中国科学:信息科学 2026 年 第 56 卷 第 10 期: 2481–2512
SCIENTIA SINICA Informationis
面向 6G 的通感算可重构无线网络专题 • 评述

智能环境与通信感知一体化: 从链路设计到网络协同的机遇与挑战

孟凯涛[1,2*], 汪瑞[1], 华梦[3], 刘凡[4,5]

1. 武汉大学电子信息学院, 武汉 430072, 中国
2. Department of Electrical and Electronic Engineering, The University of Manchester, Manchester M13 9PL, UK
3. Department of Electrical and Electronic Engineering, Imperial College London, London SW7 2AZ, UK
4. 东南大学信息科学与工程学院, 南京 210096, 中国
5. 东南大学移动通信全国重点实验室, 南京 210096, 中国
* 通信作者. E-mail: meng_kaitao@whu.edu.cn

收稿日期: 2026–04–30; 修回日期: 2026–08–13; 接受日期: 2026–09–08; 网络出版日期: 2026–10–12

国家自然科学基金 (批准号: 62522107) 和中央高校基本科研业务费项目 (批准号: 2242026RCB0200) 资助

摘要 智能环境与通信感知一体化正在成为 6G 无线系统从“信号传输”走向“环境协同感知与主动控制”的关键演进方向. 与传统将环境视为外部随机条件的设计思路不同, 智能环境通过可编程超表面、智能透反射表面、车载表面、无人机与其他自主平台、可重构天线以及多基站协同网络等手段, 将传播路径、阵列几何、覆盖拓扑和多节点协作方式转化为可优化的系统自由度; 通信感知一体化则通过共享波形、频谱和基础设施, 在环境理解、目标定位、遮挡感知和状态预测方面为智能环境控制提供实时反馈, 从而形成“环境赋能通感、通感反哺环境”的闭环体系. 本文系统梳理智能环境与通信感知一体化的概念边界、核心技术、典型体系结构、关键增益机制和网络级协同模式, 重点讨论固定部署表面、车载表面、混合感知表面、无人机平台、流体天线以及多基站协同通信与感知网络在覆盖扩展、信道秩重塑、目标可分辨性增强、多基地感知和感知辅助通信方面的作用. 进一步地, 总结该领域在性能指标、优化变量和系统闭环方面的共性设计问题, 重点分析通信侧相干增益最大化与感知侧高秩观测之间, 以及用户中心的局部通信协作与面向目标多视角观测的感知协作之间的结构性权衡. 结合车联网、工业制造、室内空间和空天地一体网络等典型应用场景, 归纳当前研究的主要难点, 并给出值得进一步深入的研究方向.

关键词 智能环境, 通信感知一体化, 可重构智能超表面, 智能传播工程, 协同通感网络, 可重构天线

1 引言

面向智能交通、工业自动化、低空网络和沉浸式交互等 6G 应用场景, 无线网络不仅需要高速、可靠地传输信息, 还需要持续获取用户、目标及周围环境的位置、运动和结构状态, 以支撑波束管理、移动性管理、环境交互与自主决策. 与此同时, 大带宽、高载频、大规模阵列和密集网络部署在提升通信能力的同时, 也为高分辨率时

引用格式: 孟凯涛, 汪瑞, 华梦, 等. 智能环境与通信感知一体化: 从链路设计到网络协同的机遇与挑战. 中国科学: 信息科学, 2026, 56: 2481–2512, doi: 10.1360/SSI-2026-0199
Meng K T, Wang R, Hua M, et al. Smart environments and integrated sensing and communication: opportunities and challenges from link design to network cooperation. Sci Sin Inform, 2026, 56: 2481–2512, doi: 10.1360/SSI-2026-0199

© 2026《中国科学》杂志社

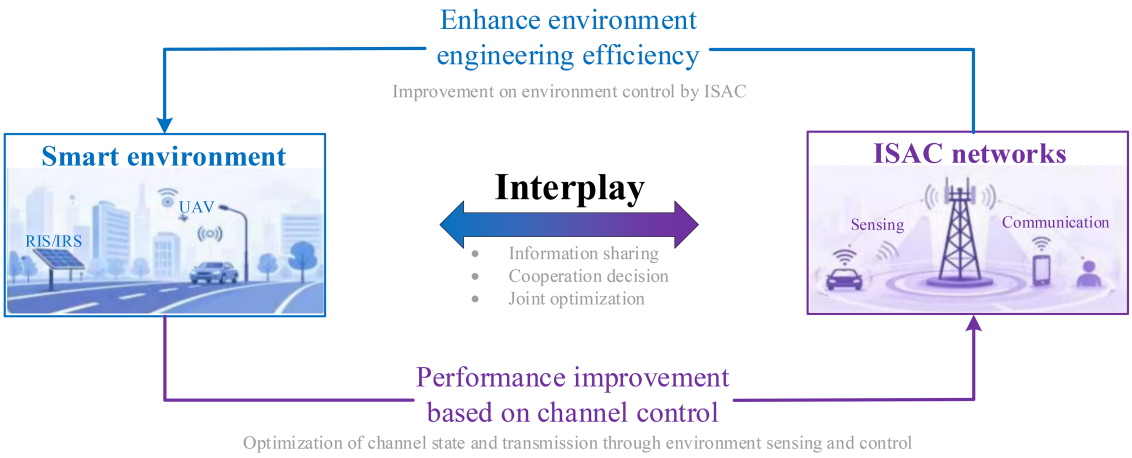

图 1　(网络版彩图) 智能环境与通信感知一体化耦合关系示意图.

Figure 1　(Color online) Coupling relationship between smart environments and ISAC.

延、多普勒和角度测量提供了物理基础 [1~3]. 如果通信与感知继续采用相互独立的频谱、硬件和网络设施, 将进一步加剧频谱竞争、重复部署和能耗开销. 因此, 通信感知一体化 (integrated sensing and communication, ISAC) 被普遍视为第六代移动通信网络 (sixth-generation, 6G) 的重要候选能力之一. 其基本思想是在同一套无线基础设施、频谱资源和信号设计框架下同时完成信息传输与环境感知任务, 不仅提高频谱、硬件和能量的利用效率, 还可利用感知结果辅助波束跟踪、资源调度和网络控制, 使未来无线网络具备原生的位置感知、目标检测、轨迹跟踪、环境重建与态势理解能力 [4]. 然而, 传统 ISAC 研究大多默认信号传播环境是既定且不可控的, 系统设计集中在波形、波束、功率、时频资源和接收处理等链路级变量上 [5,6]. 这种假设在移动宽带、车联网、工业互联网和空天地一体网络等动态场景中存在着明显的局限性, 主要体现在高频段传播易受遮挡, 感知回波路径损耗严重, 多用户通信与多目标感知对信道结构的需求不一致, 单站视角下的覆盖与几何多样性也往往不足等方面.

与此同时, 面向信号传播环境本身的主动塑形技术快速发展. 典型代表包括智能超表面技术如可重构智能超表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS/intelligent reflecting surface, IRS)、同时透射与反射智能表面 (simultaneously transmitting and reflecting RIS, STAR-RIS/intelligent omni-surface, IOS)、叠层超表面等; 移动/中继节点如无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV)、高空平台 (high-altitude platforms, HAPs)、低轨卫星等; 以及智能天线技术如流体天线 (fluid antenna, FA)、可移动天线 (movable antenna, MA)、可转向天线 (rotatable antenna, RA)、夹持式天线 (pinching antenna, PA) 等 [7~12]. 这些技术共同指向一个更广义的概念: “智能环境”, 即无线系统不再仅仅适应环境, 而是能够在一定程度上重构、补偿乃至协同利用环境, 以塑造更有利的传播、感知和计算条件. 需要说明的是, 本文所称的 “智能环境” 并非人工智能的同义表述, 而是对一类环境增强型无线技术的系统性概括. 这里的 “智能” 主要指传播环境能够从被动、随机且不可控的外部条件, 转变为可观测、可配置并可根据通信与感知反馈进行动态调整的系统组成部分. 由此, ISAC 的研究对象从 “联合设计通信与感知” 进一步扩展为 “联合设计通信、感知与传播环境”.

从这一新的联合设计的角度看, 智能环境与 ISAC 之间并非简单叠加关系, 而是存在深层的双向耦合关系, 如图 1 所示. 一方面, 智能环境通过新增虚拟视距链路、调节路径损耗、改变信道相关性与秩结构、提升目标几何可观测性等方式, 为 ISAC 系统设计提供新的自由度 (degree of freedom, DoF), 从而扩大覆盖范围并提升通信与感知性能 [7~11]. 另一方面, ISAC 通过持续获取用户、目标、遮挡体和散射体的状态信息, 为环境控制提供低开销、实时化、任务相关的反馈, 使 RIS 相位控制、UAV 轨迹设计、天线位置重构以及多基站协同能够摆脱纯粹依赖全维信道状态信息 (channel state information, CSI) 估计的高开销方式 [10,11,13]. 因此, 智能环境与 ISAC 更准确的关系应理解为: 智能环境将传播空间从 “给定参数” 转化为 “可控资源”, ISAC 则为这种资源控制提供闭环感知与预测能力.

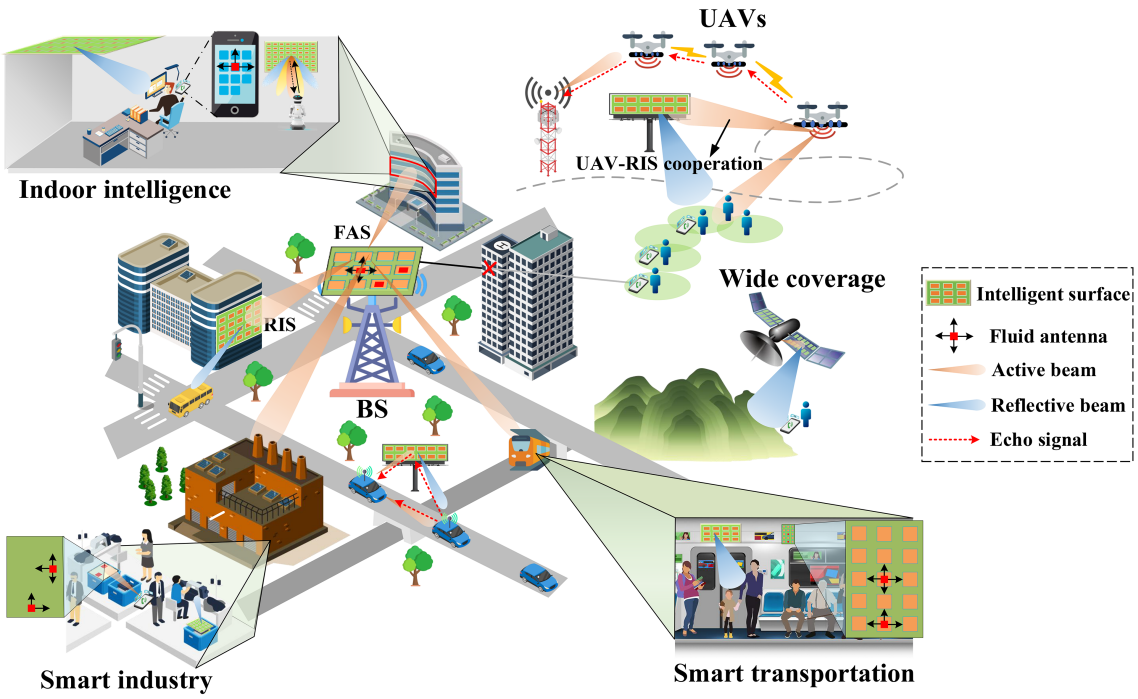

图 2　(网络版彩图) 智能环境与 ISAC 示意图.

Figure 2　(Color online) Schematic of smart environment and ISAC.

现有相关工作已经从不同侧面揭示了上述趋势 [14,15]. 如图 2 所示, RIS 增强 ISAC 研究从最初的覆盖扩展与波束增益提升 [16~18], 逐步发展到面向多目标分辨、感知架构创新、目标载表面、互惠协同以及网络级联合优化 [7~9,19~24]; 面向更广义智能传播工程的工作则开始纳入流体天线、UAV 和近场传播等更丰富的环境调控手段 [10,25]; 而网络级 ISAC 研究进一步把多基站协同、多基地感知、任务/数据/信号级合作和随机几何分析引入统一框架 [11,13].

现有综述的研究重点主要可归纳为 3 类, 但不同类别之间并非完全彼此独立. 第一类工作主要聚焦智能超表面辅助 ISAC, 系统讨论表面架构、波束设计、目标检测与参数估计 [7,26~28]. 第二类工作将研究范围扩展至 UAV、移动平台、可重构天线和智能传播工程, 重点分析不同环境调控技术与 ISAC 之间的协同关系 [10,29]. 第三类工作侧重协作式、分布式或无蜂窝 (cell-free) ISAC, 主要讨论网络架构、同步、信令、干扰管理和多基地感知 [11,30,31]. 表 1 给出了各类代表性工作的具体比较. 由表 1 可见, 已有综述在各自专题上具有较强的针对性. 本文的差异不在于对某一种器件作进一步分类, 而在于建立贯穿链路、局部系统和网络层级的统一分析框架. 具体地, 本文将智能超表面、移动平台、可重构天线和多基站协同分别视为传播路径、空间几何、阵列结构和网络协作自由度的不同实现形式, 并在统一模型下讨论其对信道增益、秩结构、观测几何和网络性能的共同影响. 在此基础上, 本文以 “环境赋能通感 – 通感信息驱动环境调控” 为主线, 进一步将多时间尺度控制、低维状态驱动、无线电地图、数字孪生和任务导向指标纳入闭环设计框架.

基于此, 本文对智能环境与通信感知一体化的关键问题进行系统梳理. 本文的主要贡献体现在 3 个方面: 其一, 给出智能环境与 ISAC 的统一概念框架, 明确该方向的核心不在于单一器件增益, 而在于把传播、拓扑和协同关系纳入可编程闭环; 其二, 从体系结构、机制和优化 3 个层面总结该领域的共性问题, 突出通信与感知对环境控制目标并不总是同向这一事实; 其三, 在已有工作基础上进一步提出多时间尺度环境控制、任务导向指标、AI 原生闭环和无线数字孪生等值得深入推进的方向.

表 1　本文与现有相关综述的比较. ● 表示该主题是主要研究焦点, 并进行了系统性讨论; ○ 表示有部分涉及, 但并非主要的组织主线; “–” 表示没有实质性讨论. 这些比较反映的是各篇综述的覆盖范围和组织视角, 而非各主题在相应文献中的论述深度.

Table 1　Comparison of this survey with existing related surveys. ● denotes a primary research focus with systematic discussion; ○ indicates partial coverage but not as a main organizing theme; “–” indicates no substantive discussion. The comparisons reflect the scope and organizational perspective of each survey, not the depth of treatment in the respective topics.

Existing survey	RIS/IRS	UAV	Reconfigurable antennas	Multi-BS/ network coordination	ISAC-driven closed-loop environment control	Unified cross-tech models & metrics	Multi-timescale control	Hierarchical link-to-network organization
[7]	●	–	–	–	○	–	–	–
[10]	●	●	●	○	●	○	○	○
[11]	○	○	○	●	○	○	–	●
[26]	●	○	○	–	○	○	–	–
[27]	●	–	–	–	○	○	–	–
[28]	●	–	–	○	○	○	–	○
[29]	●	●	–	○	○	○	–	○
[30]	–	○	–	●	–	○	–	●
[31]	○	○	○	●	○	○	–	●
Our	●	●	●	●	●	●	●	●

2　智能环境与通信感知一体化的概念重构

为了避免将 “智能环境” 狭义等同于 RIS 或与人工智能 (artificial intelligence, AI) 相混淆, 本文首先澄清其概念边界. 本文所称的智能环境是对环境增强型无线技术的系统抽象, 其 “智能性” 主要体现在 3 个方面: 一是可观测性, 即系统能够通过通信与感知信号获取传播状态、用户状态和目标状态; 二是可重构性, 即系统能够借助智能超表面、移动平台、可重构天线及多节点协作主动改变传播路径、阵列几何和网络拓扑; 三是闭环适应性, 即系统能够根据观测结果持续调整环境控制变量. AI 可以用于状态预测和控制策略求解, 但并不是构成智能环境的必要条件. 基于上述认识, 本文将智能环境定义为: 利用各类可重构传播、可移动拓扑和可变阵列技术, 在时间、频率、空间及几何拓扑等多维度上对电磁传播过程进行主动塑形, 以更高效地支撑通信、感知与相关计算任务的系统总称. 与传统无线网络相比, 智能环境至少新增了 3 类可控自由度: 第一, 路径自由度, 即通过反射、折射、绕射、近场聚焦和曲波束等手段创造或强化原本不存在或较弱的有效传播路径; 第二, 几何自由度, 即通过改变表面位置、平台轨迹、阵列形状和天线端口位置, 重构发射机、接收机和目标之间的相对几何关系; 第三, 协同自由度, 即通过多节点联合调度和多站协作, 把原本孤立的局部观测与传输过程组织为更大尺度的协同系统.

在此基础上, 智能环境与 ISAC 的耦合可以分为 3 个逐步深化的层次. 如图 3 所示, 第一层是 “共存增强”, 即把智能环境视为额外的信道增益器件, 用于缓解遮挡、增强覆盖并改善链路预算. 这一层次关注的是表面增益、反射增益、路径增益和视距补偿. 第二层是 “联合设计”, 即在给定环境器件的前提下, 联合优化波束、相位、时间分配、功率控制和轨迹设计, 使通信与感知在统一约束下实现更好的性能折中. 第三层则是 “闭环互惠”, 即把感知结果显式用于环境控制, 而环境控制又进一步塑造后续的感知和通信条件, 由此形成动态闭环. 文献 [8∼10] 中关于感知辅助通信、通信辅助感知以及通信感知互惠的讨论, 正对应这一层次的核心思想.

从系统建模角度看, 传统 ISAC 大多聚焦统一波形带来的资源复用与性能折中, 而智能环境增强 ISAC 则需要额外刻画 “可控传播层”. 这意味着信道模型不再仅是用户与基站之间的静态映射, 而应包括基站 – 智能超表面 – 用户、平台移动轨迹、智能超表面工作模式以及环境状态演化等内容. 尤其在 RIS 辅助感知场景中, 通信常偏好强视距 (line-of-sight, LoS) 相干合并增益, 而高质量目标参数估计却往往要求 RIS – 收发机之间具备更高秩的多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 结构, 并要求 RIS – 目标之间保持较强 LoS 链路 [8, 32]. 因此, 环境控制的目标不能简单等价为 “最大化接收功率”, 而必须同时考虑增益、相关性、秩、可分辨性和控制

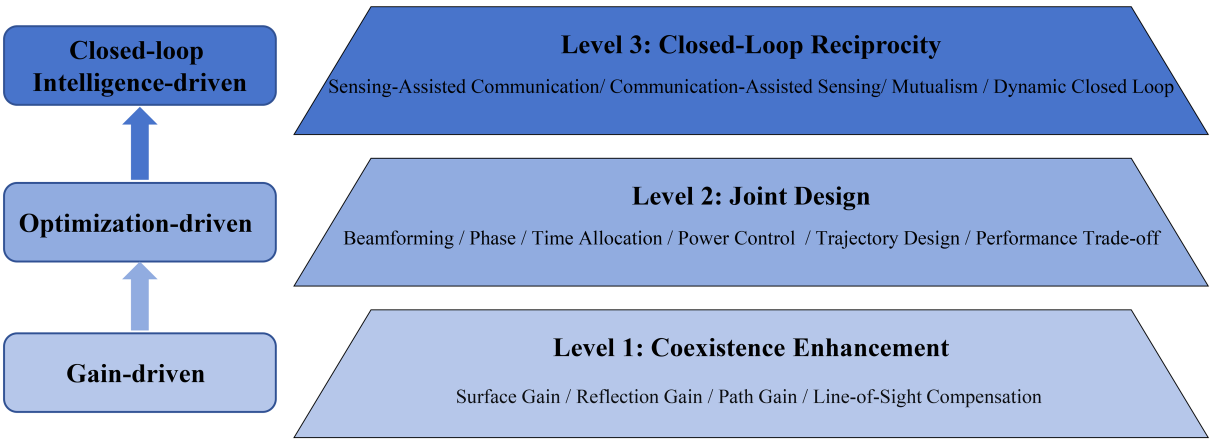

图 3　(网络版彩图) 智能环境与 ISAC 耦合的 3 个层次: 从共存增强到闭环互惠.

Figure 3　(Color online) Three levels of coupling between smart environment and ISAC: from coexistence enhancement to closed-loop reciprocity.

代价.

进一步地, 智能环境对 ISAC 的作用需要在网络层面进行系统分析. 对于单站系统, 环境控制主要改变局部传播与局部观测 [33]; 而在多基站协同系统中, 智能环境不仅影响单链路的有效增益, 还会改变干扰结构、多基地感知几何、用户可关联性以及网络级覆盖质量 [11,13]. 因此, 智能环境增强 ISAC 的研究范式正在从器件驱动逐步转向系统驱动与网络驱动: 前者强调 "器件能带来多少 dB 增益"; 后者则更关注 "环境控制能否实质性改善系统可观测性、网络可调度性与闭环运行效率". 这一转变也是本文后续讨论的主线.

2.1　基本框架与系统模型

为了使后文讨论不只停留在概念层面, 有必要给出一个能够同时覆盖固定 RIS/IRS、STAR-RIS、车载表面、UAV 平台以及可重构天线等智能环境技术的最小数学模型框架. 与具体场景建模不同, 本文更强调一种统一抽象: 把智能环境视为位于发射端与用户 (可以为通信用户或感知目标) 之间的 "可控传播层", 其作用是通过控制表面相位/幅度、透反比分配、平台位置与阵列几何等变量, 联合改变通信链路与感知链路的有效信道、观测几何和资源开销 [8~11,13,34~36].

为明确统一模型与后续具体技术之间的对应关系, 将系统的联合控制变量进一步记为

$$\mathbf{z}=\{\mathbf{W},\boldsymbol{\Theta},\mathbf{q},\mathbf{p},\mathbf{A},\eta\}, \tag{1}$$

其中 $\mathbf{W}$ 表示发射波束与功率控制变量, $\boldsymbol{\Theta}$ 表示智能超表面的幅相或透反控制变量, $\mathbf{q}$ 表示移动平台的位置与轨迹, $\mathbf{p}$ 表示可重构天线的位置或端口状态, $\mathbf{A}$ 表示节点关联与协同簇变量, η 表示通信、感知及控制资源之间的时间或能量分配比例. 因此, 一般优化问题中的可行域可进一步分解为

$$\boldsymbol{\Theta}\in\mathcal{C}_{\mathrm{surf}},\quad \mathbf{q}\in\mathcal{C}_{\mathrm{mob}},\quad \mathbf{p}\in\mathcal{C}_{\mathrm{ant}},\quad \mathbf{A}\in\mathcal{C}_{\mathrm{net}}, \tag{2}$$

分别对应表面无源性或透反能量约束、平台运动与能耗约束、天线移动区域与最小间距约束, 以及节点关联、协同簇规模和回传容量约束. 后续各类技术的建模均可理解为对上述变量子集及其可行域的具体实例化.

2.1.1　信号发射/接收模型

(1) 统一发射信号模型:

$$\mathbf{x}(t)=\sum_{k=1}^{K}\mathbf{w}_k s_k(t),\qquad \mathbb{E}\{|s_k(t)|^2\}=1, \tag{3}$$

其中 K 表示总波形数, $s_k(t)$ 可代表面向不同用户、不同任务或不同波束方向的基带波形, 而 $\mathbf{w}_k$ 则对应通信与感知共享或部分共享的发射波束. 该表达式保留了 ISAC 最核心的统一性: 同一组发射自由度既可承担信息传输, 也可为后续参数估计提供已知参考模板 [1~3].

(2) RIS/IRS 辅助的接收信号模型:

$$y_k(t) = \left(\mathbf{h}_{d,k}^{\mathrm{H}} + \mathbf{h}_{r,k}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Theta}\mathbf{G}\right)\mathbf{x}(t) + n_k(t), \tag{4}$$

其中 $\mathbf{G}$ 表示基站到超表面的信道, $\mathbf{h}_{r,k}$ 表示超表面到用户 k 的出射信道, $\mathbf{h}_{d,k}$ 表示可能存在的直达链路. 对固定部署 RIS 而言, $\boldsymbol{\Theta}$ 即常见的反射控制矩阵; 对于 STAR-RIS, 应分别引入透射与反射控制矩阵.

(3) 统一回波信号模型. 与通信链路的单程传播不同, 感知回波需要进一步区分发射端至目标的前向传播、目标散射以及目标至接收端的返回传播. 相应的统一回波模型可写为

$$\mathbf{y}_{\mathrm{s}}(t) = \sum_{q=1}^{Q} \mathbf{G}_{q\mathrm{R}}(\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{R}})\mathbf{S}_q\mathbf{G}_{\mathrm{T}q}(\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{T}})\mathbf{x}(t-\tau_q)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\nu_q t} + \mathbf{n}_{\mathrm{s}}(t), \tag{5}$$

其中, $\mathbf{G}_{\mathrm{T}q}(\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{T}})$ 表示发射端至目标 q 的前向传播信道, $\mathbf{S}_q$ 表示目标散射响应, $\mathbf{G}_{q\mathrm{R}}(\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{R}})$ 表示目标至接收端的返回传播信道. 两个传播信道均可包含直达路径和智能环境调控路径. τ_q 和 ν_q 分别表示相应的时延和多普勒频移. 这里分别采用 $\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{R}}$ 是为了区分智能超表面在前向与返回传播中的作用位置, 并不意味着二者必然是相互独立的控制变量. 对于准静态、互易且在同一感知周期内保持固定配置的 RIS, 通常有 $\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{T}} = \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{R}} = \boldsymbol{\Theta}$, 仅在时变表面或分时重配置场景下, 二者才可能采用不同配置.

对于远场点目标, $\mathbf{S}_q$ 可进一步退化为由目标散射系数表征的秩一响应, 相应的等效双程信道可表示为

$$\mathbf{H}_q^{2\mathrm{w}} = \alpha_q\sqrt{\beta_{\mathrm{T}q}\beta_{q\mathrm{R}}}\,\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\vartheta_{q\mathrm{R}})\mathbf{a}_{\mathrm{T}}^{\mathrm{H}}(\vartheta_{\mathrm{T}q}), \tag{6}$$

其中, α_q 为目标散射系数, $\beta_{\mathrm{T}q}$ 和 $\beta_{q\mathrm{R}}$ 分别表示前向和返回传播的功率增益, $\mathbf{a}_{\mathrm{T}}(\cdot)$ 和 $\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\cdot)$ 分别表示发射与接收阵列响应. 该模型可根据收发端是否共址进一步退化为单基地或双基地感知模型.

2.1.2　信号传播控制变量

(1) RIS/IRS 基本控制变量:

$$\boldsymbol{\Theta} = \mathrm{diag}(\rho_1\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_1}, \ldots, \rho_L\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_L}), \quad 0 \leqslant \rho_l \leqslant 1, \quad \theta_l \in [0, 2\pi), \tag{7}$$

其中 ρ_l 和 θ_l 分别表示第 l 个单元的幅度与相位控制. 当采用纯无源 RIS 时, 通常有 $\rho_l \approx 1$, 而更一般的可重构表面、混合 RIS 或有源单元则允许幅相联合调节.

(2) STAR-RIS/IOS 控制变量. 对 STAR-RIS/IOS 与车载智能透反射表面而言, 需要进一步刻画透射与反射两条链路的能量分流和独立相位控制, 如下式所示:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Theta}^{\mathrm{t}} &= \mathrm{diag}\left(\sqrt{\beta_\ell^{\mathrm{t}}}\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_\ell^{\mathrm{t}}}\right)_{\ell=1}^{L}, \\ \boldsymbol{\Theta}^{\mathrm{r}} &= \mathrm{diag}\left(\sqrt{\beta_\ell^{\mathrm{r}}}\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_\ell^{\mathrm{r}}}\right)_{\ell=1}^{L}, \end{aligned} \tag{8}$$

其中, β_ℓ^{t} 和 β_ℓ^{r} 为第 ℓ 个单元的透射与反射功率分配系数, 而 $\sqrt{\beta_\ell^{\mathrm{t}}}$ 和 $\sqrt{\beta_\ell^{\mathrm{r}}}$ 为相应的幅度系数. 对于理想无损的能量分流模式, 满足

$$\beta_\ell^{\mathrm{t}} + \beta_\ell^{\mathrm{r}} = 1, \qquad 0 \leqslant \beta_\ell^{\mathrm{t}}, \beta_\ell^{\mathrm{r}} \leqslant 1. \tag{9}$$

考虑器件损耗时, 上述等式相应放宽为 $\beta_\ell^{\mathrm{t}} + \beta_\ell^{\mathrm{r}} \leqslant 1$.

对于模式切换, 每个单元的功率状态满足 $\beta_\ell^{\mathrm{t}}, \beta_\ell^{\mathrm{r}} \in \{0, 1\}$ 且二者之和为 1; 对于时间切换, 透射和反射分别工作在不同时间区间, 并通过时隙比例进行描述. 式 (8) 采用理想幅相控制模型; 对于实际无源 STAR-RIS, 透射与

反射相位还可能满足由器件结构决定的耦合约束. 该模型与文献 [9] 中车联网感知辅助通信中的两阶段协议是一致的, 在联合通信与感知阶段, 部分能量反射回路侧单元用于车辆的状态测量, 另一部分能量透射到车内终端用于数据传输; 在后续纯通信阶段, 则可把更多自由度转向通信侧 [9].

(3) 移动平台控制变量. 如果智能环境中包含 UAV, HAPs 等移动平台, 则还需要引入下式中的位置状态变量 [37]:

$$\mathbf{q}[n+1]=\mathbf{q}[n]+\mathbf{v}[n]\Delta T,\quad \|\mathbf{v}[n]\|\leqslant V_{\max}, \tag{10}$$

其中 $\mathbf{q}[n]$ 表示移动平台的位置或轨迹状态, $\mathbf{v}[n]$ 表示平台移动的速度, ΔT 表示时隙长度, n 为时隙索引, $V_{\max}$ 表示最大移动速度.

(4) 可重构天线控制变量. 针对流体天线和可移动天线等新型可重构阵列, 其核心建模特征在于天线单元的物理位置或等效辐射位置构成可优化的系统自由度, 从而在传统波束赋形之外引入阵列几何这一新的控制维度. 具体而言, 第 m 个天线单元的位置记为 $\mathbf{p}_m\in\mathcal{P}_m$, 其中 $\mathcal{P}_m$ 为第 m 个单元在空间中的可行移动区域. 此时, 发射机或接收机第 m 个天线单元的场响应向量可表示为

$$\boldsymbol{\Omega}(\mathbf{p}_m)=\left[\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}\rho^1(\mathbf{p}_m)},\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}\rho^2(\mathbf{p}_m)},\ldots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}\rho^L(\mathbf{p}_m)}\right]^{\mathrm{T}}, \tag{11}$$

其中 L 表示路径数量, λ 表示波长, $\rho^l(\mathbf{p}_m)=x_m\sin\phi_l\cos\psi_l+y_m\cos\phi_m$ 为第 m 个天线单元的第 l 条路径的信号传播距离与天线阵列原点的信号传播距离之差, 其中 x_m 和 y_m 表示第 m 个天线单元的位置坐标, ϕ_l 和 ψ_l 表示第 l 条路径信号的到达角对应的仰角和方位角 [38]. 可以看出响应向量显式依赖于天线单元的位置集合, 正是这种依赖关系赋予了可重构天线独特的信道整形能力. 通过优化 $\mathbf{p}_m$, 可以动态改变阵列孔径的等效尺寸、单元间距和几何形状, 进而调控信道的空间相关性结构、远场/近场边界以及波前曲率匹配特性. 与仅优化表面相位相比, 这类变量直接改变视距关系、距离衰落、观测角度和阵列孔径, 因此在覆盖扩展、遮挡绕避、近场聚焦以及感知几何增强方面具有不可替代的价值 [10,34~36].

上述公式并不旨在构造适用于所有场景的完整物理模型, 而是提供一组常用的建模积木: 统一发射信号、通信复合信道、感知回波生成、表面幅相控制、透反比分配以及平台或阵列几何控制. 后续无论讨论 RIS/IRS, STAR-RIS/IOS, UAV 移动平台还是可重构天线等, 本质上都可以归结为这些变量在不同场景下的组合优化.

2.2　代表性性能指标与优化问题

智能环境增强 ISAC 涵盖检测、估计、跟踪和任务决策等不同目标, 适用的评价指标取决于信号体制、网络架构与具体应用, 难以由一组固定指标表示. 为突出可控传播、阵列几何和多节点协同对系统性能的作用, 本文选取现有文献中较为常用且能够体现 “链路 – 网络” 层级递进关系的若干代表性指标进行说明. 在链路层面, 重点讨论通信信号干扰噪声比 (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR) 及可达速率、感知信噪比和克拉美 – 罗下界 (Cramér-Rao lower bound, CRLB); 在网络层面, 重点讨论通信/感知区域频谱效率、区域 CRLB 和覆盖概率. 上述指标旨在为统一建模和优化问题设计提供示例性度量, 并不构成完整的指标集合. 针对具体任务, 还可采用误码率、检测概率与虚警概率、最小均方误差、跟踪误差、时延、能效以及任务成功率等指标. 需要指出的是, 这些指标并非彼此孤立: 环境控制变量一旦变化, 通信 SINR、回波质量、Fisher 信息和控制开销往往会同步变化, 因此需要在一体化框架下分析其相互作用 [1,8,10,11,13].

2.2.1　链路/系统级性能指标

(1) 通信 SINR. 基于统一模型表达, 基本通信性能度量可表示为

$$\gamma_k=\frac{\left|(\mathbf{h}_{d,k}^{\mathrm{H}}+\mathbf{h}_{r,k}^{\mathrm{H}}\Theta\mathbf{G})\mathbf{w}_k\right|^2}{\sum_{j\neq k}\left|(\mathbf{h}_{d,k}^{\mathrm{H}}+\mathbf{h}_{r,k}^{\mathrm{H}}\Theta\mathbf{G})\mathbf{w}_j\right|^2+\sigma_k^2}, \tag{12}$$

其对应的可达速率通常写为 $R_k=\log_2(1+\gamma_k)$. 在智能环境场景中, θ, $\mathbf{q}[n]$ 和 $\mathbf{p}[n]$ 不仅改变期望信号功率, 也会改变多用户干扰结构, 因此 “环境控制” 简单理解为 “链路级预处理” 不完全准确, 更准确地说是在重塑整个多用户信道矩阵.

(2) 感知信噪比. 在感知侧, 最基本的链路处理通常从匹配滤波或延迟 – 多普勒处理开始 [39], 如下式所示:

$$\Lambda_q(\tau,\nu)=\int a_r^{\mathrm{H}}(\theta_q)\mathbf{y}_s(t)s^*(t-\tau)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\nu t}dt. \tag{13}$$

对于正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 或脉冲体制, 这一步相当于把接收信号投影到发射参考波形上, 从而在时延和多普勒维上形成峰值结构. 围绕这一输出, 可进一步叠加角域波束形成、多信号分类算法 (multiple signal classification, MUSIC)/基于旋转不变技术的信号参数估计算法 (estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT) 超分辨处理, 或者在多站场景下进行非相干或相干融合 [1, 8, 11].

将目标 q 对应的匹配滤波输出写为 $\Lambda_q=\Lambda_q^{\mathrm{sig}}+\Lambda_q^{\mathrm{in}}$, 其中 Λ_q^{sig} 表示目标信号分量, Λ_q^{in} 表示其他目标、杂波、干扰与噪声形成的非期望分量. 相应的感知输出 SINR 定义为

$$\gamma_q^{\mathrm{sen}}=\frac{\mathbb{E}\left[\left|\Lambda_q^{\mathrm{sig}}(\tau_q,\nu_q)\right|^2\right]}{\mathbb{E}\left[\left|\Lambda_q^{\mathrm{in}}(\tau_q,\nu_q)\right|^2\right]}, \tag{14}$$

其中期望可根据具体模型对通信数据、噪声、干扰和随机散射参数取平均. 由于该定义基于二阶功率, 即使目标散射系数为零均值随机变量, 仍能正确反映非零回波能量. 当 Λ_q^{in} 仅包含噪声时, 该指标相应退化为感知 SNR. 它虽然比检测概率和虚警概率更抽象, 但便于分析环境控制、阵列孔径和表面配置对回波峰值质量的影响 [40]. 对于很多综述论文中展示的感知辅助通信案例, 回波 SINR 提高意味着更稳健的状态估计, 进而能够减少后续通信波束训练开销 [9, 10].

(3) 克拉美 – 罗下界. 当任务目标从 “检测到目标” 提升到 “高精度估计目标参数” 时, 费舍尔信息矩阵 (Fisher information matrix, FIM) 和克拉美 – 罗下界就成为更本质的性能指标 [41], 如下式所示:

$$\begin{aligned}&\mathbf{J}_{ij}(\boldsymbol{\eta})=\frac{2}{\sigma_r^2}\Re\left\{\frac{\partial\boldsymbol{\mu}^{\mathrm{H}}}{\partial\eta_i}\frac{\partial\boldsymbol{\mu}}{\partial\eta_j}\right\},\\&\mathrm{CRLB}(\eta_i)=[\mathbf{J}^{-1}]_{ii},\end{aligned} \tag{15}$$

其中 $\mathbf{J}_{ij}(\boldsymbol{\eta})$ 表示参数 η_i 和参数 η_j 的 FIM, $\boldsymbol{\mu}$ 表示观测信息, $\boldsymbol{\eta}$ 表示需感知的参数向量. 在常规正则条件下, 若 Fisher 信息矩阵 $\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})$ 非奇异, 则任意无偏估计量 $\hat{\boldsymbol{\eta}}$ 满足

$$\begin{aligned}&\mathrm{Cov}(\hat{\boldsymbol{\eta}})\succeq\mathbf{J}^{-1}(\boldsymbol{\eta}),\\&\mathrm{var}(\hat{\eta}_i)\geqslant\left[\mathbf{J}^{-1}(\boldsymbol{\eta})\right]_{ii}.\end{aligned} \tag{16}$$

因此, CRLB 是无偏估计误差协方差或方差的理论下界. 若 Fisher 信息矩阵在某一参数方向上退化, 则该方向无法获得有限的 CRLB. RIS 增强感知之所以反复强调高秩信道、观测几何和表面部署位置, 根本原因就在于这些因素会直接影响费舍尔矩阵对参数 $\boldsymbol{\eta}$ 的敏感度, 从而改变可达到的误差下界 [8, 11, 22].

此外, 在动态场景下, 仅有瞬时估计还不够, 通常还需结合状态空间模型进行跟踪, 典型的状态演化模型可表示为

$$\begin{aligned}&\mathbf{u}_n=\mathbf{F}\mathbf{u}_{n-1}+\boldsymbol{\omega}_n,\\&\mathbf{y}_n=\mathbf{h}(\mathbf{u}_n)+\boldsymbol{\zeta}_n,\end{aligned} \tag{17}$$

其中 $\mathbf{u}_n$ 表示用户在 n 时刻的状态, $\mathbf{F}$ 表示状态演化矩阵, $\mathbf{y}_n$ 表示 n 时刻的测量向量, $\mathbf{h}$ 表示测量模型, $\boldsymbol{\omega}_n$ 和 $\boldsymbol{\zeta}_n$ 分别表示 n 时刻的过程噪声和测量噪声. 该模型可通过扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波或粒子滤波等方法, 把当前时隙的回波测量与上一时隙的状态预测结合起来. 文献 [9] 中的车联网两阶段协议, 本质上就是利用这种 “测量 – 预测 – 再配置” 的闭环机制, 把感知结果转化为通信增益.

2.2.2　网络级性能指标

对于网络级系统, 还可进一步引入区域频谱效率 (area spectral efficiency, ASE)、CRLB 覆盖概率以及单位能耗综合效能等指标 [11, 13, 42, 43]. 网络能效、任务完成时延和协同回传开销等同样具有重要意义, 但其具体定义通常与应用场景和系统边界有关, 本文不再逐一展开.

(1) 通信/感知 ASE. 为了更好地描述 ISAC 网络的性能, 文献 [13] 提出统一的区域频谱效率以刻画 ISAC 网络的平均通信/感知性能, 如下式所示:

$$\begin{aligned} T_c^{\mathrm{ASE}} &= \lambda_b K R_c, \\ T_s^{\mathrm{ASE}} &= \lambda_b J R_s, \end{aligned} \tag{18}$$

其中 λ_b 表示区域内基站的泊松点过程 (Poisson point process, PPP) 强度, K 表示用户数量, J 表示目标数量, R_c 表示用户平均单位传输速率, R_s 表示目标平均雷达信息速率.

(2) Area CRLB. 为了评估整个感兴趣区域的整体定位性能, 文献 [44] 定义了区域 CRLB (area CRLB, A-CRLB):

$$\overline{\mathrm{CRLB}} = \frac{1}{|\mathcal{A}|}\int_{\mathbf{t}\in\mathcal{A}} \mathrm{CRLB}(\mathbf{t}) d\mathbf{t}, \tag{19}$$

其中 $|\mathcal{A}|$ 表示感知区域 $\mathcal{A}$ 的尺寸 (长度/面积/体积), $\mathrm{CRLB}(\mathbf{t})$ 表示目标位于随机位置 $\mathbf{t}$ 时参数估计误差的理论下界.

(3) 通信/感知覆盖概率. 除平均速率和平均定位误差外, 网络级 ISAC 还需要刻画随机用户或随机目标能否满足基本服务质量要求. 因此, 可定义通信覆盖概率和感知覆盖概率分别为

$$P_{\mathrm{cov}}^{\mathrm{c}}(\gamma_{\mathrm{th}}) = \Pr\{\gamma_c(\mathbf{u}) \geqslant \gamma_{\mathrm{th}}\}, \tag{20}$$

$$P_{\mathrm{cov}}^{\mathrm{s}}(\epsilon_{\mathrm{th}}) = \Pr\{\mathrm{CRLB}(\mathbf{t}) \leqslant \epsilon_{\mathrm{th}}\}, \tag{21}$$

其中, $\gamma_c(\mathbf{u})$ 表示位于随机位置 $\mathbf{u}$ 的用户通信 SINR, γ_{th} 为通信可靠服务所需的 SINR 门限, $\mathrm{CRLB}(\mathbf{t})$ 表示位于随机位置 $\mathbf{t}$ 的目标参数理论误差下界, ϵ_{th} 为感知精度门限. $P_{\mathrm{cov}}^{\mathrm{c}}(\gamma_{\mathrm{th}})$ 衡量用户获得可靠通信服务的概率, 相应地, 感知覆盖概率 $P_{\mathrm{cov}}^{\mathrm{s}}(\epsilon_{\mathrm{th}})$ 表示随机目标位置上的理论误差下界不超过给定门限的概率. 该指标用于刻画网络的潜在感知能力, 但不直接等同于某一具体估计器的实际误差满足该门限的概率. 进一步地, 若要求通信和感知同时满足服务条件, 则可定义联合通信与感知覆盖概率为

$$P_{\mathrm{cov}}^{\mathrm{ISAC}} = \Pr\{\gamma_c(\mathbf{u}) \geqslant \gamma_{\mathrm{th}}, \mathrm{CRLB}(\mathbf{t}) \leqslant \epsilon_{\mathrm{th}}\}, \tag{22}$$

该指标能够反映网络在通信服务和感知服务之间的联合保障能力, 尤其适用于评价多基站协同、RIS 部署、UAV 辅助覆盖以及智能环境控制策略对整体服务连续性的影响.

2.2.3　问题设计

智能环境增强 ISAC 的优化目标取决于具体任务和系统架构. 对于通信优先的场景, 可侧重优化速率、SINR 或可靠性; 对于感知优先的场景, 可侧重优化检测概率、感知 SNR 或参数估计精度; 当通信、感知与环境控制需要联合设计时, 则需进一步刻画三者之间的折中关系. 因此, 下面仅给出一种具有代表性的目标构造方式和一般问题形式, 而不将其视为适用于所有场景的唯一模型.

(1) 优化目标. 设 $\mathbf{z}$ 表示与具体系统相关的设计变量, $\boldsymbol{\xi}$ 表示信道、目标和环境状态等系统信息. 通信、感知和控制开销之间的一种代表性标量化方式为

$$U(\mathbf{z};\boldsymbol{\xi}) = \lambda_c \widetilde{f}_{\mathrm{comm}}(\mathbf{z};\boldsymbol{\xi}) + \lambda_s \widetilde{f}_{\mathrm{sense}}(\mathbf{z};\boldsymbol{\xi}) - \lambda_o \widetilde{C}_{\mathrm{overhead}}(\mathbf{x}), \tag{23}$$

其中 $\widetilde{f}_{\mathrm{comm}}$ 和 $\widetilde{f}_{\mathrm{sense}}$ 分别表示归一化后的通信和感知效用, 且均统一为数值越大性能越优的形式; 例如, 对于需要最小化的 CRLB, 可采用其负值或倒数构造感知效用. $\widetilde{C}_{\mathrm{overhead}}$ 表示归一化后的训练、回传、计算和环境更新

开销, $\lambda_c, \lambda_s, \lambda_o \geqslant 0$ 表示不同设计目标的相对权重. 归一化处理可以避免不同指标的量纲和数值尺度对权重含义造成影响. 需要指出的是, 加权效用仅是多目标折中的一种实现方式; 根据任务需求, 还可采用服务门限、最大最小准则或 Pareto 优化等方式组织通信与感知目标.

(2) 问题建模. 在上述表示下, 一类具有代表性的优化问题可写为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{z}\in\mathcal{X}} \quad & U(\mathbf{z};\boldsymbol{\xi}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{f}_{\text{comm}}(\mathbf{z};\boldsymbol{\xi}) \succeq \boldsymbol{\Gamma}_c, \\ & \mathbf{f}_{\text{sense}}(\mathbf{z};\boldsymbol{\xi}) \succeq \boldsymbol{\Gamma}_s, \\ & C_{\text{overhead}}(\mathbf{z}) \leqslant C_{\max}, \end{aligned} \tag{24}$$

其中 $\boldsymbol{\Gamma}_c$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_s$ 分别表示通信与感知服务门限, 相应指标同样采用数值越大性能越优的表示, $\mathcal{X}$ 表示由功率预算、表面幅相响应、平台运动、天线位置、资源分配和网络关联等条件构成的可行域. 变量 $\mathbf{z}$ 可根据具体架构包含波束、功率、表面配置、平台轨迹、天线位置、时间频率资源或协作簇中的一个或多个, 并不要求在所有场景中同时优化上述变量. 通过调整权重和门限, 该形式可以描述通信优先、感知优先以及通信感知联合折中等不同设计. 当 $\boldsymbol{\xi}$ 存在不确定性时, 目标和约束还可相应采用平均性能、最坏情形或概率保障形式; 对于跨时隙问题, $\mathbf{z}$ 则可扩展为控制变量序列或状态相关策略.

本节给出的公式并不试图覆盖每一类体制的所有细节, 而是为全文后续讨论提供统一的数学支点: 基本信号模型回答 “信号如何通过环境传播”, 匹配滤波与状态跟踪回答 “如何从回波中提取状态”, 而联合优化模型则回答 “如何把这些状态再用于环境控制”. 从这个意义上讲, 智能环境与 ISAC 的核心并非某一个器件本身, 而是感知、传播与控制之间的闭环耦合.

3　智能环境关键技术

本节从固定部署智能超表面、车载与自感知表面、无人机及其他自主平台、可重构天线和多基站协同网络等方面, 系统介绍智能环境的主要技术形态, 并比较其可控自由度、性能增益与实现挑战. 图 4 展示了上述关键技术的典型形态, 其中图 4(a)∼(f) 依次对应固定 RIS/IRS、车载 RIS/IRS、混合 RIS、无人机移动节点、可重构天线和多基站协同网络. 在固定部署 RIS 场景中, 主要控制变量为 $\boldsymbol{\Theta}$, 一般优化问题相应增加单位模、离散相位、幅度限制或 STAR-RIS 透反能量守恒约束. UAV 及其他自主平台主要激活位置变量 $\mathbf{q}$, 并引入速度、加速度、飞行区域、避碰和能耗约束. 可重构天线对应位置或端口变量 $\mathbf{p}$, 其可行域由端口集合、物理移动范围、单元最小间距及切换速度共同决定. 多基站协同则进一步引入节点关联与协同簇变量 $\mathbf{A}$, 并受到簇规模、回传容量、同步精度和跨站功率预算的约束. 这些变量最终均通过改变通信有效信道、感知回波模型及控制开销, 进入第 2.2.3 小节给出的统一效用函数.

3.1　固定部署智能超表面

固定部署 RIS 仍然是当前研究最成熟、应用前景最清晰的一类智能环境技术 [45∼47]. 其基本作用是在基站与用户之间建立可编程的虚拟 LoS 路径, 通过反射或折射补偿遮挡、提升链路增益并扩展感知覆盖 [7,8,10,48]. 相较于纯通信场景, RIS 辅助 ISAC 的关键差异在于: RIS 不仅要增强有效信号功率, 还要兼顾目标参数估计所需的测量维度和目标间可分辨性. 例如, 在多目标感知中, 如果多个目标共享同一 RIS – 接收机链路, 则在接收端观察到的回波方向可能高度重合, 从而使回波分离变得困难; 这时表面设计不再只是聚焦增益, 还需要降低不同目标通道之间的相关性, 甚至通过编码化反射策略为不同目标引入可区分特征 [8].

3.2　车载与目标载表面

文献 [8,9] 把智能超表面从传统固定基础设施扩展到车辆自身, 显著拓展了智能环境增强 ISAC 的内涵. 目标载表面可以主动控制回波方向, 增强具有较小雷达散射截面 (radar cross section, RCS) 目标的可探测性, 并通过多

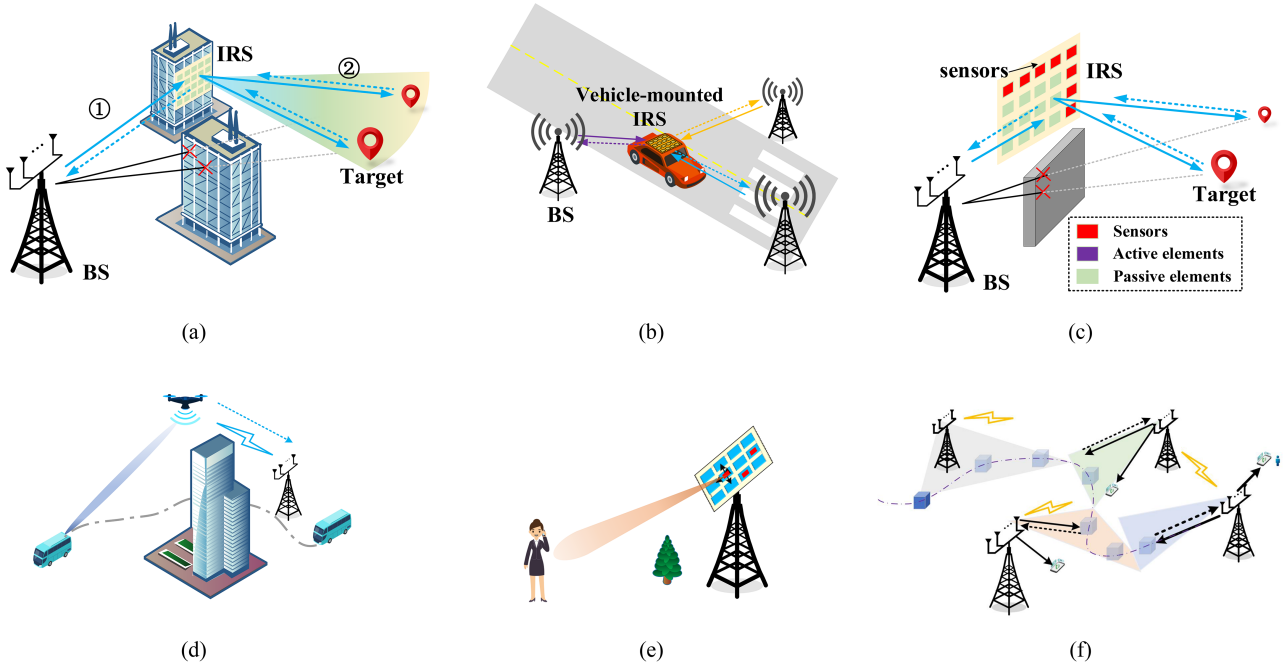

图 4　(网络版彩图) 智能环境关键技术. (a) 固定 RIS/IRS; (b) 车载 RIS/IRS; (c) 混合 RIS; (d) 无人机移动节点; (e) 可重构天线; (f) 多基站协同网络.

Figure 4　(Color online) Key technologies of smart environment. (a) Fixed RIS/IRS; (b) vehicle-mounted RIS; (c) hybrid RIS/IRS; (d) UAV mobile node; (e) reconfigurable antenna; (f) multi-BS cooperation network.

表面布局提高目标姿态与位置的估计精度; 车载 STAR-RIS 则可以在同一表面上同时实现反射与透射, 使外部路侧单元既能利用反射回波进行定位与跟踪, 又能通过透射分量为车内终端提供更好的数据服务 [9]. 此类架构最大的特点是把 “被感知目标” 转化为 “部分可协作对象”, 从而打破传统感知中目标完全被动的假设 [49]. 但与此同时, 目标载表面的位姿不确定性、控制反馈时延和硬件复杂度也显著增加.

3.3　混合感知表面与自感知表面

传统被动 RIS 最大的瓶颈之一在于本体缺乏观测能力, 环境控制高度依赖外部基站获取 CSI 或位置信息. 为解决这一问题, 近年来出现了嵌入少量传感器或有源单元的混合 RIS/自感知表面架构 [8,50]. 这类架构通过 “表面局部感知 + 基站融合决策” 的方式, 提升了盲区感知能力并降低了全局训练开销. 从系统角度看, 其本质是在传播控制器件内部引入轻量级感知和预处理功能, 使表面从 “纯执行单元” 向 “边缘观测单元” 演进. 其关键难点则在于: 如何在被动单元、有源单元与传感单元之间做结构权衡; 如何在表面侧和基站侧分配数据处理任务; 以及如何在保障实时性的同时控制功耗和成本.

3.4　无人机及其他自主平台

与固定表面相比, UAV、高空平台和低轨卫星等移动平台提供的是更强的几何可重构能力 [10,11,51]. 它们能够通过轨迹设计重构视距关系、拓展观测视角、补偿地面遮挡, 并在多基站或多平台协作下实现更灵活的多基地感知与协同覆盖 [52,53]. 这类平台尤其适用于空地一体场景、突发覆盖场景和对几何多样性要求较高的感知任务 [54]. 然而, 与表面相位调控相比, 平台位置重构属于更慢时间尺度的控制, 且受飞行速度、能耗、载荷与安全限制 [55]. 因此, 在智能环境增强 ISAC 中, UAV 更适合作为中慢时标的 “拓扑重构器”, 而非所有场景下的高频快速调节器.

3.5　可重构天线

流体天线/可移动天线/夹持天线通过在有限空间内切换端口位置或连续调整辐射单元位置, 引入了区别于传统固定阵列的几何自由度 [10, 34, 56]. 这一能力在 ISAC 中具有双重价值: 对于通信, 可利用空间信道起伏选择更有利的端口或阵列形状, 从而提升信道增益、抑制干扰; 对于感知, 则可通过改变阵列孔径与几何分布改善角 – 距分辨能力、缓解栅瓣问题并增强近场聚焦性能. 特别是在毫米波/太赫兹和超大规模阵列场景下, 近场效应更加显著, 天线位置重构将直接影响波前曲率匹配与焦点控制 [57]. 然而, 这类技术也把传统 “固定阵列信道估计” 问题推广为 “阵列几何 – 信道联合估计与优化” 问题, 其计算和控制复杂度不容忽视.

从统一模型看, 流体天线和可移动天线主要对应天线位置变量 $\mathbf{p}=\{\mathbf{p}_m\}$. 对于位于 (r,θ) 的近场目标, 第 m 个天线单元的阵列响应可表示为

$$a_m(r,\theta;\mathbf{p}_m)=\frac{1}{d_m(r,\theta)}\exp\!\left(-\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}d_m(r,\theta)\right), \tag{25}$$

其中 $d_m(r,\theta)$ 表示目标与天线位置 $\mathbf{p}_m$ 之间的距离. 与远场固定阵列不同, 该响应同时包含与角度和距离相关的幅度及相位变化. 因此, 调整 $\mathbf{p}_m$ 不仅改变阵列孔径, 还会改变球面波曲率匹配以及距离、角度两个参数对应的观测敏感度.

记接收信号均值关于目标参数 $\boldsymbol{\eta}=[r,\theta]^{\mathrm{T}}$ 的导数矩阵为

$$\mathbf{D}(\mathbf{p})=\left[\frac{\partial\boldsymbol{\mu}}{\partial r},\frac{\partial\boldsymbol{\mu}}{\partial\theta}\right], \tag{26}$$

则相应 Fisher 信息矩阵为

$$\mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{p})=\frac{2}{\sigma^2}\Re\{\mathbf{D}^{\mathrm{H}}(\mathbf{p})\mathbf{D}(\mathbf{p})\}. \tag{27}$$

优化天线位置可以降低距离导数与角度导数之间的相关性, 改善 $\mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}}$ 的条件数, 从而增强角距联合分辨能力和近场聚焦性能. 若端口能够在多个位置间快速切换, 不同时刻的观测还可形成虚拟孔径; 但这一增益要求目标和主导信道在切换周期内近似稳定, 否则目标多普勒与端口切换会发生耦合.

在多基站或多终端网络中, 可重构天线还可用于干扰整形. 设第 b 个节点的天线位置集合为 $\mathbf{P}_b$, 其向其他节点造成的总干扰可概括为

$$I(\{\mathbf{P}_b\})=\sum_{b\neq b'}\left|\mathbf{h}_{b'}^{\mathrm{H}}(\mathbf{P}_{b'})\mathbf{w}_b(\mathbf{P}_b)\right|^2. \tag{28}$$

通过联合选择不同节点的天线位置, 可以在保持期望通信增益和感知 Fisher 信息的同时, 降低跨站等效信道相关性, 在非服务用户或非目标方向形成空间零陷. 这使可重构天线从单链路端口选择工具进一步扩展为网络级干扰和观测结构控制手段.

上述增益也带来了不同于 RIS 和 UAV 的实现问题, 包括候选位置数量增加导致的信道训练开销、端口切换或机械移动时延、单元互耦与馈线损耗、近场阵列校准误差以及位置控制与信道相干时间之间的匹配. 在多节点协同场景中, 各节点独立选择局部最优位置还可能改变其他节点的干扰结构, 因此需要结合有限信息交换设计分布式或分层的位置协调机制.

3.6　多基站协同网络

智能环境增强 ISAC 的最终价值并不局限于单站单表面. 文献 [11, 13] 表明, 多基站协同、多基地感知、协作多点 (coordinated multi-point, CoMP) 通信和任务/数据/信号级协作能够显著扩大感知覆盖与通信服务范围, 并通过额外的空间自由度提升干扰管理能力. 从感知侧看, 多基站协同将单站有限的观测视角扩展为多基地感知架构. 不同基站接收到的目标回波在空间上形成互补的观测几何, 不仅能够覆盖单站无法触及的盲区, 还可通过多视角信息的融合显著提升目标参数估计的精度与鲁棒性. 从通信侧看, CoMP 技术通过多个基站对同一用户进行联合传输或联合接收, 能够将原本有害的小区间干扰转化为有用信号, 从而提升边缘用户的

速率和链路可靠性 [58]. 然而, 多基站协同并非没有代价. 协同簇的规模越大, 所需的信道状态信息共享、回传链路容量和时钟同步精度就越高, 而这在实际部署中往往受限. 因此, 协同簇大小的选择本质上是一个性能增益与系统开销之间的折中问题. 此外, 通信协作簇与感知协作簇的最优划分并不总是一致: 通信协作倾向于以用户为中心构建由邻近节点组成的局部协作簇以降低干扰, 而感知协作则需要考虑目标视角的几何多样性和多静态雷达的布站原则. 如何在统一的网络架构下实现通信与感知协作簇的联合优化, 是该方向的核心问题之一.

3.7　技术机理的统一与对比

不同智能环境技术所调控的物理对象各不相同, 从表面单元的电磁响应, 到空中平台的三维位置, 再到天线端口的空间几何, 但若将其对 ISAC 系统的影响抽象至信道空间层面, 它们均可被理解为对 “通信 – 感知联合信道状态” 的若干基本操作. 本节不局限于特定技术的具体实现, 而是从数学与几何视角构建统一的分析框架, 以揭示不同智能环境调控手段在 ISAC 系统中的共性规律与差异化作用机制. 为便于比较不同智能环境技术, 本文采用 “旋转”、“增益调整” 和 “响应重塑” 概括其在归一化信道空间中的典型主导效应. 这些表述用于提供几何直观, 并非对实际信道变换的严格数学等价描述.

3.7.1　统一标尺: 通信与感知信道状态的几何表征

为建立统一的对比基准, 首先需要一种能够同时涵盖通信与感知两方面需求的信道状态度量. 设通信等效信道为 $\mathbf{h}_c$, 感知等效信道为 $\mathbf{h}_s$, 则二者在高维信道空间中的对齐程度可用归一化内积, 即信道相关性来表达为

$$\rho_{sc} = \frac{|\mathbf{h}_s^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_c|}{\|\mathbf{h}_s\|\,\|\mathbf{h}_c\|} = \cos\theta_{sc}, \tag{29}$$

其中 θ_{sc} 表示通信信道向量与感知信道向量之间的等效夹角. 较大的 ρ_{sc} 通常意味着同一发射方向能够同时服务通信与感知任务; 而较小的 ρ_{sc} 则表明二者偏好的信道子空间差异较大, 需要更多资源分配或波束分解来协调二者需求. 进一步地, 一个 ISAC 发射信号可抽象为沿通信子空间方向 $\mathbf{u}_c$ 和感知子空间方向 $\mathbf{u}_s$ 的线性组合

$$\mathbf{x} = x_c\mathbf{u}_c + x_s\mathbf{u}_s, \tag{30}$$

其中 x_c 和 x_s 分别表示分配给通信和感知任务的信号分量. 各类智能环境技术的核心区别, 正在于它们以何种数学机制和几何效果作用于这一联合信道状态表征. 如图 5 所示, 其中浅蓝色箭头是原始 ISAC 状态, 深蓝色箭头是经过环境或硬件重构之后的状态.

3.7.2　RIS/IRS 辅助调控

RIS/IRS 通过调控大量无源单元的反射相位, 能够主动塑造基站与用户之间的等效传播路径. 将 RIS 的相移矩阵记为 $\mathbf{\Phi} = \mathrm{diag}(\mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_1}, \mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_2}, \ldots, \mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_N})$, RIS 辅助下的通信与感知等效信道可分别写为

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_c^{\mathrm{RIS}} &= \mathbf{h}_c^{d} + \mathbf{G}_c\mathbf{\Phi}\mathbf{g}, \\ \mathbf{h}_s^{\mathrm{RIS}} &= \mathbf{h}_s^{d} + \mathbf{G}_s\mathbf{\Phi}\mathbf{g}, \end{aligned} \tag{31}$$

其中 $\mathbf{h}_c^d$ 和 $\mathbf{h}_s^d$ 为可能存在的直达链路信道, $\mathbf{G}_c$ 和 $\mathbf{G}_s$ 分别表示 RIS 到通信接收机和感知接收机方向的传播矩阵, $\mathbf{g}$ 为基站到 RIS 的入射信道. 通过优化相移矩阵 $\mathbf{\Phi}$, RIS 对反射路径进行相位重构, 从而改变复合信道矢量在高维空间中的指向. 这一过程的优化目标可自然地归结为最大化通感信道相关性

$$\max_{\mathbf{\Phi}} \rho_{sc}^{\mathrm{RIS}} = \frac{|(\mathbf{h}_s^{\mathrm{RIS}})^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_c^{\mathrm{RIS}}|}{\|\mathbf{h}_s^{\mathrm{RIS}}\|\|\mathbf{h}_c^{\mathrm{RIS}}\|}. \tag{32}$$

从几何视角看, RIS 的作用可近似理解为对等效信道方向及相关性的调节, 而非对发射信号矢量的严格旋转: $\mathbf{x} \to \mathbf{R}(\Delta\theta)\mathbf{x}$, 其主要效果是使通信信道方向与感知信道方向向彼此靠拢, 即 $\theta_{sc}^{\mathrm{after}} < \theta_{sc}^{\mathrm{before}}$, 或等价地 $\rho_{sc}^{\mathrm{after}} > \rho_{sc}^{\mathrm{before}}$.

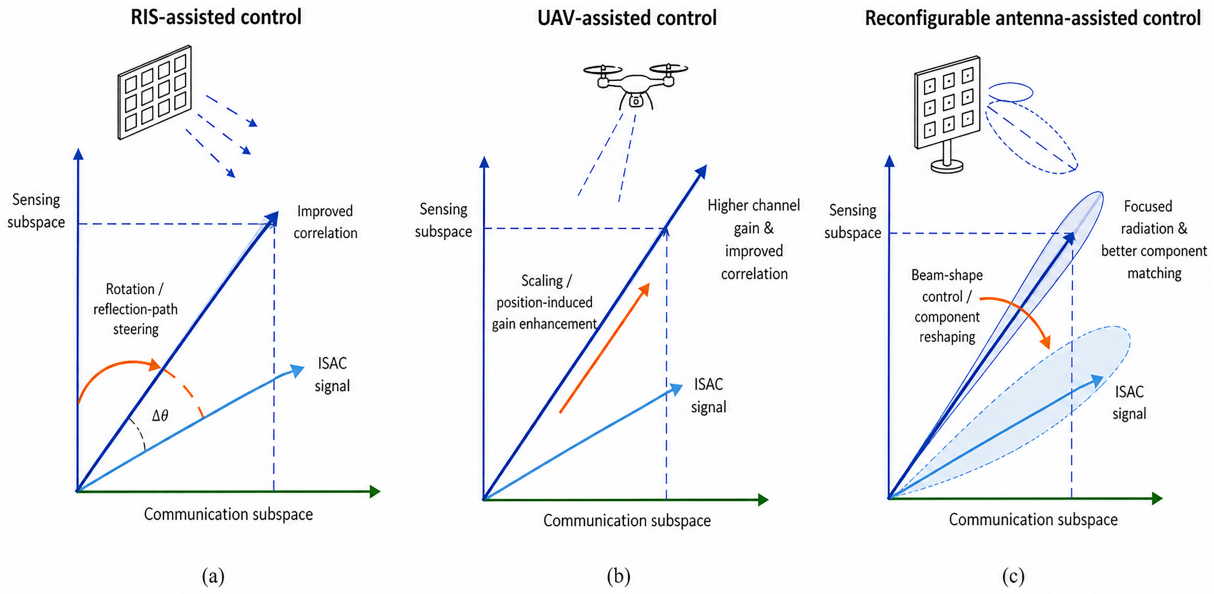

图 5　(网络版彩图) 可重构技术赋能通信和感知的信道状态调控. (a) RIS 辅助调控; (b) UAV 辅助调控; (c) 可重构天线辅助调控.

Figure 5　(Color online) Controlling communication and sensing channel states via reconfigurable technologies. (a) RIS-assisted control; (b) UAV-assisted control; (c) reconfigurable antenna-assisted control.

在图 5(a) 中, 这一机理表现为浅蓝色箭头经旋转后变为深蓝色箭头, 方向发生显著改变, 变得与感知 – 通信共同有利方向更为对齐. 值得注意的是, 这一机制也解释了 RIS 辅助感知的独特需求: 单纯追求高相关增益可能与多目标可分辨性形成矛盾, 因为后者要求信道具有更高的秩结构以支撑多参数有效分离.

3.7.3　UAV 辅助调控

与 RIS 通过相位调控改变信道方向不同, 无人机等移动平台主要通过三维空间位置的重构来影响传播条件. 将 UAV 位置记为 $\mathbf{q}$, 其辅助下的通信与感知等效信道可抽象为

$$\begin{aligned}\mathbf{h}_c^{\mathrm{UAV}}(\mathbf{q}) &= \sqrt{\beta_c(\mathbf{q})}\,\widetilde{\mathbf{h}}_c(\mathbf{q}),\\ \mathbf{h}_s^{\mathrm{UAV}}(\mathbf{q}) &= \sqrt{\beta_s(\mathbf{q})}\,\widetilde{\mathbf{h}}_s(\mathbf{q}),\end{aligned} \tag{33}$$

其中 $\beta_c(\mathbf{q})$ 和 $\beta_s(\mathbf{q})$ 是与 UAV 位置相关的通信和感知大尺度信道增益, $\widetilde{\mathbf{h}}_c(\mathbf{q})$ 和 $\widetilde{\mathbf{h}}_s(\mathbf{q})$ 为归一化小尺度衰落分量. 典型地, 大尺度增益与距离的幂次衰减相关: $\beta_c(\mathbf{q}) \propto d_c(\mathbf{q})^{-\alpha_c}$, $\beta_s(\mathbf{q}) \propto d_s(\mathbf{q})^{-\alpha_s}$. UAV 轨迹优化的核心目标, 是寻找一个能够同时提升通信与感知链路质量的空间位置

$$\max_{\mathbf{q}}\ \eta_c\|\mathbf{h}_c^{\mathrm{UAV}}(\mathbf{q})\|^2 + \eta_s\|\mathbf{h}_s^{\mathrm{UAV}}(\mathbf{q})\|^2 + \eta_\rho\rho_{sc}^{\mathrm{UAV}}(\mathbf{q}), \tag{34}$$

其中 η_c, η_s 和 η_ρ 为各项权重系数. 在抽象层面, UAV 位置调整的主导效果可近似理解为通过改变传播距离和遮挡状态来调节链路增益, 该效果可以建模为一个乘性因子 $\alpha(\mathbf{q}) > 0$, 其值相对于某个参考位置可能增大, 即 $\alpha(\mathbf{q}) > 1$, 也可能减小, 即 $\alpha(\mathbf{q}) < 1$. 因此, UAV 辅助调控的几何抽象主要为一次尺度放大操作: $\mathbf{x} \to \alpha(\mathbf{q})\mathbf{x}$; $\alpha(\mathbf{q}) > 0$, 其优势在于建立或增强视距链路以提升链路预算, 其主要作用表现为增益调节. 但在实际 ISAC 系统中, UAV 位置还会同步改变多静态基线和目标观测角度, 因而也具有重要的几何重构作用.

3.7.4　可重构天线辅助调控

可重构天线技术引入了不同于表面相位和平台位置的新一类控制自由度, 即天线单元的物理位置与阵列几何. 将可重构天线的状态参数记为 ω (可涵盖端口激活位置、辐射模式或极化状态), 其作用可由空间滤波或模式

表 2　智能环境核心调控机理的几何与数学抽象对比.

Table 2　Geometric and mathematical abstraction comparison of core control mechanisms in smart environments.

Technology	Core control mechanism	Mathematical abstraction	Primary optimization variable	Intuitive interpretation
RIS/IRS	Rotation	$\mathbf{x} \to \mathbf{R}(\Delta\theta)\mathbf{x}$	RIS phase shift $\boldsymbol{\Phi}$	Adjusting communication and sensing channel directions
UAV/mobile platform	Scaling	$\mathbf{x} \to \alpha(\mathbf{q})\mathbf{x}$	UAV position $\mathbf{q}$	Changes distance, LoS conditions, and blockages, thereby adjusting channel gain
Reconfigurable antenna	Shape reshaping	$\mathbf{x} \to \mathbf{A}(\omega)\mathbf{x}$	Antenna state ω	Modifies radiation patterns and spatial component weights, reallocating energy more effectively

选择矩阵 $\mathbf{A}(\omega)$ 来刻画:

$$\begin{aligned}\mathbf{h}_c^{\mathrm{RA}} &= \mathbf{A}(\omega)\mathbf{h}_c,\\ \mathbf{h}_s^{\mathrm{RA}} &= \mathbf{A}(\omega)\mathbf{h}_s.\end{aligned} \tag{35}$$

从波束赋形视角, 通信方向与感知方向上的辐射增益分别为 $G_c(\omega) = |\mathbf{a}_c^{\mathrm{H}}\mathbf{w}(\omega)|^2$ 和 $G_s(\omega) = |\mathbf{a}_s^{\mathrm{H}}\mathbf{w}(\omega)|^2$, 其中 $\mathbf{a}_c$ 和 $\mathbf{a}_s$ 为对应方向的阵列响应向量, $\mathbf{w}(\omega)$ 为由天线状态决定的辐射权重向量. 可重构天线的优化目标不再是单纯旋转方向或增大模长, 而是将可用能量在空间的不同分量之间进行重新分配, 以最大化对当前通信和感知任务有用的有效能量:

$$\max_{\omega}\ \eta_c|\mathbf{a}_c^{\mathrm{H}}\mathbf{w}(\omega)|^2 + \eta_s|\mathbf{a}_s^{\mathrm{H}}\mathbf{w}(\omega)|^2. \tag{36}$$

将 ISAC 信号进一步展开为 $\mathbf{x} = x_c\mathbf{u}_c + x_s\mathbf{u}_s + \mathbf{x}_\perp$, 其中 $\mathbf{x}_\perp$ 表示对当前通信和感知任务贡献较弱的无效空间分量. 可重构天线调控的本质是抑制无效分量并增强有效分量. 其主导机制可概括为一次 “响应重塑”: $\mathbf{x} \to \mathbf{A}(\omega)\mathbf{x}$. 通过优化 ω, 抑制对任务贡献较弱的无效空间分量 $\mathbf{x}_\perp$, 并增强有效分量 x_c 和 x_s, 从而使得 $|x_c^{\mathrm{after}}|^2 + |x_s^{\mathrm{after}}|^2$ 在优化后高于 $|x_c^{\mathrm{before}}|^2 + |x_s^{\mathrm{before}}|^2$. 在图 5(c) 中表现为原本能量发散的宽波束经重构后变为聚焦的窄波束, 能量被重新汇聚到通信和感知共同有效的方向上, 无效分量显著降低.

3.7.5　机理对比分析

将上述分析加以归纳, 3 类核心智能环境调控技术的数学抽象与几何直觉可总结为表 2. 其中 RIS/IRS 主要通过表面相位和幅度控制改变不同传播路径之间的相干叠加关系, 因而常表现为等效信道方向或相关性的调整; 但其配置也会同步改变信道模长、空间相关性和有效秩. UAV 及其他移动平台主要通过位置调整改变传播距离、遮挡状态和大尺度链路增益, 同时也会改变到达角、多静态基线和目标观测几何. 可重构天线主要通过天线位置、阵列孔径、辐射模式或极化状态的调整重塑空间响应, 但其对增益和秩结构的具体影响取决于传播环境与可行配置. 因此, 表 2 总结的是不同技术在典型条件下的主导调控维度, 而不是相互排斥的功能分类. 表中的几何表达应理解为归一化示意, 不意味着某类技术只能产生单一类型的信道变化, 也不保证环境重构后所有通信与感知指标同时改善.

3.8　协同智能环境控制的挑战

上述技术的有效结合可以主动适应无线传播环境. 根据这些智能技术的主要功能和目标, 本文对其的总结和归纳如表 3 所示, 它们各自在可控维度、对通信与感知的核心价值以及面临的瓶颈上既有明显差异, 又可形成互补. 利用这些共性与差异, 在时间、能量和成本等方面进行协同, 可以更精细地管理无线电环境. 若把智能超表面、移动平台和可重构天线进一步纳入这一框架, 则可形成更具一般性的 “协同智能环境” 体系: 固定基础

表 3　智能环境关键技术与架构在通信感知一体化中的作用与瓶颈.

Table 3　Roles and bottlenecks of key smart-environment technologies and framework in ISAC.

Technology	Controllable dimensions	Core values for communication	Core values for sensing	Main bottlenecks
Fixed RIS/IRS	Phase/amplitude/ reflection-transmission mode	Bypass blockage, enhance link gain, reduce interference	Establish virtual LoS, extend blind zone coverage, improve target detectability	Difficulty in CSI acquisition, phase update overhead, trade-off between high-rank observation and strong LoS requirement
Vehicle-mounted RIS	Target echo direction, reflection/ transmission energy allocation	Improve coverage inside/outside vehicle, support high-mobility links	Enhance small RCS target echo, enable cooperative localization and tracking	Pose uncertainty, control feedback delay, complex hardware integration
Hybrid/self-sensing RIS	Local sensing, preprocessing, limited active gain	Reduce base station training and control overhead	Support blind zone detection and surface-side state awareness	Energy consumption, cost, complex surface-side computation and fusion design
UAV/mobile platform	Position, trajectory, hovering point, viewpoint	Hotspot coverage, link compensation, topology reconfiguration	Enhance multistatic geometry, increase observation angle diversity	High flight energy consumption, slow control timescale, strong platform safety constraints
Reconfigurable antenna	Port positions, array shape, aperture geometry	Select favorable channel, suppress interference, improve spatial division efficiency	Enhance angle-range resolution, near-field focusing and target resolvability	Strong geometry-channel coupling, high estimation and control complexity
Multi-BS cooperative network	Cooperative cluster, association, backhaul and task allocation	CoMP transmission, coverage enhancement, network-level interference management	Multistatic sensing, wide-area coverage, observation fusion	Backhaul limitation, synchronization difficulty, complex performance evaluation and optimization

设施负责长期覆盖与稳定控制; 移动平台负责几何补位与热点支撑; 可移动阵列负责局部快速重构; 多站网络则负责全局调度与信息融合. 此时系统设计对象已经不是单一器件, 而是一个跨节点、跨时标、跨层级的协同控制网络.

以 UAV 与可重构智能超表面 RIS 的协同为例: 二者可联合创建虚拟视距信道, 以扩展感知与通信的覆盖范围. 借助 RIS 带来的信道增益提升, 可以降低无人机为保障链路质量而接近用户或目标的需求, 从而缩短飞行距离、降低功耗并延长充电间隔 [59]. 文献 [60] 给出了一种示例架构, 提出无人机辅助的 RIS 框架以最大化网络吞吐量. 另一方面, 流体天线系统能够根据无人机轨迹和 RIS 相位配置动态调整天线位置, 从而更高效地同时利用随机的环境散射和可控的环境反射; 反过来, RIS 的相位也可以针对天线位置进行优化, 以获得更强的信号功率和更精确的无源波束聚焦. 然而, 由于变量的深层耦合, 联合优化移动基站轨迹、RIS 元件相位和流体天线系统 (FA system, FAS) 天线位置在数学上极具挑战性 [61], 这也为充分释放智能环境的潜力带来了全新机遇. 值得注意的是, 更多的资源协同在提升无线电环境管理灵活性的同时, 也必然引入设备间更频繁的交互和更高复杂度的信道估计过程, 这恰好对应了表 3 中多类技术在 CSI 获取、估计精度和控制开销方面所面临的共性瓶颈 [62]. 因此, 当基于近实时无线电地图进行环境控制时, 一个关键问题是如何以低计算复杂度和低信令开销, 高效利用异构智能技术实现协作传播工程 [63]. 此外, 为提供高效、可靠且鲁棒的控制服务以满足任务的动态需求,

以用户为中心的协作智能传播机制, 仍然是一个亟待突破的研究挑战.

4　智能环境与 ISAC 互惠协同的核心机制

4.1　智能环境赋能 ISAC

4.1.1　覆盖扩展与虚拟视距重建

智能环境最直观的增益来自视距重建和遮挡绕避. 对于通信, 这是传统 RIS 研究中最常见的链路增强机制; 对于感知, 其意义更为突出, 因为感知回波通常经历双程传播, 路径损耗更大、盲区更明显. 通过设置固定表面、目标载表面或移动平台, 系统可以在原本不可见区域建立虚拟 LoS 链路, 提高对遮挡目标的可探测性, 并显著改善定位和跟踪的连续性 [7~10, 19]. 在网络级系统中, 这种覆盖扩展还会带来更好的多静态几何, 有利于提高目标估计稳健性 [64].

进一步地, UAV 辅助 ISAC 表明, 移动平台在智能环境中并非仅作为临时中继或补盲节点, 而是可以作为一种可移动的几何重构器 [65]. 通过轨迹、悬停位置和波束方向的联合设计, UAV 能够主动改变基站、用户和目标之间的 LoS 关系, 从而在遮挡区域、边缘区域和动态目标场景中同时改善通信覆盖与感知可观测性. 相关研究已经指出, 无人机赋能的 ISAC 的核心挑战不仅在于链路增益提升, 还在于如何在 UAV 载荷、能耗、飞行速度和 LoS 空地信道约束下, 联合优化移动轨迹、通信资源和感知任务调度. 因此, UAV 在智能环境增强 ISAC 中更适合作为中慢时标的拓扑与几何控制单元, 而非单纯的空中基站或反射节点.

4.1.2　信道秩与相关性重塑

通信与感知对信道结构的偏好并不完全一致, 这恰恰是智能环境增强 ISAC 最值得重视的机制之一. 多用户通信通常希望用户间信道尽可能低相关, 以支撑空分复用和干扰抑制; 感知则需要在目标可观测方向上形成足够的几何多样性和高秩观测结构, 以实现角度、距离、速度乃至散射特性的可靠估计. 文献 [8] 明确指出, 在 RIS 辅助感知中, 收发机与 RIS 之间过于理想的秩一 LoS 信道反而可能不利于多参数估计, 因为多个目标参数难以通过低秩映射有效分离. 由此可见, 环境控制并不只是做 “功率放大”, 更重要的是做 “结构重塑”. 这一认识对于后续优化目标设计具有基础性意义.

为更直观地说明这一冲突, 考虑一个单 RIS 双模态场景. 第一模态 $\mathbf{u}_1$ 与通信用户的主导 LoS 方向对齐, 能够提供最大的通信增益; 第二模态 $\mathbf{u}_2$ 提供独立的目标观测方向, 主要用于增加感知几何多样性. 假设二者正交, 并用 $\rho \in [0,1]$ 表示分配给第一模态的归一化有效反射资源. 在归一化模型下, 通信 SNR 可写为

$$\gamma_c(\rho) = \rho \gamma_{\max}. \tag{37}$$

对于需要估计两个相互耦合参数的感知任务, 令 $J_0 > 0$ 表示总有效反射资源归一化为 1 时的基准 Fisher 信息强度, 相应 Fisher 信息矩阵可简化表示为

$$\mathbf{J}_s(\rho) = J_0 \left[\rho \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^{\mathrm{H}} + (1-\rho)\mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^{\mathrm{H}}\right], \tag{38}$$

从而有

$$\det(\mathbf{J}_s(\rho)) = J_0^2 \rho(1-\rho). \tag{39}$$

当仅最大化通信 SNR 时, 最优解为 $\rho = 1$. 此时 $\gamma_c = \gamma_{\max}$, 但 $\det(\mathbf{J}_s) = 0$, 感知观测退化为秩一结构, 对于两个以上参数的联合估计任务, 至少一个参数方向不存在有限的 CRLB, 或者相应 CRLB 趋于无穷. 相反, 感知 D–最优配置为 $\rho = 1/2$, 此时 Fisher 信息行列式达到最大值, 但通信 SNR 相对于通信最优配置降低 3 dB.

定义归一化通信和感知性能分别为

$$\begin{aligned} g_c &= \frac{\gamma_c}{\gamma_{\max}} = \rho, \\ g_s &= \frac{4\det(\mathbf{J}_s)}{J_0^2} = 4\rho(1-\rho), \end{aligned} \tag{40}$$

则 $\rho \in [1/2, 1]$ 刻画了二者的帕累托边界. 改变加权效用函数中通信与感知的权重, 等价于沿该边界选择不同的工作点. 这一简化结果说明, 强 LoS 链路本身并不必然有利于多参数感知; 如果环境控制把全部自由度用于相干增益叠加, 可能同时造成观测秩的退化. 因此, 实际设计需要在阵列增益和独立观测维度之间保留可控的结构性折中.

从网络级角度看, 信道秩与相关性重塑并不只依赖 RIS 相位或单站阵列结构, 还与基站协同方式和天线拓扑密切相关. 已有协同 ISAC 网络研究表明 [66], 多基站联合传输与分布式 MIMO 感知可以在网络尺度上同时改变通信干扰结构和目标观测几何, 从而使通信覆盖、定位精度和协同簇规模之间形成新的折中关系. 进一步地, 从 massive MIMO 到 cell-free MIMO 的天线拓扑变化也体现了类似机制: 集中式大规模阵列更有利于相干波束增益, 而分布式阵列则通过缩短用户/目标接入距离和增加空间视角提升几何多样性. 因此, 智能环境中的 “结构重塑” 不仅包括物理表面的电磁响应调控, 也包括网络天线拓扑、协同簇划分和多站观测结构的系统级重构.

4.1.3　通信与感知互惠增益

(1) 感知辅助通信. 感知辅助通信是 ISAC 互惠增益中最具实用价值的一类机制, 尤其适用于高速移动和高动态场景. 文献 [9] 在车联网中提出了两阶段协议: 在联合通信与感知阶段, 利用 STAR-RIS 将部分能量反射回路侧单元以获取车辆状态信息; 在后续纯通信阶段, 再基于已有感知结果进行更精确的波束与相位配置, 从而提升整体可达速率. 这说明额外投入的感知资源并非只是 “成本”, 而可能通过后续波束跟踪开销下降、失配概率降低和链路稳健性提升而转化为净收益. 通常只要感知带来的通信收益高于感知本身的时间、功率与控制开销, 感知辅助通信就是值得的; 反之, 纯通信策略可能更优 [8, 9]. 因此, 可以分析闭环波束管理的净收益条件. 考虑长度为 T 的波束更新周期. 传统穷举训练需要搜索 N_b 个候选波束, 每个波束占用 τ_p 的训练时间. 若训练后获得的有效数据速率为 R_0, 则扣除训练开销后的平均吞吐量为

$$\overline{R}_{\mathrm{ex}} = \left(1 - \frac{N_b \tau_p}{T}\right) R_0. \tag{41}$$

闭环方案利用 ISAC 感知结果预测车辆位置和遮挡状态, 仅需验证 L 个候选波束, 其中 $L \ll N_b$. 记额外感知和控制开销分别为 τ_s 和 τ_c, 波束预测正确概率为 p, 预测失配时的有效速率为 $R_m < R_0$, 其中 R_m 同时反映波束失配、回退训练或短时中断的影响. 则闭环方案的净吞吐量为

$$\overline{R}_{\mathrm{cl}} = \left(1 - \frac{L\tau_p + \tau_s + \tau_c}{T}\right) \left[pR_0 + (1-p)R_m\right]. \tag{42}$$

因此, 闭环互惠产生正净收益的条件为

$$p > \frac{\dfrac{1 - N_b\tau_p/T}{1 - (L\tau_p + \tau_s + \tau_c)/T} R_0 - R_m}{R_0 - R_m}. \tag{43}$$

例如, 若穷举训练占更新周期的 20%, 闭环方案的候选波束验证、感知和控制总开销占 5%, 且失配时仍可维持 $R_m = 0.2R_0$, 则闭环预测准确率需高于约 80.3%. 当 $p = 0.9$ 时, 有 $\overline{R}_{\mathrm{cl}} = 0.874R_0$, 而 $\overline{R}_{\mathrm{ex}} = 0.8R_0$, 对应约 9.25% 的净吞吐量提升. 该归一化示例仅用于说明净增益判据, 具体边界仍取决于车辆速度、波束数量、控制时延和感知信息能否与通信信号复用.

(2) 通信辅助感知. 与之对应, 通信业务在许多情况下也能反向支撑感知. 一方面, 通信信号本身就是潜在的感知探测波形, 通信信号在非目标方向上的辐射能量、邻站信号甚至干扰项都可能在适当设计后转化为额外照射源或辅助观测 [8, 11]; 另一方面, 通信网络提供的边缘计算、信息回传和数据融合能力, 使得多节点感知结果能够更快汇聚与处理, 从而支撑低时延目标跟踪和环境更新 [11, 13]. 这一点在多基站协同 ISAC 中尤为突出: 通信网络的组织能力决定了多静态回波能否被有效聚合, 因而在一定意义上, 网络通信能力本身也是感知质量的一部分.

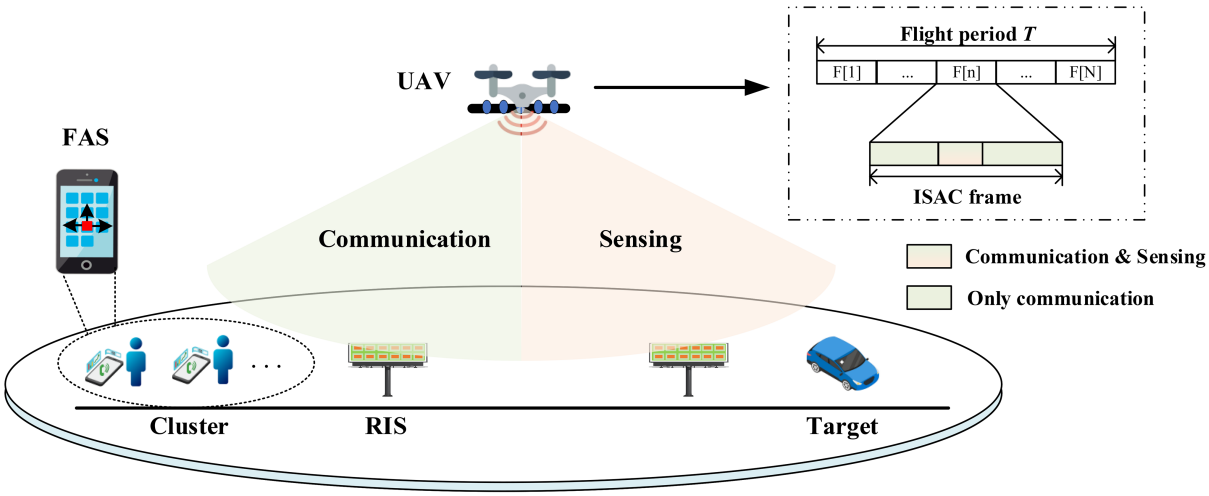

图 6　(网络版彩图) 仿真场景.

Figure 6　(Color online) Simulation scenarios.

4.1.4　综合示例: 多智能环境技术协同赋能 ISAC

为直观展示智能环境技术在 ISAC 中的协同效能, 本小节以 UAV, RIS 与 FAS 的联合优化为例, 给出一个综合性的仿真验证示例. 该示例的目的不在于穷举所有参数配置, 而在于揭示多技术协作的增量增益以及通感性能之间的基本折中关系.

如图 6 所示, 考虑一个由单 UAV、单 RIS 和多个 FAS 用户构成的 ISAC 系统. UAV 同时承担通信基站与感知接收机的角色, 其飞行轨迹可动态优化; RIS 部署于地面, 包含 1000 个反射单元, 用于在 UAV 与用户/目标之间建立虚拟视距链路; 每个用户配备 FAS, 可在 100 个离散端口间切换天线位置以获得更优信道条件. 系统在满足感知回波信噪比门限的前提下, 最大化通信可达速率. UAV 最大水平飞行速度为 30 m/s, 飞行高度为 30 m, 用户处噪声功率为 -70 dBm, UAV 处噪声功率为 -90 dBm, 最大发射功率为 1 W.

图 7 给出了不同智能环境配置下的通信速率随感知 SNR 门限变化的曲线. 可以看到, 3 种技术协同的方案在全感知 SNR 区间内均取得最高速率, 其性能显著优于无辅助基准方案, 也优于单一或双技术辅助方案. 这一增益源于 3 个层面的协同: UAV 通过轨迹优化缩短传播距离并改善观测几何, RIS 通过相位设计补偿遮挡并增强有效信号功率, FAS 则通过端口选择利用空间信道起伏进一步提升链路质量.

与此同时, 随着感知 SNR 门限的升高, 所有依赖智能环境辅助的方案的可达速率均呈现下降趋势. 这是因为系统将更多资源向感知任务倾斜以满足高精度感知需求, 从而挤占了通信可用的自由度. 当感知 SNR 门限超过一定水平后, 单靠 RIS 相位和 FAS 端口调整已无法满足感知精度要求, UAV 必须进一步靠近目标以缩短双程传播损耗. 这一位置调整虽有利于感知, 却可能增大对通信用户的路径损耗或干扰, 导致通信速率加速下滑. 该现象也说明了环境控制无法在所有条件下同时最优地服务于通信与感知, 而需要在二者之间保留可控的折中空间. 上述仿真示例表明, 智能环境技术对 ISAC 的性能增益是多维度、多技术协同作用的结果, 但这种协同也伴随着通感资源竞争带来的内在约束. 因此, 在实际系统设计中, 不应仅追求单一技术的极致增益, 而应基于具体任务需求, 在通信速率、感知精度和控制开销之间进行联合权衡.

4.2　ISAC 赋能智能环境控制

4.2.1　感知驱动的低开销闭环控制

与单纯追求性能上限不同, ISAC 增强的智能环境的实际优势往往体现在 “以可接受开销获得更稳定的综合收益”. 如果每次表面相位更新、UAV 位置调整和阵列重构都依赖高维全局 CSI, 则环境控制本身的开销可能吞噬其收益. ISAC 的独特价值正在于: 系统可以通过对用户位置、目标状态、遮挡分布和环境演化的持续感知, 仅

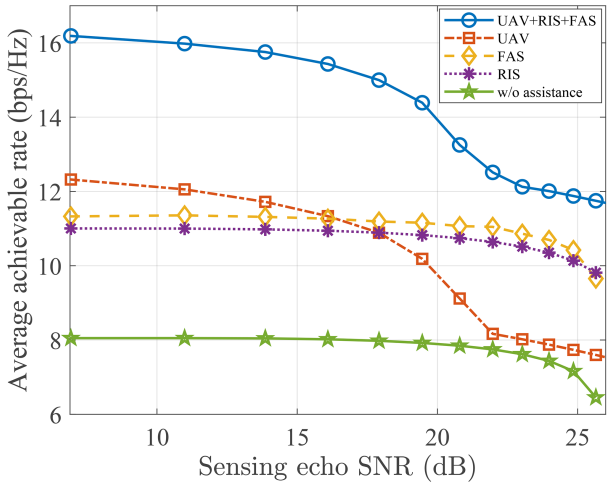

图 7　(网络版彩图) 智能环境赋能 ISAC 性能提升.

Figure 7　(Color online) ISAC performance improvement by smart environment.

在必要时触发局部更新, 从而实现低开销、任务相关和多时间尺度的闭环控制 [10,11,13]. 因此, 评价智能环境与 ISAC 是否真正有效, 不能只看瞬时速率或单次定位误差, 而应把控制代价、训练开销和更新频率显式纳入.

不同的智能传播工程技术以各自独特的方式实现低开销控制. 例如, 在 RIS 中集成传感器可增强其分析回波信号的能力, 从而使感知结果能够支持自适应无源波束赋形设计, 无须来自基站的控制信号. 利用感知进行用户发现也可减少 UAV 与用户之间的交互, 为实时轨迹设计提供便利. 此外, 与环境相关的感知结果有助于实现 FAS 的无缝自适应, 而无需进行 CSI 估计 [67]. 此外, 感知结果可用于构建环境的三维地图, 包含动态和准静态信息. 该地图借助射线追踪技术对波传播进行建模, 从而降低环境控制需求并最终减少开销. 除了辅助单小区的智能传播工程, ISAC 还可降低例如 UAV 载基站与地面基站之间切换的时间/功率消耗, 从而节约时间和功率资源.

4.2.2　预测式资源分配

基于对用户和目标动态特性以及感知与通信服务需求的估计, 针对 UAV, RIS 和 FAS 的预测式资源分配能够降低服务时延并提升可靠性. 然而, 由于变量相互耦合, 联合优化多节点的资源分配极具挑战. 一种可行方案是仅跟踪与当前通信和感知任务相关的用户与目标状态, 并融合各节点的局部观测, 对其运动轨迹和服务需求进行预测 [11]. 在此基础上, 联合优化网络资源、用户与目标调度以及智能环境配置 [68]. 通过联合优化网络资源分配和用户调度以及智能环境, 可实现高质量的感知与通信服务. 除基于感知结果的预测式设计之外, 基于数据传输服务需求预测, 也可支持更高效的资源分配.

在高速车联网场景中, 车辆沿道路行驶的轨迹具有较强规律性. ISAC 系统可通过持续感知获取车辆的位置、速度和车道信息, 结合道路地图预测车辆未来数秒内的行驶路径. 基于这一预测, 路侧 RIS 可提前将相位配置切换至车辆即将到达区域的预计算最优值, 基站波束也可提前指向预测方向, 通信终端则预先完成服务基站的选择和关联 [69].

4.2.3　面向信道调控的遮挡感知

尽管上述潜在性能提升前景可期, 但它们会因潜在的遮挡而受到侵蚀. 因此, 通过感知获取遮挡信息, 对于在有大量障碍物的场景中实现可靠且鲁棒的感知与通信服务十分有益. 根据对用户运动的估计, 可基于精确的环境信息优化 UAV 位置, 以规避遮挡并降低传播损耗. 对于近场感知与通信, 天线或表面阵列可能部分被遮挡 [11]. 在近场或超大规模阵列场景中, 受遮挡和空间非平稳传播影响, 不同用户可能仅对阵列的部分区域可见, 即具有不同的阵列可见区域. 此外, 大型目标本身也可能造成潜在的遮挡, 因此智能传播工程在设计时应将遮挡

纳入考虑. 反过来, 遮挡也可被利用来显著降低用户之间和小区之间的干扰. 因此, ISAC 所带来的环境感知能力, 为基于用户位置进行传播控制以避免服务中断, 提供了一项突破性的能力.

在障碍物密集场景中, 借助 ISAC 的感知能力, 系统可持续监测环境中主要散射体和潜在障碍物的运动状态. 一旦预测到某障碍物将在未来数百毫秒内遮挡当前服务路径, 系统可提前将 RIS 相位切换至备选反射路径, 或将用户关联至另一个未被遮挡的 RIS [70]. 此外, ISAC 可通过对环境的持续感知, 为 UAV 构建动态的三维遮挡地图, 标注各空域位置与目标地面区域之间的当前和预测遮挡关系. 基于该地图, UAV 可通过感知识别两侧建筑的遮挡边界, 将悬停点精确选择在 “视距窗口” 内, 以极小的位置调整换取链路质量的显著提升 [71].

5　智能环境与 ISAC: 从链路设计到网络协同的演进

前述章节的讨论主要围绕单链路或局部系统的机制展开. 然而, 智能环境增强 ISAC 的完整价值应当放在网络尺度上加以衡量. 当系统从单站单表面扩展到多基站、多 RIS、多 UAV 和多用户并存的大规模网络时, 一系列在链路级并不显著的新问题开始凸显, 同时也涌现出链路级所不具备的协同增益机会 [30, 66].

5.1　新设计考量

5.1.1　多维优化变量

与传统 ISAC 系统相比, 智能环境增强系统在优化空间上的显著特征是变量维度的急剧膨胀与变量类型的深度异构 [72]. 具体而言, 优化变量可划分为 3 个层次. 在链路级, 传统优化对象依然存在, 包括发射波束赋形、接收滤波、功率分配、时间 – 频率资源分割以及波形参数配置等, 它们主要作用于单条通信或感知链路的瞬时传输质量. 在环境级, 智能环境的引入带来了全新的可控自由度: 例如 RIS、STAR-RIS 的相位/幅度配置与反射/透射工作模式选择, 有源与无源单元的混合配置策略, 无人机及其他移动平台的三维位置、悬停点与飞行轨迹, 以及流体天线系统的端口激活位置或阵列几何形状等. 这些变量直接改变了电磁波传播的边界条件, 使得无线环境本身从被动随机因素转变为可编程的优化资源. 在网络级, 系统还需对协同基站簇的规模与成员构成、用户的接入与关联策略、感知任务与通信任务的跨节点分配、感知协作簇与通信协作簇的独立或联合划分, 以及回传链路的资源分配和跨节点信息融合策略等进行全局决策 [10, 11, 13]. 上述 3 类变量分属不同的物理实体, 跨越从微秒级波形调整到秒/分钟级节点部署的多个时间尺度, 且彼此之间存在深层次的耦合与制约. 这种跨层级、多尺度的联合优化使得原问题通常呈现高度非凸、混合整数、随机动态以及部分可观测等复杂特征.

5.1.2　性能指标的层级化

文献 [11, 13] 指出, 网络级通信感知一体化亟需建立新的性能评价体系, 而这一需求在引入智能环境后变得更加突出和紧迫. 传统的性能指标多面向单条通信或感知链路设计, 难以刻画智能环境在多节点、多尺度下的协同增益与系统约束. 具体而言, 在单链路层面, 常用指标包括可达速率、通信用户信干噪比、误码率、感知滤波输出信噪比、最小均方误差、克拉美 – 罗下界及检测概率等, 它们侧重于衡量点到点的传输质量或感知精度. 当视角上升到局部系统层面, 评价体系需要进一步纳入感知盲区比例、目标跟踪连续性、区域覆盖范围以及波束训练开销等指标, 以反映智能超表面部署或无人机辅助下局部感知与通信服务的完整性和稳定性. 而在网络尺度, 系统设计的焦点从单一链路或局部区域转向网络整体的效能与可运行性, 此时 CRLB 覆盖概率、联合通信与感知区域频谱效率、网络能效、任务完成时延以及协同回传负载等全局性指标变得不可或缺. 这些指标共同刻画了网络在资源效率、服务可靠性和部署成本之间的综合权衡. 智能环境赋能的网络级 ISAC 要求系统评价从传统的 “链路最优” 范式, 经由 “区域有效” 的过渡, 最终迈向 “网络可运行” 的全局视角. 这也正是近年来随机几何、统计覆盖分析以及平均性能指标在网络级 ISAC 研究中日益受到重视的深层原因 [11, 13], 它们能够在统一的数学框架下刻画大规模网络的统计特性, 为智能环境的部署策略与网络级资源优化提供理论指导.

5.2　新机遇

5.2.1　链路到网络的优势

(1) 多基地感知与几何增益. 链路级感知通常受限于单站视角, 对某些方向的参数估计可能存在盲区或精度不足. 网络级的多站协作天然构成了多基地感知架构, 使目标能够从多个视角被同时观测 [11, 13]. 文献 [42] 的标度律分析表明, 利用 N 个 ISAC 收发机协同感知可将定位精度提升约 $\ln^2 N$ 倍. 若进一步引入 RIS 和 UAV, 则可人为创造额外的观测路径, 丰富多静态几何, 从而突破纯基站协作的物理限制.

(2) 网络级干扰的结构化利用. 在链路级被视为有害的干扰, 在网络级可能转化为有用资源. 例如, 邻站的通信信号可以作为额外的非合作照射源, 增强对目标的探测概率; 基站间原本需要消除的互干扰, 在适当的时频和空间协调下可以变为分布式雷达的组成部分 [11]. 这种 “干扰变资源” 的能力是网络级系统独有的, 也是单纯链路级优化难以挖掘的潜在增益.

(3) 协同覆盖与负载均衡. 网络中不同节点的感知和通信负载往往不均. 通过智能环境的协同调度, 可以将负载重的节点的部分感知或通信任务卸载至利用 RIS 反射路径服务的邻节点, 或通过 UAV 临时补位来均衡负载. 这种网络级的负载弹性是链路级系统无法实现的, 也为智能环境的部署价值提供了新的论证维度.

(4) 跨节点信息融合与认知升级. 网络级的另一个重要机遇在于多源信息的深度融合. 不同节点获取的感知数据在时间、空间、模态上互补, 通过数据级或特征级融合可显著提升环境认知的完整性和鲁棒性. 在此基础上, 网络可以构建起超越单站视野的全局环境状态图, 为后续的预测性控制和任务决策提供高质量输入.

5.2.2　多点协作的潜在增益

传统多基站协作, 其本质是在给定传播环境下, 通过信号层面的联合设计来提升性能. 基站位置固定, 信道由环境决定, 协作的维度局限于信号处理空间. 智能环境的引入从根本上改变了这一前提: RIS 可重构反射路径; UAV 可改变节点拓扑; FAS 可调整阵列几何, 因此传播环境本身成为可优化的变量.

当多个智能环境节点协同工作时, 其增益往往并非各节点独立增益的简单线性叠加, 而可能体现为由传播路径、观测几何和干扰结构共同耦合产生的非线性协同增益. 这种联动的深层机理在于: 每个智能节点不仅改善其本地传播条件, 还同时为其他节点创造更有利的协作基础. 一个 RIS 建立的虚拟视距路径可能恰好为另一个 RIS 提供了更优的入射角度; 一架 UAV 的部署位置可能为多部 FAS 打开了新的空间自由度; 多个 FAS 的端口配置又可能反过来降低 RIS 相位优化的复杂度. 这种 “互为前提、相互放大” 的协同关系, 是单类技术或传统多基站协作所无法实现的, 也是多节点智能环境协作最核心的价值增量. 本节概述了 ISAC 网络和智能环境可以提供优势的一些典型场景.

(1) 多 RIS 协同. 从单跳反射到多跳路径拼接与感知增益协同. 单 RIS 的覆盖增强受限于其与基站和用户的相对几何关系, 且单 RIS 辅助感知中, 所有目标回波共享同一反射路径, 在接收端的方向高度重合, 多目标分辨面临瓶颈. 多 RIS 可通过级联或多路径协同绕开复杂遮挡, 扩展深度阴影区域的覆盖. 在各条辅助路径具有足够的几何差异, 并采用适当的编码、同步与融合机制时, 多 RIS 能够提供更丰富的观测维度, 改善目标回波的可分离性. 但其增益仍取决于 RIS 部署位置、阵列孔径、传播损耗及观测几何. 虽然单 RIS 也可借助子阵列、时变编码或近场波束实现多模态观测, 但其可分辨能力更依赖孔径和时间资源.

(2) 多 UAV 协同. 从单点补盲到持续跟踪. 单架 UAV 的覆盖和感知能力受单平台视角限制, 对目标的观测往往是稀疏的、瞬时的. 多 UAV 协同则能够以编队形式在空中构建合成观测孔径, 从多角度、多高度对目标区域进行同时或序贯照射与接收. 在感知层面, 这等价于在空中部署了一个可动态重组的分布式雷达网络: 不同 UAV 的观测结果在时间和空间上互补, 可实现近似全方位的持续跟踪, 显著降低因目标机动或遮挡导致的跟踪丢失概率. 在通信层面, 多 UAV 可通过自组织形成空中动态拓扑, 为地面用户提供无缝覆盖. 编队本身的空间构型就是优化变量, 可针对特定目标类型 (如高机动小目标或低速大目标) 动态调整基线长度和观测角度分布.

(3) 多 FAS 协同. 从局部端口切换到空间泄漏抑制. 单部 FAS 通过端口切换在局部空间内选择最优信道, 其增益主要体现在改善单链路质量. 当多部 FAS 在多节点间协同工作时, 其潜力不限于此. 多个 FAS 的天线位置

可联合调整, 使得不同节点间的等效信道矩阵呈现特定的零空间结构, 即发射信号在非目标接收机处形成深衰落, 对目标接收机保持高增益. 这为降低人工噪声依赖的物理层安全传输提供了潜在途径: 在理想信道可控条件下, 系统有望通过空间零陷或信道整形降低非授权接收机的可接收信号功率. 对于 ISAC 场景, 这种 “静默” 能力还意味着通信信号对感知回波的干扰可被有效抑制, 同时避免通信波形暴露感知接收机的位置.

5.3　新挑战

多节点智能环境联动的潜力巨大, 但将其从概念验证推向实际部署, 需要在以下关键矛盾上取得突破.

(1) 协同增益与计算复杂度的指数矛盾. 联动增益的本质是变量间的深度耦合, 这正是其创造乘法效应的来源, 但也意味着优化问题的耦合度和求解难度随节点数量指数增长. 以多 RIS 联合相位设计为例: K 个 RIS 各自 N 个单元, 每个单元有 B 个离散相位, 则穷举搜索的计算复杂度为 $\mathcal{O}(B^{KN})$, 随 K 和 N 的增加呈指数级爆炸, 传统交替优化方法极易陷入局部最优. 更具挑战的是, 耦合关系并非静态, UAV 的移动会改变 RIS 之间的有效信道结构, FAS 端口切换会改变阵列耦合矩阵. 因此, 联动的价值恰恰存在于那些最难求解的高耦合区域, 而如何以可接受的计算代价逼近这些区域的性能上限, 是实现联动的首要瓶颈. 可能的突破方向包括: 基于图神经网络的多节点关系建模 (将优化变量映射为图节点, 利用消息传播机制捕捉局部耦合)、分层解耦优化 (将全局联动分解为簇内紧耦合 + 簇间松耦合), 以及利用感知结果作为热启动信号缩小搜索空间.

(2) 协同中的环境互扰. 多节点协同在创造期望联动的同时, 也引入了非预期的环境互扰. 一个 RIS 的反射路径可能对另一个 RIS 的目标回波形成干扰, 一架 UAV 建立的强 LoS 链路可能恰好将干扰引入原本干净的区域, 多 FAS 的端口调整可能改变 RIS 间信道造成相位失配. 这种 “协同副作用” 在链路级设计中基本不存在, 在网络级却可能严重侵蚀联动增益. 关键难点在于: 互扰的强度与联动增益往往同源, 即想要更强的联动, 就不可避免地引入更强的互扰. 如何在 “追求耦合” 与 “控制互扰” 之间取得平衡, 需要新的优化理论和干扰建模工具.

(3) 多主体决策的冲突均衡. 在网络级联动中, 不同智能节点的控制目标并不天然一致. 服务于通信的 RIS 希望最大化用户接收信干噪比, 服务于感知的 RIS 需要最大化回波在特定方向上的能量; 一架 UAV 的最优悬停点对另一架 UAV 的感知任务可能构成遮挡; FAS 的端口选择若优先保障通信安全, 可能牺牲感知所需的孔径多样性. 这种多主体、多目标冲突在传统集中式优化中可以通过加权效用函数形式化处理, 但加权系数的选择本身反映了任务优先级、服务等级和系统策略偏好, 因此需要通过显式的偏好建模或动态任务调度机制加以确定, 且在实际运行中, 任务优先级可能随时间动态变化. 建立面向动态优先级的多主体决策协调机制, 是网络级联动必须面对的挑战.

(4) 协同簇、信令与有限回传融合. 网络级协同首先需要确定哪些节点参与当前通信或感知任务. 一种可运行的方式是先根据大尺度信道、目标可见性和观测几何筛选候选节点, 再通过净效用选择协同簇 $\mathcal{B}$,

$$\mathcal{B}^{\star}=\arg\max_{\mathcal{B}}\left\{U_{\mathrm{ISAC}}(\mathcal{B})-\lambda_{\mathrm{bh}}C_{\mathrm{bh}}(\mathcal{B})-\lambda_{\mathrm{syn}}C_{\mathrm{syn}}(\mathcal{B})\right\}, \tag{44}$$

其中 U_{ISAC} 表示通信速率、感知信息或联合覆盖带来的收益, C_{bh} 和 C_{syn} 分别表示回传与同步代价. 为避免用户移动或短时遮挡造成协同簇频繁切换, 实际算法还需要引入切换滞回门限和最短驻留时间, 仅当新增节点带来的边际效用超过相应控制代价时才更新协同簇.

协同信令可以按照更新速度分层组织. 慢时标主要交换节点位置、目标可见性、无线电地图、长期负载和时钟质量等信息; 中时标交换协同簇、用户/目标关联、任务优先级和资源预算; 快时标则仅交换波束或表面码本索引、局部估计结果、时间戳及必要的同步校正量. 这种分层方式避免在每个时隙共享全维 CSI 和原始感知数据.

有限回传下的信息融合可分为信号级、信息级和决策级 3 个层次. 若每个节点具有 N_r 个接收通道并在一个融合周期内采集 N_s 个样本, 原始信号共享的回传量通常随 $\mathcal{O}(|\mathcal{B}|N_rN_s)$ 增长, 且要求较严格的相位和时间同步. 对于 d 维目标状态, 共享局部 Fisher 信息矩阵或协方差所需的信息量约为 $\mathcal{O}(|\mathcal{B}|d^2)$, 而仅共享检测结果或状态估计的负载可进一步降低至 $\mathcal{O}(|\mathcal{B}|d)$.

在局部观测条件独立时, 节点 b 可上传信息矩阵 $\mathbf{J}_b$ 及信息向量 $\boldsymbol{\xi}_b = \mathbf{J}_b\widehat{\boldsymbol{\eta}}_b$, 融合中心据此计算

$$\begin{aligned}\mathbf{J}_{\mathrm{f}} &= \sum_{b\in\mathcal{B}} \omega_b \mathbf{J}_b,\\ \widehat{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{f}} &= \mathbf{J}_{\mathrm{f}}^{-1}\sum_{b\in\mathcal{B}} \omega_b \boldsymbol{\xi}_b,\end{aligned} \tag{45}$$

其中 ω_b 可根据估计可靠性、量化精度和信息时效性设置. 当局部估计间的相关性未知时, 则需要采用协方差交叉等保守融合方法, 以避免重复计算相关信息. 因此, 融合层级的选择本质上是在回传容量、同步能力和感知精度之间进行权衡.

综上所述, 从单站单链路向多节点网络协同的演进, 既带来了多维变量耦合、性能指标层级化等新的设计考量, 也打开了多基地感知、干扰结构化利用、协同覆盖与跨节点信息融合等新的机遇窗口. 然而, 协同增益的获取并非没有代价: 指数级增长的优化复杂度、非预期的环境互扰、多主体决策冲突以及有限回传与同步约束, 构成了当前网络级智能环境增强 ISAC 面临的主要技术瓶颈. 下文将进一步提炼这些贯穿链路、系统和网络各层级的结构性挑战, 并展望该领域未来值得重点突破的研究方向.

6　智能环境增强 ISAC 的设计范式

6.1　多时间尺度设计范式

本文认为, 多时间尺度设计是智能环境增强 ISAC 走向可实现的重要方法论, 智能环境增强的通信感知一体化系统本质上是一个跨越多时间尺度的复杂动态系统. 表 4 从时间尺度、代表变量、触发依据和适合方法 4 个维度, 对这一多时间尺度控制视角进行了总结. 一般而言, 波束与接收滤波属于快时标变量, 可在短时标上更新; 表面相位、STAR-RIS 透反比和局部端口选择属于中快时标; UAV 轨迹、基站协同簇和平台部署则属于中慢时标; 而无线电地图、数字孪生场景模型和长期部署策略属于慢时标. 在快时标上, 系统需根据瞬时信道起伏和短时感知结果, 对发射波束、接收滤波及部分功率分配进行快速调整, 通常采用凸优化、迭代波束设计或低维在线更新等方法以适应信道的快速变化. 在中快时标上, 当用户或目标位置发生显著变化, 或遮挡出现与解除时, RIS 相位/模式、STAR-RIS 反射/透射比以及天线端口切换等变量需要做出响应; 此时可采用逐次凸逼近 (successive convex approximation, SCA)/交替优化 (alternating optimization, AO)、稀疏更新或状态触发控制等策略, 在性能与开销之间取得平衡. 进入中慢时标, 优化变量转向无人机轨迹、协同簇规模和节点关联等网络级决策, 触发依据往往是业务热点的迁移、感知任务的切换或环境演变趋势; 预测控制、强化学习以及分层优化等方法在此尺度上展现出优势, 可实现前瞻性的资源编排. 而在慢时标上, 系统的关注点上升至长期部署策略、无线电地图的构建与更新以及数字孪生模型的校准, 依托历史统计信息、场景重构和标准化模型, 采用随机几何分析、地图学习或离线规划等手段进行全局优化. 若将所有变量在同一时间尺度上联合优化, 计算和控制都难以承受. 相反, 如果把感知结果组织为不同精度和不同刷新率的环境状态, 并据此驱动分层控制, 则更可能在有限开销下接近最优. 从毫秒级到小时/天级的多时间尺度控制架构, 能够有效解耦不同响应速度的变量, 降低联合优化的复杂度, 同时也为 AI 原生闭环优化提供了自然的嵌入框架, 即快时间尺度的在线推理与慢时间尺度的离线学习相互配合, 有望实现智能环境与通信感知一体化系统的高效自演进.

不同时间尺度之间首先存在自上而下的约束传递. 慢时标无线电地图和数字孪生体输出区域平均路径损耗、LoS 概率、主要散射体位置及其预测不确定性, 从而为中时标 UAV 轨迹和协同簇规划提供候选区域、风险地图和状态先验. 中时标确定的 UAV 位置、服务节点集合和用户/目标关联关系, 进一步决定快时标波束赋形、功率分配和接收滤波的有效信道、可用发射节点及功率预算. 因此, 中时标决策并不直接给出瞬时波束, 而是规定快时标优化问题的可行域. 相应的信息流可概括为

$$\mathcal{M}_{\mathrm{slow}} \longrightarrow \{\mathcal{Q}_{\mathrm{mid}}, \mathcal{A}_{\mathrm{mid}}, P_{\mathrm{prior}}\} \longrightarrow \mathcal{F}_{\mathrm{fast}}(\mathbf{q}, \mathbf{A}) \longrightarrow \{\mathbf{W}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{v}_{\mathrm{rx}}\}, \tag{46}$$

表 4　智能环境增强通信与感知系统的多时间尺度控制视角.

Table 4　A multi-timescale control perspective on smart-environment-enhanced ISAC systems.

Time scale	Representative variables	Triggering criteria	Suitable methods
Fast timescale	Transmit beam, receive filter, partial power allocation	Instantaneous channel variation, short-term sensing results	Convex optimization, iterative beam design, low-dimensional online update
Medium-fast timescale	RIS phase/mode, STAR-RIS reflection-transmission ratio, port switching	User position change, blockage occurrence and removal	SCA/AO, sparse update, state-triggered control
Medium-slow timescale	UAV trajectory, cooperative cluster size, node association	Service hotspot migration, task switching, environmental evolution trend	Predictive control, reinforcement learning, hierarchical optimization
Slow timescale	Long-term deployment, radio map, digital twin model	Historical statistics, scene reconstruction, standardized model calibration	Stochastic geometry analysis, map learning, offline planning

其中 $\mathcal{M}_{\text{slow}}$ 表示地图或数字孪生状态, $\mathcal{Q}_{\text{mid}}$ 和 $\mathcal{A}_{\text{mid}}$ 分别表示轨迹与关联候选集合, $\mathcal{F}_{\text{fast}}$ 表示由上层决策确定的快时标可行域.

与此同时, 快时标测量形成自下而上的反馈. 波束失配率、回波残差、局部 Fisher 信息和链路中断事件可用于触发中时标的轨迹或协同簇更新; 经时间和空间聚合后的状态残差则用于校准慢时标无线电地图与数字孪生模型. 因而, 各时标之间的接口应传递低维状态、约束和不确定性, 而不必持续交换全维瞬时 CSI.

上述分层解耦通常依赖 3 个条件: 不同变量的特征时间满足 $T_{\text{fast}} \ll T_{\text{mid}} \ll T_{\text{slow}}$; 上层变量在下层算法收敛期间近似不变; 下层最优响应能够通过低维价值函数或统计量反馈给上层. 当车辆高速移动、突发遮挡或任务优先级快速变化使这些条件不再成立时, 系统需要采用事件触发的跨时标重优化, 而不能继续按照固定周期独立更新各层变量.

6.2　从 CSI 驱动到状态驱动

智能环境增强 ISAC 的兴起还推动了一个重要的范式转变, 即系统设计的核心驱动力正从传统的 “全维信道状态信息 (CSI) 驱动优化” 逐步转向 “低维环境状态驱动优化”. 在传统通信系统中, 精确的端到端全维 CSI 通常被视为高质量传输与控制的前提条件; 然而, 在智能环境赋能的动态通信与感知场景中, 获取实时、高精度的全维 CSI 面临严峻挑战: 一方面, 大规模天线阵列和大量 RIS 单元导致待估计信道维度极高, 训练开销常常难以承受; 另一方面, 快速变化的遮挡、移动用户以及可重构表面的频繁重配, 使得全维 CSI 的时效性难以保证, 即便获取也极易过时. 与此相对, 低维环境状态如用户的位置与速度、主要遮挡体的空间分布、主导散射体的几何结构、RIS/无人机的位姿与姿态角, 以及关键链路的遮挡状态等不仅维度大幅降低, 而且往往能够通过通信感知一体化系统自身的感知功能直接获取, 天然具备 “感知即状态” 的闭环优势. 文献 [9,10] 已经表明, 利用这些由感知获得的低维状态信息直接辅助 RIS 相位设计、发射波束赋形、无人机轨迹规划等核心控制决策, 不仅可以显著降低信道训练开销, 还能有效提升系统对信道估计误差和环境动态变化的鲁棒性.

进一步地, 低维环境状态的长期积累与学习将开启更深层次的范式升级. 如果将环境状态通过无线电地图或无线数字孪生的方式进行结构化表征与持续更新, 系统便可逐步建立起对环境演化规律的预测能力. 此时, 智能环境的控制策略将从被动的、响应式的 “感知 – 反馈 – 调整” 闭环, 迈向主动的、预测式的 “学习 – 推理 – 预调整” 闭环: 系统能够基于历史状态序列预判遮挡的出现与消失、用户的移动意图以及业务热点的迁移趋势, 从而提前对 RIS 相位、无人机悬停点或天线端口做出调整. 这种从 “反应式更新” 到 “预测式更新” 的跃迁, 有望

从根本上降低控制时延、减少信令开销.

6.3　智能算法与学习控制

面对智能环境增强 ISAC 系统中优化问题的高维性、强耦合性和动态随机性, 传统优化方法在求解效率、实时性和可扩展性方面逐渐显露出局限性, 基于数据驱动的学习方法因此自然成为应对这些挑战的重要工具. 当前, 已有工作开始探索 AI 与智能环境、联邦学习、自适应 AI 以及 ISAC 网络之间的深度融合, 并取得了一系列初步进展 [10,11,35,36]. 然而, 需要特别指出的是, 智能算法在这一特定场景下的核心价值, 不应被狭隘地理解为 “用神经网络直接替代传统优化求解器” 的简单范式置换. 更为关键的是, 学习方法应当充分利用通信感知一体化系统天然具备的环境感知能力, 将实时感知结果作为持续的反馈信号注入学习回路, 从而在动态变化的环境中实现样本高效、约束可控和可解释的在线决策 [73]. 这 3 个要求对于实际系统的部署尤为关键, 因为纯黑盒式的端到端学习虽在仿真中表现出色, 但在面临数据分布偏移、未见场景泛化和安全边界保障时往往缺乏可预期的行为保证. 因此, 对于实际部署的智能环境增强 ISAC 系统, 未来更有前景的研究路径很可能不是追求完全黑盒的端到端神经网络, 而是发展将物理模型、随机几何分析、图结构表示与强化学习等多种方法论有机融合的混合方法.

7　应用场景与系统价值

本节从场景约束、核心瓶颈和价值重心 3 个维度出发, 选取车联网与智能交通、工业现场与低空制造空间、室内智能空间与泛在服务、空天地一体与广域协同感知、边缘智能与任务导向服务 5 类典型场景展开分析. 这些场景在移动性强度、环境几何复杂度、可靠性与时延要求、感知精度需求以及可部署基础设施等方面存在显著差异, 因此智能环境增强 ISAC 在其中扮演的角色也呈现出从 “链路补偿者” 到 “环境使能者” 再到 “任务智能化引擎” 的层次化演进.

7.1　车联网与智能交通

车联网是智能环境增强 ISAC 最具代表性的应用场景之一. 高速移动、强遮挡、车内外链路差异和定位精度需求, 使得传统通信系统和传统车载传感器都存在明显短板. 车载 STAR-RIS 能够同时增强外部可感知回波和内部终端接收信号, 实现 “外部可见、内部可达” 的双重优化 [9]; 固定路侧表面可用于盲区补偿与交叉路口覆盖扩展; 多路侧单元协同则进一步支持连续定位、路段级环境感知和协同调度. 更重要的是, 交通场景中的车辆轨迹具有较强规律性, 这使得基于感知的预测控制与多车辆协同环境控制具有较高可实现性.

7.2　工业现场与低空制造空间

工业场景往往具有复杂金属反射、多障碍、严苛可靠性和低时延要求. 对这类场景而言, 智能环境不仅是提高通信覆盖的辅助手段, 更是增强环境可感知性和生产过程可观测性的关键基础设施. 固定 RIS 可用于穿透复杂厂房布局造成的阴影区域, 混合表面可在局部完成轻量级状态监测, 多基站协同可实现对关键设备和移动机器人更稳健的跟踪与控制. 对于低空工业或仓储无人机系统, UAV 平台本身又可以同时承担通信中继、空中感知和局部环境重构任务.

7.3　室内智能空间与泛在服务

办公室、商场、医院和家庭等室内空间, 是低功耗智能超表面和 Wi-Fi/蜂窝 ISAC 结合的重要落地场景. 与室外场景相比, 室内空间的优势在于几何结构相对稳定, 适合部署长期有效的无线电地图、数字孪生模型和低频更新的表面控制策略. 智能环境在此类场景中的价值不仅在于提升下行吞吐量, 更在于支持设备无关的人体活动识别、室内定位、安防感知和空间利用分析. 随着感知隐私问题日益突出, 基于无线的非成像感知及其与环境控制的结合, 可能成为室内智能空间的重要技术路径.

7.4　空天地一体与广域协同感知

对于广域覆盖、低空经济、海洋监测和应急通信等任务, 单一地面基础设施往往难以同时满足通信可达性与感知连续性需求. 空地一体网络、低轨卫星和高空平台可提供更大的空间覆盖与视角多样性 [10,11]. 若再结合地面 RIS 和多基站协同, 就有望构建从局部高精度感知到广域粗粒度监测的分层系统. 需要注意的是, 广域场景下的核心问题不再只是某条链路的瞬时性能, 而是不同节点、不同高度、不同感知精度之间的协同与分工.

7.5　边缘智能与任务导向服务

随着无线网络逐步从 “比特传输” 转向 “任务完成”, 智能环境增强 ISAC 也开始与边缘 AI 和任务导向资源调度发生深度耦合 [35,36,74]. 在许多应用中, 系统真正关心的不是某一次瞬时速率, 而是目标识别是否准确、协同控制是否稳定、路径规划是否及时、风险预警是否可靠. 这意味着未来的环境控制应更多围绕任务效用, 而非单一物理层指标来设计. 本文认为, 这将是该领域从 “性能增强” 走向 “系统智能” 的关键一步.

8　关键问题与发展趋势

在前文从链路机制到网络协同逐步展开的基础上, 本节进一步提炼智能环境增强 ISAC 在迈向实际部署过程中面临的若干结构性挑战, 并据此展望未来值得重点突破的研究方向.

8.1　关键问题

8.1.1　信道与环境建模不足

尽管 RIS、UAV 和流体天线的器件模型与局部信道模型已较为丰富, 但智能环境增强 ISAC 真正需要的是统一的动态环境模型: 既要刻画用户/散射体的运动, 也要刻画可控表面、阵列几何和多节点协同对传播与观测过程的联合作用. 尤其在近场、大带宽和多站协同条件下, 传统窄带远场、独立散射和静态背景假设明显不足. 近年的标准化与信道建模研究已经开始把 ISAC 特有的目标信道、背景信道和环境对象纳入统一框架 [75], 但距离可直接支撑复杂智能环境闭环控制仍有差距.

8.1.2　通信与感知目标不总是同向

一个容易被忽略但极其关键的问题是: 智能环境对通信最优的配置不一定对感知最优, 反之亦然. 通信偏好多用户低信道相关性、弱干扰弱和稳定高增益; 感知则偏好可观测性高、几何多样、参数可分且在某些链路上甚至要求更高秩的观测结构 [8]. 在网络级系统中, 这一矛盾还会进一步体现在簇规模、波形相关性、干扰消除和拓扑部署上 [11,13]. 因此, 未来研究需要从 “共享资源下的折中” 升级为 “冲突目标下的结构化协调”.

8.1.3　多目标、多表面与多节点系统的可扩展性

单目标单表面场景有助于揭示机制, 但实际系统必然是多目标、多用户、多表面和多节点并存. 此时目标间的回波分离、表面间的信息协作、跨节点时钟同步、异构观测融合和任务优先级调度将迅速成为瓶颈 [8,11]. 特别是在多个 RIS 共同参与感知时, 如何以有限回传开销融合多表面观测、如何在不共享原始数据的情况下实现高质量联合定位, 仍然是开放问题.

8.1.4　网络级协同中的分析工具与架构挑战

当前网络级智能环境增强 ISAC 的研究在以下方面仍需进一步突破. 其一, 基于随机几何的智能环境网络性能分析尚不充分. 将 RIS, UAV 等智能节点建模为空间随机过程, 分析其密度、部署模式和配置策略对网络级 ISAC 性能的影响, 目前仅有初步尝试, 尚不足以支撑大规模部署的理论指导. 其二, 分层分簇的网络级控制架构与信令交换协议尚未成熟, “中心控制器 – 簇头 – 智能超表面/移动节点” 的多层架构设计、分簇准则的制定以及有限回传下的信息交换机制, 仍需系统性的解决方案.

8.2　未来发展趋势

8.2.1　AI 原生闭环、无线电地图与数字孪生

未来几年最值得关注的趋势之一是智能环境增强 ISAC 与 AI 原生网络控制、无线电地图和数字孪生的融合 [35, 36, 76, 77]. 其核心思想不是简单地在已有系统上附加一个学习模块, 而是把感知、通信和环境控制全部视为动态状态估计与任务决策过程. 感知持续更新场景状态, 地图/孪生体存储并预测环境结构, AI 根据任务需求决定何时更新表面、何时调整拓扑、何时切换协同簇, 从而在长期运行中实现更高的整体效用. 这里的关键科学问题包括: 状态表示如何压缩、长期模型如何校准以及如何在边缘端实现低功耗闭环决策.

此外, ISAC 天然具有更强的环境感知能力, 但这也意味着更高的隐私与安全风险. 环境控制面本身也可能受到伪造状态、欺骗反射、模型投毒和控制劫持等攻击. 因此, 未来研究还需要同时关注通信保密、感知隐私、环境控制可信性与 AI 模型安全.

8.2.2　任务导向与语义化环境控制

现有研究大多以速率、SNR、CRLB 等物理层指标为中心, 但在面向自动驾驶、机器人协同和智能制造等任务时, 系统真正要优化的往往是决策正确率、识别可靠性和控制稳定性. 由此引出一个值得进一步强化的方向: 环境控制应面向任务和语义, 而非仅面向信号功率. RIS 相位、UAV 轨迹和阵列形态的设计目标, 不应只是让接收信号更强, 而应让与当前任务最相关的环境信息更可观测、让关键通信业务更可靠、让全系统资源投向最有价值的信息流. 这一视角与边缘智能、语义通信和价值驱动感知正在形成自然汇合.

8.2.3　网络级智能环境的理论工具与优化方法

面向大规模异构智能环境部署, 未来需发展更具解释力和可操作性的理论工具与方法论体系. 在理论分析层面, 随机几何可望成为刻画智能节点密度、空间分布与服务性能之间标度律的核心工具, 为网络规划与部署策略提供统计意义上的性能边界. 在优化方法层面, 分层分簇优化有望将全局网络问题分解为簇内紧耦合与簇间松耦合的子问题, 以可接受的计算代价逼近全局最优; 同时, 基于图神经网络的关系建模和利用感知结果作为热启动信号的学习 – 优化混合方法, 也将为高维耦合问题提供新的求解路径. 在安全设计层面, 安全与隐私应从架构设计之初即作为内生约束纳入优化框架. 这些理论工具与方法论的协同演进, 将推动智能环境增强 ISAC 从单点验证走向网络级可部署方案, 也为未来标准化和真实场测奠定基础.

9　结论

智能环境与通信感知一体化的结合, 标志着无线系统正在从 “以节点为中心的传输网络” 迈向 “以环境为中心的协同智能系统”. 从固定部署 RIS 到车载表面, 从 UAV 拓扑重构到流体天线几何自适应, 再到多基站协同通信与感知网络, 现有研究已经清晰表明: 传播环境可以成为与频谱、功率、时间同等重要的可优化资源; 而 ISAC 则为这一资源的低开销、闭环、任务相关控制提供了必要的感知能力. 本文在相关代表性文献基础上, 对该方向的概念、架构、机制、指标和挑战进行了系统梳理, 并进一步强调了几个核心认识: 其一, 环境控制的关键不只是增益提升, 更是信道秩、相关性和观测几何的重塑; 其二, 通信与感知对环境的最优需求并不总是一致, 必须通过结构化设计协调二者关系; 其三, 未来真正有价值的系统应当在多时间尺度、低开销和任务导向框架下实现闭环运行.

总体来看, 智能环境增强 ISAC 仍处于快速发展阶段, 但其研究重心正在由器件可行性和局部性能增益, 转向网络级协同、可扩展控制、标准化建模和真实场景验证. 随着 AI 原生网络、无线电地图、数字孪生、空天地一体平台和任务导向服务的进一步发展, 智能环境与通信感知一体化有望成为 6G 乃至更远期无线系统的关键技术基础.

参考文献

1 Zhang J A, Liu F, Masouros C, et al. An overview of signal processing techniques for joint communication and radar sensing. IEEE J Sel Top Signal Process, 2021, 15: 1295–1315

2 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

3 Lu S, Liu F, Li Y, et al. Integrated sensing and communications: recent advances and ten open challenges. IEEE Internet Things J, 2024, 11: 19094–19120

4 Liu F, Zheng L, Cui Y, et al. Seventy years of radar and communications: the road from separation to integration. IEEE Signal Process Mag, 2023, 40: 106–121

5 Wang X, Fei Z, Zhang J A, et al. Constrained utility maximization in dual-functional radar-communication multi-UAV networks. IEEE Trans Commun, 2020, 69: 2660–2672

6 Chen J, Wu K, Niu J, et al. Spectral and energy efficient waveform design for RIS-assisted ISAC. IEEE Trans Commun, 2024, 73: 158–172

7 Liu R, Li M, Luo H, et al. Integrated sensing and communication with reconfigurable intelligent surfaces: opportunities, applications, and future directions. IEEE Wireless Commun, 2023, 30: 50–57

8 Meng K, Wu Q, Masouros C, et al. Intelligent surface empowered integrated sensing and communication: from coexistence to reciprocity. IEEE Wireless Commun, 2024, 31: 84–91

9 Meng K, Wu Q, Chen W, et al. Sensing-assisted communication in vehicular networks with intelligent surface. IEEE Trans Veh Technol, 2023, 73: 876–893

10 Meng K, Masouros C, Wong K K, et al. Integrated sensing and communication meets smart propagation engineering: opportunities and challenges. IEEE Netw, 2025, 39: 278–285

11 Meng K, Masouros C, Petropulu A P, et al. Cooperative ISAC networks: opportunities and challenges. IEEE Wireless Commun, 2024, 32: 212–219

12 An J, Xu C, Ng D W K, et al. Stacked intelligent metasurfaces for efficient holographic MIMO communications in 6G. IEEE J Sel Areas Commun, 2023, 41: 2380–2396

13 Meng K, Masouros C, Chen G, et al. Network-level integrated sensing and communication: interference management and BS coordination using stochastic geometry. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 19365–19381

14 Fang Y, Zhang S, Li X, et al. Multi-IRS-enabled integrated sensing and communications. IEEE Trans Commun, 2024, 72: 5853–5867

15 Hua M, Chen G, Meng K, et al. 3D multi-target localization via intelligent reflecting surface: protocol and analysis. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 16527–16543

16 Yu W W, Nie X K, Cai Y J, et al. A survey on the performance optimization of wireless communication networks assisted by reconfigurable intelligent surface. Sci Sin Inform, 2024, 54: 2503–2517 [虞文武, 聂晓凯, 蔡豫晋, 等. 智能超表面辅助的无线通信网络性能优化综述. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 2503–2517]

17 ElMossallamy M A, Zhang H, Song L, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for wireless communications: principles, challenges, and opportunities. IEEE Trans Cogn Commun Netw, 2020, 6: 990–1002

18 Huang C, Hu S, Alexandropoulos G C, et al. Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: opportunities, challenges, and trends. IEEE Wireless Commun, 2020, 27: 118–125

19 Li R, Xiao Z, Zeng Y. Toward seamless sensing coverage for cellular multi-static integrated sensing and communication. IEEE Trans Wireless Commun, 2023, 23: 5363–5376

20 Shao X, You C, Ma W, et al. Target sensing with intelligent reflecting surface: architecture and performance. IEEE J Sel Areas Commun, 2022, 40: 2070–2084

21 Meng K, Wu Q, Schober R, et al. Intelligent reflecting surface enabled multi-target sensing. IEEE Trans Commun, 2022, 70: 8313–8330

22 Song X, Xu J, Liu F, et al. Intelligent reflecting surface enabled sensing: Cramér-Rao bound optimization. IEEE Trans Signal Process, 2023, 71: 2011–2026

23 Shao X, Zhang R. Enhancing wireless sensing via a target-mounted intelligent reflecting surface. Natl Sci Rev, 2023, 10: nwad150

24 Meng K, Wu Q, Chen W, et al. Intelligent surface empowered sensing and communication: a novel mutual assistance design. IEEE Commun Lett, 2023, 27: 2212–2216

25 Cui M, Wu Z, Lu Y, et al. Near-field MIMO communications for 6G: fundamentals, challenges, potentials, and future directions. IEEE Commun Mag, 2022, 61: 40–46

26 Magbool A, Kumar V, Wu Q, et al. A survey on integrated sensing and communication with intelligent metasurfaces: trends, challenges, and opportunities. IEEE Open J Commun Soc, 2025, 6: 7270–7318

27 Tishchenko A, Khalily M, Shojaeifard A, et al. The emergence of multi-functional and hybrid reconfigurable intelligent surfaces

for integrated sensing and communications-a survey. IEEE Commun Surv Tutorials, 2025, 27: 2895–2936
28 Wu Q Q, Peng Q Y, Zhang Z H, et al. Intelligent reflecting surfaces for integrated sensing and communications: a survey. 2025. ArXiv:2511.10990
29 Zhang Y, Luo Z, Wu W, et al. RIS-UAV Cooperative ISAC technology for 6G: architecture, optimization, and challenges. Algorithms, 2026, 19: 65
30 Han K, Meng K, Wang X Y, et al. Network-level ISAC design: state-of-the-art, challenges, and opportunities. IEEE J Seled Top Electromag Ant Propag, 2025, 1: 65–83
31 Galappaththige D, Mohammadi M, Baduge G A A, et al. Cell-free integrated sensing and communication: principles, advances, and future directions. 2026. ArXiv:2502.20345
32 Shojaeifard A, Wong K K, Tong K F, et al. MIMO evolution beyond 5G through reconfigurable intelligent surfaces and fluid antenna systems. Proc IEEE, 2022, 110: 1244–1265
33 Wei Z, Jiang W, Feng Z, et al. Integrated sensing and communication enabled multiple base stations cooperative sensing towards 6G. IEEE Netw, 2023, 38: 207–215
34 Wong K K, Shojaeifard A, Tong K F, et al. Fluid antenna systems. IEEE Trans Wireless Commun, 2020, 20: 1950–1962
35 Hao T, Shi C, Guo Y, et al. Fluid-antenna enhanced integrated sensing and communication: Joint antenna positioning and beamforming design. In: Proceedings of the 2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2024. 956–961
36 Zuo Y, Chen W, Guo J, et al. Fluid antenna-enabled integrated sensing, communication, and computing systems with mobile blockchain. IEEE Trans Netw Sci Eng, 2025, 13: 3720–3738
37 Jing X, Liu F, Masouros C, et al. ISAC from the sky: UAV trajectory design for joint communication and target localization. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 12857–12872
38 Yu X B, Qian P P, Cai H F. Overview of movable antenna for 6G wireless communication. J Nanjing Univ Aero Astron, 2024, 56: 773–783 [虞湘宾, 钱盼盼, 蔡鸿飞. 面向 6G 无线通信的可移动天线技术研究综述. 南京航空航天大学学报, 2024, 56: 773–783]
39 Xia X, Xu K, Wang Y, et al. Achieving better accuracy with less computations: a delay-doppler spectrum matching assisted active sensing framework for OTFS based ISAC systems. IEEE Trans Wireless Commun, 2023, 23: 6204–6220
40 Yilmaz M B, Klein A, Xiang L. Energy minimization for UAV-aided ISAC in a cluttered environment. In: Proceedings of 2024 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps), 2024. 1–6
41 Xia G, Xiao P, Luo Q, et al. Joint location and velocity estimation and fundamental CRLB analysis for cell-free MIMO-ISAC. IEEE Trans Commun, 2026, 74: 7357–7374
42 Meng K, Masouros C, Petropulu A P, et al. Cooperative ISAC networks: performance analysis, scaling laws, and optimization. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 24: 877–892
43 Salem A, Meng K, Masouros C, et al. Rethinking dense cells for integrated sensing and communications: a stochastic geometric view. IEEE Open J Commun Soc, 2024, 5: 2226–2239
44 Meng K, Han K, Masouros C, et al. ISAC network planning: sensing coverage analysis and 3-D BS deployment optimization. IEEE Trans Wireless Commun, 2026, 25: 9330–9344
45 Alegría J V, Rusek F. Channel orthogonalization with reconfigurable surfaces. In: Proceedings of 2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps), 2022. 37–42
46 Buzzi S, Grossi E, Lops M, et al. Foundations of MIMO radar detection aided by reconfigurable intelligent surfaces. IEEE Trans Signal Process, 2022, 70: 1749–1763
47 Fang W, Jiang Y, Shi Y, et al. Over-the-air computation via reconfigurable intelligent surface. IEEE Trans Commun, 2021, 69: 8612–8626
48 Ma W, Zhu L, Tan Y, et al. A survey on reconfigurable and movable antennas for wireless communications and sensing. IEEE Commun Surv Tutorials, 2026, 28: 4842–4882
49 Zhang H, Liu R, Li M, et al. Joint sensing and communication optimization in target-mounted STARS-assisted vehicular networks: a MADRL approach. IEEE Trans Veh Technol, 2024, 73: 10011–10025
50 Cui J, Cao X, Wang S, et al. Hybrid-RIS-Aided vehicular wireless sensing and communication: transmission protocol and performance enhancement. IEEE Trans Veh Technol, 2025, 74: 11010–11024
51 Meng K, Wu Q, Ma S, et al. Throughput maximization for UAV-enabled integrated periodic sensing and communication. IEEE Trans Wireless Commun, 2022, 22: 671–687
52 Meng K, Wu Q, Xu J, et al. UAV-enabled integrated sensing and communication: opportunities and challenges. IEEE Wireless Commun, 2023, 31: 97–104
53 Jiang Y, Wu Q, Chen W, et al. UAV-enabled integrated sensing and communication: tracking design and optimization. IEEE Commun Lett, 2024, 28: 1024–1028
54 Zhang Y, Wang J, Du G, et al. ISAC-aided UAV swarms: from networked perception to capability evolution. IEEE Commun

Mag, 2024, 62: 60–66
55 Liu Z, Liu X, Liu Y, et al. UAV assisted integrated sensing and communications for internet of things: 3D trajectory optimization and resource allocation. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 8654–8667
56 Wu Q, Zhang S, Zheng B, et al. Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: a tutorial. IEEE Trans Commun, 2021, 69: 3313–3351
57 Yan W, Hao W, Wu Q, et al. Near-field THz ISAC systems with reconfigurable antenna architecture. IEEE Trans Commun, 2025, 73: 10811–10823
58 Zhang J, Yan S, Peng M, et al. Coordinated multi-point enabled ISAC under asynchronous errors: performance analysis and waveform-beamforming optimization. IEEE Trans Veh Technol, 2025, 74: 12189–12205
59 Zhai L, Zou Y, Zhu J, et al. RIS-assisted UAV-enabled wireless powered communications: system modeling and optimization. IEEE Trans Wireless Commun, 2023, 23: 5094–5108
60 Nguyen M H T, Garcia-Palacios E, Do D T, et al. UAV-aided aerial reconfigurable intelligent surface communications with massive MIMO system. IEEE Trans Cogn Commun Netw, 2022, 8: 1828–1838
61 Zhao Y, Jian M, Yuan Y. RIS-enabled UAV communications and sensing: opportunities, challenges, and key technologies. IEEE Trans Cogn Commun Netw, 2026, 12: 5451–5472
62 Mura S, Mizmizi M, Spagnolini U, et al. Enhanced channel estimation in mm-wave MIMO systems leveraging integrated communication and sensing. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2024. 13101–13105
63 Evmorfos S, Petropulu A P, Poor H V. Actor-critic methods for IRS design in correlated channel environments: a closer look into the neural tangent kernel of the critic. IEEE Trans Signal Process, 2023, 71: 4029–4044
64 Yang X, Wei Z, Xu J, et al. Coordinated transmit beamforming for networked ISAC with imperfect CSI and time synchronization. IEEE Trans Wireless Commun, 2024, 23: 18019–18035
65 Ding W, Chen C, Fang Y, et al. Multi-UAV-enabled integrated sensing and communications: joint UAV placement and power control. In: Proceedings of 2023 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps), 2023. 842–847
66 Meng K, Han K, Masouros C, et al. Network-level ISAC: an analytical study of antenna topologies ranging from massive to cell-free MIMO. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 24: 10003–10018
67 Kim N, Han J, Choi J, et al. Integrated sensing and communications in downlink FDD MIMO without CSI feedback. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 25: 2984–3000
68 Wang R, Xia F, Huang J, et al. CAP-Net: a deep learning-based angle prediction approach for ISAC-enabled RIS-assisted V2I communications. In: Proceedings of the IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT), 2022. 1255–1259
69 Liu F, Yuan W, Masouros C, et al. Radar-assisted predictive beamforming for vehicular links: communication served by sensing. IEEE Trans Wireless Commun, 2020, 19: 7704–7719
70 Jiao L, Wang P, Alipour-Fanid A, et al. Enabling efficient blockage-aware handover in RIS-assisted mmWave cellular networks. IEEE Trans Wireless Commun, 2021, 21: 2243–2257
71 Heo K, Park G, Lee K. Building blockage-aided interference coordination for multi-UAV-enabled wireless networks. IEEE Trans Wireless Commun, 2025, 25: 8148–8163
72 Xu J L, Zhao J N, Lu H B, et al. An overview on multi-dimensional expanded integrated sensing and communication for 6G. J Electron Inf Techn, 2024, 46: 1672–1683 [徐金雷, 赵俊渥, 卢华兵, 等. 面向 6G 的多维扩展通感一体化研究综述. 电子与信息学报, 2024, 46: 1672–1683]
73 Ran X Y, Chen Q B, Xu Y J, et al. Survey on deep learning-based integrated sensing and communication systems. J Commun, 2025, 46: 233–250 [冉鑫怡, 陈前斌, 徐勇军, 等. 基于深度学习的通感一体化系统综述. 通信学报, 2025, 46: 233–250]
74 Liu Z, Chen X, Wu H, et al. Integrated sensing and edge AI: realizing intelligent perception in 6G. IEEE Commun Surv Tutorials, 2026, 28: 2725–2770
75 Liu Y, Zhang Y, Zhang J, et al. A comprehensive survey of 3GPP release 19 ISAC channel modeling: from empirical features to unified methodology and standardized simulator. 2025. ArXiv:2512.03506
76 Ge Y, Keskin M F, Chen H, et al. Pilot-based end-to-end radio positioning and mapping for ISAC: beyond point-based landmarks. 2025. ArXiv:2505.07402
77 Zhang S, Feizarefi M, Mirzaei A. AI-native integrated sensing and communications for self-organizing wireless networks: architectures, learning paradigms, and system-level design. 2025. ArXiv:2601.02398

Smart environments and integrated sensing and communication: opportunities and challenges from link design to network cooperation

Kaitao MENG[1,2*], Rui WANG[1], Meng HUA[3] & Fan LIU[4,5]

1. *Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430072, China*
2. *Department of Electrical and Electronic Engineering, The University of Manchester, Manchester M13 9PL, UK*
3. *Department of Electrical and Electronic Engineering, Imperial College London, London SW7 2AZ, UK*
4. *School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China*
5. *National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China*

* Corresponding author. E-mail: meng_kaitao@whu.edu.cn

Abstract Smart environments and integrated sensing and communication (ISAC) are steering 6G from "signal transmission" toward "collaborative environmental perception and proactive control". Unlike conventional designs that treat the environment as an external random factor, smart environments leverage programmable metasurfaces, intelligent transmissive and reflective surfaces, vehicle-mounted surfaces, unmanned aerial vehicles (UAVs) and other autonomous platforms, reconfigurable antennas, and multi-base-station cooperative networks to transform propagation paths, array geometries, coverage topologies, and node cooperation into optimizable degrees of freedom. ISAC, through shared waveforms, spectrum, and infrastructure, provides real-time feedback on environmental understanding, target localization, blockage awareness, and state prediction, forming a closed loop where "the environment empowers sensing and communication, and sensing and communication in turn refine the environment". This paper systematically surveys the conceptual boundaries, core technologies, typical architectures, key gain mechanisms, and network-level cooperation modes of smart environments and ISAC, with emphasis on how fixed surfaces, target-mounted surfaces, hybrid sensing surfaces, UAV platforms, fluid antennas, and multi-base-station cooperative ISAC networks contribute to coverage extension, channel rank reshaping, target resolvability enhancement, multi-static sensing, and sensing-assisted communication. Furthermore, we summarize the common design issues concerning performance metrics, optimization variables, and closed-loop system operation, with particular emphasis on the structural tradeoffs between maximizing coherent beamforming gains for communication and maintaining high-rank observation structures for sensing, as well as between user-centric local communication cooperation and target-centric multi-view sensing cooperation. Finally, key challenges in typical scenarios, including vehicle-to-everything (V2X), industrial manufacturing, indoor spaces, and integrated space-air-ground networks, are summarized, along with promising directions for future research.

Keywords smart environment, integrated sensing and communication, reconfigurable intelligent surface, smart propagation engineering, cooperative ISAC network, reconfigurable antenna