

# 基于WPT的去蜂窝mMIMO系统中无人机轨迹与充放电联合优化方法

王琴<sup>1</sup>, 宁洛函<sup>1</sup>, 张钰瑄<sup>2</sup>, 刘颖<sup>1</sup>, 蔡艳<sup>1</sup>, 赵海涛<sup>2</sup>

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 2. 南京邮电大学物联网学院, 江苏 南京 210003)

**摘要:** 在去蜂窝大规模多输入多输出 (CF-mMIMO, cell-free massive multiple-input multiple-output) 系统中, 无人机 (UAV, unmanned aerial vehicle) 作为移动接入点 (AP, access point), 在通信和任务执行中发挥的作用越来越重要。为了提高 UAV 执行复杂任务时的续航能力, 研究了基于无线电力传输 (WPT, wireless power transmission) 的 CF-mMIMO 的 UAV 能量收发和轨迹设计方法。以中断用户的通信公平性为优化目标, 考虑在 UAV 任务执行过程中由接入点提供能量补给的能耗约束, 对 UAV 的飞行轨迹、充放电时隙以及波束成形进行联合优化。针对该复杂优化问题, 采用基于角度搜索的通信辅助深度 Q 网络 (DQN, deep Q-network) 算法, 通过限制搜索空间的角度范围, 对问题进行有限空间搜索。仿真结果表明, 在 UAV 兼顾续航以及通信情况下, 该算法能显著提高 UAV 的使用率并增强中断用户设备 (UE, user equipment) 的通信公平性, 实现区域动态覆盖。

**关键词:** 去蜂窝大规模 MIMO 系统; 动态覆盖; 无人机; 轨迹设计; 无线电力传输

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00427

## Joint optimization method for UAV trajectory and charging/discharging in cell-free mMIMO system on WPT

WANG Qin<sup>1</sup>, NING Luohan<sup>1</sup>, ZHANG Yuxuan<sup>2</sup>, LIU Ying<sup>1</sup>, CAI Yan<sup>1</sup>, ZHAO Haitao<sup>2</sup>

1. College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. College of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

**Abstract:** In cell-free massive multiple-input multiple-output (CF-mMIMO) system, unmanned aerial vehicles (UAV), serving as mobile access point (AP), are increasingly playing a significant role in both communication and task execution. To enhance the endurance of UAV during complex mission executions, the energy transmission and trajectory design for UAV within a cell-free mMIMO system were explored, utilizing wireless power transmission (WPT) as the foundation. With a focus on maintaining communication fairness for users experiencing outages, energy consumption constraints as UAV receive power replenishments from access points throughout their missions were considered. Simultaneously, a joint optimization encompassing the UAV's flight trajectory, charging/discharging time slots, and beamforming configurations were conducted. To address this complex problem, an angle search-based communication-assisted deep Q-network (DQN) algorithm was proposed, facilitating a targeted spatial exploration. Simulation results demonstrate that, while balancing endurance and communication requirements, this algorithm significantly elevates the utilization rate of UAV and

收稿日期: 2024-09-16; 修回日期: 2024-09-25

通信作者: 赵海涛, zhaoh@njupt.edu.cn

基金项目: 江苏省重点研发计划项目 (No. BE2022068, No. BE2022068-2); 国家自然科学基金重大研究计划集成项目 (No. 92367302); 江苏省前沿引领技术基础研究专项项目课题 (No. BK20212001); 江苏省高等学校基础科学 (自然科学) 研究重大项目 (No. 24KJA510008)

**Foundation Items:** The Jiangsu Provincial Key Research and Development Program (No. BE2022068, No. BE2022068-2), The National Natural Science Foundation of China (No. 92367302), Jiangsu Province Frontier Leading Technology Basic Research Special Project (No. BK20212001), The Natural Science Foundation of the Jiangsu Higher Education Institutions of China (No. 24KJA510008)

enhances communication fairness for interrupted user equipment (UE), ultimately achieving dynamic regional coverage.

**Key words:** cell-free massive MIMO system, dynamic coverage, unmanned aerial vehicle, trajectory design, wireless power transmission

## 0 引言

随着无线通信技术的快速发展,全球对高数据吞吐量、低时延和广泛覆盖的需求急剧增加,这给无线通信系统带来了前所未有的挑战<sup>[1]</sup>。为了应对日益增长的需求,传统的蜂窝通信技术不断演进,其中蜂窝大规模多输入多输出(mMIMO, massive multiple-input multiple-output)系统作为重要的解决方案被广泛研究和应用<sup>[2]</sup>。然而,尽管mMIMO技术在理论上能够提供较高的数据传输速率和更好的覆盖范围,但在实际应用中却面临多种挑战<sup>[3]</sup>。文献[4]中提到,由于传统蜂窝架构下的mMIMO系统服务范围有限,小区边缘的用户往往无法获得与小区中心用户相同的通信质量,从而导致吞吐量和服务质量不均。此外,mMIMO系统在频率复用和干扰管理方面也存在一定的局限性,特别是邻近小区之间的干扰难以完全避免。

为了应对上述问题,近年来去蜂窝mMIMO(CF-mMIMO, cell-free mMIMO)系统的概念被提出,CF-mMIMO系统凭借高效的数据处理与传输机制,支持无线网络实现更高的数据速率与更广泛的连接。与传统蜂窝结构不同,CF-mMIMO系统打破了基于固定小区的服务模式,通过在整个服务区域内部署大量分布式天线单元来共同为所有用户提供无缝的通信服务<sup>[5]</sup>。CF-mMIMO系统不仅可以大幅提升用户的通信体验,还能够显著增强网络的频谱利用率和能量效率<sup>[6]</sup>。这种去蜂窝化的分布式架构为未来的无线通信网络提供了一个全新的视角,能够在满足日益增长的通信需求的同时,缓解传统蜂窝架构带来的瓶颈问题。

近年来,无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)因其机动灵活、成本低、部署快速等优势,在无线通信领域的应用引起了广泛关注,已发展成为无线网络中一个重要的组成部分。尤其是在应急通信、远程区域覆盖等场景中,UAV展现出了巨大的应用潜力<sup>[7]</sup>。UAV的引入为传统的地面通信网络提供了一种全新的空间维度,使其能够更加灵活和动态地进行通信覆盖和资源分配<sup>[8]</sup>。UAV与CF-mMIMO的

结合为未来的无线通信系统带来了新的机遇。尽管UAV在无线通信中的应用研究已取得显著进展,但UAV与大规模MIMO技术的结合研究仍处于早期阶段<sup>[9]</sup>。现有的研究大多集中于UAV的部署优化、信道建模以及UAV与地面基站的通信性能分析方面,然而,关于UAV携带大规模天线阵列进行mMIMO通信的研究相对较少<sup>[10]</sup>。此外,UAV在飞行过程中可能会产生抖动和姿态变化,这对大规模MIMO的波束成形(beamforming)精度提出了更高的要求<sup>[11]</sup>。UAV的能量供应同样是其应用中的关键限制因素。大规模MIMO系统需要大量的信号处理和射频功率,这对UAV的能量消耗提出了更高的要求,而目前的大多数UAV主要依赖电池供电,续航能力有限,因此,如何在保持高效通信性能的同时降低能量消耗,成为UAV与mMIMO结合应用中的一个瓶颈<sup>[12]</sup>。

尽管电池更换或智能电池容量管理等策略可以作为临时策略,但高成本与潜在的不实用性使其难以成为长久解决方案。因此,研究者探索了多种能量收集方式,如利用太阳能、风能或振动能源为UAV供电。然而,这些方法的实际应用受到可预测性的限制和能源供应不稳定的影响,效果有限。无线电力传输(WPT, wireless power transfer)技术的出现,通过无线方式为包括UAV在内的多种设备充电,颠覆了传统的能源管理模式<sup>[13]</sup>。通过在地面基站或其他飞行器上部部署能量发射器,UAV可以在执行mMIMO通信任务的同时,持续接收能量以保持其正常运行<sup>[14]</sup>。同时,MIMO技术也为WPT领域带来了革新<sup>[15]</sup>,它利用多径传播原理,实现同一信道上多个数据信号的并行处理,显著提升了频谱利用效率,特别是在WPT从磁感应耦合向电感耦合的演进过程中,MIMO不仅实现了无线能量传输,更对传输方式进行了深度优化。相较于传统WPT技术依赖无线电波或磁场进行能量传递,MIMO-WPT通过多天线空间配置,构建了独立且高效的能量传输通道。此外,通过精细的轨迹规划,还可以进一步优化UAV与地面用户设备(UE, user equipment)间的通信链路质量,从而提升系统的整体吞吐量和覆盖范围。CF-mMIMO系统通过在

大范围内部署分布式接入点 (AP, access point), 共同为用户提供服务, 打破了传统的小区边界概念, 该系统显著改善了网络覆盖的均匀性, 尤其是在用户密集的区域, 能够大幅提升网络性能。CF-mMIMO 系统可以有效解决传统蜂窝网络中的小区边缘用户体验下降问题, 确保大范围内的用户都能享受到一致的服务质量。因此, CF-mMIMO 系统在 5G 及未来的无线通信网络中至关重要, 尤其是对于需要高吞吐量和低时延的应用场景。在 CF-mMIMO 系统中, 无人机作为移动接入点, 能够根据需求动态调整位置, 为用户提供灵活的覆盖, 特别适用于应急通信或远程区域覆盖等场景。此外, 结合 WPT 技术, 无人机在执行任务的过程中可以从地面基站获取能量, 延长了其续航时间, 避免了频繁的电池更换需求, 这使得无人机能够在大规模通信任务中持续运行, 显著提升了系统的灵活性和持续性。因此, 探究结合 WPT 的 CF-mMIMO 系统中的空时 UAV 轨迹优化技术, 不仅具有深远的理论意义, 更有着迫切的实际应用价值。

当前, 大量无人机轨迹优化的研究聚焦在提高网络性能和覆盖范围方面, 大多采用非学习或学习算法, 以最大限度地扩大网络的覆盖面积并提高 UE 的吞吐量。文献[16]提出了一种基于深度强化学习的单个 UAV 轨迹设计算法, 该解决方案旨在最大限度地提高 UE 的上行链路总和率。为了最大限度地提高地面基站 (BS, base station) 和 UAV 协同构建的网络频谱效率, 文献[17]开发了一种优化 UAV 位置部署的深度强化算法, 在此基础上, 进一步考虑 UE 具有不同的服务质量 (QoS, quality of service) 需求, 以实现更加灵活且高效的网络资源分配与利用。文献[18]研究了 UAV 用于为 UE 提供紧急通信支持的场景, 通过联合优化 UAV 飞行轨迹与 UE 的传输功率, 最大化服务 UE 的数量并提升上行链路的数据传输速率, 为了解决上述问题, 提出了一种基于深度 Q 网络 (DQN, deep Q-network) 的算法。在此基础上, 文献[19]为了优化单架 UAV 在移动边缘计算中的轨迹, 提出双深度 Q 网络算法进行求解, 并进一步提出了一种基于连续凸近似的 UE 功率控制算法, 在保证通信质量的同时, 最大化网络能效和资源利用率。文献[20]提出了一种基于强化学习的旋翼无人机基站 3D 轨迹设计机制, 显著提升了网络吞吐量和能效。文献[21]研究了利

用深度学习算法为上行链路和下行链路动态分配无线电资源的联合策略。文献[22]提出了一种控制力学习方法, 以应对空中网络中的交通卸载挑战, 该方法结合双 Q 学习算法与优化的时延敏感回放记忆机制, 使节点能够基于本地及邻近历史信息智能决策卸载, 并通过联合信息收集与离线训练技术, 显著提升了算法效率与响应速度。为了最大限度地提高天线网络的吞吐量, 文献[23]和文献[24]实现了基于强化学习的链路优化机制。文献[25]研究了一种可充电无人机辅助的无线传感器网络, 以应对多个地面终端传输大量时间敏感数据的挑战。在支持 UAV 的毫米波无线通信网络研究中, 文献[26]研究了 UAV 用作恒定电源协调 WPT/无线信息传输 (WIT, wireless information transmission) 与 UE 之间的通信方案, 以最大化上行链路传输总速率。与专注于分离 WPT 和 WIT 过程的研究场景不同, 文献[27]研究了一种更复杂的场景, 即 UAV 在执行信息收集任务的同时进行无线能量传输, 在该方案中, UAV 在飞行和悬停状态下均可传输能量, 但仅在悬停时收集信息。因此, 悬停和飞行的时间以及 UAV 的位置等关键因素影响不同的优化目标, 如总吞吐量最大化、总时间最小化和总能耗最小化。因此, 综合考虑多种因素的方法为 UAV 在复杂环境中的高效能量管理提供了新的思路<sup>[28]</sup>。

尽管已有上述研究, 但目前对于联合 WPT 的 CF-mMIMO 系统中 UAV 轨迹设计的研究仍相对较少, 其关键挑战在于如何在满足通信需求的同时, 实现 UAV 高效的能量转换和传输。因此, 本文提出了构建一种联合 WPT 的 UAV 辅助 CF-mMIMO 系统, 通过对 UAV 收发能量时隙分配、波束成形和轨迹设计的联合优化, 实现 UAV 在能量传输与通信之间的平衡, 从而提高 UAV 的续航能力。本文的贡献概括如下。

- 1) 建立联合 WPT 的 UAV 辅助的 CF-mMIMO 系统。该系统由多个 AP 和一个能量收集 UAV 组成, 其中 UAV 配备了收发器和能量接收器, 作为空中 AP 为移动终端提供通信服务。同时地面密集的 AP 向低空飞行 UAV 提供能量, 并将能量存储在充电电池中供 UAV 使用。

- 2) 提出了一个联合优化的设计方案, 包括时隙分配、波束成形和轨迹优化等。该方案旨在提升系统内所有 UE 的通信公平性, 同时延长 UAV 的在空

时间，以增强系统的持续性和稳定性。

3) 为取得算法在时间复杂度和效率之间的平衡，设计了一种基于角度搜索的通信辅助DQN算法，将UAV的飞行角度离散为可量化的空间。以UAV为代理，设置关于优化问题的网络状态、动作、奖励函数。此外，特别考虑了UAV在能耗和时隙分配方面的约束，在算法中引入了相应的惩罚机制。仿真结果表明，该算法可以显著提高系统吞吐量，同时保障UE通信的公平性。

## 1 系统模型及优化问题

基于WPT的UAV辅助CF-mMIMO系统模型如图1所示，该系统包括 $L$ 个AP和一个能量收集UAV，以及一组单天线移动终端UE，由 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 表示。其中，每个AP均配备了 $M$ 个天线，UAV均配备了 $N$ 个天线。假设所有终端都在海拔为0的地面上移动，UAV从固定位置出发，以高度 $h \in [H_{\min}, H_{\max}]$ 飞行。UAV配备了收发器和能量接收器，作为空中AP为移动终端提供通信服务，同时接收地面AP广播射频能量，并将其存储在充电电池内供后续使用。此外，考虑传播距离较远及潜在的阻塞，假设部分已知UE无法建立到地面AP的直接连接。

移动终端采用时分多址协议与UAV进行通信。UAV的飞行时间用 $T$ 表示，并离散为 $N$ 个时隙。由于时隙的持续时间远小于信道的相干时间，因此时隙内UAV和终端的位置以及信道增益基本保持不变。在每个时隙内，每个移动终端均有可能与UAV建立通信，具体通信情况由UAV和终端之间的水平距离决定，将 $\tau_{uk}[n]$ 表示为第 $k$ 个终端在时隙 $n$ 中与UAV通信时间的比例， $\tau_e[n]$ 表示为UAV

从AP进行无线能量传输的时间比例。

使用二维欧几里得坐标，在 $n$ 个时隙处，第 $k$ 个移动终端的水平面坐标表示为 $q_k[n] = (x_k[n], y_k[n])$ ，UAV的二维平面坐标表示为 $q_u[n] = (x_u[n], y_u[n])$ ，第 $m$ 个AP点的固定坐标为 $q_m = (x_m, y_m)$ 。因此，在时隙 $n$ 处UAV和第 $k$ 个UE之间的距离表示为

$$D_{u,k}[n] \triangleq \|q_u[n] - q_k[n]\| + h = \sqrt{(x_u[n] - x_k[n])^2 + (y_u[n] - y_k[n])^2} + h^2 \quad (1)$$

同理，时隙 $n$ 处，UAV和地面AP之间的距离为 $D_{mu}[n] \triangleq \|q_u[n] - q_m\| + h$ 。考虑建筑物和障碍物的影响，UAV和第 $k$ 个UE间信道增益矢量表示为

$$\mathbf{h}_{uk}[n] = \sqrt{a_0 \beta_{ukn}} \mathbf{g}_{ukn} \quad (2)$$

其中， $a_0$ 表示参考距离为1 m时的信道功率， $\beta_{ukn}$ 、 $\mathbf{g}_{ukn}$ 分别表示时隙 $n$ 处路径损耗和多径衰落引起的信道增益。

由于地面反射和散射，通过UAV传输到第 $k$ 个UE的数据信号同时经历视距(LoS, line of sight)和非视距(NLoS, non line of sight)传播，LoS传播概率 $p_{ukn}^L$ 受UAV和UE仰角的影响，UAV和UE $k$ 之间的LoS传输概率为

$$p_{ukn}^L = \frac{1}{1 + a e^{-b(\theta_{ukn} - a)}} \quad (3)$$

其中， $a$ 、 $b$ 是环境参数，UE $k$ 和UAV之间的仰角 $\theta_{ukn} = (180/\pi) \arctan(h_u / \|q_k[n] - q_u[n]\|^2)$ 。因此，大尺度衰落建模为

$$\beta_{ukn} = \begin{cases} D_{mk}^{-a_1}[n], & p_{ukn}^L \\ D_{mk}^{-a_2}[n], & p_{ukn}^{NL} \end{cases} \quad (4)$$

其中， $a_1$ 、 $a_2$ 分别为LoS和NLoS的路径损耗指数，

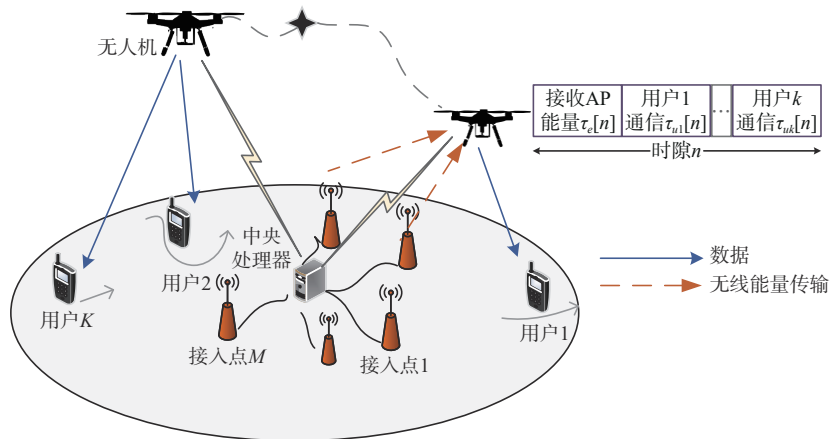


图1 基于WPT的UAV辅助CF-mMIMO系统模型

$p_{ukn}^N$  表示 NLoS 链路的传输概率,  $p_{ukn}^N = 1 - p_{ukn}^L$ 。此外, 将 UAV 和第  $k$  个 UE 之间的小规模衰落的 Rician 分布表示为

$$\mathbf{g}_{ukn} = \sqrt{\partial/(1+\partial)} \tilde{\mathbf{g}}_{ukn} + \sqrt{1/(1+\partial)} \hat{\mathbf{g}}_{ukn} \quad (5)$$

其中,  $\partial \geq 0$  为 Rician 因子,  $\tilde{\mathbf{g}}_{ukn} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  为 UAV 发射阵列 LoS 响应, 具体表示为

$$\tilde{\mathbf{g}}_{ukn} = \left[ 1, e^{-j\frac{2\pi\Delta d}{\lambda} \sin \theta_{kn}}, \dots, e^{-j\frac{2\pi(N-1)\Delta d}{\lambda} \sin \theta_{kn}} \right]^T \quad (6)$$

其中,  $\theta_{kn}$  表示 UAV 发送信号到 UE $k$  的偏离角<sup>[29]</sup>,  $\Delta d$  表示 UAV 的天线间距,  $\lambda$  是载波波长。NLoS 分量  $\hat{\mathbf{g}}_{ukn}$  建模为具有零均值和单位方差的复高斯分布, 即  $\hat{\mathbf{g}}_{uk} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_N)$ 。

设  $\mathbf{w}_{u,k,n} \in \mathbb{C}^N$  是 UAV 在时隙  $n$  向 UE $k$  发送  $s_k$  的波束成形矢量。因此时隙  $n$  处, UE $k$  的接收信号为

$$y_k[n] = \mathbf{h}_{uk}^H[n] \mathbf{w}_{u,k,n} s_k + z_{kn} \quad (7)$$

其中,  $z_{kn} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_k^2)$  是在 UE $k$  处接收到的加性高斯白噪声。因此, 在时隙  $n$  处 UE $k$  的速率为

$$r_k[n] = \frac{T}{N} \tau_{uk}[n] B \log \left( 1 + \frac{|\mathbf{w}_{u,k,n}^H \mathbf{h}_{u,k}[n]|^2}{\sigma_k^2} \right) \quad (8)$$

由于 AP 和 UAV 的天线阵列都是高架的, 其前向传输信道由 LoS 传播主导<sup>[30]</sup>。AP $m$  和 UAV 在时隙  $n$  的信道矩阵为  $\mathbf{h}_{mun} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ ,  $\mathbf{h}_{mun} = \sqrt{a_0 D_{mun}^{-b_0}[n]} \mathbf{g}_{mun}$ ,  $b_0$  是 UAV 和 AP 之间的信道的路径损耗指数。 $\mathbf{g}_{mun} \in \mathbb{C}^{N \times M}$  表示时隙  $n$  处 AP $m$  和 UAV 之间的信道增益矩阵, 近似  $\mathbf{g}_{mun} \approx \mathbf{g}_{mun}^x (\mathbf{g}_{mun}^x)^H$ , 其中,  $\mathbf{g}_{mun}^x \in \mathbb{C}^N$ ,  $\mathbf{g}_{mun}^x \in \mathbb{C}^M$ 。

假设地面所有 AP 同时以固定功率  $p_a$  向 UAV 发送能量信号,  $\mathbf{w}_{mu}[n]$  是 AP $m$  向 UAV 发送的波束成形矢量, 则时隙  $n$  处 UAV 接收的能量信号为

$$r_u[n] = \sqrt{p_a} \sum_{m=1}^M \mathbf{g}_{mu}^H[n] \mathbf{w}_{mu}[n] e_m[n] \quad (9)$$

其中,  $e_m[n] \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_N)$  表示 AP $m$  发送给 UAV 的能量信号。但由于硬件损坏和噪声不能被采集, 因此, 时隙  $n$  处 UAV 实际接收的能量表示为

$$p_u^in[n] = \frac{T}{N} \tau_e[n] \zeta \sum_{m=1}^M \mathbb{E} \left\{ \left| \sqrt{p_a} \mathbf{g}_{mu}^H[n] \mathbf{w}_{mu}[n] \right|^2 \right\} \quad (10)$$

其中,  $\zeta$  表示硬件损伤因子,  $\tau_e[n]$  为能量收集效率因子, 表示 UAV 在能量收集过程中的效率。

为了确保每个终端的通信性能, 本文的目标是 UAV 在整个飞行时间内最大化所有移动终端的通信总速率  $\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N r_k[n]$ , 同时保证不同终端之间

计算比特的公平性。基于 Jain 的公平指数<sup>[31]</sup>, 定义公平指数为

$$f_n = \frac{\left( \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N r_k[n] \right)^2}{K \sum_{k=1}^K \left( \sum_{n=1}^N r_k[n] \right)^2} \quad (11)$$

公平指数用以测量时隙  $n$  中的终端之间的累积通信速率的公平性。时隙  $n$  中的公平性指数  $f_n$  可以测量终端之间的最终公平性,  $f_n$  越大, 公平性越高。因此, 将目标函数定义为公平性指数的联合函数, 表示为

$$F = f_n^\mu \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N r_k[n] \quad (12)$$

其中,  $\mu$  为  $f_n$  在目标函数中的比例调节因子, 在飞行时间内优化无人机的轨迹和终端的资源分配。

在能耗方面, UAV 除通信能耗外, 飞行能耗不可忽略,  $P_u^f[n]$  是关于 UAV 飞行距离的函数, 表示为

$$P_u^f[n] = \eta_1 + \eta_2 \|q_u[n] - q_u[n-1]\| \quad (13)$$

其中,  $\eta_1$ 、 $\eta_2$  分别为将 UAV 保持在空中所需要的功率和在单位距离上移动所消耗的功率。由于  $n$  时隙 UAV 的总能耗不能超过其剩余能量, 具体的约束表示为

$$\sum_{i=1}^n \frac{T}{N} (\tau_{uk}[n] \|\mathbf{w}_{ukn}\|^2 + P_u^f[n]) < P^0 + \sum_{i=1}^{n-1} p_u^in[n] \quad (14)$$

其中,  $P^0$  表示 UAV 执行任务的初始能量。

综上所述, 本文考虑基于联合 WPT 的 UAV 辅助 CF-mMIMO 系统, 在 UAV 为移动终端提供通信服务的过程中, 确保 UAV 持续从 AP 收割能量以维持其飞行与通信需求。本文通过联合优化资源分配变量, 包括每个时隙中的能量时隙时间比例因子  $\tau_e[n]$  以及各 UE 通信时间占比  $\tau_{uk}[n]$ , UAV 的轨迹  $q_u$  和 UAV 用于数据传输的协同波束成形  $\mathbf{w}_{uk}[n]$ , 以最大化系统的吞吐量以及用户通信的公平性。优化问题公式表示为

$$\begin{aligned} & \max F \\ \text{s.t. C1: } & \sum_{i=1}^n \frac{T}{N} (\tau_{uk}[n] \|\mathbf{w}_{ukn}\|^2 + P_u^f[n]) < P^0 + \sum_{i=1}^{n-1} p_u^in[n] \\ \text{C2: } & \tau_e[n] + \sum_{k=1}^K \tau_{uk}[n] \leq 1 \\ \text{C3: } & \|q_u[n] - q_u[n-1]\| \leq \frac{T}{N} \tau_{uk}[n] V_{\max} \\ \text{C4: } & q_u[1] = q_0 \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $V_{\max}$  是 UAV 的最大速率,  $q_0$  表示 UAV 的初

始起点。约束C1对应式(13)限制的总时隙 UAV 累计能耗不能超过 UAV 现有能量。C2 表示每个时隙中 UAV 完成能量搜集以及支持 UE 通信时间之和不能超过一个时隙的持续时间，C3 给出了在最大飞行速率  $V_{\max}$  下 UAV 位置变化的约束，C4 设置了 UAV 飞行的起点。问题(15)是以马尔可夫决策过程 (MDP, Markov decision process) 为特征的序列决策问题。此外，该问题还涉及高维参数的联合优化和连续控制。因此，传统的离线优化方法如动态规划、逐次凸近似或块坐标递减无法解决该优化问题，而 Q-learning 更适用于动作状态有限的联合优化问题。

## 2 基于角度搜索的通信辅助 DQN 方法

### 2.1 基于 DQN 的资源管理和轨迹设计方案

本节针对问题(15)提出了一种新型的基于 DQN 的资源管理和轨迹设计方案。DQN 深度强化学习方法是一种基于经验进行学习的过程，它将深度神经网络与强化学习框架相结合，解决了 Q 学习算法在有较大或连续动作状态空间的问题受限问题。在该方案中，将  $[0, 2\pi]$  区间的 UAV 飞行角度离散化，对设计约束惩罚，以公平性为目标，并使用经验回放方法来实现目标函数，使 UAV 能够学习整个网络环境。

DQN 通常由两个神经网络组成，即策略网络和目标网络<sup>[32]</sup>。在训练过程中，随机初始化策略网络和目标网络的权重和偏差，并采用经验回放优化学习过程，利用历史经验数据改进模型性能。利用有限 MDP 可以高效地找到最优策略，解决时间相关性问题的。MDP 通常表示为四元组  $\langle S, A, R, P \rangle$ ，其中， $S$  表示可观察的环境状态， $A$  表示替代动作的集合， $R$  表示在状态  $s \in S$  中采取行动  $a \in A$  的奖励函数， $P: S \times A \times R \rightarrow [0, 1]$  表示状态转移概率分布函数。Q 学习的目标是学习最佳策略  $\Pi: S \rightarrow A$ ，代理通过调整  $\Pi$  最大化长期收益  $C[n]$

$$C[n] \triangleq \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i R(n+i) \quad (16)$$

其中， $C[n]$  是累计奖励， $\lambda$  是在即时奖励和未来产生的奖励之间进行权衡的折扣因子。

相应地，将 UAV 作为一系列离散时间实例中与系统环境交互的代理。在每个时隙  $n$ ，UAV 观察到状态  $s_u(n)$ ，采取行动  $a_u(n)$  并获得奖励  $r_u(n)$ 。

然后，它在时隙  $n+1$  转移到新状态  $s_u(n+1)$ 。此外，UAV 利用具有一定容量的回放存储器  $S_u$  来存储  $\langle s_u(t), a_u(t), r_u(t), s_u(t+1) \rangle$  的样本。相应的元素设置如下。

$S$ : 在时隙  $n$  中，策略网络收集状态信息，包括 UAV 的三维位置、UAV 电池能量以及当前时隙，表示为  $s_u[n] = (q_u[n]; e_u[n]; n)$ ，其中， $e_u[n]$  表示时隙  $n$  处 UAV 的能量状态，由时隙  $n-1$  处的 UAV 剩余能量决定。

$A$ : 对于代理 UAV，动作包括调整的飞行高度和水平飞行方向，发射功率、充电时间比例以及为 UE 服务的时间比例，即 UAV 的动作空间描述如下

$$a_n = (h_u[n]; \theta_u[n]; w_{u1n}, \dots, w_{uKn}; \tau_e[n], \tau_{u1}[n], \dots, \tau_{uK}[n]) \quad (17)$$

虽然理论上 UAV 可以以一定的速度  $V$  向任意方向飞行，但对所有可能的运动进行建模在计算上会非常复杂，因此，通过将  $[0, 2\pi]$  区间的 UAV 飞行角  $\theta$  等分地离散为  $J$  个，以降低计算复杂度。因此，执行动作  $a_n$  后，UAV 更新的位置为

$$\begin{aligned} q_u[n+1] &= (x_u[n] + (T/N)V \cos \theta[n], \\ & y_u[n] + (T/N)V \sin \theta[n]) \end{aligned} \quad (18)$$

此外，由策略函数生成的动作可能不满足问题(15)的所有约束。为了满足约束 C1 和 C2，对生成的动作进行相应的调整：C1 限制每个时隙中每个 UAV 所消耗的能量，如果 UAV 生成的动作不满足该约束，则在该时隙中将该 UAV 的发射功率设置为 0，那么该对应终端的接收速率在该时隙中也是 0，这可以作为对不可行动作的惩罚。为了满足 C2，对生成的动作的时间比例进行归一化：设在时隙  $n$  中策略生成的 UAV 的充电和通信时间的比例分别为  $\tau_e'[n]$ 、 $\tau_{uk}'[n]$ 。如果  $\tau_e'[n] + \sum_{k=1}^K \tau_{uk}'[n] \leq 1$ ，满足约束，则  $\tau_e[n] = \tau_e'[n]$ 、 $\tau_{uk}[n] = \tau_{uk}'[n]$ ；否则，进行式(19)和式(20)归一化

$$\tau_e[n] = \frac{\tau_e'[n]}{\tau_e'[n] + \sum_{k=1}^K \tau_{uk}'[n]} \quad (19)$$

$$\tau_{uk}[n] = \frac{\tau_{uk}'[n]}{\tau_e'[n] + \sum_{k=1}^K \tau_{uk}'[n]} \quad (20)$$

$R$ : 奖励目标，即在保证终端公平的同时，最大限度地提高通信速率。因此，根据式(12)，在第  $n$  个时隙中，计算奖励为

$$r_u(n) = f_n^\mu \sum_{k=1}^K r_k[n] \quad (21)$$

UAV 采用两个神经网络作为策略和目标网络，这些网络具有相同的全连接层结构，但其权重和偏差参数不同。神经网络由输入层、隐藏层和输出层这3部分组成，隐藏层使用分别有256、128、64和32个节点的4层结构。此外，为提高神经网络的性能和稳定性，在除输出层之外的每一层之后，应用层归一化并以0.2的概率退出。

策略网络在  $s_u(n)$  状态下执行  $a_u(n)$  的动作用函数为  $Q_{b1}(s(n), a(n); \vartheta_1)$ ，将  $Q$  用作代理的决策，而目标网络的输出  $Q_{b2}(s(n), a(n); \vartheta_2)$  用于通过计算损失函数更新网络，损失函数用于比较策略和目标网络的输出。具体地，两个网络分别进行操作，为了选择动作  $a(n)$ ，在时隙  $nQ(s(n), a; \vartheta)$ ，状态  $s(n)$  被输入权重为  $\vartheta$  的神经网络中，并且  $a(n)$  以  $\varepsilon$  的概率最大化当前  $Q(s(n), a; \vartheta)$  的输出或随机选择。在执行操作  $a(n)$  后，代理获得奖励  $r(n)$  并进入下一个状态  $s(n+1)$ 。然后，通过最小化  $Q(s(n), a; \vartheta)$  的损失函数  $l(y, \hat{y})$  来训练 DQN。考虑对神经网络噪声估计的异常值的鲁棒性，使用 Huber 损失来最小化损失，即当损失较小时，误差值为均方差，而损失较大时，损失为平均绝对误差

$$l(y, \hat{y}) = \begin{cases} \frac{1}{2} (y - \hat{y})^2, & |y - \hat{y}| \leq \delta \\ \delta |y - \hat{y}| - \frac{1}{2} \delta^2, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

其中， $\delta$  表示损失阈值， $y$  表示策略网络  $Q_{b1}(s(n), a(n); \vartheta_1)$  的输出。目标值  $\hat{y}$  根据获得的奖励和预测奖励  $\gamma \max_{a \in \mathcal{A}} Q_{b2}(s(n), a; \vartheta_2)$ ，由权重为  $\vartheta_2$  的目标网络给出。策略网络会根据观察到的奖励和行动不断更新其权重，而目标网络的权重不会频繁迭代更新，只在指定的时间间隔后，复制策略网络的权重来定期更新。在固定的时间间隔内，策略函数和目标函数的神经网络进一步通过梯度下降进行优化，模型中采用一种评估梯度更新的自适应算法——RMSprop 优化器，更新规则如下

$$E[g^2]_n = \eta E[g^2]_{n-1} + (1 - \varpi) g_n^2 \quad (23)$$

$$\theta(n+1) = \theta(n) - \frac{\partial}{\sqrt{e[g^2]_n + \varepsilon}} g_n^2 \quad (24)$$

其中， $g_n$  是时隙  $n$  处的梯度，参数  $\varpi$  和  $\partial$  分别表示常数遗忘因子和初始学习率， $\theta$  和  $\varepsilon$  分别表示神经网络中的权重和偏差。

然后，将该更新规则应用于本文所提出的模型。最终可以得出基于角度搜索的 DQN 辅助通信算法全过程，具体流程表示如算法1所示。

#### 算法1 基于角度搜索的 DQN 辅助通信算法

初始化：参数化  $Q(s_u(n), a_u(n))$ ,  $\vartheta_1$ ,  $\vartheta_2$ ，经验回放  $O_u$ ；

**for**  $i=1, 2, \dots, N_{\text{episode}}$  **do**

**for**  $n=1, 2, \dots, N$  **do**

以  $\varepsilon$  概率选择动作；

根据式(20)计算奖励  $r_u(t)$ ，观察下一状态  $s_u$

$(t+1)$ ；

存储过渡示例  $\langle s_u(t), a_u(n), r_u(t), s_u(t+1) \rangle$

到  $O_u$ ；

从  $O_u$  中抽取随机小批量样品；

计算目标值；

更新  $\vartheta_1$ ，最小化损失值  $l$ ；

**end for**

**if** 到达更新时间间隔  $N_{\text{update}}$  **then**

$\vartheta_1 \leftarrow \vartheta_2$ ；

**end if**

**end for**

综上所述，结合 DQN 设计资源管理和轨迹设计方案，得出 CF-mMIMO 系统联合 WPT 的 UAV 轨迹、功率分配、充电时隙以及通信时隙分配方案。

## 2.2 计算复杂度分析

对于每个时隙来说，DQN 算法的计算均包括选择动作  $O(K)$ 、前向传播计算 Q 值  $O\left(\sum_{i=1}^{L-1} n_i \cdot n_{i+1}\right)$ 、从经验回放缓冲区抽样  $O(B)$ ，以及反向传播更新网络  $O\left(\sum_{i=1}^{L-1} n_i \cdot n_{i+1}\right)$ ，因此每个时隙的时间复杂度为  $O(K + 2n^2 + B)$ ，假设算法运行  $T$  个时隙，则整体时间复杂度为  $O(T \cdot (K + 2n^2 + B))$ 。

## 3 仿真分析

本节根据仿真结果分析本文所提出的基于 WPT 的 UAV 辅助 CF-mMIMO 系统在区域覆盖场景下的性能。

### 3.1 仿真设置

仿真环境参数见表1。仿真的参数设置兼顾了实际应用场景与实验验证的需求，确保了仿真的准确性和代表性。网络拓扑与通信资源的参数选取基

于相关领域的常见配置，部分强化学习相关超参数通过实验验证后确定。

表1 仿真环境参数

参数	取值
AP个数 $L$	20
AP天线个数 $M$	4
UAV天线个数 $N$	2
飞行高度 $H_{\min}$ 、 $H_{\max}$	10 m、30 m
飞行速度 $V_u$	10 m/s
任务数量 $N_s$	40
宽带 $B$	10 MHz
噪声功率	-96 dBm
路径损耗参数 $b_0$	2
路径损耗参数 $a_0$	-50 dB
$\zeta$	1
初始电量	50 W·h
无人机耗电	21.6 W·h/km
折扣因子 $\gamma$	0.99
决策动作 $J$	16
经验回放存储大小	5 000
$N_{\text{update}}$	10
经验回放选取大小	264

### 3.2 仿真结果性能分析

本文考虑1 000 m×1 000 m的区域，一组中断UE随机分布在整个区域，AP集中分布在中间500 m×500 m的区域内。此处认为通信速率始终为0的UE是由于各种可能的原因未被UAV覆盖到的UE，即中断UE。此外，UAV初始停靠位置位于该区域的中心。通过与没有WPT辅助方案（DQN-noWPT）以及Q-learning一般求解方案进行对比，本文对提出的CF-mMIMO系统联合WPT的UAV通信方案进行了评估。

不同无人机个数用户平均吞吐量如图2所示，由图2可知，随着UAV数量增加，各方案用户平均吞吐量的变化趋势。相较于DQN-noWPT和Q-learning的方案，本文所提方案能够为UE提供更高质量的通信服务，尤其是在UAV初始能量有限的情况下，通过供电AP的无线电力传输可以显著延长UAV的续航时间，并提高通信发射功率。此外，DQN通过策略网络和目标网络训练出更优秀的策略，进一步提高了系统的性能表现。

不同无人机个数用户中断概率如图3所示，图3给出了在区域内有20个待通信UE的情况下，各方案下的UE中断概率。随着UAV数量的增加，本文提出的方案能够使UE中断概率始终保持在最低水平。

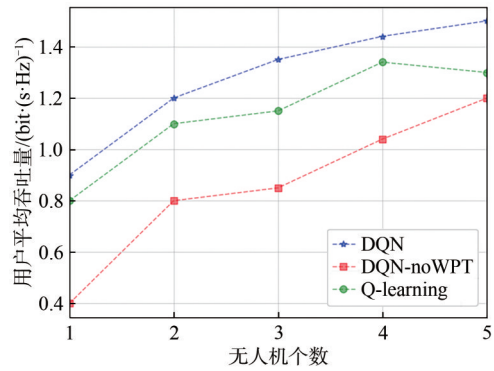


图2 不同无人机个数用户平均吞吐量

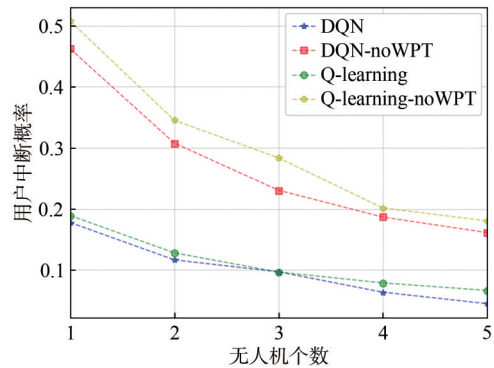


图3 不同无人机个数用户中断概率

从图3中可以进一步观察到，WPT对于电量较低的UAV至关重要。在DQN-noWPT和Q-learning方案中，UAV的覆盖性能表现较差。在UAV电量较低的情况下，考虑飞行功率会有较大的消耗，中断概率明显增加。这也符合实际情况，因为UAV受到电池容量的限制，任务执行也会受到很大的限制。

不同用户个数用户公平性如图4所示，图4对比了基于两架UAV的情况下，各方案随着UE个数不断增加的用户公平性。用户公平性是本文评价设计方案性能的重要指标之一。从图4中可以明显看出，随着UE数量的增加，用户公平性指数逐渐降低，这是由于两架UAV在有限时间内的通信能力无法满足所有UE的需求。然而，值得注意的是，DQN方法在各对比方案中始终保持最高的公平性。这表明在有限的时间和能量范围内，本文提出的基于角度搜索的通信辅助DQN方法在以用户公平性为目标的资源管理和轨迹规划方面具有显著优势。当UE数量远远超过UAV的覆盖能力时，DQN方法和Q-learning方法的性能趋于一致。此外，没有WPT提供能量支持的方案用户公平性下降约30%，这进一步凸显了WPT在提升系统性能方面的重要作用。

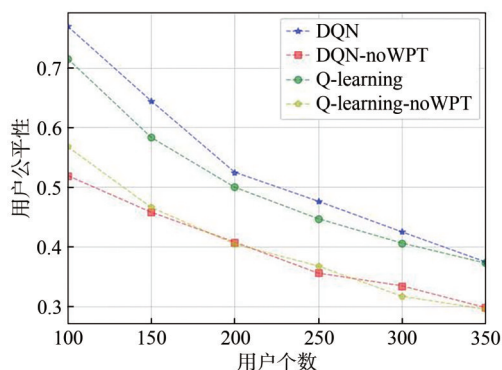


图4 不同用户个数用户公平性

## 4 结束语

本文研究了基于WPT的去蜂窝mMIMO系统中无人机轨迹与充放电联合优化方法,以提高中断用户公平性,提高用户吞吐量,并降低用户中断概率。本文通过对UAV和UE的通信建模,以及UAV和供电AP之间的WPT过程建模,并进一步分析UAV的飞行能耗,考虑UAV的能量约束,以中断UE的通信公平性为目标,联合优化UAV轨迹、波束成形、充电时隙以及通信时隙分配。为降低样本复杂性并提高学习效率,本文提出了一种角度搜索的DQN辅助通信算法设计资源管理和轨迹设计方案。仿真结果表明,所提方法能够为UAV提供更好的续航能力,从而提升了中断UE通信公平性,并证明了基于角度搜索的DQN算法的高效性。在未来的研究中,计划对超参数的鲁棒性进行更深入的分析,进一步优化其选择标准,并探索其他超参数调优方法对算法性能的影响。

### 参考文献:

- [1] MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(11): 3590-3600.
- [2] ALONZO M, BUZZI S, ZAPPONE A, et al. Energy-efficient power control in cell-free and user-centric massive MIMO at millimeter wave[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2019, 3(3): 651-663.
- [3] LU L, LI G Y, SWINDLEHURST A L, et al. An overview of massive MIMO: benefits and challenges[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 742-758.
- [4] BJÖRNSSON E, HOYDIS J, SANGUINETTI L. Massive MIMO has unlimited capacity[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(1): 574-590.
- [5] ZHANG J, CHEN S, LIN Y, et al. Cell-free massive MIMO: a new

- next-generation paradigm[J]. IEEE Access, 2019(99): 99878-99888.
- [6] NAYEBI E, ASHIKHMIN A, MARZETTA T L, et al. Cell-free massive MIMO systems[C]//Proceedings of the 2015 49th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 2015: 695-699.
- [7] BUZZI S, D'ANDREA C. Cell-free massive MIMO: user-centric approach[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(6): 706-709.
- [8] MOZAFFARI M, SAAD W, BENNIS M, et al. Unmanned aerial vehicle with underlaid device-to-device communications: performance and tradeoffs[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(6): 3949-3963.
- [9] 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.
- [10] 袁昕旺, 谢智东, 谭信. 无人机边缘计算中的资源管理优化研究综述[J]. 计算机科学, 2022, 49(11): 234-241.
- YUAN X W, XIE Z D, TAN X. Survey of resource management optimization of UAV edge computing[J]. Computer Science, 2022, 49(11): 234-241.
- [11] DU J B, XU W, DENG Y S, et al. Energy-saving UAV-assisted multi-user communications with massive MIMO hybrid beamforming[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(5): 1100-1104.
- [12] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [13] SURENDRAKUMARAN U, NACHIAPPAN A. Performance analysis of wireless power transfer(WPT) through two-coil and three-coil structure[C]//Proceedings of the 2017 International Conference on Innovative Research In Electrical Sciences (IICIRES). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [14] XU J, ZENG Y, ZHANG R. UAV-enabled wireless power transfer: trajectory design and energy optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5092-5106.
- [15] PANG X W, ZHAO N, TANG J, et al. IRS-assisted secure UAV transmission via joint trajectory and beamforming design[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(2): 1140-1152.
- [16] HAO G L, NI W L, TIAN H, et al. Mobility-aware trajectory design for aerial base station using deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1131-1136.
- [17] GUO J L, HUO Y H, SHI X J, et al. 3D aerial vehicle base station (UAV-BS) position planning based on deep Q-learning for capacity enhancement of users with different QoS requirements[C]//Proceedings of the 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1508-1512.
- [18] WANG L, WANG K Z, PAN C H, et al. Deep Q-network based dynamic trajectory design for UAV-aided emergency communica-

- tions[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2020, 5(4): 393-402.
- [19] LIU Q, SHI L, SUN L L, et al. Path planning for UAV-mounted mobile edge computing with deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5): 5723-5728.
- [20] HAJIJAMALI A, AZARI M, HU P, et al. Reinforcement learning for energy-efficient trajectory design of UAVs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(11): 9060-9070.
- [21] TANG F X, ZHOU Y B, KATO N. Deep reinforcement learning for dynamic uplink/downlink resource allocation in high mobility 5G HetNet[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(12): 2773-2782.
- [22] TANG F X, HOFNER H, KATO N, et al. A deep reinforcement learning-based dynamic traffic offloading in space-air-ground integrated networks (SAGIN)[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(1): 276-289.
- [23] ARANI A H, HU P, ZHU Y Y. Re-envisioning space-air-ground integrated networks: reinforcement learning for link optimization[C]// Proceedings of the ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-7.
- [24] ARANI A H, HU P, ZHU Y Y. Fairness-aware link optimization for space-terrestrial integrated networks: a reinforcement learning framework[J]. IEEE Access, 2021, 9: 77624-77636.
- [25] 李茜雯, 陈健锋, 崔苗, 等. 可充电无人机辅助数据采集系统的飞行路线与通信调度优化[J]. 物联网学报, 2022, 6(3): 113-123.  
LI Q W, CHEN J F, CUI M, et al. Trajectory and communication scheduling optimization for the rechargeable UAV aided data collection system[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2022, 6(3): 113-123.
- [26] JIANG M, LI Y Q, ZHANG Q, et al. Joint position and time allocation optimization of UAV enabled time allocation optimization networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(5): 3806-3816.
- [27] YE H T, KANG X, JOUNG J, et al. Optimization for full-duplex rotary-wing UAV-enabled wireless-powered IoT networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(7): 5057-5072.
- [28] HAO G L, NI W L, TIAN H, et al. Mobility-aware trajectory design for aerial base station using deep reinforcement learning[C]// Proceedings of the 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1131-1136.
- [29] TSE D, VISWANATH P. Fundamentals of wireless communication[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2005.
- [30] JAIN R, CHIU D, HAWK W. A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared computer systems[J]. DEC Research Report TR-301, 1984: 1-36.
- [31] 王志宏, 冷甦鹏, 熊凯. 面向无人机集群协同感知的多智能体资源分配策略[J]. 物联网学报, 2023, 7(1): 18-26.  
WANG Z H, LENG S P, XIONG K. Multi-agent resource allocation strategy for UAV swarm-based cooperative sensing[J]. Chinese

Journal on Internet of Things, 2023, 7(1): 18-26.

- [32] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533.

#### [作者简介]



王琴(1988-), 女, 博士, 南京邮电大学副研究员, 主要研究方向为低空物联网、资源可信共享、5G/6G资源优化分配等。



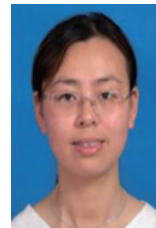
宁洛函(2002-), 男, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无人机资源分配、边缘计算、深度学习等。



张钰瑄(2004-), 女, 南京邮电大学物联网学院在读, 主要研究方向为无线通信、深度学习等。



刘颖(1999-), 女, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为空地一体化中的资源分配等。



蔡艳(1974-), 女, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院教授, 主要研究方向为无线通信与电磁兼容、移动通信与宽带无线通信技术。



赵海涛(1983-), 男, 博士, 南京邮电大学物联网学院教授, 主要研究方向为物联网、车联网、工业互联网等。