Run-Qun¹⁾ ZHANG Hua-Jun¹⁾ LIANG Chuan¹⁾ CHEN Ci-Yuan¹⁾

XU Zhu-Qing¹⁾ WANG Su-Yang^{1),2)}

¹⁾(School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189)

²⁾(Jiangsu Jinheng Information Technology Co., Ltd., Nanjing 211505)

Abstract With the rapid development of Internet of Things (IoT) technologies, Low-power Wide-area Networks (LPWANs) have emerged as a key enabler for large-scale, long-range wireless communication. Among LPWAN technologies, LoRa has gained significant attention due to its advantages of wide coverage, low power consumption and cost-effectiveness. However, LoRa networks face challenges in energy efficiency and network lifetime, particularly

收稿日期:2023-06-23;在线发布日期:2024-05-06. 本课题得到国家重点研发计划项目(No. 2021YFB2900100)、国家自然科学基金面上项目(No. 62172091)资助. 熊润群(通信作者),博士,副教授,中国计算学会(CCF)会员,主要研究领域为物联网、云计算. E-mail: rxiong@seu.edu.cn. 张华俊,硕士研究生,主要研究领域为工业物联网. 梁 川,硕士,主要研究领域为无线通信与算法. 陈慈媛,博士研究生,主要研究领域为智能物联网. 徐祝庆,博士,主要研究领域为低功耗广域网. 王苏扬,博士研究生,主要研究领域为物联网与云计算.

in complex data collection scenarios with dynamic environments, diverse communication requirements, and fixed gateway deployments. These factors lead to uneven energy consumption among end devices and limit the overall performance of LoRa networks. To address these challenges, this paper proposes an energy-efficient data collection method for large-scale LoRa networks assisted by multiple Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). The proposed approach leverages UAVs equipped with LoRa gateways to enable mobile “air-to-ground” data collection from end devices. By formulating the problem as a mixed-integer non-convex optimization problem, the coupling between UAV-LoRa communication parameters and UAV onboard energy constraints is considered. To tackle the complexity of the optimization problem, a series of techniques are introduced to decompose the original problem into several sub-problems. The proposed method jointly optimizes the communication scheduling strategy of end devices, the three-dimensional flight trajectories of UAVs, and the transmission parameters of end devices. Through an iterative process using block coordinate descent, successive convex approximation, and sequential linear programming, a high-quality suboptimal solution is obtained. The objective is to minimize the data transmission energy consumption of LoRa end devices while ensuring collision avoidance among multiple UAVs and satisfying the onboard energy constraints of UAVs. Extensive numerical simulations are conducted to evaluate the performance of the proposed method under three different scales of LoRa networks. The results demonstrate that, compared to existing fixed gateway schemes, the proposed multi-UAV-assisted approach achieves an average improvement of 26.65 times in overall end-device energy efficiency across various network scales. Furthermore, in comparison with fixed UAV flight path schemes, the proposed method attains an average improvement of 6.2 times in overall end-device energy efficiency. The research highlights the advantages of exploiting UAV mobility and multi-gateway deployment to enhance the energy efficiency and prolong the lifetime of large-scale LoRa networks. By dynamically adjusting the positions of UAV-mounted gateways and optimizing the communication parameters, the proposed method effectively balances the energy consumption among end devices and improves the overall network performance. The adaptability and flexibility of the UAV-assisted approach make it particularly suitable for complex IoT scenarios with diverse terrain and limited infrastructure. In conclusion, this paper presents a groundbreaking solution for energy-efficient data collection in large-scale LoRa networks by leveraging the capabilities of multiple UAVs. The proposed method significantly outperforms traditional fixed gateway and UAV-assisted approaches in terms of end-device energy efficiency and network lifetime. The research contributes to the advancement of energy-efficient IoT data collection techniques and paves the way for the deployment of sustainable, scalable, and resilient LoRa networks in a wide range of application domains. Furthermore, the insights gained from this study can be extended to other LPWAN technologies, fostering the development of energy-efficient and robust IoT ecosystems.

Keywords LoRa networks; data collection; energy saving; multi-UAV-assisted; non-convex optimization

1 引言

LoRa (Long Range Radio) 是低功耗广域网

(Low-Power Wide-area Networks, LPWAN) 技术的典型代表,工作在免费的ISM (Industrial Scientific Medical)频段,具有广覆盖、大连接、低功耗和低成本特性。相比其他LPWAN技术(如NB-

IoT^[2])更具有微型化、易部署、按需组网且自主可控、数据安全性高等优势。因此,LoRa 技术非常适用于环境结构复杂、地段特殊、运营商信号无法覆盖或成本相对敏感的复杂场景中,通常被部署在如温湿度监测、水电气智能抄表等数据量小、数据传输速率低的应用中。为了节约这类“小数据”采集应用的成本,LoRa 终端设备一般使用低廉的电池供电,在理想情况下,其工作周期(或运行寿命)可达 10 年^[3]。LoRa 网络具有低功耗的特性主要原因是其在通信过程中使用较低的占空比(Duty Cycle),同时可以在信号低于噪声的环境中检测与解码数据包而无需较高的发射功率。然而,LoRa 网络中终端能耗会由于一些特殊网络环境或通信要求而增加,工作周期与预期值相差甚远。例如,在诸如有毒气体监测等需要长时间处于工作状态的 LoRa 网络中,终端占空比较高,工作周期较短;在诸如地下室等信道质量差的生产环境中,终端设备增大发送功率来减少丢包,从而造成耗能变大;在诸如时钟同步等需要特殊应用协议需求的 LoRa 网络中,复杂的协议也会导致终端能耗增加。在上述情形中,即使对 LoRa 网络各种参数进行细粒度优化调整,其终端电池寿命最长也仅为 3 年,与预期的 10 年相差甚远^[3]。因此,如何尽可能地延长 LoRa 网络的工作周期,保证 LoRa 终端不至于在预期的运行期内由于电量耗尽或电量不足造成数据传输失败或丢失,而影响应用效率和安全,具有重要的现实意义。

针对该问题,现有研究主要从优化 LoRa 网络参数及其硬件模块展开,取得了一定进展^[4-18]。但正如文献[4]指出,在数据传输过程中,LoRa 终端参数选择不合理造成的数据包丢失重传会导致终端浪费大量的能量,即使是目前最先进的自适应数据速率(Adaptive Data Rate, ADR)控制算法,仍然会消耗高达 103% 的能量;而文献[5]则通过真实实验指出合理优化硬件模块(例如 Microcontroller Unit, MCU)可延长 LoRa 终端的寿命。但是在信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)动态变化的“大连接”物联网应用场景中,有限的速率和稀疏的“小数据”,使得获取 LoRa 物理链路特性非常耗时耗能,调优硬件模块带来的能效收益非常有限。与此同时,近年来,随着相关技术的日趋成熟,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在各行各业得到了广泛应用^[19],主要得益于无人机具有很强的机动性和灵活性,能够到达人力难以涉足的区域,如百米高炉烟囱等;尤其对于高温、高压、高粉尘等设备难

以长期部署的极端恶劣环境下的数据采集具有很强的适用性,不仅降低人力消耗,更能规避人员操作风险;同时,相较于“地对地”的采集方式,空中数据传输遇到的障碍物更少,无线信号覆盖范围更广;最为重要的是,相对于现有网关固定部署模式,无人机可灵活自由地飞近终端设备,使其能以较低发送功率,较快发送速率实现数据通信,从而极大降低终端能耗,进而延长整个无线网络的生命周期。

为此,本文提出了一种基于多无人机辅助的 LoRa 网络节能数据采集方法,利用多架无人机搭载 LoRa 网关,以“空对地”的移动网关模式采集终端设备数据,并将其建模为一个混合整数非凸优化问题的求解过程,由于 UAV 网关与 LoRa 终端通信参数、无人机机载能耗有限等约束,在 LoRa 网络数据采集问题中相互耦合,使得该问题存在多个非凸约束和高度耦合变量,计算复杂度高,难以求出最优解。本文提出了一系列方法,对原问题进行分解,通过联合优化终端的通信调度策略、无人机的三维飞行轨迹和终端的传输参数,在避免多机碰撞且满足无人机机载能量约束的同时,最小化 LoRa 终端的数据传输能耗。

2 相关工作

Liando 等人^[3]对 LoRa 网络实际性能进行了测量,结果表明 LoRa 网络的并发通信能力远不能满足大规模、广覆盖部署的应用需求。因此,如何提高 LoRa 网络的高并发通信能力,减少数据传输丢包率和重传次数,进而降低整个网络能耗,成为当前研究热点。现有工作主要从两大方向展开:

(1) 优化 LoRa 网络传输参数设置,通过降低 LoRa 终端丢包率及重传次数来降低能耗。较为典型的方法有:Li 等人^[4]针对有限的数据速率和稀疏的数据使得获取物理链路特性非常耗时和能耗的问题,提出了一个动态 LoRa 数据传输控制系统 DyLoRa,根据不同的环境可以从稀疏的 LoRa 数据包中调整参数以获得最佳的能量效率,与目前最先进的 ADR 相比,DyLoRa 平均提高了 41.2% 的能效;Sangar 等人^[5]提出并设计了一种通信范式 WiChronos,通过利用编码信息在两个窄带符号之间的时间间隔,大幅降低 LoRa 网络的能耗;Su 等人^[6]研究了 LoRa 网络中的节能资源分配问题,首先提出了基于匹配理论的低复杂度用户调度方案和同一信道上 LoRa 用户的启发式扩频因子分配方法。

然后针对功率分配问题,提出了一种基于广义分式规划和序列凸规划的迭代功率分配算法,从系统层面和用户层面分别进行了能效优化;Litenap^[7]通过使终端在接收数据包时以下行锁定的“轻睡眠”模式工作提高LoRa终端能效.基于USRP的实验表明,Litenap可在不影响数据包接收率的情况下将终端下行锁定到次奈奎斯特速率以节省能耗,最高能节省50%的能耗;LLDPC^[8]首先为LoRa CSS开发了对数似然比提取器,并使用符号级信息来微调某些比特的对数似然比,最后利用图神经网络来实现低密度奇偶校验解码中的快速置信传播,可以将默认LoRa的寿命延长86.7%. FLoRa^[9]针对LoRa网络无线固件更新中存在的低能效、传输不可靠和多播分组偏差等问题,通过增量脚本、串联信道编码和波束成形技术提高终端能效、传输可靠性和多播公平性,可将传输可靠性提高1.51倍,能效提高2.65倍.

(2)优化LoRa网络硬件模块,通过增加并发数量、被动式反向散射、调整终端硬件设置等方式降低能耗.比较典型的方法有:Xia等人^[10]发现,LoRa数据包中的chirp信号存在相位泄露,相位泄露的位置不会随终端采样率的改变而改变,即一种chirp信号对应了唯一一种相位泄露位置.因此他们通过分析相位泄露的位置来解码降采样LoRa数据包中的chirp信号,达到降低LoRa终端能耗的目的;Xu等人^[11]针对实际部署的LoRa网络终端并发传输存在大量跨SF冲突导致并发规模受限的问题,提出了一个基于闭环反馈的非正交感知与信道调度系统X-MAC,使得网络吞吐率提高了2.4倍,而终端能耗与LoRaWAN相比仅增加了不到2%;此后,他们^[12]又设计了一种面向多网关网络的非正交感知机制,以及相应的信道调度策略,以最大限度提高多网关网络场景下的数据包递送率;Mc-LoRa^[13]实现了LoRa交叠的非正交信道的跨信道并发传输,提出了基于频带消除的并发解调方法,从而有效提高了在非正交重叠信道下的网络吞吐量,可将网络吞吐量提升3.4倍.虽然上述方法可以在一定程度上降低LoRa网络能耗,但都属于“网关固定”的部署模式,即网关与终端设备之间的距离是固定的,使得远离网关的终端设备必须以更高的发射功率和扩频因子进行数据传输,进而导致网络中不公平的终端能量消耗,节能效果有限.

近年来,随着无人机工艺设计、飞行控制、电池续航等相关技术不断成熟和应用,将无人机作为移动采集器在无线传感网数据采集领域中受到了广泛

关注^[20-23].主要原因是相对于传统静态汇聚模式,地面传感器可以直接将数据发送给无人机,而无需经过汇聚节点,从而减少了中继开销.例如,Wu等人^[20]基于聚类算法提出了一种无人机辅助的无线传感网数据采集方案,以提高能源效率并减少数据延迟;Feng等人^[21]研究了一种具有分布式波束成形的新型无人机数据收集系统,通过联合优化无人机的轨迹设计和地面节点的发射功率分配来最大化平均数据速率并最小化传输中断概率等等.与此同时,利用无人机提高LoRa网络性能的工作也开始出现.Sharma等人^[24]以无人机作为LoRa网关,提出了一种基于区域压力、弹性因素和能源消耗的通信策略,以更低的开销和冗余实现高效定位、改善覆盖范围并进行节能监控,进一步提高智能交通系统的实用性.仿真结果表明,对于固定区域内不同数量的无人机,所提方法最多可节省39.2%的总网络能量,同时交通区域压力最多改善89.7%;Coletta等人^[25]针对多跳无人机网络中严重的带宽限制,任务无法成功向边缘传输的问题,提出了一种A2-UAV框架来优化边缘正确执行任务的数量.结果表明,与现有技术相比,A2-UAV平均多完成约38%的任务,当目标数量显著增加时,可多完成400%的任务.Tripathi等人^[26]开发、实现和评估了一个基于AoI的应用层中间件,可根据时间敏感应用程序的需求定制Wi-Fi网络.结果表明,与Wi-Fi UDP/Wi-Fi TCP相比,该中间件可以分别提高109x/48x的信息新鲜度和4x/6x的跟踪精度.结果还表明,该方法的性能增益随着系统规模和/或流量负载的增加而增加.Stellin等人^[27]设计和评估了一个名LoRaUAV的双层网络系统,来提高移动终端数据传输的可靠性,该方案使用无人机网关充当移动LoRa终端和远程基站之间的流量中继;MLoRaDrone^[28]将LoRa与移动性结合以最小化终端能耗,可将终端能耗降低35.56倍,但未考虑联合优化终端及无人机的能耗.本文作者在前期的工作^[29]中尝试利用单无人机辅助LoRa网络进行节能数据采集,取得一定效果.但在大规模LoRa网络数据采集场景下,单无人机显然无法满足应用的需求.

综上所述,目前研究较少关注无人机机动性参数(轨迹和速度)对LoRa网络能耗以及数据传输性能的影响,很少利用无人机搭载网关改善终端能耗以及网络的工作周期.因此,利用多无人机辅助实现“移动网关”模式下大规模LoRa网络节能数据采集是一个值得尝试的研究方向.

3 系统模型和问题建模

本文主要考虑大范围规律性 LoRa 网络数据采集场景,如智慧农业中土壤温湿度、光照数据采集;智慧城市中的公共服务数据采集等具有规律性数据采集时间点的应用. 因此可以根据终端数据传输周期性、自相似性等特点,利用历史数据预测出未来 M 时隙内的数据传输情况,包括终端通信需求、终端地理位置、需要传输的数据量等,从而执行

调度策略. 在这些大规模应用场景中,单网关已难以满足应用需求,需派遣多架无人机各自搭载一个网关从部署在数据采集区 LoRa 终端处采集数据,如图 1 所示. 与前期工作^[29]类似,本节对多无人机辅助的大规模 LoRa 网络数据采集进行了系统建模,包括: UAV - LoRa 通信模型、数据采集模型、无人机三维能耗模型、多机碰撞避免模型和网关分配模型,并最终将无人机辅助下 LoRa 网络终端设备数据传输能耗优化建模为一个混合整数非凸优化问题.

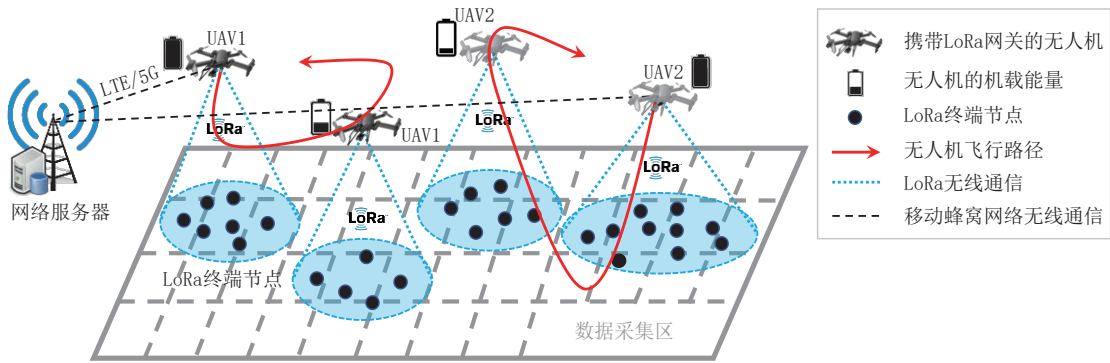


图1 多无人机辅助的大规模 LoRa 网络节能数据采集

3.1 UAV-LoRa 通信模型

由于无人机三维飞行轨迹是连续的,包含无穷多位置变量和速度变量,难以直接优化. 为此引入时间离散化^[30]思想,使用泰勒近似将无人机连续状态空间离散化. 在保证精度的前提下,通过一系列离散点近似表示其连续轨迹. 具体地,将无人机飞行时间 T 离散化为 M 个等长的时隙,使用集合 $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ 表示,时隙长度为 $\delta = T/M$. 当选定合适的 M 值时,亦即合适的 δ ,可以假设无人机的位置在每个时隙内相对于地面的终端来说大致不变^[31-32]. 而使用集合 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示终端,使用集合 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示无人机. 因此,第 k 个无人机的连续飞行轨迹可以由一组三维序列 $\mathbf{r}_{k,j} = \{r_{k,j}^x, r_{k,j}^y, r_{k,j}^z\}_{j=1}^{M+1}$ 来近似,其中 $\{r_{k,j}^x, r_{k,j}^y, r_{k,j}^z\}$ 代表第 j 个时隙内第 k 个无人机的三维坐标. 定义第 j 个时隙内无人机的速度为 $\mathbf{v}_{k,j} = \{v_{k,j}^x, v_{k,j}^y, v_{k,j}^z\}$,其中 $v_{k,j}^x, v_{k,j}^y, v_{k,j}^z$ 分别是三维笛卡尔坐标系中相应的速度分量,它们在第 j 个时隙中是恒定值. 定义 V_{xy} 和 V_z 分别表示无人机最大的水平和垂直飞行速度,假设无人机能够独立控制水平和垂直飞行速度,使其低于最大速度^[33]. 在实际的离散状态空间模型下,每架无人机的飞行轨迹需要满足以下约束,包括每个时

隙中的最大位移约束 $C1$ 、最大速度变化约束 $C2$ 、最大水平及垂直飞行速度约束 $C3$ 和 $C4$,其数学表达式为(其中 a_{max} 表示相邻时隙内可接受的最大加速度):

$$C1: \mathbf{r}_{k,j+1} = \mathbf{r}_{k,j} + \mathbf{v}_{k,j}\delta, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C2: \|\mathbf{v}_{k,j+1} - \mathbf{v}_{k,j}\| \leq a_{max}\delta, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C3: \|v_{k,j}^x, v_{k,j}^y\| \leq V_{xy}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C4: |v_{k,j}^z| \leq V_z, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}.$$

为避开障碍物并符合政府空中法规,无人机需要在 $[H_{min}, H_{max}]$ 的高度范围内飞行,故引入约束: $H_{min} \leq r_{k,j}^z \leq H_{max}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}$. 另外,为保证多架无人机在飞行过程中不发生碰撞,任意两架无人机在同一飞行时刻的间距都必须超过某一安全距离 d_{min} ,结合所建立的离散状态空间模型,只需保证任意两架无人机在同一时隙的位置之差大于 d_{min} 即可. 为此,引入如下约束:

$$\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{r}_{m,j}\|^2 \geq d_{min}^2, \forall j \in \mathcal{M}, m, k \in \mathcal{K}, m \neq k \quad (1)$$

定义 p_i 和 SF_i 分别作为第 i 个 LoRa 终端在其调度时隙内向网关上传数据包时的发射功率和扩频因子. 根据 LoRaWAN 地区参数规范,约定 $p_i \in \{2, 5, 7, 10, 12, 14, 16, 17\}$ (单位 dBm), $SF_i \in$

{7, 8, 9, 10, 11, 12}. 定义二进制变量 $a_{i,j,k}$ 表示第 i 个终端在第 j 个时隙与第 k 个网关的通信调度指示符, 当 $a_{i,j,k} = 1$ 时表示终端 i 在时隙 j 向第 k 个网关上传数据, 否则保持接收/睡眠状态. 然后, 使用经典的对数距离路径损耗模型作为 LoRa 信号传输模型^[3], 该模型如下:

$$P_{rx} = P_{tx} + GL - L_{pl} = P_{tx} + GL - \left(\overline{L}_{pl}(d_0) + 10\gamma \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\varsigma \right) \quad (2)$$

其中, P_{rx} 是接收功率, P_{tx} 是发射功率, 单位均为 dB. GL 是所有的一般增益和损耗. L_{pl} 表示路径损耗, 是关于通信距离的对数函数, 如公式(2)所示. $\overline{L}_{pl}(d_0)$ 是参考距离 d_0 下的平均路径损耗, γ 是路径损耗指数. 假设阴影衰落符合正态分布 $X_\varsigma \sim N(0, s^2)$, 该分布均值为 0, 方差为 s^2 . 在后续实验中, 本文使用了一组经验测量值, 取 d_0 为 40 m, $\overline{L}_{pl}(d_0)$ 为 127.41 dB, γ 为 2, ς 为 0. 如果终端 i 在时隙 j 向网关 k 发送数据, 则在网关处的接收信噪比 $S_{i,j,k}$ 可以表示为:

$$S_{i,j,k} = p_i + GL - \overline{L}_{pl}(d_0) - 10\gamma \log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|) + 10\gamma \log(d_0) - \sigma^2. \quad (3)$$

其中, σ^2 表示接收机处的噪声功率, 单位为 dBm, $\mathbf{w}_i$ 表示终端 i 的位置.

令 $\alpha = GL - \overline{L}_{pl}(d_0) + 10\gamma \log(d_0) - \sigma^2$, 上述公式可改写为:

$$S_{i,j,k} = p_i - 10\log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{SF}_i\|^2) + \alpha. \quad (4)$$

当终端发送信号的扩频因子为 SF_i 时, 网关处的接收信噪比必须不低于可成功检测该信号的最小信噪比, 方可正确接收该信号, 故引入约束:

$$p_i - 10\log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{SF}_i\|^2) + \alpha \geq -c_1 SF_i + c_2, \quad \forall i \in \mathcal{N}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}. \quad (5)$$

其中, $c_1 = 2$ 和 $c_2 = 10$. 由于只有当终端在通信时隙上传数据时才可满足约束(5), 故可修改为:

$$p_i - 10a_{i,j,k} \log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2) + \alpha \geq -c_1 SF_i + c_2, \quad \forall i \in \mathcal{N}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}. \quad (6)$$

可见, 当 $a_{i,j,k} = 1$ 时, 不等式(6)等价于不等式(5), 此约束可满足解调信噪比要求.

3.2 数据采集模型

考虑 LoRa 网关的实际容量限制, 本文忽略了虚拟信道中扩频因子的分配^[34]. 具体说来, 由于存在 8 路独立的信号解调器, 单个网关可使用不同的

信道或 SF 实现同时采集 8 个数据包, 从而引出以下约束:

$$\sum_{i=1}^N a_{i,j,k} \leq 8, \quad \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K} \quad (7)$$

然后, 本文分析 LoRa 数据包在空中的传输时间 T_{packet} , 是前导码和有效载荷的传输时间之和, 由 SF , CR (编码率)和 BW (信号带宽)组成, 具体计算公式如下:

$$T_{packet} = T_{preamble} + T_{payload} = (n_{preamble} + 4.25)T_{sym} + pldSymNb \cdot T_{sym} \quad (8)$$

其中, $T_{sym} = 2^{SF} \times BW^{-1}$ 代表符号周期, $n_{preamble}$ 是前导码长度, 该项参数默认设置为 8. 有效载荷的持续时间可以通过符号周期乘以其符号数来获得, 而有效载荷符号的数量可通过以下公式计算:

$$pldSymNb = \max\left(\left\lceil \frac{2PL - SF + 7 + 4CRC - 5H}{(SF - 2DE)} \right\rceil, 0\right) + 8 \quad (9)$$

其中, PL 是有效负载字节数, 即 D_i , 在实验中设置为 30, 设置 $CRC = 1$ 使用循环冗余校验, $H = 1$ 采用隐式报头模式, $DE = 1$ 启用低速率优化以增强传输信号的鲁棒性, $CR = 1$ 表示编码率被设置为 4/5, 主要是因为 LoRa 终端设备一次采集的数据量大多在几十比特. 在这种情况下, 有 $\left\lceil \frac{2PL - SF + 7 + 4CRC - 5H}{(SF - 2DE)} \right\rceil > 0$ 成立. 因此, 第 i 个终端设备的数据传输时间可简化如下:

$$t_i = \left(20.25 + 5 \left\lceil \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} - 1 \right\rceil \right) \cdot \frac{2^{SF_i}}{BW}. \quad (10)$$

当 LoRa 终端采用较高的 SF 上传数据包时, 可能需要占用多个通信时隙进行传输, 对于每个终端设备来讲, 所分配通信时隙的时长总和必须大于数据包的传输时间, 故有约束:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^M a_{i,j,k} \delta \geq t_i, \quad \forall i \in \mathcal{N}. \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^M a_{i,j,k} \delta < t_i + \delta, \quad \forall i \in \mathcal{N}. \quad (12)$$

除此之外, 每个终端设备在同一时隙最多只能与一个网关通信, 故需新增约束:

$$\sum_{k=1}^K a_{i,j,k} \leq 1, \quad \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}. \quad (13)$$

3.3 无人机三维能耗模型

在数据采集过程, 本文选用多旋翼无人机, 且假

设无人机在相邻时隙之间以较小的加速度平稳移动,并假设其飞行速度在每个时隙中为常数^[31]. 根据经典飞机动力学原理,旋翼无人机推进功 $P(V)$ 可分解为三部分:型阻功率、废阻功率和诱导功率^[35]. 具体的计算公式为:

$$P(V) = \underbrace{\frac{1}{8} C_{D_0} \rho A V_T^3}_{\text{型阻功率}} \left[1 + k \left(\frac{V_{level}}{V_T} \right)^2 \right] + \underbrace{\frac{1}{2} \rho f V_{level}^3}_{\text{废阻功率}} + \underbrace{\kappa v_i W}_{\text{水平}} + \underbrace{V_Z W}_{\text{垂直}}. \quad (14)$$

其中, $v_i = \sqrt{-\frac{1}{2} V_{level}^2 + \frac{1}{2} \sqrt{V_{level}^4 + 4 \left(\frac{W}{2\rho A} \right)^2}}$ 代表水平飞行的诱导速度. 其他采用的符号定义如表 1.

表 1 相关符号及含义

符号	含义
T	无人机飞行时长
$\mathcal{M}$	时隙集合, $\mathcal{M} = \{1, \dots, j, \dots, M\}$
$\mathcal{N}$	终端集合, $\mathcal{N} = \{1, \dots, i, \dots, N\}$
$\mathcal{K}$	无人机集合, $\mathcal{K} = \{1, \dots, k, \dots, K\}$
A	通信调度指示符 $a_{i,j,k}$ 的集合
R	无人机飞行轨迹三维序列 $r_{k,j}$ 的集合
V	无人机速度 $v_{k,j}$ 的集合
P	终端功率 p_i 的集合
SF	终端扩频因子 SF_i 的集合
κ	诱导功率表达式中的经验常数
S	无人机转子圆盘的总面积
V_Z	UAV 垂直升降速度
f	等效平板面积
ρ	空气密度
W	UAV 重力
V_{level}	UAV 水平飞行速度
C_{D_0}	剖面阻力系数
v_i	水平飞行的诱导速度
V_T	转子叶片的叶尖速度

给定无人机飞行速度,其推进能耗可表示为:

$$E_{UAV} = \int_0^T P(v(t)) dt. \quad (15)$$

本文使用时间离散化思想将无人机的连续状态空间离散化. 根据上述讨论,基于离散线性状态空间的无人机飞行能耗可建模为:

$$E_{UAV} = \beta_1 + \beta_2 \sum_{j=1}^M \|(v_j^x, v_j^y)\|^2 + \beta_3 \sum_{j=1}^M \|(v_j^x, v_j^y)\|^3 +$$

$$\beta_4 \sum_{j=1}^M \sqrt{\|(v_j^x, v_j^y)\|^4 + \beta_5 - \|(v_j^x, v_j^y)\|^2} + \beta_6 \sum_{j=1}^M v_j^z. \quad (16)$$

其中,各项系数的具体表达式如下: $\beta_1 = \frac{1}{8} C_{D_0} \rho A V_T^3$, $\beta_2 = \frac{1}{8} C_{D_0} \rho A V_T \delta k$, $\beta_3 = \frac{1}{2} \rho f \delta$, $\beta_4 = \frac{\sqrt{2}}{2} \kappa W \delta$, $\beta_5 = 4 \left(\frac{W}{2\rho A} \right)^2$, $\beta_6 = W \delta$.

3.4 问题建模

本文目标是在终端通信调度、多无人机三维飞行轨迹以及飞行能耗的约束下,最小化所有 LoRa 终端设备的数据传输能耗,确保多架无人机在飞行期间可以协作采集完所有的数据包并且不发生碰撞;同时,无人机的飞行能耗在机载电池可供能量范围内. 设定第 k 个无人机的飞行能耗 E_{UAV_k} ,具体计算公式见 3.3 节,令 E_{Total} 为无人机机载能量. 为了下文表述方便,令 $A = \{a_{i,j,k}, \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}\}$, $R = \{r_{k,j}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}\}$, $V = \{v_{k,j}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K}\}$, $P = \{p_i, \forall i \in \mathcal{N}\}$, $SF = \{SF_i, \forall i \in \mathcal{N}\}$. 基于新建立的子模型,该优化问题可以表示为:

$$P1: \min_{A, R, V, P, SF} E$$

$$s.t. \quad C1 \sim C4$$

$$C5: E \geq \sum_{i=1}^N p_i t_i,$$

$$C6: t_i = \left(20.25 + 5 \left[\frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} - 1 \right] \right) \cdot \frac{2^{SF_i}}{BW}, \forall i \in \mathcal{N},$$

$$C7: p_i - 10a_{i,j,k} \log(\|r_j - w_i\|^2) + \alpha \geq -c_1 SF_i + c_2, \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C8: \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^M a_{i,j,k} \delta \geq t_i, \forall i \in \mathcal{N},$$

$$C9: \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^M a_{i,j,k} \delta < t_i + \delta, \forall i \in \mathcal{N},$$

$$C10: \sum_{k=1}^K a_{i,j,k} \leq 1, \forall i \in \mathcal{N}, \forall j \in \mathcal{M},$$

$$C11: \sum_{i=1}^N a_{i,j,k} \leq 8, \forall j \in \mathcal{M},$$

$$C12: a_{i,j,k} \in \{0, 1\}, \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C13: E_{UAV_k} \leq E_{Total}, \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C14: \|r_{k,j} - r_{m,j}\|^2 \geq d_{min}^2, \forall j \in \mathcal{M},$$

$$m, k \in \mathcal{K}, m \neq k,$$

$$C15: H_{min} \leq r_{k,j}^z \leq H_{max}, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C16: r_{k_1} = r_{k_2}, \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C17: \mathbf{r}_{k_{M+1}} = \mathbf{r}_{k_P}, \forall k \in K,$$

$$C18: SF_i \in \{7, 8, 9, 10, 11, 12\}, \forall i \in N,$$

$$C19: p_i \in \{2, 5, 7, 10, 12, 14, 16, 17\}, \forall i \in N.$$

其中, C5为终端能耗约束; C6为终端设备的数据传输时间约束; C7为终端设备数据传输中功率、调度和轨迹耦合约束; C8、C9为通信时隙时长总和约束; C10为通信调度总约束; C11为信道分配约束; C12为通信调度子约束; C13为无人机能耗约束; C14为无人机安全距离约束; C15为无人机飞行高度约束; C16、C17为无人机飞行轨迹起始点约束; C18为LoRa扩频因子约束; C19为LoRa传输功率约束. 显然, P1是一个混合整数非凸优化问题, 目前仍未找到有效的算法可以求出此类问题的最优解. 为此, 本文设计了一个迭代优化算法, 目标是获得一组P1的高质量次优解. 具体地, 本文首先将原始问题变形, 转化成易处理的形式, 然后联合研究终端通信调度优化、无人机三维轨迹优化和终端传输参数优化, 将新问题分解为三个子问题, 并通过一些数学方法交替优化这些子问题, 以获得原问题的次优解. 详细算法设计阐述如下.

4 算法设计

4.1 问题预处理

考虑到 $\left\lceil \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} - 1 \right\rceil < \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2}$ 恒成立, 且两者的最大差值小于1, 因此可以使用 $\frac{2D_i + 4}{SF_i - 2}$ 替换约束C6中的向上取整表达式. 同时, 该操作可以确保分配的通信时隙长度必然长于数据包的传输时间. 然后, 为便于优化将约束C19中的整数变量 p_i 松弛为连续变量, 可引出如下问题:

$$P2: \min_{A, R, V, P, SF} E$$

$$s.t. \quad C20: E \geq \sum_{i=1}^N p_i \left(20.25 + 5 \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} \right) \frac{2^{SF_i}}{BW},$$

$$C21: 2 \leq p_i \leq 17, \forall i \in N,$$

$$C1 \sim C4, C7 \sim C18.$$

不难看出, P2仍是一个难以求解的变量高度耦合的混合整数非凸优化问题. 为此, 本文通过块坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)^[36]、连续凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)^[37]和序列线性规划(Sequential Linear

Programming, SLP)^[38]等技术来推导其次优解, 从而迭代优化出终端调度策略、网关分配策略、终端传输参数和多无人机三维飞行轨迹. 具体地, 对于任意给定的 $\{R, V, SF\}$, 优化通信调度 $\{A\}$, 该子问题是一个混合整数线性规划问题; 对于任意给定的 $\{A, SF\}$, 优化多无人机三维轨迹和飞行速度 $\{R, V\}$, 该问题也是一个非凸问题, 但可以通过SCA技术迭代地求出次优解; 对于任意给定的 $\{A, R, V\}$, 优化传输参数 $\{P, SF\}$, 该子问题是一个非线性整数规划问题, 可以使用SLP技术进行求解. 最后, 根据得到的次优解重构 $\{P\}$. 以下各节描述了整个算法具体过程.

4.2 通信调度优化

当给定多架无人机的三维飞行轨迹以及终端传输参数 $\{R, V, SF\}$ 后, 问题P2退化为:

$$P3: \min_A E$$

$$s.t. \quad C7 \sim C12, C20, C21.$$

为了简化问题P3的描述, 定义 $\omega_i \triangleq \max_{j,k} (10a_{i,j,k} \log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2) - c_1 SF_i + c_2 - \alpha)$. 显然, 在最优解处, 约束C7和C21中必有一个满足等式成立, 故有

$$C22: p_i = \min(2, \omega_i), \forall i.$$

假设在问题P3的最优解处, 约束C22不满足, 那么总可以减少 p_i 的值, 使约束C7或C21收紧至等式成立, 同时减少目标函数的值. 因此, 在最优解处, 必有C22成立. 然后, 引入一组松弛变量 τ_i 取代P3中的 p_i , P3可重新表示为以下问题:

$$P4: \min_A E$$

$$s.t. \quad C23: E \geq \sum_{i=1}^N \tau_i \left(20.25 + 5 \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} \right) \frac{2^{SF_i}}{BW},$$

$$C24: \tau_i - 10a_{i,j,k} \log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2) + \alpha \geq -c_1 SF_i + c_2, \forall i \in N, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C25: \tau_i \leq 17, \forall i \in N,$$

$$C8 \sim C12.$$

求解问题P4可得到一组通信调度策略 $a_{i,j,k}$. 该调度策略既给出了每个终端的调度时机, 也为其指定了唯一的通信网关, 亦即, 将网关进行了有效地分配. 该组解可充当原始子问题P3的一组高质量可行解并充当后续子问题的有效输入. P4是一个标准混合整数线性规划问题, 可以通过现有优化方法

或工具(如Lingo^①)有效求解. 虽然求出的解并不是P3的最优解,但可以充当一个实用的可行解,有利于提高算法性能. 此外,P4是一个混合整数线性规划问题,属于NP-hard问题,Lingo内置算法的复杂度随着变量的增加呈指数级增长. 为此,本节提出了一种启发式算法ECSM(End-devices Communication Scheduling Mechanism),如算法1所示. 旨在保证传输质量的前提下,安排各架无人机在各个时隙中与地面终端的通信顺序,得到一组合理的通信调度策略,用作原始子问题的可行解,并充当后续子问题的输入. 在ECSM中,首先计算无人机网关与终端之间有效的通信距离;其次,按距离最短优先原则为每个终端分配时隙,同时确保每个时隙不超过无人机的信道容量. 如果某个时隙无人机信道已满,则选择下一个有效距离最短的时隙进行分配. ECSM创新地结合无人机飞行轨迹和终端通信需求以实现时隙分配,可适应大规模LoRa网络,同时保持计算复杂度在可控范围内,以提高实际应用中整体网络的通信效率和资源利用率. 经分析可知,ECSM的最坏时间复杂度为 $O(NK^2M^2)$.

算法 1. 多无人机辅助的终端通信调度算法ECSM.

输入:无人机的数量 K 以及当前多无人机飞行轨迹 $\{r_{k,j}^{(t)}\}$,当前终端扩频因子 $\{SF_i^{(t)}\}$,终端的数量 N 及位置 $\{w_i\}$,每条轨迹上时隙数目 M ,以及时长 δ ,数据包有效负载字节数 D_i ,终端发送信号带宽 BW

输出:终端的一组调度策略 $a[N][M][K]$

```

1. FOR  $k = 1$  TO  $K$  DO
2.   FOR  $i = 1$  TO  $N$  DO
3.     FOR  $j = 1$  TO  $M$  DO
4.        $dis[(k-1)*M+i][j] \leftarrow$ 
          $10\log(\|r_{k,j} - w_i\|^2);$ 
         /*计算终端与当前轨迹上所有离散点的
         有效距离*/
5.     END FOR
6.   END FOR
7. END FOR
8. FOR  $k = 1$  TO  $K$  DO
9.   FOR  $j = 1$  TO  $M$  DO
10.     $count[k][j] \leftarrow 8;$ 
        /*每条轨迹上每个时隙的可用信道数量*/
11.  END FOR
12. END FOR
13. FOR  $i = 1$  TO  $N$  DO /*为终端 $i$  分配通信时隙*/

```

```

14.   $delay[i] \leftarrow p_i \left( 20.25 + 5 \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} \right) \frac{2^{SF_i}}{BW}$  /*终端 $i$  数
        据包时长*/
15.   $num \leftarrow \left\lceil \frac{delay[i]}{\delta} \right\rceil$ ; /*终端 $i$ 数据包占用时隙数*/
16.  FOR  $k = 1$  TO  $K$  DO
        /*记录时隙序号以及与终端 $i$ 的距离*/
17.  FOR  $j = 1$  TO  $M$  DO
18.     $indexDis[(k-1)*M+j][1] \leftarrow k;$ 
19.     $indexDis[(k-1)*M+j][2] \leftarrow j;$ 
20.     $indexDis[(k-1)*M+j][3] \leftarrow$ 
         $indexDis[(k-1)*M+j][1];$ 
21.  END FOR
22. END FOR
23.  $SortRows(indexDis, 3);$ 
        /*将  $indexDis$  按第三列对所有行升序排序*/
24. FOR  $j = 1$  TO  $M*K$  DO
        /*依次选择有效距离最近的时隙*/
25.   IF  $num \leq 0$  THEN
26.     BREAK;
27.   END IF
28.   IF  $count[indexDis[j][1]]$ 
         $[indexDis[j][2]] > 0$  THEN
29.      $a[i][indexDis[j][2]]$ 
         $[indexDis[j][1]] \leftarrow 1;$ 
30.      $count[indexDis[j][1]]$ 
         $[indexDis[j][2]] \leftarrow$ 
         $count[indexDis[j][1]]$ 
         $[indexDis[j][2]] - 1;$ 
31.      $num \leftarrow num - 1;$ 
32.   END IF
33. END FOR
34. END FOR
35. RETURN  $a[N][M][K]$ .
```

4.3 三维轨迹优化

对于任意给定的调度策略和传输参数 $\{A, SF\}$, P2退化成P5,通过求解P5,即可优化多架无人机的三维轨迹和飞行速度. 该问题具体表示如下:

P5: $\min_{R, V} E$

s.t. $C1 \sim C4, C7, C13 \sim C17, C20, C21$.

与问题P3处理类似,首先引入松弛变量 u_i 取代 p_i ,改写P5,可导出如下问题:

① Lingo Software: <http://www.lindochina.com/lg01.html>.

P6: $\min_{R, V} E$

$$s.t. \quad C26: E \geq \sum_{i=1}^N u_i \left(20.25 + 5 \frac{2D_i + 4}{SF_i - 2} \right) \frac{2^{SF_i}}{BW},$$

$$C27: u_i - 10a_{i,j,k} \log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2) + \alpha \geq$$

$$-c_1 SF_i + c_2, \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C28: u_i \leq 17, \forall i \in \mathcal{N},$$

$$C1 \sim C4, C13 \sim C17.$$

可以观察到约束 C27, C13, C14 都是非凸的. 然而, 这些约束均可以通过 SCA 技术进行有效处理. 首先定义一个新函数 $R_{i,j,k} = \log(\|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2)$, 该函数是关于优化变量 $\mathbf{r}_{k,j}$ 的凹函数, 而凹函数的一阶泰勒展开式可以充当其全局上界, 故对于任意给定的 $\{\hat{\mathbf{r}}_{k,j}\}$, 有以下不等式:

$$R_{i,j,k} \leq R_{i,j,k}^{ub} = \log(\|\hat{\mathbf{r}}_j - \mathbf{w}_i\|^2) + \frac{\log_{10} e}{\|\hat{\mathbf{r}}_j - \mathbf{w}_i\|^2} (\|\mathbf{r}_j - \mathbf{w}_i\|^2 - \|\hat{\mathbf{r}}_j - \mathbf{w}_i\|^2) \quad (17)$$

该式在点 $\mathbf{r}_j = \hat{\mathbf{r}}_j$ 处等式成立. 证明如下:

证明. 显然, 当 $x > 0$ 时, $\log(x)$ 是凹函数, 对于任意给定的 $x_0 > 0$, 有 $\log(x) \leq \log(x_0) + \frac{\log_{10} e}{x_0} (x - x_0)$, $\forall x$ 恒成立. 令 $x = \|\hat{\mathbf{r}}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2$, $x_0 = \|\hat{\mathbf{r}}_{k,j} - \mathbf{w}_i\|^2$, 即可推导出上述不等式. 证毕.

约束 C13 中不等号左边式子 (即 E_{UAV_k}) 的第四项既不是关于变量 $\{v_{k,j}^x, v_{k,j}^y\}$ 的凸函数, 也不是关于其的凹函数. 故 C13 是一组非凸约束. 为了解决这个问题, 引入了一组松弛变量 $\{s_{k,j} \geq 0\}$:

$$s_{k,j}^2 = \sqrt{\|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^4 + \beta_5} - \|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^2. \quad (18)$$

该式等价于:

$$C29: s_{k,j}^2 + 2\|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^2 = \frac{\beta_5}{s_j^2}$$

使用线性表达式 $\beta_4 \sum_{j=1}^M s_{k,j}$ 代替 C13 中的第四项 E_{UAV_k} , 再附加 C29, 即可保证引入松弛变量后的新问题与原问题等价. 对于任意给定的局部点 $\{\hat{\mathbf{r}}_{k,j}\}$, 将约束 C27 中的 $R_{i,j,k}$ 替换为其上界 $R_{i,j,k}^{ub}$, 并引入松弛变量 $\{s_{k,j}\}$, 可定义以下优化问题:

P7: $\min_{R, V} E$

s.t.

$$C30: \mu_i \geq 10a_{i,j,k} R_{i,j,k}^{ub} - \alpha - c_1 SF_i + c_2,$$

$$\forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C31: \beta_1 + \beta_2 \sum_{j=1}^M \|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^2 +$$

$$\beta_3 \sum_{j=1}^M \|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^3 + \beta_4 \sum_{j=1}^M s_{k,j} + \beta_6 \sum_{j=1}^M v_{k,j}^z \leq$$

$$E_{Total}, k \in \mathcal{K},$$

$$C32: \frac{\beta_5}{s_{k,j}^2} \leq s_{k,j}^2 + 2\|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^2,$$

$$\forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C33: s_{k,j} \geq 0, \forall j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C1 \sim C4, C14 \sim C17, C26, C28.$$

可以看出, 约束 C31 在 P7 最优解处必满足等式成立, 否则总可以增加 $\{v_{k,j}^x, v_{k,j}^y\}$, 使得此约束在满足等式成立的同时, 无人机在某个终端的通信间隙处更靠近该终端, 即, 终端在上传数据时与网关之间距离可以进一步减少, 从而引起相应的 u_i 减小, 进而降低目标函数的值. 在 P7 中, 将等式约束 C29 松弛为不等式约束, 即可获得约束 C32, 这个操作不会影响 P6 和 P7 之间的等价性. 由于约束 C32 和 C14 是非凸约束, P7 仍是一个非凸问题, 但这些约束均可以通过 SCA 技术处理, 将其近似为凸约束. 为此, 首先处理约束 C32, 可以证明该约束右侧的公式是关于 $\{s_{k,j}, v_{k,j}^x, v_{k,j}^y\}$ 的凸函数, 由于凸函数的一阶泰勒展开式可以充当其全局下界, 故对于任意给定的局部 $\{\hat{s}_{k,j}, \hat{v}_{k,j}^x, \hat{v}_{k,j}^y\}$, 有以下不等式成立:

$$s_{k,j}^2 + 2\|(v_{k,j}^x, v_{k,j}^y)\|^2 \geq \hat{s}_{k,j}^2 + 2\hat{s}_{k,j}(s_{k,j} - \hat{s}_{k,j}) - 2\|(\hat{v}_{k,j}^x, \hat{v}_{k,j}^y)\|^2 + 4(\hat{v}_{k,j}^x v_{k,j}^x + \hat{v}_{k,j}^y v_{k,j}^y). \quad (19)$$

对于非凸约束 (C32) 的右侧公式, 使用其相应的下界替换, 可得以下不等式:

$$\frac{\beta_5}{s_{k,j}^2} \leq \hat{s}_{k,j}^2 + 2\hat{s}_{k,j}(s_{k,j} - \hat{s}_{k,j}) - 2\|(\hat{v}_{k,j}^x, \hat{v}_{k,j}^y)\|^2 + 4(\hat{v}_{k,j}^x v_{k,j}^x + \hat{v}_{k,j}^y v_{k,j}^y). \quad (20)$$

虽然对使用不等式 (20) 替换 C32 后得到的新问题, 其可行解的搜索空间相比于原问题缩小了, 但是求解新问题得到的一组解也可能不是原问题的最优解. 但该解必然符合原问题的所有约束, 至少可以充当原问题的一组可行解. 事实上, 对于此类非凸问题, 使用 SCA 技术求出的一组可行解一般说来都可以视为原问题的一组高质量次优解. 下面处理非凸约束 C14, 可以发现, 该约束中不等号左侧公式是关于变量 $\{\mathbf{r}_{k,j}, \mathbf{r}_{m,j}\}$ 的凸函数, 在任意给定的局部点 $\{\hat{\mathbf{r}}_{k,j}, \hat{\mathbf{r}}_{m,j}\}$ 处对该函数进行一阶泰勒展开, 可得以下不等式:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{r}_{m,j}\|^2 &\geq -\|\hat{\mathbf{r}}_{k,j} - \hat{\mathbf{r}}_{m,j}\|^2 + \\ &2(\hat{\mathbf{r}}_{k,j} - \hat{\mathbf{r}}_{m,j})^T (\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{r}_{m,j}). \end{aligned} \quad (21)$$

类似约束 C32 的处理方法,用不等式(21)右侧公式替换约束 C14 不等号左侧的公式,可得以下问题:

$$P8: \min_{\mathbf{R}, \mathbf{V}} E$$

s.t.

$$C34: \frac{\beta_5}{s_j^2} \leq \hat{s}_j^2 + 2\hat{s}_j(s_j - \hat{s}_j) - 2\|(\hat{v}_j^x, \hat{v}_j^y)\|^2 +$$

$$4(\hat{v}_j^x v_j^x + \hat{v}_j^y v_j^y), j \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K},$$

$$C35: \|\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{r}_{m,j}\|^2 \geq -\|\hat{\mathbf{r}}_{k,j} - \hat{\mathbf{r}}_{m,j}\|^2 +$$

$$2(\hat{\mathbf{r}}_{k,j} - \hat{\mathbf{r}}_{m,j})^T (\mathbf{r}_{k,j} - \mathbf{r}_{m,j}),$$

$$\forall j \in \mathcal{M}, m, k \in \mathcal{K}, m \neq k,$$

C1~C4, C15~C17, C26, C28, C30, C31, C33.

可以证明, P8 是一个凸问题,其最优解可以通过标准求解器 CVX 有效地获得. 此外,由于上述松弛、凸化操作, P8 的可行解总是 P5 的子集. 因此,通过求解 P8 得到的目标函数的最优值通常是次优解,可充当初始问题 P5 的上界.

4.4 传输参数优化

对于任意给定的通信调度策略和多无人机三维轨迹以及飞行速度 $\{\mathbf{R}, \mathbf{V}\}$, 问题 P2 可以重写为以下问题,用于优化传输参数:

$$P9: \min_{\mathbf{P}, \mathbf{SF}} E$$

s.t. C7, C18, C20, C21.

不难发现, P9 是一个混合整数非线性规划问题,可以使用序列线性规划技术求出该问题的一组高质量次优解. 将 P9 重写为混合整数线性规划问题,可表示为 P10. 然后通过经典的分枝定界算法迭代求解,即可有效地得到 P9 的次优解.

$$P10: \min_{\mathbf{P}, \mathbf{SF}} E$$

s.t.

$$C36: E \geq \sum_{i=1}^N \rho_1 + \rho_2(p_i - \hat{p}_i) + \rho_3(SF_i - \widehat{SF}_i),$$

C7, C18, C21.

基于上述三个子问题的解决方法,本节设计了一个整体迭代算法 2 用于求出 P2 的次优解. 算法 2 通过不断迭代更新无人机的位置、速度, LoRa 设备的功率和扩频因子等变量. 每一步都解决一个子问题以优化对应的参数集,直至整个系统参数收敛到给定的精度,最终得到一个符合约束条件的次优解.

算法 2. 问题 P2 的求解算法.

1. 初始化 $\{\mathbf{r}_{k,j}^{(l)}, \mathbf{v}_{k,j}^{(l)}, p_i^{(l)}, SF_i^{(l)}\}$, 令 $l=0$; /* l 为迭代次数 */
2. REPEAT
3. 对于给定的 $\{\mathbf{r}_{k,j}^{(l)}, \mathbf{v}_{k,j}^{(l)}, SF_i^{(l)}\}$, 求解 P4, 并将其可行解标记为 $\{a_{i,j,k}^{(l+1)}\}$;
4. 对于给定的 $\{a_{i,j,k}^{(l+1)}, SF_i^{(l)}\}$, 求解 P8, 并将其可行解标记为 $\{\mathbf{r}_{k,j}^{(l+1)}, \mathbf{v}_{k,j}^{(l+1)}\}$;
5. 对于给定的 $\{a_{i,j,k}^{(l+1)}, \mathbf{r}_{k,j}^{(l+1)}, \mathbf{v}_{k,j}^{(l+1)}\}$, 通过迭代求解 P10 来解决 P9, 并将其可行解标记为 $\{p_i^{(l+1)}, SF_i^{(l+1)}\}$;
6. 更新 $l \leftarrow l+1$;
7. UNTIL 收敛到给定精度

同样地,执行完算法 2,通过应用上取整操作将所求解中的传输参数 $\{\mathbf{P}\}$ 重构为 C19 中的特定值,即可构造出一组满足原始问题 P1 所有约束的次优解. 显然,重构后得到的解满足问题 P2 中的所有约束,同时满足约束 C19,可充当原始问题 P1 的一组高质量次优解.

5 实验评估

5.1 实验设置

本节通过仿真实验评估所提方法(记为 M-FlyingLoRa)在三种 LoRa 网络规模中的性能. 所有仿真实验均运行在安装了 64 位 Windows 10 且拥有 128 GB RAM 的服务器上,仿真环境为 Matlab R2014a 8.3 和 CVX 2.2^①. 实验中,无人机飞行能耗和通信链路参数设置如表 2 所示. 参数设置考虑了无人机的三维飞行能耗,以及 LoRa 通信特点,主要参考了[12, 29, 39]等文献. LoRa 终端随机分布在 $2000 \text{ m} \times 2000 \text{ m}$ 的正方形区域内. 设定每个终端的数据传输具有周期性特点^[11-12],因此可以假设未来 M 时隙内的数据传输情况已知,可以离线执行优化策略. 每个数据包有效负载为 30 字节. 实验过程忽略了信道分配策略,这是由于 LoRa 网关存在 8 路正交信道,而约束 C11 保证了每个时隙最多有 8 个终端上传数据包,即信道资源在每个时隙总是足够的.

仿真实验模拟了利用三架无人机携带网关采集数据的场景,即 $K=3$. 表 3 给出了三架无人机各自的飞行起点和终点. 在实验中,假定每架无人机的型号和参数相同,机载电池能量均被设定为 200 kJ.

① CVX, Version 2.2: <http://cvxr.com/cvx/>.

为了下文描述方便,定义 $w_{G_i}=\{w_{G_i}^x,w_{G_i}^y,0\}$ 表示第 k 个网关的初始位置.

表2 仿真参数

参数	数值[单位]	参数	数值[单位]
T	60 [s]	C_{D_0}	0.0006
ρ	1.225 [kg/m ³]	A	0.503[m ²]
V_T	120 [m/s]	k	3
W	20 [N]	κ	1.1
f	0.015 09 [m ²]	H_{min}	30 [m]
H_{max}	200[m]	GL	0
σ^2	-123.0309 [dBm]	BW	125 [kHz]
δ	0.5 [s]	V_{xy}	30 [m/s]
V_z	10 [m/s]	a_{max}	5 [m/s ²]

表3 多无人机的始末飞行位置

参数	数值	参数	数值
r_{1I}	(280,280,50) ^T	r_{1F}	(1720,280,50) ^T
r_{2I}	(1720,280,50) ^T	r_{2F}	(1000,1720,50) ^T
r_{3I}	(1000,1720,50) ^T	r_{3F}	(280,280,50) ^T

为了进行有效的比较,本文考虑两种数据传输方案:(1) M-Fixed Optimal,简称MFO. 该方案中多个网关被放置在最佳部署位置. 不同于单机辅助场景,多无人机辅助场景下还需为每个终端指定通信网关,故需联合优化网关分配策略和最优部署位置. 限于篇幅原因,此部分内容的详细描述见附录A;(2) M-Flying LoRa,简称MFL. 为本文所提方案. 多架无人机沿着算法2优化出的轨迹飞行,并根据优化出的终端通信调度策略和网关分配策略从终端采集数据;(3)M-Fixed Flight Path,简称MFFP. 为固定无人机飞行路径方案,与MFL方案同无人机轨迹起始点,但飞行路径为起始点之间的直线,飞行高度为50米.

5.2 实验结果

本节通过三组对比实验评估本文所提方法的性能. 这三组实验分别针对小、中、大三种规模LoRa网络,其主要区别在于终端数量和位置分布不同. 表4给出了实验中不同方案下所有终端使用的扩频因子的平均向上取整值.

表4 不同场景下三种方案的平均SF值

平均SF	小规模	中规模	大规模
MFO	9	10	10
MFL	7	9	9
MFFP	9	9	9

5.2.1 小规模LoRa网络

在本组实验中,5个LoRa终端被部署在大范围数据采集区域. 图2(a)和2(b)分别给出了当前场景下优化出的多无人机三维飞行轨迹以及平面飞行轨迹. 图中,紫红色虚线、蓝色虚线和红色虚线分别代表第一架无人机UAV1、第二架无人机UAV2和第三架无人机UAV3的飞行轨迹,紫红色方框既代表UAV1的起始飞行位置,同时还是UAV3的飞行终点;同样,蓝色方框和红色方框也分别代表不同UAV的始末飞行位置,图中黑点则表示终端的部署位置. 这两幅图还给出了终端通信调度策略以及网关分配策略. 具体说来,紫红色三角形表示终端与UAV1所搭载网关的通信时隙,由图2(b)可以看出,只有终端ED1与网关1进行通信,蓝色三角形和红色三角形分别代表终端与网关2和网关3进行通信的时隙,终端ED2、ED3和ED5与网关2通信,终端ED4与网关3通信. 不难看出,所有终端都被指定了唯一的通信网关,也给出了具体的通信时隙,可见本文所提方案实现了合理的网关分配和终端通信调度. 此外,图2(b)中的三个绿点标记了求解问题P11所获得的多网关最佳部署位置. 可以看出,其中两个网关的最佳部署位置与终端ED1和终端ED2的位置正好重合,各自负责这两个终端的数据采集任务,图中绿色虚线表示另一个网关负责采集终端ED3、ED4和ED5上传的数据,该最佳部署位置恰好处在以这三个终端位置点构成的三角形的费马点. 从图2(b)不难看出,在MFO方案下,所提出的求解最佳部署位置的算法既给出了每个网关的最佳部署位置,也给出了一组合理的网关分配策略,验证了该算法的有效性.

此外,图2(c)给出了三种方案下每个终端的能耗,三条不同颜色的水平虚线分别代表了不同方案下的平均能耗. 三种方案的平均SF如表4第二列所示. 可以看出,MFL方案下所有终端均可使用最小SF来传输数据包,其性能远远优于MFO及MFFP方案. 在MFO方案中,有两个网关的最佳部署位置与终端ED1和ED2的坐标重合,因此这两个终端都可以使用最小的传输参数发送数据,其能耗与MFL方案相同. 实际的数值结果显示,MFO方案下所有终端的数据传输总能耗为17.88 mJ,MFFP方案下所有终端的数据传输总能耗为7.11 mJ,MFL方案下为0.65 mJ. 图2(d)展示了MFL及MFFP相比于MFO的能效改进累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF),其中横坐标表示能耗

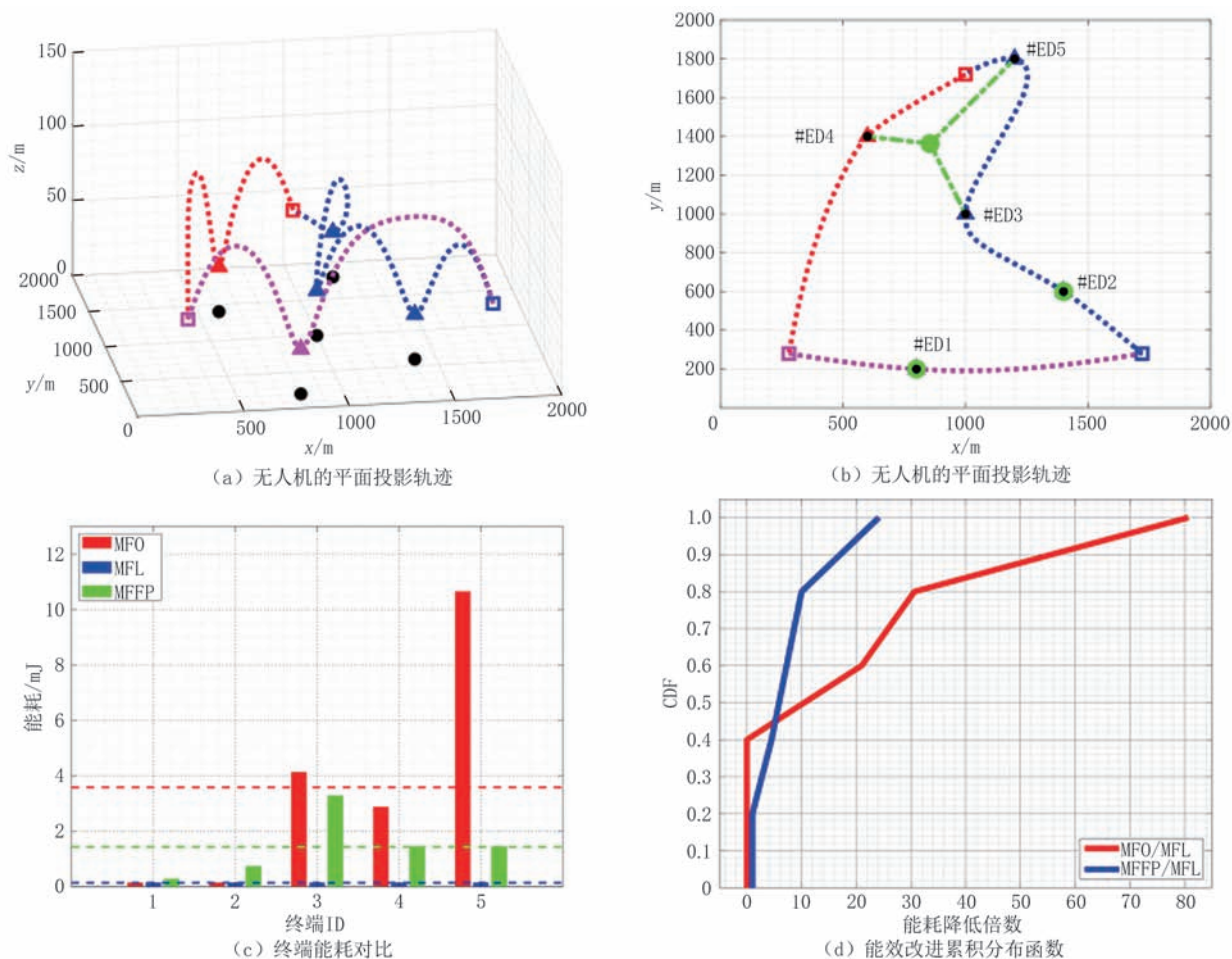


图2 多无人机辅助下小规模LoRa网络能耗优化

降低的倍数,纵坐标表示能耗降低倍数对应的终端数占总终端数的比例.从图中可以看出,40%的终端能耗改进为0,即终端ED1和ED2,因为它们在这两种方案下优化出的传输参数相同,均为最小参数.对于终端ED5,MFL的性能改进最高,达到80.69倍,其平均能耗改进为26.46倍.相比MFFP方案,MFL性能改进最高可达24.12倍,平均能耗改进为9.92倍,这是因为MFL方案中终端距离无人机网关的距离降低了,综上,在小规模LoRa网络中,MFL显著提高了LoRa网络能效.

5.2.2 中规模LoRa网络

在本组实验中,50个LoRa终端被随机部署在数据采集区范围内.从图3(a)可以看出,UAV2和UAV3几乎全程保持低空飞行,UAV1在部分时隙保持高空飞行.结合图3(b),不难看出,UAV2和UAV3的通信时隙数量高于UAV1,且时隙分布较为均匀,故会保持低空飞行以采集数据;而UAV1的连续非通信时隙较多,故有一段持续的高空飞行.有趣的是,在图3(b)中,MFO方案下优化出的

最佳部署位置,即图中三个绿点,几乎分别处在三架UAV的飞行轨迹上.这是因为MFO方案会将所有终端大致分为三个区域,三个网关各自负责采集每个区域内的终端所上传的数据.而绿点附近的区域恰是终端部署密度较高的区域,为使更多终端可以采用较为节能的传输参数,MFL方案中无人机也会倾向于飞进终端部署密度较高的区域,其飞行轨迹自然会经过MFO方案中的网关最佳部署位置.

另外,从平均SF和能耗角度来看,结合图3(c)和表4的第三列,可以看出MFL仍然优于MFO和MFFP.具体结果显示,MFO方案下所有终端的总传输能耗为288.11 mJ,MFFP方案下所有终端的总传输能耗为159.78 mJ;而同等条件下,基于MFL方案的总能耗仅为37.16 mJ.从图3(d)可以看出,相比于MFO及MFFP,MFL最小的能效改进分别是一0.37倍及一0.46倍,最大和平均的能耗改进分别为137.35倍和19.70倍,及68.34倍和6.36倍.这表明MFL在降低中等规模的LoRa网络能耗方面也能表现出良好的性能.

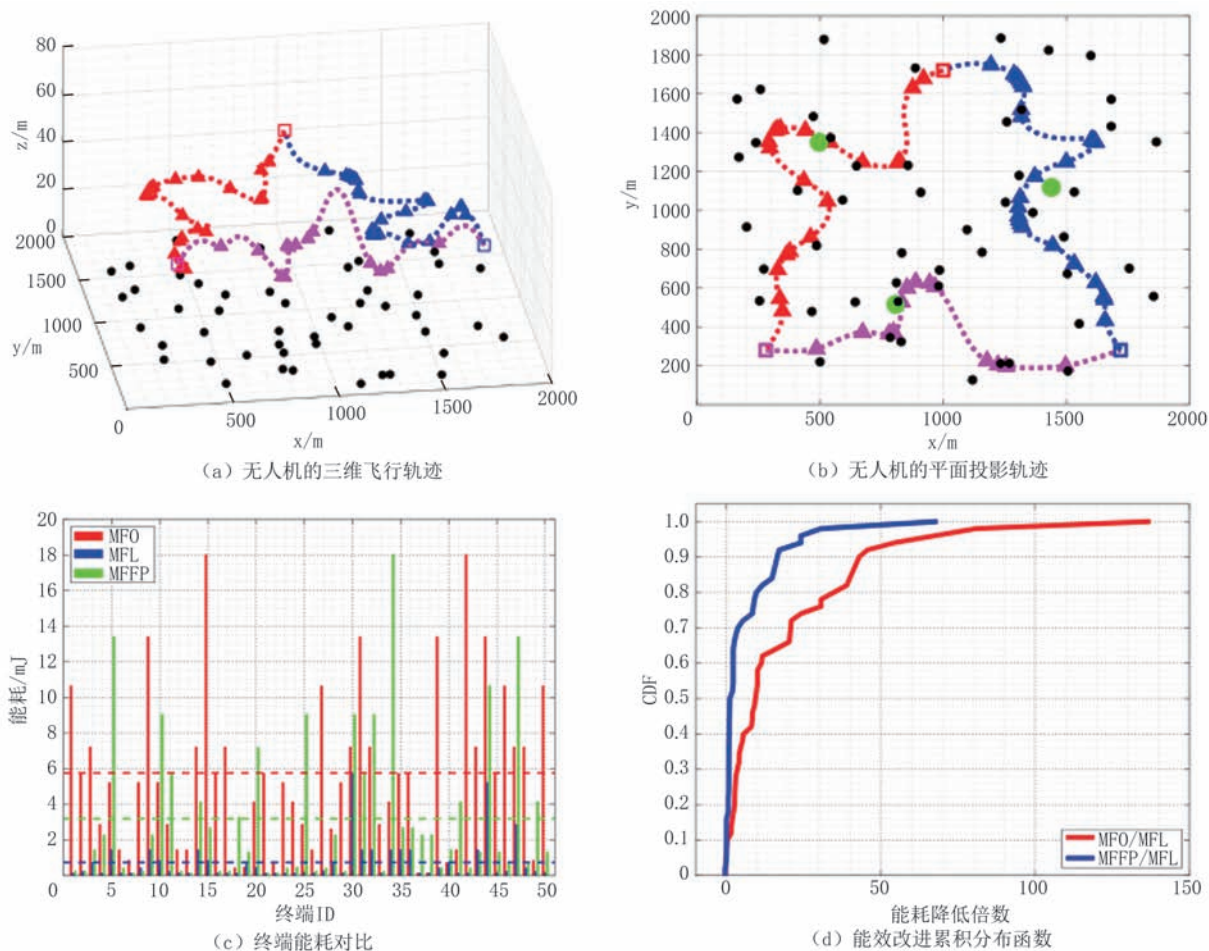


图3 多无人机辅助下中规模 LoRa 网络能耗优化

5.2.3 大规模 LoRa 网络

在本组实验中,LoRa终端数量增加到200个,以评估MFL在大规模LoRa网络上的性能.从图4(a)可以看出,每条飞行轨迹几乎都被同一颜色的三角形覆盖,这表明大多数时隙都被分配给终端用于数据上传.因此,三架无人机几乎全程处于低空飞行状态,以减小终端的发射参数,进而降低其能耗.图4(b)中红色轨迹的偏航程度明显低于图3(b)中的红色轨迹,这是因为随着网络规模增加,大量终端随机分布,该条轨迹附近区域内的终端部署密度大致相同,无人机的移动性优势减弱.此外,可以明显地看出蓝色轨迹上分布的三角形最为密集,这是因为蓝色轨迹附近的无人机部署密度略高于其他区域.

表4最后一列给出了三种方案下所有终端的平均SF,图4(c)中给出了三种方案下的总数据传输能耗和平均能耗.显然,在大规模LoRa网络场景下,MFL方案仍然优于MFO及MFFP.数值结果显示,MFO方案下所有终端的总数据传输能耗为

2849.96 mJ,MFFP方案下所有终端的总数据传输能耗为604.03 mJ,而基于MFL方案下的传输能耗仅为262.35 mJ.如图4(d)所示,相比于MFO方案及MFFP,MFL的能效改进最大值和最小值分别为286.48倍和-0.50倍,MFFP的能效改进最大值和最小值分别为33.75倍和-0.50倍,平均改进值为2.32倍.此外,值得一提的是,MFL在大规模LoRa网络下的最大能效改进值和平均能效改进值都远高于FlyingLoRa^[29]的表现.这说明,随着LoRa网络规模的扩大,部署多网关的优势更加明显,更有利于网络能效的优化.

综上所述,在三种不同LoRa网络规模下,MFL相比现有固定网关方案,整体终端平均能效分别提升了26.46倍、19.70倍和33.78倍,合计平均提升 $(26.46+19.7+33.78)/3=26.65$ 倍;而相比于无人机飞行路径固定方案,整体终端平均能效分别提升了9.92倍、6.36倍和2.32倍,合计平均提升 $(9.92+6.36+2.32)/3=6.2$ 倍.

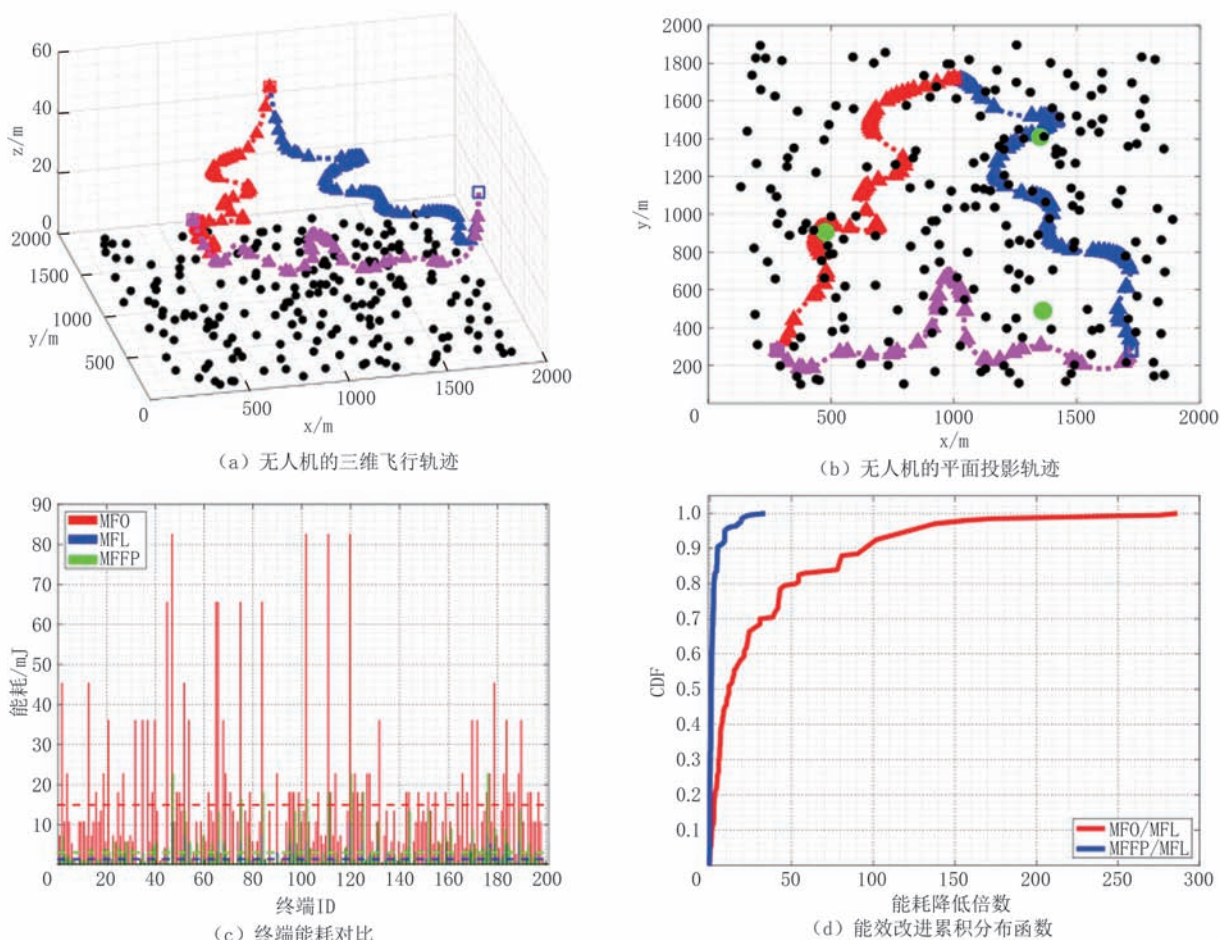


图4 多无人机辅助下大规模LoRa网络能耗优化

6 结 论

本文提出了一种基于多无人机辅助的LoRa网络节能数据采集方法,利用多架无人机搭载LoRa网关,以“空对地”的移动网关模式采集终端数据,并将其建模为一个混合整数非凸优化问题.通过联合优化终端的通信调度策略、无人机的三维飞行轨迹和终端的传输参数,在避免多机碰撞且满足机载能量约束的同时,最小化LoRa终端的数据传输能耗.数值模拟结果表明,在不同网络规模下,与现有固定网关方案相比,本文所提方案的LoRa终端能效平均提高了26.65倍,有效延长了LoRa网络的运行周期.考虑到本文算法复杂度较高,在未来工作中将利用该问题的特定结构设计基于增量式或在线学习的更优化算法,逐步逼近最优解,以期降低整个问题求解的时间复杂度.

致 谢 诚挚感谢对本论文提出宝贵意见的审稿专家们!

参 考 文 献

- [1] Wong Andrew Wei-Loong, Goh Say Leng, Hasan Mohammad Kamrul, et al. Multi-hop and mesh for LoRa networks: Recent advancements, issues, and recommended applications. *ACM Computing Surveys*, 2024, 56(6):1-43
- [2] Wang Shie-Yuan, Chang Jui-En, Fan Hsin, Sun Yi-Hsiu. Comparing the performance of NB-IoT, LTE Cat-M1, Sigfox, and LoRa for IoT end devices moving at high speeds in the air. *Journal of Signal Processing Systems*, 2022, 94(1): 81-99
- [3] Liando Jansen C, Gamage Amalinda, Tengourtius Agustinus W, Li Mo. Known and unknown facts of LoRa: Experiences from a large-scale measurement study. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2019, 15(2): 1-35
- [4] Li Yinghui, Yang Jing, Wang Jiliang. DyLoRa: Towards energy efficient dynamic LoRa transmission control// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications. Virtual Conference*, 2020: 2312-2320
- [5] Sangar Yaman, Krishnaswamy Bhuvana. WiChronos: Energy-efficient modulation for long-range, large-scale wireless networks// *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. London*,

- UK, 2020, 21: 1-14
- [6] Su Binbin, Qin Zhijin, Ni Qiang. Energy efficient uplink transmissions in LoRa networks. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(8): 4960-4972
- [7] Xia Xianjin, Zheng Yuanqing, Gu Tao. Litenap: Downclocking LoRa reception. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2021, 29(6): 2632-2645
- [8] Yang Kang, Du Wan. LLDPC: A low-density parity-check coding scheme for LoRa networks//*Proceedings of the 20th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. Boston, USA, 2022: 193-206
- [9] Sun Zehua, Ni Tao, Yang Huanqi, et al. FLoRa: Energy-efficient, reliable, and beamforming-assisted over-the-air firmware update in LoRa networks//*Proceedings of the 22nd International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. San Antonio, USA, 2023: 14-26
- [10] Xia Xianjin, Zheng Yuanqing, GuTao. FTrack: Parallel decoding for LoRa transmissions. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(6): 2573-2586
- [11] Xu Zhuqing, Luo Junzhou, Yin Zhimeng, et al. X-MAC: Achieving high scalability via imperfect-orthogonality aware scheduling in LPWAN//*Proceedings of the 30th International Conference on Network Protocols*. Lexington, USA, 2022: 1-11
- [12] Xu Zhuqing, Luo Junzhou, Yin Zhimeng, et al. Leveraging imperfect-orthogonality aware scheduling for high scalability in LPWAN. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, to appear
- [13] Yu Fu, Zheng Xiaolong, Liu Liang, Ma Huadong. Enabling concurrency for non-orthogonal LoRa channels//*Proceedings of the 29th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York, USA, 2023, 54: 1-15
- [14] Gao Weifeng, Zhao Zhiwei, Min Geyong. AdapLoRa: Resource adaptation for maximizing network lifetime in LoRa networks//*Proceedings of the 28th International Conference on Network Protocols*. Madrid, Spain, 2020: 1-11
- [15] Amichi Licia, Kaneko Megumi, Fukuda Ellen Hidemi, et al. Joint allocation strategies of power and spreading factors with imperfect orthogonality in LoRa networks. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(6): 3750-3765
- [16] Fahmida Sezana, Modekurthy Venkata P., Mahbubur Rahman, et al. Long-lived LoRa: Prolonging the lifetime of a LoRa network//*Proceedings of the 28th International Conference on Network Protocols*. Madrid, Spain, 2020: 1-12
- [17] Rahman Mahbubur, Saifullah Abusayeed. Integrating low-power wide-area networks for enhanced scalability and extended coverage. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(1): 413-426
- [18] Yang Mingran, Zhang Junbo, Gadre Akshay, et al. Joltik: Enabling energy-efficient “future-proof” analytics on low-power wide-area networks//*Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. London, UK, 2020, 47: 1-14
- [19] Rovira-Sugranes Arnau, Razi Abolfazl, Afghah Fatemeh, Chakareski Jacob. A review of AI-enabled routing protocols for UAV networks: Trends, challenges, and future outlook. *Ad Hoc Networks*, 2022, 130: 102790
- [20] Wu Qiyue, Sun Peng, Boukerche Azzedine. Unmanned aerial vehicle-assisted energy-efficient data collection scheme for sustainable wireless sensor networks. *Computer Networks*, 2019, 165: 106927
- [21] Feng Tianxin, Xie Lifeng, Yao Jianping, Xu Jie. UAV-enabled data collection for wireless sensor networks with distributed beamforming. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 21(2): 1347-1361
- [22] Jiang Xinhua, Li Ning, Guo Yan, et al. Multi-emitter localization via concurrent variational Bayesian inference in UAV-based WSN. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(7): 2255-2259
- [23] Wang Xindi, Liu Xinyu, Wu Jianjian, et al. Joint user scheduling, power configuration and trajectory planning strategy for UAV-aided WSNs. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2022, 19(1): 1-27
- [24] Sharma Vishal, You Ilsun, Pau Giovanni, et al. LoRaWAN-based energy-efficient surveillance by drones for intelligent transportation systems. *Energies*, 2018, 11(3): 573
- [25] Coletta Andrea, Giorgi Flavio, Maselli Gaia, et al. A2-UAV: Application-aware content and network optimization of edge-assisted UAV systems//*IEEE Conference on Computer Communications*. New York, USA, 2023: 1-10
- [26] Tripathi Vishrant, Kadota Igor, Tal Ezra, et al. Wi Swarm: age-of-information-based wireless networking for collaborative teams of UAVs//*IEEE Conference on Computer Communications*. New York, USA, 2023: 1-10
- [27] Stellin Marco, Sabino Se'rgio, Grilo Anto'nio. LoRaWAN networking in mobile scenarios using a WiFi mesh of UAV gateways. *Electronics*, 2020, 9(4): 630
- [28] Chen Ciyuan, Luo Junzhou, Xu Zhuqing, et al. Enabling large-scale low-power LoRa data transmission via multiple mobile LoRa gateways. *Computer Networks*, 2023, 237: 110083
- [29] Xiong Runqun, Liang Chuan, Zhang Huajun, et al. FlyingLoRa: Towards energy efficient data collection in UAV-assisted LoRa Networks. *Computer Networks*, 2023, 220: 109511
- [30] Zeng Yong, Zhang Rui. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(6): 3747-3760
- [31] Enright Paul J, Conway Bruce A. Discrete approximations to optimal trajectories using direct transcription and nonlinear programming. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1992, 15(4): 994-1002
- [32] Betts John T. Survey of numerical methods for trajectory optimization. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1998, 21(2): 193-207
- [33] Sun Yan, Xu Dongfang, Ng Derrick Wing Kwan, et al. Optimal 3D-trajectory design and resource allocation for solar-powered UAV communication systems. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(6): 4281-4298
- [34] Gao Weifeng, Du Wan, Zhao Zhiwei, et al. Towards energy-

- fairness in LoRa networks//IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems. Dallas, USA, 2019; 788-798
- [35] Seddon John M, Newman Simon. Basic helicopter aerodynamics (Third Edition). John Wiley & Sons, 2011
- [36] Tseng Paul. Convergence of a block coordinate descent method for nondifferentiable minimization. Journal of Optimization Theory and Applications, 2001, 109(3): 475-494
- [37] Zhou Rui, Palomar Daniel P. Solving high-order portfolios via successive convex approximation algorithms. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 892-904
- [38] Castillo Anya, Lipka Paula, Watson Jean-Paul, et al. A successive linear programming approach to solving the IV-ACOPF. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 2752-2763
- [39] Zeng Yong, Xu Jie, Zhang, Rui. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345

附录

定义一组二进制变量 $b_{i,k}$ 表示第 i 个终端与第 k 个网关的通信调度指示符, 当 $b_{i,k}=1$ 时表示由第 k 个网关负责采集终端 i 上传的数据, 否则网关 k 不与终端 i 进行通信. 便于表述, 令 $B=\{b_{i,k}, \forall i \in \mathcal{N}, k \in \mathcal{K}\}$, $\mathbf{w}_{G_i}=\{\mathbf{w}_{G_i}, \forall k \in \mathcal{K}\}$, 为了获得方案中网关的最佳部署位置和调度策略, 定义如下问题 P11 以最小化通信网关和终端之间的有效距离, 其所谓有效距离是指, 只有当该网关被指定为终端的通信网关时, 即 $b_{i,k}=1$, 该距离才有效.

P11: $\min_{B, \mathbf{w}_{G_i}} E$

s. t.

$$Q \geq \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K b_{i,k} \|\mathbf{w}_{G_i} - \mathbf{w}_i\|,$$

$$b_{i,k} \in \{0, 1\}, \forall i \in N, k \in K,$$

$$0 \leq \mathbf{w}_{G_i}^x, \mathbf{w}_{G_i}^y \leq 2000, \forall k \in K.$$

显然, P11 是一个混合整数非凸优化问题. 当给定网关的位置 $\{\mathbf{w}_{G_i}\}$ 后, P11 退化为:

P12: $\min_B E$

s. t.

$$Q \geq \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K b_{i,k} \|\mathbf{w}_{G_i} - \mathbf{w}_i\|,$$

$$b_{i,k} \in \{0, 1\}, \forall i \in N, k \in K.$$

显然, P12 是一个 0-1 整数规划问题. 为此, 本文设计了一种启发式多网关调度算法 MGSA (Multi-Gateway Scheduling Algorithm) 求解 P12. MGSA 创新地简化了终端到网关的距离计算并快速确定最优网关分配, 显著提升了调度策略的计算效率和响应速度. 该算法的时间复杂度为 $O(NK)$, 伪代码如算法 A1 所示. 算法 A1 通过计算每个终端到所有网关的距离, 并选择每个终端距离最短的网关作为其服务点, 从而生成一个调度策略, 将终端快速分配给最近的网关.

算法 A1. 多网关调度算法.

输入: 终端数量 N 及其位置 $\{\mathbf{w}_i\}$, 网关数量 K 及其位置 $\{\mathbf{w}_{G_i}\}$;

输出: 一组终端调度策略 $b[N][K]$.

1. FOR $i = 1$ TO N DO
2. FOR $k = 1$ TO K DO

3. $dis[i][k] \leftarrow \|\mathbf{w}_{G_i} - \mathbf{w}_i\|^2$;
/*计算终端与网关距离*/
4. END FOR
5. END FOR
6. FOR $i = 1$ TO N DO
7. $index \leftarrow 1$;
8. FOR $k = 1$ TO K DO
9. IF $dis[i][k] < dis[i][index]$ THEN
10. $index \leftarrow k$; /*为终端 i 分配网关*/
11. END IF
12. END FOR
13. $b[i][index] \leftarrow 1$
14. END FOR
15. RETURN $b[N][K]$

当给定调度策略 $\{B\}$ 后, 问题 P11 退化为:

P13: $\min_{\mathbf{w}_{G_i}} E$

s. t.

$$Q \geq \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K b_{i,k} \|\mathbf{w}_{G_i} - \mathbf{w}_i\|,$$

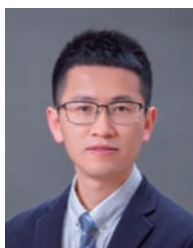
$$0 \leq \mathbf{w}_{G_i}^x, \mathbf{w}_{G_i}^y \leq 2000, \forall k \in K.$$

显然, P13 是一个标准的最小范数问题, 由于其凸性, 可以使用 CVX 最优地解决该问题.

基于此, 本文设计了一个整体迭代算法用于求出问题 P11 的次优解, 如算法 A2 所示. 该算法首先调整终端的调度策略以适应当前网关位置, 其次优化网关位置以适应新的调度策略, 通过不断迭代这两个步骤直至结果稳定.

算法 A2. 问题 P11 的求解算法.

1. 初始化 $\{\mathbf{w}_{G_i}^{(l)}\}$, 令 $l = 0$;
2. REPEAT
3. 对于给定的 $\{\mathbf{w}_{G_i}^{(l)}\}$, 求解 P12, 并将其可行解标记为 $\{b_{i,k}^{(l+1)}\}$;
4. 对于给定的 $\{b_{i,k}^{(l+1)}\}$, 求解 P13, 并将其可行解标记为 $\{\mathbf{w}_{G_i}^{(l+1)}\}$;
5. 更新 $l \leftarrow l + 1$;
6. UNTIL 收敛到给定精度.



XIONG Run-Qun, Ph. D., associate professor. His research interests include Internet of Things and cloud computing.

ZHANG Hua-Jun, M. S. student. His research interest

is industrial Internet of Things.

LIANG Chuan, M. S.. His research interests include wireless communications and algorithms.

CHEN Ci-Yuan, Ph. D. candidate. Her research interest is artificial intelligence Internet of Things.

XU Zhu-Qing, Ph. D.. His research interest is low-power wide-area network.

WANG Su-Yang, Ph. D. candidate. His research interests are Internet of Things and cloud computing.

Background

In recent years, LoRa has become a widely recognized Low-Power Wide-Area Network (LPWAN) technology. LoRaWAN, with its advantages of miniaturization, easy deployment, independent controllability, and high data security, has found numerous applications in industries such as smart agriculture, intelligent manufacturing, and wildlife monitoring. However, the Chirp Spread Spectrum (CSS) modulation used in LoRa networks requires low data rates for distant end-devices to communicate with a LoRa gateway. This leads to prolonged transmission times and high energy consumption, potentially compromising network integrity if devices drain their batteries too quickly. Therefore, ensuring energy efficiency is crucial for LoRa networks. This paper investigates the impact of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) mobility parameters, such as trajectory and speed, on LoRa network energy and data transfer performance. The study is based on CSS modulation technology and UAV characteristics. It aims to identify how these parameters affect LoRa networks and to develop strategies to improve energy efficiency.

This paper addresses the issue of unfair energy efficiency in LoRa end-devices during data transmission. In order to tackle this problem, we propose a novel scheme called M-Flying LoRa that

enhances the energy performance of LoRa networks. M-Flying LoRa dispatches multiple Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) equipped with LoRa gateways to retrieve data from LoRa end-devices within a given time frame, taking into account the limited airborne energy. Our primary objective is to minimize energy consumption during data transmission by optimizing the 3D trajectory of UAVs, transmission scheduling strategies and LoRa end-device transmission parameters across the entire LoRa network. To evaluate the performance of M-Flying LoRa, extensive simulations have been conducted. The results demonstrate that the use of multiple UAV-based LoRa gateways leads to an average improvement in energy efficiency of 26.65 times, compared to using fixed gateways. This remarkable improvement highlights the high effectiveness of M-Flying LoRa.

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China 2021YFB2900100; the National Natural Science Foundation of China under Grants No. 62172091, 62232004; the Jiangsu Provincial Key Laboratory of Network and Information Security under grant BM2003201; and the Key Laboratory of Computer Network and Information Integration of the Ministry of Education of China under grant 93K-9.