

UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信性能优化

韩政江, 周涛, 王尔馥

(黑龙江大学电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 针对无人机 (UAV) 搭载同时透射和反射智能超表面 (STAR-RIS) 的空地协同通信场景, STAR-RIS 单元能量分配与总功率约束耦合, 导致系统容量与用户覆盖率相互制约; 窗口滚动时, 阵风扰动引发的 UAV 位置偏差、小尺度衰落导致的级联信道状态信息 (CSI) 时变, 使容量-覆盖率的最优折中解动态漂移, 提出一种基于轨迹管道约束的多目标优化算法。引入慢时隙滚动窗口评估折中解漂移问题, 控制层通过管道约束生成 UAV 可执行位置序列; 优化层联合配置 STAR-RIS 幅相与用户功率分配, 采用基于分解的多目标差分进化算法逼近 Pareto 折中前沿。仿真结果表明, 该方法在保障轨迹可执行性的前提下, 相较基线方案获得了更优且稳定的系统折中性能, 还通过种群继承机制有效降低了在线计算开销。

关键词: 无人机; 同时透射和反射的可重构智能表面; 空地协同; 多目标优化

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026057

Optimization of air-ground cooperative communication performance for UAV-mounted STAR-RIS

Han Zhengjiang, Zhou Tao, Wang Erfu

Electronic Engineering College, Heilongjiang University, Harbin 150080, China

Abstract: In the scenario of air-ground cooperative communication with unmanned aerial vehicle (UAV)-mounted simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface (STAR-RIS), the coupling between STAR-RIS unit energy allocation and total power constraints leads to mutual restrictions between system capacity and user coverage. During window rolling, UAV position deviations caused by wind disturbance and cascaded channel state information (CSI) time variations due to small-scale fading result in dynamic drift of the optimal capacity-coverage trade-off solution. To address this, a multi-objective optimization algorithm based on trajectory pipeline constraints was proposed. A slow-timeslot rolling window was introduced to evaluate the trade-off solution drift problem, where the control layer generated executable UAV position sequences via pipeline constraints. The optimization layer jointly configured STAR-RIS amplitude-phase and user power allocation, employing a decomposition-based multi-objective differential evolution algorithm to approximate the Pareto trade-off frontier. Simulation results demonstrate that the proposed method achieves superior and stable system trade-off performance compared to baseline schemes while ensuring trajectory feasibility, and further reduces online computational overhead through a population inheritance mechanism.

Keywords: unmanned aerial vehicle, simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface, air-ground coordination, multi-objective optimization

收稿日期: 2025-12-18; 修回日期: 2026-02-27

通信作者: 王尔馥, wangerfu@hlju.edu.cn

基金项目: 2025 年度新一轮黑龙江省“双一流”学科协同创新成果项目 (No.LJGXCG2025-P28)

Foundation Item: 2025 Annual Heilongjiang Province “Double First-Class” Discipline Collaborative Innovation Achievement Project (No.LJGXCG2025-P28)

0 引言

近年来,随着低空经济的飞速发展与第六代移动通信技术研究的持续推进,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)作为构建空地协同系统的重要组成部分,凭借其在三维空间内的机动性、部署的灵活性以及易于建立视距链路的特性,常在通信系统中作为空中基站、信号中继平台为用户提供按需覆盖或应急通信等服务^[1-2]。在城市峡谷、地形遮挡或灾后应急等典型场景中,仅依赖地面基站往往难以保证边缘区域的覆盖质量和系统容量的需求。因此,如何在强遮挡与强时变条件下实现系统容量-覆盖率的折中优化,成为空地协同通信系统中亟待解决的关键问题。

可重构智能表面(reconfigurable intelligent surface, RIS)由于低功耗、低成本和易部署等优势,被视为改善传播环境的6G关键技术之一^[3-4]。将RIS与UAV相结合,可在低空形成灵活可控的空中可重构中继,从而提升链路增益、覆盖补盲和系统性能^[5-7]。

传统RIS只能对信号进行单侧反射,为反射侧用户提供服务。近年来,同时透射和反射的智能超表面(simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface, STAR-RIS)备受关注。STAR-RIS通过并行调控透射和反射链路,拓展了服务空间并提升了空间复用能力。围绕STAR-RIS的研究通常沿着“机制建模-算法设计-场景应用”的路线逐步推进。现有研究一方面关注级联信道特性与能量守恒等关键约束的建模,为后续优化奠定基础^[8-10];在此基础上,研究场景进一步拓展到保密通信、隐蔽通信等,将波束成形与STAR-

RIS系数联合优化提升安全性能^[11-13];在非正交多址(non-orthogonal multiple access, NOMA)等多址接入场景中,也可以通过联合功率分配和STAR-RIS配置来提升系统性能和效率^[6]。另一方面,将STAR-RIS与UAV平台结合,利用UAV的机动性与STAR-RIS的可重构性增强空地链路。相关研究通过联合优化UAV三维几何、超表面系数与发射功率等参数来提升系统性能^[14]。相关研究工作对比如表1所示。

由表1可见,现有研究分别在STAR-RIS协议、建模、场景化优化、UAV和RIS/STAR-RIS联合设计、多目标优化方法与抗扰控制等方面取得进展,但将系统容量-覆盖率折中、可执行性抗扰约束和时变环境下的在线更新机制进行一体化协同设计的工作仍相对不足。

针对上述问题,本文面向UAV搭载STAR-RIS辅助的空地协同通信系统,对地面多用户的系统容量与平均覆盖率进行优化,本文的主要工作与创新点概括如下。

1) 提出了基于轨迹管道约束的多目标优化(tube constrained multi-objective optimization, TCMO)算法,通过构建控制-优化双层协同框架,实现UAV抗扰轨迹控制和系统容量-覆盖率双目标优化的深度耦合,解决了轨迹与资源优化割裂、无法兼顾系统容量和覆盖率的问题,实现了时变场景下多目标的鲁棒动态折中优化。

2) 设计了线性二次型调节器(linear quadratic regulator, LQR)和扰动观测器(disturbance observer, DOB)抗扰与轨迹管道约束方法,实现阵风扰动下UAV可执行轨迹的稳定生成,为优化提供可靠的链路集合输入,解决了轨迹越界导致的通信

表 1

相关研究工作对比

研究内容	代表文献	代表性工作	适用范围与本文的差异
STAR-RIS 机制与协议	文献[8]	建立 STAR-RIS 协议与联合有/无源设计范式	基础范式
STAR-RIS 场景化通信优化 (NOMA、协作多点传输、超高可靠性和低时延通信、隐蔽通信等)	文献[9-13,15-16]	引入新场景指标(有效容量、隐蔽约束、队列稳定、公平性等)并给出对应的优化方法	多聚焦于单目标或特定约束条件
UAV+STAR-RIS 联合优化	文献[14]	将轨迹/调度/波束等耦合进系统优化框架	基于理想运动学,未显式考虑外界扰动下的可执行性
多目标优化	文献[17-18]	提供可复用的折中搜索框架与思路	缺少通信物理层与 UAV 动态耦合建模
UAV 抗扰控制与跟踪	文献[19-21]	给出规划-控制与 LQR 和 DOB 等抗扰方法	通常不含通信目标和折中优化

性能退化问题。

3) 构建了基于滚动窗口的系统容量-覆盖率统一评估模型, 采用 Sigmoid 平滑解决了优化不连续的问题, 通过窗口种群继承策略降低在线计算开销, 提升了时变场景下多目标优化的收敛性和鲁棒性。

1 系统建模

本节构建了 UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信系统模型, 如图 1 所示, 系统由基站 (base station, BS)、搭载 STAR-RIS 的 UAV 平台和分布于地面的用户组成。UAV 搭载的 STAR-RIS 通过透射区和反射区可编程调控空地传播环境, 提升系统容量和覆盖性能, 因城市市场楼宇遮挡等因素, 本文考虑 STAR-RIS 的级联链路作为主导传输路径。假设所有信道的状态信息 (channel state information, CSI) 都是已知的, 在每个慢时隙开始时, 基站通过导频训练获取该时隙下所需的级联等效 CSI, 其中路径损耗、莱斯因子等大尺度参数在滚动窗口内近似不变, 通过对小尺度衰落的多次独立抽样统计平均, 得到窗口内的系统性能指标。

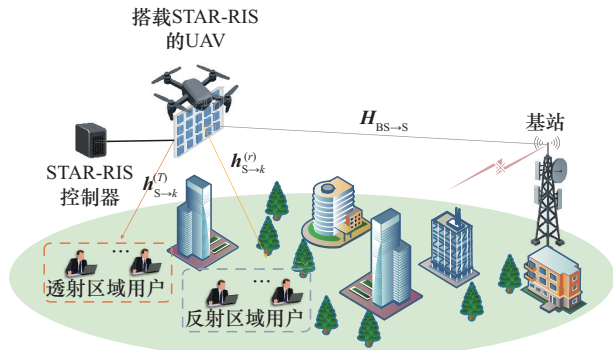


图1 UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信系统

1.1 系统场景与信道模型

以地面基站所在位置为坐标原点建立三维笛卡尔坐标系。定义基站位置为 $\mathbf{p}_{BS} \in \mathbb{R}^3$, 慢时隙 t 内 UAV 的位置记为 $\mathbf{p}_u(t) \in \mathbb{R}^3$, 第 k 个地面用户的位置记为 $\mathbf{p}_k \in \mathbb{R}^3$ 。STAR-RIS 刚性挂载于 UAV 底部, 与 UAV 位置重合。将服务区域分为互不重叠的透射区域和反射区域, 区域内共有 K 个用户, 两侧的用户集合分别为 \mathcal{K}_t 和 \mathcal{K}_r , 满足 $\mathcal{K}_t \cap \mathcal{K}_r = \emptyset$ 且 $|\mathcal{K}_t| = |\mathcal{K}_r| = \frac{K}{2}$ 。

定义在慢时隙 t 内基站-UAV 与 UAV-用户 k 之间的距离为

$$d_{B,u}(t) = \|\mathbf{p}_u(t) - \mathbf{p}_{BS}\| \quad (1)$$

$$d_{u,k}(t) = \|\mathbf{p}_u(t) - \mathbf{p}_k\| \quad (2)$$

系统采用路径损耗模型为

$$\beta(d) = \beta_0 \left(\frac{d}{d_0} \right)^{-\alpha} \quad (3)$$

其中, β_0 为参考距离 d_0 处的衰落系数, α 为路径损耗系数。

STAR-RIS 为 $N_x \times N_z$ 的均匀面阵, 阵元间距分别为 d_x 和 d_z , 载波波长为 λ 。令方位角与俯仰角为 (ϑ, θ) , 则 STAR-RIS 阵列响应可表示为二维 Kronecker 积形式。

$$\mathbf{a}_s(\vartheta, \theta) = \mathbf{a}_x(\vartheta, \theta) \otimes \mathbf{a}_z(\theta) \quad (4)$$

其中, x 方向和 z 方向的导向矢量为

$$\mathbf{a}_x(\vartheta, \theta) = \frac{1}{\sqrt{N_x}} \left[1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_x \sin \theta \cos \vartheta}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_x(N_x-1) \sin \theta \cos \vartheta} \right]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{a}_z(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N_z}} \left[1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_z \cos \theta}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_z(N_z-1) \cos \theta} \right]^T \quad (6)$$

设基站天线数为 M 的均匀线阵, 阵元间距为 $d_{BS} = \frac{\lambda}{2}$, 则基站的阵列响应向量为

$$\mathbf{a}_{BS}(\vartheta, \theta) = \frac{1}{\sqrt{M}} \left[1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_{BS} \sin \theta \cos \vartheta}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}d_{BS}(M-1) \sin \theta \cos \vartheta} \right]^T \quad (7)$$

在慢时隙 t 内, 将基站到 STAR-RIS 的信道矩阵记为 $\mathbf{H}_{BS \rightarrow S}(t) \in \mathbb{C}^{N \times M}$, STAR-RIS 到地面用户 k 的信道向量记为 $\mathbf{h}_{S \rightarrow k}(t) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, 其信道模型分别为 $\mathbf{H}_{BS \rightarrow S}(t) =$

$$\sqrt{\beta_{BS \rightarrow S}(t)} \left(\sqrt{\frac{\kappa_{BS \rightarrow S}}{1 + \kappa_{BS \rightarrow S}}} \mathbf{H}_{BS \rightarrow S}^{\text{LoS}}(t) + \sqrt{\frac{1}{1 + \kappa_{BS \rightarrow S}}} \mathbf{H}_{BS \rightarrow S}^{\text{NLoS}}(t) \right) \quad (8)$$

$$\mathbf{h}_{S \rightarrow k}^m(t) = \sqrt{\beta_{S \rightarrow k}^m(t)} \left(\sqrt{\frac{\kappa_{S \rightarrow k}^m}{1 + \kappa_{S \rightarrow k}^m}} \mathbf{h}_{S \rightarrow k}^{m, \text{LoS}}(t) + \sqrt{\frac{1}{1 + \kappa_{S \rightarrow k}^m}} \mathbf{h}_{S \rightarrow k}^{m, \text{NLoS}}(t) \right) \quad (9)$$

其中, $m \in \{t, r\}$, $m=t$ 对应 $k \in \mathcal{K}_t$, $m=r$ 对应 $k \in \mathcal{K}_r$; $\beta_{BS \rightarrow S} = \beta(d_{B,u}(t))$ 和 $\beta_{S \rightarrow k}^m = \beta(d_{u,k}(t))$

为路径损耗系数； $\kappa_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}$ 和 $\kappa_{\text{S} \rightarrow k}^m$ 为莱斯因子； $\mathbf{H}_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}^{\text{NLoS}}(t)$ 和 $\mathbf{h}_{\text{S} \rightarrow k}^{m,\text{NLoS}}(t)$ 为均值为 0 的复高斯随机项。LoS 信道可表示为

$$\mathbf{H}_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}^{\text{LoS}}(t) = \mathbf{a}_s(\vartheta_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}(t), \theta_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}(t)) \mathbf{a}_{\text{BS}}^H(\vartheta_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}(t), \theta_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}(t)) \quad (10)$$

$$\mathbf{h}_{\text{S} \rightarrow k}^{m,\text{LoS}}(t) = \mathbf{a}_s(\vartheta_{\text{S} \rightarrow k}^m(t), \theta_{\text{S} \rightarrow k}^m(t)) \quad (11)$$

系统采用正交资源分配，忽略用户间同频干扰，为简化优化框架，聚焦核心优化目标，本文固定所有用户时隙资源占比均等。令用户 k 对应基站的归一化发射预编码向量为 $\boldsymbol{\Gamma}_k(t) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ($\|\boldsymbol{\Gamma}_k(t)\|_2 = 1$)，STAR-RIS 的透射和反射调控矩阵分别为 $\boldsymbol{\Phi}_t(t)$ ， $\boldsymbol{\Phi}_r(t) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 。则用户 k 在慢时隙 t 下的级联等效信道表示为

$$\mathbf{g}_k(t) = (\mathbf{h}_{\text{S} \rightarrow k}^m(t))^H \boldsymbol{\Phi}_m(t) \mathbf{H}_{\text{BS} \rightarrow \text{S}}(t) \boldsymbol{\Gamma}_k(t) \quad (12)$$

其中， $m \in \{t, r\}$ 。

用户 k 在慢时隙 t 下对应的信噪比和瞬时速率可写为

$$\gamma_k(t) = \frac{p_k |\mathbf{g}_k(t)|^2}{\sigma^2}, \quad R_k(t) = \text{lb}(1 + \gamma_k(t)) \quad (13)$$

其中， $p_k \geq 0$ 为用户 k 的分配功率， σ^2 为噪声功率，总功率满足 $\sum_{k=1}^K p_k = P_{\max}$ ， P_{\max} 为基站最大发射功率。

1.2 UAV 轨迹和 STAR-RIS 模型

在慢时隙 t 下，UAV 的坐标表示为 $\mathbf{p}_u(t) = [x_u(t), y_u(t), z_u(t)]$ ，通过滚动窗口机制优化窗口内的 UAV 轨迹序列，为通信性能优化提供稳定的几何输入。

STAR-RIS 中包含 N 个基本单元，第 n 个单元在透射侧和反射侧的系数分别为

$$\theta_{t,n} = \rho_{t,n} e^{j\phi_{t,n}}, \quad \theta_{r,n} = \rho_{r,n} e^{j\phi_{r,n}}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

其中， $\rho_{t,n}, \rho_{r,n} \in [0, 1]$ 为幅度系数， $\phi_{t,n}, \phi_{r,n} \in [0, 2\pi)$ 为相位。根据能量守恒定律，有

$$\rho_{t,n}^2 + \rho_{r,n}^2 = 1 \quad (15)$$

将每个单元系数矩阵化后表示为对角调控矩阵，即

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Phi}_t(t) &= \text{diag}(\theta_{t,1}(t), \theta_{t,2}(t), \dots, \theta_{t,N}(t)) \\ \boldsymbol{\Phi}_r(t) &= \text{diag}(\theta_{r,1}(t), \theta_{r,2}(t), \dots, \theta_{r,N}(t)) \end{aligned} \quad (16)$$

对于用户 k ，根据其所属区域选取对应的调控

矩阵，形成级联信道。在该模型下，STAR-RIS 通过幅度系数的能量分配和相位对齐，改变其两侧地面用户的有效链路增益 $|\mathbf{g}_k(t)|$ 。

1.3 优化目标数学模型

本文以系统容量和覆盖率作为双优化目标，用于描述 UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信系统的性能。慢时隙 t 内的系统瞬时总容量为

$$R_{\text{sum}}(t) = \sum_{k=1}^K R_k(t) = \sum_{k=1}^K \text{lb}(1 + \gamma_k(t)) \quad (17)$$

其中， $R_k(t)$ 为用户 k 在慢时隙 t 内的瞬时速率， $\gamma_k(t)$ 为基于级联等效信道 $\mathbf{g}_k(t)$ 得到的信噪比。系统容量用于表征当前系统在单位带宽下可支持的总传输速率。为了描述地面用户服务覆盖的情况，用覆盖率作为衡量系统服务性能的指标。然而，通常用于表示覆盖率的指示函数会导致覆盖率目标存在不连续跳变，不利于多目标优化算法的稳定搜索。为此，本文采用 Sigmoid 函数对指示函数进行平滑近似^[22]，将用户 k 被覆盖的程度表示为

$$\tilde{c}_k(t) = \sigma(a(R_k(t) - R_{\text{th}})) = \frac{1}{1 + \exp(-a(R_k(t) - R_{\text{th}}))} \quad (18)$$

其中， $\sigma(\cdot)$ 表示 Sigmoid 函数， a 表示平滑系数， a 越小则体现为更平滑的过渡， R_{th} 为速率门限。将平滑覆盖率定义为

$$C_{\text{cov}}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \tilde{c}_k(t) \quad (19)$$

值得注意的是，本文采用 Sigmoid 函数对覆盖判决指示函数进行平滑近似，主要考虑以下几点：1) Sigmoid 函数在全定义域内连续可导，能够为多目标进化搜索提供更加稳定的适应度排序信息；2) Sigmoid 函数的值域为 $[0, 1]$ ，也可直接解释为“软覆盖程度”，与覆盖率的物理含义一致；3) 平滑系数 a 可以控制阈值附近的过渡带宽，在保持近似精度的同时避免出现大面积 0~1 平台，且当 a 趋于无穷大时，Sigmoid 函数逐点收敛至硬判决指示函数，可在理论上保证该平滑是对覆盖率定义的可控近似。相比之下，分段线性近似等平滑函数需要额外指定过渡区间宽度，并且在端点处存在折点，当覆盖判决靠近门限时更容易引入排序抖动，因此 Sigmoid 函数的平滑过渡能够有效降低不稳定性。此外，由式(18)可知，Sigmoid 平滑仅在门限附近区间的速率样本上产生近似误差。当用户速率远高于或低于门限，Sigmoid 函数会趋于 0

或1, 与平滑前一致。平滑系数 a 本质上控制了过渡带宽的宽度, a 越大带宽越窄, 近似误差越小, 但会使多目标搜索的稳定性下降; 反之, 可以提升平滑性和稳定性, 但也会扩大过渡带宽并增大近似偏差。

2 算法设计

基于上文构建的系统模型和多目标优化问题, 本节提出了 TCMO 算法, 求解系统容量和覆盖率的折中优化难题。TCMO 算法引入滚动窗口机制, 用来抑制小尺度衰落导致的 CSI 时变, 阵风扰动引发的轨迹波动带来折中解动态漂移的问题, 并采用控制-优化双层协同框架设计实现双目标折中优化: 控制层引入轨迹管道约束, 生成阵风扰动下满足几何约束的可执行 UAV 轨迹, 保证链路输入稳定; 优化层结合多目标差分进化方法, 联合优化 STAR-RIS 的幅相配置和用户功率分配, 逼近系统容量-覆盖率的 Pareto 折中前沿, 实现在动态环境下的在线更新与鲁棒优化。TCMO 算法框架如图2所示。

2.1 滚动窗口优化设计

设慢时隙集合 $\{1, 2, \dots, T\}$, 在时隙 t 内构造长度为 W 的滚动窗口 $W_t = \{t, t+1, \dots, \min(t+W-1, T)\}$ 。其中, 窗口长度 W 表征预测评估视野, 覆盖未来 W 个慢时隙, 对应预测的时域长度为 $W \cdot dt$; 算法控制层以 dt 为更新间隔抑制阵风扰动并维持管道约束, 优化层仅在慢时隙边界更新一次通信配置, 并在滚动窗口 W_t 上求解, 选取并下发当前慢时隙 t 的执行解, 随后窗口右移至 W_{t+1} 继续优化。

截取当前时刻 t 的窗口内的 UAV 轨迹子序列和用户位置集合作为窗口环境。为了使结果更具鲁棒性, 每个决策向量在窗口内每个慢时隙位置分别计算用户速率, 并在窗口内对 W 取均值, 然后对 S 个表征小尺度衰落和随机扰动的独立随机场景样本再次取均值, 从而得到窗口内的系统容量和平均覆盖率。综上, 本文在滚动窗口 W_t 下对系统容量和覆盖率进行统计与评估, 为后续算法优化层的多目标权衡提供评价依据。滚动窗口机制示意如图3所示。

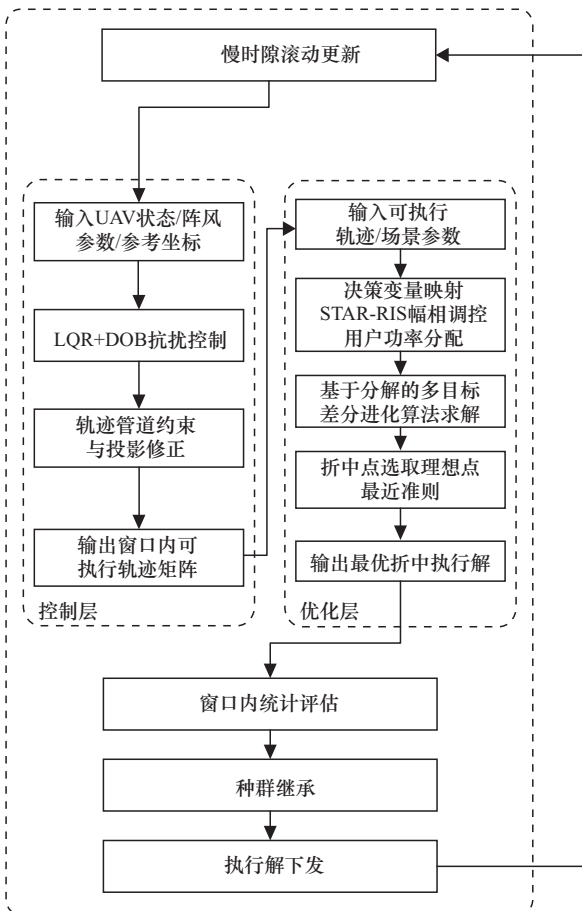


图2 TCMO 算法框架

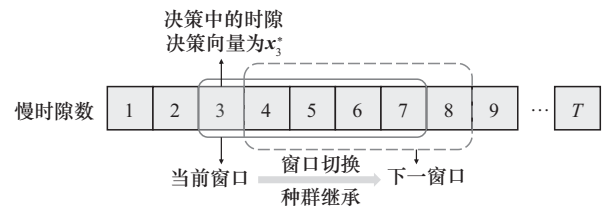


图3 滚动窗口机制示意

窗口在 T 个慢时隙集合内逐步滚动, 为当前时隙决策提供长度为 W 的评估视野, 优化层在窗口 W_t 内综合评估候选解在含当前的未来 W 个慢时隙的统计性能, 但每次仅输出并执行当前慢时隙 t 的折中策略 x_t^* , 其余时隙用于稳定性评估; 算法控制层在每个慢时隙边界更新一次并生成可执行的 UAV 轨迹片段, 优化层以此完成窗口评估与决策更新。此外, 相邻窗口高度重叠, 使种群继承在窗口切换时能够复用上一窗口的优良个体并在新窗口下进行评估, 从而减少重复搜索开销并抑制折中解的时隙间波动。

在每个滚动窗口起始慢时隙 t 处, 通过导频训练估计当前时隙的级联等效 CSI, 并据此在优化层求解得到该窗口对应的通信配置; 随后在窗口视野内固定 STAR-RIS 的状态和功率配置, 执行当前慢时隙的折中策略, 其余 $W-1$ 个慢时隙

用于统计评估视野, 不进行更新。因此, STAR-RIS 状态更新依赖窗口起始时隙的瞬时 CSI 估计, 而窗口内的性能评估采用对小尺度衰落与 S 次独立场景抽样统计, 等价于对未来短期统计性能进行稳健评估。如果 CSI 存在估计误差, 主要影响的是目标函数的估计精度, 从而使性能退化。由于功率边界与 STAR-RIS 的能量守恒等约束与 CSI 无关, 所以优化问题的可行性不会受到 CSI 误差的影响。

为了描述随机用户分布和小尺度衰落的不确定性, 本文采用蒙特卡罗、窗口平均和场景平均作为统计方式。具体来说, 在每个仿真点进行 N_t 次蒙特卡罗实验, 第 n 次实验在 STAR-RIS 的透射区和反射区分别随机生成 $\frac{K}{2}$ 个用户的位置, 并在滚动窗口内, 对每个慢时隙 $t \in W_t$ 生成 S 个独立信道和扰动场景样本, 即做了 S 次场景平均, 再对求得的瞬时速率做窗口平均得到用户窗口的平均速率, 进而得到最终的系统容量和平均覆盖率。

2.2 UAV 抗扰优化设计

TCMO 算法控制层的核心目标是抑制阵风扰动, 生成满足几何约束的可执行 UAV 位置序列, 作为优化层的几何输入。定义 UAV 的状态向量为

$$\mathbf{x}_l = [p_x, v_x, p_y, v_y, p_z, v_z]^T \quad (20)$$

其中, $\mathbf{p}_l = [p_x, p_y, p_z]^T$ 表示 UAV 的位置坐标, $\mathbf{v}_l = [v_x, v_y, v_z]^T$ 表示 UAV 在 3 个分量的速度。

本文采用 LQR 实现 UAV 悬停的闭环稳定, 同时引入 DOB 在线估计并补偿阵风扰动, 有效抑制外部干扰导致的位置偏差, 提升轨迹跟踪的鲁棒性^[23-24]。

为了保证几何链路参数在扰动下稳定可控, 算法控制层引入轨迹管道约束, 将 UAV 的实际轨迹限制在参考悬停点附近的容许范围内, 将约束集合定义为

$$\Omega = \left\{ \mathbf{p}: \|\mathbf{p}_l - \mathbf{p}^{\text{ref}}\|_2 \leq r_{\text{tube}} \right\} \quad (21)$$

其中, r_{tube} 为管道半径, \mathbf{p}^{ref} 为参考悬停点的坐标。管道约束用于 UAV 轨迹可执行性的评估, 如果 $\|\mathbf{p}_l - \mathbf{p}^{\text{ref}}\|_2 > r_{\text{tube}}$, 则视为越界。当 UAV 位置越界时, 通过投影修正得到可执行位置 $\tilde{\mathbf{p}}_l$, 即

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{p}}_l = \mathbf{p}^{\text{ref}} + r_{\text{tube}} \frac{\mathbf{p}_l - \mathbf{p}^{\text{ref}}}{\|\mathbf{p}_l - \mathbf{p}^{\text{ref}}\|_2}, & \|\mathbf{p}_l - \mathbf{p}^{\text{ref}}\|_2 - r_{\text{tube}} > 0 \\ \tilde{\mathbf{p}}_l = \mathbf{p}_l, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

$$\tilde{\mathbf{p}}_l = \prod_{\rho}(\mathbf{p}_l)$$

其中, $\prod_{\rho}(\cdot)$ 为 \mathbf{p}_l 到管道约束集合的投影算子。投影修正后的位置 $\tilde{\mathbf{p}}_l$ 仅作为优化层的几何输入, 用于窗口内链路性能的稳健评估, 控制层的闭环参考始终为 \mathbf{p}^{ref} , 确保 UAV 不会出现控制目标偏移。

控制层在慢时隙尺度上输出满足管道约束的 UAV 位置序列 $\{\tilde{\mathbf{p}}_u(t)\}$, 并在第 t 个慢时隙构造滚动窗口 W_t 内的可执行轨迹矩阵

$$\mathbf{P}_u(W_t) = [\tilde{\mathbf{p}}_u(t), \tilde{\mathbf{p}}_u(t+1), \dots, \tilde{\mathbf{p}}_u(t+W-1)]^T \quad (23)$$

$\mathbf{P}_u(W_t)$ 将作为几何输入发送给算法的优化层, 优化层在给定几何输入的条件下完成窗口内的统计评估并求解多目标优化问题, 下发当前慢时隙的执行解, 随后窗口继续右移进行滚动优化。综上, 算法在控制层解决抗扰和可执行性问题, 优化层在慢时隙尺度上利用可执行轨迹矩阵完成折中决策。

2.3 多目标问题优化设计

TCMO 算法的优化层将待优化变量集合为归一化决策向量 $\mathbf{x} \in [0, 1]^D$, 其结构表示为

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \underline{\rho}_t, \underline{\phi}_t, \underline{\phi}_r, \underline{\xi} \\ \underline{N} \quad \underline{N} \quad \underline{N} \end{bmatrix}^T, \quad D = 3N + K \quad (24)$$

其中, N 为 STAR-RIS 的单元数量, K 为地面用户的数量, $\underline{\rho}_t = [\rho_{t,1}, \rho_{t,2}, \dots, \rho_{t,N}]$ 表示透射幅度系数, $\underline{\phi}_t$ 和 $\underline{\phi}_r$ 表示透射和反射相位的归一化参数, $\underline{\xi}$ 为功率分配的原始变量。

根据 STAR-RIS 单元能量守恒约束, 反射幅度系数满足

$$\rho_{t,n}^2 + \rho_{r,n}^2 = 1, \quad \rho_{r,n} = \sqrt{1 - \rho_{t,n}^2} \quad (25)$$

相位参数 $\phi_{t,n}$ 和 $\phi_{r,n}$ 通过归一化变量映射至 $[0, 2\pi)$ 域, 最终生成透反射调控矩阵。

$$\begin{aligned} \underline{\Phi}_t &= \text{diag}(\rho_{t,1} e^{j\phi_{t,1}}, \dots, \rho_{t,N} e^{j\phi_{t,N}}) \\ \underline{\Phi}_r &= \text{diag}(\rho_{r,1} e^{j\phi_{r,1}}, \dots, \rho_{r,N} e^{j\phi_{r,N}}) \end{aligned} \quad (26)$$

为保证用户功率非负且满足总发射功率约束, 通过 Softmax 归一化映射得到各用户分配的功率。

$$p_k = \frac{P_{\max} e^{\xi_k}}{\sum_{i=1}^K e^{\xi_i}}, k = 1, 2, \dots, K \quad (27)$$

在第 n 次蒙特卡罗实验中, 在慢时隙 t 为起点的滚动窗口 W_t , 窗口内任一慢时隙 $t \in W_t$, 在第 s 个独立场景样本下, 用户 k 的瞬时信噪比记作 $\gamma_k^{(n,s)}(t)$, 对应瞬时速率为

$$R_k^{(n,s)}(t) = \text{lb}(1 + \gamma_k^{(n,s)}(t)) \quad (28)$$

进而有窗口平均系统容量为

$$\bar{R}_{\text{sum}}^{(n)}(t) = \sum_{k=1}^K \frac{1}{|W_t|S} \sum_{t \in W_t, s=1}^S R_k^{(n,s)}(t) \quad (29)$$

为了解决覆盖率指标不可微而导致的优化困难问题, 本文将覆盖率用 Sigmoid 平滑函数对是否能够达到门限速率的判决进行连续近似。在第 n 次实验中, 窗口起点为 t 的滚动窗口内, 令用户 k 的窗口平均速率为 $\bar{R}_k^{(n)}(t)$, 基于式(18), 窗口平均覆盖率表示为

$$C_{\text{cov}}^{(n)}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{1}{1 + \exp(-a(\bar{R}_k^{(n)}(t) - R_{\text{th}}))} \quad (30)$$

3 多目标优化问题的构建与求解

本节将围绕系统容量和覆盖率相互制约的关系, 建立 UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信系统多目标联合优化模型, 基于滚动窗口机制, 实现对动态环境下折中解的搜索。

3.1 多目标优化问题的构建

TCMO 算法的优化层以控制层输出的滚动窗口内可执行轨迹矩阵为几何输入, 联合优化 STAR-RIS 幅相系数和用户功率分配, 构建系统容量-覆盖率双目标最大化的优化问题。

两个优化目标分别为窗口平均系统容量和窗口平均覆盖率, 均基于滚动窗口内 W 个慢时隙、 S 个独立场景做统计平均, 抑制随机扰动与信道时变的影响, 定义优化目标系统容量和平均覆盖率为

$$\bar{R}_{\text{sum}}(\mathbf{x}; \mathbf{P}_u(W_t)) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \frac{1}{|W_t|} \sum_{t \in W_t, k=1}^K \text{lb}(1 + \gamma_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t))) \quad (31)$$

$$\bar{C}_{\text{cov}}(\mathbf{x}; \mathbf{P}_u(W_t)) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \frac{1}{|W_t|} \sum_{t \in W_t} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sigma(a(R_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t)) - R_{\text{th}})) \quad (32)$$

最终多目标优化问题表述为

$$\begin{aligned} \text{P1} \quad & \max_{\rho_{t,n}, \phi_{t,n}, \phi_{r,n}, p_k} \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (\bar{R}_{\text{sum}}(\mathbf{x}), \bar{C}_{\text{cov}}(\mathbf{x})) \\ \text{s.t.} \quad & C_1: \rho_{t,n}^2 + \rho_{r,n}^2 = 1, \quad \forall n = 1, 2, \dots, N \\ & C_2: 0 \leq \rho_{t,n} \leq 1, \quad 0 \leq \rho_{r,n} \leq 1, \quad \forall n = 1, 2, \dots, N \\ & C_3: \phi_{t,n} = 2\pi\varphi_{t,n}, \quad \phi_{r,n} = 2\pi\varphi_{r,n}, \quad \forall n \\ & C_4: p_k \geq 0, \quad \forall k = 1, 2, \dots, K \\ & C_5: \sum_{k=1}^K p_k = P_{\max} \\ & C_6: \tilde{\mathbf{p}}_u(t) \in \Omega \end{aligned} \quad (33)$$

其中, \mathbf{x} 为决策向量, N 和 K 分别为 STAR-RIS 的基本单元数和地面用户数量, $\gamma_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t))$ 表示在场景 s 、慢时隙 t 下用户 k 接收到的信噪比, $R_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t))$ 为在信噪比 $\gamma_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t))$ 下的速率, 即 $R_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t)) = \text{lb}(1 + \gamma_k^{(s)}(t; \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{p}}_u(t)))$ 。

3.2 多目标优化问题的求解

式(31)和式(32)中存在非凸项, 因此多目标优化问题 (P1) 为非凸的, 且目标函数包含窗口内时变信道和抽样平均, 用传统确定性优化方法难以直接获得全局最优解。针对 3.1 节构建的非凸多目标优化问题, 本文采用基于分解的多目标差分进化算法求解: 构造权重向量集 $\{\omega_i\}_{i=1}^{N_{\text{pop}}}$ 将原问题分解为多个标量子问题并构建邻域, 定义 $\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x}) = -\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 适配最小化求解框架, 迭代过程中同步更新理想点 z_m [25], 即

$$z_m = \min_j \tilde{f}_m(\mathbf{x}_j), \quad m \in \{1, 2\} \quad (34)$$

其中, $\tilde{f}_m(\mathbf{x})$ 为最小化子目标, 理想点 z_m 是该子目标的全局下界; 迭代过程中, 若得到的候选解 \mathbf{u} 的子目标值更优, 则按 $z_m \leftarrow \{z_m, \tilde{f}_m(\mathbf{u})\}$ 更新理想点, 逐步逼近 Pareto 前沿。

采用加权切比雪夫函数作为第 i 个子问题的解到理想点距离的最大值, 表示为

$$g_{\text{tch}}(\mathbf{x} | \omega_i, \mathbf{z}) = \max_{m \in \{1, 2\}} \omega_{i,m} (\tilde{f}_m(\mathbf{x}) - z_m), \mathbf{z} = [z_1, z_2]^T \quad (35)$$

迭代过程中, 在对应子问题的邻域内采用差分进化的变异、交叉算子生成候选解, 完成适应度评估后, 更新理想点与邻域内的种群个体, 逐步逼近系统容量-覆盖率的 Pareto 折中前沿。

迭代收敛后, 提取当前窗口的非支配解集, 采

用理想点最近准则选取折中执行解

$$\mathbf{x}_t^* = \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{P}_t} \left\| \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}) - \hat{\mathbf{f}}^{\text{ideal}} \right\|_2 \quad (36)$$

其中, $\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x})$ 为 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ min-max 归一化后的目标向量, $\hat{\mathbf{f}}^{\text{ideal}} = [1, 1]^T$ 为归一化空间的理想点。

窗口滚动时采用种群继承机制, 复用上一窗口的优良个体, 大幅降低在线计算开销。基于上述多目标优化问题的构建与求解流程, TCMO 算法如算法 1 所示。

算法 1 基于轨迹管道约束的多目标优化算法

输入 慢时隙总数 T , 滚动窗口长度 W , 场景样本数 S , 种群规模 N_{pop} , 邻域大小 T_{neigh} , 交叉概率 CR , 最大迭代次数 G_{max} , 变异因子 F , 门限速率 R_{th} , 管道半径 r_{tube} , 平滑系数 a , 基站最大发射功率 P_{max} , UAV 参考悬停点 \mathbf{p}^{ref}

输出 每个慢时隙的 Pareto 最优解集 $\{\mathcal{P}_t^*\}_{t=1}^T$ 和折中执行解 $\{\mathbf{x}_t^*\}_{t=1}^T$

- 1) 控制层初始化: 配置 LQR 和 DOB 抗扰参数, 生成 UAV 初始位置, 对越界位置做投影修正, 得到满足管道约束的可执行轨迹矩阵 $\mathbf{P}_u(t)$, $t = 1, 2, \dots, T$ (该矩阵为初始可执行轨迹, 实际执行时将按时隙动态修正以补偿阵风扰动)
- 2) 多目标框架初始化: 生成权重向量集 $\{\boldsymbol{\omega}_i\}_{i=1}^{N_{\text{pop}}}$, 构造邻域结构 $B(i)$, 随机初始化种群 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^{N_{\text{pop}}}$, 定义多目标函数 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$
- 3) for $t=1$ to T do
- 4) 构造滚动窗口 W_t , 截取轨迹子序列, 更新用户与信道参数
- 5) 种群继承: $t > 1$ 时复用上一窗口非支配解, 补充随机个体至 N_{pop} , 若 $t = 1$ 直接使用初始种群

- 6) 评估所有种群个体, 初始化理想点, 定义 $\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x})$
- 7) for $g=1$ to G_{max} do
- 8) for $i=1$ to N_{pop} do
- 9) 变异: 从邻域 $B(i)$ 中随机选取 r_1, r_2, r_3 , 生成变异向量 $\mathbf{v} = x_{r_1} + F(x_{r_2} - x_{r_3})$
- 10) 交叉: 根据交叉概率 CR 生成候选解 \mathbf{u}
- 11) 候选解映射与评估: 将候选解映射为 STAR-RIS 幅相系数与功率分配, 计算当前窗口平均双目标值 $\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{u})$
- 12) 理想点更新: $z_m = \min\{z_m, \tilde{f}_m(\mathbf{u})\}, m \in \{1, 2\}$
- 13) for each $j \in B(i)$ do
- 14) 计算切比雪夫适应度 (式(35))
- 15) if $g_{\text{tch}}(\mathbf{u}|\boldsymbol{\omega}_j, \mathbf{z}) \leq g_{\text{tch}}(\mathbf{x}_j|\boldsymbol{\omega}_j, \mathbf{z})$ then
- 16) 令 $\mathbf{x}_j = \mathbf{u}$, 更新 $\mathbf{f}(\mathbf{x}_j)$
- 17) end if
- 18) end for each
- 19) end for
- 20) 提取 Pareto 非支配解集: 从迭代收敛后的种群中筛选出非支配解, 得到当前窗口的 Pareto 最优解集 \mathcal{P}_t^*
- 21) 选取折中执行解: 对 \mathcal{P}_t^* 的双目标值做 min-max 归一化, 通过理想点准则 (式(36)) 选取当前慢时隙 t 的折中解
- 22) end for

3.3 算法复杂度分析

设种群规模为 N_{pop} , 最大迭代次数为 G_{max} , 邻域大小为 T_{neigh} , 慢时隙数为 T , 决策向量维度为 D , 窗口长度为 W , 场景样本数为 S , 用户数为 K , STAR-RIS 单元数为 N , 基站天线数为 M , 算法复杂度分析如表 2 所示。

表 2 算法复杂度分析

开销来源	时间复杂度	空间复杂度	备注
控制层更新	$O(T)$	$O(1)$	用于保证可执行性与稳定性
候选解评估	$C_{\text{eval}} = O(SWK(NM + N)) \approx O(SWKNM)$	$O(SWK)$	决定整体的运行时间上限
优化层变异、交叉	$O(G_{\text{max}}N_{\text{pop}}T_{\text{neigh}}D)$	$O(N_{\text{pop}}D)$	影响收敛速度与常数因子
单窗口优化	$O(N_{\text{pop}}(G_{\text{max}} + 1)C_{\text{eval}}) + O(G_{\text{max}}N_{\text{pop}}T_{\text{neigh}}D)$	$O(N_{\text{pop}}D)$	决定评估次数
窗口滚动过程	$O\left(T\left[N_{\text{pop}}(G_{\text{max}} + 1)C_{\text{eval}} + G_{\text{max}}N_{\text{pop}}T_{\text{neigh}}D\right]\right)$	$O(N_{\text{pop}}D)$	—

由于 $C_{eval} \approx O(SWKNM)$ 随着 S 、 W 、 K 、 N 、 M 线性增长并在每代对整个种群重复调用, 整体时间开销主要由候选解评估模块主导, 其余模块主要影响收敛速度与常数项。此外, 窗口滚动时的种群继承不改变理论复杂度量级, 但可减少达到给定解质量所需的迭代次数与函数评估次数; 在串行评估或评估开销占主导时, 实际运行时间将会下降。

4 仿真结果分析

4.1 仿真参数

本节通过仿真对提出算法进行性能验证和分析。考虑一个城市场景, 地面基站位于小区一侧, UAV 搭载 STAR-RIS 悬停于建筑群上方, 对覆盖范围内的地面用户提供服务, 位置关系如图4所示。

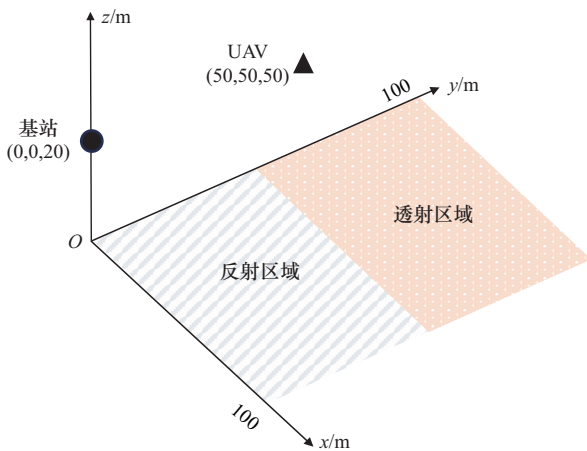


图4 UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信系统仿真位置关系

地面用户的位置在划定的透射信号接收区与反射信号接收区内随机生成, 以验证算法的鲁棒性。仿真参数设置如表3所示。

4.2 仿真结果

为保证对比一致性, 除优化策略不同外, 各基线方案均在相同的场景、参数配置、统计方式下进行评估, 本文仿真实验中遵循的统计方式在2.1节中给出。用于进行比较的基线方案如下。

基线1: 在 UAV 轨迹鲁棒控制和管道约束的前提下, 用 NSGA-II 算法处理多目标优化问题。

基线2: 在 UAV 轨迹鲁棒控制和管道约束的前提下, 采用差分进化 (differential evolution, DE) 算法对系统容量进行优化。

基线3: 在采用 TCMO 算法的前提下, 将系统中 N 个单元的 STAR-RIS 换为一个 $\frac{N}{2}$ 个单元的透射 RIS 和一个 $\frac{N}{2}$ 个单元的反射 RIS。

基线4: 保持 STAR-RIS 和多目标优化模块不变, 但不进行 UAV 的轨迹鲁棒控制和管道约束。

表4展示了不同方案下系统容量与覆盖率的统计结果。从表4可以看出, TCMO 取得了所有方案中最高的平均覆盖率 0.593, 同时保持了 6.951 bit/(s·Hz) 的高位系统容量, 实现了两个互相制约目标的最优折中。与基线1相比, TCMO 的系统容量和覆盖率分别提升了 17.8% 和 66.6%, 验证了基于分解的多目标优化框架、滚动窗口种群继承机制在非凸随机

表3

仿真参数

仿真参数	参数值	仿真参数	参数值
基站位置/m	(0,0,20)	滚动窗口大小	$W = 5$
地面用户数量	$K = 10$	最小 SNR 门限/dB	$\gamma_{th}^{dB} = -3$
基站天线数/个	$M = 8$	阵风强度/($m \cdot s^{-2}$)	$\sigma_w = 15$
UAV 悬停位置/m	(50,50,50)	平滑系数 a	$a = 15$
慢时隙数	$T = 20$	管道半径/m	$r_{tube} = 1.5$
慢时隙长度/s	$dt = 0.2$	种群规模	$N_{pop} = 100$
STAR-RIS 单元数/个	$N = 100$	每时隙评估样本数	$S = 60$
状态误差权重矩阵	$\mathbf{Q} = \text{diag}(10,1,10,1,15,2)$	最大迭代次数	$G_{max} = 100$
DOB 滤波系数	0.1	蒙特卡罗次数	$N_t = 600$
控制能量权重矩阵	$\mathbf{R} = 0.1\mathbf{I}_3$	邻域大小	$T_{neigh} = 12$
基站发射功率/dBm	$P_{max}^{dBm} = 40$	莱斯因子	$\kappa_{BS \rightarrow S} = \kappa_{S \rightarrow k} = 4$
噪声功率/dBm	$\sigma_{dBm}^2 = -100$	路径损耗参考值/dB	-30
基站到 STAR-RIS 路径损耗指数 $\alpha_{B \rightarrow S}$	2.2	STAR-RIS 到用户 路径损耗指数 $\alpha_{S \rightarrow k}$	2.7

扰动环境下的收敛性和稳定性优势；与基线 2 相比，基线 2 虽然取得了最高的系统容量，但以牺牲边缘用户覆盖为代价，印证了单目标优化无法兼顾两个制约目标的局限；与基线 3 相比，TCMO 的性能优势验证了 STAR-RIS 透反射联合调控相比分别设置透/反射 RIS 的自由度增益；与基线 4 相比，TCMO 的性能更为显著、波动更小，证明了轨迹鲁棒控制与管道约束对通信性能稳定的支撑作用。

表 4 不同方案下系统容量与覆盖率的性能统计 (均值±标准差)

方案	系统容量/(bit·s·Hz ⁻¹)	平均覆盖率
TCMO	6.951±0.405	0.593±0.051
基线 1	5.901±0.760	0.356±0.068
基线 2	7.762±0.812	0.442±0.091
基线 3	5.050±0.618	0.336±0.094
基线 4	5.110±0.936	0.398±0.129

为进一步验证 TCMO 控制层在不同外界阵风扰动下的有效性，本文统计了在不同阵风强度下的越界行为。不同阵风强度下管道约束可执行性统计与对系统性能影响如表 5 所示，其中 $r_{\text{tubc}}=1.5 \text{ m}$ 。结果表明，随着阵风强度的提升，基线 4 的越界行为急剧恶化，20 m/s² 强阵风下的最大越界量达到了管道半径的 4.2 倍；TCMO 通过控制层的主动抗扰和投影修正，在所有阵风强度下的最大越界量均未超过管道半径，在 15 m/s² 默认场景下，越界率仅为基线 4 的 1.05%，解决了阵风扰动导致的轨迹越界、级联信道突变的问题。随着阵风强度提升，两种方案的性能均呈下降趋势，但 TCMO 的性能退化更为平缓，在 20 m/s² 强阵风下，TCMO 的系统容量与覆盖率较 5 m/s² 阵风场景下降 4.3% 和 33.5%，基线 4 下

表 5 不同阵风强度下管道约束可执行性统计与对系统性能影响

阵风强度 σ_w /(m·s ⁻²)	方案	越界率	平均越界量/m	最大越界量/m	系统容量	覆盖率
5	TCMO	<0.000 1	<0.000 1	<0.000 5	7.020	0.746
	基线 4	0.158 4	0.047 9	0.461 0	6.101	0.489
10	TCMO	<0.000 1	<0.000 1	<0.001 0	7.009	0.669
	基线 4	0.680 0	0.687 8	2.405 7	5.570	0.459
15	TCMO	0.008 9	0.001 2	0.049 2	6.951	0.593
	基线 4	0.849 6	1.609 8	4.358 5	5.110	0.398
20	TCMO	0.087 0	0.020 8	0.433 0	6.719	0.496
	基线 4	0.906 8	2.586 2	6.311 4	4.695	0.303

降幅度达 23.0% 和 38.0%，验证了 TCMO 在动态扰动场景下的强鲁棒性及轨迹管道约束对级联链路扰动的抑制作用，为通信优化提供了稳定的几何输入。

当 $\sigma_w=15 \text{ m/s}^2$ 时，不同管道半径下管道约束可执行性统计如表 6 所示。随着 r_{tubc} 的增大，两种方案的越界率和越界量均呈下降趋势，但 TCMO 在各半径设置下均显著优于基线 4，体现出更强的约束适应性和可部署性。当管道半径 $r_{\text{tubc}}=1.5 \text{ m}$ 及以上时，TCMO 越界率迅速降低并趋于 0，基线 4 仍保持较高的越界概率和较大的越界量。结果表明，TCMO 在不同约束强度下均具有稳定的增益。1.5 m 的管道半径在约束强度与算法性能之间实现了最优平衡，既体现了控制层的可执行性提升效果，又避免了约束过松导致的性能差异弱化。

表 6 不同管道半径下管道约束可执行性统计

管道半径/m	方案	越界率	平均越界量/m	最大越界量/m
1	TCMO	0.154 6	0.030 0	0.443 8
	基线 4	0.922 3	2.054 0	4.858 5
1.5	TCMO	0.008 9	0.001 2	0.049 2
	基线 4	0.849 6	1.609 8	4.358 5
2	TCMO	0.000 1	<0.000 1	0.000 2
	基线 4	0.744 8	1.209 9	3.858 5

滚动窗口种群继承机制计算开销对比如表 7 所示。从表 7 可以看出，种群继承机制使达到同等解质量所需的迭代次数减少 55.33%，函数评估次数减少 50.74%，显著降低了在线优化的计算开销。由于候选解评估采用并行实现，固定开销占比较高，两种方式单窗口运行时间相近，但种群继承机制大幅减少了迭代次数，更适配于低空场景下的在线优化需求。

表7 滚动窗口种群继承机制计算开销对比

方式	单窗口平均仿真运行时间/s	达到同等折中解质量所需平均迭代次数/次	单窗口函数评估次数/次
种群继承	8.061 1	4.94	297
重新初始化	8.070 7	11.06	603

图5为不同规模的 STAR-RIS 单元数 N 下 TCMO 的收敛曲线。在不同 N 的取值下, TCMO 均能够在有限的迭代次数内收敛, 表明 TCMO 在不同规模的基本单元数下具有良好的稳定性。与此同时, 随着 N 的增大, 收敛后的系统容量整体提高, 这是由于基本单元数增加带来了更大的阵列增益和更丰富的透反射调控自由度, 从而提升了级联链路的有效增益。同时, 即使 N 增大导致决策向量维度升高, 算法仍能保持良好的收敛效率, 验证了基于分解的多目标优化邻域更新与窗口种群继承机制的稳定性。

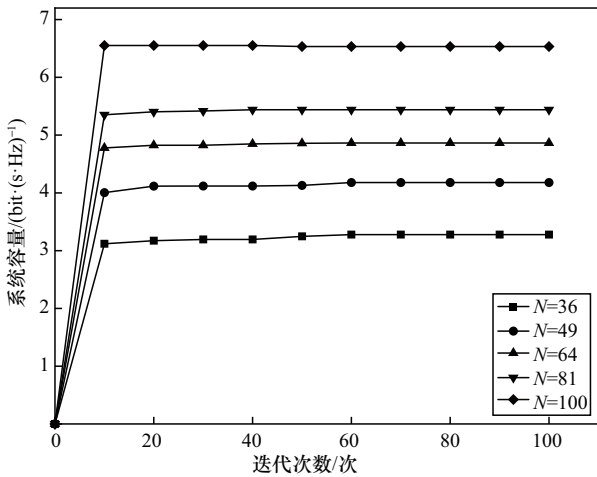


图5 不同规模的 STAR-RIS 单元数 N 下 TCMO 的收敛曲线

图6为不同基站发射功率 P_{max} 下各方案的系统容量变化趋势。随着 P_{max} 的增大, 各方案的系统容量整体上升, TCMO 在大多数功率点上的系统容量都高于其他基线方案。与基线1相比, TCMO 在大多数功率点有着更高的系统容量, 体现了分解式差分进化与窗口继承机制协同的优越性。虽然基线2可以获得最高的系统容量, 但这通常是通过牺牲边缘用户覆盖换来的。与基线3相比, 传统 RIS 方案下的系统容量明显低于 STAR-RIS, 说明了 STAR-RIS 能够带来更大的空间增益。与基线4相比, TCMO 在图6中功率区间内始终高于无 UAV 轨迹鲁棒控制和管道约束的情况, 说明在阵风存在的情况下, UAV 容易出现波动, 影响系统容量的提升。

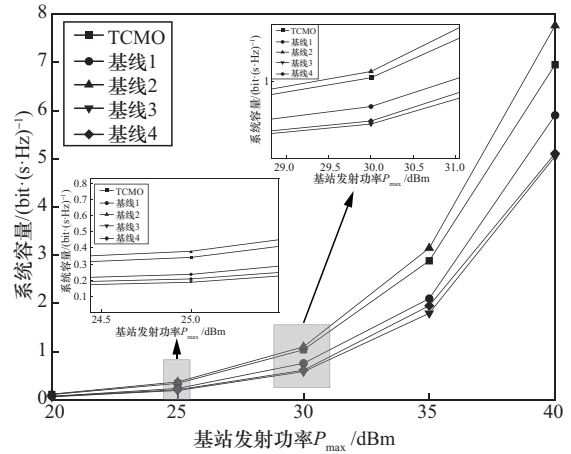


图6 不同基站发射功率 P_{max} 下各方案的系统容量变化趋势

地面用户数量与各方案用户平均覆盖率之间的关系如图7所示。随着用户数量 K 的增加, 在总功率约束下分配到每个用户的平均功率降低, 同时用户空间分布也更广, 导致弱链路比例上升。在给定门限的前提下, 无法满足门限的用户增多, 从而使平均覆盖率下降。总体来看, TCMO 与4种基线方案的平均覆盖率均随着用户数的增加而降低, 但 TCMO 在每个用户数的平均覆盖率都高于基线方案, 当用户数达到14时, 平均覆盖率约为0.30。特别地, 在相同的负载水平下, TCMO 的覆盖率始终高于基线2, 说明单目标优化牺牲了边缘用户, 将功率分配给靠近 STAR-RIS 的强链路, 而没有对系统容量和覆盖率进行折中。在无 UAV 轨迹鲁棒控制和管道约束的情况下, 阵风扰动会导致 UAV 实际位置偏差过大, 从而造成几何链路波动, 以至于覆盖率降低。当用户数为14时, 基线4的平均覆盖率仅有约0.13, 说明了 UAV 轨迹鲁棒和管道约束对覆盖率的重要贡献; 当用户数较大时, 覆盖率对资源分配和几何扰动更为敏感, TCMO 通过轨迹管道约束降低级联链路的波动, 并在窗口统计下倾向于补偿弱链路, 因此覆盖率优势在 K 值较大的区间更为明显。

累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 曲线用于描述系统整体用户与边缘用户的速率分布差异。定义用户 k 的窗口平均速率为

$$\bar{r}_k^{(n)} = \frac{1}{WS} \sum_{t \in W_s} \sum_{s=1}^S R_k^{(n,s)}(t) \quad (37)$$

那么 N_t 次实验的用户速率样本集合可以表示为

$$S_R = \{\bar{r}_k^{(n)}\}_{n=1}^{N_t}, \quad |S_R| = KN_t \quad (38)$$

则在样本集合下用户的 CDF 为

$$\hat{F}_R(x) = \frac{1}{KN_t} \sum_{n=1}^{N_t} \sum_{k=1}^K I(r_k^{(n)} \leq x) \quad (39)$$

其中, $I(\cdot)$ 为指示函数。

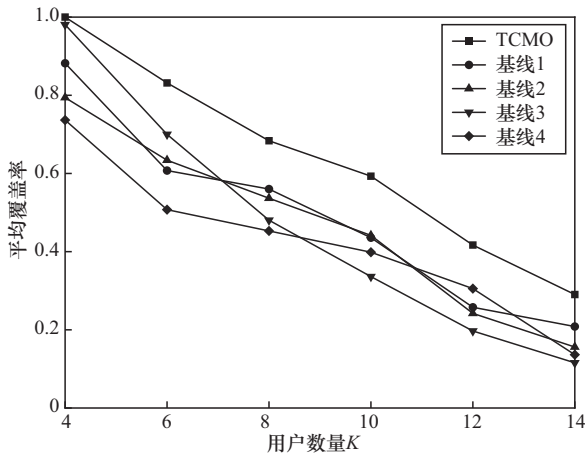


图7 地面用户数量与各方案用户平均覆盖率之间的关系

图8为窗口内用户平均速率的CDF。TCMO的用户窗口平均速率CDF曲线相对4种基线整体右移,说明在同一速率阈值下其累积概率更低,即低速率区间内的用户样本占比更小,弱用户或边缘用户的可达性能更强。为描述不同速率段的改善程度,本文在累积概率为0.1(低分位)、0.5(中分位)、0.9(高分位)3个分位水平读取每条曲线的横轴投影,分别记为 Q_{10} 、 Q_{50} 和 Q_{90} ,对应后10%用户、典型用户以及前10%用户的速率水平。可以观察到,在 Q_{10} 处,TCMO取得了最高的分位值,表明其显著降低了窗口平均速率落入低速率区间的用户占比,对弱用户的保障能力更强;在 Q_{50} 处,TCMO仍保持优势,说明其获得的增益并非仅通过向边缘用户倾斜资源而牺牲多数用户的速率,而是在中分位段实现了整体同步提升;在 Q_{90} 处,TCMO仍保持一定优势,在累积概率趋近1的速率区间与各基线方案的分位值基本持平,说明对弱用户的改善未以压缩强用户的上限为代价。从算法机制来看,控制层通过轨迹管道约束降低了阵风引起的几何波动,即CDF左尾的改善;优化层在更稳定的窗口评估环境下对系统容量和覆盖率进行折中,有助于中高分位段性能的保持。与4种基线方案对比进一步观察到:基线1整体偏左,且在左尾与中尾段差距更为显著,说明其更容易停留在覆盖用户范围较窄的折中区域,对弱用户的补偿不足;基线2采用单目标优化,资源分配向强链路集中,

导致中低速率区间的累积概率更高;基线3采用传统RIS,缺少STAR-RIS在透反射两侧提供的额外自由度和增益,边缘用户补偿能力受限,因此曲线整体分布偏左,且对左尾的改善有限;基线4缺少轨迹鲁棒控制和管道约束,在阵风扰动下几何输入波动更大,有效链路质量更容易恶化,使多数分位区间内低速率占比较高。

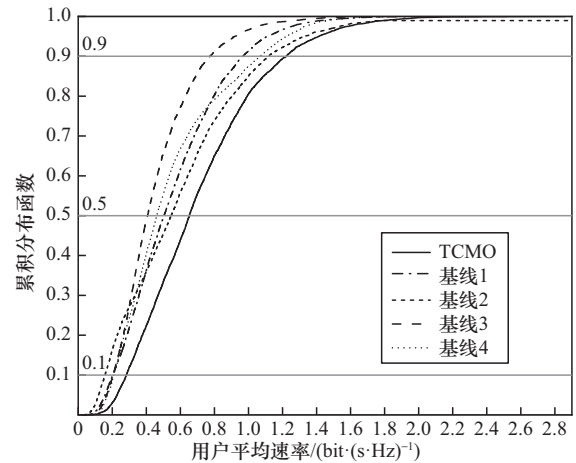


图8 窗口内用户平均速率的CDF

本文在计算覆盖率时使用了Sigmoid函数,为确定函数中平滑系数 a 的合理取值,在固定慢时隙窗口与相同算法参数设置下,分别对 $a=5$ 、15、25进行了20次重复独立敏感性实验。考虑到覆盖性能最终仍需硬阈值达标的概率意义进行表述,因此采用窗口内硬覆盖率作为评价指标,并在系统容量-硬覆盖率评价空间下统计性能指标,结果如表8所示,其中,HV(Hypervolume)表示在系统容量-硬覆盖率二维目标空间下对应非支配解集相对于参考点(0,0)的支配面积,反映折中解集整体的优劣程度和Pareto前沿的整体位置;系统容量和硬覆盖率反映了在基于窗口抽样的硬覆盖率评价空间下采用理想点最近准则选取的执行折中点性能;非支配解数量为去重后的有效数量; G_{95} 表示HV达到最终值的95%所需的迭代次数。

从表8可以看出,平滑系数 a 的变化对折中解质量、解集丰富度和收敛行为具有较为显著的影响。当 $a=5$ 时,Sigmoid近似较为平缓,目标函数对门限附近速率变化的区分能力不足,导致折中解集规模较小,且收敛代数波动较大,表现出明显的不稳定性。相比之下, $a=15$ 在折中质量和解集丰富度上具有优势,其HV均值最高,表明在此情况

表 8 Sigmoid 平滑系数 α 敏感性分析(均值±标准差)

平滑系数 α	HV	系统容量/(bit·(s·Hz) ⁻¹)	硬覆盖率	非支配解数量	G_{95}
5	3.836±0.373	6.621±0.333	0.566±0.039	8.7±2.92	14.2±4.93
15	4.098±0.494	6.627±0.235	0.558±0.032	10.4±1.73	5.2±3.42
25	4.053±0.310	6.613±0.227	0.590±0.043	9.6±1.30	3.2±2.91

下折中解集质量更优,也反映了在该情况下,近似精度和可微性之间实现了更均衡的折中。当 $\alpha=25$ 时,平滑函数更接近硬阈值,优化过程收敛更快,并在硬覆盖率上取得较高水平,但非支配解规模相对下降,不利于形成折中前沿。

图 9 为系统容量-平均覆盖率折中前沿,其中, $t = 10$ 且每个标记点代表当前窗口内由最终代种群提取的非支配解,并按系统容量升序展示折中趋势。鉴于基线 2 为单目标优化方案,仅能输出 Pareto 前沿的极端端点,无法形成完整的双目标折中解集,因此仅在表 4 中进行量化性能对比。可以看出,TCMO 所得非支配解集位于 3 种基线前沿的右上方,TCMO 的覆盖率峰值约为 0.58,对应的系统容量约为 6.6 bit/(s·Hz);相比之下,基线 1 在覆盖率最高(约为 0.4)时对应的系统容量约为 5.66 bit/(s·Hz),基线 3 在覆盖率最高(约为 0.37)时对应的系统容量约为 5.1 bit/(s·Hz);基线 4 在覆盖率最高(约为 0.42)时对应的系统容量约为 5.2 bit/(s·Hz)。上述数据表明,TCMO 在覆盖率更高的同时仍保持较高的系统容量,体现出良好的边缘可达性。这是由于控制层通过轨迹管道约束抑制阵风扰动引起的几何波动,使得滚动窗口内级联链路统计更稳定;优化层进一步联合 STAR-RIS 透反射自由度与用户功率分配,对弱链路用户进行补偿,从而使 TCMO 前沿整体上移。

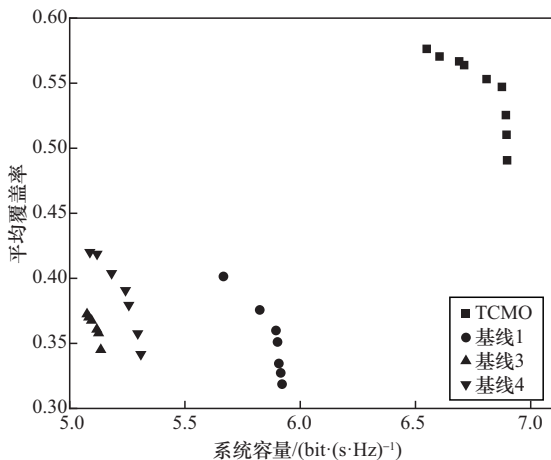


图 9 系统容量-平均覆盖率折中前沿

综上,仿真结果表明,TCMO 在系统容量-覆盖率的折中性能整体优于基线方案,且在不同风扰强度下表现出更小的性能波动,体现了 STAR-RIS 辅助架构下的协同优化增益,并验证了“控制-通信”框架的关键作用与有效性;同时,用户速率的 CDF 结果表明,TCMO 能够显著改善用户速率分布,兼顾所有用户的性能和边缘用户的可达性。

5 结束语

本文针对城市场景下 UAV 搭载 STAR-RIS 辅助的空地协同通信系统,聚焦系统容量和用户覆盖率的耦合约束、动态扰动下多目标最优折中解随时间漂移的核心难题,构建了滚动窗口机制下的系统模型与性能评估体系,提出了轨迹管道多目标优化算法。控制层融合 LQR 和 DOB 的鲁棒悬停方法,引入轨迹管道约束与越界投影修正机制,为优化层输出抗扰可执行的 UAV 轨迹序列。优化层基于可执行轨迹输入,通过分解式多目标差分进化、滚动窗口种群继承与理想点最近折中准则,实现系统容量与覆盖率的动态折中。仿真结果表明,与多种基线方案相比,TCMO 在保障 UAV 轨迹抗扰可执行性的前提下,可显著提升系统容量与用户覆盖率,在不同用户规模、阵风扰动强度下均具备优异的鲁棒性。后续研究将面向多 UAV 协同、多 STAR-RIS 联合部署的复杂空地通信场景,进一步拓展算法的适用场景和优化性能。

参考文献:

- [1] Niu H H, Chu Z, Zhu Z Y, et al. Aerial intelligent reflecting surface for secure wireless networks: Secrecy capacity and optimal trajectory strategy[J]. Intelligent and Converged Networks, 2022, 3(1): 119-133.
- [2] Wei W J, Pang X W, Tang J, et al. Secure transmission design for aerial IRS assisted wireless networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(6): 3528-3540.
- [3] Lu H Q, Zeng Y, Jin S, et al. Aerial intelligent reflecting surface: joint placement and passive beamforming design with 3D beam flattening[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(7): 4128-4143.
- [4] Xie H, Li D. Number configuration for RIS-aided systems: opportuni-

- ties and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(6): 6396-6417.
- [5] Zhao J J, Xu Q, Mu X D, et al. Aerial active STAR-RIS-aided IoT NOMA networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(8): 9525-9538.
- [6] Peng Y, Tang J, Yang Q Q, et al. Joint power allocation algorithm for UAV-borne simultaneous transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface-assisted non-orthogonal multiple access system[J]. IEEE Access, 2023, 11: 140506-140518.
- [7] Pan H Y, Liu Y H, Sun G, et al. Cooperative UAV-mounted RISs-assisted energy-efficient communications[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(10): 11241-11258.
- [8] Mu X D, Liu Y W, Guo L, et al. Simultaneously transmitting and reflecting (STAR) RIS aided wireless communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(5): 3083-3098.
- [9] Hou T W, Wang J, Liu Y W, et al. A joint design for STAR-RIS enhanced NOMA-CoMP networks: a simultaneous-signal-enhancement-and-cancellation-based (SSECB) design[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(1): 1043-1048.
- [10] Liu H L, Li G, Li X W, et al. Effective capacity analysis of STAR-RIS-assisted NOMA networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(9): 1930-1934.
- [11] Zhang J F, Wang W, Gao Y, et al. Robust covert multicasting aided by STAR-RIS with hardware impairment[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 16172-16186.
- [12] Zhao K C, Mao Y J, Shi Y M. STAR-RIS empowered full duplex cooperative rate splitting[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 98th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [13] Xiao H, Hu X Y, Mu P C, et al. Simultaneously transmitting and reflecting RIS (STAR-RIS) assisted multi-antenna covert communication: analysis and optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(6): 6438-6452.
- [14] Li S, Du H Q, Zhang D Y, et al. Joint UAV trajectory and beamforming designs for RIS-assisted MIMO system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(4): 5378-5392.
- [15] Zhang N N, Liu Y W, Mu X D, et al. Queue-aware STAR-RIS assisted NOMA communication systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(5): 4786-4801.
- [16] Umer M, Mohsin M A, Ali Hassan S, et al. Performance analysis of STAR-RIS enhanced CoMP-NOMA multi-cell networks[C]//Proceedings of the 2023 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway: IEEE Press, 2023: 2000-2005.
- [17] Panwar A, Nanda S J. Distributed enhanced multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition for cluster analysis in wireless sensor network[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2024, 232: 104032.
- [18] Tam N T, Hung T H, Binh H T T, et al. A decomposition-based multi-objective optimization approach for balancing the energy consumption of wireless sensor networks[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107365.
- [19] Dong H J, Qin Q M, Dulfanian E, et al. Dynamic programming-based multi-spot path planning and LQR control for autonomous UAV fire-fighting[C]//Proceedings of the IECON 2025-51st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-6.
- [20] Xu L W, Tian B L, Wang C, et al. Fixed-time disturbance observer-based MPC robust trajectory tracking control of quadrotor[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(6): 4272-4282.
- [21] Xu L B, Ye Y F, Yi Y, et al. DOB tracking control algorithm for unmanned aerial vehicles with T-S disturbance modeling[C]//Proceedings of the 2021 40th Chinese Control Conference (CCC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 503-508.
- [22] Langer S. Approximating smooth functions by deep neural networks with sigmoid activation function[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2021, 182: 104696.
- [23] Benevides J R S, Paiva M A D, Simplicio P V G, et al. Disturbance observer-based robust control of a quadrotor subject to parametric uncertainties and wind disturbance[J]. IEEE Access, 2022, 10: 7554-7565.
- [24] Sini S, Ananthan T. A disturbance observer based control for quadrotor aircraft subject to wind gusts[C]//Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES). Piscataway: IEEE Press, 2022: 491-496.
- [25] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.

[作者简介]



韩政江 (1999-), 男, 山西忻州人, 黑龙江大学博士生, 主要研究方向为无线通信、智能超表面和波束成形。



周涛 (2001-), 男, 河北邢台人, 黑龙江大学硕士生, 主要研究方向为智能反射面、波束成形和信道估计。



王尔馥 (1980-), 女, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 黑龙江大学教授、博士生导师, 主要研究方向为保密通信、阵列信号处理和传输干扰抑制等。