

多无人机辅助移动边缘计算中的任务卸载和轨迹优化

嵇介曲, 朱琨, 易畅言, 王然
(南京航空航天大学, 江苏 南京 210016)

摘要: 提出了一个多无人机辅助移动边缘计算系统, 系统部署了多个配备计算资源的无人机为本地资源有限的移动用户提供计算卸载机会。每个用户的计算任务分为两部分: 一部分卸载到关联的无人机进行计算, 剩余部分在本地进行计算。旨在联合优化一个有限周期内的无人机轨迹和用户调度来最小化所有用户间最大的总时延。所提出的问题是混合整数非凸优化问题, 为了有效求解该问题, 通过引入一些辅助变量将其等价地转化为一种更易处理的形式, 然后提出了一个惩罚凹凸过程的算法来求解转化后的问题。数值结果表明, 与其他基准方案相比, 提出的联合优化方案能获得显著的性能增益。

关键词: 无人机; 移动边缘计算; 轨迹设计; 用户调度

中图分类号: TP39

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00190

Joint task offloading and trajectory optimization for multi-UAV assisted mobile edge computing

Ji Jiequ, ZHU Kun, YI Changyan, WANG Ran

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Abstract: An unmanned aerial vehicle (UAV)-assisted mobile edge computing system was proposed in which multiple UAVs equipped with computing resources were employed to provide computation offloading opportunities for mobile users with limited local resources. The computing tasks of each user can be divided into two parts. One portion was offloaded to its associated UAV for computing and the remaining portion was processed locally. It was aimed at minimizing the sum of the maximum delay among all user devices by jointly optimizing the user scheduling and the UAV trajectory in a finite period. The proposed problem was a mixed-integer non-convex optimization problem. To facilitate solving this problem, it was equivalently converted into a more tractable problem by introducing some auxiliary variables, and then a penalty concave-convex procedure algorithm was proposed to solve the converted problem. Simulation results show that the proposed joint optimization scheme achieves significantly better performance than other benchmark schemes.

Key words: unmanned aerial vehicle, mobile edge computing, trajectory design, user scheduling

1 引言

随着物联网和移动通信技术的不断发展, 越来越多的新兴移动应用逐渐进入人们的生活, 如无人驾驶、智能导航、人脸识别^[1]。然而, 这些应用属于计算密集和时延感知型, 通常需要较高的计算能

力。有限的电池能量和较低的计算能力使得用户设备难以使用自己的计算资源来执行这些应用。为了克服此困难, 移动边缘计算已经成为一种有效的解决方案, 能够以较低的传输时延和较轻的访问负载为位于无线网络边缘的用户设备提供计算服务^[2]。通过卸载部分或者全部的计算密集型任务到移动

收稿日期: 2021-01-04; 修回日期: 2021-02-06

通信作者: 朱琨, zhukun@nuaa.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62071230, No.62061146002)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62071230, No.62061146002)

边缘计算服务器，可以显著地提高用户计算体验质量和电池寿命。

然而，对于基础设施有限或没有可用基础设施的无线网络场景（如灾难响应、紧急救援、军事演习），传统的地面移动边缘计算则无法满足其需求。无人机辅助的移动边缘计算已被提出，作为解决挑战的潜在技术^[3]。与基于基础设施的移动边缘计算相比，无人机辅助的移动边缘计算具有更可靠的视距（LoS, line-of-sight）链路^[4]和可控的移动性管理^[5]，近年来受到越来越多的关注^[6]。具体地，文献[7]研究了基于单个无人机的移动边缘计算系统，考虑单个配备计算服务器的无人机，以帮助地面用户计算其卸载任务。通过使用凹凸规划方法共同优化任务分配和无人机轨迹，将每个时隙中用户之间最大时延的总和降至最低。文献[8]和文献[9]分别使用了有效的迭代算法以解决无人机辅助的无线电移动边缘计算体系中的能耗最小化问题和计算速率最大化问题。但是，上述工作都只考虑了单个具有固定飞行速度的无人机，简化了分析，但却限制了实际应用。

本文调查了一个多无人机辅助的移动边缘计算系统，该系统部署了多个配备计算资源的无人机为地面用户提供计算服务。每个用户有按比特分配的计算任务需要完成，其可以分成两部分：一部分卸载到所关联的无人机进行计算，剩余部分在本地进行计算。此外，每个无人机在地面用户上方移动，并以一种时分多址接入方式提供计算服务。考虑用户之间的公平性，通过联合优化一个有限周期内无人机轨迹、用户调度和卸载任务比率，最小化所有用户间总的最大时延。所制定的问题是一个混合整数非凸优化问题，为了有效求解该问题，在引入辅助变量的基础上等价地将其转化为一种更易处理的形式，然后提出了一个惩罚凹凸过程的算法来处理由此产生的问题。

2 系统模型和优化问题

2.1 网络模型

多无人机辅助的移动边缘计算系统模型如图 1 所示。考虑一个无人机辅助的移动边缘计算系统，部署 M 个无人机为地面 K 个用户提供计算服务。为了方便分析，用 $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ 和 $\mathcal{U} = \{1, \dots, U\}$ 分别表示无人机和用户的集合。每个用户卸载部分计算任务到无人机，且本地执行剩余部分。此外，无

人机计算服务器具有比用户设备更强大的计算能力，因此，用户更倾向于将任务卸载到无人机。

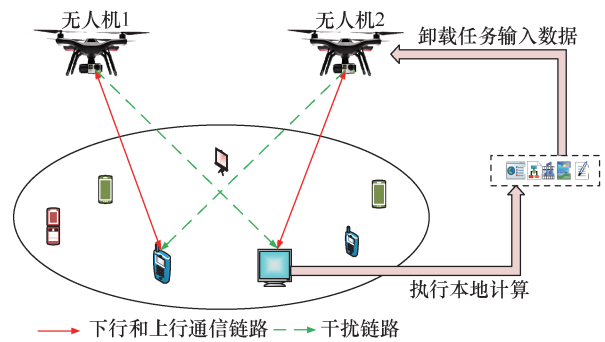


图 1 多无人机辅助的移动边缘计算系统模型

2.2 通信模型

在笛卡尔三维坐标系中，用户设备 $u \in \mathcal{U}$ 的水平坐标表示为 $\mathbf{w}_u = [x_u, y_u]^T$ 。假设所有无人机都在距离地面 H （单位：m）的固定高度飞行，且无人机 $m \in \mathcal{M}$ 随时间变化的水平坐标可表示为 $\mathbf{q}_m(t) = [x_m(t), y_m(t)]^T$ ，其中 $t \in [0, T]$ 。为了方便讨论，将连续时间 T 等步长地划分为 N 个时隙，每个时隙间隔为 $\delta_t = T/N$ 。因此，无人机 $m \in \mathcal{M}$ 的水平轨迹可以近似地表示为 N 个二维序列 $\mathbf{q}_m[n] = [x_m[n], y_m[n]]^T$ ，其中 $n \in \mathcal{N} \triangleq \{1, \dots, N\}$ 。由于飞行速度的限制，每个无人机在任意时隙内的飞行距离不能超过理论最大值。此外，无人机之间需要保持一个最小安全飞行距离以避免碰撞。根据上述分析，无人机轨迹需要满足的移动性约束条件为

$$\begin{aligned} \mathbf{q}_m[1] &= \mathbf{q}_m[N], \forall m \\ \mathbf{q}_m[n+1] - \mathbf{q}_m[n] &\leq D_{\max}, \forall m \\ \mathbf{q}_m[n] - \mathbf{q}_i[n] &\geq D_{\min}, \forall n, m \neq i \end{aligned} \quad (1)$$

其中， $D_{\max} = V_{\max} \delta_t$ 表示无人机在每个时隙内可移动的最大距离， D_{\min} 表示最小安全距离。

对于无人机辅助网络，由于无人机高度远高于地面用户，因此，无人机通信链路的视距信道比其他信道损耗（如小尺度衰落或阴影）更为突出。此外，假设无人机移动性引起的多普勒效应在接收机处可得到补偿。因此，在时隙 $n \in \mathcal{N}$ ，从无人机 m 到用户 u 的信道功率增益可以描述为自由空间路径损耗模型，具体表示为

$$h_{m,u}[n] = \beta d_{m,u}^{-2}[n] = \frac{\beta}{H^2 + \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_u\|^2} \quad (2)$$

其中， $d_{m,u}[n]$ 表示用户 u 和无人机 m 在时隙 n 的距离， β 表示在参考距离 $d_0 = 1$ m 时的信道增益。

用 $\mathbf{x} \in \{0,1\}^{M \times U}$ 表示用户接入矩阵，每个元素 $x_{u,m}[n] \in \{0,1\}$ 表示二进制指标，当无人机 m 在时隙 n 为用户 u 提供服务时， $x_{u,m}[n]=1$ ，否则等于 0。假设在任意时隙内，每个无人机只服务最多一个用户，且每个用户最多被一个无人机服务。因此，调度约束为

$$\begin{aligned} x_{u,m}[n] &\in \{0,1\}, \forall u, m \\ \sum_{m=1}^M x_{u,m}[n] &\leq 1, \forall u \\ \sum_{u=1}^U x_{u,m}[n] &\leq 1, \forall m \end{aligned} \quad (3)$$

此外，假设地面用户始终以最大功率传输信号 P 改善信噪比。因此，用户 u 在时隙 n 的传输速率可以表示为

$$R_{u,m}[n] = \text{lb} \left(1 + \frac{Ph_{m,u}[n]}{\sigma^2 + \sum_{j=1, j \neq u}^U Ph_{m,j}[n]} \right) \quad (4)$$

其中， σ^2 表示无人机上的高斯白噪声功率。

2.3 任务计算模型

定义变量 $\rho_{um}[n] \in [0,1]$ 表示用户 u 在时隙 n 卸载给无人机 m 的计算任务的比例。此外， $1-\rho_{um}[n]$ 表示用户 u 在时隙 n 本地计算的任务比率。采用 $L_u[n]$ bit 来描述用户 u 在时隙 n 总的计算任务量，且假设 C_u 表示每个用户 u 执行每比特任务所需的 CPU 圈数。下面介绍部分计算卸载模式下每个用户的操作。

1) 执行本地计算：对于本地计算方法，计算任务是在地面用户处本地执行的。用户 u 在时隙 n 的本地 CPU 中的计算任务用 $(1-x_{u,m}[n]\rho_{um}[n])L_u[n]$ 表示。因此，本地计算执行时间可以表示为

$$t_u^{\text{local}}[n] = \frac{(1-x_{u,m}[n]\rho_{um}[n])L_u[n]C_u}{f_u} \quad (5)$$

其中， f_u 表示用户 u 的计算能力，单位是每秒 CPU 的圈数。此外，本地计算的能耗可以表示为

$$E_u^{\text{local}}[n] = (1-x_{u,m}[n]\rho_{um}[n])\tau_u L_u[n]C_u f_u^2 \quad (6)$$

其中， τ_u 表示用户 u 的有效电容系数，取决于其处理器的芯片结构。

2) 卸载到无人机：根据上述通信模型，用户 u 在时隙 n 卸载任务到无人机 m 的时延和能量消耗可表示为

$$t_{u,m}^{\text{off}}[n] = \frac{x_{u,m}[n]\rho_{um}[n]L_u[n]}{R_{u,m}[n]B} \quad (7)$$

$$E_{u,m}^{\text{off}}[n] = Pt_u^{\text{off}}[n] = \frac{x_{u,m}[n]\rho_{um}[n]PL_u[n]}{R_{u,m}[n]B} \quad (8)$$

其中， B 表示传输带宽。此外，无人机 m 将在卸载后执行任务计算。无人机 m 的计算时间为

$$t_{u,m}^{\text{comp}}[n] = \frac{x_{u,m}[n]\rho_{um}[n]L_u[n]C_u}{f_m} \quad (9)$$

其中， f_m 表示无人机 m 的计算能力。同样地，无人机 m 的 CPU 计算所产生的能量消耗表示为

$$E_{u,m}^{\text{comp}}[n] = x_{u,m}[n]\rho_{um}[n]\tau_m L_u[n]C_u f_m^2 \quad (10)$$

其中， τ_m 为取决于无人机 m 芯片结构的电容系数。

2.4 问题建模

由于用户的本地计算不需要带宽等无线资源，因此，每个用户可以同时执行本地计算和任务卸载。关联到无人机 m 的用户 u 的时延取决于以下两项的最大值：1) 卸载时间加无人机计算时间；2) 本地计算时间。另外，无人机在同时隙内将计算结果发送回其服务用户，然后前往下一个位置。由于计算结果的数据远远小于卸载的数据，因此，将结果发送给用户 u 所引起的时延和能量消耗可以忽略不计。在本文中，联合优化所有时隙内的用户关联、卸载任务比例和无人机轨迹，以便所有用户的最大时延之和最小化。具体优化问题建模为

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \min_{x_{u,m}[n], \rho_{um}[n], q_m[n]} \sum_{n=1}^N \max_{\forall u \in \mathcal{U}} \left\{ \max_{m=1}^M \left\{ t_{u,m}^{\text{off}}[n] + t_{u,m}^{\text{comp}}[n], t_{u,m}^{\text{local}}[n] \right\} \right\} \\ \text{s.t. } & \text{C1: } x_{u,m}[n] \in \{0,1\}, \forall n, m, u \\ & \text{C2: } \sum_{m=1}^M x_{u,m}[n] \leq 1, \forall n, u \\ & \text{C3: } \sum_{u=1}^U x_{u,m}[n] \leq 1, \forall n, m \\ & \text{C4: } 0 \leq \rho_{um}[n] \leq 1, \forall u, m, n \\ & \text{C5: } \mathbf{q}_m[1] = \mathbf{q}_m[N], \forall m, m \neq i \\ & \text{C6: } \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{q}_i[n]\|^2 \geq D_{\min}^2, \forall m, m \neq i \\ & \text{C7: } \|\mathbf{q}_m[n+1] - \mathbf{q}_m[n]\|^2 \leq D_{\max}^2, \forall m \\ & \text{C8: } R_{u,m}[n] \geq x_{u,m}[n]\eta, \forall u, n, m \\ & \text{C9: } \sum_{n=1}^N (E_u^{\text{local}}[n] + E_u^{\text{off}}[n]) \leq \mathcal{G}_1, \forall u, m \\ & \text{C10: } \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U E_{u,m}^{\text{comp}}[n] + \sum_{n=1}^N E_u^{\text{fly}}[n] \leq \mathcal{G}_2, \forall m \end{aligned} \quad (11)$$

其中, η 表示最小传输速率阈值, C1~C3 是用户接入约束, C4 表示卸载比例, C5~C7 表示无人机移动性约束, C8 确保卸载的传输质量, C9 和 C10 分别表示用户和无人机在所有时隙内的能耗不能超过电池容量。然而, 目标函数的高度非线性和约束条件的非凸性, 使得该优化问题难以直接求解。

3 优化问题求解

在本节中, 通过引入一组辅助变量和等式约束, 将原问题转化为更易处理的形式。然后, 采用一个基于惩罚凹凸过程 (P-CCCP, penalty concave-convex procedure) 的算法来求解所产生的新问题。

3.1 优化问题转换

首先, 通过引入辅助变量 $\{x_{u,m}[n], \forall u, m, n\}$, 可以将 C1 等价地转换为

$$x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n]-1) = 0, \forall u, m, n \quad (12)$$

$$x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n] = 0, \forall u, m, n \quad (13)$$

然后, 引入辅助变量 $\{\tilde{t}[n], t_{um}[n], \hat{t}_{um}[n], \xi_{um}[n], \gamma_{um}[n], \varpi_{um}[n], o_{u,m}[n], \tilde{o}_{u,m}[n], o_{i,m}[n]\}$, 以便进一步处理高度耦合的约束。基于文献[10], 原优化问题可以被等价地转换为

$$\text{P2: } \min_{\mathcal{Z}} \sum_{n=1}^N \tilde{t}[n]$$

$$\text{s.t. B1: } \sum_{m=1}^M x_{u,m}[n] t_{um}[n] \leq \tilde{t}[n], \forall u, n$$

$$\text{B2: } \frac{1}{B} \rho_{um}[n] L_u[n] \hat{t}_{um}[n] + \frac{\rho_{um}[n] L_u[n] C_u}{f_m} \leq t_{um}[n], \forall u, n$$

$$\text{B3: } \xi_{um}[n] \hat{t}_{um}[n] \geq 1, \forall u, n, m$$

$$\text{B4: } x_{u,m}[n] \rho_{um}[n] \geq \gamma_{um}[n], \forall u, m, n$$

$$\text{B5: } \sum_{m=1}^M \frac{(1 - \gamma_{um}[n] L_u[n] C_u)}{f_u} \leq \tilde{t}[n], \forall u, n, m$$

$$\text{B6: } \log(1 + \tilde{\xi}_{um}[n]) \geq \xi_{um}[n], \forall u, n, m$$

$$\text{B7: } \beta P \varpi_{um}[n] \sum_{i=1, i \neq u}^U o_{u,i}[n] \geq$$

$$\frac{\beta P + \sigma^2 \sum_{i=1, i \neq u}^U (H^2 + \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_i\|^2)}{\tilde{o}_{u,m}[n]}$$

$$\text{B8: } \xi_{um}[n] \tilde{o}_{um}[n] \leq 1$$

$$\text{B9: } H^2 + \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_i\|^2 \leq o_{u,i}[n]$$

$$\text{B10: } H^2 + \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_u\|^2 \geq o_{u,u}[n]$$

$$\text{B11: } o_{u,m}[n] \tilde{o}_{u,m}[n] \geq 1, \forall u, n, m$$

$$\text{B12: } \sum_{n=1}^N \left(\frac{1}{B} \rho_{um}[n] \hat{t}_{um}[n] L_u[n] + (1 - \gamma_{um}[n]) \tau_u L_u[n] C_u f_s^2 \right) \leq \mathcal{Q}$$

$$\text{B13: } \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U x_{u,m}[n] \rho_{um}[n] \tau_u L_u[n] C_u f_m^2 + \sum_{n=1}^N \kappa \|v_m[n]\|^2 \leq \mathcal{Q}_2$$

$$\text{B14: } x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n]-1) = 0, x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n] = 0 \quad \forall u, m, n$$

$$\text{B15: } x_{u,m}[n] \eta \leq \xi_{um}[n], \forall u, m, n$$

$$\text{B16: } (\text{C2}) \sim (\text{C7})$$

(14)

3.2 优化算法设计

使用基于 P-CCCP 的方法求解转化后的优化问题 P2。为了解决 P2 中的两个等式约束, 将相应的惩罚项纳入目标函数, 并建立了 P2 所对应的惩罚问题。然后, 提出了一个有效的内循环凹凸过程 (CCCP, concave-convex procedure) 算法来解决具有固定惩罚参数的惩罚问题。最后, 总结了基于 P-CCCP 的联合轨迹设计、用户调度和任务分配算法。

3.2.1 惩罚问题

首先, 将等式约束(B14)进行二分化, 然后将其作为增广的拉格朗日项加入目标函数。因此, 可以得到惩罚问题如式(15)所示。

$$\text{P3: } \min_{\mathcal{Z}} \sum_{n=1}^N \tilde{t}[n] + \frac{1}{2\varrho} \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U \sum_{m=1}^M \left(\|x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n]-1) + \varrho \lambda_{u,m}^1[n]\|^2 + \|x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n] + \varrho \lambda_{u,m}^1[n]\|^2 \right)$$

$$\text{s.t. D1: } 0 \leq x_{u,m}[n] \leq 1, \forall n, m, u$$

$$\text{D2: } (\text{B1}) \sim (\text{B13})$$

$$\text{D3: } (\text{B15}), (\text{C2}) \sim (\text{C7})$$

(15)

值得注意的是, 所提出的基于 P-CCCP 的算法具有双环结构。内部循环通过固定拉格朗日乘子和惩罚因子来求解 P3 中的优化变量, 而外部循环更新拉格朗日乘子和惩罚因子。

3.2.2 内循环 CCCP 算法设计

由于非凸约束和目标函数的存在, 难以直接求

解问题 P3。因此, 采用线性化方法对非凸约束进行近似。首先, 将不等式约束(B13)改写为

$$\sum_{n=1}^N \kappa \|v_m[n]\|^2 + \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U \tau_m C_u f_m^2 \left(\frac{x_{u,m}[n] + \rho_{um}[n]}{2} \sqrt{L_u[n]} \right)^2 - \left(\frac{x_{u,m}[n] - \rho_{um}[n]}{2} \sqrt{L_u[n]} \right)^2 \leq \mathcal{G}_2 \quad (16)$$

然后, 定义 $a(\mathbf{z}_{um}[n]) \triangleq \left(\frac{x_{u,m}[n] - \rho_{um}[n]}{2} \sqrt{L_u[n]} \right)^2$ 、

$$b(\mathbf{z}_{um}[n]) \triangleq \left(\frac{x_{u,m}[n] + \rho_{um}[n]}{2} \sqrt{L_u[n]} \right)^2 \quad \text{和} \quad c_m[n] \triangleq$$

$$\frac{\kappa \|v_m[n]\|^2 - \mathcal{G}_2}{\tau_m C_u f_m^2}, \quad \text{其中, } \mathbf{z}_{um}[n] = [x_{u,m}[n], \rho_{um}[n]].$$

因此, 式(16)可以改写为两个凸约束之差如式(17)所示。

$$\sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U (a(\mathbf{z}_{um}[n]) - b(\mathbf{z}_{um}[n])) + \sum_{n=1}^N c_m[n] \leq 0 \quad (17)$$

此外, 利用其在给定点 $\mathbf{z}_{um}^r[n]$ 处的一阶泰勒展开式, 记为 $\hat{a}(\mathbf{z}_{um}^r[n], \mathbf{z}_{um}[n])$, 在第 r 次迭代中近似可微函数 $a(\mathbf{z}_{um}[n])$ 。因此, $\hat{a}(\mathbf{z}_{um}^r[n], \mathbf{z}_{um}[n])$ 可以计算为

$$\hat{a}(\mathbf{z}_{um}^r[n], \mathbf{z}_{um}[n]) = a(\mathbf{z}_{um}^r[n]) + \nabla a^T(\mathbf{z}_{um}^r[n])(\mathbf{z}_{um}[n] - \mathbf{z}_{um}^r[n]) \quad (18)$$

其中, $\nabla a^T(\mathbf{z}_{um}^r[n])$ 表示 $a^T(\mathbf{z}_{um}^r[n])$ 的导数, 表示为

$$\nabla a^T(\mathbf{z}_{um}^r[n]) = \left[\left(\frac{x_{u,m}^r[n] - \rho_{um}^r[n]}{2} L_u[n] \right) \left(-\frac{(x_{u,m}[n] - \rho_{um}[n]) L_u[n]}{2} \right) \right] \quad (19)$$

注意, $\hat{a}(\mathbf{z}_{um}^r[n], \mathbf{z}_{um}[n])$ 是 $\mathbf{z}_{um}[n]$ 的仿射函数。因此, 定义一个函数 d 为

$$d = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U (x_{u,m}^r[n] - \rho_{um}^r[n])(x_{u,m}[n] - \rho_{um}[n])}{2} L_u[n] + \frac{\mathcal{G}_2}{\tau_m C_u f_m^2} \quad (20)$$

然后, 将不等式约束(B13)改写为二阶锥形式如式(12)所示。

$$\left\| \left[\frac{(x_{1,m}[n] + \rho_{1m}[n]) \sqrt{L_u[n]}}{2}, \frac{(x_{1,m}[n] - \rho_{1m}[n]) \sqrt{L_u[n]}}{2}, \dots, \frac{(x_{U,m}[n] + \rho_{Um}[n]) \sqrt{L_U[n]}}{2}, \frac{(x_{U,m}[n] - \rho_{Um}[n]) \sqrt{L_U[n]}}{2} \right] \right\|$$

$$\left\| \sqrt{\frac{\kappa}{C_u \tau_m f_m^2}} v_m(1), \dots, \sqrt{\frac{\kappa}{C_u \tau_m f_m^2}} v_m(N), \frac{d-1}{2} \right\| \leq \frac{d+1}{2} \quad (21)$$

此外, 其他非凸约束(B1)~(B4)和(B12)也可以采用类似的转化方法。基于上述分析, 问题 P3 可以近似地转化为

$$\text{P4: } \min_z \sum_{n=1}^N \tilde{t}[n] + \frac{1}{2\varrho} \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U \sum_{m=1}^M \left(\|x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n]-1) + \varrho \lambda_{u,m}^1[n]\|^2 + \right.$$

$$\left. \|x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n] + \varrho \lambda_{u,m}^2[n]\|^2 \right)$$

$$\text{s.t. D1: } \left\| \left[\frac{x_{u,m}[n] + t_{um}[n]}{2}, \frac{x_u^r[n] + t_{um}^r[n]}{2}, \frac{e_{um}[n]-1}{2} \right] \right\| \leq$$

$$\frac{e_{um}[n]+1}{2}$$

$$\text{D2: } \left\| \left[\frac{\rho_{um}[n] + \hat{t}_{um}[n]}{2}, \frac{\rho_{um}^r[n] + \hat{t}_{um}^r[n]}{2}, \frac{f_{um}[n]-1}{2} \right] \right\| \leq$$

$$\frac{f_{um}[n]+1}{2}$$

$$\text{D3: } \left\| \left[\frac{\xi_{um}[n] - \hat{t}_{um}[n]}{2}, \frac{\xi_{um}^r[n] + \hat{t}_{um}^r[n]}{2}, \frac{g_{um}[n]-1}{2} \right] \right\| \leq$$

$$\frac{g_{um}[n]+1}{2}$$

$$\text{D4: } \left\| \left[\frac{x_{u,m}[n] - \rho_{um}[n]}{2}, \frac{x_{u,m}^r + \rho_{um}^r[n]}{2}, \frac{h_{um}[n]-1}{2} \right] \right\| \leq$$

$$\frac{h_{um}[n]+1}{2}$$

$$\text{D5: } \left\| \left[\frac{k_{um}[n]-1}{2}, \frac{(\gamma_{um}[1] + \hat{t}_{um}^r[1]) \sqrt{L_u[1]}}{2}, \right. \right.$$

$$\left. \frac{(\gamma_{um}^r[1] + \hat{t}_{um}^r[1]) \sqrt{L_u[1]}}{2}, \dots, \frac{(\gamma_{um}[N] + \hat{t}_{um}^r[N]) \sqrt{L_u[1]}}{2}, \right.$$

$$\left. \frac{(\gamma_{um}^r[N] + \hat{t}_{um}^r[N]) \sqrt{L_u[1]}}{2} \right\| \leq \frac{k_{um}[n]+1}{2}$$

$$\text{D6: } 0 \leq x_{um}[n] \leq 1, \forall m, u, n$$

$$\text{D7: } \log \left(1 + \frac{1}{\xi_{um}[n]} - \left(\log \left(\frac{1}{\tilde{\xi}_{um}^r[n]} \right) + \right. \right.$$

$$\left. \left. \frac{\tilde{\xi}_{um}[n]}{\ln 2} \left(\frac{1}{\tilde{\xi}_{um}[n]} - \frac{1}{\tilde{\xi}_{um}^r[n]} \right) \right) \right) \geq \xi_{um}[n]$$

$$\text{D8: } 0 \leq x_{um}[n] \leq 1, \forall m, u, n$$

$$\text{D9: } (\text{C2})\text{--}(\text{C7}), (\text{B5}), (\text{B7})\text{--}(\text{B11}), (\text{B15}), (21)$$

(22)

其中,

$$e_{um}[n] = \frac{(x_{u,m}^r[n] - t_{um}^r[n])(x_{u,m}[n] - t_{um}[n])}{2} + \tilde{t}[n],$$

$$\forall u, m, n \quad (23)$$

$$f_{um}[n] = \frac{t_{um}[n]B}{L_u[n]} - \frac{\rho_{um}[n]C_u B}{f_m} + \frac{(\rho_{um}^2[n] - \hat{t}_{um}^r[n])(\rho_{um}[n] - \hat{t}_{um}[n])}{2}, \forall u, n \quad (24)$$

$$g_{um}[n] = \frac{(\xi_{um}^r[n] + \hat{t}_{um}^r[n])(\xi_{um}[n] + \hat{t}_{um}[n])}{2} - 1, \quad (25)$$

$\forall u, n$

$$h_{um}[n] = \frac{(x_{u,m}^r[n] + \rho_{um}^r[n])(x_{u,m}[n] + \rho_{um}[n])}{2} - \gamma_{um}[n], \forall u, n \quad (26)$$

$$k_{um}[n] = \sum_{n=1}^N \frac{(\gamma_{um}^r[n] - \hat{t}_{um}^r[n])(\gamma_{um}[n] - \hat{t}_{um}[n])}{2} - \frac{B\tau_u(1 - \gamma_{um}[n])C_u f_u^2}{P} L_u[n] + \frac{g_u B}{P}, \forall u \quad (27)$$

注意，增加约束(D6)是为了在不影响问题最优性的情况下加快收敛速度。然后，将问题 P4 中的优化变量划分为两个块。在第一个块所对应的子问题中，固定其他的变量来优化 $\tilde{x}_{u,m}[n]$ ，如式(28)所示。

$$P5: \min_{\tilde{x}_{u,m}[n]} \frac{1}{2\varrho} \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U \sum_{m=1}^M (\|x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n] - 1) + \varrho\lambda_{u,m}^1[n]\|^2 + \|x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n] + \varrho\lambda_{u,m}^2[n]\|^2) \quad (28)$$

可以获得如式(28)的闭式解，可表示为

$$\tilde{x}_{u,m}[n] = \frac{x_{u,m}^2[n] + x_{u,m}[n] - \varrho\lambda_{u,m}^1[n]x_{u,m}[n] + \varrho\lambda_{u,m}^2[n]}{x_{u,m}^2[n] + 1}, \forall u, n \quad (29)$$

在第二个块所对应的子问题中，通过固定变量 $\tilde{x}_{u,m}[n]$ 来优化剩余的变量，如式(30)所示。

$$P6: \min_{\mathcal{Z} \setminus \tilde{x}_{u,m}[n]} \sum_{n=1}^N \tilde{t}[n] + \frac{1}{2\varrho} \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^U \sum_{m=1}^M (\|x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n] - 1) + \varrho\lambda_{u,m}^1[n]\| + \|x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n] + \varrho\lambda_{u,m}^2[n]\|) \quad (30)$$

s.t. (D1) ~ (D8)

问题 P6 是凸优化问题，可以用 MATLAB 中的 CVX 工具箱求解^[11]。在每个内循环的迭代过程中，交替优化两个块中的变量。内循环 CCCP 算法步骤如算法 1 所示。

算法 1 内循环 CCCP 算法求解问题 P3

输入 初始值 $\{\tilde{t}[n], t_{um}[n], \hat{t}_{um}[n], \xi_{um}[n], \gamma_{um}[n], \varpi_{um}[n], o_{u,m}[n], \tilde{o}_{u,m}[n], o_{i,m}[n]\}$ ，精度公差 ζ ，最大迭代次数 I_{\max} ，内环迭代次数初始值 $r = 0$

输出 最佳用户接入、任务计算比例和无人机轨迹

1) 通过固定其他的变量，求解子问题 P5，得到用户接入优化结果 $\tilde{x}_{u,m}^r[n]$ ；

2) 基于最优的调度变量 $\tilde{x}_{u,m}^r[n]$ ，求解子问题 P6，得到最优结果 \mathcal{Z}^r ；

3) 赋值 $r = r + 1$ ，更新迭代；

4) 直到问题 P3 的目标函数的连续值之差小于 ζ ，或者 $r \geq I_{\max}$ ，算法结束，获得最优结果。

3.2.3 外循环 CCCP 算法设计

在基于 CCCP 的算法的外循环中，拉格朗日乘子 $\lambda_{u,m}^1[n]$ 和 $\lambda_{u,m}^2[n]$ 通过式(31)、式(32)更新。

$$\lambda_{u,m,i+1}^1[n] = \lambda_{u,m,i}^1[n] + \frac{1}{\varrho^i} (x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n] - 1)), \forall m, u, n \quad (31)$$

$$\lambda_{u,m,i+1}^2[n] = \lambda_{u,m,i}^2[n] + \frac{1}{\varrho^i} (x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n]), \forall m, u, n \quad (32)$$

其中，下标 i 表示外部迭代的次数。此外，引入了约束违反指标 $d(\mathcal{Z}^i)$ ，如式(33)所示，其用于度量等式约束违反情况，即表示算法终止。外循环 CCCP 算法步骤如算法 2 所示。

$$d(\mathcal{Z}^i) = \max \{ \|x_{u,m}[n](\tilde{x}_{u,m}[n] - 1)\|^2, \|x_{u,m}[n] - \tilde{x}_{u,m}[n]\|^2 \}, \forall u, n, m \quad (33)$$

算法 2 内循环 CCCP 算法求解拉格朗日乘子和惩罚因子

输入 初始值 \mathbf{z}^0 ，拉格朗日乘子 λ^0 ，惩罚因子 $\varrho^0 \geq 0$ ，精度公差 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ ，最大迭代次数 I_{\max} ，设置 $0 \leq s \leq 1$ 和 $\theta^0 \geq 0$ ，外循环迭代次数初始值 $i = 0$

输出 惩罚因子和拉格朗日乘子

1) 更新 $\mathbf{z}^i = \text{optimize}(P(\varrho^i, \lambda^i), \mathbf{z}^{i-1}, \varepsilon_1)$

如果 $\|d(\mathbf{z}^i)\|_{\infty} \leq \theta_i$

则根据式(31)和式(32)来更新拉格朗日乘子，且 $\varrho^{i+1} = \varrho^i$ ；

否则， $\lambda^{i+1} = \lambda^i$ ，且通过减少 $\varrho^n: \varrho^{i+1} = s\varrho^i$ ，更新 ϱ^{i+1} ；

2) 赋值 $\theta^{i+1} = 0.7\|d(\mathbf{z}^i)\|_{\infty}$ ；

3) 赋值 $i = i + 1$ ，更新迭代；

4) 直到满足 $\|d(z^i)\|_\infty \leq \varepsilon_2$ ，或者 $r \geq I_{\max}$ ，算法结束，获得最优结果。

4 仿真结果与分析

在本节中，给出了仿真结果来评估所提算法的性能和效率。在参数设置方面，考虑 $U=8$ 个地面用户随机分布在一个 $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ 的正方形区域内。对于每个用户，任务大小 L_u 遵循 $[2 \times 10^6, 6 \times 10^6]$ bit 区间的均匀分布。本系统中的其他参数设置如表 1 所示。

参数	取值	参数	取值	参数	取值
β	-50 dB	σ^2	-100 dBm	η	8 bit/(s · Hz)
f_m	1 200 MHz	f_u	340 MHz	C_u	10^3 cycles/bit
P	30 dBm	B	1 MHz	v_{\max}	50 m/s
ϑ_1	0.001 kW·h	ϑ_2	0.01 kW·h	ε_2	10^{-8}
τ_u	10^{-27}	τ_m	10^{-27}	H	100 m

单无人机系统中不同飞行时间下的无人机轨迹如图 2 所示。当飞行时间较短时，如 $T=60\text{ s}$ ，无人机的飞行范围较小，因此当卸载数据时，无人机离地面用户较远。随着 T 的增大，轨道半径增大，且由于无人机与服务用户之间的距离变短，通信质量提高。当 T 足够大时，无人机可以依次访问所有用户，甚至在服务用户上方悬停数个时段。同时，无人机的轨迹是一个连接所有用户位置的大闭环。从图 2 可以看出，如果无人机可以在更长的时间内飞行，能够为无人机提供更多的自由来调整其轨迹和位置，以便获得更好的性能。

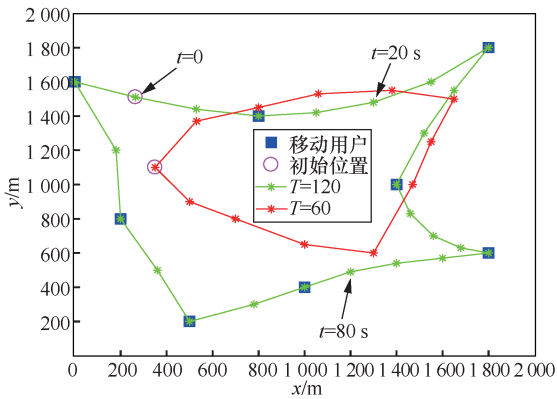


图 2 单无人机系统中不同飞行时间下的无人机轨迹

双无人机系统中飞行时间 $T=120\text{ s}$ 时的无人机轨迹如图 3 所示。从图 3 可以看出，两架无人机的轨迹倾向于尽量远离对方，以避免同频干扰。然

而，在某些无人机位置，这是牺牲有利的直接通信连接的成本实现的，特别是当它们必须服务互相靠近的两个用户。这样就牺牲了轨迹设计的优势，在直接通道干扰和同信道干扰之间进行了权衡。此外，在下面的数值结果中，也比较了单无人机系统和双无人机系统的性能。

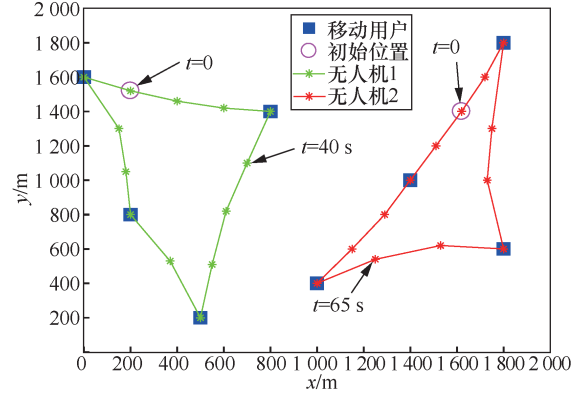


图 3 双无人机系统中飞行时间 $T=120\text{ s}$ 时的无人机轨迹

$T=120\text{ s}$ 时 CCCP 算法在单无人机和双无人机系统中的收敛性如图 4 所示。从图 4 可以看出，随着迭代次数的增加，所提出的算法获得的时延迅速降低，且对于这两个不同的无人机辅助系统，分别在大约 15 次和 20 次迭代后收敛。此外，传统的迭代优化算法在大约 26 次迭代后收敛，且采用迭代优化算法所获得的时延较高。因此，提出的算法在收敛性和计算性能方面都优于传统的迭代优化算法。

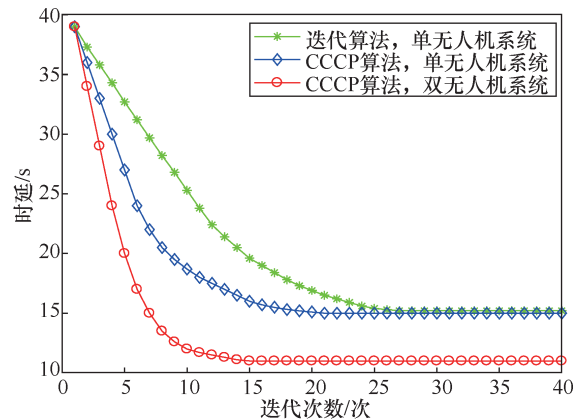


图 4 $T=120\text{ s}$ 时 CCCP 算法在单无人机和双无人机系统中的收敛性

在 $T=120\text{ s}$ 和 $P=30\text{ dBm}$ 下时延与无人机计算能力的关系如图 5 所示。由图 5 可知，随着无人机计算能力的提高，移动用户将向无人机卸载更多的任务数据，从而降低最优总时延。此外，对于双无人机系统，提出的联合优化设计优于圆形轨迹

设计和固定轨迹设计。注意，圆形轨迹设计是指无人机从起点到终点按一个圆形飞行，而固定轨迹设计表示无人机只悬停在一个固定的位置，不进行移动。通过对比图4中联合设计与圆形轨迹的性能，进一步证明了利用轨迹优化的优势。由于圆形轨迹限制了无人机只能沿圆形飞行，不处于圆形轨迹上的用户信道较差。因此，需要为这些用户分配更多的时间，导致效率降低。

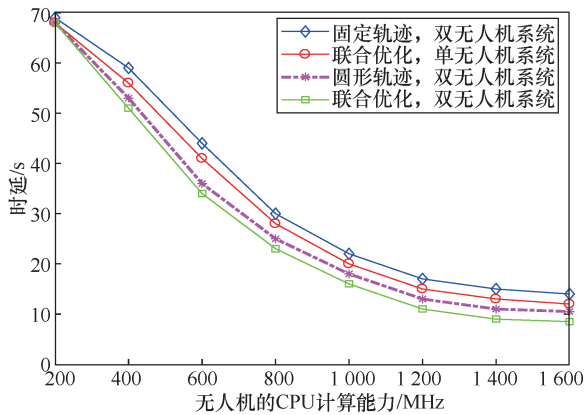


图5 在 $T=120$ s 和 $P=30$ dBm 下时延与无人机计算能力的关系

在 $T=120$ s 和 $f_m=1200$ MHz 下时延与用户上行传输功率的关系如图6所示。从图6可以看到，当用户传输功率较小时，如 $P=20$ dBm，上行传输速率很低，因此，无论无人机的CPU计算能力有多强，用户都偏向于本地计算。在这种情况下，3种轨迹设计所获得的时延都较大。此外，当用户传输功率增大时，上行传输速率也随之增大，用户将会向无人机卸载更多的数据，从而使得传输时延单调下降。

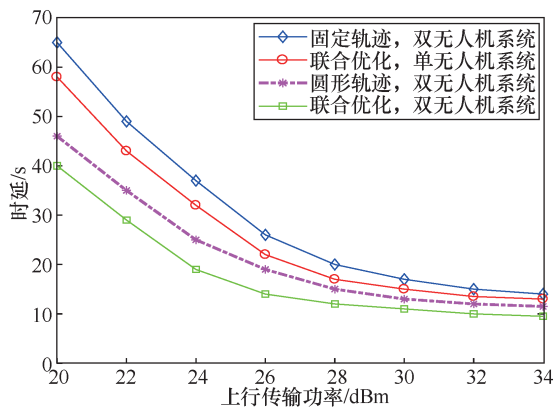


图6 在 $T=120$ s 和 $f_m=1200$ MHz 下时延与用户上行传输功率的关系

在 $P=30$ dBm 和 $f_m=1200$ MHz 下时延与飞行时间关系如图7所示。当飞行时间 T 较小时，无人

机会在较小范围内飞行，其离所服务的用户较远。在这种情况下，时延会非常大，由于较低的传输速率，用户通常只会卸载小部分数据到无人机计算。当飞行时间增加时，无人机将有更多的自由飞行接近其服务用户，以获得更好的信道条件，并可以卸载更多的数据给无人机，从而导致时延性能下降。当飞行时间足够长时，所有轨迹设计所获得的时延将趋于平衡。尽管如此，所提出的联合优化仍然优于圆形轨迹设计和固定轨迹设计。

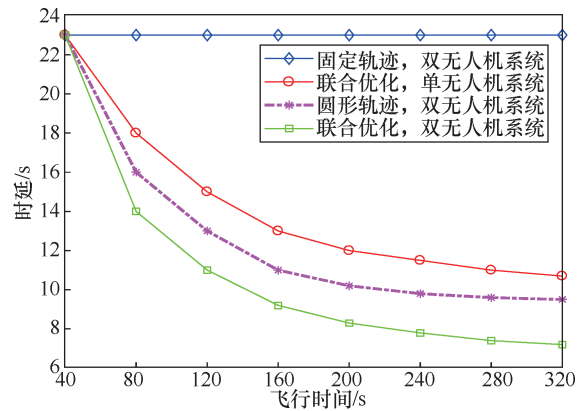


图7 不同轨迹设计下时延与飞行时间关系

总体而言，本文提出的联合优化设计在时延性能方面优于其他没有轨迹设计或者没有计算卸载的机制。此外，与传统的基于块坐标下降和连续凸逼近算法相比，本文提出的凹凸规划算法在时延性能和计算复杂之间能够实现一个良好的折中。

5 结束语

本文研究了多无人机辅助移动边缘计算系统，其中地面用户由多个配备计算资源的移动无人机提供服务。目标是通过联合优化卸载任务比率、无人机轨迹和用户调度变量，整个时隙内所有用户的最大时延总和最小。为有效求解这个具有离散二进制变量和耦合约束的非凸问题，引入了一些辅助变量将原始问题转换为数学上易于处理的形式。然后，提出一种惩罚凹凸过程的算法来求解转化后的问题。仿真结果验证了在多移动无人机的帮助下可以有效地提高用户的计算性能。

还有许多其他研究方向可以进一步扩展这项工作。简单起见，将空地之间的信道建模为自由路径损耗，在未来的工作中可以考虑 Rician 衰落和 Nakagami-m 衰落等更实际的信道模型。无人机的高

度设计可以进一步利用, 如何有效优化联合无人机的高度、功率、用户调度和无人机轨迹也值得研究。本文考虑了旋转翼无人机, 而其他类型无人机的不同能耗以及无人机的轨迹模型, 仍然值得研究。

参考文献:

- [1] PORAMBAGE P, OKWUIBE J, LIYANAGE M, et al. Survey on multi-access edge computing for Internet of things realization[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 2961-2991.
- [2] ZHENG H N, XIONG K, FAN P Y, et al. Fog-assisted multiuser SWIPT networks: local computing or offloading[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 5246-5264.
- [3] ZHANG T K, XU Y, LOO J, et al. Joint computation and communication design for UAV-assisted mobile edge computing in IoT[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(8): 5505-5516.
- [4] WU Q 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.
- [5] 沈学民, 承楠, 周海波, 等. 空天地一体化网络技术: 探索与展望[J]. *物联网学报*, 2020, 4(3): 3-19.
SHEN X M, CHENG N, ZHOU H B, et al. Space-air-ground integrated networks: review and prospect[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2020, 4(3): 3-19.
- [6] ZENG Y, ZHANG R, LIM T J. Wireless communications with unmanned aerial vehicles: opportunities and challenges[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(5): 36-42.
- [7] HU Q Y, CAI Y L, YU G D, et al. Joint offloading and trajectory design for UAV-enabled mobile edge computing systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1879-1892.
- [8] ZHOU F H, WU Y P, SUN H J, et al. UAV-enabled mobile edge computing: offloading optimization and trajectory design[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [9] ZHOU F H, WU Y P, HU R Q, et al. Computation rate maximization in UAV-enabled wireless-powered mobile-edge computing systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(9): 1927-1941.
- [10] JI J Q, ZHU K, YI C Y, et al. A detailed proof for transforming the

original problem into a more tractable form: penalty concave-convex algorithm[EB]. 2020.

- [11] GRANT M, BOYD S. CVX: MATLAB software for disciplined convex programming[EB]. 2016.

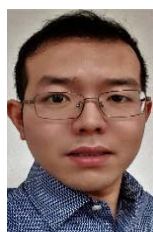
[作者简介]



嵇介曲 (1993-), 女, 博士, 南京航空航天大学博士生, 主要研究方向为无人机辅助通信、移动边缘计算、云计算、工业互联网、主动缓存、无人机安全通信等。



朱琨 (1984-), 男, 博士, 南京航空航天大学教授, 主要研究方向为 5G 和超 5G 网络中资源管理和调度、无线虚拟化、自组织网络、无人机辅助通信等。



易畅言 (1989-), 男, 博士, 南京航空航天大学教授, 主要研究方向为无线网络、移动边缘计算、云计算、工业互联网、网络资源管理和调度等。



王然 (1989-), 男, 博士, 南京航空航天大学副教授, 主要研究方向为无线网络、智能电网中智能管理和控制、网络性能分析、电动汽车互联等。