

# 基于蜂窝网络的多无人机能量消耗最优化算法研究

夏景明<sup>1,2</sup>, 刘玉凤<sup>3</sup>, 谈玲<sup>4</sup>

1. 南京信息工程大学人工智能学院, 江苏 南京 210044;
2. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044;
3. 南京信息工程大学软件学院, 江苏 南京 210044;
4. 南京信息工程大学计算机学院、网络空间安全学院, 江苏 南京 210044)

**摘要:** 在一些复杂时变环境中, 地面基站 (GBS) 可能无法协助处理无人机的计算任务, 为此研究了一种基于数字孪生 (DT) 技术的移动边缘计算 (MEC) 蜂窝网络。考虑到多无人机效率, 引入多只配备 MEC 服务器的高空气球 (HAB) 协助, 在此基础上提出一个所有无人机能量最小化问题, 并给出一种多无人机轨迹优化和资源分配方案。应用双深度 Q 网络 (DDQN) 解决多无人机与多 HAB 之间的关联问题; 采用连续凸逼近技术 (SCA) 和块坐标下降算法 (BCD) 对多无人机轨迹和计算资源进行联合优化。仿真实验验证了所提算法的可行性和有效性。实验结果表明, 所提算法使系统能量消耗降低 30%, 明显优于对比算法。

**关键词:** 无人机; 任务卸载; 数字孪生; 双深度 Q 网络; 连续凸逼近

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023025

## Research on multi-UAV energy consumption optimization algorithm for cellular-connected network

XIA Jingming<sup>1,2</sup>, LIU Yufeng<sup>3</sup>, TAN Ling<sup>4</sup>

1. School of Artificial Intelligence, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China
2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAET), Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China
3. School of Software, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China
4. School of Computer Science, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

**Abstract:** In complex time-varying environment, the ground base station (GBS) may not assist the UAV. Therefore, a mobile edge computing (MEC) cellular-connected network based on digital twin (DT) technology was studied. Given the efficiency of multi-UAV, multiple high-altitude balloon (HAB) equipped with MEC servers were introduced. On this basis, an energy minimization problem for all UAV was proposed, and a multi-UAV trajectory optimization and resource allocation scheme was presented to solve it. The double deep Q-network (DDQN) was applied to handle the association between multi-UAV and multi-HAB, and the multi-UAV trajectory and computing resource allocation were jointly optimized by the successive convex approximation (SCA) and the block coordinate descent (BCD). Simulation experiments verify the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm. The system energy consumption is reduced by 30%, better than the comparison algorithms.

**Keywords:** UAV, task unloading, digital twins, DDQN, SCA

收稿日期: 2022-11-05; 修回日期: 2023-01-03

通信作者: 谈玲, cillatan0@nuist.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2021ZD0102100); 江苏省产学研基金资助项目 (No.BY2022459)

**Foundation Items:** The National Key Research and Development Program of China (No.2021ZD0102100), Jiangsu Province Industry University Research Fund (No.BY2022459)

## 0 引言

无人机 (UAV, unmanned aerial vehicle) 具有体积小、价格低和移动性强等特点, 其作为空中移动用户在移动边缘计算中的优势明显<sup>[1-3]</sup>。然而, 当面对复杂且时间敏感的计算任务时, 无人机自身的计算资源和处理能力明显不足。为了应对上述挑战, 无人机可与配备移动边缘计算 (MEC, mobile edge computing) 服务器的地面基站<sup>[4-6]</sup> (GBS, ground base station) 进行协作, 以提高自身计算性能。目前, 通过 UAV 和配备 MEC 服务器的 GBS 协作完成计算任务方面已有较多研究。例如, 文献[7]研究了无人机的飞行轨迹以及卸载调度问题, 并利用连续凸逼近 (SCA, successive convex approximation) 方法和迭代算法实现了计算任务处理时间最小化的目标。文献[8]在综合考虑能量和时间约束的基础上, 在 GBS 和相邻无人机之间选择最佳协作对象卸载计算任务, 并应用密集算法进行实验。文献[9-10]通过对无人机轨迹、计算任务分配和传输功率的综合考虑, 应用 SCA 方法对初始问题进行一系列转化, 实现了蜂窝连接的无人机 MEC 网络总能量消耗最小化的目标。文献[11]针对蜂窝连接的多无人机 MEC 场景, 重点考虑地面基站的能量约束和资源约束, 对无人机的总能量消耗进行优化, 同样应用了 SCA 方法对原始问题进行有效求解。

灾害救援与应急保障是无人机网络的主要应用场景之一。文献[7-11]均采用静态算法解决目标问题, 并未考虑实际场景中因自然灾害造成部分 GBS 损坏或因地理位置的缺陷导致 GBS 建设困难的情形。如何在 GBS 缺失的情况下尽快完成无人机计算任务还需要进一步研究。对此, 文献[12]提出了一个两层无人机的体系结构, 其中, 低空平台无人机向配备 MEC 服务器的高空平台无人机卸载计算任务, 并应用多领导者多追随者的 Stackelberg 模型进行求解。但该模型中携带计算任务的低空平台无人机的位置是预先设定的, 没有涉及其机动性, 实际场景往往不符合此条件。另外, 高空平台无人机的计算资源有限, 难以应对计算任务量的快速增加。针对该问题, 文献[13]将 MEC 服务器部署在计算资源更加丰富的高空气球 (HAB, high-altitude balloon) 上。当 MEC 支持的 HAB 接收到无人机的计算任务时, 可独立进行高效处理, 而无须传输到远程 GBS 或云端, 以此降低传输时

延。此外, 考虑到无人机与 HAB 之间有更强、更可靠的视距连接, 在移动边缘计算中可充分利用 HAB 的分布式计算资源来提高计算性能。这对于 GBS 损坏而无法高效处理无人机的计算任务而言是一个重大突破。本文由此受到启发, 将高空气球引入本文模型中来协助无人机进行任务卸载, 旨在解决由无人机自身资源限制带来的计算能力不足等问题, 达到负载均衡的效果。

考虑到多无人机的移动性和自然环境的时变性, 如何在蜂窝连接的无人机网络中捕获各种设备的位置信息, 充分利用计算资源制定卸载策略也是值得探讨的问题。数字孪生 (DT, digital twins) 技术可通过创建虚拟模型等手段来表示物理网络中的真实对象, 并实时监控网络状态, 进而为用户提供感知数据并最终做出准确及时的卸载决策, 满足实际的智能需求<sup>[14-16]</sup>。鉴于 DT 的技术优势, 一些研究将其与 MEC 相结合构建了数字孪生边缘网络 (DITEN, digital twins edge network), 能够实现卸载模块与实时环境的频繁交互, 查询各个边缘服务器的运行状态, 从而有效提高任务卸载效率并节约系统资源。例如, 文献[16]为解决多地面移动用户能量消耗最小化问题, 构建了整个网络的 DITEN, 并应用双深度 Q 网络 (DDQN, double deep Q-network) 实现了多地面移动用户与多无人机的关联。文献[17]研究了移动用户端智能卸载任务到协作移动边缘服务器的问题, 并建立了以降低功耗和时间开销为目标的数学优化模型, 最终采用决策树算法和 DDQN 算法进行高效求解。然而, 文献[16-17]均未涉及无人机的轨迹连续问题, 也未考虑计算任务的拆分情况, 而在携带大量时延敏感型计算任务的无人机应用中, 因自身资源有限, 无人机的高效任务处理将成为挑战, 此时飞行轨迹优化和计算任务拆分策略将变得至关重要。本文将针对这类时延敏感型应用进行着重讨论, 从无人机的飞行路线设计和计算任务卸载比例方面入手, 研究飞行轨迹优化算法, 旨在实现无人机计算任务的高效处理。

基于以上讨论, 本文构建一个由 DT 辅助的多无人机和多高空气球组成的两层 MEC 模型。该模型引入多只配备 MEC 服务器的高空气球协助无人机完成计算任务, 应用 DT 技术在高空气球搭建无人机的数字孪生网络, 重现无人机物理实体的实际运行状况, 通过联合优化 UAV-HAB 关联、无人机的飞行轨迹、无人机的计算频率和计算任务卸载比

例来实现全部无人机总能量消耗最小化的目标。

本文的主要贡献如下。

1) 构建一个由 DT 辅助的多无人机和多高空气球组成的两层 MEC 模型，并提出一种基于任务量比例的任务划分策略来管理任务的计算和分配，在时延、速度的约束下，从能量消耗最小化的角度提出一个针对 UAV-HAB 关联、无人机轨迹、无人机的计算频率和计算任务卸载比例的联合优化问题。

2) 考虑到所提出优化问题的复杂性和非线性，任务卸载采用时分多址技术，在连续的时隙中，高空气球与无人机之间始终存在对应关系，由此将 UAV-HAB 关联的二元整数变量松弛为连续变量，并应用深度强化学习中的 DDQN 算法求解，实现无人机与高空气球间的有效关联，完成无人机卸载决策的制定。

3) 针对无人机轨迹优化问题的非凸性，提出一种基于 BCD 的迭代优化算法，将所有优化变量划分为 UAV-HAB 关联、无人机飞行轨迹、无人机计算频率和计算任务卸载比例 3 个模块，并应用连续凸逼近算法来解决无人机飞行轨迹模块中的非凸问题。BCD 算法在显著降低复杂度的前提下实现了近似最优解。

### 1 系统模型

考虑到实际场景中多无人机的移动性和自然环境的时变性特点，本文设计了一个基于 DT 辅助的 MEC 支持的多无人机网络，分为物理实体网络和数字孪生网络，如图 1 所示。其中，编号为  $k, k \in \mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$  的无人机和编号为  $m, m \in \mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$  的配备 MEC 服务器的高空气球共同构成物理实体网络。高空气球采用均匀部署，对无人机通信区域全覆盖。无人机与高空气球以及高空气球之间均通过无线方式进行通信，主要依靠安装在高空气球上的通信模块来完成，利用时分多址技术完成任务处理。所有物理实体的数字孪生体和无线通信环境等共同构成数字孪生网络。物理实体网络中的无人机和高空气球通过实时信道将自身运行状态和计算资源情况等发送到数字孪生网络，数字孪生网络便根据物理实体网络的数据构建真实世界的虚拟模型，在该模型中，无人机的数字孪生体借助其实体传送过来的参数等信息，有效评估多无人机系统能量消耗，辅助其进行最佳决

策的制定。此时无人机只需执行其数字孪生体发送过来的指令，这种方式可以节省自身寻找最佳卸载节点的能量消耗和时延。

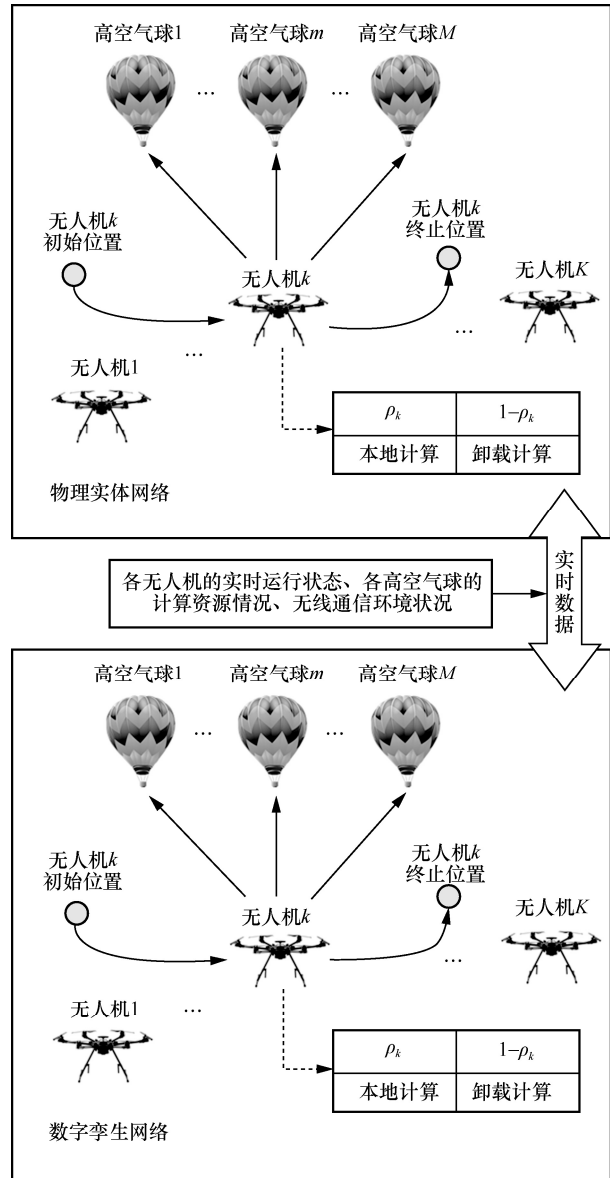


图 1 基于 DT 辅助的 MEC 支持的多无人机网络

在给定的时间周期  $T$  内，多架无人机分别从初始位置飞行到终止位置，在飞行过程中还需要完成自身随机产生的计算任务。这里，本文应用时分多址技术，将时间周期  $T$  均分为  $N$  份，每个时隙  $n, n \in \mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$  的时长为  $\delta[n]$ ，满足  $T = N\delta[n]$ 。

假设无人机  $k$  在时隙  $n$  携带的计算任务量大小为  $D_k[n] (D_k[n] \geq 0)$ ，其中，无人机  $k$  计算部分任务，比例为  $\rho_k[n]$ ，并将剩余任务以  $1 - \rho_k[n]$  的比例卸载给配备 MEC 服务器的 HAB，由 HAB 提供远程计

算协助。显然,  $0 \leq \rho_k[n] \leq 1$ ,  $\rho_k[n]=0$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  将所有计算任务卸载到 HAB;  $\rho_k[n]=1$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  在本地完成所有计算任务。由于计算结果的大小一般远远小于任务输入的大小, 因此可以忽略 HAB 返回计算结果给无人机的时间<sup>[7]</sup>。在三维笛卡儿坐标系中, 无人机  $k$  在时隙  $n$  的飞行高度为  $H_k$ , 水平位置坐标为

$$L_k[n] = (x_k[n], y_k[n]) \quad (1)$$

高空气球  $m$  的悬停高度为  $H_m$ , 水平位置坐标为

$$L_m = (x_m, y_m) \quad (2)$$

### 1.1 信道模型

在时隙  $n$ , 无人机  $k$  与高空气球  $m$  之间的距离可以表示为

$$d_{k,m}[n] = \sqrt{\|L_k[n] - L_m\|^2 + (H_k - H_m)^2} \quad (3)$$

与文献[18-20]相似, 考虑视距链路和自由空间路径损失模型。因此, 无人机  $k$  和高空气球  $m$  之间的信道功率增益可以表示为

$$h_{k,m}[n] = \frac{\beta_0}{d_{k,m}^2[n]} = \frac{\beta_0}{\|L_k[n] - L_m\|^2 + (H_k - H_m)^2} \quad (4)$$

其中,  $\beta_0$  表示参考距离为 1 m 的信道功率增益<sup>[21]</sup>。

本文系统所利用的时分多址技术限制了无人机的计算卸载过程<sup>[22]</sup>, 即无人机最多与一个 HAB 进行通信。设  $a_k^m[n] \in \{0, 1\}$  为 UAV  $k$  与 HAB  $m$  之间关联的二元整数变量, 该变量表示 UAV  $k$  是否被 HAB  $m$  服务。如果  $a_k^m[n]=1$ , 表示 HAB  $m$  接收 UAV  $k$  的计算任务, 否则表示不接收。因此,  $a_k^m[n]$  需满足以下条件, 即

$$\sum_{m=1}^M a_k^m[n] \leq 1 \quad (5)$$

式(5)表示在任意时隙  $n$ , UAV  $k$  只能将计算任务卸载给一个 HAB。

另外, 无人机  $k$  的轨迹  $L_k[n]$  受速度  $v_k[n]$  和最小安全距离等的约束, 即

$$\|v_k[n]\| \leq v_{\max} \quad (6)$$

$$L_k[0] = L_{k,I}, L_k[N] = L_{k,F} \quad (7)$$

$$L_k[n+1] = L_k[n] + v_k[n]\delta[n] \quad (8)$$

$$\|L_k[n] - L_j[n]\|^2 \geq d_{\min}^2, \forall k, j \in \mathcal{K}, k \neq j \quad (9)$$

其中,  $L_{k,I}$  表示无人机  $k$  的初始位置,  $L_{k,F}$  表示无人机  $k$  的终止位置,  $d_{\min}$  表示无人机间最小安全距离。定义无人机  $k$  在时隙  $n$  计算卸载时的发射功率为  $p_{k,m}[n]$ 。假设每架无人机的发射功率已知, 则在时隙  $n$ , UAV  $k$  和 HAB  $m$  的传输速率表示为

$$R_k^m[n] = a_k^m[n] B \log \left( 1 + \frac{p_{k,m}[n] h_{k,m}[n]}{\sigma^2} \right) \quad (10)$$

其中,  $B$  表示系统带宽,  $\sigma^2$  表示高斯白噪声<sup>[23]</sup>。

### 1.2 DT 模型

本文考虑了一种特定类型的数字孪生体, 即无人机。由于数字孪生技术在重现物理实体的实际运行情况时会消耗大量计算资源, 因此本文模型中所有无人机的数字孪生体将在配备 MEC 服务器的高空气球中建立。高空气球可以存储每个无人机实体的原始数据, 并监视网络的实时运行状态。无人机的数字孪生体是无人机实体的数字副本, 它不断地与无人机实体通过实时信道进行交互, 并根据实际的网络拓扑结构、任务请求等进行自我更新。需要注意的是, 数字孪生体不能完全反映无人机的状态, 并且可能与无人机的真实状态值存在估计误差。故在本文模型中, 用  $f_k^l[n]$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  与其数字孪生体之间计算频率的估计误差, 其可正可负, 本文假设其为正值。根据上述定义, 在时隙  $n$ , 无人机  $k$  的数字孪生体构建如下

$$DT_k[n] = \left\{ F_k^{\max}, L_k[n], f_k[n], \overline{f_k^l[n]}, D_k[n], T_k[n] \right\} \quad (11)$$

其中,  $F_k^{\max}$  表示无人机的数字孪生体对真实最大计算频率的估计值,  $L_k[n]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  的位置,  $f_k[n]$  表示无人机的数字孪生体在时隙  $n$  对真实计算频率的估计值,  $D_k[n]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  产生的计算任务大小,  $T_k[n]$  表示完成该计算任务的最大时延。

### 1.3 能量消耗模型

无人机  $k$  的能量消耗包括本地计算能量消耗、传输能量消耗和飞行能量消耗。在时隙  $n$ , 无人机  $k$  的本地计算能量消耗表示为

$$E_k^l[n] = K_k \left( f_k[n] - \overline{f_k^l[n]} \right)^2 \rho_k[n] D_k[n] C_k[n] \quad (12)$$

其中,  $K_k$  表示无人机  $k$  芯片结构的预设参数值,  $C_k[n]$  表示无人机  $k$  完成 1 bit 计算任务所需要的 CPU 周期数。

在时隙  $n$ , 无人机  $k$  一方面会进行部分计算任务的卸载, 另一方面会与高空气球  $m$  保持持续交流和数据传输, 其中的数据包含计算任务的相关信息和数字孪生体的相关参数等, 故在整个时隙  $n$  中, 无人机  $k$  的传输能量消耗表示为

$$E_k^{\text{comm}}[n] = a_k^m[n] p_{k,m}[n] \delta[n] \quad (13)$$

则在时隙  $n$ , 无人机  $k$  的飞行能量消耗表示为

$$E_k^{\text{fly}}[n] = P[v_k[n]] \delta[n] \quad (14)$$

其中,  $P[v_k[n]]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  的飞行功耗, 表示为

$$P[v_k[n]] = P_0 \left( 1 + \frac{3 \|v_k[n]\|^2}{U_{\text{up}}^2} \right) + \frac{P_t V_0}{\|v_k[n]\|} + \frac{1}{2} d_0 \varepsilon s M_0 \|v_k[n]\|^3 \quad (15)$$

其中,  $P_0$  表示悬停状态下无人机  $k$  的翼型功率,  $U_{\text{up}}$  表示转子叶尖转速,  $P_t$  表示悬停状态下无人机  $k$  的诱导功率,  $V_0$  表示前进飞行时感应转子的平均速度,  $d_0$  表示机身阻力比,  $\varepsilon$  表示空气密度,  $s$  表示转子压实度,  $M_0$  表示转子盘面积。

#### 1.4 时延模型

在时隙  $n$ , 无人机  $k$  执行计算任务所需的估计时间为

$$\overline{T_k^l[n]} = \frac{D_k[n] C_k[n]}{f_k[n]} \quad (16)$$

由于数字孪生体和实体之间的数据交互存在时延误差, 故无人机的数字孪生体有时不能准确反映无人机实体的真实状态, 但真实计算时延和数字孪生估计时延之间的误差可以提前获得。则在时隙  $n$ , 无人机  $k$  的真实计算时延与其数字孪生体估计时延之间的计算时延间隙表示为<sup>[24]</sup>

$$\Delta T_k^l[n] = \frac{D_k[n] C_k[n]}{f_k[n] - f_k^l[n]} - \frac{D_k[n] C_k[n]}{f_k[n]} = \frac{D_k[n] C_k[n] \overline{f_k^l[n]}}{f_k[n] (f_k[n] - f_k^l[n])} \quad (17)$$

则在时隙  $n$ , 无人机  $k$  本地计算实际消耗的时间为

$$T_k^l[n] = \overline{T_k^l[n]} + \Delta T_k^l[n] \quad (18)$$

系统参数及其含义如表 1 所示。

表 1 系统参数及其含义

参数	含义
$K$	无人机数量
$M$	配备 MEC 服务器的高空气球的数量
$x_k[n]$	在时隙 $n$ , 无人机 $k$ 水平位置的横坐标
$y_k[n]$	在时隙 $n$ , 无人机 $k$ 水平位置的纵坐标
$H_k$	在时隙 $n$ , 无人机 $k$ 的飞行高度
$x_m$	高空气球 $m$ 水平位置的横坐标
$y_m$	高空气球 $m$ 水平位置的纵坐标
$H_m$	高空气球 $m$ 的悬停高度
$\beta_0$	信道功率增益
$v_{\text{max}}$	无人机的最大飞行速度
$L_{k,I}$	无人机 $k$ 初始位置
$L_{k,F}$	无人机 $k$ 终止位置
$d_{\text{min}}$	无人机间的最小安全距离
$B$	系统带宽
$D_k[n]$	在时隙 $n$ , 无人机 $k$ 产生的计算任务大小
$T_k[n]$	在时隙 $n$ , 无人机 $k$ 完成计算任务的最大时延

本文研究目标是最小化所有无人机的总能量消耗, 包括本地计算能量消耗、传输能量消耗和飞行能量消耗, 重点研究无人机关联  $A = \{a_k^m[n], \forall k \in \mathcal{K}, \forall m \in \mathcal{M}\}$ 、无人机轨迹  $L = \{L_k[n], v_k[n], \forall k \in \mathcal{K}, \forall n \in \mathcal{N}\}$ 、计算资源分配  $F = \{f_k[n], \forall k \in \mathcal{K}, \forall n \in \mathcal{N}\}$  和计算任务卸载比例  $\rho = \{\rho_k[n], \forall k \in \mathcal{K}, \forall n \in \mathcal{N}\}$ 。因此本文的研究问题形式化描述为

$$\text{P1} \min_{A, F, L, \rho} \sum_n \sum_k (E_k^l[n] + E_k^{\text{comm}}[n] + E_k^{\text{fly}}[n])$$

$$\text{s.t. } C_1 : a_k^m[n] \in \{0, 1\}$$

$$C_2 : \sum_{m=1}^M a_k^m[n] \leq 1$$

$$C_3 : \|v_k[n]\| \leq v_{\text{max}}$$

$$C_4 : L_k[0] = L_{k,I}, L_k[N] = L_{k,F}$$

$$C_5 : L_k[n+1] = L_k[n] + v_k[n] \delta[n]$$

$$C_6 : \|L_k[n] - L_j[n]\|^2 \geq d_{\text{min}}^2, \forall k, j \in \mathcal{K}, k \neq j$$

$$C_7 : f_k[n] \leq F_k^{\text{max}}$$

$$C_8 : T_k^l[n] \leq T_k[n] \leq \delta[n]$$

$$C_9: 0 \leq \rho_k[n] \leq 1$$

$$C_{10}: \left( a_k^m[n] B \ln \left( 1 + \frac{p_{k,m}[n] h_{k,m}[n]}{\sigma^2} \right) \right) \delta[n] \geq (1 - \rho_k[n]) D_k[n]$$

其中, 约束  $C_1$  表示无人机  $k$  与高空气球  $m$  之间的关联变量是一个二元整数变量; 约束  $C_2$  表示在任意时隙  $n$ , 无人机  $k$  只能将计算任务卸载给一个高空气球进行处理; 约束  $C_3$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  的速度不能超过最大飞行速度; 约束  $C_4$  表示无人机  $k$  的初始位置和终止位置; 约束  $C_5$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  的轨迹约束; 约束  $C_6$  表示在时隙  $n$ , 为防止碰撞, 两架无人机之间的最小安全距离设置; 约束  $C_7$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  的数字孪生体对真实计算频率估计值的大小设置, 保证其不超过无人机的数字孪生体对真实最大计算频率的估计值; 约束  $C_8$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  完成计算任务消耗的时间不能超过其能容忍的最大时延上限; 约束  $C_9$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  卸载任务比例的范围限制; 约束  $C_{10}$  表示在时隙  $n$ , 无人机  $k$  上行链路传输的总比特数需满足的条件。

从约束条件中可以很容易地观察到, 约束  $C_1$  和  $C_2$  中的 UAV-HAB 关联变量涉及二元整数变量和目标函数, 约束  $C_6$  和约束  $C_{10}$  与优化变量  $\rho$  和  $L$  存在高度耦合性。因此, 优化问题 P1 是一个非凸混合整数非线性规划问题, 而传统的凸优化技术无法解决该问题。本文将原始问题 P1 分解为 3 个更易于处理的子问题, 即 UAV-HAB 关联子问题、UAV 轨迹子问题、计算任务卸载比例和计算资源分配子问题。本文设计了一种基于深度强化学习和交替迭代的算法来得到原始问题的收敛次优解。

## 2 算法设计

由于 P1 的非线性, 直接求解不现实。本文通过求解以下 3 个子问题获得原问题 P1 的最优解, 算法流程如图 2 所示。首先在给定可行  $\{F, L, \rho\}$  下优化  $\{A\}$ , 应用 DDQN 算法求解; 然后在给定可行  $\{A, F, \rho\}$  下优化  $\{L\}$ , 因其存在的非凸结构, 故应用 SCA 技术进行优化; 最后在给定可行  $\{A, L\}$  下优化  $\{F, \rho\}$ , 应用优化工具 CVX 有效解决。本节分别给出以上 3 个子问题的求解过程。

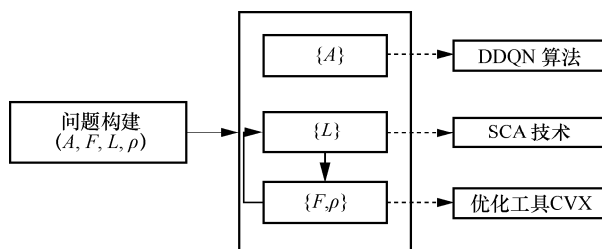


图 2 算法流程

### 2.1 优化 UAV-HAB 关联变量

由于动态网络环境和系统要求, 在计算卸载中, 采用智能方法来实现更好的卸载决策至关重要。本节首先阐述深度强化学习的 4 个关键元素, 然后利用 DDQN 算法对未知环境进行探索, 优化 UAV-HAB 关联变量, 不仅解决了深度 Q 网络估计过高的问题, 而且解决了 UAV 位置变化导致的状态-动作对大量增加的问题。

深度强化学习的 4 个关键要素为智能体和环境、状态、动作和奖励<sup>[24]</sup>, 本文具体的系统模型如下。

智能体和环境。在本文提出的数字孪生技术辅助多无人机计算任务卸载模型中, 环境中的智能体的目标是最大化其未来的潜在回报。因此, 与其他强化学习方法不同, 本文模型通过定义与能量成本负相关的奖励, 将最小的能量消耗总和转化为最大的奖励。

状态。系统状态由以下几个部分组成

$$S[n] = \{ \{ L_k[n], D_k[n], T_k[n], L_m \}, \forall k \in \mathcal{K}, \forall m \in \mathcal{M} \}$$

其中,  $L_k[n]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  的位置,  $D_k[n]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  生成的计算任务比特数,  $T_k[n]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  完成计算任务能容忍的最大时延,  $L_m$  表示高空气球  $m$  的位置。智能体在执行一个动作后将从一个状态转换到另一个特定的状态。

动作。综合提出的网络模型, 行动包括

$$A[n] = \{ a_k^m[n], \forall k \in \mathcal{K}, \forall m \in \mathcal{M} \}$$

其中,  $a_k^m[n]$  表示无人机  $k$  在时隙  $n$  的卸载决策。通过执行一个操作, 智能体从一个状态转换到下一个状态。

奖励。智能体在执行每一个可能的动作后, 在特定状态下获得奖励。在某种意义上, 奖励函数应该与目标函数相关联。然而, 本文的目标函数是最小化系统的总能量消耗, 强化学习的目标是最大化奖励。因此, 奖励的价值应该与目标函数呈负相关, 故将即时奖励定义为

$$R[n+1] = - \sum_k^K (E'_k[n] + E_k^{\text{comm}}[n] + E_k^{\text{fly}}[n]) - \nu$$

其中， $\nu$  表示惩罚项。

给定多无人机的实时位置、多无人机的传输功率、多无人机的计算任务卸载比例和计算资源分配，则关于 UAV-HAB 关联的优化问题可以构建为

$$\begin{aligned} \text{P1.1} \quad & \arg \max_{\pi^*} \sum_{n=0}^{N-1} R[n+1] \\ \text{s.t.} \quad & C_1, C_2, C_{10} \end{aligned}$$

其中， $\pi^*$  表示  $\{A\}$  的最优策略。

为了解决问题 P1.1，本文使用带有经验重放的优化算法 DDQN 来获得最优策略。DDQN 不是在目标网络里面直接搜索最大  $Q$  值的动作，而是先在

预测网络中找出最大  $Q$  值对应的动作，即

$$a^{\max}(S[n+1], \varphi_2) = \arg \max Q(S[n+1], a'; \varphi_1)$$

其中， $\varphi_1$  表示预测网络的参数， $\varphi_2$  表示目标网络的参数。然后利用选取出来的动作在目标网络中计算目标  $Q$  值，即

$$Q_{\text{target}}^{\text{DDQN}}[n] = R[n+1] + \omega Q(S[n+1], a^{\max}(S[n+1], \varphi_2); \varphi_2)$$

其中， $\omega$  表示折扣因子。

损失函数为

$$J(\varphi_1) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P [Q_{\text{target}}^{\text{DDQN}}[p] - Q_{\text{predicted}}^{\text{DDQN}}[p]]^2$$

其中， $P$  表示在记忆库  $D$  中抽取的样本数量。

DDQN 算法框架如图 3 所示，基于 DDQN 算法的流程如算法 1 所示。

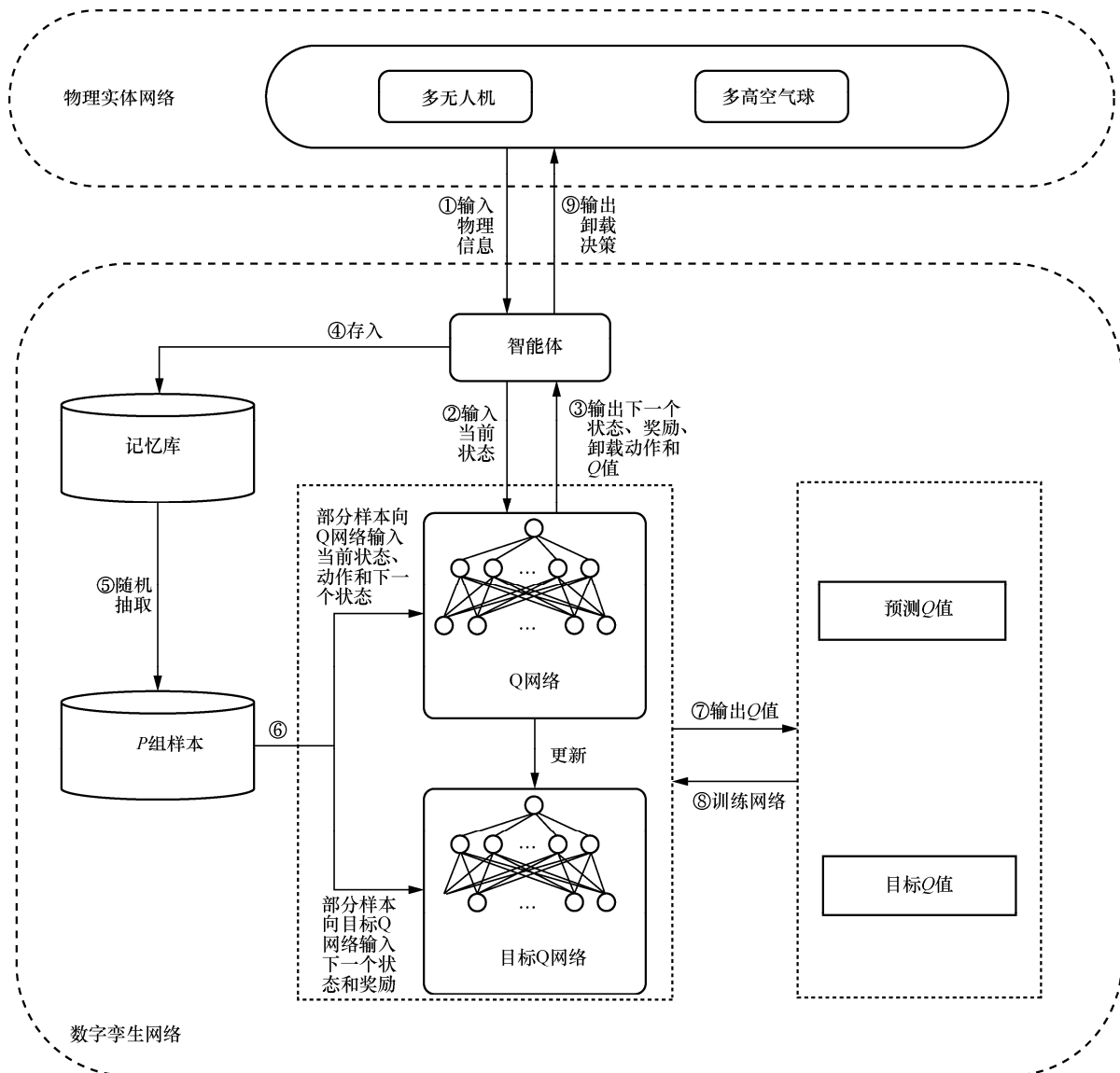


图 3 DDQN 算法框架

**算法 1** 基于 DDQN 算法的流程

初始化  $\varphi_1, \varphi_2, \omega, \text{Number}, D, Z$

- 1) for episode = 1 : Number
- 2) for  $n = 1 : N$
- 3) 获得初始状态  $S[n]$ ;
- 4) 依据状态  $S[n]$ , 应用贪婪策略获得动作  $a_k^m[n]$ ;
- 5) 获得奖励  $r[n+1]$ , 并转向下一个状态  $s[n+1]$ ;
- 6) 将  $\{S[n], a_k^m[n], r[n+1], S[n+1]\}$  存储在大小为  $Z$  的记忆库  $D$  中;
- 7) 如果记忆库  $D$  已满, 随机抽取  $P$  组样本;
- 8) for  $p = 1 : P$
- 9) 获得  $Q_{\text{target}}^{\text{DDQN}}[p]$  和  $Q_{\text{predicted}}^{\text{DDQN}}[p]$ ;
- 10) end for
- 11) 应用  $\varphi_1 = \varphi_1 - \lambda \nabla_{\varphi_1} J(\varphi_1)$  更新  $\varphi_1$ ;
- 12) 经过固定间隔, 更新  $\varphi_2$ , 即  $\varphi_2 = \varphi_1$ ;
- 13)  $n = n + 1$ ;
- 14) end for
- 15) end for
- 16) 输出最优策略  $\pi^*$

**2.2 优化无人机的轨迹变量**

当 UAV-HAB 关联、多无人机的计算任务卸载比例和计算容量分配给定时, 可以得到如下优化问题

$$\text{P1.2} \quad \min_L \sum_n \sum_k (E_k^l[n] + E_k^{\text{comm}}[n] + E_k^{\text{fly}}[n])$$

s.t.  $C_3, C_4, C_5, C_6, C_{10}$

除了目标函数、约束  $C_6$  和  $C_{10}$ , 其他约束均存在凸结构。因此, 不能直接应用标准凸优化方法来解决。针对目标函数, 首先引入松弛变量  $\{\varphi_k[n]\}$ , 将  $E_k^{\text{fly}}[n]$  的原表达式转换为

$$\overline{E_k^{\text{fly}}[n]} = \left( P_0 \left( 1 + \frac{3\|v_k[n]\|^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + \frac{P_l V_0}{\varphi_k[n]} + \frac{1}{2} d_0 \varepsilon s M_0 \|v_k[n]\|^3 \right) \delta[n] \quad (19)$$

其次, 引入局部点  $\{v_{k,l}[n]\}$ , 将  $\|v_k[n]\|^2$  利用连续凸逼近技术进行一阶泰勒展开, 表示为

$$\|v_k[n]\|^2 \geq \|v_{k,l}[n]\|^2 + 2v_{k,l}^T[n](v_k[n] - v_{k,l}[n]) = f_{\text{lb}}(v_k[n]) \quad (20)$$

接下来, 处理非凸约束  $C_6$ , 给定局部点  $\{L_{k,l}[n]\}$  和  $\{L_{j,l}[n]\}$ , 并应用一阶泰勒展开, 可以得到

$$\|L_k[n] - L_j[n]\|^2 \geq -\|L_k[n] - L_j[n]\|^2 + 2\left(\|L_{k,l}[n] - L_{j,l}[n]\|\right)^T (L_{k,l}[n] - L_{j,l}[n]) = S_{k,j}^{\text{lb}}[n], \forall k, j \in \mathbb{K}, k \neq j$$

最后, 解决非凸约束  $C_{10}$ 。引入松弛变量  $\{y_{k,m}[n]\}$ , 则约束  $C_{10}$  转换为

$$\left( a_k^m[n] \text{B1b} \left( 1 + \frac{\varepsilon}{y_{k,m}[n] + H} \right) \right) \delta[n] \geq (1 - \rho_k[n]) D_k[n]$$

其中,  $\varepsilon = \frac{P_{k,m}[n] \beta_0}{\sigma^2}$ ,  $H = (H_k - H_m)^2$ , 接着引入局部点  $\{y'_{k,m}[n]\}$ , 得到

$$\text{B1b} \left( 1 + \frac{P_{k,m}[n] \beta_0}{\sigma^2 (y_{k,m}[n] + H)} \right) = \text{B1b} \left( 1 + \frac{\phi}{y_{k,m}[n] + H} \right) \geq \frac{B}{\ln 2} [\ln(y'_{k,m}[n] + H + \phi) - \ln(y'_{k,m}[n] + H)] - \frac{B\phi}{\ln 2 (y'_{k,m}[n] + H + \phi)(y'_{k,m}[n] + H)} (y_{k,m}[n] - y'_{k,m}[n]) = R_{k,m}^{\text{lb}}$$

故最终优化问题 P1.2 转换为

$$\text{P1.3} \quad \min_L \sum_n \sum_k (E_k^l[n] + E_k^{\text{comm}}[n] + \overline{E_k^{\text{fly}}[n]})$$

s.t.  $C_{11} : S_{k,j}^{\text{lb}}[n] \geq d_{\text{min}}^2, \forall k, j \in \mathbb{K}, k \neq j$   
 $C_{12} : f_{\text{lb}}(v_k[n]) \geq v_{k,l}[n]^2$   
 $C_{13} : v_{k,l}[n] \geq 0$   
 $C_{14} : y_{k,m}[n] \geq \|L_k[n] - L_m\|^2$   
 $C_{15} : (a_k^m[n] R_{k,m}^{\text{lb}}) \delta[n] \geq (1 - \rho_k[n]) D_k[n]$   
 $C_{16} : C_3, C_4, C_5$

问题 P1.3 具有凸结构, 可以使用标准凸优化方法有效解决。

**2.3 优化无人机的计算频率和计算任务卸载比例**

当 UAV-HAB 关联和无人机的轨迹给定时, 得到如下优化问题

$$\text{P1.4} \quad \min_{F, \rho} \sum_n \sum_k (E_k^l[n] + E_k^{\text{comm}}[n] + E_k^{\text{fly}}[n])$$

s.t.  $C_7, C_8, C_9, C_{10}$

问题 P1.4 是一个标准的线性规划问题，可以使用优化工具 CVX 来有效解决。联合优化 LSAV-HAV 关联、无人机轨迹、无人机计算资源分配和计算任务卸载比例的算法如算法 2 所示。

**算法 2** 联合优化 LSAV-HAV 关联、无人机轨迹、无人机计算资源分配和计算任务卸载比例的算法  
定义  $r=0$ ，初始化  $K$ ， $M$ ， $H_k$ ， $H_m$ ， $\beta_0$ ， $v_{\max}$ ， $d_{\min}$ ， $L_{k,I}$ ， $L_{k,F}$ ， $B$ ， $\xi$ ，网络参数  $\varphi_1$  和  $\varphi_2$

- 1) 在给定的  $F$ ， $L$ ， $\rho$  下，应用算法 1 解决问题 P1.1，得到最优策略  $\pi^*$ ；
- 2) 循环
- 3) 应用 SCA 技术解决问题 P1.3，得到无人机轨迹  $L^r$ ；
- 4) 应用优化工具 CVX 解决问题 P1.4，得到无人机计算资源分配和计算任务卸载比例  $\{F^r, \rho^r\}$ ；
- 5)  $r = r + 1$ ；
- 6) 直到相邻目标函数值之间的绝对值之差小于阈值  $\xi$ ；
- 7) 输出 UAV-HAV 的关联  $A$ 、无人机轨迹  $L$ 、无人机计算资源分配  $F$  和计算任务卸载比例  $\rho$ 。

### 3 性能分析

#### 3.1 计算复杂度分析

为解决问题 P1.1，采用 DDQN 算法。然而，神经网络的计算复杂度受许多因素的影响，如数据的大小、模型的复杂性和整体算法框架。神经网络的复杂性分析是一个非常复杂的问题，很少有研究涉及这一问题。为了简化这个问题，本文关注生成最优动作的计算复杂度。在每次迭代中，DDQN 中的每个智能体遍历所有动作，寻找  $Q$  值最大的最优动作。在本文模型中，每个时隙有  $K$  个无人机，每个无人机可以从  $M+1$  个动作中选择一个。因此，相应的计算复杂度为  $O(NK(M+1))$ 。解决问题 P1.3 的求解复杂度为  $O(N(K(K-1)+KM))$ 。因此，算法 2 总的计算复杂度为  $O(NK(M+1)+EN(K(K-1)+KM))$ ，其中， $E$  为外部迭代次数。

#### 3.2 收敛性分析

图 4 给出了不同学习率下 DDQN 算法的收敛性。从图 4 可知，DDQN 算法的奖励值随着迭代次数的增加达到收敛；学习率越高，DDQN 的收敛速度越快。另外，随着学习率的增加，得到局部最优

解而不是全局最优解的可能性变大。因此，需要根据具体情况选择合适的学习率。

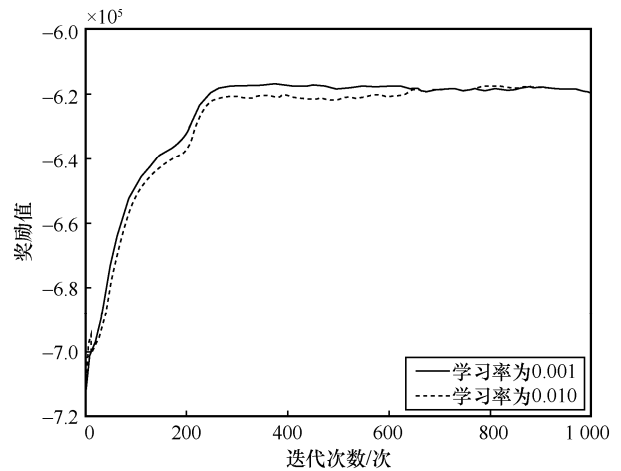


图 4 不同学习率下 DDQN 算法的收敛性

### 4 仿真分析

本文使用 Python3.7 和 TensorFlow 框架对多无人机空中用户计算任务卸载方案进行了仿真，考虑两架无人机和 3 个配备 MEC 服务器的高空气球分布在  $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$  区域中。其中，两架无人机的飞行高度统一设置为  $H_k = 500\text{ m}$ ，3 个高空气球的悬停高度统一设置为  $2\ 500\text{ m}$ 。任意时隙下，无人机  $k$  的发射功率为  $p_{k,m}[n] = 2\text{ W}$ ，所有无人机的最大飞行速度为  $v_{\max} = 30\text{ m/s}$ 。其他参数设置如表 2 所示。为了评估本文算法，本文设计实验方案如下。

表 2 参数设置

参数	预设值
$K$	2
$M$	2
$\beta_0/\text{dB}$	-30
$v_{\max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	30
$B/\text{MHz}$	50
$\Omega/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	400
$r/\text{m}$	0.5
$U_{\text{up}}$	$\Omega r$
$P_t/\text{W}$	79.07
$V_0/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	3.6
$\xi$	0.000 1
$d_0$	0.075

1) 为了说明本文算法较其他算法的优越性，本文分别给出无卸载方案、深度 Q 网络方案和本文算

法对多无人机能量消耗最优化的仿真实验结果。

2) 为了体现 DT 对能量消耗最优化的影响, 本文设计了有 DT 辅助和无 DT 辅助的对比实验方案, 进一步证明了 DT 辅助方案(本文算法)的有效性和优越性。

3) 为了评估无人机任务卸载比例对其飞行轨迹、能量消耗的性能影响, 本文分别给出不同计算任务卸载比例下的无人机轨迹仿真图像和无人机计算任务占比对其能量消耗影响的仿真实验结果, 进一步说明本文算法在降低无人机能量消耗方面的有效性。

4 种对比方案如下。

1) 无卸载方案。计算任务都由无人机执行, 优化无人机的轨迹和计算资源分配。

2) 深度 Q 网络方案。无人机的计算任务卸载到哪一个高空气球端由深度 Q 网络优化。

3) 无 DT 辅助的方案。整个系统没有应用数字孪生技术, 即在处理无人机携带的计算任务时需要额外的数据交互。

4) 本文算法。无人机部分比例计算任务在本地计算, 部分比例计算任务可以卸载到配备 MEC 服务器的高空气球计算。

图 5 给出了不同时间周期  $T$  对所有无人机能量消耗的影响。从图 5 可知, 随着时间周期  $T$  的增加, 所有方案下的系统能量消耗都呈上升趋势。其中, 无卸载方案下的系统能量消耗最大, 而其他方案实现了更小的能量消耗。这是由于其他方案下的 HAB 可作为一个辅助计算平台, 与无人机协作完成携带任务。此外, 本文算法也优于深度 Q 网络方案, 这可以解释为深度 Q 网络方案使用相同的值来选择和评价一个动作, 但本文算法克服了该缺点, 进一步提高了目标  $Q$  值。

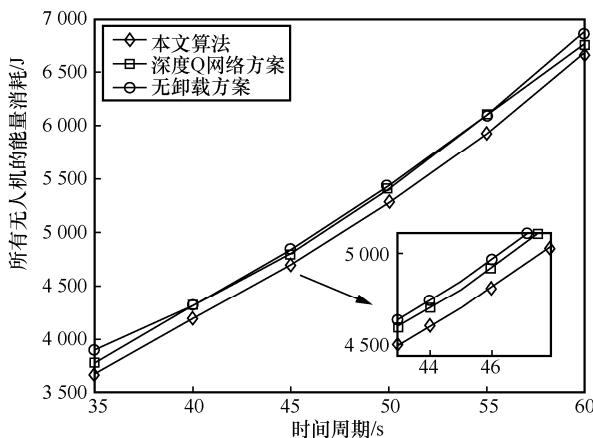


图 5 不同时间周期  $T$  对所有无人机能量消耗的影响

图 6 给出了不同计算任务量对所有无人机能量消耗的影响。从图 6 可知, 随着计算任务量的增加, 无人机能量消耗越来越大。其中, 本文算法总是比其他方案表现出更好的性能, 而且随着每架无人机计算任务量的增加, 这种优势变得越来越明显。

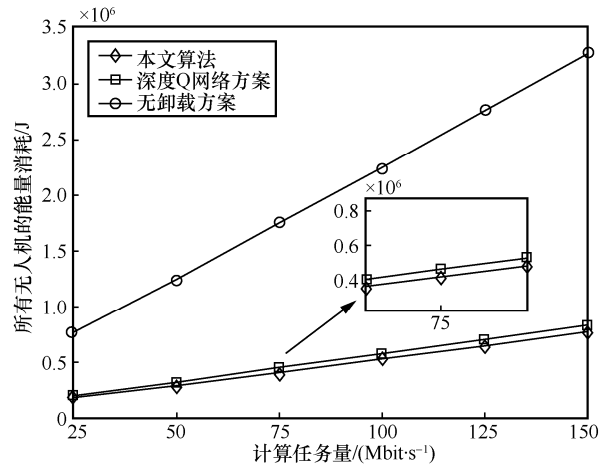


图 6 不同计算任务量对所有无人机能量消耗的影响

图 7 给出了不同计算频率对所有无人机能量消耗的影响。从图 7 可知, 无人机的能量消耗随着计算频率的增加而增加。其原因是基于本地计算频率表达式, 无人机本地计算的能量消耗与计算频率呈正相关, 故当无人机的计算频率增加时, 无人机的能量消耗也随之增加。无卸载方案、深度 Q 网络方案能量消耗较大, 本文算法的能量消耗较小。

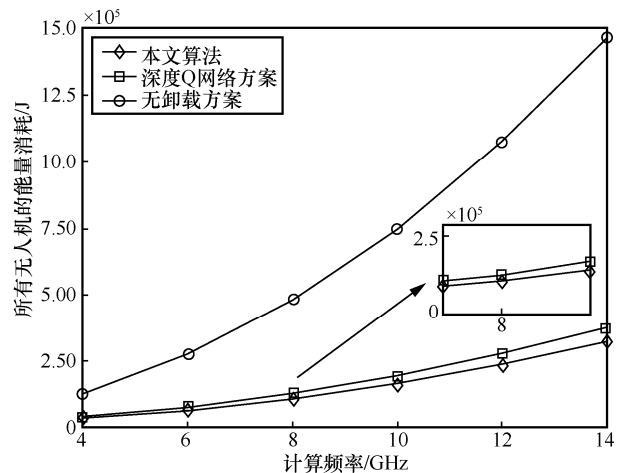


图 7 不同计算频率对所有无人机能量消耗的影响

图 8 给出了有无 DT 辅助下不同计算任务量对所有无人机能量消耗的影响。从图 8 可知, 有 DT 辅助方案的系统能量消耗明显小于无 DT 辅助方

案。其原因是每个无人机的状态都存储在 DT 中，在寻找卸载点时不需要额外的数据交互，进而减少了系统的能量消耗，节省了数据传输的时间。

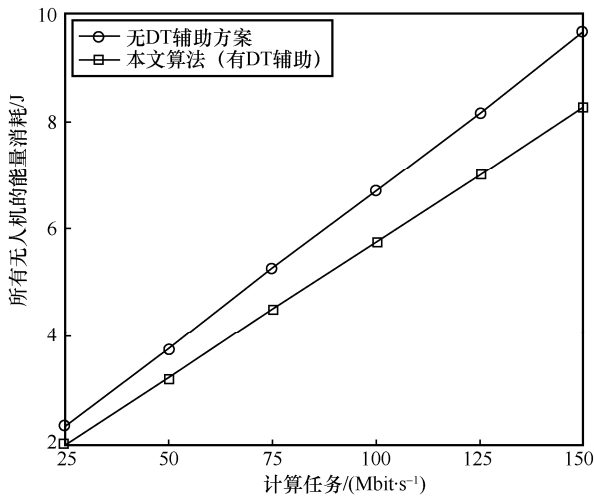


图 8 有无 DT 辅助下不同计算任务量对所有无人机能量消耗的影响

图 9 给出了时间周期  $T=100$  s 时，不同计算任务卸载比例下的无人机轨迹。无人机 1 的初始水平位置和终止水平位置分别设定为  $L_1[0]=(-500,-225)$  和  $L_1[N]=(500,-225)$ ，无人机 2 的初始水平位置和终止水平位置分别设定为  $L_2[0]=(-500,225)$  和  $L_2[N]=(500,225)$ ，3 个配备 MEC 服务器的高空气球水平位置坐标分别设置为  $L_1=(-300,0)$ 、 $L_2=(0,0)$  和  $L_3=(300,0)$ 。从图 9 可知，依据本文算法优化所得的无人机轨迹曲线变化幅度较小，并且无人机倾向于靠近配备 MEC 服务器的高空气球，这意味着更多的计算任务会卸载到高空气球进行处理，而无人机用于本地计算的能量消耗会减少。另一个观察结果是，在计算任务全部卸载的情况下，无人机无限靠近配备 MEC 服务器的高空气球，但无人机能量总消耗明显大于本文算法。

图 10 给出了无人机计算任务占比对所有无人机能量消耗的影响。从图 10 可知，无论是本文算法还是深度 Q 网络方案，无人机的总能量消耗总是随着无人机计算任务占比的增加而增加。其原因是基于本地计算频率表达式，无人机本地计算能量消耗与无人机计算任务占比呈正相关，即当无人机的计算任务占比增加时，无人机的能量消耗也随之增加。另外，可以明显观察到，本文算法相较深度 Q 网络方案在减少能量消耗方面一直保持较大优势。

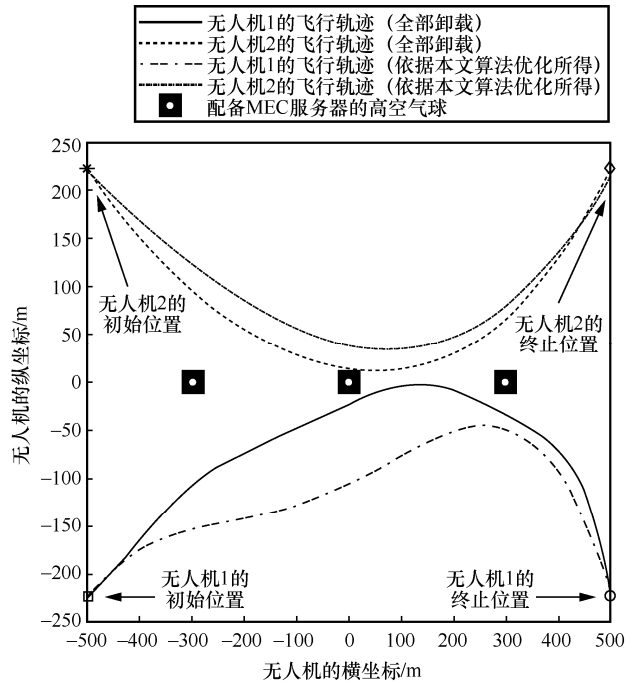


图 9 时间周期  $T=100$  s 时，不同计算任务卸载比例下的无人机轨迹

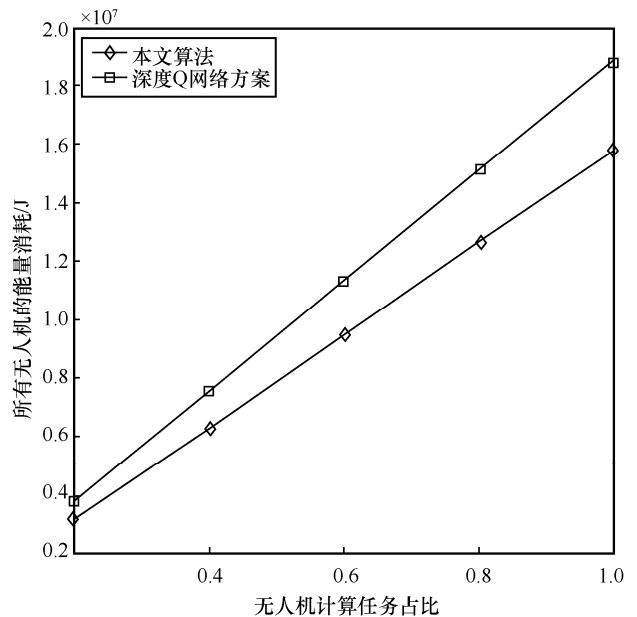


图 10 无人机计算任务占比对所有无人机能量消耗的影响

### 5 结束语

本文搭建了一种数字孪生技术辅助下的移动边缘计算蜂窝连接多无人机网络模型，引入多只配备 MEC 服务器的高空气球协助无人机完成计算任务，并研究了多无人机轨迹优化和资源分配方案。以多无人机的总能量消耗最小化为目标，通过联合优化 UAV-HAB 关联、无人机飞行轨迹、计算频率

分配和计算任务卸载比例, 实现了多无人机任务的高效处理。在制定卸载决策时, 借助 DDQN 算法处理 UAV-HAB 关联存在的二元整数问题, 实现了无人机与高空气球间的有效关联, 并采用连续凸逼近技术解决无人机飞行轨迹存在的非凸问题。仿真结果表明, 本文算法在执行无人机计算任务时能量消耗降低了 30%, 优于其他对比算法。下一步将在本文的基础上考虑无人机计算任务卸载过程中的三维轨迹优化和发射功率分配。该类优化问题中的优化变量间存在高度耦合性和复杂性, 这也是未来工作的重点和难点。

### 参考文献:

- [1] ZHAO L, YANG K Q, TAN Z Y, et al. A novel cost optimization strategy for SDN-enabled UAV-assisted vehicular computation offloading[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(6): 3664-3674.
- [2] 郎磊, 王荆宁, 王一, 等. 无人机辅助通信中基于用户轨迹的无线资源和航迹优化[J]. *通信学报*, 2022, 43(3): 225-232.  
LANG L, WANG J N, WANG Y, et al. Radio resource and trajectory optimization for UAV assisted communication based on user route[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(3): 225-232.
- [3] ZHANG L, ANSARI N. Optimizing the operation cost for UAV-aided mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(6): 6085-6093.
- [4] 张海君, 张资政, 隆克平. 基于移动边缘计算的 NOMA 异构网络资源分配[J]. *通信学报*, 2020, 41(4): 27-33.  
ZHANG H J, ZHANG Z Z, LONG K P. Resource allocation in NOMA heterogeneous network based on MEC[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(4): 27-33.
- [5] SONG Z Y, LIU Y W, SUN X. Joint task offloading and resource allocation for NOMA-enabled multi-access mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(3): 1548-1564.
- [6] XIA J M, WANG P, LI B, et al. Intelligent task offloading and collaborative computation in multi-UAV-enabled mobile edge computing[J]. *China Communications*, 2022, 19(4): 244-256.
- [7] CAO X W, XU J, ZHANG R. Mobile edge computing for cellular-connected UAV: computation offloading and trajectory optimization[C]//*Proceedings of 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [8] ASHRAF A A A, MUTHANNA A, KIRICHEK R, et al. Energy- and latency-aware hybrid offloading algorithm for UAVs[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 37587-37600.
- [9] HUA M, HUANG Y M, SUN Y, et al. Energy optimization for cellular-connected UAV mobile edge computing systems[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communication Systems (ICCS)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [10] LYU Z H, HAO J J, GUO Y J. Energy minimization for MEC-enabled cellular-connected UAV: trajectory optimization and resource scheduling[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 478-483.
- [11] HUA M, HUANG Y M, WANG Y, et al. Energy optimization for cellular-connected multi-UAV mobile edge computing systems with multi-access schemes[J]. *Journal of Communications and Information Networks*, 2018, 3(4): 33-44.
- [12] LIU J F, LI L X, YANG F C, et al. Minimization of offloading delay for two-tier UAV with mobile edge computing[C]//*Proceedings of 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1534-1538.
- [13] LIU Y M, GRACE D, MITCHELL P D. Exploiting platform diversity for GoS improvement for users with different High Altitude Platform availability[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(1): 196-203.
- [14] WU Y W, ZHANG K, ZHANG Y. Digital twin networks: a survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(18): 13789-13804.
- [15] ZHAO L, HAN G J, LI Z H, et al. Intelligent digital twin-based software-defined vehicular networks[J]. *IEEE Network*, 2020, 34(5): 178-184.
- [16] LI B, LIU Y F, TAN L, et al. Digital twin assisted task offloading for aerial edge computing and networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10863-10877.
- [17] LIU T, TANG L, WANG W L, et al. Digital-twin-assisted task offloading based on edge collaboration in the digital twin edge network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(2): 1427-1444.
- [18] WANG C W, CUI Y L, DENG D H, et al. Trajectory optimization and power allocation scheme based on DRL in energy efficient UAV-aided communication networks[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2022, 31(3): 397-407.
- [19] HUANG Y W, XU J, QIU L, et al. Cognitive UAV communication via joint trajectory and power control[C]//*Proceedings of 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [20] EI N N, KANG S W, ALSENWI M, et al. Multi-UAV-assisted MEC

system: joint association and resource management framework[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Information Networking (ICOIN). Piscataway: IEEE Press, 2021: 213-218.

- [21] 崔玉亚, 张德干, 张婷, 等. 一种面向移动边缘计算的多用户细粒度任务卸载调度方法[J]. 电子学报, 2021, 49(11): 2202-2207.  
CUI Y Y, ZHANG D G, ZHANG T, et al. A multi-user fine-grained task offloading scheduling approach of mobile edge computing[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(11): 2202-2207.
- [22] XU Y, ZHANG T K, YANG D C, et al. Joint resource and trajectory optimization for security in UAV-assisted MEC systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(1): 573-588.
- [23] LU W D, DING Y, GAO Y, et al. Resource and trajectory optimization for secure communications in dual unmanned aerial vehicle mobile edge computing systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(4): 2704-2713.
- [24] VAN H D, NGUYEN V D, SHARMA V, et al. Digital twin empowered ultra-reliable and low-latency communications-based edge networks in industrial IoT environment[C]//Proceedings of ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5651-5656.

#### [作者简介]



夏景明（1980—），男，江苏南京人，博士，南京信息工程大学副教授、硕士生导师，主要研究方向为物联网应用和边缘计算等。



刘玉凤（1996—），女，河北衡水人，南京信息工程大学硕士生，主要研究方向为移动边缘计算和机器学习等。



谈玲（1979—），女，江苏宜兴人，博士，南京信息工程大学教授、硕士生导师，主要研究方向为机器学习和移动边缘计算等。