中国科学 : 信息科学 2026 年 第 56 卷 第 10 期: 2695–2710
SCIENTIA SINICA Informationis
面向 6G 的通感算可重构无线网络 • 论文

可转向天线赋能空地协同通感算一体化

郑倍雄[1], 汪琪瑶[1], 谭志伟[2], 唐杰[3*], 林少娥[4]

1. 华南理工大学微电子学院, 广州 511442
2. 南京邮电大学江苏省无线通信重点实验室, 南京 210003
3. 华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641
4. 广东外语外贸大学信息科学与技术学院, 广州 510006
* 通信作者. E-mail: eejtang@scut.edu.cn

收稿日期: 2026–04–29; 修回日期: 2026–08–08; 接受日期: 2026–08–29; 网络出版日期: 2026–10–10

国家自然科学基金 (批准号: 62571193, 62331022, 62301171, U25B2006)、广东省基础与应用基础研究基金 (批准号: 2022A1515110484, 2024A1515010013)、广州市科学技术协会资助项目 (批准号: QT-2025-012)、广东省珠江人才计划项目 (批准号: 2023QN10X446, 2023ZT10X148) 和广州市才源广进计划项目 (批准号: 2024D01J0079, 2024D03J0006) 资助

摘要 通感算一体化 (integrated sensing, communication, and computing, ISCC) 是支撑第六代移动通信网络的重要关键技术之一. 然而, 传统固定天线架构限制了现有系统对空间自由度的挖掘和动态环境的适应能力. 为此, 本文提出一种可转向天线 (rotatable antenna, RA) 赋能空地协同通感算一体化技术框架, 将天线视轴方向作为新的可优化空间自由度, 并与通信接收波束赋形, 探测信号协方差矩阵和移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC) 资源联合设计, 从而将天线转向带来的空间调控能力转化为通信、感知与计算资源协同优化增益. 本文构建了由多车辆终端、无人机感知目标、配备 RA 的基站及基站侧 MEC 服务器组成的 RA 赋能空地协同 ISCC 系统模型, 其中车辆终端将计算相关数据卸载至 MEC 服务器, 基站发射感知波束实现无人机目标感知. 考虑到多无人机目标场景可通过引入多目标回波功率约束进行扩展, 本文算法设计与仿真验证主要以单无人机目标为例. 针对所建系统, 联合优化计算资源分配, 接收波束赋形矩阵, 探测信号协方差矩阵及 RA 指向矩阵, 以最小化所有车辆的最大任务执行时延并满足感知性能约束. 为求解该非凸问题, 提出一种高效交替优化算法框架, 通过一维搜索获得计算资源分配的最优解, 基于最小均方误差准则和闭式优化方法分别获得通信最优接收波束赋形矩阵和探测信号最优协方差矩阵, 并利用分式规划与逐次凸近似技术求解天线转向角. 仿真结果表明, 所提出的 RA 赋能空地协同 ISCC 方案相比基准方案显著降低了系统最大任务执行时延, 并有效提升空地通信链路质量和无人机目标感知能力. 本文研究表明, 可转向天线为提升空地协同通感算一体化系统性能提供了一种有效且具有应用前景的新思路.

关键词 空地协同通感算一体化, 可转向天线, 移动边缘计算, 计算卸载, 交替优化

1 引言

第六代 (the sixth generation, 6G) 移动通信网络正推动无线系统从传统 “通信导向” 向 “智能导向” 演进, 以满足低空无人机监管、自动驾驶、扩展现实与智能制造等新兴应用对高可靠性、低时延和强环境感知能力的需

引用格式: 郑倍雄, 汪琪瑶, 谭志伟, 等. 可转向天线赋能空地协同通感算一体化. 中国科学: 信息科学, 2026, 56: 2695–2710, doi: 10.1360/SSI-2026-0191
Zheng B X, Wang Q Y, Tan Z W, et al. Rotatable antenna-enabled air-ground cooperative integrated sensing, communication, and computing. Sci Sin Inform, 2026, 56: 2695–2710, doi: 10.1360/SSI-2026-0191

© 2026《中国科学》杂志社

求. 实现物理空间、生物系统与信息空间的深度融合, 离不开感知、通信与计算三大功能协同: 感知用于获取环境与目标信息, 通信负责信息高效传输, 计算则支撑数据处理与智能决策. 特别是在空地协同场景中, 地面终端与无人机目标之间存在显著空间高度差异和动态变化特性, 对通信可靠性、感知精度和实时计算能力提出了更高要求. 然而, 现有无线系统多采用感知、通信与计算相互独立的设计模式, 系统架构分散, 资源协同不足, 不仅制约资源利用效率, 也显著增加端到端业务时延, 难以适应未来智能化空地协同应用对实时性与精确性的要求.

为突破上述瓶颈, 学术界相继提出了通感一体化 (integrated sensing and communication, ISAC) [1], 通算融合 [2] 和感算协同 [3] 等新型技术范式, 在功能融合方面取得了一定进展. 然而, 这些研究多集中于部分功能模块之间的协同优化, 尚未形成面向智能任务全流程的统一体系结构. 相比之下, 通感算一体化 (integrated sensing, communication, and computing, ISCC) 通过在统一框架下对感知、通信与计算资源进行深度融合与协同调度, 为构建高效、低时延、强智能化的无线系统提供了更具前瞻性的解决思路, 已逐渐成为 6G 研究的重要方向之一 [4~6]. 进一步面向空地协同网络, 空地协同通感算一体化能够同时支撑地面终端数据传输、无人机目标感知以及边缘智能计算, 为低空智能网络中的多业务融合提供关键技术支撑.

另一方面, 现有 ISCC 系统仍基于固定天线架构, 其性能提升主要依赖增加天线数量或提升信号处理复杂度. 这种方式虽然可改善系统容量与感知精度, 但也带来硬件成本上升、射频能耗增加以及实现复杂度提高等问题. 此外, 在地面用户和无人机目标高度动态、空地信道快速变化的实际场景中, 固定天线架构缺乏足够空间灵活性, 难以有效调控传播环境, 导致通信可靠性与感知性能同步下降, 成为制约空地协同 ISCC 系统进一步发展的关键因素.

为应对上述局限, 近年来灵活天线架构逐渐受到关注, 代表性技术包括可移动天线 (movable antenna, MA) [7~9]、流态天线系统 (fluid antenna system, FAS) [10~12] 以及六维可移动天线 (six-dimensional movable antenna, 6DMA) [13]. 这类技术通过动态调整天线位置、形态或姿态引入额外空间自由度, 有助于在较少天线数量下改善通信与感知性能. 然而, MA 和 FAS 通常受机械移动时延与结构控制复杂度限制, 6DMA 虽结合三维移动与三维转动能力, 但也带来更强几何约束与更高工程部署成本. 因此, 在硬件负担可控的前提下寻找更轻量、更适合动态空地环境的空间调控方式, 是本文进一步引入 RA 的直接动机.

因此, 在不显著增加系统规模与硬件负担的前提下, 如何引入新的空间自由度并增强系统对复杂动态空地环境的自适应能力, 成为构建高性能空地协同通感算一体化系统亟待解决的关键问题. 基于此, 可转向天线 (rotatable antenna, RA) 展现出独特优势. 具体而言, RA 通过机械或电子方式独立调控各天线单元的视轴朝向, 实现辐射方向图的动态重构. 文献 [14] 分析了 RA 的工作机理及典型应用场景, 阐明了其在通信与感知任务中的灵活性与可重构能力. 文献 [15] 系统梳理了 RA 赋能无线网络的基本原理、系统架构、信道建模、波束/指向优化、信道估计以及原型验证等关键问题. 文献 [16, 17] 围绕 RA 使能无线通信系统, 对系统模型、信道传播特性及性能评估进行了研究. 同时, RA 的性能潜力已在多个典型无线通信场景中得到验证, 包括物理层安全 [18]、通感一体化 [19]、信道获取 [20] 以及认知无线电系统 [21]. 上述研究表明, RA 可通过灵活调控辐射方向图提升期望信号质量, 抑制干扰并降低信道获取开销, 体现出良好的空间调控能力.

进一步地, RA 可根据地面用户分布、无人机目标位置和信道状态对能量辐射方向进行自适应调控, 实现对空地信道传播特性的主动塑造, 为空地协同通感算一体化系统在波束设计、资源联合优化以及环境适应性增强等方面提供新的技术支撑. 受此启发, 针对传统固定天线架构下空间自由度受限, 系统对动态空地环境适应能力不足以及通信、感知与计算资源协同优化困难等关键问题, 本文引入具有方向可调特性的 RA, 构建一种可转向天线赋能空地协同通感算一体化技术框架. 通过在物理层引入天线视轴方向这一可控维度, 实现对空地信道传播特性的主动调控与系统空间自由度拓展, 从而为提升通信性能、无人机目标感知性能与计算效率提供新的设计空间. 不同于已有 RA 通信工作主要关注单一通信链路性能提升, 也不同于已有 RA-ISAC 工作主要围绕通信与感知两类功能协同设计, 本文面向空地协同 ISCC 场景, 将车辆终端计算卸载、无人机目标感知以及 MEC 计算资源调度纳入统一优化框架, 从而刻画通信、感知与计算三类资源之间的耦合关系. 围绕所构建的系统模型, 本文主要研究贡献可概括如下.

(1) 提出了一种可转向天线赋能空地协同通感算一体化系统架构, 将天线转向角作为新的优化变量引入 ISCC

框架中, 在不显著增加硬件规模与射频链数量的前提下, 有效拓展系统空间自由度, 增强系统对复杂动态空地无线环境的自适应能力.

(2) 针对 RA 赋能空地协同 ISCC 系统中通信、感知与计算三者深度耦合所带来的高度非凸优化问题, 建立了以最小化所有车辆终端的最大任务执行时延为优化目标, 同时满足无人机目标感知性能约束的联合优化模型, 实现了计算资源分配、接收波束赋形、探测信号协方差矩阵以及可转向天线指向矩阵的统一设计. 与仅优化天线指向或单一波束变量的设计不同, 该模型同时刻画空地通信链路、无人机目标回波与 MEC 计算时延之间的耦合关系, 进一步突出通信、感知与计算三类资源协同设计的系统性优势.

(3) 构建了一种高效的交替优化 (alternating optimization, AO) 求解框架: 引入松弛变量将计算资源分配子问题转化为凸优化问题, 并结合一维搜索获得最优计算资源分配; 在给定计算资源的条件下, 将接收波束赋形与探测信号协方差矩阵优化分解为两个相互独立的子问题, 基于最小均方误差 (minimum mean-square error, MMSE) 准则获得通信最优接收波束赋形矩阵, 并通过闭式求解得到探测信号最优协方差矩阵; 进一步结合分式规划 (fractional programming, FP) 与逐次凸近似 (successive convex approximation, SCA) 方法, 实现对可转向天线指向角的高效求解, 从而显著降低整体计算复杂度.

(4) 通过大量仿真验证了所提出可转向天线赋能空地协同 ISCC 系统在降低执行时延等方面相较于传统固定天线架构的显著优势, 充分展示了可转向天线在提升空地协同通感算一体化系统综合性能与工程可行性方面的巨大潜力.

2　系统模型

如图 1 所示, 本文考虑可转向天线赋能空地协同通感算一体化系统模型. 为避免术语冗长, 后文在不引起歧义时将空地协同 ISCC 基站简称为 ISCC 基站. 系统中包含一个配备 N 个可转向天线的 ISCC 基站, K 个车辆终端及 M 个无人机感知目标. 在后续算法设计与仿真验证中, 本文以 $M=1$ 的单无人机目标场景为例进行说明; 多无人机目标情形可通过为每个无人机目标引入相应的回波功率约束进行扩展. 每个车辆终端仅配置一根全向天线, 用于与基站进行信息交互. 无人机目标作为被探测对象, 基站通过接收其对感知探测信号产生的回波实现目标感知. 基站同时集成感知模块与移动边缘计算服务器, 用于实现感知、通信与计算功能的一体化协同. 为支持多个车辆终端与 ISCC 基站之间的并发上行通信, 本文采用空分多址 (space-division multiple access, SDMA) 机制. 假设系统中的车辆数量不超过 ISCC 基站的可转向天线数量, 即 $K \leqslant N$. 设系统运行时间被划分为 T 个时隙, 时隙索引集合记为 $\mathcal{T} \triangleq \{1,2,\ldots,T\}$. 本文首先针对任意给定时隙 $t \in \mathcal{T}$ 建立空地协同通感算一体化模型并求解对应资源分配, 再将相关结果扩展至整个时间范围. 在每个时隙内, 基站向低空感知区域发射感知探测信号, 并利用回波信号完成对无人机目标状态, 如位置、角度或速度等参数的感知, 同时接收车辆终端的上行数据以支持通信与计算任务卸载. 假设系统采用块衰落模型, 且每个时隙的持续时间不超过信道相干时间, 因此在单个时隙内信道状态可近似保持不变. 为简化表示, 除与随机信号或输入数据直接相关的量外, 后文在不引起歧义的情况下省略优化变量和信道参数中的时隙索引 $[t]$. 在单个时隙内, 可转向天线指向矩阵、通信接收波束赋形矩阵、探测信号协方差矩阵及计算资源分配等优化变量均可视为保持不变. 此外, 由于单个时隙内车辆终端与无人机目标的位置变化较小, 相关几何参数也可近似视为准静态. 在三维笛卡尔坐标系下, 设基站侧第 n 个可转向天线的位置为 $\mathbf{p}_n = [p_{x,n}, p_{y,n}, p_{z,n}]^{\mathrm{T}},\ n=1,\ldots,N$, 第 k 个车辆终端的参考位置为 $\mathbf{q}_k = [q_{x,k}, q_{y,k}, q_{z,k}]^{\mathrm{T}},\ k=1,\ldots,K$, 第 m 个无人机目标的参考位置为 $\mathbf{v}_m = [v_{x,m}, v_{y,m}, v_{z,m}]^{\mathrm{T}},\ m=1,\ldots,M$. 其中, 基站的可转向天线阵列采用均匀平面阵列 (uniform planar array, UPA) 结构, 平面阵列位于 y-z 平面上, 且各天线单元的初始参考视轴朝向均指向 x 轴正方向. 设阵列在 y 轴与 z 轴方向上的天线数分别为 N_y 和 N_z, 则天线总数为 $N \triangleq N_y N_z$. 每个可转向天线均具有独立的方向可调能力, 其偏转角向量定义为 $\boldsymbol{\theta}_n \triangleq [\theta_n^e, \theta_n^a]^{\mathrm{T}}$, 其中 θ_n^e 表示第 n 个 RA 视轴方向与 x 轴之间的俯仰角, θ_n^a 表示该视轴在 y-z 平面投影与 z 轴之间的方位角. 相应地, 第 n 个 RA 的指向向量可表示为

$$\vec{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\theta}_n) = \left[\cos(\theta_n^e), \sin(\theta_n^e)\sin(\theta_n^a), \sin(\theta_n^e)\cos(\theta_n^a)\right]^{\mathrm{T}}. \tag{1}$$

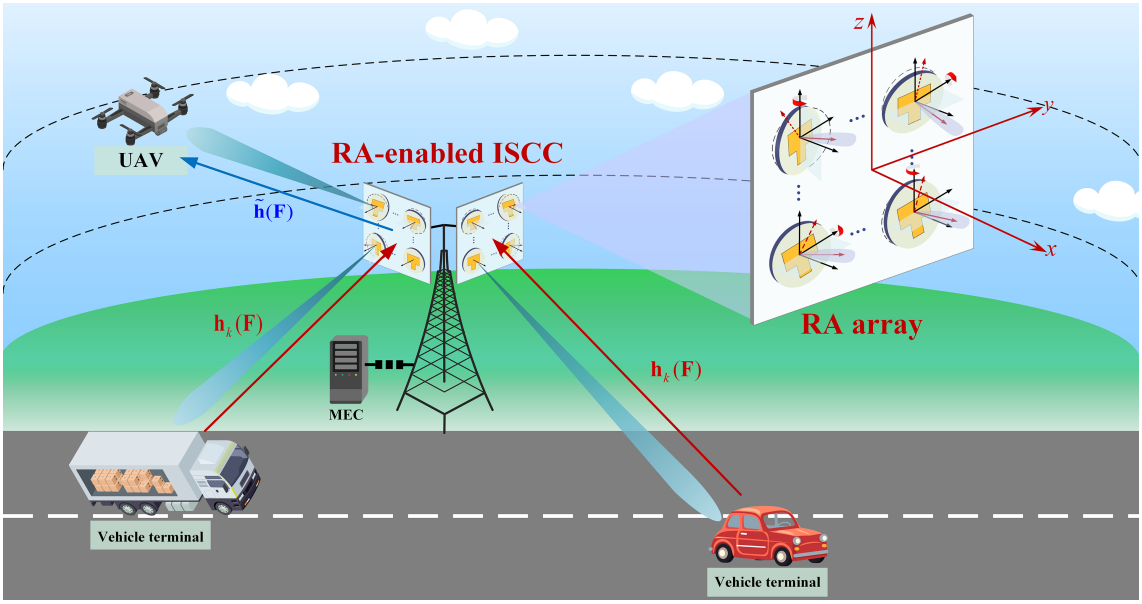

图 1　(网络版彩图) 可转向天线赋能空地协同通感算一体化场景.

Figure 1　(Color online) RA-enabled air-ground cooperative ISCC scenario.

考虑到实际硬件实现的限制, RA 的俯仰角受到最大偏转范围约束, 其取值满足 $0 \leqslant \theta_n^e \leqslant \theta_{\max}, \forall n$, 其中 $\theta_{\max}$ 表示可转向天线所允许的最大转向角度. 为便于后续推导, 引入辅助变量 $\vec{\mathbf{f}}_n = \vec{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\theta}_n)$ 用于表示第 n 个 RA 的指向向量, 并满足归一化约束 $\|\vec{\mathbf{f}}_n\| = 1$.

2.1　通信信号模型

本小节考虑车辆终端到空地协同 ISCC 基站的上行通信模型. 为体现通信与感知的一体化协同机制, 本文假设在每个时隙内, 上行通信与主动感知同时进行. 具体而言, 在时隙 t 内, K 个车辆终端在给定带宽 B 内向 ISCC 基站执行计算卸载并共享相同的时频资源进行并发上行传输; 同时, ISCC 基站向无人机感知区域发射感知探测波束, 并接收由无人机目标产生的回波信号以获取目标状态信息. 假设在每个时隙内, 所有车辆终端到基站的链路均经历准静态平坦莱斯衰落, 信道由确定性的视距 (line-of-sight, LoS) 分量和随机的非视距 (non-line-of-sight, NLoS) 散射分量共同构成. 此外, 为突出 RA 指向优化对系统性能的影响, 本文不显式考虑通信与感知之间的交叉干扰, 并假设基站具备足够的发射接收隔离与干扰抑制能力, 从而使通信与感知之间的残余干扰可忽略不计.

相应地, 在时隙 t 内, 第 k 个车辆终端到第 n 个可转向天线的通信信道可建模为准静态平坦莱斯衰落信道, 即

$$h_{k,n}(\vec{\mathbf{f}}_n) = \sqrt{L(d_{k,n}[t])}\, g_{k,n}, \tag{2}$$

其中 $L(d_{k,n}[t]) = \zeta_0 \left(d_0/d_{k,n}[t]\right)^{\alpha_k}$ 表示大尺度信道功率增益, ζ_0 为参考距离 $d_0 = 1$ m 处的信道功率增益, α_k 为路径损耗指数, $d_{k,n}[t]$ 表示时隙 t 内第 k 个车辆终端与第 n 个 RA 之间的距离.

进一步假设小尺度衰落系数 $g_{k,n}$ 服从 Rician 因子为 κ_k 的独立莱斯衰落模型, 可表示为

$$g_{k,n} = \sqrt{\frac{\kappa_k}{\kappa_k + 1}}\, \bar{g}_{k,n} + \sqrt{\frac{1}{\kappa_k + 1}}\, \tilde{g}_{k,n}, \tag{3}$$

其中 $\bar{g}_{k,n} = \sqrt{G_{k,n}} \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda} d_{k,n}[t]}$ 表示 LoS 分量, $\tilde{g}_{k,n} \sim \mathcal{CN}(0,1)$ 表示 NLoS 分量, λ 为载波波长. $G_{k,n}$ 为第 k 个车辆终端相对于第 n 个 RA 的方向性增益, 可建模为 [17]

$$G(\epsilon, \phi) = \begin{cases} G_0 \cos^{2p}(\epsilon), & \epsilon \in [0, \pi/2),\ \phi \in [0, 2\pi), \\ 0, & \text{otherwise}, \end{cases} \tag{4}$$

其中 ϵ 和 ϕ 分别表示相对于 RA 视轴方向的天顶角和方位角, G_0 为主瓣方向 ($\epsilon = 0$) 处的最大增益, 并满足功率守恒定律 $G_0 = 2(2p+1)$, $p \geqslant 0$ 为天线方向性系数.

进一步有

$$\cos(\epsilon_{k,n}) \triangleq \vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}} \vec{\mathbf{q}}_{k,n}, \tag{5}$$

其中 $\epsilon_{k,n}$ 表示第 k 个车辆终端相对于第 n 个 RA 视轴方向的天顶角, $\vec{\mathbf{q}}_{k,n} \triangleq \frac{\mathbf{q}_k - \mathbf{p}_n}{\|\mathbf{q}_k - \mathbf{p}_n\|}$ 表示从第 n 个 RA 指向第 k 个车辆终端的单位方向向量, $\vec{\mathbf{f}}_n$ 为第 n 个 RA 的指向向量. 因此, 有 $G_{k,n} = G(\epsilon_{k,n}, \phi_{k,n})$. 令

$$\mathbf{F} \triangleq \left[\vec{\mathbf{f}}_1, \vec{\mathbf{f}}_2, \ldots, \vec{\mathbf{f}}_N\right] \in \mathbb{R}^{3\times N} \tag{6}$$

表示 RA 的指向矩阵, 则第 k 个车辆终端到 ISCC 基站的整体通信信道向量可表示为

$$\mathbf{h}_k(\mathbf{F}) = \left[h_{k,1}(\vec{\mathbf{f}}_1), h_{k,2}(\vec{\mathbf{f}}_2), \ldots, h_{k,N}(\vec{\mathbf{f}}_N)\right]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^{N\times 1}. \tag{7}$$

设第 k 个车辆终端的卸载发射功率和发送符号分别为 P_k 和 $x_k[t]$, 且满足 $\mathbb{E}[|x_k[t]|^2] = 1$. 相应地, 在时隙 t 内, ISCC 基站处接收信号可表示为

$$\mathbf{y}[t] = \sum_{k=1}^{K} \mathbf{h}_k(\mathbf{F}) \sqrt{P_k} x_k[t] + \mathbf{n}[t], \tag{8}$$

其中 $\mathbf{n}[t] \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_N)$ 为加性白高斯噪声 (additive white Gaussian noise, AWGN).

基站采用线性接收波束赋形向量 $\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \in \mathbb{C}^{1\times N}$, 满足 $\|\mathbf{w}_k\| = 1$, 来检测第 k 个车辆终端的信号, 则对应的输出为

$$y_k[t] = \mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_k(\mathbf{F}) \sqrt{P_k} x_k[t] + \sum_{j=1, j\neq k}^{K} \mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_j(\mathbf{F}) \sqrt{P_j} x_j[t] + \mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \mathbf{n}[t]. \tag{9}$$

因此, 第 k 个车辆终端的通信信干噪比 (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR) 可表示为

$$\gamma_k(\mathbf{w}_k, \mathbf{F}) = \frac{P_k \left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_k(\mathbf{F})\right|^2}{\sum_{j=1, j\neq k}^{K} P_j \left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_j(\mathbf{F})\right|^2 + \sigma^2}. \tag{10}$$

相应地, 从车辆终端 k 到 ISCC 基站的上行传输速率在 t 时刻可表示为

$$R_k(\mathbf{w}_k, \mathbf{F}) = B \log_2(1 + \gamma_k(\mathbf{w}_k, \mathbf{F})). \tag{11}$$

2.2　感知信号模型

本小节进一步考虑基于可转向天线的空地协同 ISCC 感知模型. 在该系统中, ISCC 基站利用同一组可转向天线阵列向无人机感知区域发射探测波束, 并接收由无人机目标产生的回波信号. 基站通过通信接收分支对车辆终端的上行信号进行检测, 并通过感知接收分支对无人机目标回波信号进行处理, 从而获取无人机目标的位置、速度等状态信息, 实现通信与感知的一体化设计.

考虑到本文聚焦于 RA 指向优化对无人机目标主回波的影响, 感知链路采用由 LoS 路径主导的主散射体近似建模. 具体而言, 假设第 m 个无人机目标的主散射分量占主导地位, 而由环境散射体引起的弱散射分量及杂波统一并入噪声项中处理. 在此假设下, 时隙 t 内 ISCC 基站接收到的来自第 m 个无人机目标的探测回波信号可表示为

$$\tilde{\mathbf{y}}_m[t] = \tilde{\mathbf{H}}_m(\mathbf{F}) \mathbf{s}[t] + \tilde{\mathbf{n}}[t], \tag{12}$$

其中, $\tilde{\mathbf{H}}_m(\mathbf{F})$ 表示第 m 个无人机目标与基站之间的往返感知信道矩阵, 可建模为

$$\tilde{\mathbf{H}}_m(\mathbf{F}) \triangleq \beta\big(\tilde{\mathbf{h}}_m(\mathbf{F})\ \tilde{\mathbf{h}}_m^{\mathrm{T}}(\mathbf{F})\big) \in \mathbb{C}^{N\times N}, m = 1, \ldots, M, \tag{13}$$

β 为无人机目标的各向同性复值雷达散射截面 (radar cross section, RCS), $\mathbf{s}[t]$ 表示基站发射的统一感知探测信号, $\tilde{\mathbf{n}}[t] \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_s^2 \mathbf{I}_N)$ 为加性白高斯噪声, σ_s^2 表示感知噪声功率. 此外,

$$\tilde{\mathbf{h}}_m(\mathbf{F}) = \left[\tilde{h}_{m,1}(\vec{\mathbf{f}}_1), \tilde{h}_{m,2}(\vec{\mathbf{f}}_2), \ldots, \tilde{h}_{m,N}(\vec{\mathbf{f}}_N)\right]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^{N\times 1}, \tag{14}$$

其中

$$\tilde{h}_{m,n}(\vec{\mathbf{f}}_n) = \sqrt{L(d_{m,n}[t])\, G_{m,n}} \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda} d_{m,n}[t]}. \tag{15}$$

由式 (4) 可得, $G_{m,n} = G_0 \cos^{2p}(\epsilon_{m,n})$, $\cos(\epsilon_{m,n}) \triangleq \vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}} \vec{\mathbf{v}}_{m,n}$, $\epsilon_{m,n}$ 表示第 m 个无人机目标相对于第 n 个 RA 主瓣方向的天顶角, $\vec{\mathbf{v}}_{m,n} \triangleq \frac{\mathbf{v}_m - \mathbf{p}_n}{\|\mathbf{v}_m - \mathbf{p}_n\|}$ 表示从第 n 个 RA 指向第 m 个无人机目标的单位方向向量. 由于本文后续算法设计与仿真验证仅考虑单个无人机目标, 为简化记号, 后文将第 n 个 RA 到该目标的距离 $d_{1,n}$ 简记为 d_n, 并将由第 n 个 RA 指向该目标的单位方向向量 $\vec{\mathbf{v}}_{1,n}$ 简记为 $\vec{\mathbf{v}}_n$. 因此, 在 ISCC 基站处接收到的无人机目标回波信号功率为

$$P(\mathbf{S}, \mathbf{F}) = \mathbb{E}\left\{\left\|\beta \tilde{\mathbf{h}}_m(\mathbf{F}) \tilde{\mathbf{h}}_m^{\mathrm{T}}(\mathbf{F}) \mathbf{s}[t]\right\|^2\right\} = |\beta|^2 \left\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})\right\|^2 \tilde{\mathbf{h}}^{\mathrm{T}}(\mathbf{F}) \mathbf{S} \tilde{\mathbf{h}}^*(\mathbf{F}), \tag{16}$$

其中 $\mathbf{S} \triangleq \mathbb{E}\left\{\mathbf{s}[t]\mathbf{s}^{\mathrm{H}}[t]\right\}$ 表示探测信号的协方差矩阵. 由于目标回波信号功率是一种更为通用且可实际测量的性能指标, 并已广泛应用于定位与目标检测等任务中, 因此本文采用其来表征系统的感知性能. 一般而言, 无人机目标回波信号功率越大, 通常意味着更高的接收信噪比, 从而有助于获得更准确的感知信息.

2.3　计算卸载模型

考虑到车辆终端的本地计算资源通常受限, 难以独立完成复杂的计算任务, 本文利用 ISCC 基站侧集成的 MEC 服务器为车辆终端提供计算支持. 在所考虑的空地协同通感算一体化场景中, 各车辆终端在每个时隙内将待处理数据上传至 ISCC 基站, 并由 MEC 服务器统一执行后续计算任务, 包括但不限于环境感知数据处理、无人机目标状态分析、协同决策以及信息处理等.

进一步地, 本文采用全量卸载机制, 即车辆终端在时隙 t 内将其计算任务数据全部卸载至 MEC 服务器进行处理. 设第 k 个车辆终端在时隙 t 内需要卸载的计算任务数据量为 $D_k[t]$ bit. 则其在时隙 t 内的任务卸载传输时延可表示为 $T_k^{\mathrm{off}}[t] = \frac{D_k[t]}{R_k(\mathbf{w}_k, \mathbf{F})}$, 其中 $R_k(\mathbf{w}_k, \mathbf{F})$ 为前文定义的第 k 个车辆在时隙 t 内的上行通信速率.

设 MEC 服务器在时隙 t 内为第 k 个车辆终端分配的计算资源为 a_k, 单位为 cycle/s, 且每 bit 数据所需的 CPU 周期数为 c_k, 则其计算任务在 MEC 服务器上的执行时延可表示为 $T_k^{\mathrm{mec}}[t] = \frac{D_k[t] c_k}{a_k}$. 因此, 第 k 个车辆终端在时隙 t 内的任务总时延为 $T_k[t] = T_k^{\mathrm{off}}[t] + T_k^{\mathrm{mec}}[t]$.

设 MEC 服务器的最大计算能力为 $a_{\max}$, 则时隙 t 内的计算资源分配满足 $\sum_{k=1}^{K} a_k \leqslant a_{\max},\ a_k \geqslant 0, \forall k$.

在忽略计算结果回传时延的情况下, 所有车辆在时隙 t 内的最大任务执行时延可表示为

$$\tau^{\mathrm{comp}} = \max\left\{T_k[t], \forall k\right\}. \tag{17}$$

2.4　问题建模

本文旨在通过联合优化 RA 指向矩阵 $\mathbf{F}$、通信接收波束赋形矩阵 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \ldots, \mathbf{w}_K]$、感知探测信号的协方差矩阵 $\mathbf{S}$, 以及分配给计算任务的 MEC 计算资源分配向量 $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \ldots, a_K]^{\mathrm{T}}$, 最小化 K 个车辆终端在时隙 t 内的最大任务执行时延 τ^{comp}. 相应的联合优化问题可表述为

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P1}) \quad & \min_{\mathbf{W}, \mathbf{S}\succeq\mathbf{0}, \mathbf{F}, \mathbf{a}} \quad \tau^{\mathrm{comp}} && \text{(18a)}\\
& \text{s.t.} \quad \|\mathbf{w}_k\| = 1, \quad \forall k, && \text{(18b)}\\
& \quad \mathrm{Tr}\,(\mathbf{S}) \leqslant P_s, && \text{(18c)}\\
& \quad P(\mathbf{S}, \mathbf{F}) \geqslant \Gamma_s^{\min}, && \text{(18d)}\\
& \quad 0 \leqslant \arccos\left(\vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}} \mathbf{e}_1\right) \leqslant \theta_{\max}, \quad \forall n, && \text{(18e)}
\end{aligned}$$

$$\|\vec{\mathbf{f}}_n\| = 1, \quad \forall n, \tag{18f}$$

$$\sum_{k=1}^{K} a_k \leqslant a_{\max}, \tag{18g}$$

$$a_k \geqslant 0, \quad \forall k, \tag{18h}$$

其中, 约束 (18b) 为通信接收波束赋形向量的单位范数约束. 约束 (18c) 用于保证探测信号的平均发射功率不超过其对应的功率预算 P_s. 约束 (18d) 为感知侧功率约束, 用于保证单无人机目标的有效感知回波功率不低于预设门限 $\Gamma_s^{\min}$. 约束 (18e) 和 (18f) 分别刻画 RA 指向向量的最大俯仰偏转角限制与单位范数约束, 以保证其物理可实现性. 约束 (18g) 和 (18h) 为 MEC 计算资源分配约束. 由于目标函数及约束中同时包含通信速率表达式 $R_k(\mathbf{w}_k, \mathbf{F})$ 与无人机回波功率表达式 $P(\mathbf{S}, \mathbf{F})$, 且 RA 指向矩阵 $\mathbf{F}$ 与通信接收波束赋形矩阵和探测信号协方差矩阵之间存在耦合关系, 问题 (P1) 为非凸优化问题, 难以直接求得全局最优解. 为求解该问题, 可采用交替优化框架, 将变量划分为 RA 指向矩阵优化, 通信接收波束赋形矩阵优化, 探测信号协方差矩阵优化以及 MEC 计算资源分配优化等若干子问题进行迭代求解.

3　算法求解

为求解问题 (P1), 本节提出一种基于交替优化的迭代算法, 通过在每次迭代中交替更新计算资源分配变量, 即 $\mathbf{a}$, 以及通感设计变量, 即 $\{\mathbf{W}, \mathbf{S}, \mathbf{F}\}$, 直至满足收敛条件. 为便于算法设计与求解, 本文进一步考虑多车辆终端, 单无人机目标的空地协同 ISCC 场景, 即系统中包含 K 个车辆终端和 $M = 1$ 个无人机目标. 该设定用于突出多用户通信卸载与单目标感知之间的基本耦合关系, 多无人机目标情形可在此基础上通过增加逐目标感知约束进行扩展. 在该设定下, 通信侧仍需处理多车辆终端并发接入所带来的干扰管理问题, 而感知侧仅需满足单个无人机目标的回波功率约束. 因此, 问题 (P1) 可进一步分解为三个易于处理的子问题, 即计算资源分配子问题, 通信接收波束赋形与探测信号协方差矩阵优化子问题, 以及 RA 指向优化子问题, 并通过交替迭代求解获得最终解.

为简化符号, 以下省略时隙索引 t.

3.1　计算资源分配子问题

给定通信接收波束赋形矩阵 $\mathbf{W}$, 探测信号协方差矩阵 $\mathbf{S}$ 和 RA 指向矩阵 $\mathbf{F}$ 后, 通信速率 R_k 已确定, 因此问题 (P1) 可简化为仅关于 $\mathbf{a}$ 的计算资源分配子问题, 与以下等价问题具有相同的最优解:

$$\begin{aligned} (\mathrm{P2}) \quad \min_{\mathbf{a}} \quad & \max_{k} \quad \left(\frac{D_k c_k}{a_k} + \frac{D_k}{R_k}\right) \\ \text{s.t.} \quad & (18\mathrm{g}),\ (18\mathrm{h}). \end{aligned} \tag{19a}$$

进一步地, 引入松弛变量 t_1, 则上述问题可等价改写为

$$(\mathrm{P2.1}) \quad \min_{\mathbf{a},\, t_1} \quad t_1 \tag{20a}$$

$$\text{s.t.} \quad \frac{D_k c_k}{a_k} + \frac{D_k}{R_k} \leqslant t_1, \quad \forall k, \tag{20b}$$

$$(18\mathrm{g}),\ (18\mathrm{h}).$$

可以验证, 对于 $a_k > 0$, 函数 $\frac{D_k c_k}{a_k}$ 关于 a_k 为凸函数, 且约束 (18g) 和 (18h) 均为仿射约束, 因此问题 (P2.1) 为凸优化问题. 由最优性条件可知, 在最优点处约束 (20b) 和 (18g) 均取等号, 从而有

$$a_k^{\star} = \frac{D_k c_k}{t_1^{\star} - \frac{D_k}{R_k}}, \quad \forall k, \tag{21}$$

其中 $t_1^\star > \max\limits_k \frac{D_k}{R_k}$ 为最优松弛变量, 满足 $\sum_{k=1}^K \frac{D_k c_k}{t_1^\star - \frac{D_k}{R_k}} = a_{\max}$. 由于该式左端关于 $t_1^\star$ 单调递减, 因此 $t_1^\star$ 可通过一维搜索高效求得, 可将最优变量 $t_1^\star$ 的搜索区间初始化为 $[t_{1,\min}, t_{1,\max}]$, 其中

$$t_{1,\min} = \max_k \frac{D_k}{R_k} + \varepsilon_0, \quad t_{1,\max} = \max_k \frac{D_k}{R_k} + \frac{\sum_{k=1}^K D_k c_k}{a_{\max}}, \tag{22}$$

这里 $\varepsilon_0 > 0$ 为足够小的常数, 用于保证分母严格为正, 进而得到问题 (P2) 的最优 MEC 计算资源分配.

3.2　接收波束赋形与探测信号协方差矩阵优化子问题

在给定 MEC 计算资源分配向量 $\mathbf{a}$ 及 RA 指向矩阵 $\mathbf{F}$ 的条件下, 问题 (P1) 可重写为关于通信接收波束赋形矩阵 $\mathbf{W}$, 探测信号协方差矩阵 $\mathbf{S}$ 的优化问题. 其具体形式如下所示:

$$\begin{aligned} (\text{P3}) \quad \min_{\mathbf{W},\mathbf{S}\succeq\mathbf{0}} \quad & \tau^{\text{comp}} && (23)\\ \text{s.t.} \quad & \text{(18b)–(18d)}. \end{aligned}$$

进一步地, 引入松弛变量 t_2, 则问题 (P3) 可等价改写为

$$\begin{aligned} (\text{P3.1}) \quad \min_{\mathbf{W},\mathbf{S}\succeq\mathbf{0},\, t_2} \quad & t_2 && (24a)\\ \text{s.t.} \quad & \frac{D_k}{R_k(\mathbf{w}_k)} + \frac{D_k c_k}{a_k} \leqslant t_2, \quad \forall k, && (24b)\\ & P(\mathbf{S},\mathbf{F}) \geqslant \Gamma_s^{\min}, && (24c)\\ & \text{(18b), (18c)}. \end{aligned}$$

由式 (10) 与 (16) 可知, 通信接收波束向量 $\mathbf{w}_k$ 仅影响第 k 个车辆终端的通信 SINR, 而探测信号协方差矩阵 $\mathbf{S}$ 仅影响无人机目标的有效感知回波功率, 其中 $\mathbf{F}$ 在该子问题中保持给定. 因此, 在给定 $\mathbf{F}$ 的条件下, 问题 (P3.1) 可进一步分解为通信接收波束优化与协方差矩阵优化两个相互独立的子问题.

(1) 通信接收波束赋形优化. 在给定 $\mathbf{F}$ 的条件下, 由式 (11) 可知, 最小化约束 (24b) 左侧等价于最大化第 k 个车辆的接收 SINR, 则考虑如下优化问题:

$$\begin{aligned} (\text{P3.2}) \quad \max_{\mathbf{w}_k} \quad & \gamma_k\big(\mathbf{w}_k\big) && (25)\\ \text{s.t.} \quad & \text{(18b)}. \end{aligned}$$

由式 (10) 可知, 第 k 个车辆终端的通信 SINR 是关于接收波束向量 $\mathbf{w}_k$ 的广义 Rayleigh 商. 因此, 可通过最小均方误差 (minimum mean-square error, MMSE) 接收波束赋形最大化各车辆终端的接收 SINR [22]. 由此, 子问题 (P3.2) 的最优解可表示为

$$\mathbf{w}_k^{\text{MMSE}} = \frac{\mathbf{C}_k^{-1}\mathbf{h}_k}{\big\|\mathbf{C}_k^{-1}\mathbf{h}_k\big\|_2}, \quad \forall k, \tag{26}$$

其中 $\mathbf{C}_k \triangleq \sum_{j=1,\, j\neq k}^K P_j\, \mathbf{h}_j(\mathbf{F})\mathbf{h}_j^{\text{H}}(\mathbf{F}) + \sigma^2\mathbf{I}_N$ 为干扰加噪声协方差矩阵, 其中 $\mathbf{I}_N$ 为 $N\times N$ 的单位矩阵, $(\cdot)^{-1}$ 表示矩阵求逆运算.

(2) 探测信号协方差矩阵优化. 在给定 RA 指向矩阵 $\mathbf{F}$ 的条件下, 考虑如下带探测功率约束的优化问题:

$$\begin{aligned} (\text{P3.3}) \quad \max_{\mathbf{S}\succeq\mathbf{0}} \quad & P(\mathbf{S},\mathbf{F}) && (27)\\ \text{s.t.} \quad & \text{Tr}(\mathbf{S}) \leqslant P_s. && (28) \end{aligned}$$

根据感知回波功率表达式, 上述问题可等价写为

$$\max_{\mathbf{S}\succeq\mathbf{0},\ \text{Tr}(\mathbf{S})\leqslant P_s} \tilde{\mathbf{h}}^{\text{T}}(\mathbf{F})\mathbf{S}\tilde{\mathbf{h}}^{*}(\mathbf{F}), \tag{29}$$

其最优解为

$$\mathbf{S}^{\star}=P_s\frac{\tilde{\mathbf{h}}^{*}(\mathbf{F})\tilde{\mathbf{h}}^{\mathrm{T}}(\mathbf{F})}{\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})\|^2}. \tag{30}$$

将 $\mathbf{S}^{\star}$ 代入感知回波功率表达式后, 可得给定 $\mathbf{F}$ 时的最大可实现感知回波功率为

$$P^{\star}=|\beta|^2P_s\left\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})\right\|^4. \tag{31}$$

3.3　RA 指向优化子问题

在给定通信接收波束赋形矩阵 $\mathbf{W}$, 探测信号协方差矩阵 $\mathbf{S}$ 以及 MEC 计算资源分配策略 $\mathbf{a}$ 的条件下, 问题 (P1) 关于 RA 指向矩阵 $\mathbf{F}$ 的优化可写为

$$\begin{aligned}(\mathrm{P4})\quad \min_{\mathbf{F}}\quad & \tau^{\mathrm{comp}} && (32)\\ \text{s.t.}\quad & (18\mathrm{d}),(18\mathrm{e}),(18\mathrm{f}).\end{aligned}$$

为便于处理速率的对数形式与 SINR 的分式结构, 我们引入辅助变量 t_3, 则 (P4) 可等价改写为

$$\begin{aligned}(\mathrm{P4.1})\quad \min_{\mathbf{F},t_3,\{R_k,\gamma_k\}}\quad & t_3 && (33\mathrm{a})\\ \text{s.t.}\quad & \frac{D_kc_k}{a_k}+\frac{D_k}{R_k}\leqslant t_3,\quad \forall k, && (33\mathrm{b})\\ & R_k(\mathbf{F})\leqslant B\log_2\big(1+\gamma_k(\mathbf{F})\big),\ \forall k, && (33\mathrm{c})\\ & \gamma_k(\mathbf{F})\leqslant\frac{P_k\left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_k(\mathbf{F})\right|^2}{\sum_{j\neq k}P_j\left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_j(\mathbf{F})\right|^2+\sigma^2},\ \forall k, && (33\mathrm{d})\\ & |\beta|^2P_s\left\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})\right\|^4\geqslant\Gamma_s^{\min}, && (33\mathrm{e})\\ & \cos(\theta_{\max})\leqslant\vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}}\mathbf{e}_1\leqslant 1,\ \forall n, && (33\mathrm{f})\\ & (18\mathrm{f}),\end{aligned}$$

其中, 约束 (33f) 与 (18e) 等价, 其限制了 RA 的偏转角范围为 $[0,\theta_{\max}]$. 约束 (33e) 可等价改写为 $\left\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})\right\|^2\geqslant\sqrt{\frac{\Gamma_s^{\min}}{|\beta|^2P_s}}$. 由于约束 (33d) 中的 SINR 表达式为分式结构, 直接求解仍为非凸. 因此, 本文引入分式规划 (fractional programming, FP) 中的二次变换, 其作用是将分式 SINR 约束转化为便于交替更新的等价二次形式; 随后再利用逐次凸近似处理由 RA 方向性增益、通信干扰项和感知回波功率约束引入的非凸性. 应用 FP 中的二次变换可得

$$Z_k\big(\mathbf{F},\eta_k\big)\triangleq 2\mathcal{R}\Big\{\eta_k^{*}\sqrt{P_k}\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_k(\mathbf{F})\Big\}-|\eta_k|^2\left(\sum_{j\neq k}P_j\big|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_j(\mathbf{F})\big|^2+\sigma^2\right), \tag{34}$$

其中 η_k 为二次变换针对每个车辆终端 k 的通信链路引入的辅助变量. 进一步地, 采用交替迭代的方式联合优化 $\mathbf{F}$ 和 η_k. 对任意给定 $\mathbf{F}$, 其最优解具有如下闭式表达式 [23]:

$$\eta_k^{\star}=\frac{\sqrt{P_k}\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_k(\mathbf{F})}{\sum_{j\neq k}P_j\left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_j(\mathbf{F})\right|^2+\sigma^2},\ \forall k. \tag{35a}$$

在固定 $\{\eta_k^{\star}\}$ 的条件下, 由于 $\mathbf{h}_k(\mathbf{F})$ 与 $\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})$ 对 $\mathbf{F}$ 均存在非线性依赖, 因此关于 $\mathbf{F}$ 的优化问题仍为非凸. 为解决上述问题, 本文采用 SCA 技术构造一系列可解的凸近似子问题. 令 $\mathbf{F}^{(i)}$ 表示第 i 次迭代得到的 RA 指向矩阵, 则在 $\mathbf{F}^{(i)}$ 处分别对 $\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_k(\mathbf{F})$ 与 $\left\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})\right\|^2$ 进行一阶泰勒展开, 可分别将其近似为

$$\Phi_k^{(i+1)}(\mathbf{F})\triangleq\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_k(\mathbf{F}^{(i)})+\sum_{n=1}^{N}w_{k,n}^{*}\big(\mathbf{h}'_{k,n}\big)^{\mathrm{T}}\big(\vec{\mathbf{f}}_n-\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}\big), \tag{36a}$$

$$\tilde{\Phi}^{(i+1)}(\mathbf{F}) \triangleq \left\|\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F}^{(i)})\right\|^2 + \sum_{n=1}^{N} \left(\boldsymbol{\psi}_n^{(i)}\right)^{\mathrm{T}} \left(\vec{\mathbf{f}}_n - \vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}\right), \tag{36b}$$

其中

$$\mathbf{h}'_{k,n} \triangleq \frac{\partial h_{k,n}(\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)})}{\partial \vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}}, \qquad \boldsymbol{\psi}_n^{(i)} \triangleq 2p\, L(d_n) G_0 \left((\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)})^{\mathrm{T}} \vec{\mathbf{v}}_n\right)^{2p-1} \vec{\mathbf{v}}_n.$$

因此, 原感知约束 (33e) 可由如下保守凸近似约束替代: $\tilde{\Phi}^{(i+1)}(\mathbf{F}) \geqslant \sqrt{\frac{\Gamma_s^{\min}}{|\beta|^2 P_s}}$. 同时注意到 RA 指向仅影响方向性增益对应的 LoS 项, NLoS 项与 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 无关, 因而其导数为零. 结合本文信道模型, 通信部分的一阶导数可写为 $\mathbf{h}'_{k,n} = \nu_{k,n}\, p\big((\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)})^{\mathrm{T}} \vec{\mathbf{q}}_{k,n}\big)^{p-1} \vec{\mathbf{q}}_{k,n}$, 其中 $\nu_{k,n} \triangleq \sqrt{L(d_{k,n})} \sqrt{\frac{\kappa_k}{\kappa_k+1}} \sqrt{G_0}\, \exp\Big(-\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda} d_{k,n}\Big)$.

此外, 为处理约束 (33d) 中的非凸项, 本文构造了 $u_{k,j}(\mathbf{F}) \triangleq \left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_j(\mathbf{F})\right|^2$ 的二次凸上界. 记 $\nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)$ 与 $\nabla^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)$ 分别为 $u_{k,j}$ 关于 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 的梯度向量与 Hessian 矩阵, 推导过程见附录 A. 则对任意满足 $\delta_{k,j,n}\mathbf{I}_3 \succeq \nabla^2_{\vec{\mathbf{f}}_n} u_{k,j}$ 的正数 $\delta_{k,j,n}$, 有以下二次上界 [24]:

$$u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n) \leqslant u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}) + \nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)})^{\mathrm{T}} (\vec{\mathbf{f}}_n - \vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}) + \frac{\delta_{k,j,n}}{2} \|\vec{\mathbf{f}}_n - \vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}\|_2^2 \triangleq u_{k,j}^{\mathrm{ub}}(\vec{\mathbf{f}}_n), \tag{37a}$$

即 $Z_k(\cdot)$ 关于 $\mathbf{F}$ 的凹下界可表示为

$$\underline{Z}_k^{(i+1)}(\mathbf{F}) \triangleq 2\Re\Big\{\eta_k^* \sqrt{P_k} \Phi_k^{(i+1)}(\mathbf{F})\Big\} - |\eta_k|^2 \left(\sum_{j\neq k} P_j\, u_{k,j}^{\mathrm{ub}}(\mathbf{F}) + \sigma^2\right). \tag{38a}$$

由于变量 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 还需满足单位范数约束, 上述问题仍为非凸. 因此, 本文将等式约束 (18f) 松弛为 $\|\vec{\mathbf{f}}_n\| \leqslant 1$, 从而得到相应的松弛优化问题如下:

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P4.2}) \quad \min_{\mathbf{F}, t_3, \{R_k, \gamma_k\}} \quad & t_3 && (39a)\\
\text{s.t.} \quad & \gamma_k(\mathbf{F}) \leqslant \underline{Z}_k^{(i+1)}(\mathbf{F}), \quad \forall k, && (39b)\\
& \tilde{\Phi}^{(i+1)}(\mathbf{F}) \geqslant \sqrt{\frac{\Gamma_s^{\min}}{|\beta|^2 P_s}}, && (39c)\\
& \|\vec{\mathbf{f}}_n\| \leqslant 1, \quad \forall n, && (39d)\\
& (33\mathrm{b}), (33\mathrm{c}), (33\mathrm{f}).
\end{aligned}$$

问题 (P4.2) 为凸优化问题, 可借助 CVX 求解器高效求解. 需指出的是, 由于对单位范数等式约束进行了松弛, 问题 (P4.2) 的可行域包含原问题 (P4.1) 的可行域, 因此其最优值可作为原问题最优值的一个下界. 在通过算法求得辅助变量以及指向矩阵 $\mathbf{F}$ 的最优解后, 可进一步对 $\mathbf{F}$ 中的每个指向向量 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 进行归一化处理, 即 $\vec{\mathbf{f}}_n^{\star} = \frac{\vec{\mathbf{f}}_n}{\|\vec{\mathbf{f}}_n\|}, \forall n$. 上述归一化过程仅对 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 的幅值进行缩放, 并不改变其方向, 因而归一化后的向量 $\vec{\mathbf{f}}_n^{\star}$ 仍满足原问题中的角度约束. 具体而言, 由于松弛问题中同时满足 $\|\vec{\mathbf{f}}_n\| \leqslant 1$ 和 $\vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}} \mathbf{e}_1 \geqslant \cos(\theta_{\max}) > 0$, 归一化后有 $(\vec{\mathbf{f}}_n^{\star})^{\mathrm{T}} \mathbf{e}_1 = \vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}} \mathbf{e}_1 / \|\vec{\mathbf{f}}_n\| \geqslant \cos(\theta_{\max})$, 因此该处理能够恢复单位范数可行性, 同时保持 RA 偏转角约束不被破坏. 此外, 由于本文最终优化变量为 RA 的偏转角矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$, 因此在得到最优指向向量后, 还需进一步将 $\vec{\mathbf{f}}_n^{\star}$ 转换为对应的偏转角参数. 具体转换方式可参考文献 [17].

3.4　算法和计算复杂度分析

求解问题 (P1) 的交替优化算法如算法 1 所示. 由于目标函数 τ^{comp} 在迭代过程中单调不增且存在下界, 因此所提出的 AO 算法保证收敛. 下面分析其计算复杂度. 设外层 AO 迭代次数为 I, 计算资源分配中一维搜索的精度阈值为 $\epsilon_{1\mathrm{d}}$, SCA 求解凸近似子问题的精度阈值为 ϵ_{sca}. 在每次外层 AO 迭代中, 计算资源分配子问题 (P2) 可通过引入松弛变量 t_1 转化为单变量搜索问题. 对于给定的 t_1, 由式 (21) 可直接计算所有车辆终端的 MEC 计

算资源分配, 其主要开销为对 $k=1,\ldots,K$ 的逐终端计算, 结合一维搜索, 计算资源分配子问题的复杂度可表示为 $\mathcal{O}\Big(K\log_2\Big(\frac{t_{1,\max}-t_{1,\min}}{\epsilon_{1\mathrm{d}}}\Big)\Big)$. 通信接收波束更新采用 MMSE 闭式解 (26), 需对每个车辆终端构造干扰加噪声协方差矩阵并进行 $N\times N$ 矩阵求逆, 其复杂度量级为 $\mathcal{O}(KN^3)$. 探测信号协方差矩阵更新可由闭式解直接得到, 即根据式 (30) 对感知信道向量 $\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{F})$ 计算其范数并构造外积矩阵 $\tilde{\mathbf{h}}^*(\mathbf{F})\tilde{\mathbf{h}}^{\mathrm{T}}(\mathbf{F})$, 因此其复杂度为 $\mathcal{O}(N^2)$. RA 指向优化中采用内点法求解由 SCA 构造的凸近似子问题时, 其复杂度可近似为 $\mathcal{O}\big(N^{3.5}\ln(1/\epsilon_{\mathrm{sca}})\big)$. 综上, 在时隙 t 内求解 (P1) 的总体复杂度为

$$\mathcal{O}\left(I\left(K\log_2\left(\frac{t_{1,\max}-t_{1,\min}}{\epsilon_{1\mathrm{d}}}\right)+KN^3+N^2+N^{3.5}\ln(1/\epsilon_{\mathrm{sca}})\right)\right). \tag{40}$$

若进一步考虑所有时隙 $t\in\mathcal{T}$ 的整体求解, 则总体复杂度与 $|\mathcal{T}|$ 成线性关系.

算法 1 时隙 t 下 RA 赋能空地协同 ISCC 系统的 AO 联合优化算法.

Input: $\{B,P_k,P_s,\sigma^2,a_{\max},\theta_{\max}\}$, $\{D_k[t],c_k\}_{k=1}^K$, $\Gamma_s^{\min}$, $I_{\max}$.

1: Initialize $\mathbf{F}^{(0)}=[\mathbf{e}_1,\ldots,\mathbf{e}_1]_{3\times N}$, threshold $\varepsilon>0$, and set $i=0$;
2: **repeat**
3: Compute $\mathbf{a}^\star$ by the solution in (21);
4: Compute $\mathbf{W}^{(i+1)}$ and $\mathbf{S}^{(i+1)}$ by the closed-form solutions in (26) and (30) with given $\mathbf{a}^\star$ and $\mathbf{F}^{(i)}$;
5: Update $\mathbf{F}^{(i+1)}$ by solving problem (P4.2) with given $\mathbf{W}^{(i+1)}$, $\mathbf{S}^{(i+1)}$, and $\mathbf{a}^\star$;
6: Update $i=i+1$;
7: **until** $\Big|\frac{\tau^{\mathrm{comp}(i)}-\tau^{\mathrm{comp}(i-1)}}{\tau^{\mathrm{comp}(i-1)}}\Big|\leqslant\varepsilon$ **or** $i\geqslant I_{\max}$;

Output: $\mathbf{F}^{(i+1)}$, $\mathbf{W}^{(i+1)}$, $\mathbf{S}^{(i+1)}$ and $\mathbf{a}^\star$.

4　仿真性能评估

本节通过数值仿真验证所提 RA 赋能空地协同 ISCC 系统及相应 AO 算法的性能. 设基站部署的由 $N_y\times N_z$ 个可转向天线组成的 RA 阵列中心位于坐标原点, 车辆终端均匀分布在以原点为圆心, 半径为 r_0 的半圆区域内. 同时, 设无人机目标位于 $[r_1\cos\phi_1,\ r_1\sin\phi_1,\ 0]$, 其中 $\phi_1=\pi/6$. 除特别说明外, 仿真所采用的主要参数均按照表 1 设置. 在此基础上, 通过改变车辆终端数、任务数据量和发射功率等关键参数, 进一步分析所提方案在不同场景下的最大任务执行时延性能. 其中, 卸载数据比例定义为任务数据量相对于其基准值的缩放因子, 记为 ρ, 本文取 $\rho\in\{0.6,0.7,0.8,0.9,1.0,1.1,1.2,1.3,1.4\}$. 除特别说明外, 不同方案在相同车辆位置、无人机目标位置和随机信道实现下进行比较; 随机指向方案的结果为 100 组独立随机指向实现的平均值, 以减小随机波动并保证对比公平性.

为更加全面地评估所提出的可转向天线赋能空地协同 ISCC 方案 (简称 “所提方案”) 的性能, 本文进一步考虑以下 3 种基准方案进行对比. 在给定系统参数、车辆终端位置和无人机目标位置的条件下, 所有基准方案均采用与所提方案相同的计算资源分配与接收波束赋形优化方法, 仅在可转向天线的指向策略上有所不同. 其中, 传统固定天线方案用于体现无自适应转向能力时的性能; 各向同性天线方案用于体现无方向性增益时的性能; 随机指向方案则用于体现具备转向硬件但未进行指向优化时的性能.

(1) **传统固定天线方案:** 所有 RA 的指向均固定为 $\vec{\mathbf{f}}_n=\mathbf{e}_1$, $\forall n$, 其中 $\mathbf{e}_1\triangleq[1,0,0]^{\mathrm{T}}$, 即天线主瓣始终沿初始参考方向指向, 不进行自适应转向优化.

(2) **各向同性天线方案:** 将式 (4) 中的方向性增益设置为 $G_0=1$ 且 $p=0$, 即所有天线均视为各向同性辐射天线, 不具备方向性增益与转向能力.

(3) **随机指向方案:** 每个 RA 的指向向量均在约束 (18e) 所规定的可转向范围内随机生成, 且不进行进一步优化. 为减小随机性带来的波动, 仿真结果通过对 100 组独立随机指向实现取平均获得.

图 2 给出了不同卸载数据比例 ρ 下所提 AO 算法的收敛行为. 可以观察到, 随着迭代次数增加, 系统最大任务执行时延单调下降, 并在约 4∼5 次迭代后趋于稳定, 表明所提算法具有较快的收敛速度和良好的稳定性. 这

表 1　RA 赋能空地协同 ISCC 系统分类仿真参数设置.

Table 1　Simulation parameters for the RA-enabled air-ground cooperative ISCC system.

Parameter	Description	Value	Parameter	Description	Value
K	Number of vehicle terminals	4	M	Number of UAV targets	1
P_k	Vehicle terminal offloading transmit power	10 dBm	P_s	Sensing transmit power	35 dBm
B	System bandwidth	2 MHz	$\Gamma_s^{\min}$	Minimum sensing echo power threshold	-58 dBm
σ^2	Communication noise power	-70 dBm	β	Radar cross section	0.9
$D_k[t]$	Computational task data size	$[90\rho, 100\rho]$ kB	r_1	UAV target distribution radius	20 m
ρ	Offloading data ratio	$\{0.6, 0.7, \ldots, 1.4\}$	$a_{\max}$	Maximum MEC computing capability	25×10^9 cycle/s
c_k	Computational task intensity	400 cycles/bit	λ	Wavelength	0.125 m
d	Element spacing	$\lambda/2$ m	d_0	Reference distance	1 m
ζ_0	Reference channel power gain	10^{-3}	α_k	Path loss exponent	2.8
κ_k	Rician factor	1	r_0	Vehicle terminal distribution radius	35 m
p	Directivity factor	4	G_0	Maximum directivity gain	$2(2p+1)$
$\theta_{\max}$	Maximum elevation angle	$\pi/6$	$N_y \times N_z$	RA array dimensions	3×3
N	Total number of RA elements	9			

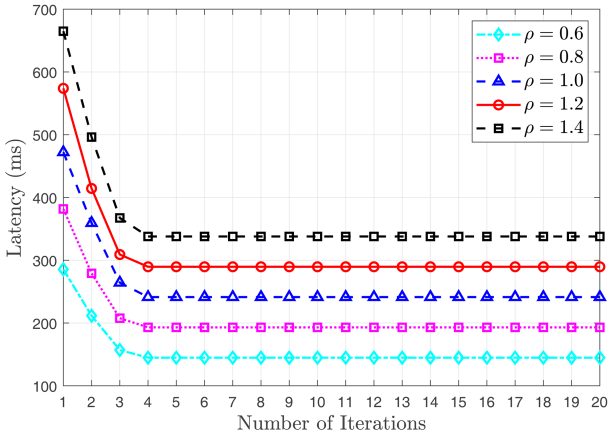

图 2　(网络版彩图) 不同卸载数据比例 ρ 下所提 AO 算法的收敛曲线.

Figure 2　(Color online) Convergence behavior of the proposed AO algorithm under different offloading data ratios ρ.

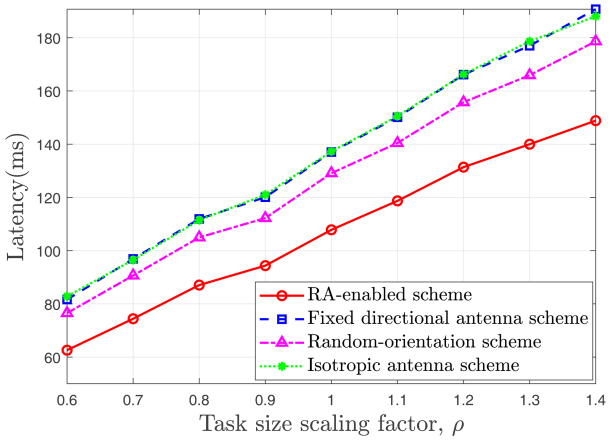

图 3　(网络版彩图) 最大任务执行时延随卸载数据比例 ρ 的变化曲线.

Figure 3　(Color online) Maximum task execution latency versus offloading data ratio ρ.

是因为交替优化过程中各子问题均在当前变量下更新优化解, 从而保证目标函数值不随迭代增加而上升. 同时, 随着 ρ 增大, 收敛后的最大任务执行时延逐渐增加, 这是由于更大的任务数据量会同时增加上行传输开销和边缘计算处理开销.

图 3 给出了在各车辆终端卸载功率统一设置为 $P_k = P = 10$ dBm 且 $a_{\max} = 25 \times 10^9$ cycle/s 时, 不同方案下最大任务执行时延随卸载数据比例 ρ 的变化曲线. 可以看出, 随着 ρ 增大, 各方案的最大任务执行时延均逐渐上升, 且所提 RA 赋能方案在整个 ρ 取值范围内始终优于各基准方案. 这是因为可转向天线能够自适应调节主瓣方向, 增强车辆终端与基站之间的有效通信信道增益, 从而提高任务卸载速率并降低传输时延. 相比之下, 传统固定天线方案缺乏指向自适应能力, 随机指向方案未进行有效指向优化, 各向同性天线方案不具备方向性增益与主瓣控制能力, 因而均难以充分提升任务卸载效率. 上述结果验证了可转向天线在降低系统最大任务执行时延方面的显著优势.

图 4 展示了在 $\rho = 1$ 和 $P = 5$ dBm 条件下, 不同方案的最大任务执行时延随 MEC 最大计算能力 $a_{\max}$ 变化的结果. 可以看出, 随着 $a_{\max}$ 增大, 各方案的最大任务执行时延均逐渐降低, 这是因为更高的边缘计算能力能够缩短 MEC 服务器上的任务执行时延. 当 $a_{\max}$ 较小时, 计算能力是系统时延的主要瓶颈; 当 $a_{\max}$ 增大到一定程度后, 时延下降趋势逐渐变缓, 说明系统性能更多受限于通信卸载能力. 此外, 所提 RA 赋能方案在整个计算能力范围内始终取得最低时延, 这是由于 RA 可自适应调整天线指向, 增强上行信道增益并提升任务卸载速率.

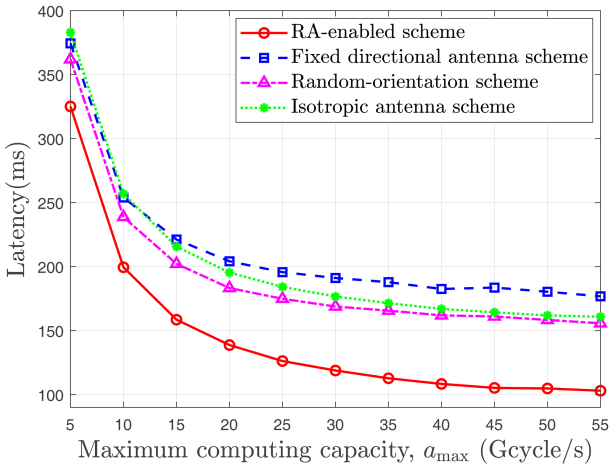

图 4　(网络版彩图) 最大任务执行时延随 MEC 最大计算能力 $a_{\max}$ 的变化曲线.

Figure 4　(Color online) Maximum task execution latency versus maximum computing capacity $a_{\max}$ for different schemes.

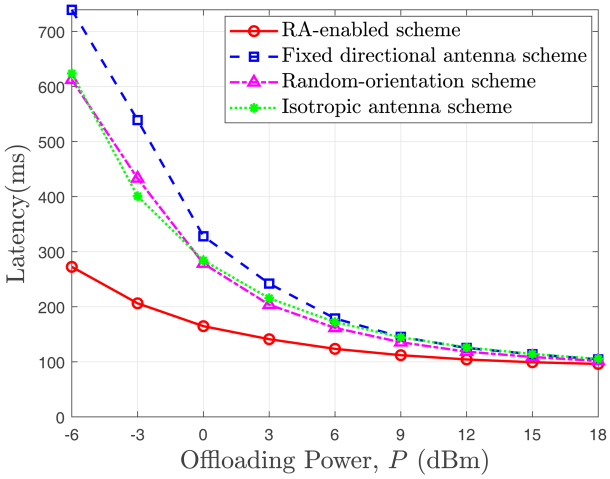

图 5　(网络版彩图) 最大任务执行时延随卸载功率 P 的变化曲线.

Figure 5　(Color online) Maximum task execution latency versus offloading power P (dBm) for different schemes.

因此, 对于时延最小化而言, 仅提升边缘计算能力并不一定能持续带来显著增益, 还需兼顾通信卸载链路性能.

图 5 展示了在 $\rho = 1$ 和 $a_{\max} = 25 \times 10^9$ cycle/s 条件下, 不同方案的最大任务执行时延随各车辆终端统一卸载功率 $P_k = P$ 的变化情况. 可以看出, 随着卸载功率增加, 各方案的最大任务执行时延均逐渐下降, 这是由于更高的卸载功率提升了上行传输速率. 同时, 所提 RA 赋能方案与各基准方案之间的性能差距随 P 增大而逐渐缩小. 这是因为在低功率区域, 通信卸载能力是主要瓶颈, RA 方向性增益可显著提升上行链路质量; 而在高功率区域, 系统时延更多受限于 MEC 计算能力, RA 在通信侧带来的增益相对减弱. 尽管如此, 所提方案在整个功率范围内始终优于其他基准方案, 说明 RA 通过自适应指向优化能够有效提升上行信道增益和任务卸载速率. 相比之下, 各向同性天线方案缺乏方向性增益, 固定定向天线方案易出现波束失配, 随机指向方案则无法充分发挥方向性增益优势.

5　结论

本文研究了一种 RA 赋能的空地协同 ISCC 系统, 针对传统固定天线架构空间灵活性不足, 难以同时兼顾车辆终端通信卸载与无人机目标感知性能的问题, 在 ISCC 基站侧引入可转向天线以提升系统性能. 在所建立的空地协同通信、感知与计算一体化模型基础上, 以最小化系统最大任务执行时延为目标, 在无人机目标感知性能约束下, 联合优化 MEC 计算资源分配、通信接收波束赋形、探测信号协方差矩阵及各 RA 指向方向. 针对变量耦合严重且整体非凸的问题, 本文提出高效 AO 求解框架, 通过一维搜索求解 MEC 计算资源分配, 通过闭式方法更新通信接收波束赋形和探测信号协方差矩阵, 并结合分式规划与逐次凸近似优化 RA 指向. 仿真结果表明, 相较于固定方向天线、各向同性天线和随机指向等基准方案, 所提 RA 赋能空地协同 ISCC 方案能够有效降低系统最大任务执行时延, 并提升无人机目标感知性能. 未来可进一步研究多无人机目标扩展、车辆与无人机目标连续移动下的动态时隙联合优化, 以及基于 RA 原型或半实物平台的空地链路验证, 以提升所提框架的工程实用性.

参考文献

1　Liu F, Cui Y, Masouros C, et al. Integrated sensing and communications: toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond. IEEE J Sel Areas Commun, 2022, 40: 1728–1767

2 Huang N, Dou C, Wu Y, et al. Unmanned-aerial-vehicle-aided integrated sensing and computation with mobile-edge computing. IEEE Internet Things J, 2023, 10: 16830–16844
3 Qi Q, Chen X, Zhong C, et al. Integration of energy, computation and communication in 6G cellular Internet of Things. IEEE Commun Lett, 2020, 24: 1333–1337
4 Wen D, Zhou Y, Li X, et al. A survey on integrated sensing, communication, and computation. IEEE Commun Surv Tutorials, 2025, 27: 3058–3098
5 He Y, Yu G, Cai Y, et al. Integrated sensing, computation, and communication: system framework and performance optimization. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 1114–1128
6 Zhuang Z, Wen D, Shi Y, et al. Integrated sensing-communication-computation for over-the-air edge AI inference. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 3205–3220
7 Zhu L, Ma W, Zhang R. Modeling and performance analysis for movable antenna enabled wireless communications. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 6234–6250
8 Zhu L, Ma W, Mei W, et al. A tutorial on movable antennas for wireless networks. IEEE Commun Surv Tutorials, 2026, 28: 3002–3054
9 Zhu L, Ma W, Zhang R. Movable antennas for wireless communication: opportunities and challenges. IEEE Commun Mag, 2024, 62: 114–120
10 Wong K K, Shojaeifard A, Tong K F, et al. Fluid antenna systems. IEEE Trans Wireless Commun, 2021, 20: 1950–1962
11 Wong K K, Shojaeifard A, Tong K F, et al. Performance limits of fluid antenna systems. IEEE Commun Lett, 2020, 24: 2469–2472
12 Zheng J, Zhang J, Du H, et al. Flexible-position MIMO for wireless communications: fundamentals, challenges, and future directions. IEEE Wireless Commun, 2024, 31: 18–26
13 Shao X, Mei W, You C, et al. A tutorial on six-dimensional movable antenna for 6G networks: synergizing positionable and rotatable antennas. IEEE Commun Surv Tutorials, 2026, 28: 3666–3709
14 Zheng B, Ma T, You C, et al. Rotatable antenna enabled wireless communication and sensing: opportunities and challenges. IEEE Wireless Commun, 2026, 33: 134–141
15 Zheng B, Wu Q, Xiong X, et al. Rotatable antenna-empowered wireless networks: a tutorial, 2026. ArXiv:2603.25559
16 Wu Q, Zheng B, Ma T, et al. Modeling and optimization for rotatable antenna enabled wireless communication. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Communications (ICC), Montreal, 2025. 1055–1060
17 Zheng B, Wu Q, Ma T, et al. Rotatable antenna-enabled wireless communication: modeling and optimization. IEEE Trans Commun, 2026, 74: 6825–6842
18 Dai L, Zheng B, Wu Q, et al. Rotatable antenna-enabled secure wireless communication. IEEE Wireless Commun Lett, 2025, 14: 3440–3444
19 Zhou C, You C, Zheng B, et al. Rotatable antennas for integrated sensing and communications. IEEE Wireless Commun Lett, 2025, 14: 2838–2842
20 Xiong X, Zheng B, Wu W, et al. Efficient channel estimation for rotatable antenna-enabled wireless communication. IEEE Wireless Commun Lett, 2025, 14: 3719–3723
21 Tan Y, Zheng B, Fang Y, et al. Rotatable antenna-enabled spectrum sharing in cognitive radio systems. IEEE Wireless Commun Lett, 2026, 15: 1732–1736
22 Lu H, Zeng Y. Near-field modeling and performance analysis for multi-user extremely large-scale MIMO communication. IEEE Commun Lett, 2022, 26: 277–281
23 Shen K, Yu W. Fractional programming for communication systems—Part I: power control and beamforming. IEEE Trans Signal Process, 2018, 66: 2616–2630
24 Sun Y, Babu P, Palomar D P. Majorization-minimization algorithms in signal processing, communications, and machine learning. IEEE Trans Signal Process, 2016, 65: 794–816

附录 A　$\nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)$, $\nabla^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)$ 与 $\delta_{k,j,n}$ 的推导

本节给出通信部分中关于 RA 指向向量 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 的梯度, Hessian 矩阵以及局部 majorization 参数 $\delta_{k,j,n}$ 的构造过程.

为便于推导, 定义通信干扰项

$$u_{k,j}(\mathbf{F}) \triangleq \left|\mathbf{w}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_j(\mathbf{F})\right|^2 = \left|\sum_{m=1}^{N} w_{k,m}^{*}\, h_{j,m}(\vec{\mathbf{f}}_m)\right|^2, \tag{A1}$$

其中, $w_{k,m}$ 表示向量 $\mathbf{w}_k$ 的第 m 个元素. 根据本文的通信信道模型, 有

$$h_{j,m}(\vec{\mathbf{f}}_m) = \nu_{j,m}(\vec{\mathbf{f}}_m^{\mathrm{T}}\vec{\mathbf{q}}_{j,m})^p + \sqrt{\frac{1}{\kappa_j+1}}\tilde{g}_{j,m}. \tag{A2}$$

固定除 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 外的其余指向向量 $\{\vec{\mathbf{f}}_m\}_{m\neq n}$, 并将 $u_{k,j}$ 视为仅关于 $\vec{\mathbf{f}}_n$ 的函数. 进一步定义如下辅助变量:

$$b_n \triangleq \vec{\mathbf{f}}_n^{\mathrm{T}}\vec{\mathbf{q}}_{j,n},\qquad c_n \triangleq w_{k,n}^{*}\nu_{j,n},\qquad \xi_n \triangleq w_{k,n}^{*}\sqrt{\frac{1}{\kappa_j+1}}\tilde{g}_{j,n}, \tag{A3}$$

$$d_n \triangleq \sum_{m\neq n} w_{k,m}^{*}\left(\nu_{j,m}(\vec{\mathbf{f}}_m^{\mathrm{T}}\vec{\mathbf{q}}_{j,m})^{p}+\sqrt{\frac{1}{\kappa_j+1}}\tilde{g}_{j,m}\right). \tag{A4}$$

令 $\bar{d}_n \triangleq d_n+\xi_n$, 则有 $u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)=\left|\bar{d}_n+c_n b_n^{p}\right|^2$. 将上式展开可得

$$u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)=|\bar{d}_n|^2+2\mathcal{R}\left(\bar{d}_n(c_n)^{*}\right)b_n^{p}+|c_n|^2 b_n^{2p}. \tag{A5}$$

进一步定义实系数

$$A_n \triangleq |\bar{d}_n|^2,\quad B_n \triangleq 2\mathcal{R}\left(\bar{d}_n(c_n)^{*}\right),\quad C_n \triangleq |c_n|^2, \tag{A6}$$

则通信干扰项可写为

$$u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)=A_n+B_n b_n^{p}+C_n b_n^{2p}. \tag{A7}$$

对式 (A7) 关于 b_n 求导, 有

$$\frac{\partial u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)}{\partial b_n}=p\,b_n^{p-1}(B_n+2C_n b_n^{p}),\qquad \frac{\partial^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)}{\partial b_n^2}=p(p-1)B_n b_n^{p-2}+2p(2p-1)C_n b_n^{2p-2}. \tag{A8}$$

注意到 $\nabla_{\vec{\mathbf{f}}_n} b_n=\vec{\mathbf{q}}_{j,n}$, 由链式法则可得梯度和 Hessian 分别为

$$\nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)=p\,b_n^{p-1}(B_n+2C_n b_n^{p})\,\vec{\mathbf{q}}_{j,n}, \tag{A9}$$

$$\nabla^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)=\left[p(p-1)B_n b_n^{p-2}+2p(2p-1)C_n b_n^{2p-2}\right]\vec{\mathbf{q}}_{j,n}\vec{\mathbf{q}}_{j,n}^{\mathrm{T}}. \tag{A10}$$

进一步构造局部 majorization 参数 $\delta_{k,j,n}$. 由于 $\vec{\mathbf{q}}_{j,n}$ 为单位范数向量, 秩一矩阵 $\vec{\mathbf{q}}_{j,n}\vec{\mathbf{q}}_{j,n}^{\mathrm{T}}$ 的唯一非零特征值为 1, 因此

$$\left\|\nabla^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)\right\|_2=\left|p(p-1)B_n b_n^{p-2}+2p(2p-1)C_n b_n^{2p-2}\right|. \tag{A11}$$

为保证 $\delta_{k,j,n}\mathbf{I}_3\succeq\nabla^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)$, 可取

$$\delta_{k,j,n}=\left|p(p-1)B_n b_n^{p-2}+2p(2p-1)C_n b_n^{2p-2}\right|. \tag{A12}$$

由此有 $\delta_{k,j,n}\geqslant\left\|\nabla^2 u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)\right\|_2$, 从而可作为 $\nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)$ 的局部 Lipschitz 常数, 即

$$\left\|\nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n)-\nabla u_{k,j}(\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)})\right\|\leqslant\delta_{k,j,n}\left\|\vec{\mathbf{f}}_n-\vec{\mathbf{f}}_n^{(i)}\right\|. \tag{A13}$$

Rotatable antenna-enabled air-ground cooperative integrated sensing, communication, and computing

Beixiong ZHENG[1], Qiyao WANG[1], Zhiwei TAN[2], Jie TANG[3*] & Shaoe LIN[4]

1. *School of Microelectronics, South China University of Technology, Guangzhou 511442, China*
2. *Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communications, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China*
3. *School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China*
4. *School of Information Science and Technology, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510006, China*
* Corresponding author. E-mail: eejtang@scut.edu.cn

Abstract Integrated sensing, communication, and computing (ISCC) is a key enabling paradigm for future sixth-generation (6G) mobile networks. However, conventional fixed-antenna architectures limit the exploitation of spatial degrees of freedom and the adaptability of ISCC systems to dynamic wireless environments. To address this issue, this paper proposes a rotatable antenna (RA)-enabled air-ground cooperative ISCC framework. Specifically, the RA boresight direction is introduced as a new optimizable spatial degree of freedom and jointly designed with communication receive beamforming, the probing-signal covariance matrix, and mobile edge computing (MEC) computing resource allocation, thereby transforming the spatial controllability of RAs into cooperative sensing, communication, and computing gains. We consider an RA-enabled air-ground cooperative ISCC system with multiple vehicle terminals, an unmanned aerial vehicle (UAV) sensing target, an RA-equipped base station, and a base-station-side MEC server, where computation-related data are offloaded to the MEC server and sensing beams are transmitted for UAV target sensing. The multi-UAV-target case can be extended by introducing multiple echo-power constraints, while this paper focuses on the single-UAV-target case for algorithm design and simulation. The computation resource allocation, receive beamforming matrix, probing-signal covariance matrix, and RA pointing matrix are jointly optimized to minimize the maximum task execution latency under the sensing performance constraint. To solve this non-convex problem, an alternating optimization (AO) framework is developed, where the computation resource allocation is obtained via one-dimensional search, the communication receive beamforming matrix and probing-signal covariance matrix are respectively derived based on the minimum mean-square error (MMSE) criterion and a closed-form solution, and the RA pointing matrix is optimized using fractional programming and successive convex approximation. Simulation results demonstrate that the proposed scheme significantly reduces the maximum task execution latency while improving air-ground communication quality and UAV target sensing capability.

Keywords air-ground cooperative integrated sensing communication and computing (ISCC), rotatable antenna (RA), mobile edge computing (MEC), computation offloading, alternating optimization (AO)