

基于非正交多址的空中基站 MEC资源分配技术



翟道森, 姜叶, 李欢

西北工业大学, 陕西 西安 710072

摘要: 无人机由于具有高机动性、灵活性以及低成本等优势,在移动边缘计算(MEC)网络中发挥了重要的作用。但仍存在不少需要应对的挑战,例如,如何设计无人机部署方案及如何利用无人机有限的计算和通信资源等挑战。针对旋翼无人机周期移动辅助MEC网络下的用户能耗问题,考虑无人机的周期性飞行,对其飞行轨迹进行数学建模,优化用户的总功耗,并基于非正交多址技术提出一种无人机移动部署MEC资源分配与无人机轨迹优化算法。该算法应用连续凸逼近优化无人机计算资源的分配及用户的发射功率,通过块坐标下降法和迭代法优化得到无人机最佳飞行轨迹。仿真结果表明与无人机的静态部署、圆形轨迹部署相比,所提算法能有效降低用户的总功耗。

关键词: 移动边缘计算; 无人机部署; 用户能耗; 资源分配; 轨迹规划

中图分类号: TN92

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2023.08.010

近年来,由于无人机具有灵活、便于部署、成本低等优点,研究者们逐渐开始关注使用无人机来辅助无线通信网络的应用场景^[1-3]。与此同时,由于物联网设备产生的数据呈爆炸式增长,传统的云计算方案已无法满足物联网用户对低延迟、低成本计算服务的需求^[4-6]。因此,有学者提出使用移动边缘计算(MEC)技术将计算资源下沉到用户端来解决上述问题^[7-9]。而将无人机应用到MEC网络中^[10-12],可以进一步提高MEC网络的服务质量,并为MEC网络带来灵活可靠的部署方案。尽管无人机辅助MEC网络具有多种优势,有十分广阔的应用前景,但目前还存在不少问题有待解决,如无人机的部署方案以及如何利用无人机有限的计算和通信资源都值得深入研究。目前有关MEC和无人机辅助MEC的研究主要包含以下三类:卸载策略选择、能耗优化和部署方案与轨迹优化。

物联网设备受到其电池容量与计算能力的限制,无法完成自身所需的计算任务,所以需要将任务卸载到MEC服务器,进行协同边缘计算。文献[13]~[15]在物联网系统中引入MEC技术,使用基站辅助物联网用户完成计算任务,同时还考虑到了使用移动云计算(MCC)技术,将基站

无法完成的任务上传到云端进行计算,使用MEC服务器提供更低延迟的计算服务,而MCC服务器能提供更强的计算能力。使用无人机来辅助MEC有很多种方式,可以将无人机作为地面物联网设备到基站边缘服务器的中继节点,以此来提高通信质量与网络覆盖范围。此外还有部分文献考虑了无人机之间的任务卸载策略^[16-19],其中文献[17]将用户的计算任务卸载至无人机,无人机之间再寻找空闲无人机进行任务卸载,以此来降低任务的处理时延,并提出了一种基于深度强化学习的方法去求解该动态协调策略。

一般情况下,小型物联网终端由于其较小的体积与灵活的部署方式,一般没有十分可靠的供电系统支撑,其携带的能量是十分有限的,如果在处理任务过程中不考虑其能耗,可能会造成终端无法满足续航要求。因此,在处理计算任务时,考虑物联网设备的能耗问题非常关键。一般需要考虑到物联网设备的能耗,也要兼顾UAV的能耗问题,其中文献[20]通过联合优化无人机轨迹与计算资源分配,提出了一个最小化用户最大能耗的优化问题,并使用迭代的方法来求解该问题。而文献[21]研究了一个使用

收稿日期: 2023-04-24; 退修日期: 2023-06-07; 录用日期: 2023-07-11

基金项目: 航空科学基金(2020Z073053004)

引用格式: Zhai Daosen, Jiang Ye, Li Huan. MEC resource allocation technology for aerial base station based on NOMA[J]. Aeronautical Science & Technology, 2023, 34(08): 77-85. 翟道森, 姜叶, 李欢. 基于非正交多址的空中基站MEC资源分配技术[J]. 航空科学技术, 2023, 34(08): 77-85.

旋翼无人机来完成物联网场景下的数据采集即处理场景,通过对无人机的悬停与飞行能耗建模,获得了一个在最小无人机能耗的情况下,物联网设备的卸载策略以及无人机的飞行轨迹的次优解。

在无人机辅助MEC网络中,无人机借助其灵活性与高机动性,可以根据实际场景选择不同的部署方案。使用旋翼无人机在空中悬停,可以作为一个稳定的空中平台来为地面用户提供计算服务。文献[22]研究了使用多个旋翼无人机对地面用户提供MEC服务的场景,以能耗优化为目标建立了问题模型,并使用差分进化算法对无人机的位置部署问题进行求解。而相比于旋翼无人机,固定翼无人机具有更快的飞行速度与更强的续航能力,使用固定翼无人机来辅助MEC网络往往需要考虑其飞行轨迹,来为用户提供更优质的服务。其中文献[23]研究了使用单个无人机辅助地面用户计算的场景,对无人机的飞行轨迹进行了优化,并使用波束赋形技术来与地面用户通信。

无人机辅助MEC网络目前仍面临着严峻的挑战,依然有很多内容可以深入研究。与目前已有的文献不同,本文考虑了一个物联网场景下,物联网设备会按一定的速率持续产生数据,而产生的数据需要以部分卸载策略在本地或无人机进行计算。本文考虑单个无人机以周期移动部署的方式辅助地面物联网用户MEC的场景,以最小化物联网用户能耗为目标,联合优化用户卸载比例、用户发射功率、用户本地计算频率以及无人机飞行轨迹等问题。提出一种基于非正交多址的无人机移动部署MEC资源分配与无人机轨迹优化算法,分析了最优本地计算任务执行策略,给出了最优用户本地计算频率的闭式表达式,将该问题分解为联合用户卸载比例与发射功率优化与无人机轨迹优化两个子问题进行求解。最后,仿真结果表明与无人机的静态部署、圆形轨迹部署相比,该算法能有效降低用户的总能耗。

1 系统模型

1.1 问题场景

物联网场景下,一架无人机以周期 T 在空中飞行,无人机携带单天线与一个小型边缘计算服务器,可以与地面的物联网用户通信并为其提供边缘计算服务。地面的物联网用户依靠自身携带的电池来供电,其携带的处理器计算能力十分有限,无法满足自身的计算需求,需要将任务卸载到无人机来进行边缘计算。该无人机周期移动部署MEC系统场景如图1所示。

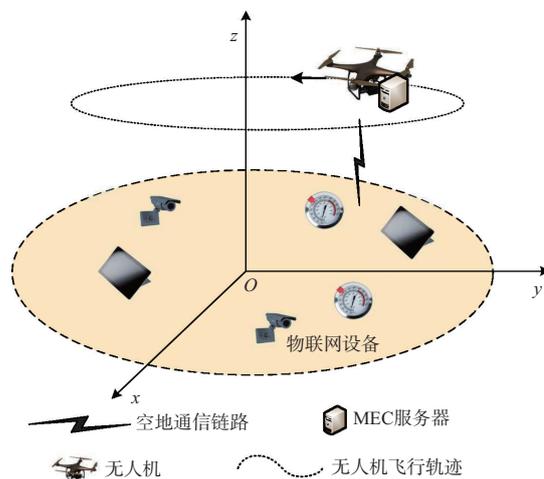


图1 单无人机周期移动部署MEC系统

Fig.1 Single UAV periodic mobile deployment MEC system

本文使用三维笛卡尔坐标系对系统进行建模。假设图1共有 K 个地面物联网设备, $\text{IoT}D-k$ 表示第 k 个物联网设备,物联网设备都在一个水平面上静态部署,且其高度为0,因此 $\text{IoT}D-k$ 位置可固定为 $(x_k^{\text{IoT}D}, y_k^{\text{IoT}D}, 0)$, $k \in \mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 。无人机高度固定为 H 。

物联网设备会按一定的速率持续收集数据,收集到的数据需要被计算处理, $\text{IoT}D-k$ 的任务可被描述为 $I_k = \{D_k, C_k\}$,其中 D_k 表示物联网设备每秒产生的数据量, C_k 表示处理任务1bit数据所需CPU周期数。本文以 T 为周期,研究在一个周期内的任务卸载与资源分配情况,并对无人机的飞行轨迹进行优化。

1.2 无人机飞行模型

无人机以周期 T 在空中盘旋,在飞行过程中持续为地面物联网用户提供边缘计算服务。为简化问题模型,本文将周期 T 划分为 N 个时隙,可认为无人机在每个时隙内静止,则可假设无人机在第 n 个时隙的位置为

$$q[n] = (x[n], y[n], H), n \in \mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

无人机在飞行过程中需要满足其最大速度的限制,可表示为

$$\|q[n+1] - q[n]\|^2 \leq \left(\frac{T}{N} \cdot v_{\max}\right)^2, \forall n \in \mathcal{N} \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|$ 表示欧式距离, v_{\max} 表示无人机的最大飞行速度。同时,由于无人机在做周期运动,所以需要保证在每个周期开始无人机位置的相同,即

$$q[1] = q[N+1] \quad (3)$$

1.3 通信模型

K 个地面物联网用户可以选择在任意时隙内将其任务

上传到无人机进行边缘计算,每个时隙内可能有多个用户,为了避免用户之间的信道干扰,本文使用非正交多址(NOMA)的方式来进行任务传输,为每个用户划分一定的时间来进行任务上传。以下对用户到无人机的空地通信链路进行建模。

本文考虑无人机与地面用户之间的信道为不受干扰的 LoS 信道,忽略无人机移动带来的多普勒频谱,只考虑其自由空间路径损耗,则无人机在第 n 个时隙时,与地面用户 IoTD- k 间的信道增益可表示为

$$h_k[n] = \frac{h_0}{H^2 + d_k[n]^2} \quad (4)$$

式中, h_0 为参考距离 1m 处的信道增益, $d_k[n]$ 为 IoTD- k 到第 n 个时隙时无人机间的水平距离。由香农(shannon)公式可得在第 n 个时隙时,无人机与 IoTD- k 间的空地链路速率为

$$R_k[n] = B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_k[n]}{N_0 B} \right) \quad (5)$$

式中, B 为信道带宽, N_0 为环境噪声功率谱密度, p_k 为 IoTD- k 的发射功率,最大为 p_k^{\max} 。

1.4 本地和边缘计算模型

令 $\rho_k^{\text{loc}}[n]$ 表示周期 T 内需要进行本地计算数据的比例,则 IoTD- k 共需进行本地计算的任务量为

$$D_k^{\text{loc}} = \rho_k^{\text{loc}}[n] TD_k \quad (6)$$

则 IoTD- k 在周期 T 内进行本地计算的时间为

$$t_k^{\text{loc}} = \frac{D_k^{\text{loc}} C_k}{f_k} \quad (7)$$

式中, f_k 为 IoTD- k 的本地计算概率,需满足

$$0 \leq f_k \leq f_k^{\max}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (8)$$

式中, f_k^{\max} 为 IoTD- k 的最大本地计算概率,用户的本地计算任务需要在周期 T 内完成,即

$$t_k^{\text{loc}} \leq \frac{T}{N}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (9)$$

则用户本地计算所带来的能耗可以表示为

$$E_k^{\text{loc}}[n] = \kappa (f_k[n])^3 t_k^{\text{loc}}[n] \quad (10)$$

此外,物联网用户需要将一部分任务上传到无人机进行边缘计算,由于计算的结果相比于上传的数据量来说往往较小,本文忽略数据回传的过程,无人机进行移动边缘计算的过程一共分为任务上传与任务计算两个过程。

在任务上传过程中,令 $\rho_k^{\text{mec}}[n]$ 表示 IoTD- k 在第 n 个时隙卸载到无人机进行边缘计算的任务占总任务的比例,那么 IoTD- k 在第 n 个时隙需要进行边缘计算的 task 量 $D_k^{\text{mec}}[n]$ 为

$$D_k^{\text{mec}}[n] = \rho_k^{\text{mec}}[n] TD_k \quad (11)$$

上传任务过程的耗时 $t_k^{\text{off}}[n]$ 与能耗 $E_k^{\text{off}}[n]$ 可以表示为

$$t_k^{\text{off}}[n] = \frac{D_k^{\text{mec}}[n]}{R_k[n]} \quad (12)$$

$$E_k^{\text{off}}[n] = p_k t_k^{\text{off}}[n] \quad (13)$$

在任务计算过程中,无人机所携带的边缘服务器在第 n 个时隙处理 IoTD- k 所卸载的任务时,计算时延 $t_k^{\text{mec}}[n]$ 为

$$t_k^{\text{mec}}[n] = \frac{D_k^{\text{mec}}[n]}{f^{\text{mec}}} \quad (14)$$

式中, f^{mec} 为无人机边缘计算服务器计算频率。

在每个时隙内,无人机可能需要为多个物联网用户服务,本文使用优化后的同时传输与计算的 TDMA 方案,每个时隙内的全部任务执行时间 $T'[n]$ 为

$$T'[n] = \max \left(\sum_{k=1}^K t_k^{\text{off}}[n], \sum_{k=1}^K t_k^{\text{mec}}[n] \right) \quad (15)$$

在每个时隙内需要确保任务需要在时隙内处理完成,即

$$T'[n] \leq \frac{T}{N}, \forall n \in \mathcal{N} \quad (16)$$

1.5 问题建模

本文旨在降低物联网用户的能量消耗,而物联网用户的能耗包括本地计算能耗与上传任务到无人机时所带来的能耗,那么所有用户单位时间总能耗 η 为

$$\eta = \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (E_k^{\text{loc}}[n] + E_k^{\text{off}}[n]) \quad (17)$$

则单无人机周期移动部署 MEC 资源分配问题可以建模为

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \underset{\rho^{\text{loc}}, \rho^{\text{mec}}, p, f, q}{\text{minimize}} && \eta \\ \text{s.t. } & \text{C1: } && t_k^{\text{loc}}[n] \leq \frac{T}{N}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N} \\ & \text{C2: } && T'[n] \leq \frac{T}{N}, \forall n \in \mathcal{N} \\ & \text{C3: } && 0 \leq \rho_k^{\text{loc}}[n] \leq 1, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N} \\ & \text{C4: } && 0 \leq \rho_k^{\text{mec}}[n] \leq 1, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N} \\ & \text{C5: } && \sum_{n=1}^N (\rho_k^{\text{loc}}[n] + \rho_k^{\text{mec}}[n]) = 1, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C6: } && 0 \leq p_k \leq p_k^{\max}, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C7: } && 0 \leq f_k[n] \leq f_k^{\max}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N} \\ & \text{C8: } && \|q[n+1] - q[n]\|^2 \leq \left(\frac{T}{N} \cdot v_{\max} \right)^2, \forall n \in \mathcal{N} \\ & \text{C9: } && q[1] = q[N+1] \end{aligned} \quad (18)$$

式中, C1 表示每个时隙内本地计算需在时隙时间内完成。

C2表示每个时隙内无人机处理完所有任务的时间不能大于时隙时间。C3、C4、C5表示每个物联网用户的任务需在所有时隙内完成。C6表示用户发射功耗限制。C7表示用户本地计算频率限制。C8、C9表示无人机飞行轨迹约束。

2 单无人机部署 MEC 资源分配与无人机轨迹优化算法

问题P1是一个非凸规划问题,直接求解十分困难,因此,首先对其进行优化处理。

由于在给本地计算数据量时, IoTD- k 的本地计算频率优化问题为相互独立的问题,只有当 $t_k^{\text{loc}}[n] = \frac{T}{N}$ 时,可以使能耗最小,即

$$\frac{\rho_k^{\text{loc}}[n]TD_kC_k}{f_k[n]} = \frac{T}{N}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N} \quad (19)$$

将式(19)代入式(10)中,可以得到

$$E_k^{\text{loc}}[n] = \kappa N^2 T (\rho_k^{\text{loc}}[n])^3 D_k^3 C_k^3 \quad (20)$$

将式(20)代入P1的C4约束可得

$$0 \leq \rho_k^{\text{loc}}[n] \leq \frac{f_k^{\text{max}}}{ND_kC_k}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N} \quad (21)$$

定理1:当所有时隙分配给本地计算的任务量一定时,即 $\rho_k^{\text{loc}}[1] = \rho_k^{\text{loc}}[2] = \dots = \rho_k^{\text{loc}}[N]$ 时,总能耗最小。

证明:本文先考虑两个时隙的情况,令 $\rho_k^{\text{loc}}[1] = \rho_k^{\text{loc}}[2] = \dots = \rho^*$,同时可知 $E_k^{\text{loc}}[n]$ 为关于 $\rho_k^{\text{loc}}[n]$ 的凸函数,根据凸函数的定义可得

$$2\kappa N^2 T \left(\frac{\rho^*}{2}\right)^3 D_k^3 C_k^3 \leq \kappa N^2 T (\rho_k^{\text{loc}}[1])^3 D_k^3 C_k^3 + \kappa N^2 T (\rho_k^{\text{loc}}[2])^3 D_k^3 C_k^3 \quad (22)$$

当且仅当 $\rho_k^{\text{loc}}[1] = \rho_k^{\text{loc}}[2] = \frac{\rho^*}{2}$ 时等号成立,总能耗最小。

那么可以证明在两个时隙时定理1成立,同理可推在 n 个时隙时定理1成立。

根据定理1,为使用户本地计算总能耗最小,需保证 $\rho_k^{\text{loc}}[1] = \rho_k^{\text{loc}}[2] = \dots = \rho_k^{\text{loc}}[N]$, $\forall k \in \mathcal{K}$,由式(19)可得 $f_k[1] = f_k[2] = \dots = f_k[N]$, $\forall k \in \mathcal{K}$ 。令

$$\rho_k^{\text{loc},t} = \sum_{n=1}^N \rho_k^{\text{loc}}[n] \quad (23)$$

$$f_k^t = f_k[n] \quad (24)$$

式(20)和式(21)分别对 N 求和得

$$\sum_{n=1}^N E_k^{\text{loc}}[n] = \kappa T (\rho_k^{\text{loc},t})^3 D_k^3 C_k^3 \quad (25)$$

$$0 \leq \rho_k^{\text{loc},t} \leq \frac{f_k^{\text{max}}}{D_k C_k}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (26)$$

同时,问题P1的C3约束可重写为

$$\sum_{k=1}^K t_k^{\text{off}}[n] \leq \frac{T}{N} \quad (27a)$$

$$\sum_{k=1}^K t_k^{\text{mec}}[n] \leq \frac{T}{N} \quad (27b)$$

综上,问题P1可优化为

$$\text{P2: minimize}_{\rho^{\text{mec}}, \rho^{\text{loc}}, p, q} \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left(\kappa (\rho_k^{\text{loc},t})^3 D_k^3 C_k^3 + \rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k \right) \left(B \log_2 \left[1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right] \right)$$

$$\text{s.t. C1: } \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^{\text{mec}}[n] D_k}{B \log_2 \left[1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right]} \leq \frac{T}{N},$$

$$\forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C2: } \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^{\text{mec}}[n] D_k C_k}{f_k^{\text{mec}}} \leq \frac{T}{N}, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C3: } 0 \leq \rho_k^{\text{loc},t} \leq 1, \forall k \in \mathcal{K}$$

$$\text{C4: } 0 \leq \rho_k^{\text{mec}}[n] \leq 1, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C5: } \rho_k^{\text{loc},t} + \sum_{n=1}^N (\rho_k^{\text{mec}}[n]) = 1, \forall k \in \mathcal{K}$$

$$\text{C6: } 0 \leq p_k \leq p_k^{\text{max}}, \forall k \in \mathcal{K}$$

$$\text{C7: } \rho_k^{\text{loc},t} \leq \frac{f_k^{\text{max}}}{D_k C_k}, \forall k \in \mathcal{K}$$

$$\text{C8: } \|q[n+1] - q[n]\|^2 \leq \left(\frac{T}{N} \cdot v_{\text{max}} \right)^2, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C9: } q[1] = q[N+1]$$

(28)

问题P2仍然为一个非凸规划问题,求得其最优解是十分困难的,本文的目标是去寻求一个较好的次优解。提出了一个基于块坐标下降(BCD)、连续凸逼近(SCA)算法的迭代算法来求解原非凸问题,具体来看,将原问题拆分为两个子问题来求解,分别为联合用户卸载比例 ρ 与发射功率 p 优化问题、无人机轨迹 q 优化问题。接下来介绍每个子问题的求解方案。

2.1 联合用户卸载比例与发射功率优化

在给定无人机飞行轨迹即每个时隙无人机位置 q 的情况下,物联网用户的任务卸载比例 $\rho^{\text{loc},t}$ 与 ρ^{mec} 、发送功率 p 的优化问题可以表示为

$$\text{P3: minimize}_{\rho_k^{\text{loc,t}}, \rho_k^{\text{mec}}, p} \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \kappa(\rho_k^{\text{loc,t}})^3 D_k^3 C_k^3 + \rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k$$

$$B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right)$$

$$\text{s.t. C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7} \quad (29)$$

对式(29)与问题P3中约束C1中的非凸项进行一阶泰勒展开, 令

$$f_1(\rho_k^{\text{mec}}[n], p_k) = \frac{\rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k}{B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right)} \quad (30)$$

$$f_2(\rho_k^{\text{mec}}[n], p_k) = \frac{\rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k}{B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right)} \quad (31)$$

其一阶泰勒展开式可以表示为

$$f_1^*(\rho_k^{\text{mec}}[n], p_k) = f_1((\rho_k^{\text{mec}}[n])^*, p_k^*) + (\rho_k^{\text{mec}}[n] - (\rho_k^{\text{mec}}[n])^*) \cdot f'_{1\rho_k^{\text{mec}}[n]}((\rho_k^{\text{mec}}[n])^*, p_k^*)$$

$$+ (p_k - p_k^*) f'_{1p_k}((\rho_k^{\text{mec}}[n])^*, p_k^*) \quad (32)$$

$$f_2^*(\rho_k^{\text{mec}}[n], p_k) = f_2((\rho_k^{\text{mec}}[n])^*, p_k^*) + (\rho_k^{\text{mec}}[n] - (\rho_k^{\text{mec}}[n])^*) \cdot f'_{2\rho_k^{\text{mec}}[n]}((\rho_k^{\text{mec}}[n])^*, p_k^*)$$

$$+ (p_k - p_k^*) f'_{2p_k}((\rho_k^{\text{mec}}[n])^*, p_k^*) \quad (33)$$

其中, $(\rho_k^{\text{mec}}[n])^*$ 与 p_k^* 为其上一次迭代结果。问题P3可以在每一次迭代中被替换为问题P4

$$\text{P4: minimize}_{\rho_k^{\text{loc,t}}, \rho_k^{\text{mec}}, p} \sum_{k=1}^K \kappa(\rho_k^{\text{loc,t}})^3 D_k^3 C_k^3 + \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K f_1^*(\rho_k^{\text{mec}}[n], p_k)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^K f_2^*(\rho_k^{\text{mec}}[n], p_k) \leq \frac{T}{N}, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C2, C3, C4, C5, C6, C7} \quad (34)$$

问题P4为凸问题, 可以使用凸优化工具箱(CVX)进行求解。

2.2 无人机轨迹优化

在给定物联网用户的任务卸载比例 $\rho_k^{\text{loc,t}}$ 与 ρ_k^{mec} 、发送功率 p 的情况下, 无人机轨迹 q 的优化问题可以表示为

$$\text{P5: minimize}_q \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \kappa(\rho_k^{\text{loc,t}})^3 D_k^3 C_k^3 + \rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k$$

$$B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right)$$

$$\text{s.t. C1, C8, C9} \quad (35)$$

直接对问题P5求解比较困难, 可以通过引入松弛变量 $s_k[n] = (d_k[n])^2$ 来简化问题的求解过程, 那么问题P5可以表示为

$$\text{P6: minimize}_{s, q} \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \kappa(\rho_k^{\text{loc,t}})^3 D_k^3 C_k^3 + \rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k$$

$$B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + (d_k[n])^2)} \right)$$

$$\text{s.t. } (x[n] - x_k^{\text{IoT}})^2 + (y[n] - x_k^{\text{IoT}})^2 \leq s_k[n], \forall n \in \mathcal{N}, k \in \mathcal{K}$$

$$\sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^{\text{mec}}[n] D_k}{B \log_2 \left(1 + \frac{p_k h_0}{N_0 B (H^2 + s_k[n])} \right)} \leq \frac{T}{N}, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C8, C9} \quad (36)$$

问题P6为关于 s 的非凸问题, 使用SCA方法对其进行求解, 将问题P6的目标函数与其第一个约束对 s 进行一阶泰勒展开作为凸替换函数。令

$$g_1(s_k[n]) = \frac{a_1}{\log_2 \left(1 + \frac{b}{c + s_k[n]} \right)} \quad (37)$$

$$g_2(s_k[n]) = \frac{a_2}{\log_2 \left(1 + \frac{b}{c + s_k[n]} \right)} \quad (38)$$

其中, $a_1 = \rho_k^{\text{mec}}[n] D_k p_k / B$, $a_2 = \rho_k^{\text{mec}}[n] D_k / B$, $b = p_k h_0 / N_0 B$, $c = H^2$, 那么

$$g_1'(s_k[n]) = \frac{a_1 b \ln 2}{(c + s_k[n])^2 \left(1 + \frac{b}{c + s_k[n]} \right) \ln^2 \left(1 + \frac{b}{c + s_k[n]} \right)} \quad (39)$$

$$g_2'(s_k[n]) = \frac{a_2 b \ln 2}{(c + s_k[n])^2 \left(1 + \frac{b}{c + s_k[n]} \right) \ln^2 \left(1 + \frac{b}{c + s_k[n]} \right)} \quad (40)$$

问题P6的凸近似问题可表示为

$$\text{P7: minimize}_{s, q} \sum_{k=1}^K \kappa(\rho_k^{\text{loc,t}})^3 D_k^3 C_k^3 +$$

$$\frac{1}{T} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (f_1(s_k^*[n]) + (s_k[n] - s_k^*[n]) f_1'(s_k^*[n]))$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^K (f_2(s_k^*[n]) + (s_k[n] - s_k^*[n]) f_2'(s_k^*[n])) \leq \frac{T}{N}, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C1, C8, C9} \quad (41)$$

其中, $s_k^*[n]$ 为 $s_k[n]$ 在上一次迭代的结果值。问题P7可以

直接通过CVX工具箱进行求解。

2.3 总体算法

本文通过块坐标下降法来求解原问题,通过迭代求解两个子问题来得到原问题的一个较好的次优解。本文先将无人机轨迹初解 q^0 设为一个圆,圆心为物联网用户位置的均值,圆的周长为 $\frac{v_{\max}T}{2}$,然后求解问题P4,再固定P4的解来求解问题P7,迭代直到问题收敛,具体算法见算法1。

算法1 单无人机部署MEC资源分配与无人机轨迹优化算法
输入:单无人机初始轨迹 q^0 ,下降阈值 ε ,最大迭代次数 r_{\max}
输出:问题P1的局部最优解 $(\rho^{\text{loc}})^*$, $(\rho^{\text{mec}})^*$, p^* , f^* 和 q^*
1:初始化:迭代次数 $r \leftarrow 0$;
2:repeat
3:固定 q^r ,使用CVX工具包求解问题P4得到 $(\rho^{\text{loc}})^{r+1}$, $(\rho^{\text{mec}})^{r+1}$, p^{r+1} ;
4:固定 $(\rho^{\text{loc}})^{r+1}$, $(\rho^{\text{mec}})^{r+1}$, p^{r+1} ,使用CVX工具包求解问题P7得到 q^{r+1} ;
5:until用户能耗下降 $\leq \varepsilon$ 或迭代次数 $r = r_{\max}$;
6:使用式(19)求得 f^* ;
7:return $(\rho^{\text{loc}})^*$, $(\rho^{\text{mec}})^*$, p^* , f^* 和 q^*

3 仿真验证

为验证算法的有效性和效率,简化模型,考虑一个无人机与6个物联网用户($K=6$)的场景,物联网用户随机分布在一个 $500\text{m} \times 500\text{m}$ 的二维区域内,每个用户具有不同的计算任务。其中,无人机的飞行高度 $H=100\text{m}$,最大飞行速度 $v_{\max}=20\text{m/s}$,无人机携带的边缘服务器计算频率 $f^{\text{mec}}=3\text{GHz}$,空地信道带宽 $B=2\text{MHz}$ 。

本地用户每秒产生的数据量 D_k 在 $[1.0,3.0]\text{Mbits}$ 内随机生成,计算1bit数据所需计算周期 C_k 在 $[200,600]\text{cycles/bit}$ 间随机生成,物联网用户天线最大发射功率 $p_k^{\text{max}}=1\text{W}$,本地计算最大频率为 0.5GHz 。设定参考距离1m的信道增益 $h_0=-50\text{dB}$,环境噪声功率谱密度 $N_0=-150\text{dB}$,CPU有效电容开关量 $\kappa=10^{-28}$ 。

算法1在运算过程中单位时间用户总功耗与迭代次数的关系如图2所示,可以看出,用户单位时间总功耗随着迭代次数逐渐减少,并趋于稳定,证明了提出算法的收敛性,且在不同的 T 下,最大在迭代到第7次时达到稳定点,说明该算法具有较快的收敛性。

不同 T 时,无人机的飞行轨迹如图3所示,可以看到,随着 T 的增加,无人机的飞行轨迹会更加贴近于每个用户,以此来降低用户发射功耗。同时,从图4可以看出,随着 T 的增加,单位时间用户总功耗会逐渐减小,最终趋于稳定,说明此

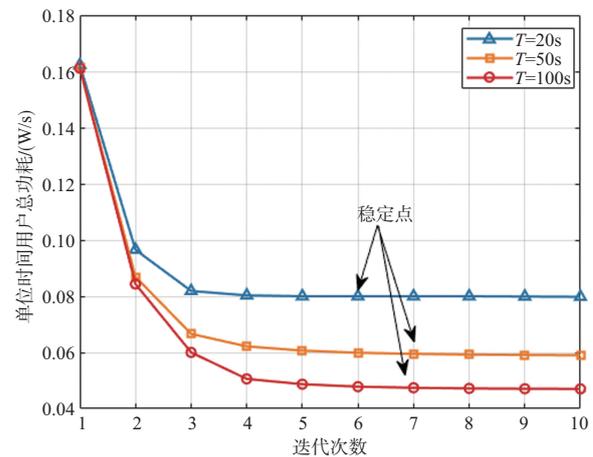


图2 单位时间用户总功耗与迭代次数关系

Fig.2 Relationship between the total power consumption unit time and iteration number

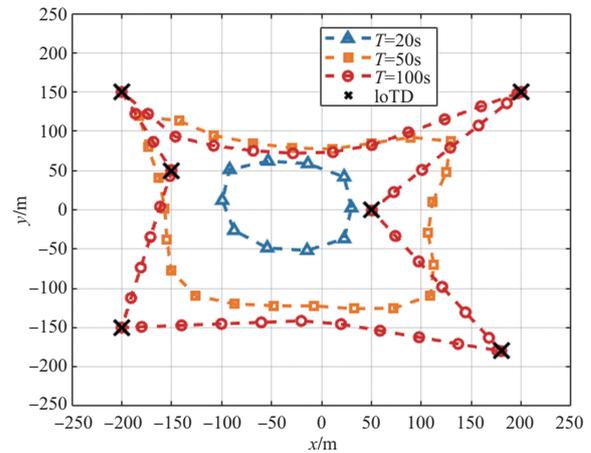


图3 不同 T 下算法1优化后的无人机飞行轨迹

Fig.3 UAV trajectory after algorithm 1 optimized under T

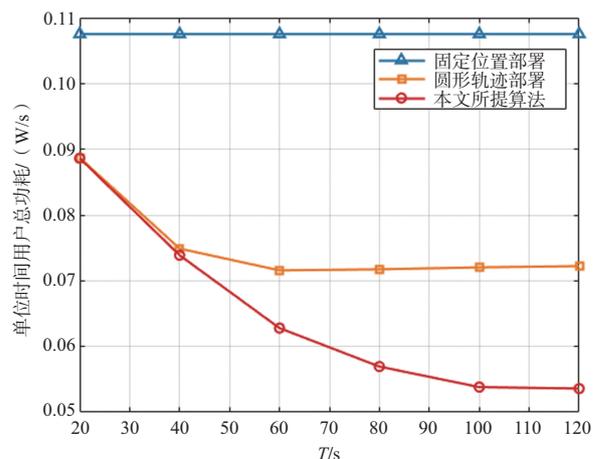


图4 单位时间物联网用户总功耗与周期 T 的关系

Fig.4 Relationship between the total power consumption unit time and T

时 T 已经达到了最优值。此外,还对比了三种无人机的不同部署方案下单位时间用户总能耗与周期 T 的关系。可以直观看出,固定位置部署方案的优化效果与 T 无关,且其相比于无人机进行周期性飞行的情况,固定位置部署方式用户能耗会更高。在 T 较小的情况下,圆形轨迹与本文所提优化方案优化效果较为相近,而随着 T 的增加,本文所提算法会带来较为明显的优化效果。

不同 D_k 时,无人机的飞行轨迹如图 5 所示,可以看到, $D_k = 1.8\text{Mbps}$ 时无人机能贴合每一个用户,但随着 D_k 的增加,无人机未能将所有用户服务到,这表明用户的平均数据量应当被合理设置,并非越大越好。

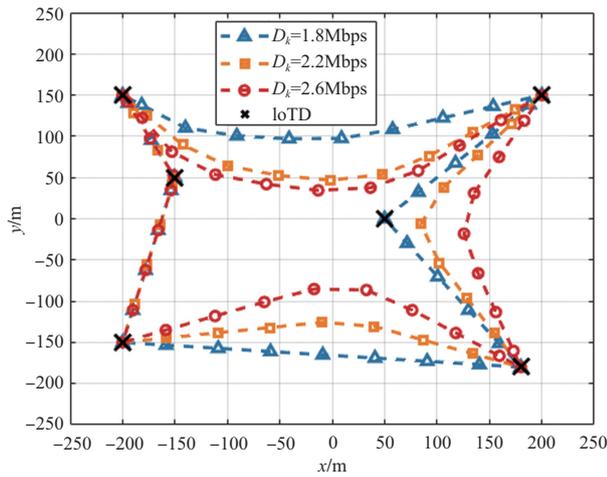


图 5 不同 D_k 下算法 1 优化后的无人机飞行轨迹

Fig.5 UAV trajectory after algorithm 1 optimized under D_k

同时,图 6 展示单位时间物联网用户与数据量 D_k 的关系,在用户数据量 D_k 增加时,三种部署方式下单位时间用户总功耗均会增加,且本文所提算法明显优于其他两种方案。

用户处于不同位置下无人机的飞行轨迹如图 7 所示,可以看到,用户处于位置 1 时,无人机能在较短时间内服务到用户,而当用户间距离越来越稀疏时,所提算法下的无人机也能够服务到用户,但需更长时间。

单位时间物联网用户总功耗与用户位置标准差的关系如图 8 所示,图中方案周期 T 均达到其最优。从图中可以看到,当用户位置较为密集时,无人机固定位置部署方案与本文所提方案效果相近,但随着用户位置标准差逐渐增大,本文所提方案下用户功耗增长速度明显低于固定位置部署方案,圆形轨迹部署在用户位置标准差较小时效果较差,但随着用户的分散,最终用户功耗增长速度要低于固定位置部署方案。

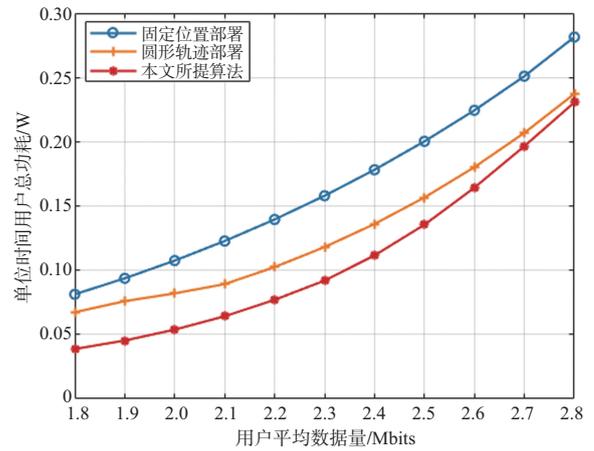


图 6 单位时间物联网用户总功耗与数据量 D_k 的关系

Fig.6 Relationship between the total power consumption per unit time and average data D_k

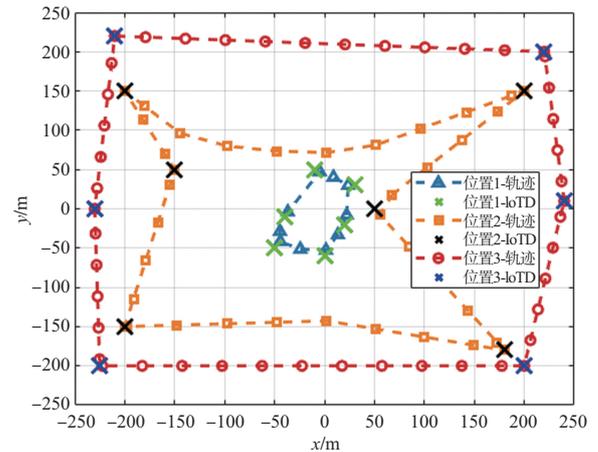


图 7 不同用户位置下算法 1 优化后的无人机飞行轨迹

Fig.7 UAV trajectory after algorithm 1 optimized under different user position

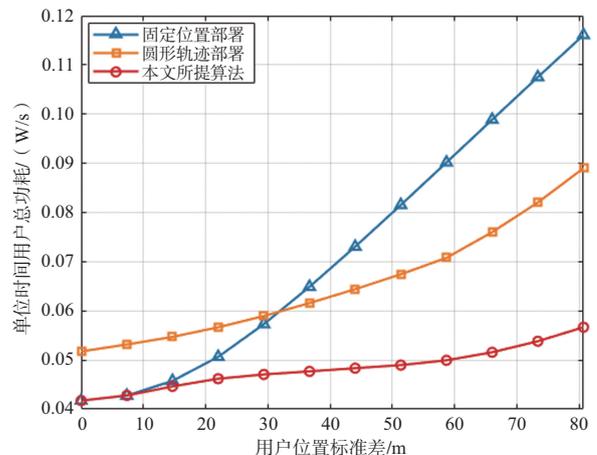


图 8 单位时间物联网用户总功耗与用户位置标准差的关系

Fig.8 Relationship between the total power consumption unit time and the standard deviation of user location

4 结束语

本文考虑单无人机周期移动辅助地面互联网用户进行移动边缘计算场景,提出一种基于NOMA的无人机移动部署MEC资源分配与无人机轨迹优化算法。以最小化用户功耗为目标建立优化问题,对模型进行优化与分析,将原有问题分解为两个子问题,用SCA方法求解,最后通过迭代得到原问题的一个较好次优解。试验结果表明,与无人机的静态部署、圆形轨迹部署相比,本文所提算法具有更好的收敛性和有效性,最大程度上降低了用户总功耗。 **AST**

参考文献

- [1] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(3): 2334-2360.
- [2] 陈宇恒,陈进朝,陈雪聪. 基于改进贪心算法的无人机集群协同任务分配[J]. *航空科学技术*, 2022, 33(4): 13-18.
Chen Yuheng, Chen Jinchao, Chen Xuecong. Cooperative task allocation of UAV cluster based on improved greedy algorithm [J]. *Aeronautical Science & Technology*. 2022, 33(4): 13-18. (in Chinese)
- [3] 杨玉腾,李治权,冷俊杰. 基于任务需求的高速旋翼机多方案对比研究[J]. *航空科学技术*, 2023, 34(5): 7-13.
Yang Yuteng, Li Zhiquan, Leng Junjie. Comparative study on multi-plan of high-speed rotorcraft based on mission requirements[J]. *Aeronautical Science & Technology*. 2023, 34(5): 7-13. (in Chinese)
- [4] Frustaci M, Pace P, Aloï G, et al. Evaluating critical security issues of the IoT world: Present and future challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 5(4): 2483-2495.
- [5] Yadav E P, Mittal E A, Yadav H. IoT: Challenges and issues in indian perspective[C]. 2018 3rd International Conference on Internet of Things: Smart Innovation and Usages (IoT-SIU). IEEE, 2018: 1-5.
- [6] Condry M W, Nelson C B. Using smart edge IoT devices for safer, rapid response with industry IoT control operations[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2016, 104(5): 938-946.
- [7] Shiraz M, Gani A, Khokhar R H, et al. A review on distributed application processing frameworks in smart mobile devices for mobile cloud computing[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2012, 15(3): 1294-1311.
- [8] Yao D, Yu C, Yang L T, et al. Using crowdsourcing to provide QoS for mobile cloud computing[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2015, 7(2): 344-356.
- [9] Yin Z, Yu F R, Bu S, et al. Joint cloud and wireless networks operations in mobile cloud computing environments with telecom operator cloud[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(7): 4020-4033.
- [10] Si-Mohammed S, Ksentini A, Bouaziz M, et al. UAV mission optimization in 5G: On reducing MEC service relocation[C]. *GLOBECOM 2020-2020 IEEE Global Communications Conference*. IEEE, 2020: 1-6.
- [11] Guo H, Liu J. UAV-enhanced intelligent offloading for Internet of Things at the edge[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 16(4): 2737-2746.
- [12] Zhang P, Wang C, Jiang C, et al. UAV-Assisted Sufyan F, Banerjee A. Computation offloading for distributed mobile edge computing network: A multi objective approach[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 149915-149930.
- [13] Xue J, An Y. Joint task offloading and resource allocation for multi-task multi-server NOMA-MEC networks[J]. *IEEE Access*, 2021(9): 16152-16163.
- [14] Guo M, Li L, Guan Q. Energy-efficient and delay-guaranteed workload allocation in IoT edge-cloud computing systems[J]. *IEEE Access*, 2019(7): 78685-78697.
- [15] Ye Y, Wei W, Geng D, et al. Dynamic coordination in uav swarm assisted mec via decentralized deep reinforcement learning[C]. 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). IEEE, 2020: 1064-1069.
- [16] Seid A M, Boateng G O, Anokye S, et al. Collaborative computation offloading and resource allocation in multi-UAV-assisted IoT networks: A deep reinforcement learning approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(15): 12203-12218.
- [17] Qi X, Chong J, Zhang Q, et al. Collaborative Computation Offloading in the Multi-UAV Fleeted Mobile Edge Computing Network via Connected Dominating Set[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10832-10848.
- [18] Jing D, Jian C, Min S. Cooperative task assignment for heterogeneous multi-UAVs based on differential evolution algorithm

- [C]. 2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. IEEE, 2009.
- [19] Diao X, Zheng J, Wu Y, et al. Joint trajectory design, task data, and computing resource allocations for NOMA-based and UAV-assisted mobile edge computing[J]. IEEE Access, 2019 (7): 117448-117459.
- [20] Xiao H, Hu Z, Yang K, et al. An energy-aware joint routing and task allocation algorithm in MEC systems assisted by multiple UAVs[C]. 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). IEEE, 2020: 1654-1659.
- [21] Wang Y, Ru Z Y, Wang K, et al. Joint deployment and task scheduling optimization for large-scale mobile users in multi-UAV-enabled mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 50(9): 3984-3997.
- [22] Liu B, Wan Y, Zhou F, et al. Resource Allocation and Trajectory Design for MISO UAV Assisted MEC Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 15:301-315.
- [23] Wu Q, Zeng Y, Zhang R. Joint trajectory and communication design for multi-UAV enabled wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 2109-2121.

MEC Resource Allocation Technology for Aerial Base Station Based on NOMA

Zhai Daosen, Jiang Ye, Li Huan

Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072, China

Abstract: UAV plays an important role in Mobile Edge Computing(MEC) network due to its high mobility, flexibility and low cost. However, there are still many challenges to face, such as how to design the deployment of UAV and how to utilize the limited computing and communication resources of UAV. Aiming at the problem of user energy consumption in the periodic mobile-assisted MEC network of UAV carried on rotary-wing, this paper considers the periodic flight of UAV and models the flight trajectory to optimize the total power consumption of users. Based on Non-Orthogonal Multiple Access(NOMA) technology, an MEC resource allocation and UAV trajectory optimization algorithm in mobile deployment is proposed. Successive Convex Approximation(SCA) is used to optimize the computing resources allocation and the transmitting power of users, and the optimal trajectory is obtained by block coordinate descent method and iteration method. The simulation results show that compared with static deployment and circular trajectory deployment of UAV, the algorithm proposed can effectively reduce the total power consumption of users.

Key Words: MEC; UAV deployment; user energy consumption; resource allocation; trajectory planning

Received: 2023-04-24; **Revised:** 2023-06-07; **Accepted:** 2023-07-11

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2020Z073053004)