

基于系统成本函数优化的无人机辅助通感一体化系统数据调度、雷达预编码及飞行轨迹优化方法

柴 蓉¹, 王丙燕^{1*}, 孙瑞锦², 景小荣¹

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065;

2. 西安电子科技大学综合业务网理论与关键技术国家重点实验室, 陕西西安 710126)

摘 要: 本文针对多天线无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)辅助的通信感知一体化场景, 综合考虑目标感知及用户通信性能, 定义系统成本函数为系统能耗与用户速率的加权和, 将通信感知调度、感知预编码设计以及 UAV 飞行轨迹优化问题建模为一个满足约束条件的系统成本函数优化问题. 由于所建模优化问题为一个变量高度耦合且非凸的混合整型优化问题, 难以直接求解, 本文将原优化问题拆分为三个子问题, 即 UAV 飞行轨迹优化子问题、通信感知调度子问题和雷达感知预编码子问题, 并提出一种迭代嵌套方法来求解这些子问题. 针对 UAV 飞行轨迹优化子问题, 将其建模为马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP), 并提出一种基于双重深度 Q 网络的 UAV 轨迹优化算法. 对于给定的 MDP 系统状态, 采用拉格朗日对偶变换方法和二次变换方法求解通信感知调度子问题, 并通过引入辅助变量及约束条件等价转换方法求解雷达感知预编码子问题. 基于所得到的通信感知调度策略和雷达感知预编码, 更新 MDP 奖励函数, 确定 UAV 飞行轨迹, 以迭代实现通信感知调度策略、感知预编码设计及 UAV 飞行轨迹的联合优化. 最后, 通过仿真验证了本文所提算法的有效性.

关键词: 无人机(UAV); 通信感知一体化; 数据调度; 轨迹优化; 预编码

基金项目: 国家自然科学基金(No.62271097)

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)03-0744-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20240656

System Cost Function Optimization-Based Data Scheduling, Radar Precoding and Flight Trajectory Design for UAV-Assisted Integrated Sensing and Communication Systems

CHAI Rong¹, WANG Bing-yan^{1*}, SUN Rui-jin², JING Xiao-rong¹

(1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065,

China; 2. State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710126, China)

Abstract: In this paper, the scenario of multiple antenna-unmanned aerial vehicle (UAV)-assisted sensing and communication is addressed. Target perception and user communication performance is comprehensively considered, and system cost function is defined as the weighted sum of system energy consumption and user data rate. The optimization problem of communication and sensing scheduling strategy, perception precoding design, and UAV flight trajectory is formulated as a constrained system cost function optimization problem. Due to the highly coupled and non-convex nature of the optimization problem, it is challenging to solve directly. To tackle this problem, the formulated optimization problem is decomposed into three subproblems, i.e., UAV flight trajectory optimization subproblem, communication and sensing scheduling subproblem, and radar perception precoding subproblem, and an iterative nested method is proposed to solve these subproblems. For UAV flight trajectory optimization subproblem, a markov decision process (MDP) is modeled, and a UAV trajectory optimization algorithm is designed based on double deep Q -networks. Given the state of the MDP model, the communication and sensing scheduling subproblem is solved using Lagrange dual transformation and quadratic transformation methods, and the radar perception precoding subproblem is addressed through applying equivalent transformation approaches, i.e., intro-

ducing auxiliary variables and converting optimization constraints. Based on the obtained communication and sensing scheduling strategy and radar perception precoding, the reward function of the MDP model is updated and the UAV flight trajectory is determined, so as to achieve the joint optimization of communication and sensing scheduling, perception precoding design, and UAV flight trajectory. The effectiveness of the proposed algorithm is verified through simulations.

Key words: unmanned aerial vehicle; integrated communication and sensing; data scheduling; trajectory optimization; precoding

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62271097)

1 引言

随着无线通信技术的快速发展,无线通信频段逐渐向更高频段扩展并与传统感知频段产生重叠,这使得有限的频谱资源与日益增长的通信和感知需求之间的矛盾逐渐凸显^[1].融合通信与感知技术,设计通信感知一体化系统有望实现对频谱资源的高效利用,提升通信和感知性能.近年来,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在无线通信及目标感知系统中的应用受到了广泛的关注.得益于其高灵活性、低成本及易于部署的特性,UAV有望成为提供通信感知一体化服务的高效空中平台^[2].另一方面,多天线系统通过在发射器和接收器之间部署多根天线,并采用波束成形及预编码技术,能够实现广泛的空间自由度和信号传输性能的显著提升.通过在UAV上部署通信感知模块,将UAV与通信感知一体化技术相结合,可实现UAV辅助的通信及感知,提升信息传输及目标感知性能.

近年来,已有研究关注UAV在无线通信、目标检测及通信感知一体化中的应用.文献[3~7]针对UAV辅助的无线通信系统开展研究.文献[3]针对UAV数据收集场景,提出了一种UAV速度控制方案,以实现UAV数据收集量最大化.文献[4]针对UAV辅助空对地通信系统,提出一种数据传输调度策略,以提升系统可靠性.文献[5,6]设计UAV通信系统的轨迹设计及资源功率分配策略,以实现系统吞吐量提升^[5]和能耗优化^[6].文献[7]针对UAV辅助通信系统,提出一种用户调度及UAV轨迹优化策略,以实现UAV能量效率最大化.文献[8~11]针对UAV辅助感知系统开展研究.文献[8]研究UAV辅助雷达系统的目标监测问题,设计UAV协作感知策略,以提高传输速率,降低传输时延及UAV能耗.文献[9]针对无源UAV雷达成像系统提出一种UAV轨迹优化方案,以实现能耗优化.文献[10]针对UAV辅助无线电监测及跟踪场景,提出一种鲁棒UAV轨迹优化方案.文献[11]针对多UAV目标跟踪场景,提出一种UAV编队配置策略,以实现系统目标跟踪性能优化.文献[12~15]针对UAV辅助通信感知一体化问题开展研究.文献[12]提出了一种UAV辅助通信感知一体化的波束共享方案,以提升多机协同感知性能.文献[13]设计一种通信感知协同控制方案,以降低UAV定位业务的故障率及资源消

耗.文献[14,15]针对通信感知一体化系统,设计UAV轨迹优化及资源分配策略,实现节点通信速率优化.

尽管已有文章针对UAV辅助通信^[3~7]和UAV辅助感知系统^[8~11]开展了研究,但较少考虑UAV在通信感知一体化场景中的应用.文献[12~15]针对UAV辅助通信感知一体化问题开展研究,但主要研究UAV的静态部署问题,未考虑UAV动态轨迹规划问题^[12,13],且主要考虑通信性能优化,未联合考虑UAV能耗优化及多用户通信调度优化问题^[14,15].此外,现有研究较少考虑多天线多机协同通信感知场景,导致系统性能受限.本文针对UAV辅助的通信感知一体化场景,研究通信感知调度、预编码及UAV轨迹优化问题.综合考虑目标感知和用户通信性能,将通信感知调度策略、感知预编码设计及UAV飞行轨迹优化问题建模为满足约束条件的系统成本函数优化问题.为求解所建模的优化问题,将原优化问题拆分为三个子问题进行求解,并采用迭代嵌套方式求解各子问题.

2 系统模型

2.1 网络模型

本文考虑UAV辅助的通信感知场景,其中包含 I 架多天线UAV、 J 个单天线用户和 K 个感知目标.UAV部署了通信感知模块并配备 M 根天线与用户通信,可接收来自用户的数据包.此外,UAV也可通过 M 根天线发送雷达信号对目标状态进行感知.本文假设雷达收发天线不共用且雷达接收天线数目为1.假设UAV从起始点出发,沿一定轨迹在区域上空飞行,在飞行过程中与用户通信并进行目标感知,完成通信感知任务后返回起始点.令 U_i 表示第 i 架UAV, Φ_j 表示第 j 个用户, Ψ_k 表示第 k 个目标.假设用户与目标均位于地面, Φ_j 的位置表示为 $\omega_j = (x_j, y_j)^T, 1 \leq j \leq J$; Ψ_k 的位置表示为 $\omega_k^{se} = (x_k^{se}, y_k^{se})^T, 1 \leq k \leq K$.本文所考虑的系统模型如图1所示.

为便于描述,将系统时间划分为 T 个大小相等的时隙,令 τ 表示每个时隙的长度.不失一般性,假设UAV的位置在每个时隙内保持不变,且UAV在固定高度 H 飞行.令第 t 个时隙 U_i 的平面位置坐标为 $\mathbf{q}_i(t) = (x_i^{UAV}(t), y_i^{UAV}(t))^T, 1 \leq i \leq I, 1 \leq t \leq T$.在某个时隙,UAV可仅与用户通信,不进行目标感知,或仅感知目标不接

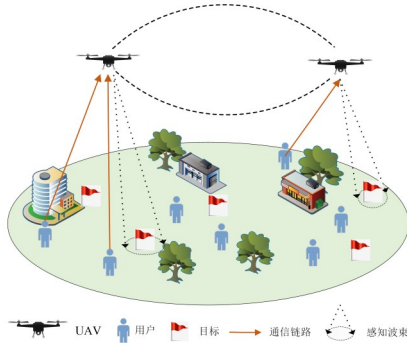


图1 系统模型图

收用户数据,也可以同时执行通信及感知任务,或处于仅飞行的状态.将系统带宽划分为多个等长的正交子信道,为每架 UAV 分配一个子信道进行通信及目标感知.令 B 表示每个子信道的带宽.

需说明的是,本文所考虑的 UAV 辅助的通信感知一体化场景与多类典型应用实例相符,如在应急通信场景中,蜂窝基站因故障无法正常工作时,通过部署 UAV 作为移动基站可快速恢复灾区用户的通信业务;同时,UAV 通过感知区域内特定目标的状态信息,可以及时获取灾情信息,提升救援效率;在部分大型活动场所,如音乐节或体育赛事,部署 UAV 作为临时基站可缓解蜂窝基站负荷,提升用户通信性能;UAV 还可实时监控人群动态,识别异常行为,监测场地内的潜在危险,确保活动现场的安全.

2.2 信道模型

本节建模通信及感知信道模型.令 $h_{i,m,j}^{\text{co}}(t)$ 表示第 t 个时隙 Φ_j 与 U_i 的第 m 根天线之间的通信信道增益.考虑信道传输损耗及随机衰落的影响,建模 $h_{i,m,j}^{\text{co}}(t)$ 为^[15]

$$h_{i,m,j}^{\text{co}}(t) = \frac{\rho_0 \psi_{i,m,j}(t)}{\sqrt{H^2 + \|\mathbf{q}_i(t) - \boldsymbol{\omega}_j\|^2}} \quad (1)$$

其中, ρ_0 表示单位距离的信道损耗系数; $\psi_{i,m,j}(t)$ 表示小尺度天线性能增益,建模均值为 0, 方差为 1 的复高斯分布随机变量.

令 $\mathbf{h}_{i,j}^{\text{co}}(t) = (h_{i,1,j}^{\text{co}}(t), h_{i,2,j}^{\text{co}}(t), \dots, h_{i,m,j}^{\text{co}}(t), \dots, h_{i,M,j}^{\text{co}}(t))^T$ 表示第 t 个时隙 U_i 与 Φ_j 之间的通信信道增益矢量, $\mathbf{H}_i^{\text{co}}(t) = [\mathbf{h}_{i,1}^{\text{co}}(t), \mathbf{h}_{i,2}^{\text{co}}(t), \dots, \mathbf{h}_{i,j}^{\text{co}}(t), \dots, \mathbf{h}_{i,J}^{\text{co}}(t)]$ 表示第 t 个时隙用户与 U_i 之间的信道增益矩阵.

令 $h_{i,m,k}^{\text{sc}}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 与 Ψ_k 之间的感知信道增益矩阵,可建模为

$$h_{i,m,k}^{\text{sc}}(t) = \frac{\rho_0 \beta \psi_{i,m,k}^{\text{sc}}(t)}{\sqrt{2(H^2 + \|\mathbf{q}_i(t) - \boldsymbol{\omega}_k\|^2)}} \quad (2)$$

其中, β 表示振幅系数; $\psi_{i,m,k}^{\text{sc}}(t)$ 表示小尺度感知性能增

益,建模为均值为 0, 方差为 1 的复高斯分布随机变量; $\mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t) = \text{diag}(h_{i,1,k}^{\text{sc}}(t), h_{i,2,k}^{\text{sc}}(t), \dots, h_{i,m,k}^{\text{sc}}(t), \dots, h_{i,M,k}^{\text{sc}}(t))$ 表示第 t 个时隙 U_i 与 Ψ_k 之间的感知信道增益矩阵.假设地面目标为非起伏目标,具有稳定的散射特性,因此,振幅系数 β 可视为常数.

3 问题建模

3.1 通信及感知信号传输模型

令 c_j 表示 Φ_j 的通信信号,对 c_j 进行归一化处理,即 $E[c_j^2] = 1, 1 \leq j \leq J$. 令 P_{co} 表示用户发射功率, $\mathbf{y}_i(t) \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ 表示第 t 个时隙 U_i 接收的通信信号矢量,可建模为

$$\mathbf{y}_i(t) = \sqrt{P_{\text{co}}} \mathbf{H}_i^{\text{co}}(t) \mathbf{c}_i(t) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{c}_i(t) = (\alpha_{i,1}(t)c_1, \alpha_{i,2}(t)c_2, \dots, \alpha_{i,j}(t)c_j, \dots, \alpha_{i,J}(t)c_J)^T$; $\alpha_{i,j}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 与 Φ_j 之间的通信调度变量.若 $\alpha_{i,j}(t) = 1$, 第 t 个时隙 U_i 与 Φ_j 进行通信,否则, $\alpha_{i,j}(t) = 0$.

令 $\mathbf{s}_i(t) = (s_{i,1}(t), s_{i,2}(t), \dots, s_{i,m}(t), \dots, s_{i,M}(t))^T$ 表示雷达发送信号矢量,其中, $s_{i,m}(t)$ 为第 t 个时隙 U_i 的第 m 根天线发送的雷达信号.对雷达信号 $\mathbf{s}_i(t)$ 进行归一化处理,即 $E[s_i(t)^2] = 1$. 针对雷达信号设计预编码矢量,令 $\mathbf{w}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 感知 Ψ_k 的雷达预编码矢量,为便于计算,将 $\mathbf{w}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 重写为对角矩阵 $\mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$. 令 $\mathbf{x}_{i,k}(t) \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ 表示第 t 个时隙 U_i 向 Ψ_k 发送的感知信号,可建模为

$$\mathbf{x}_{i,k}(t) = \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{s}_i(t), t = 0, 1, \dots, T-1 \quad (4)$$

其中, $\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 与 Ψ_k 之间的感知调度变量.若 $\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) = 1$, 则第 t 个时隙 U_i 感知 Ψ_k , 否则, $\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) = 0$.

令 $\mathbf{y}_{i,k}(t) \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ 表示第 t 个时隙 U_i 接收 Ψ_k 的雷达回波信号,可建模为

$$\mathbf{y}_{i,k}(t) = \mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{x}_{i,k}(t) \quad (5)$$

令 $\mathbf{y}_i^{\text{sc,co}}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 接收的信号矢量,可建模为

$$\mathbf{y}_i^{\text{sc,co}}(t) = \mathbf{y}_i(t) + \sum_{k=1}^K \mathbf{y}_{i,k}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{n}(t)$ 表示噪声.

3.2 感知系统性能分析

由式(5)可知,第 t 个时隙 U_i 感知 Ψ_k 时对应的接收功率可表示为

$$\varphi_{i,k}(t) = \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \text{Tr}(\mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t)^H \mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t)^H) \quad (7)$$

令 $P_{i,k}^d(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 感知 Ψ_k 时对应的发现概率,可建模为

$$P_{i,k}^d(t) = \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \int_{V_{\text{th}}}^{\infty} \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\varphi_{i,k}(t) + x^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{x \sqrt{\varphi_{i,k}(t)}}{\sigma^2}\right) dx \quad (8)$$

其中, $J_0(\cdot)$ 表示第一类零阶贝塞尔函数; V_{th} 表示雷达接收机判决门限. 本文假定目标检测虚警概率 P_{fa} 为给定常数, 判决门限 V_{th} 与虚警概率 P_{fa} 之间满足 $e^{-V_{th}^2/2\sigma^2} = P_{fa}$.

3.3 通信系统性能分析

UAV 接收来自多个用户的通信信号时, 可能存在用户间的干扰. 为消除通信干扰, 本文假设 UAV 处采用迫零接收机. 令 $r_i(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 的迫零接收机的输出信号, 可得

$$\begin{aligned} r_i(t) &= \mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \mathbf{y}_i^{se,co}(t) \\ &= \sqrt{P_{co}} c_i(t) + \sum_{k=1}^K (\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \mathbf{H}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{x}_{i,k}(t) + \mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \mathbf{n}(t)) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger = (\mathbf{H}_i^{co}(t) \mathbf{H}_i^{co}(t))^{-1} \mathbf{H}_i^{co}(t)$ 为 $\mathbf{H}_i^{co}(t)$ 的伪逆矩阵. 令 $r_{i,j}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 接收到的来自 Φ_j 的通信信号, 可建模为

$$\begin{aligned} r_{i,j}(t) &= \sqrt{P_{co}} c_{i,j}(t) \\ &+ \sum_{k=1}^K (\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger)_j \mathbf{H}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{x}_{i,k}(t) + (\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger)_j \mathbf{n}(t) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $c_{i,j}(t) = \alpha_{i,j}(t) c_j$; $(\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger)_j$ 表示矩阵 $\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger$ 的第 j 行. 第 t 个时隙 U_i 接收来自 Φ_j 的通信信号时对应的信噪比可以表示为

$$\begin{aligned} \gamma_{i,j}^{co}(t) &= \frac{\alpha_{i,j}(t) P_{co}}{\sum_{k=1}^K (\alpha_{i,k}^{se}(t) \|(\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger)_j \mathbf{H}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{se}(t)\|^2 + \|(\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger)_j\|^2 \sigma^2)} \end{aligned} \quad (11)$$

令 $R_{i,j}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 与 Φ_j 之间的通信速率, 可建模为

$$R_{i,j}(t) = B \log_2(1 + \gamma_{i,j}^{co}(t)) \quad (12)$$

令 $R(t)$ 表示第 t 个时隙 UAV 与用户之间的通信速率, 可建模为 $R(t) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J R_{i,j}(t)$.

3.4 系统能耗建模

UAV 飞行、悬停及执行通信和感知任务均需消耗一定能量. 令 $E(t)$ 表示第 t 个时隙 UAV 的能耗, 可建模为

$$E(t) = \sum_{i=1}^I (E_i^{fly}(t) + E_i^{ho}(t) + E_i^{se}(t)) \quad (13)$$

其中, $E_i^{fly}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 的飞行能耗, 可建模为

$$E_i^{fly}(t) = \alpha_i^{fly}(t) \tau \left(P_0 (1 + b_i^{(1)}) + P'_0 \sqrt{b_i^{(2)}} + \frac{1}{2} b_i^{(3)} \right) \quad (14)$$

其中, $\alpha_i^{fly}(t) \in \{0, 1\}$ 表示第 t 个时隙 U_i 的飞行变量, 若 $\alpha_i^{fly}(t) = 1$, 第 t 个时隙 U_i 处于飞行状态, 若 $\alpha_i^{fly}(t) = 0$, 第 t 个时隙 U_i 处于悬停状态; P_0, P'_0 分别表示 UAV 悬停状态下叶片轮廓功率和诱导功率; $b_i^{(1)} = 3v_i^2/U_{tip}^2$, $b_i^{(2)}$

$= \sqrt{1 + v_i^4/4v_0^4} - v_i^2/2v_0^2$, $b_i^{(3)} = \zeta_d \rho \zeta_r S v_i^3$, 其中, U_{tip} 为 UAV 旋翼叶片的尖端速度, v_0 为 UAV 的平均旋翼诱导速度, v_i 为 U_i 的飞行速度, ζ_d 和 ζ_r 分别为机身阻力比和旋翼可靠性, ρ 和 S 分别为空气密度和旋翼盘面积.

式(13)中, $E_i^{ho}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 的悬停能耗, 可得

$$E_i^{ho}(t) = (1 - \alpha_i^{fly}(t)) (P_0 + P'_0) \tau \quad (15)$$

$E_i^{se}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 的感知能耗, 可建模为

$$E_i^{se}(t) = \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{se}(t) \tau \text{Tr}(\mathbf{W}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{se}(t)^H) \quad (16)$$

3.5 优化问题建模

综合考虑系统能耗及用户通信性能, 建模系统成本函数为系统能耗与用户速率的加权函数. 令 $\eta(t)$ 表示第 t 个时隙的系统成本函数, 可建模为

$$\eta(t) = \beta_1 E(t) - \beta_2 R(t) \quad (17)$$

其中, β_1 和 β_2 为权重因子. 本文建模联合通信感知调度、感知预编码设计及 UAV 轨迹优化问题为满足约束条件的长期系统成本函数最小化问题, 即

$$\begin{aligned} & \min_{\{\alpha_{i,j}(t)\}, \{\alpha_{i,k}^{se}(t)\}, \{q_i(t)\}, \{\alpha_i^{fly}(t)\}, \{\alpha_i^{ho}(t)\}, \{\mathbf{W}_{i,k}^{se}(t)\}} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \eta(t) \quad (18) \\ & \text{s.t.} \quad \begin{cases} \text{C1: } \sum_{i=1}^I \alpha_{i,j}(t) \leq 1, \forall j, t \\ \text{C2: } \sum_{j=1}^J \alpha_{i,j}(t) \leq M, \forall i, t \\ \text{C3: } \sum_{i=1}^I \alpha_{i,k}^{se}(t) \leq 1, \forall k, t \\ \text{C4: } \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{se}(t) \leq 1, \forall i, t \\ \text{C5: } \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{se}(t) \geq 1, \forall t \\ \text{C6: } \text{Tr}(\mathbf{H}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{se}(t)^H \mathbf{H}_{i,k}^{se}(t)^H) \geq \alpha_{i,k}^{se}(t) S_i^{\min}, \forall i, k, t \\ \text{C7: } \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{se}(t) \text{Tr}(\mathbf{W}_{i,k}^{se}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{se}(t)^H) \leq P_i^{\max}, \forall i, k, t \\ \text{C8: } R_{i,j}(t) \geq \alpha_{i,j}(t) R_j^{\min}, \forall i, j, t \\ \text{C9: } \sum_{i=1}^I (E_i^{fly}(t) + E_i^{ho}(t) + E_i^{se}(t)) \leq E_i^{\max}, \forall i \\ \text{C10: } \|\mathbf{q}_i(t) - \mathbf{q}_i(t-1)\|^2 \leq v_i^{\max} \tau, \forall i, t \\ \text{C11: } \|\mathbf{q}_i(t) - \mathbf{q}_i(t')\|^2 \geq q, \forall i' \neq i, t \\ \text{C12: } \mathbf{q}_i(1) = \mathbf{q}_i(T), \forall i \end{cases} \end{aligned}$$

其中, C1 及 C2 为用户通信调度约束, 分别表示各时隙每个用户最多与一架 UAV 通信, 一架 UAV 最多与 M 个用户同时通信; C3~C6 为目标感知约束, C3 及 C4 分别表示各时隙每个目标最多由一架 UAV 进行感知, 一架 UAV 最多感知一个目标; C5 表示每个时隙至少有一架

UAV 进行目标感知;C6表示雷达接收机灵敏度约束,其中 S_i^{\min} 表示 U_i 的雷达接收机最小灵敏度;C7为 UAV 发射功率约束,其中 P_i^{\max} 表示 U_i 最大发射功率;C8表示用户通信性能约束,其中 R_j^{\min} 表示 Φ_j 的最小通信速率门限值;C9表示 UAV 能耗约束,其中 E_i^{\max} 表示 U_i 的最大可用能量;C10~C12为 UAV 飞行轨迹约束,C10表示 UAV 在各时隙的飞行距离约束,其中 v_i^{\max} 表示 U_i 的最大飞行速度;C11为 UAV 碰撞避免约束,其中 q 表示 UAV 之间的最小安全距离;C12表示 UAV 起点和终点在同一位置.

4 优化问题求解

由于式(18)中所建模优化问题的目标函数为非凸函数,且约束条件C8~C11为非凸约束,该问题为混合整型优化问题,难以采用传统的优化方法进行求解.本节将该优化问题拆分为三个子问题,即 UAV 飞行轨迹优化子问题、通信感知调度子问题及雷达感知预编码子问题,进而采用迭代嵌套方式求解各子问题.具体地,针对 UAV 飞行轨迹优化子问题,将其建模为马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP),进而提出一种基于双重深度 Q 网络(Double Deep Q -Network, DDQN)的 UAV 飞行轨迹优化算法.对于给定的 MDP 系统状态,依次求解通信感知调度子问题及雷达感知预编码子问题,得到对应策略并更新 MDP 奖励函数.重复上述过程,直至算法收敛.图2给出了本文所提算法的流程图.

4.1 UAV 飞行轨迹优化子问题建模及求解

本节将 UAV 飞行轨迹优化子问题建模为 MDP,定义状态、动作及奖励函数,进而提出一种基于 DDQN 的 UAV 飞行轨迹优化算法.

4.1.1 建模 MDP

本文将 UAV 轨迹优化问题转化为 MDP 问题.所建模的 MDP 由三元组 $\langle s, a, r \rangle$ 表示,其中, s 表示系统状态集合, a 表示智能体的动作集合, r 表示奖励函数. MDP 的状态空间、动作空间及奖励函数具体定义如下.

令 $s(t)$ 表示第 t 个时隙系统的环境状态,定义为 $s(t) = \{E_i^{\text{re}}(t), q_i(t)\}$, 其中, $E_i^{\text{re}}(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 的剩余能量,可建模为

$$E_i^{\text{re}}(t) = E_i^{\max} - \sum_{t'=1}^{t-1} (E_i^{\text{sc}}(t') + E_i^{\text{fly}}(t') + E_i^{\text{ho}}(t')) \quad (19)$$

令 a_i 表示 U_i 的动作空间, $1 \leq i \leq I$. 给定 U_i 的飞行速度,根据其移动方向及距离定义 U_i 的动作空间,建模为

$$a_i = \left\{ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} z_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ z_i \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -z_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -z_i \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -h \end{bmatrix} \right\} \quad (20)$$

其中, z_i 表示 UAV 在一个时隙的飞行距离. 为确保 U_i 飞

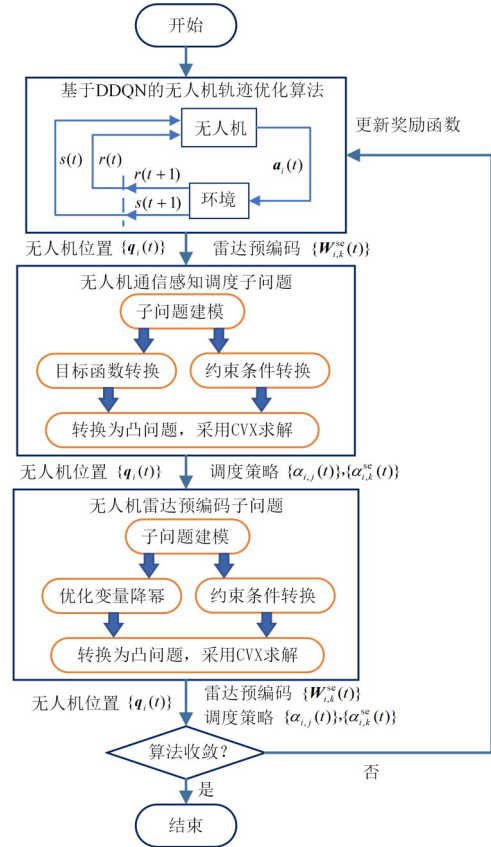


图2 算法流程图

行轨迹满足其最大飞行速率约束C10,设置 $z_i = v_i^{\max} \tau$. 令 $a_i(t)$ 表示第 t 个时隙 U_i 的可行动作. 为满足式(18)中的约束条件C12, $a_i(t)$ 应满足条件:若 $q_i(t) \neq q_i(T)$, 则 $a_i(t) \in a_i \setminus \{(0, 0, -h)^T\}$. 若 $a_i(t) = (0, 0, 0)^T$, 即 U_i 处于悬停状态,可得 $\alpha_i^{\text{fly}}(t) = 0$, 否则 $\alpha_i^{\text{fly}}(t) = 1$. 第 t 个时隙 U_i 通过选择飞行动作 $a_i(t)$, 其位置更新式为

$$q_i(t+1) = q_i(t) + a_i(t) \quad (21)$$

令 $r(t)$ 表示第 t 个时隙 UAV 的奖励函数. 综合考虑系统成本函数优化及 UAV 可用电量、碰撞避免等约束条件,将 $r(t)$ 建模为

$$r(t) = -\eta(t) - h_1 \sum_{i=1}^I \mathbf{I}_{\{E_i^{\text{re}}(t) \leq 0\}} - h_2 \sum_{i=1}^I \mathbf{I}_{\{\|q_i(t) - q_{i'}(t)\|^2 < q, i \neq i'\}} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{I}_{\{x\}}$ 表示指示函数,若布尔变量 x 为真,则 $\mathbf{I}_{\{x\}} = 1$, 否则为 $\mathbf{I}_{\{x\}} = 0$; h_1 表示 UAV 电池能量耗尽的惩罚因子; h_2 表示 UAV 间碰撞约束惩罚因子,设置 h_1, h_2 为正常数,即 $h_1, h_2 > 0$.

4.1.2 基于 DDQN 的 UAV 轨迹优化算法

为求解所建模的 MDP 问题,确定对应最优奖励函数的 UAV 飞行轨迹,本节采用深度强化学习方法,提出一种基于 DDQN 的 UAV 飞行轨迹优化算法. DDQN 是深度 Q 网络(Deep Q Network, DQN)算法的一种改进算

法,旨在解决 DQN 训练过程中存在的 Q 值过高估计问题. 在 DQN 中,利用目标网络选择下一个状态的动作 $a(t+1)$,计算相应的 Q 值 $Q(s(t+1), a(t+1))$,并选择最优的 Q 值,这可能导致对动作值函数的过高估计,影响算法训练性能. DDQN 采用基于 DQN 扩展的双 Q 网络结构,其中包括一个用于动作选择的预测网络,以及一个用于动作价值评估的目标网络. 预测网络负责生成当前状态的动作价值估计,目标网络则用于辅助预测网络进行参数更新. 这种双 Q 网络结构有助于降低 Q 值过高估计的影响,可有效提升算法的稳定性和性能.

令 θ_1, θ_2 分别表示 DDQN 中预测网络及目标网络的参数. 令 $Y(s(t), a(t), s(t+1))$ 表示目标网络所得目标值,表示为

$$Y(s(t), a(t), s(t+1)) = r(s(t), a(t)) + \gamma Q_{\theta_2}(s(t+1), \arg \max_{a(t+1)} Q_{\theta_1}(s(t+1), a(t+1))) \quad (23)$$

其中, γ 表示折扣因子. 为减小预测值 $Q_{\theta_1}(s(t), a(t))$ 与目标值 $Y(s(t), a(t), s(t+1))$ 之间的相关性,每隔一段时间对目标网络参数 θ_2 进行一次更新. 在学习过程中,给定目标值 $Y(s(t), a(t), s(t+1))$,通过最小化损失函数更新预测网络的参数. 令 $L(\theta_1)$ 表示预测网络的损失函数,表示为

$$L(\theta_1) = \mathbb{E} \left[\left(Q_{\theta_1}(s(t), a(t)) - Y(s(t), a(t), s(t+1)) \right)^2 \right] \quad (24)$$

采用梯度下降法更新 θ_1 , 即 $\theta_1 \leftarrow \theta_1 - \alpha \nabla L(\theta_1)$, 其中, $\alpha \in [0, 1]$ 表示学习率. 经过一定次数的迭代,采用更新后的 θ_1 替换 θ_2 , 重复上述过程,直到预测网络参数 θ_1 和目标网络参数 θ_2 均收敛.

4.2 通信感知调度子问题建模求解

基于 4.1 节提出的 UAV 轨迹优化算法,可确定各时隙 UAV 的位置信息,本节给定第 t 个时隙 U_i 的位置信息 $q_i(t)$ 以及感知预编码矩阵 $\mathbf{W}_{i,k}^{sc}(t)$,建模并求解 UAV 通信感知调度子问题. 若 UAV 的位置已确定,则可将其飞行及悬停能耗视为常数,相应地,UAV 总能耗优化问题可简化为感知能耗优化问题. 此外,由于 UAV 的感知能耗远小于 UAV 飞行及悬停能耗,可忽略 UAV 总能耗约束 C9,因此,各时隙 UAV 的通信感知调度问题相互独立,可将系统时间内 UAV 的通信感知调度问题转换

为各时隙的通信感知调度问题. 以第 t 个时隙为例, UAV 的通信感知调度子问题建模为

$$\min_{\{\alpha_{i,j}(t)\}, \{\alpha_{i,k}^{sc}(t)\}} \sum_{i=1}^I (\beta_1 E_i^{sc}(t) - \beta_2 R(t)) \quad (25)$$

s.t. C1~C8

由于优化问题式(25)的目标函数中 $R(t)$ 为优化变量的非凸函数,且约束条件 C8 为非凸约束,因此,该问题为非凸问题,无法直接进行求解. 本节分别对优化问题的目标函数及非凸约束进行转换,将原优化问题转换为凸优化问题. 具体地,首先采用拉格朗日对偶变换方法对目标函数中的 $R(t)$ 进行等价转换;其次,针对 $R(t)$ 中存在优化变量耦合的分数项引入二次变换,将目标函数转化为凸函数;再次,将包含 $R(t)$ 的非凸约束转化为凸约束,从而得到凸优化问题,进而可使用 CVX 工具包对该优化问题进行求解.

为便于描述,将式(11)表示为

$$\gamma_{i,j}^{co}(t) = A_{i,j}(t) / B_{i,j}(t),$$

其中,

$$A_{i,j}(t) = \alpha_{i,j}(t) P_{co},$$

$$B_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^K \left(\alpha_{i,k}^{sc}(t) \left\| \left[\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \right]_j \mathbf{H}_{i,k}^{sc}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{sc}(t) \right\|^2 + \left\| \left[\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \right]_j \right\|^2 \sigma^2 \right).$$

由于 $R(t)$ 的计算涉及多项比值和,引入 $u_{i,j}(t)$ 作为比值项 $A_{i,j}(t) / B_{i,j}(t)$ 的辅助变量,因此, $R(t)$ 可以等价转换为

$$R(t) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \left(B \log_2(1 + u_{i,j}(t)) B u_{i,j}(t) + \frac{B(1 + u_{i,j}(t)) A_{i,j}(t)}{A_{i,j}(t) + B_{i,j}(t)} \right) \quad (26)$$

给定 $\alpha_{i,j}(t)$ 和 $\alpha_{i,k}^{sc}(t)$,对式(26)中 $u_{i,j}(t)$ 求导并设置其导数为零,可得 $u_{i,j}(t)$ 的最优值,记为 $u_{i,j}^{opt}(t)$,可表示为

$$u_{i,j}^{opt}(t) = \frac{\alpha_{i,j}(t) P_c}{\sum_{k=1}^K \left(\alpha_{i,k}^{sc}(t) \left\| \left[\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \right]_j \mathbf{H}_{i,k}^{sc}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{sc}(t) \right\|^2 + \left\| \left[\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \right]_j \right\|^2 \sigma^2 \right)} \quad (27)$$

针对式(26)中的分数项应用二次变换,引入辅助变量 $v_{i,j}(t)$,可将 $R(t)$ 进一步转换为

$$\tilde{R}(t) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \left(B \log_2(1 + u_{i,j}(t)) - B u_{i,j}(t) + 2v_{i,j}(t) \alpha_{i,j}(t) \sqrt{B(1 + u_{i,j}(t)) P_{co}} - (v_{i,j}(t))^2 \left(\alpha_{i,j}(t) P_c + \sum_{k=1}^K \left(\alpha_{i,k}^{sc}(t) \left\| \left[\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \right]_j \mathbf{H}_{i,k}^{sc}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{sc}(t) \right\|^2 + \left\| \left[\mathbf{H}_i^{co}(t)^\dagger \right]_j \right\|^2 \sigma^2 \right) \right) \right) \quad (28)$$

对式(28)中的 $v_{i,j}(t)$ 求导并设置其导数为零,可得

$v_{i,j}(t)$ 的最优值,记为 $v_{i,j}^{opt}(t)$:

$$v_{i,j}^{\text{opt}}(t) = \frac{\sqrt{B(1+u_{i,j}(t))\alpha_{i,j}(t)P_{\text{co}}}}{\alpha_{i,j}(t)P_{\text{co}} + \sum_{k=1}^K \left(\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \left\| \left[\mathbf{H}_i^{\text{co}}(t)^\dagger \right]_j \mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \right\|^2 + \left\| \left[\mathbf{H}_i^{\text{co}}(t)^\dagger \right]_j \right\|^2 \sigma^2 \right)} \quad (29)$$

给定 $v_{i,j}^{\text{opt}}(t)$, $\widehat{R}(t)$ 为凸函数. 将 $\widehat{R}(t)$ 代入优化问题式(25), 可得

$$\begin{cases} \min_{\{\alpha_{i,j}(t), \{\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t)\}\}} \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \left(\beta \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \tau \left\| \mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \right\|_F^2 \right) - \widehat{R}(t) \\ \text{s.t. C1~C7, C13: } \widehat{R}_{i,j}(t) \geq \alpha_{i,j}(t) R_{\text{min}}^{\text{co}}, \forall i, j, t \end{cases} \quad (30)$$

由于优化问题式(30)的目标函数及其约束条件均为标准凸形式, 该问题为凸优化问题, 可利用 CVX 求解.

4.3 雷达预编码问题建模及求解

在本节中, 对 UAV 感知预编码问题进行建模求解. 给定 UAV 的运动轨迹 $\mathbf{q}_i(t)$ 及通信感知调度策略 $\alpha_{i,j}(t)$ 和 $\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t)$, 式(18)中所建模的联合优化问题可转换为感知预编码设计子问题. 由于用户通信性能已确定, 最小化系统成本函数等价于最小化 UAV 感知能耗. 因此, UAV 感知预编码设计子问题可以建模为

$$\min_{\mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t)} \sum_{i=1}^I E_i^{\text{sc}}(t), \text{ s.t. C6~C8} \quad (31)$$

为求解上述优化问题, 对优化变量、目标函数及约束条件进行转换, 将原问题转换为凸问题, 进而使用优化工具进行求解. 具体地, 为恢复预编码矩阵 $\mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$, 令 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 表示预编码矢量 $\mathbf{w}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 的协方差矩阵, 即 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t) = \mathbf{w}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{w}_{i,k}^{\text{sc}}(t)^{\text{H}}$, 目标函数 $E_i^{\text{sc}}(t)$ 可重写为

$$E_i^{\text{sc}}(t) = \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \tau \text{Tr}(\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)) \quad (32)$$

其中, $E_i^{\text{sc}}(t)$ 为 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 的凸函数, 已实现目标函数的凸化. 将 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 代入约束条件 C6 和 C7 中, 可得:

$$\text{C14: } \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \text{Tr}(\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)) \leq P_{\text{max}} \quad (33)$$

$$\text{C15: } \text{Tr}(\mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t)^{\text{H}}) \geq \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) S_i^{\text{min}} \quad (34)$$

约束条件 C14 及 C15 均为 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 的凸约束. 式(31)中, C8 为 $\mathbf{W}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 的非凸约束. 为将其转换为凸约束, 首先将通信速率约束转换为信干噪比约束, 并将 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 代入相应约束条件, 可得

$$\begin{aligned} \text{C16: } & \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \left[\mathbf{H}_i^{\text{co}}(t)^\dagger \right]_j \mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \mathbf{H}_{i,k}^{\text{sc}}(t)^{\text{H}} \left[\mathbf{H}_i^{\text{co}}(t)^\dagger \right]_j^{\text{H}} \\ & \leq \frac{\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) P_{\text{co}}}{\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t) \gamma_{i,j}^{\text{cth}}(t)} - \left\| \left[\mathbf{H}_i^{\text{co}}(t)^\dagger \right]_j \right\|^2 \sigma^2 \end{aligned} \quad (35)$$

其中, $\gamma_j^{\text{cth}}(t) = 2^{(R_j^{\text{min}}/B)} - 1$. 显然, 约束条件 C16 为关于 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 的凸约束. 相应地, UAV 感知预编码问题可重写为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)} & \sum_{i=1}^I E_i^{\text{sc}}(t) \\ \text{s.t. C14~C16} & \\ \text{C17: } & \mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t) \succeq \mathbf{0} \\ \text{C18: } & \text{rank}(\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)) = 1 \end{aligned} \quad (36)$$

其中, C18 中 $\mathbf{R}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 的秩一约束为非凸约束. 首先忽略该约束, 采用半正定松弛方法求解上述优化问题. 由于目标函数及其约束条件均为标准凸形式, 该问题为凸优化问题, 可利用 CVX 求解, 得到 $\tilde{\mathbf{R}}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$, 进而采用特征分解方法基于 $\tilde{\mathbf{R}}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 确定 $\tilde{\mathbf{w}}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$, 具体可表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{i,k}^{\text{sc}}(t) = \sum_{n=1}^r \lambda_{i,k,n} \mathbf{q}_{i,k,n} \mathbf{q}_{i,k,n}^{\text{H}} \quad (37)$$

其中, $\lambda_{i,k,n}$ 表示特征值, $\lambda_{i,k,1} \geq \lambda_{i,k,2} \geq \dots \geq \lambda_{i,k,r} > 0$; $\mathbf{q}_{i,k,n}$ 表示 $\lambda_{i,k,n}$ 对应的特征向量; r 表示矩阵的秩. 由于 $\tilde{\mathbf{R}}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$ 需满足秩一约束, 即 $r=1$, 不失一般性, 可采用 $\tilde{\mathbf{R}}_{i,k,1}^{\text{sc}}(t) = \lambda_{i,k,1} \mathbf{q}_{i,k,1} \mathbf{q}_{i,k,1}^{\text{H}}$ 近似 $\tilde{\mathbf{R}}_{i,k}^{\text{sc}}(t)$, 相应地, 感知预编码可表示为 $\tilde{\mathbf{w}}_{i,k}^{\text{sc}}(t) = \sqrt{\lambda_{i,k,1}} \mathbf{q}_{i,k,1}$.

依次对通信感知调度子问题和雷达预编码子问题进行迭代求解, 根据相应策略更新 MDP 奖励函数. 重复上述过程, 直至算法收敛, 即可得到 UAV 飞行轨迹、通信感知调度及感知预编码的联合优化策略. 需说明的是, 本文所提算法为集中式算法, 由部署在地面的控制中心担任集中控制器, 收集系统相关信息, 执行本文所提出的算法, 确定相关策略后发送至 UAV 及用户.

4.4 算法收敛性及复杂度分析

本文将联合通信感知调度、感知预编码设计及 UAV 飞行轨迹优化问题建模为满足约束条件的系统成本函数优化问题. 为求解所建模的优化问题, 将原优化问题拆分为三个子问题, 并采用迭代嵌套方式求解各子问题. 本节分别对求解各子问题所提出的算法的收敛性及复杂性进行分析.

针对通信感知调度子问题, 本文采用拉格朗日对偶变换及二次变换等方法对所建模子问题进行转换, 从而得到凸优化问题, 进而采用 CVX 工具包对该问题进行求解, 确保算法的收敛性. 该子问题中, 优化变量所构成的集合为 $\{\alpha_{i,j}(t)\}$, $\{\alpha_{i,k}^{\text{sc}}(t)\}$, 可采用二维矩阵的形式表示, 分别为 $I \times J$ 的二维矩阵和 $I \times K$ 的二维矩阵, 约束条件中分别包含 T 个 $I \times J$ 的二维矩阵和 T 个 $I \times K$ 的二维矩阵. 不失一般性, 假设 $J \geq K$, 可得算法复杂度为 $O(IJT)$. 针对 UAV 感知预编码子问题, 本文对优化问题中的通信性能约束条件进行等价转换, 并引入辅助变量, 对优化变量进行降幂处理, 从而将原问题转化为

凸问题,利用 CVX 工具包进行求解,可确保算法的收敛性. 该子问题中,优化变量 $\mathbf{R}_{i,k}^{sc}(t)$ 为 $M \times M$ 维矩阵,约束条件中包含 IKT 个二维优化变量,可得计算次数为 $IKTM^2$,其算法复杂度为 $O(IKTM^2)$.

基于所得到的通信感知调度策略及雷达感知预编码,在 DDQN 算法中更新 MDP 奖励函数,确定对应最优奖励函数的 UAV 飞行轨迹. 本文采用 DDQN 算法和 ϵ 贪婪策略确定 UAV 的飞行轨迹. 由于 DDQN 通过使用两个神经网络有效缓解 Q 值的高估及频繁更新问题,因此可以提高算法的稳定性和收敛性;而 ϵ 贪婪策略能够在利用现有知识与探索新知识之间实现较好的平衡,从而可提升算法收敛性能. 执行所提出的基于 DDQN 的 UAV 飞行轨迹优化算法,需对深度神经网络和重放缓冲区进行初始化,并在不同回合和步骤中进行两轮算法迭代. 令 T_D 为初始化 DNN 所消耗的时间, T_B 为每个回合中初始化重放缓冲区所需的时间, T_C 为每个步骤中计算操作所消耗的时间. 令 T_E 和 T_S 分别为训练回合和步骤的数量. 因此,执行所提出的基于 DDQN 的 UAV 飞行轨迹规划算法所需时间为 $T_D + (T_B + T_C T_S) T_E$,算法复杂度为 $O(T_C T_S T_E)$.

5 仿真结果及分析

本节对所提算法的性能进行仿真验证. 本节考虑的场景为 $320 \text{ m} \times 320 \text{ m}$ 的正方形区域. 为评估所提算法的性能,使用 Pycharm 软件创建多架 UAV 通信感知调度场景,相关参数如表 1 所示. 为实现所提出的基于 DDQN 的算法框架,利用 Google TensorFlow-2.12.0 建立两个结构相同的全连接神经网络,分别作为预测网络和目标网络. 每个神经网络由 1 个输入层、1 个输出层和 3 个包含 256 个神经元的隐藏层组成. 使用修正线性单元作为所有隐藏层的激活函数,采用 Adam 优化器最小化均方误差. 对比起见,本节也给出了文献[15]所提算法的仿真性能.

图 3 为基于 DDQN 的 UAV 轨迹优化算法得到的累

表 1 仿真参数设置

仿真参数	数值
信道损耗系数(ρ_0)	0.012 5
噪声功率(σ^2)/W	10^{-10}
用户发射功率(P_{co})/W	0.06
UAV 最大感知功率(P_i^{\max})/W	8
雷达最低接收灵敏度(S_i^{\min})/dBm	-90
UAV 飞行高度(H)/m	30
UAV 最大飞行速度(v_i^{\max})/(m·s ⁻¹)	20
权重因子(β_1, β_2)	10, 0.6
折扣因子(γ)	0.99
学习率(α)	5×10^{-5}

积奖励与训练步数关系图. 由图 3 可知,算法训练初期,累积奖励较低且变化幅度较大. 随着训练步数的增加,累积奖励收敛至稳定值,且学习率越高,收敛速度越快.

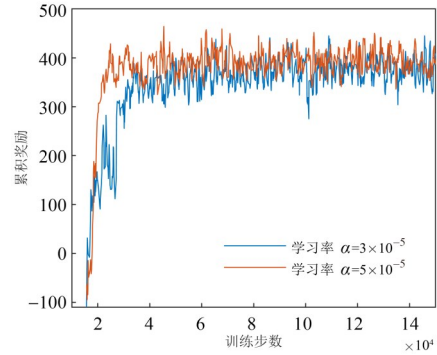


图 3 累积奖励与训练步数关系

图 4 为本文所提算法及文献[15]所提算法对应的成本函数图. 由 4 图可知,随着系统带宽的增大,成本函数降低. 这是因为系统带宽的增加导致用户通信速率增加,成本函数相应降低. 对比不同噪声功率的影响可以看出噪声功率越低,成本函数越低,原因是较低的噪声功率对应较高的用户通信速率,导致成本函数降低. 将本文所提算法与文献[15]所提算法进行比较,可以看出本文所提方案的成本函数低于文献[15]的方案. 这是因为文献[15]主要考虑用户通信速率优化,未综合考虑用户传输性能及 UAV 飞行及感知能耗,导致所提方案能耗过高,对应较高成本函数.

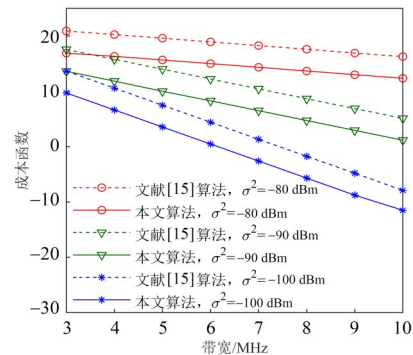


图 4 成本函数与系统带宽关系

图 5 为不同 UAV 天线数目 (M) 情形下,本文所提算法的成本函数与用户发射功率的关系图. 由图 5 可知,随着用户发射功率的增加,系统成本函数相应降低. 这是因为随着用户发射功率的增加,用户传输性能提升,导致成本函数降低. 从图 5 中还可以看出,随着 UAV 天线数目增加,系统成本函数越低. 原因是随着 UAV 天线数目的增加,用户通信速率相应增加,对应较低的成本函数.

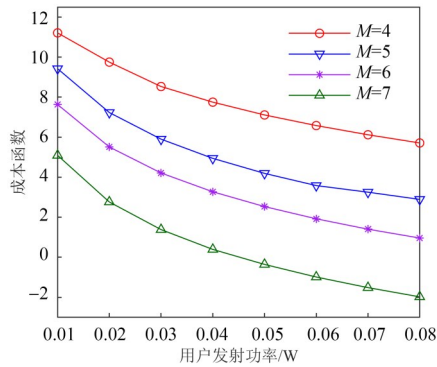


图5 用户发射功率与成本函数关系

图6为不同系统带宽(B)情况下系统成本函数与用户发射功率关系图.图6中给出了本文所提算法与文献[15]中所提算法对应的成本函数.由图6可知,随着用户发射功率的增加,系统成本函数降低.这是因为用户发射功率增加导致用户传输性能提升,对应较低系统成本函数.对比不同系统带宽对应的成本函数可以看出系统带宽增加导致成本函数降低.对比本文所提算法与文献[15]所提算法对应的成本函数可以看出本文所提方案性能较优.

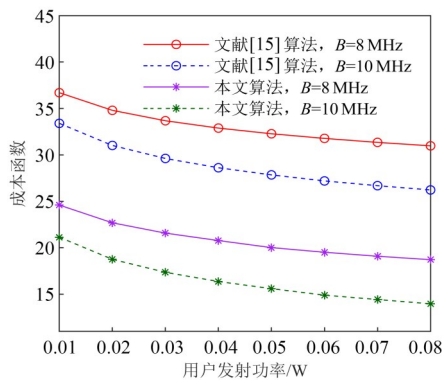


图6 用户发射功率与成本函数关系

图7为不同感知信道振幅系数(β)的情况下,本文所提算法对应的UAV高度与雷达发射功率关系图.由图7可知,随着UAV高度的增加,UAV雷达发射功率增大,这是因为UAV飞行高度增加导致路损增加,因此UAV雷达发射功率相应提升.由图7还可观察到,振幅系数越大,UAV雷达发射功率越小,且随着UAV高度的变化,其雷达发射功率的增幅越小.这是因为随着振幅系数增大,检测目标对雷达信号的反射能力增强.为达到所需目标检测性能,雷达发射功率可相应降低.

图8为系统成本函数与带宽关系图.图8给出了本文所提算法、UAV采用圆形飞行轨迹以及基于通信速率优化的UAV飞行轨迹对应的成本函数.由图8可知,随着系统带宽的增加,系统成本函数降低;随着噪声功率越低,成本函数也相应降低.对比不同算法可以看

出,本文所提算法可得到更低的成本函数,这是因为本文算法综合考虑用户通信性能及UAV能耗,实现成本函数优化,而基于通信速率优化的UAV飞行轨迹方案,未综合考虑用户通信性能及UAV能耗,导致该方案系统能耗过高,成本函数较高.基于圆形飞行轨迹的方案,由于其轨迹固定,导致用户通信速率较低,对应较高的成本函数.

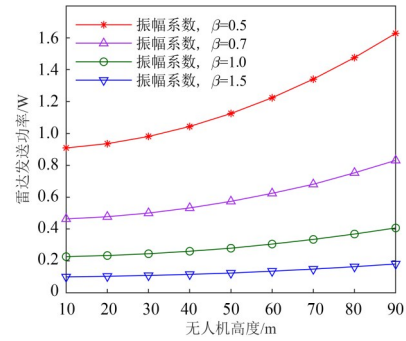


图7 UAV高度与雷达发射功率关系

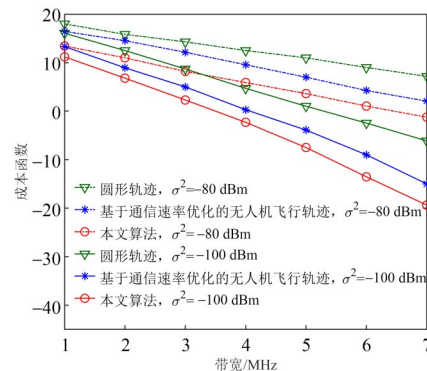


图8 成本函数与系统带宽关系

6 结论

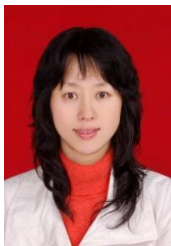
针对UAV辅助的通信感知融合场景,综合考虑目标感知及用户通信性能,将通信感知调度策略、感知预编码设计及UAV飞行轨迹优化问题建模为满足约束条件的系统成本函数优化问题.为求解所建模优化问题,将其分解为UAV飞行轨迹优化子问题、通信感知调度子问题及雷达感知预编码子问题,并采用迭代嵌套方式进行求解.仿真评估了系统带宽、用户发射功率、UAV飞行高度等参数对系统成本函数的影响,并将本文所提算法与参考文献所提算法进行了对比.仿真结果验证了本文所提算法的有效性.

参考文献

- [1] HASSANIEN A, AMIN M G, ABOUTANIOS E, et al. Dual-function radar communication systems: A solution to the spectrum congestion problem[J]. IEEE Signal Process-

- ing Magazine, 2019, 36(5): 115-126.
- [2] WU Q Q, XU J, ZENG Y, et al. A comprehensive overview on 5G-and-beyond networks with UAVs: From communications to sensing and intelligence[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(10): 2912-2945.
- [3] LI X, TAN J W, LIU A F, et al. A novel UAV-enabled data collection scheme for intelligent transportation system through UAV speed control[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(4): 2100-2110.
- [4] QU G X, XIE A L, LIU S Y, et al. Reliable data transmission scheduling for UAV-assisted air-to-ground communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(10): 13787-13792.
- [5] CUI Y L, DENG D H, WANG C W, et al. Joint trajectory and power optimization for energy efficient UAV communication using deep reinforcement learning[C]//IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Piscataway: IEEE, 2021: 1-6.
- [6] QIN X T, SONG Z Y, HAO Y Y, et al. Joint resource allocation and trajectory optimization for multi-UAV-assisted multi-access mobile edge computing[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(7): 1400-1404.
- [7] DAI X H, DUO B, YUAN X J, et al. Energy-efficient UAV communications: A generalized propulsion energy consumption model[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10): 2150-2154.
- [8] RABAHI F Z, BOUDJIT S, BEMMOUSSAT C, et al. UAVs-based mobile radars for real-time highways surveillance[C]//2020 IEEE 17th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). Piscataway: IEEE, 2020: 80-87.
- [9] SUN Z C, WU J J, YEN G G, et al. Performance analysis and system implementation for energy-efficient passive UAV radar imaging system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(8): 9938-9955.
- [10] SAVKIN A V, NI W, ESKANDARI M. Effective UAV navigation for cellular-assisted radio sensing, imaging, and tracking[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(10): 13729-13733.
- [11] HUNG H A, HSU H H, CHENG T H. Optimal sensing for tracking task by heterogeneous multi-UAV systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2024, 32(1): 282-289.
- [12] CHEN X, FENG Z Y, WEI Z Q, et al. Performance of joint sensing-communication cooperative sensing UAV network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 15545-15556.
- [13] WANG Z J, LIU R K, LIU Q R, et al. QoS-oriented sensing-communication-control co-design for UAV-enabled positioning[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2023, 7(1): 497-511.
- [14] LIU X, LIU Y M, LIU Z C, et al. Fair integrated sensing and communication for multi-UAV-enabled Internet of Things: Joint 3-D trajectory and resource optimization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(18): 29546-29556.
- [15] MENG K T, WU Q Q, MA S D, et al. Throughput maximization for UAV-enabled integrated periodic sensing and communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(1): 671-687.

作者简介



柴 蓉 女,1974年7月出生于陕西省西安市。现为重庆邮电大学教授、博士生导师。主要研究方向为空天体一体化网络架构及关键技术、无线资源管理及移动性管理技术等。
E-mail: chairong@cqupt.edu.cn



孙瑞锦 女,1992年3月出生于山西省运城市。现为西安电子科技大学副教授、硕士生导师,陕西省青年人才。主要研究方向为知识驱动的资源调度等。
E-mail: snowwhite@uestc.edu.cn



王丙燕 女,2000年4月出生于山东省滨州市。现为重庆邮电大学硕士研究生。主要研究方向为无人机通感一体化、无线资源分配等。
E-mail: s220101144@stu.cqupt.edu.cn



景小荣 男,1974年6月出生于甘肃省平凉市。现为重庆邮电大学教授、博士生导师。主要研究方向为移动通信理论与通信信号处理等。
E-mail: jingxr@cqupt.edu.cn