面向低空无线网络安全上行通信的灵活双工无小区架构

Wei Shi、Wei Xu（IEEE会士）、Yongming Huang（IEEE会士）、Jiacheng Yao、Wenhao Hu 和 Dongming Wang（IEEE会员）

arXiv:2601.04011v1 [cs.IT] 7 Jan 2026

摘要——低空无线网络（LAWNs）有望在未来6G基础设施中发挥核心作用，但由于发射功率有限、天线资源受限以及空地传播环境高度暴露，无人驾驶飞行器（UAVs）的上行传输仍易遭窃听。为解决这一根本瓶颈，我们提出一种灵活双工无小区（CF）架构，其中每个分布式接入点（AP）都可动态地作为接收接入点，用于接收无人机上行信号；也可作为发射接入点，生成协作人工噪声（AN），以增强保密性。这种接入点级别的双工灵活性带来了额外的空间自由度，使低空无线网络能够分布式、灵活地防范窃听。在此架构基础上，我们构建了一个最大-最小保密速率问题，对接入点模式选择、接收合并和人工噪声协方差设计进行联合优化。针对这一紧密耦合的非凸优化问题，我们首先推导出闭式接收合并器，随后设计罚函数对偶分解（PDD）算法，并保证其收敛至驻点解。为进一步降低计算负担，我们提出一种低复杂度顺序方案：通过启发式指标确定接入点模式，然后在PDD框架中嵌入闭式迭代，以更新人工噪声协方差矩阵。仿真结果表明，与采用固定AP角色的无小区系统相比，所提出的灵活双工架构可显著提升保密速率。联合优化方法可实现最高的保密性能，而低复杂度方法以低一个数量级的计算复杂度达到最优性能的90%以上，为低空无线网络中的安全上行通信提供了一种实用方案。

索引词——低空无线网络（LAWNs）、无人机通信、无小区、灵活双工、物理层安全。

I. 引言

低空无线网络（LAWNs）由无人驾驶飞行器（无人机）、空中机器人和低空平台站组成，正逐渐成为下一代智能基础设施的基本组成部分[1]–[4]。通过在3千米以下高度提供灵活、广域的空中连接，低空无线网络支持多种任务关键型应用，例如最后一公里物流、应急响应、城市监控、智慧城市感知和精准农业 [5], [6]。低空无线网络独特的三维运行空间为部署和服务提供了前所未有的灵活性，使其成为即将到来的第六代（6G）网络不可或缺的赋能技术。

尽管具有这些优势，低空无线网络因无人机的高机动性、快速的拓扑变化，以及为确保高质量空地通信而高度依赖视距（LoS）链路，与传统地面网络有所不同。虽然这些特性提升了频谱效率和连接性，但也使无人机链路面临严重的安全漏洞 [7], [8]。尤其是，低空空域中的开放视距信道极易受到窃听攻击。大多数现有的低空无线网络实现仍采用传统蜂窝范式，依赖固定的小区划分和集中式协调 [9]。这类设计不可避免地会造成严重的小区间干扰、有限的边界覆盖和隐私泄露；在无人机平台严格的尺寸、重量和功率约束下，这些问题会更加突出。因此，在动态的低空环境中，传统蜂窝设计越来越难以确保无人机通信安全。

为克服这些局限，无小区（CF）框架已成为支持无人机的低空无线网络（LAWNs）的一个有前景的范式 [10]。通过允许大量分布式接入点（AP）在没有小区边界的情况下联合服务用户，CF架构从根本上增强了空间分集，缓解了小区间干扰，并提升了以用户为中心的公平性 [11]–[13]。近期研究从多个角度探讨了基于无小区的无人机网络。在 [14], 中，研究人员提出了一种空地协作无小区架构，用于联合优化下行波束成形、前传压缩和无人机定位，从而提升覆盖范围和能效。 [15] 的作者在莱斯衰落条件下开发了一种以用户为中心的关联机制，以刻画频谱效率，并展示了无小区运行在公平性和容量方面的优势。此外，[16], [17] 研究了硬件损伤和能效优化的影响。除网络架构设计外，近期研究还关注基于无小区的无人机网络中的轨迹优化和功率控制。 [18] 的作者提出了一种多智能体强化学习

W. Shi、W. Xu、Y. Huang、J. Yao、W. Hu 和 D. Wang 就职于中国南京 211111 紫金山实验室（电子邮箱：shiwei1@pmlabs.com.cn）。W. Xu、Y. Huang、J. Yao、W. Hu 和 D. Wang 还就职于中国南京 210096 东南大学国家移动通信研究实验室（电子邮箱：{wxu, huangym, jcyao, wenhaohu, wangdm}@seu.edu.cn）。

算法，以平衡能耗和网络容量；此外， [19]中还提出了一种适用于超可靠低时延通信场景的功率控制方案。总的来说，这些研究证实了CF架构在支持高度动态且资源受限的无人机通信方面的有效性。

除了性能优化，CF范式还凭借其在大范围协作干扰管理和分布式信号协调方面的固有能力，为增强物理层安全（PLS）带来了新的机遇 [20]。通过利用协作传输、联合接收以及人工噪声（AN）辅助波束成形，CF系统能够增强合法链路，同时抑制潜在的窃听行为。然而，现有关于基于CF的安全传输的研究大多聚焦于地面通信场景，而非低空网络。例如， [21] 研究了在导频欺骗攻击下通过优化功率分配实现安全传输的问题，而 [22] 分析了硬件损伤条件下的保密性能。 [23]，探讨了集成可重构智能表面以增强保密性， [24],则提出了针对可扩展CF网络的基于随机几何的分析，并在接入点、用户和窃听者随机部署的条件下，以基于中断的保密传输速率和遍历保密速率评估保密性能。尽管这些研究已展现出CF架构增强物理层安全的潜力，但它们主要关注地面用户场景，忽视了低空无人机网络的独特特征。

与地面场景相比，无人机通信具有较强的视距传播、有限的机载发射资源和较高的移动性，因此更容易遭到截获。这些独特属性削弱了许多面向地面的物理层安全方案的有效性，并促使人们探索适用于低空环境的新型安全传输策略。近期研究已朝这一方向迈出了初步步伐。例如，文献 [25]，研究了存在窃听者时 CF 网络中的导频分配和功率控制，并推导了保密速率下界。尽管这些研究表明，在无人机场景中采用 CF 增强物理层安全具有可行性，但针对低空无线网络高度动态且以视距传播为主的特性开展的系统性研究仍然有限。特别是，分布式接入点在低空环境中同时增强合法传输和抑制窃听的协作作用，尚未得到充分探索。

为进一步提升CF架构的灵活性和频谱效率，研究者提出了网络辅助全双工（NAFD）这一概念，将其作为一种统一的双工范式，涵盖传统半双工、混合双工以及同频同时间全双工运行方式[26], [27]。在采用NAFD的CF网络中，每个接入点都可以动态运行于上行接收或下行传输模式，并根据瞬时信道条件自适应地选择双工方向。这种配置通常称为灵活双工CF，可使分布式接入点在时空维度上协同平衡数据传输与干扰抑制。与易受严重自干扰和交叉链路干扰影响的传统全双工系统不同，灵活双工CF通过在各接入点之间对发射与接收功能进行空间解耦，同时由中央处理单元（CPU）进行集中式基带协调，从而缓解这些影响。如 [26], 所示，在总天线资源相同的情况下，灵活双工CF网络凭借宏分集和分布式天线增益，能够实现高于全双工和半双工配置的频谱效率。同样， [27] 的研究表明，动态调度发射接入点（T-AP）和接收接入点（R-AP）可使灵活双工CF网络在前传和信干噪比（SINR）约束下最大化上行–下行和速率。这些研究验证了接入点级灵活双工自适应应用于分布式CF系统的实用性和效率。

受上述研究启发，本文利用灵活双工 CF 架构来应对低空无线网络中的物理层安全挑战。在所提出的设计中，每个分布式接入点都可以在接收模式（作为接收接入点，收集无人机上行数据）和发射模式（作为发射接入点，发射协作人工噪声以抑制窃听者）之间动态切换。这种接入点级模式选择策略不仅继承了非正交全双工在干扰缓解和资源效率方面的优势，还引入了一种新的空间自由度，以提升低空环境中的保密性能。主要贡献总结如下。

- 我们提出了一种新颖的灵活双工CF架构，专为LAWNs中的安全无人机上行通信而设计。每个接入点都可动态地作为执行协作接收的接收接入点（R-AP），或作为发射接入点（T-AP）发送空间结构化人工噪声，以抑制窃听者。这种接入点级双工灵活性引入了额外的空间自由度，从而实现分布式自适应保密增强。我们建立了完整的上行链路—窃听者信号模型，涵盖用户间干扰、人工噪声耦合、接入点间干扰，以及模式选择所引发的空间干扰整形效应。

- 我们构建了一个最大最小保密速率（MMSR）优化问题，在实际双工和功率约束下，联合确定AP模式、接收合并器和人工噪声协方差矩阵。该问题高度耦合，且本质上是非凸的。为应对这些挑战，我们首先推导出闭式接收合并器，从而将原问题等价地改写为一个更简单的形式。在此基础上，我们开发了一种基于罚函数对偶分解（PDD）的算法，用于联合优化AP模式和人工噪声，并保证收敛至一个驻点。在

PDD框架中，人工噪声协方差矩阵和AP模式分别采用逐次凸近似（SCA）和主化最小化（MM）技术进行迭代优化。

- 为进一步降低计算开销，我们提出一种低复杂度算法，依次确定AP模式和AN协方差矩阵。具体而言，我们引入一种用于接入点模式选择的启发式指标，综合考虑信号接收质量、窃听与干扰能力以及AP间干扰，并据此选择AP模式。在获得AP模式后，我们进一步采用PDD框架来解决剩余的非凸AN优化问题。此外，在每次PDD迭代中，我们为涉及的变量推导出闭式最优更新，从而实现高效、低复杂度的迭代细化。

- 我们通过全面的仿真验证所提出的灵活双工CF架构的有效性。结果表明，与AP角色固定的传统CF方案相比，联合优化AP模式和AN设计可显著提升保密速率，凸显了自适应AP双工的重要性。此外，与基准方案相比，所提出的方法持续带来公平性提升，使无人机用户之间的保密性能更加均衡。这些发现证实了所提出框架在低空无线网络安全上行通信中的实用价值。

本文其余部分安排如下。第二节介绍系统模型并formulates MMSR问题。第三节给出最优接收合并器以及所提出的基于PDD的联合优化算法。第四节提出低复杂度的顺序AP模式选择与人工噪声设计方案。第五节和第六节分别给出仿真结果和结论。

符号说明：粗体小写（大写）字母表示向量（矩阵）。$\mathbb{C}$ 表示复数集合。上标 $(\cdot)^T$、$(\cdot)^*$和 $(\cdot)^H$ 分别表示转置、共轭和共轭转置，而 $(\cdot)^{-1}$ 和 $(\cdot)^\dagger$ 分别表示矩阵逆和Moore–Penrose伪逆。$\mathcal{CN}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 表示均值向量为 $\boldsymbol{\mu}$、协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}$的圆对称复高斯分布。$\mathbb{E}[\cdot]$ 表示随机变量（RV）的期望。$\mathrm{diag}\{\cdot\}$ 表示对角矩阵。

$|\cdot|$、$\|\cdot\|$和 $\|\cdot\|_F$ 分别表示模数、欧几里得范数和弗罗贝尼乌斯范数。Tr(·)表示矩阵迹，$\odot$ 表示哈达玛积，而$\mathbf{A} \succeq 0$ 表示$\mathbf{A}$ 是厄米半正定的。算子 vec(·)表示矩阵向量化，而 mat(·)表示其逆算子，可将向量重塑为适当维度的矩阵。

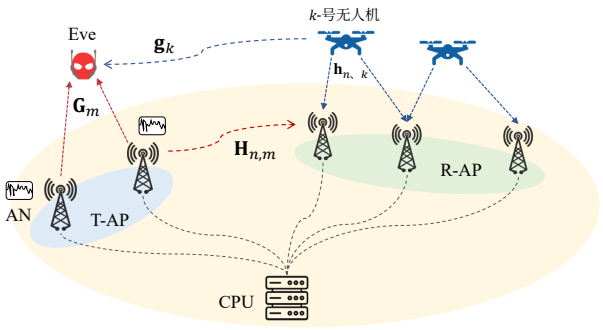

图1. LAWN中用于安全上行通信的灵活双工CF架构示意图。

II. 系统模型

我们考虑一种用于LAWN中安全上行通信的灵活双工CF架构，如图1所示。该网络由 M 个分布式接入点组成，每个接入点配备 N_a 根天线，并通过共享的时频资源单元协同为 K 架无人机提供服务。所有接入点均通过高容量前传链路连接至中央处理单元，从而能够在整个网络范围内进行联合信号处理与协调。

在灵活双工运行模式下，每个AP可根据瞬时系统需求和信道条件，在接收模式与发射模式这两种工作模式之间动态选择。当工作于接收模式时，R-AP收集无人机传输的上行信号，并将其转发至CPU进行集中式解码。相反，当工作于发射模式时，T-AP发射人工噪声，对窃听者进行主动干扰，从而增强LAWN中上行通信的物理层安全。

以下各小节将基于合法接收端和窃听者的详细信号模型，构建保密速率优化问题。

A. 上行信号与信干噪比模型

令 $x_m^C \in \{0,1\}$ 和 $x_m^J \in \{0,1\}$ 表示第 m 个接入点的二进制模式选择变量，满足 $x_m^C + x_m^J = 1$。当 $x_m^C = 1$时，该接入点处于接收模式；当$x_m^J = 1$时，该接入点处于发射模式，并发送人工噪声向量 $\mathbf{a}_m \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{V}_m)$。这里，$\mathbf{V}_m = \mathbb{E}\left[\mathbf{a}_m \mathbf{a}_m^H\right] \succeq \mathbf{0}$ 表示人工噪声协方差矩阵，用于确定其空间结构和功率分配。

因此，第 n 个接入点处的接收信号为

$$\mathbf{y}_n = x_n^C \left(\sum_{k=1}^{K} \mathbf{h}_{n,k} \sqrt{p_k} s_k + \sum_{m=1}^{M} x_m^J \mathbf{H}_{n,m} \mathbf{a}_m + \mathbf{n}_n \right), \quad (1)$$

其中，p_k 和 s_k 分别表示无人机 k 在 $\mathbb{E}[|s_k|^2] = 1$条件下的发射功率和数据信号符号。$\mathbf{h}_{n,k} \in \mathbb{C}^{N_a \times 1}$ 表示上行链路无人机k 到接收接入点 n的信道向量，其大尺度衰落取决于无人机的位置；$\mathbf{H}_{n,m} \in \mathbb{C}^{N_a \times N_a}$ 表示从发射接入点 m 到接收接入点 n的干扰信道；$\mathbf{n}_n \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_a})$

$$\gamma_k = \frac{p_k \left|\mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{h}_k\right|^2}{\sum_{i\neq k}^{K} p_i \left|\mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{h}_i\right|^2 + \sum_{m=1}^{M} x_m^J \mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{H}_m \mathbf{V}_m \mathbf{H}_m^H \mathbf{S}_c \mathbf{u}_k + \sigma_n^2 \mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{u}_k}. \tag{5}$$

表示功率为 σ_n^2的加性白高斯噪声（AWGN）。

接入点将所有接收到的数据信号转发至中央处理单元进行处理，从而实现集中式无小区架构。将所有 $n \in \{1,2,...,M\}$ 对应的 $\mathbf{y}_n$ 堆叠后，中央处理单元处的接收信号 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{MN_a\times 1}$ 可表示为

$$\mathbf{y} = \left[\mathbf{y}_1^T, \ldots, \mathbf{y}_M^T\right]^T. \tag{2}$$

为检测 s_k，中央处理单元采用接收合并向量 $\mathbf{u}_k = \left[\mathbf{u}_{1,k}^T, \ldots, \mathbf{u}_{M,k}^T\right]^T \in \mathbb{C}^{MN_a\times 1}$，因此，无人机 k 的合并信号为

$$\begin{aligned} r_k &= \mathbf{u}_k^H \mathbf{y} = \sum_{n=1}^{M} \mathbf{u}_{n,k}^H \mathbf{y}_n \\ &= \sum_{n=1}^{M}\sum_{i=1}^{K} \mathbf{u}_{n,k}^H x_n^C \mathbf{h}_{n,i}\sqrt{p_i} s_i \\ &\quad + \sum_{n=1}^{M}\sum_{m=1}^{M} \mathbf{u}_{n,k}^H x_n^C x_m^J \mathbf{H}_{n,m}\mathbf{a}_m + \sum_{n=1}^{M} \mathbf{u}_{n,k}^H x_n^C \mathbf{n}_n. \end{aligned} \tag{3}$$

为便于表示，我们定义一个对角模式选择矩阵如下：

$$\mathbf{S}_c \triangleq \operatorname{diag}\left\{x_1^C \mathbf{I}_{N_a}, \ldots, x_M^C \mathbf{I}_{N_a}\right\} \in \mathbb{C}^{MN_a\times MN_a}, \tag{4}$$

其中，每个对角块 $x_m^C \mathbf{I}_{N_a}$ 表示第 m 个接入点是否处于接收模式。换言之，$\mathbf{S}_c$ 充当空间选择算子，在保留处于接收模式的接入点 ($x_m^C = 1$) 的接收信号分量的同时，将处于发射模式的接入点 ($x_m^C = 0$) 的信号分量置零。

然后，无人机 k 在中央处理单元处的瞬时信干噪比可推导为式 (5)，其中 $\mathbf{h}_k \triangleq [\mathbf{h}_{1,k}^T, \ldots, \mathbf{h}_{M,k}^T]^T \in \mathbb{C}^{MN_a\times 1}$ 表示堆叠后的无人机-接入点信道向量，而 $\mathbf{H}_m \triangleq [\mathbf{H}_{1,m}^T, \ldots, \mathbf{H}_{M,m}^T]^T \in \mathbb{C}^{MN_a\times N_a}$ 表示从第 m 个接入点到所有接入点的堆叠干扰信道矩阵。

B. 窃听者信号与信干噪比模型

我们考虑一名配备 N_e根天线的窃听者（Eve），试图窃听合法无人机的传输。随后，Eve 处接收的信号表示为

$$\mathbf{y}_e = \sum_{k=1}^{K} \mathbf{g}_k \sqrt{p_k} s_k + \sum_{m=1}^{M} x_m^J \mathbf{G}_m \mathbf{a}_m + \mathbf{n}_e, \tag{6}$$

其中，$\mathbf{g}_k \in \mathbb{C}^{N_e\times 1}$ 表示无人机到 Eve 的信道，$\mathbf{G}_m \in \mathbb{C}^{N_e\times N_a}$ 表示接入点到 Eve 的信道，而 $\mathbf{n}_e \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_e^2 \mathbf{I}_{N_e})$ 是 Eve 处的加性白高斯噪声。

如果窃听者采用线性合并向量$\mathbf{w}_{e,\ k}$ 来检测无人机 k的信号，则所得信干噪比如式（7）所示。

C. 可达速率与保密速率

基于式（5）和式（7）中推导出的信干噪比表达式，无人机 k 在中央处理单元处的可达速率以及窃听者处的窃听速率分别为

$$R_k = \log_2\left(1+\gamma_k\right),\ R_{e,k} = \log_2\left(1+\gamma_{e,k}\right). \tag{8}$$

因此，无人机 k的瞬时保密速率表示为 [28]–[30]

$$R_k^{\text{sec}} = \left[R_k - R_{e,k}\right]^+ = \left[\log_2 \frac{1+\gamma_k}{1+\gamma_{e,k}}\right]^+, \tag{9}$$

其中 $[x]^+ = \max\{0, x\}$。该表达式刻画了每个时隙的瞬时保密性能，这对于低空无人机通信尤为重要，因为这类通信具有快速时变的信道和动态的网络拓扑。因此，优化瞬时保密速率能够实时适应空间和信道波动。

D. 优化问题构建

为联合利用分布式接入点的协作潜力并抑制窃听威胁，我们构建了一个动态接入点模式选择问题，以最大化所有无人机中的最小保密速率。具体而言，该问题表述为

$$\begin{aligned} \underset{\{x_m^C, x_m^J\}, \{\mathbf{u}_k, \mathbf{V}_m \succeq \mathbf{0}\}}{\text{maximize}} \quad & \min_k R_k^{\text{sec}} \\ \text{subject to} \quad & \text{C1}: x_m^C + x_m^J = 1, x_m^C, x_m^J \in \{0,1\}\ \forall m, \\ & \text{C2}: \operatorname{Tr}\left(\mathbf{V}_m\right) \le x_m^J P_m, \forall m, \end{aligned} \tag{10}$$

其中，二元模式选择变量 x_m^C 和 x_m^J 分别表示接入点 m 是否工作在接收模式或干扰模式。约束 C1 强制接入点模式互斥，而约束 C2 根据每个接入点的最大发射能力 P_m 限制其人工噪声功率。

该最大最小保密速率问题构建通过避免保密速率中断并平衡动态低空无线网络链路中的保密性，实现了无人机公平性。通过自适应协调协作接收与干扰，该方法为灵活双工协作波束成形策略实现稳健的物理层安全奠定了合理基础。

III. 提出的联合优化算法

本节将以迭代方式求解问题 (10)。具体而言，我们首先推导出接收合并向量的闭式表达式，从而简化原问题。随后，采用 PDD 方法联合优化接入点模式选择和人工噪声协方差矩阵。

$$\gamma_{e,k}=\frac{p_k\left|\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{g}_k\right|^2}{\sum_{i\neq k}p_i\left|\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{g}_i\right|^2+\sum_{m=1}^{M}x_m^J\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{G}_m\mathbf{V}_m\mathbf{G}_m^H\mathbf{w}_{e,k}+\sigma_e^2\|\mathbf{w}_{e,k}\|^2}. \tag{7}$$

A. 接收合并的闭式解

我们注意到，接收合并向量 $\mathbf{u}_k$ 仅影响第 k 个无人机的上行链路信干噪比，对其他无人机或窃听性能均无影响。因此，对于任意给定的模式选择和人工噪声信号，$\mathbf{u}_k$ 的设计准则是在中央处理单元处最大化信干噪比 γ_k。基于这一准则，其闭式最优解将在下述命题中给出。

命题1：对于给定的接入点模式选择 $\{x_m^C,x_m^J\}_{m=1}^M$ 和人工噪声协方差矩阵 $\{\mathbf{V}\}_{m=1}^M$，第 k 个无人机的最优接收合并器 $\mathbf{u}_k$ 等于

$$\mathbf{u}_k^*=\left(\sum_{i\neq k}^{K}p_i\mathbf{S}_c\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H\mathbf{S}_c+\sum_{m=1}^{M}x_m^J\mathbf{S}_c\mathbf{H}_m\mathbf{V}_m\mathbf{H}_m^H\mathbf{S}_c+\sigma_n^2\mathbf{I}\right)^{-1}\times\mathbf{S}_c\mathbf{h}_k. \tag{11}$$

证明：请参见附录A。 □

将 $\mathbf{u}_k^*$ 代入（5）后，等效的简化信干噪比表达式为

$$\gamma_k^*=p_k\mathbf{h}_k^H\mathbf{S}_c\left(\sum_{i\neq k}^{K}p_i\mathbf{S}_c\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H\mathbf{S}_c+\sum_{m=1}^{M}x_m^J\mathbf{S}_c\mathbf{H}_m\mathbf{V}_m\mathbf{H}_m^H\mathbf{S}_c+\sigma_n^2\mathbf{I}\right)^{-1}\mathbf{S}_c\mathbf{h}_k. \tag{12}$$

因此，问题（10）可归结为关于接入点模式选择和人工噪声设计的优化问题，其具体解如下所示。

B. 接入点模式与AN优化的PDD框架

首先，为了处理复杂的分式项，我们引入松弛变量，并将问题（10）重写为

$$\begin{aligned}\underset{\substack{\{x_m^C,x_m^J\},\{\mathbf{V}_m\succeq\mathbf{0}\},\\ r,\{\tau_k,\chi_k\}}}{\text{maximize}}\quad & r\\ \text{subject to}\quad & \mathrm{C1}-\mathrm{C2},\\ & \mathrm{C3}: 1+\gamma_k\geq 2^{\tau_k},\forall k,\\ & \mathrm{C4}: 1+\gamma_{e,k}\leq 2^{\chi_k},\forall k,\\ & \mathrm{C5}: \tau_k-\chi_k\geq r,\forall k,\end{aligned} \tag{13}$$

其中，r，2^{τ_k}和 2^{χ_k} 分别替代目标函数中的 $\min_k R_k^{\mathrm{sec}}$、$1+\gamma_k$ 和$1+\gamma_{e,k}$。

在上述问题中，人工噪声协方差矩阵$\mathbf{V}_m$与 x_m^C，以及 x_m^J仍然高度耦合，难以处理。为此，我们定义以下变量 $\mathbf{V}_m\triangleq x_m^J\mathbf{V}_m$ 和$\mathbf{B}_k\triangleq\sum_{i\neq k}^{K}p_i\mathbf{S}_c\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H\mathbf{S}_c+\sum_{m=1}^{M}x_m^J\mathbf{S}_c\mathbf{H}_m\mathbf{V}_m\mathbf{H}_m^H\mathbf{S}_c+\sigma_n^2\mathbf{I}$。由于引入了$\mathbf{V}_m$，$\mathbf{V}_m$ 和 x_m^J 被统一为一个变量，相关约束改写如下：

$$\begin{aligned}&\overline{\mathrm{C1}}: \delta\left(\mathrm{Tr}(\overline{\mathbf{V}}_m)\right)+x_m^C\leq 1,\ x_m^C\in\{0,1\},\forall m,\\ &\overline{\mathrm{C2}}: \mathrm{Tr}\left(\overline{\mathbf{V}}_m\right)\leq P_m,\forall m,\end{aligned} \tag{14}$$

其中，当且仅当输入非零时，$\delta(\cdot)$ 输出 1，否则输出 0。此外，引入$\mathbf{B}_k$后，约束 C3 等价于

$$\begin{aligned}&\overline{\mathrm{C3}}: 1+p_k\mathbf{h}_k^H\mathbf{S}_c\mathbf{B}_k^{-1}\mathbf{S}_c\mathbf{h}_k\geq 2^{\tau_k},\ \forall k,\\ &\mathrm{C6}: \mathbf{B}_k-\sigma_n^2\mathbf{I}=\mathbf{S}_c\left(\sum_{i\neq k}^{K}p_i\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H+\sum_{m=1}^{M}\mathbf{H}_m\overline{\mathbf{V}}_m\mathbf{H}_m^H\right)\mathbf{S}_c,\ \forall k.\end{aligned} \tag{15}$$

C3 的左侧关于$\mathbf{S}_c$和$\mathbf{B}_k$联合凸。然而，等式约束 C6 仍然具有挑战性。

罚函数对偶分解（PDD）方法是一种广为人知且有效的方法，可用于处理此类等式约束并解耦多变量优化 [31]。因此，我们采用 PDD 方法来解决这一难题。具体而言，通过引入辅助变量 $\{y_m^C\}_{m=1}^M$ 和$\{\mathbf{B}_k\}_{k=1}^K$，我们首先将问题（13）改写为

$$\begin{aligned}\underset{\substack{\{x_m^C,y_m^C\},\{\mathbf{V}_m\succeq\mathbf{0}\},\\ r,\{\tau_k,\chi_k\},\mathbf{B}_k}}{\text{maximize}}\quad & r\\ \text{subject to}\quad & \overline{\mathrm{C2}},\mathrm{C5},\mathrm{C6},\\ & \overline{\mathrm{C1}}: \delta\left(\mathrm{Tr}(\overline{\mathbf{V}}_m)\right)+y_m^C\leq 1,\forall m,\\ & \overline{\mathrm{C3}}: 1+p_k\mathbf{h}_k^H\mathbf{S}_c\overline{\mathbf{B}}_k^{-1}\mathbf{S}_c\mathbf{h}_k\geq 2^{\tau_k},\forall k\\ & \overline{\mathrm{C4}}: \sum_{m=1}^{M}\frac{1}{p_k\left|\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{g}_k\right|^2}\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{G}_m\overline{\mathbf{V}}_m\mathbf{G}_m^H\mathbf{w}_{e,k}\\ &\qquad\geq\frac{1}{2^{\chi_k}-1}-\frac{\sum_{i\neq k}p_i\left|\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{g}_i\right|^2+\sigma_e^2\|\mathbf{w}_{e,k}\|^2}{p_k\left|\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{g}_k\right|^2},\forall k,\\ & \mathrm{C7}: x_m^C=y_m^C,\ x_m^C\in\{0,1\},\forall m,\\ & \mathrm{C8}: \mathbf{B}_k=\overline{\mathbf{B}}_k,\forall k.\end{aligned} \tag{16}$$

引入 $\{y_m^C\}_{m=1}^M$ 和 $\{\mathbf{B}_k\}_{k=1}^K$ 可使约束中的变量解耦，从而便于后续进行交替优化。随后，将式 (16) 的增广拉格朗日问题构造为

$$\underset{\substack{\{x_m^C,y_m^C\},\{\mathbf{V}_m\succeq\mathbf{0}\},\\ r,\{\tau_k,\chi_k\},\mathbf{B}_k,\overline{\mathbf{B}}_k}}{\text{maximize}}\quad r-P_\rho\left(\{x_m^C,y_m^C\}_{m=1}^M,\{\mathbf{B}_k,\overline{\mathbf{B}}_k\}_{k=1}^K\right)$$

$$P_\rho\left(\{x_m^C,y_m^C\}_{m=1}^M,\{\mathbf{B}_k,\overline{\mathbf{B}}_k\}_{k=1}^K\right)\triangleq\frac{1}{2\rho}\left(\sum_{k=1}^K\left\|\mathbf{B}_k-\sigma_n^2\mathbf{I}-\mathbf{S}_c\left(\sum_{i\neq k}^K p_i\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H+\sum_{m=1}^M\mathbf{H}_m\overline{\mathbf{V}}_m\mathbf{H}_m^H\right)\mathbf{S}_c+\rho\mathbf{Z}_{1,k}\right\|_F^2\right.$$
$$\left.+\sum_{k=1}^K\left\|\mathbf{B}_k-\overline{\mathbf{B}}_k+\rho\mathbf{Z}_{2,k}\right\|_F^2+\sum_{m=1}^M\left(x_m^C-y_m^C+\rho z_{3,m}\right)^2\right)\tag{18}$$

$$\text{subject to}\quad \overline{\text{C1}},\overline{\text{C2}},\overline{\text{C3}},\overline{\text{C4}},\text{C5},\tag{17}$$

其中，$P_\rho\left(\{x_m^C,y_m^C\}_{m=1}^M,\{\mathbf{B}_k,\underline{\mathbf{B}}_k\}_{k=1}^K\right)$ 在式 (18) 中定义，$\mathbf{Z}_{1,k}$、$\mathbf{Z}_{2,k}$和$z_{3,m}$ 分别表示与约束 C6、C7 和 C8 相关联的对偶变量，ρ为惩罚参数。

C. 求解问题（17）的块坐标下降法

接下来，我们在内层迭代中采用块坐标下降法求解问题（17），同时在外层迭代中更新对偶变量和惩罚参数。具体而言，将变量划分为三个块，相应的BCD迭代更新步骤如下所述。

1）更新 $\{y_m^C\}$、$\{\mathbf{V}_m\succeq\mathbf{0}\}$、$r$ 和 $\{\chi_k\}$: 固定其他变量后，关于 $\{y_m^C\}$、$\{\mathbf{V}_m\succeq\mathbf{0}\}$、$r$ 和 $\{\chi_k\}$ 的问题可化为

$$\underset{\{x_m^C\},\{\overline{\mathbf{V}}_m\succeq\mathbf{0}\},r,\{\chi_k\}}{\text{maximize}}\quad r-P_\rho\left(\{x_m^C,y_m^C\}_{m=1}^M,\{\mathbf{B}_k,\overline{\mathbf{B}}_k\}_{k=1}^K\right)$$
$$\text{subject to}\quad \overline{\text{C1}},\overline{\text{C2}},\overline{\text{C4}},\text{C5}.\tag{19}$$

尽管目标函数现在是凸函数，但约束条件C1和C4仍然是非凸的，需要进行进一步处理。对于约束条件C1，我们首先用一个凹函数近似$\delta\left(\text{Tr}(\mathbf{V}_m)\right)$，即

$$\delta\left(\text{Tr}(\overline{\mathbf{V}}_m)\right)\approx\frac{2}{\pi}\arctan\left(\frac{\text{Tr}(\overline{\mathbf{V}}_m}{\varpi}\right)\triangleq f_\varpi(\text{Tr}(\overline{\mathbf{V}}_m)),\tag{20}$$

其中，$\varpi>0$ 是控制近似精度的参数，取值越小，近似精度越高。

现在，我们可以采用逐次凸近似技术来处理非凸约束 C1 和 C4。具体而言，我们考虑以下凹部分的上界:

$$f_\varpi(\text{Tr}(\overline{\mathbf{V}}_m))\leq f_\varpi\left(\text{Tr}\left(\overline{\mathbf{V}}_m^{(t)}\right)\right)+\nabla f_\varpi\left(\text{Tr}\left(\overline{\mathbf{V}}_m^{(t)}\right)\right)\left(\text{Tr}\left(\overline{\mathbf{V}}_m-\overline{\mathbf{V}}_m^{(t)}\right)\right),$$
$$\frac{1}{2^{\chi_k}-1}\leq\frac{1}{2^{\chi_k^{(t)}}-1}-\frac{\ln2\cdot2^{\chi_k^{(t)}}}{\left(2^{\chi_k^{(t)}}-1\right)^2}\left(\chi_k-\chi_k^{(t)}\right),\tag{21}$$

其中，$\overline{\mathbf{V}}_m^{(t)}$ 和 $\chi_k^{(t)}$ 是第 t 次迭代中的解。基于式（21）中的凸近似，我们将 C1 和 C4 中的凹部分替换为新约束 $\widetilde{\quad}$ $\widetilde{\quad}$，并将其记为 $\widetilde{\text{C1}}$ 和 $\widetilde{\text{C4}}$。在第（$t+1$）次迭代中，我们考虑以下凸代理问题

$$\underset{\{x_m^C\},\{\mathbf{V}_m\succeq\mathbf{0}\},r,\{\chi_k\}}{\text{maximize}}\quad r-P_\rho\left(\{x_m^C,y_m^C\}_{m=1}^M,\{\mathbf{B}_k,\overline{\mathbf{B}}_k\}_{k=1}^K\right)$$
$$\text{subject to}\quad \widetilde{\text{C1}},\overline{\text{C2}},\widetilde{\text{C4}},\text{C5},\tag{22}$$

该问题可由现有数值凸规划求解器高效求解 [32]。求解式（22）后，我们利用得到的最优解更新 $\mathbf{V}_m^{(t)}$ 和 $\chi_k^{(t)}$，然后进入下一次迭代。值得注意的是，该迭代过程保证收敛到问题（19）的 Karush–Kuhn–Tucker（KKT）点 [33], [34]。

2) 更新 $\mathbf{B}_k$: 优化 $\mathbf{B}_k$ 的子问题如式（23）所示，该问题是凸的，因此可以直接求得其最优解。具体而言，有

$$\mathbf{B}_k=\frac{1}{2}\left(\sigma_n^2\mathbf{I}+\mathbf{S}_c\left(\sum_{i\neq k}^K p_i\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H+\sum_{m=1}^M\mathbf{H}_m\overline{\mathbf{V}}_m\mathbf{H}_m^H\right)\mathbf{S}_c-\rho\mathbf{Z}_{1,k}+\overline{\mathbf{B}}_k-\rho\mathbf{Z}_{2,k}\right).\tag{24}$$

3) 更新 $\{x_m^C\}$、r、$\{\tau_k\}$ 和 $\mathbf{B}_k$: 固定其他变量后，该子问题如式（25）所示。考虑到目标函数包含 x_m^C 的四阶项，我们首先将其简化如下:

$$\begin{aligned}&\sum_{k=1}^K\|\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c-\mathbf{C}_k\|_F^2\\&=\sum_{k=1}^K\text{Tr}(\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c)-2\Re\left\{\text{Tr}\left(\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c\mathbf{C}_k^H\right)\right\}+\|\mathbf{C}_k\|_F^2\\&=\sum_{k=1}^K\text{Tr}\left(\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\right)-2\Re\left\{\text{Tr}\left(\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c\mathbf{C}_k^H\right)\right\}\\&=\sum_{k=1}^K\Re\left\{\text{Tr}\left(\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)\right\},\end{aligned}\tag{26}$$

其中 $\mathbf{Q}_k=\sum_{i\neq k}^K p_i\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H+\sum_{m=1}^M\mathbf{H}_m\mathbf{V}_m\mathbf{H}_m^H$，$\mathbf{C}_k=\mathbf{B}_k-\sigma_n^2\mathbf{I}+\rho\mathbf{Z}_{1,k}$，且该等式利用了$\mathbf{S}_c^2=\mathbf{S}_c$这一事实。然后，应用 [35, 式（1.10.6）], 可得

$$\sum_{k=1}^K\Re\left\{\text{Tr}\left(\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)\right\}=\mathbf{x}^H\left(\sum_{k=1}^K\mathbf{Q}_k\odot\left(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)\right)\mathbf{x},\tag{27}$$

其中 $\mathbf{x}\triangleq\left[x_1^C\mathbf{1};\cdots;x_M^C\mathbf{1}\right]$。由于无法确定 $\sum_{k=1}^K\mathbf{Q}_k\odot\left(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)$ 的正定性，因此无法判定式 (27) 的凸性或凹性。为了解决这一问题，我们提出一种基于MM的方法。

$$\underset{\mathbf{B}_k}{\text{minimize}} \quad \left\|\mathbf{B}_k-\sigma_n^2\mathbf{I}-\mathbf{S}_c\left(\sum_{i\neq k}^{K}p_i\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H+\sum_{m=1}^{M}\mathbf{H}_m\overline{\mathbf{V}}_m\mathbf{H}_m^H\right)\mathbf{S}_c+\rho\mathbf{Z}_{1,k}\right\|_F^2+\left\|\mathbf{B}_k-\overline{\mathbf{B}}_k+\rho\mathbf{Z}_{2,k}\right\|_F^2 \tag{23}$$

$$\begin{aligned}\underset{\{x_m^C\},r,\{\tau_k\},\overline{\mathbf{B}}_k}{\text{maximize}} \quad & r-\frac{1}{2\rho}\Bigg(\sum_{k=1}^{K}\left\|\mathbf{B}_k-\sigma_n^2\mathbf{I}-\mathbf{S}_c\left(\sum_{i\neq k}^{K}p_i\mathbf{h}_i\mathbf{h}_i^H+\sum_{m=1}^{M}\mathbf{H}_m\overline{\mathbf{V}}_m\mathbf{H}_m^H\right)\mathbf{S}_c+\rho\mathbf{Z}_{1,k}\right\|_F^2\\ & +\sum_{k=1}^{K}\left\|\mathbf{B}_k-\overline{\mathbf{B}}_k+\rho\mathbf{Z}_{2,k}\right\|_F^2+\sum_{m=1}^{M}\left(x_m^C-y_m^C+\rho z_{3,m}\right)^2\Bigg)\\ \text{满足} \quad & \overline{\text{C3}},\ \text{C5}。\end{aligned} \tag{25}$$

根据 [36, 式 (26)], ，我们对式 (27) 中的项采用以下上界：

$$\begin{aligned}&\mathbf{x}^H\left(\sum_{k=1}^{K}\mathbf{Q}_k\odot\left(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)\right)\mathbf{x}\leq\mathbf{x}^H\mathbf{M}\mathbf{x}\\ &+2\Re\left\{\mathbf{x}^H\left(\left(\sum_{k=1}^{K}\mathbf{Q}_k\odot\left(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)\right)-\mathbf{M}\right)\mathbf{x}^{(t)}\right\}\\ &+\left(\mathbf{x}^{(t)}\right)^H\left(\mathbf{M}-\left(\sum_{k=1}^{K}\mathbf{Q}_k\odot\left(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)\right)\right)\mathbf{x}^{(t)}\triangleq g\left(\mathbf{x}|\mathbf{x}^{(t)}\right),\end{aligned} \tag{28}$$

其中，$\mathbf{x}^{(t)}=\left[x^C{}_{,1}{}^{(t)}\mathbf{1};\cdots;x^C{}_{,M}{}^{(t)}\mathbf{1}\right]$ 是前一次迭代得到的最优解，$\sum_{k=1}^{K}\mathbf{Q}_k\odot\left(\mathbf{Q}_k-2\mathbf{C}_k^H\right)=\mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{U}^H$ 以及$\mathbf{M}=\mathbf{U}\max\{\mathbf{S}\ \mathbf{0}\}\mathbf{U}^H$。此外，我们注意到，关于$\mathbf{B}_k$，C3 仍为非凸。根据 [36, 式（14）]，左端项可下界为

$$\begin{aligned}&p_k\mathbf{h}_k^H\mathbf{S}_c\overline{\mathbf{B}}_k^{-1}\mathbf{S}_c\mathbf{h}_k\geq 2p_k\mathrm{Tr}\left(\mathbf{S}_c^{(t)}\left(\overline{\mathbf{B}}_k^{(t)}\right)^{-1}\mathbf{S}_c\mathbf{h}_k\mathbf{h}_k^H\right)\\ &-\mathrm{Tr}\left(\left(\overline{\mathbf{B}}_k^{(t)}\right)^{-1}\mathbf{S}_c^{(t)}\mathbf{h}_k\mathbf{h}_k^H\mathbf{S}_c^{(t)}\left(\overline{\mathbf{B}}_k^{(t)}\right)^{-1}\overline{\mathbf{B}}_k\right)\\ &\triangleq h\left(\overline{\mathbf{B}}_k,\mathbf{S}_c|\overline{\mathbf{B}}_k^{(t)},\mathbf{S}_c^{(t)}\right),\end{aligned} \tag{29}$$

其中，$\mathbf{B}_k^{(t)}$ 是第 t次迭代中$\mathbf{B}_k$ 的最优解。然后，对于 x_m^C的离散约束，我们将其等价地转换为

$$\begin{aligned}&\text{C9}:(x_m^C)^2-x_m^C\leq 1,\forall m,\\ &\text{C10}:(x_m^C)^2-x_m^C\geq 1,\forall m.\end{aligned} \tag{30}$$

非凸约束 C10 可近似为

$$\overline{\text{C10}}:2x_m^{C,(t)}x_m^C-(x_m^{C,(t)})^2-x_m^C\geq 1,\forall m. \tag{31}$$

现在，我们构建第t次迭代时的凸代理问题如下：

$$\begin{aligned}\underset{\{x_m^C\},r,\{\tau_k\},\overline{\mathbf{B}}_k}{\text{maximize}} \quad & r-\frac{1}{2\rho}g\left(\mathbf{x}|\mathbf{x}^{(t)}\right)-\frac{1}{2\rho}\Bigg(\sum_{k=1}^{K}\left\|\mathbf{B}_k-\overline{\mathbf{B}}_k+\rho\mathbf{Z}_{2,k}\right\|_F^2\\ & +\sum_{m=1}^{M}\left(x_m^C-y_m^C+\rho z_{3,m}\right)^2\Bigg)\\ \text{subject to} \quad & \widetilde{\text{C3}}:1+h\left(\overline{\mathbf{B}}_k,\mathbf{S}_c|\overline{\mathbf{B}}_k^{(t)},\mathbf{S}_c^{(t)}\right)\geq 2^{\tau_k},\forall k\\ & \text{C5},\overline{\text{C10}}.\end{aligned} \tag{32}$$

上述过程不断迭代，直至收敛，从而保证所得解最终收敛到问题（25）的一个驻点。

此外，在外层迭代中，对偶变量更新为

$$\begin{aligned}\mathbf{Z}_{1,k}&=\mathbf{Z}_{1,k}+\frac{1}{\rho}\left(\mathbf{B}_k-\sigma_n^2\mathbf{I}-\mathbf{S}_c\mathbf{Q}_k\mathbf{S}_c\right),\forall k,\\ \mathbf{Z}_{2,k}&=\mathbf{Z}_{2,k}+\frac{1}{\rho}\left(\mathbf{B}_k-\overline{\mathbf{B}}_k\right),\forall k,\\ z_{3,m}&=z_{3,m}+\frac{1}{\rho}(x_m^C-y_m^C),\forall k.\end{aligned} \tag{33}$$

所提出的用于求解问题 (13) 的 PDD 方法的详细步骤列于算法1中，其中c 是用于降低惩罚参数的常数。根据 [31]，，通过算法1获得的最终解收敛于问题 (13) 的一个驻点。在 PDD框架内，原始变量通过 BCD迭代进行更新，而对偶变量和惩罚参数则依次优化。主要计算负担来自更新 $\mathbf{B}_k$ 和 $\mathbf{V}_m$，其复杂度为 $\mathcal{O}(LK^{3.5}M^{6.5}N_a^{6.5})$ 阶，其中 L 表示 SCA迭代次数。 — —

IV. 低复杂度算法

为减轻联合优化 AP模式和 AN协方差所带来的计算负担，本节提出一种序贯低复杂度算法。具体而言，首先通过启发式规则确定 AP模式，然后采用闭式迭代过程进行 AN优化。

A. 启发式AP模式选择

为降低联合优化AP模式与AN协方差矩阵所带来的复杂度，

算法1 求解 (13) 的所提出的算法

初始化可行初始变量 $\quad$，对偶变量$\mathbf{Z}^{(0)}_{1,k}$，$\mathbf{Z}^{(0)}_{2,k}$, $z^{(0)}_{3,m}$，惩罚参数 $\rho^{(0)}$，常数 $c \in (0,1)$ 和 $\ell = 0$。
重复
  重复
    初始化 $t = 0$ 和初始变量 $\mathbf{V}^{(0)}_m$ 和 $\chi^{(0)}_k$.
    重复
      求解 (22) 并更新 $\mathbf{V}^{(t)}_m$ 和 $\chi^{(t)}_k$.
      设置 $t = t + 1$。
    直至收敛。
    根据（24）更新 $\mathbf{B}_k, \forall k$ 。
    初始化 $t = 0$ 和初始变量 $x^{C,(0)}_m$ and $\overline{\mathbf{B}}^{(0)}_k$.
    重复
      求解（32），并更新 $x^{C,(t)}_m$ 和 $\mathbf{B}^{(t)}_k$。
      设置 $t = t + 1$。
    直到收敛。
  直到收敛。
  根据式（33）更新对偶变量。
  将惩罚参数更新为 $\rho^{(\ell+1)} = c\rho^{(\ell)}$。
  设置 $\ell \leftarrow \ell + 1$。
直到收敛。

我们提出一种低复杂度启发式方法，以顺序方式确定AP模式。其核心思想是，在选择第 n个接收接入点时，仅将尚未分配的接入点视为潜在的发射接入点。因此，每个候选接收接入点的干扰脆弱性评估依据的是该阶段实际可能发送人工噪声的接入点集合，而非假设所有接入点都能同时充当干扰机。这种顺序评估可避免高估干扰，从而实现更准确、更自适应的模式决策。

1) 指标定义：令 $\mathcal{R}$ 表示已被选为接收接入点的接入点集合，令 $\mathcal{C}$ 表示尚未分配的接入点集合，即 $\mathcal{C} = \{1, \ldots, M\} \setminus \mathcal{R}$。对于每个接入点$m \in \mathcal{C}$，引入以下四个指标，以评估其作为接收点或干扰点的适用性。

a) 接收增益（RG）：接入点 m 的上行链路接收质量表示为

$$\mathrm{RG}_m \triangleq \sum_{k=1}^{K} p_k \|\mathbf{h}_{m,k}\|^2, \tag{34}$$

该指标反映其从所有无人机接收到的聚合信号强度。

b) 对潜在发射接入点干扰的易受性：在当前选择步骤中，只有 $\mathcal{C}\backslash\{m\}$ 中的接入点可以作为发射接入点运行。因此，接入点 m 处的人工噪声泄漏近似为

$$\mathrm{VUL}_m(\mathcal{C}) \triangleq \sum_{j \in \mathcal{C}\setminus\{m\}} P_j \|\mathbf{H}_{m,j}\|_F^2, \tag{35}$$

这准确反映了顺序模式选择过程下的干扰风险。

c) 干扰增益（JG）：接入点 m 干扰窃听者的能力可表示为

$$\mathrm{JG}_m \triangleq P_m \|\mathbf{G}_m\|_F^2. \tag{36}$$

值越大，表明接入点 m 越适合用作发射接入点。

d) 对现有接收接入点的反噬：如果接入点 m 之后成为 T-AP，其人工噪声可能会对已选定的接收接入点造成干扰，如下所示

$$\mathrm{BF}_m(\mathcal{R}) \triangleq \sum_{n \in \mathcal{R}} P_m \|\mathbf{H}_{n,m}\|_F^2. \tag{37}$$

2) 顺序优先级评分：根据上述指标，每个候选项 $m \in \mathcal{C}$ 的优先级评分定义为

$$\mathrm{score}_m(\mathcal{C}) \triangleq \frac{\mathrm{RG}_m}{\mathrm{VUL}_m(\mathcal{C}) + N_a\sigma_n^2} \times \frac{1}{1 + \beta \frac{\mathrm{JG}_m}{\mathrm{BF}_m(\mathcal{R}) + \epsilon}}, \tag{38}$$

其中，$\beta \geq 0$ 用于调整保留强干扰机作为 T-AP 的倾向，$\epsilon > 0$ 则确保数值稳定性。第一个分数项倾向于选择接收能力较强且易受人工噪声干扰程度较低的接入点；第二个分数项则会惩罚那些干扰潜力较高（适合作为 T-AP 保留）或会对已选定的接收接入点造成强烈人工噪声泄漏的接入点。可扩展无小区系统中也研究过类似的接入点选择策略 [37], ，这证明了采用启发式顺序分配来平衡性能与复杂度的可行性。因此，我们的顺序优先级评分可视为针对面向保密的灵活双工运行而设计的一种自然扩展。

3) 贪心分配过程：设 $N_C = \lfloor \theta M \rfloor$ 为所需接收接入点的数量。该启发式方法从$\mathcal{R} = \emptyset$和 $\mathcal{C} = \{1, \ldots, M\}$开始，并迭代选择接收接入点，具体如下

$$m^\star = \arg\max_{m \in \mathcal{C}} \mathrm{score}_m(\mathcal{C}). \tag{39}$$

然后，我们按如下方式更新集合

$$\mathcal{R} \leftarrow \mathcal{R} \cup \{m^\star\}, \qquad \mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C} \setminus \{m^\star\}. \tag{40}$$

选出 N_C 个接收接入点后，最终的接入点模式分配由以下分段规则给出

$$(x_m^C, x_m^J) = \begin{cases} (1,0), & m \in \mathcal{R}, \\ (0,1), & m \in \mathcal{C}. \end{cases} \tag{41}$$

这种启发式顺序分配体现了灵活双工CF架构中接收接入点和发射接入点的不对称作用，并为后续的AN协方差优化提供了高效的初始化。

B固定接入点分配下的人工噪声优化 化

给定固定的接入点分配后，我们继续优化人工噪声协方差矩阵。在此之前，我们通过从原始信道向量 $\mathbf{h}_k$中移除零分量（即对应于第 m 个接入点且 $x_m^J = 1$ 的信道），来更新有效信道向量 $\widetilde{\mathbf{h}}_k \in \mathbb{C}^{NN_a \times 1}$，其中 $N = \sum_{m=1}^{M} x_m^C$ 为接收接入点的数量。同样，

~有效 AP 间信道矩阵更新为 $\mathbf{H}_m \in \mathbb{C}^{NN_a \times N_{a_0}}$。利用有效信道，我们将人工噪声优化问题改写为

$$\begin{aligned}
\underset{\{\mathbf{V}_m \succeq \mathbf{0}\}_{m\in\mathcal{A}}}{\text{maximize}} \quad & \min_k \frac{1+p_k \widetilde{\mathbf{h}}_k^H \left(\mathbf{D}_k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\mathbf{H}}_m \mathbf{V}_m \widetilde{\mathbf{H}}_m^H\right)^{-1} \widetilde{\mathbf{h}}_k}{1+\frac{1}{c_k + \frac{1}{\widetilde{p}_k}\sum_{m\in\mathcal{A}} \mathbf{w}_{e,k}^H \mathbf{G}_m \mathbf{V}_m \mathbf{G}_m^H \mathbf{w}_{e,k}}} \\
\text{subject to} \quad & \mathrm{Tr}\left(\mathbf{V}_m\right) \le P_m, \forall m \in \mathcal{A}, \qquad (42)
\end{aligned}$$

其中，$\mathcal{A}$ $_k \triangleq \sum_{i\neq k}^{K} p_i \widetilde{\ }_i \widetilde{\ }_i^H +$ 表示 T-AP σ_n^2 NN_a $c_k \triangleq \frac{\sum_{i\neq k} p_i |\ \ _{e\ k}^H\ _i|^2 + \sigma_e^2 \|\ \ _{e\ k}\|^2}{p_k |\ \ _{e\ k}^H\ _k|^2}$ 的集合，**DhhI**、w、gw、w、g以及 $\widetilde{p}_k \triangleq \frac{1}{p_k |\ \ _{e\ k}^H\ _k|^2}$ w、g。该问题同样高度非凸。为实现高效、快速求解，我们继续采用 PDD框架进行变量解耦和问题分解。

具体而言，我们将问题 (42) 等价地改写为

$$\begin{aligned}
\underset{\substack{\{\mathbf{V}_m, \widetilde{\mathbf{V}}_m\}_{m\in\mathcal{A}}, \\ \{\tau_k, \chi_k, u_k, \mathbf{Q}_k\}}}{\text{maximize}} \quad & \min_k \tau_k - u_k \\
\text{subject to} \quad & \mathrm{Tr}\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m\right) \le x_m^J P_m, \forall m \in \mathcal{A}, \\
& \widetilde{\mathbf{V}}_m \succcurlyeq \mathbf{0}, \forall m \in \mathcal{A}, \\
& 1 + p_k \widetilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{Q}_k \widetilde{\mathbf{h}}_k = 2^{\tau_k}, \forall k, \\
& c_k + \frac{1}{\widetilde{p}_k} \sum_{m\in\mathcal{A}} \mathbf{w}_{e,k}^H \mathbf{G}_m \mathbf{V}_m \mathbf{G}_m^H \mathbf{w}_{e,k} = \frac{1}{2^{\chi_k}-1}, \forall k, \\
& \mathbf{Q}_k \left(\mathbf{D}_k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\mathbf{H}}_m \mathbf{V}_m \widetilde{\mathbf{H}}_m^H\right) = \mathbf{I}, \forall k, \\
& \mathbf{V}_m = \widetilde{\mathbf{V}}_m, \forall m \in \mathcal{A}, \\
& u_k = \chi_k, \forall k, \qquad (43)
\end{aligned}$$

~其中，τ_k，χ_k，u_k，$\mathbf{Q}_k$和$\mathbf{V}_m$是新引入的辅助变量。其中，τ_k 和 χ_k 用于分解复杂的分式项，而$\mathbf{Q}_k$ 则用于替代矩阵逆。此外，~引入$\mathbf{V}_m$ 和 u_k 作为$\mathbf{V}_m$ 和 χ_k的辅助副本，从而便于推导相应子问题的闭式最优解。接下来，可将增广拉格朗日问题表述为

$$\begin{aligned}
\underset{\mathcal{X}}{\text{maximize}} \quad & \min_k \ \tau_k - \chi_k - P_\rho(\mathcal{X}) \\
\text{subject to} \quad & \mathrm{Tr}\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m\right) \le x_m^J P_m, \forall m \in \mathcal{A}, \qquad (44)
\end{aligned}$$

其中，$\mathcal{X} \triangleq \left\{ \left\{ \mathbf{V}_m、 \widetilde{\mathbf{V}}_m \succcurlyeq \mathbf{0}, \forall m \in \mathcal{A}, \right\}_{m\in\mathcal{A}}、 \{\tau_k, \chi_k, u_k, \mathbf{Q}_k\}_{k=1}^K \right\}$

和

$$\begin{aligned}
P_\rho(\mathcal{X}) \triangleq & \frac{1}{2\rho} \sum_{k=1}^{K} \left(\left(1 + p_k \widetilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{Q}_k \widetilde{\mathbf{h}}_k - 2^{\tau_k} + \rho z_{1,k}\right)^2 \right. \\
& + \left(c_k + \frac{\sum_{m\in\mathcal{A}} \mathbf{w}_{e,k}^H \mathbf{G}_m \mathbf{V}_m \mathbf{G}_m^H \mathbf{w}_{e,k}}{\widetilde{p}_k} - \frac{1}{2^{\chi_k}-1} + \rho z_{2,k} \right)^2 \\
& \left. + \left\| \mathbf{Q}_k \left(\mathbf{D}_k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\mathbf{H}}_m \mathbf{V}_m \widetilde{\mathbf{H}}_m^H\right) - \mathbf{I} + \rho \mathbf{Z}_{3,k} \right\|_F^2 \right. \\
& \left. + \left(u_k - \chi_k + \rho z_{5,k}\right)^2 \right) \\
& + \frac{1}{2\rho} \sum_{m=1}^{M} \|\mathbf{V}_m - \widetilde{\mathbf{V}}_m + \rho \mathbf{Z}_{4,m}\|_F^2. \qquad (45)
\end{aligned}$$

随后，采用块坐标下降法更新内层迭代中的变量。

1) 更新 $\mathbf{Q}_k$：关于$\mathbf{Q}_k$ 的子问题为

$$\begin{aligned}
\underset{\mathbf{Q}_k}{\text{minimize}} \quad & \left(1 + p_k \widetilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{Q}_k \widetilde{\mathbf{h}}_k - 2^{\tau_k} + \rho z_{1,k}\right)^2 \\
& + \left\| \mathbf{Q}_k \left(\mathbf{D}_k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\mathbf{H}}_m \mathbf{V}_m \widetilde{\mathbf{H}}_m^H\right) - \mathbf{I} + \rho \mathbf{Z}_{3,k} \right\|_F^2, \qquad (46)
\end{aligned}$$

这是一个无约束凸问题。为进一步改写目标函数，我们对矩阵进行向量化，得到

$$\begin{aligned}
& \widetilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{Q}_k \widetilde{\mathbf{h}}_k = \left(\mathrm{vec}\left(\widetilde{\mathbf{h}}_k \widetilde{\mathbf{h}}_k^H\right)\right)^T \mathrm{vec}\left(\mathbf{Q}_k\right) = \mathbf{a}_k^H \mathbf{q}_k, \\
& \left\| \mathbf{Q}_k \left(\mathbf{D}_k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\mathbf{H}}_m \mathbf{V}_m \widetilde{\mathbf{H}}_m^H\right) - \mathbf{I} + \rho \mathbf{Z}_{3,k} \right\|_F^2 \\
& = \|\mathbf{B}_k \mathbf{q}_k - \mathbf{b}_k\|^2, \qquad (47)
\end{aligned}$$

其中，$\mathbf{a}$ $_k \triangleq \left(\left(\widetilde{\ }_k \widetilde{\ }_k^H \right) \right)^T$ $_k \triangleq$ $_k$ $_k \triangleq \left(\ _k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\ }_m \ \ \widetilde{\ }_m^H \right)^T \otimes$ $_k \triangleq$ $-\rho$ $_{3\,k}$ vechh,qvec(Q), BDHVHI和bvec (IZ,)。现在，目标函数等价于

$$\begin{aligned}
& \left(p_k \widetilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{Q}_k \widetilde{\mathbf{h}}_k - \underbrace{\left(2^{\tau_k} - 1 - \rho z_{1,k}\right)}_{\triangleq a_k}\right)^2 + \|\mathbf{B}_k \mathbf{q}_k - \mathbf{b}_k\|^2 \\
& \Leftrightarrow \mathbf{q}_k^H \left(p_k^2 \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H + \mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k\right) \mathbf{q}_k - 2\Re\left\{ \left(a_k p_k \mathbf{a}_k + \mathbf{B}_k^H \mathbf{b}_k\right)^H \mathbf{q}_k \right\}. \qquad (48)
\end{aligned}$$

因此，最优解可推导为

$$\mathbf{Q}_k^* = \mathrm{mat}\left(\left(p_k^2 \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H + \mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k\right)^\dagger \left(a_k p_k \mathbf{a}_k + \mathbf{B}_k^H \mathbf{b}_k\right) \right). \qquad (49)$$

2）更新$\mathbf{V}_m$：接下来，我们重点优化$\mathbf{V}_m$。相应的子问题可表述为

$$\begin{aligned}
\underset{\mathbf{V}_m}{\text{minimize}} \quad & \sum_{k=1}^{K} \left(\|\mathbf{Q}_k \left(\mathbf{D}_k + \sum_{m\in\mathcal{A}} \widetilde{\mathbf{H}}_m \mathbf{V}_m \widetilde{\mathbf{H}}_m^H\right) - \mathbf{I} + \rho \mathbf{Z}_{3,k}\|^2 \right. \\
& \left. + \left(c_k + \frac{1}{\widetilde{p}_k} \sum_{m\in\mathcal{A}} \mathbf{w}_{e,k}^H \mathbf{G}_m \mathbf{V}_m \mathbf{G}_m^H \mathbf{w}_{e,k} - \frac{1}{2^{\chi_k}-1} + \rho z_{2,k} \right)^2 \right) \\
& + \|\mathbf{V}_m - \widetilde{\mathbf{V}}_m + \rho \mathbf{Z}_{4,m}\|^2. \qquad (50)
\end{aligned}$$

与$\mathbf{Q}_k$的更新过程类似，我们进行如下改写：

$$\begin{aligned}
& \left(c_k + \frac{1}{\widetilde{p}_k} \sum_{m\in\mathcal{A}} \mathbf{w}_{e,k}^H \mathbf{G}_m \mathbf{V}_m \mathbf{G}_m^H \mathbf{w}_{e,k} - \frac{1}{2^{\chi_k}-1} + \rho z_{2,k} \right)^2 \\
& = \left(\mathrm{Tr}\left(\mathbf{V}_m \underbrace{\frac{1}{\widetilde{p}_k} \mathbf{G}_m^H \mathbf{w}_{e,k} \mathbf{w}_{e,k}^H \mathbf{G}_m}_{\triangleq \boldsymbol{\Upsilon}_{m,k}} \right) + \right.
\end{aligned}$$

$$\underbrace{c_k+\frac{1}{\widetilde{p}_k}\sum_{m'\neq m}\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{G}_{m'}\mathbf{V}_{m'}\mathbf{G}_{m'}^H\mathbf{w}_{e,k}-\frac{1}{2^{\chi_k}-1}+\rho z_{2,k}}_{\triangleq\zeta_{m,k}}\Bigg)^2$$

$$=\left(\left(\mathrm{vec}\left(\boldsymbol{\Upsilon}_{m,k}\right)\right)^T\mathrm{vec}\left(\mathbf{V}_m\right)+\zeta_{m,k}\right)^2$$

$$=\mathbf{v}_m^H\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}^H\mathbf{v}_m+2\zeta_{m,k}\Re\left\{\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}^H\mathbf{v}_m\right\}+\zeta_{m,k}^2, \tag{51}$$

$$\left\|\sum_{m\in\mathcal{A}}\mathbf{Q}_k\widetilde{\mathbf{H}}_m\mathbf{V}_m\widetilde{\mathbf{H}}_m^H+\mathbf{Q}_k\mathbf{D}_k-\mathbf{I}+\rho\mathbf{Z}_{3,k}\right\|^2$$

$$=\Bigg\|\underbrace{\left(\widetilde{\mathbf{H}}_m^*\otimes\mathbf{Q}_k\widetilde{\mathbf{H}}_m\right)}_{\triangleq\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}}\mathbf{v}_m$$

$$+\underbrace{\mathrm{vec}\Big(\sum_{m'\neq m}\mathbf{Q}_k\widetilde{\mathbf{H}}_{m'}\mathbf{V}_{m'}\widetilde{\mathbf{H}}_{m'}^H+\mathbf{Q}_k\mathbf{D}_k-\mathbf{I}+\rho\mathbf{Z}_{3,k}\Big)}_{\triangleq\boldsymbol{\theta}_{m,k}}\Bigg\|^2$$

$$=\mathbf{v}_m^H\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}^H\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}\mathbf{v}_m+2\Re\left\{\boldsymbol{\theta}_{m,k}^H\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}\mathbf{v}_m\right\}+\|\boldsymbol{\theta}_{m,k}\|^2, \tag{52}$$

$$\left\|\mathbf{V}_m-\widetilde{\mathbf{V}}_m+\rho\mathbf{Z}_{4,m}\right\|^2=\Bigg\|\mathbf{v}_m-\underbrace{\mathrm{vec}\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m-\rho\mathbf{Z}_{4,m}\right)}_{\triangleq\boldsymbol{\psi}_m}\Bigg\|^2$$

$$=\mathbf{v}_m^H\mathbf{v}_m-2\Re\left\{\boldsymbol{\psi}_m^H\mathbf{v}_m\right\}+\|\boldsymbol{\psi}_m\|^2, \tag{53}$$

其中，$\mathbf{v}_m\triangleq\mathrm{vec}(\mathbf{V}_m)$，以及$\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}\triangleq\mathrm{vec}(\boldsymbol{\Upsilon}_{m,k})$。基于上述变换，可得最优解：

$$\mathbf{V}_m^*=\mathrm{mat}\left(\left(\sum_{k=1}^K\left(\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}^H+\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}^H\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}\right)+\mathbf{I}\right)^{\dagger}\times\left(\boldsymbol{\psi}_m-\sum_{k=1}^K\left(\zeta_{m,k}\boldsymbol{\upsilon}_{m,k}+\boldsymbol{\Gamma}_{m,k}^H\boldsymbol{\theta}_{m,k}\right)\right)\right). \tag{54}$$

3）更新$\widetilde{\mathbf{V}}_m$：关于$\widetilde{\mathbf{V}}_m$ 的子问题表示为

$$\begin{aligned}\underset{\widetilde{\mathbf{V}}_m}{\text{minimize}}\quad&\left\|\mathbf{V}_m-\widetilde{\mathbf{V}}_m+\rho\mathbf{Z}_{4,m}\right\|_F^2\\\text{subject to}\quad&\mathrm{Tr}\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m\right)\leq P_m,\\&\widetilde{\mathbf{V}}_m\succcurlyeq\mathbf{0},\end{aligned} \tag{55}$$

这也是一个凸优化问题。我们在下述命题中推导其最优解。

命题 2：$\widetilde{\mathbf{V}}_m$ 的最优解为

$$\widetilde{\mathbf{V}}_m^*=\mathbf{U}_m\mathrm{diag}\left(x_{m,1},\cdots,x_{m,N_a}\right)\mathbf{U}_m^H, \tag{56}$$

其中$\mathbf{U}_m$ 是$\mathbf{V}_m+\rho\mathbf{Z}_{4,m}+\mathbf{V}_m^H+\rho\mathbf{Z}_4^H$ 的奇异矩阵。其最优特征值为

$$x_{m,n}^*=\begin{cases}\bar{y}_{m,n}, & S_m\leq P_m,\\ \max\{y_{m,n}-\tau,0\}, & S_m>P_m,\end{cases} \tag{57}$$

其中 $y_{m,n}$ 是$\mathbf{V}_m+\rho\mathbf{Z}_{4,m}+\mathbf{V}_m^H+\rho\mathbf{Z}_4^H$ 的第(n,n)个元素，$\bar{y}_m$ τ 满足 $\max\{y_{m,n},0\}$，$S_m\triangleq\sum_{n=1}^{N_a}\bar{y}_{m,n}$，且是满足 $\sum_{n=1}^{N_a}x_{m,n}^*=P_m$ 的正数。

证明：请参阅附录 B。 □

4）更新 $\{\tau_k,u_k\}_{k=1}^K$：我们将关于 $\{\tau_k,u_k\}_{k=1}^K$ 的优化问题简化为

$$\underset{\{\tau_k,u_k\}}{\text{maximize}}\quad\min_k\quad\tau_k-u_k-\frac{1}{2\rho}\times\sum_{k=1}^K\left(\left(2^{\tau_k}-\alpha_k\right)^2+\left(u_k-\chi_k+\rho z_{5,k}\right)^2\right), \tag{58}$$

其中 $\alpha_k\triangleq\left(1+p_k\widetilde{\mathbf{h}}_k^H\mathbf{Q}_k\widetilde{\mathbf{h}}_k+\rho z_{1,k}\right)$。这等价于

$$\begin{aligned}\underset{\{\tau_k,u_k\},r}{\text{maximize}}\quad&r-\frac{1}{2\rho}\sum_{k=1}^K\left(\left(2^{\tau_k}-\alpha_k\right)^2+\left(u_k-\chi_k+\rho z_{5,k}\right)^2\right)\\\text{subject to}\quad&r\leq\tau_k-u_k,\forall k\end{aligned} \tag{59}$$

并且这是一个凸问题。通过检验 KKT 条件，最优解具有以下形式：

$$\begin{aligned}&\tau_k^*=\log_2\frac{\alpha_k+\sqrt{\alpha_k^2+\frac{4\rho\lambda_k}{\ln 2}}}{2},\\&u_k^*=\chi_k-\rho z_{5,k}-\rho\lambda_k,\\&\sum_{k=1}^K\lambda_k=1,\lambda_k\geq 0,\\&\lambda_k\left(r^*-\tau_k+u_k\right)=0,\end{aligned} \tag{60}$$

其中，λ_k 为对偶变量。对于最优解$\{\tau_k^*,u_k^*\}$和 r^*，如果 $\tau_k^*-u_k^*>r^*$，那么 $\tau_k^*=\log_2\alpha_k$，$u_k^*=\chi_k-\rho z_{5,k}$。基于这一发现，不失一般性地假设 $\log_2\alpha_1-\chi_1+\rho z_{5,1}\geq,\cdots,\geq\log_2\alpha_K-\chi_K+\rho z_{5,K}$。假设存在一个索引 $\bar{k}$，使得对于任意 $k\leq\bar{k}$，$\tau_k^*=\log_2\alpha_k$ 和 $u_k^*=\chi_k-\rho z_{5,k}$；而对于任意 $k>\bar{k}$，$\tau_k^*=r^*+u_k^*$。此外，当$k>\bar{k}$时，对于每个给定的 r，相应的 λ_k 可以唯一确定。利用二分搜索过程确保 $\sum_{k=\bar{k}+1}^K\lambda_k=1$，即可获得相应的$r^*$ 及所有其他相关变量。通过枚举所有可能的 $\bar{k}$，选择目标值最大的解作为最终最优解。

5）更新 χ_k：最后，我们考虑关于 χ_k 的优化，其形式如下

$$\underset{\chi_k}{\text{minimize}}\quad\left(\frac{1}{2^{\chi_k}-1}-\beta_k\right)^2+\left(u_k-\chi_k+\rho z_{5,k}\right)^2, \tag{61}$$

以及 $\beta_k\triangleq c_k+\frac{\sum_{m\in\mathcal{A}}\mathbf{w}_{e,k}^H\mathbf{G}_m\mathbf{V}_m\mathbf{G}_m^H\mathbf{w}_{e,k}}{\widetilde{p}_k}-\frac{1}{2^{\chi_k}-1}+\rho z_2\mathbf{V}\mathbf{G}_m^H\mathbf{w}_{e,k}$。然而，对于这样的单变量优化问题，通过求导可以很容易地验证该问题至少存在一个最小值点。因此，可以使用牛顿法高效求解。

BCD迭代收敛后，对偶变量和惩罚参数按照第 III 节所述方式进行更新，因此为简洁起见，此处省略具体细节。总而言之，求解问题 (43) 的完整流程如算法 2 所示。在BCD迭代中，总体计算成本主要取决于$\mathbf{Q}_k$的更新，该步骤涉及最大维度的矩阵求逆，其复杂度为 $\mathcal{O}(KN^6N_a^6)$ 阶。

算法 2 用于求解 (43) 的所提出的算法

初始化 可行 初始 变量 ，dual 变量 ，惩罚参数 $\rho^{(0)}$、常数 $c \in (0,1)$ 和 $\ell = 0$。
重复
  重复
    根据式 (49) 更新 $\mathbf{Q}_k, \forall k$ 。
    对于 $m = 1, \cdots, M$ do
      根据式 (54) 更新 $\mathbf{V}_m$ 。
    结束循环
    更新 $\widetilde{\mathbf{V}}_m, \forall m$ 根据式 (56)。
    更新 $\{\tau_k, u_k\}_{k=1}^K$ 根据式 (60)。
    通过求解问题 (61) 更新 $\chi_k, \forall k$ 。
  直至收敛。
  更新对偶变量。
  将惩罚参数更新为 $\rho^{(\ell+1)} = c\rho^{(\ell)}$。
  设置 $\ell \leftarrow \ell + 1$。
直至收敛。

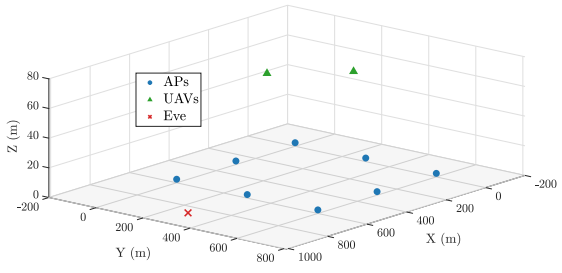

图2. 所考虑 LAWN 的三维拓扑。

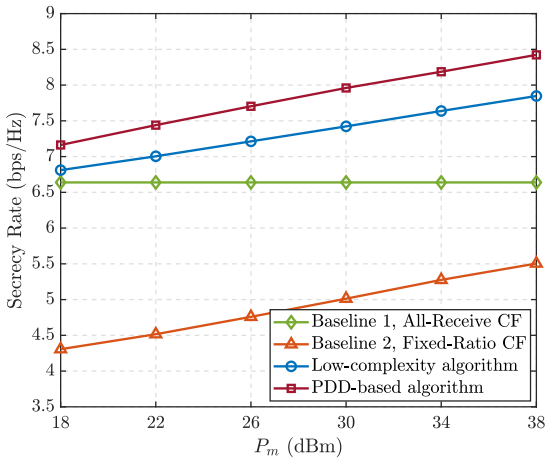

图3. 保密速率与人工噪声功率预算的关系， P_m。

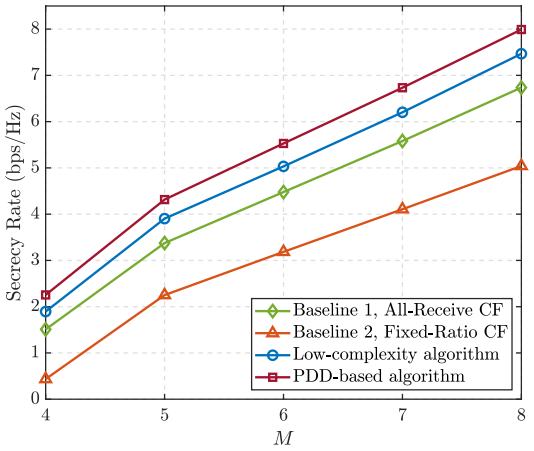

图4. 保密速率与接入点数量的关系， M。

V. 数值结果

如图2所示，我们考虑一种基于CF的LAWN，其中多个分布式接入点协作服务上行无人机，同时存在一名多天线窃听者。除非另有说明，仿真参数如下：网络由 $M = 8$ 个接入点组成，每个接入点配备 $N_a = 4$ 根天线，并固定部署于以下地面坐标：$(0, 0, 0)$、$(300, 0, 0)$、$(600, 0, 0)$、$(0, 300, 0)$、$(600, 300, 0)$、$(0, 600, 0)$、$(300, 600, 0)$和$(600, 600, 0)$。两架单天线无人机各以 $p_k = 30$ 分贝毫瓦的功率发射，并随机分布在一个三维半椭球区域内；该区域中心为(300,300,0)，水平半径为600米，垂直高度为60米。一名配备 $N_e = 4$根天线的被动窃听者位于(900,300,0)，并采用MMSE接收机进行信号检测。每个T-AP的人工噪声发射功率上限为 $P_m = 30$ 分贝毫瓦，而接入点和窃听者处的噪声功率均设为$\sigma_n^2 = \sigma_e^2 = -57$ 分贝毫瓦。参数 ϖ 取值为$\varpi = 0.05$。

所有空地和地对地信道均遵循标准毫米波模型 [38]，，由于无人机飞行高度较高且环境具有稀疏散射特性，视距传播占主导地位，而非视距分量则根据典型的稀疏毫米波信道的多径结构生成。所有结果均取大量独立信道实现的平均值。

为对所提出的灵活双工方案进行基准比较，我们考虑以下两种基准方案：

- 基准方案1（全接收CF）：所有接入点均作为接收接入点运行，即 $x_m^C = 1$ 和 $x_m^J = 0$， $\forall m$。
- 基准方案2（固定比例CF）：一半的接入点设为接收接入点，其余一半作为发射接入点运行。

这些基准方案使我们能够评估接入点级双工灵活性，以及模式选择与人工噪声设计联合优化所带来的性能增益。

图3展示了最大人工噪声功率预算 P_m 从18增加到38分贝毫瓦时的保密速率。对于所提出的两种方法，随着 P_m增大，保密速率稳步提升，因为更高的人工噪声功率预算能够在优化后对窃听者施加更强的干扰，同时不会过度降低合法上行链路的性能。相比之下，基准方案1保持不变，因为该方案不传输人工噪声，因此增加 P_m 不会产生任何影响。基准方案2的性能较差，表明在未对模式选择进行联合优化时，任意分配一

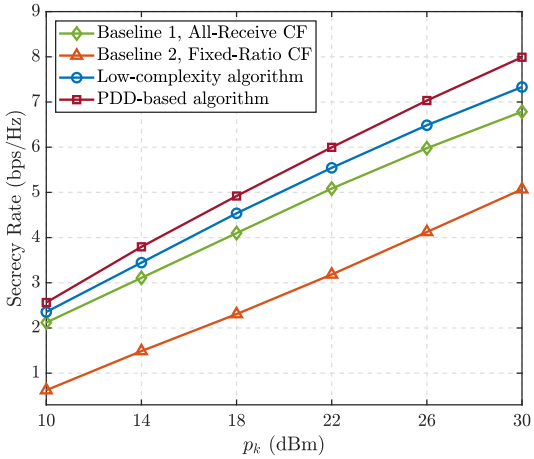

图5. 保密速率与无人机发射功率的关系，p_k。

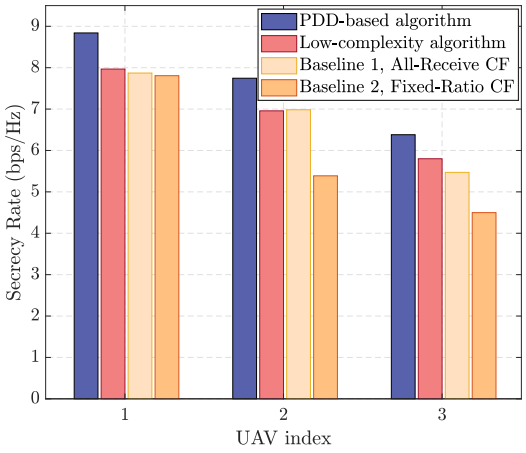

图7. 无人机保密速率的公平性评估。

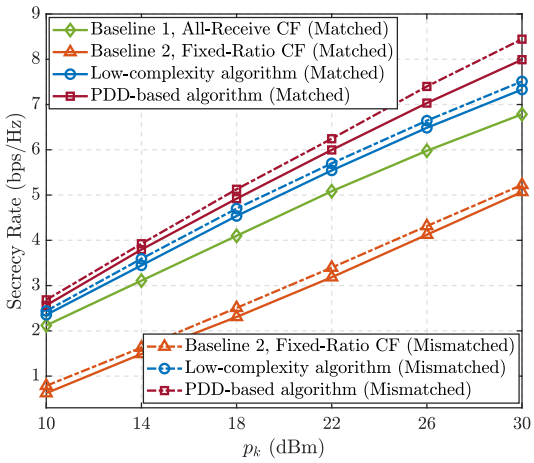

图6. 接收机匹配/失配假设下的保密速率。

部分接入点可能导致严重的人工噪声泄漏，甚至损害保密性能。在整个范围内，所提出的联合优化均能实现最高的保密速率，而低复杂度顺序方案紧随其后，并且相较于两种基准方案始终保持显著的性能增益。

图4绘出了保密速率随接入点数量 M 变化的曲线。可以观察到，对于所提出的两种方案和基准方案，保密速率均随着接入点数量的增加而持续提升。这一提升主要归因于两个因素：（i）更多接入点在协作接收中带来更高的空间分集增益，从而提升合法信号质量；（ii）更多接入点使得更多接入点能够灵活地分配为 T-AP，用于人工噪声传输，从而有效抑制窃听者。值得注意的是，当 $M = 4$ 时，我们的方案相较于基准方案2的增益不到 2 bps/Hz；而当 $M = 8$ 时，增益增至近 3 bps/Hz，这表明随着可用接入点数量增加，模式选择与人工噪声设计的联合优化会带来越来越显著的效益。

图5展示了无人机发射功率 p_k 从 10 增至 30 分贝毫瓦时的保密速率。正如预期，所有方案均受益于更高的无人机功率，因为更强的期望信号能够提升接收接入点处的上行链路信干噪比。这使系统能够将更多接入点分配为 T-AP 进行人工噪声传输，从而提升保密性能。此外，随着 p_k 增大，所提出方案与基准方案之间的性能差距也随之扩大，因为联合优化能够更有效地利用更强的合法信号来抑制窃听者。在所有方案中，基于PDD的联合优化取得了最高保密速率，而低复杂度启发式方法则保持了其 90 % 以上的性能。

在图3–5中，人工噪声设计是在假设窃听者采用MMSE接收机（即最优线性检测器）的条件下进行优化的。图6进一步评估了窃听者接收机匹配/失配假设下的保密速率。标注为“匹配”的曲线对应窃听者确实采用MMSE接收机的情形，而“失配”曲线则表示窃听者改用迫零接收机的情形。失配配置能够实现更高的保密速率，原因有二。首先，由于容易受到噪声放大的影响，迫零接收机的性能通常不如MMSE接收机，从而削弱了窃听者的检测能力。其次，所提出的人工噪声设计具有很强的鲁棒性：即使实际接收机与假设模型不同，优化后的人工噪声仍能有效抑制窃听者的信号接收。这些结果证实了所提出的灵活双工协作式无蜂窝框架具有鲁棒性，并凸显了在优化过程中假设采用最优MMSE接收机的重要性，以确保在可能存在模型失配时仍能实现最坏情况下的保密性能。

图7展示了各无人机在所提出的基于PDD的方案、低复杂度方案和两个基准方案下的保密速率。可以看出，旨在最大化所有无人机中最低保密速率的PDD算法，在各方面均取得了显著提升。具体而言，与两个

基准方案相比，所提出的基于惩罚对偶分解的方法显著提高了所有无人机的保密速率。此外，采用最大最小保密速率准则的低复杂度方案，使各无人机的性能保持相对稳定。因此，表现最佳与最差的无人机之间的差距更小，体现出保密速率分配更加均衡、公平。

VI. 结论

本文提出了一种用于低空无线网络安全上行通信的灵活双工CF架构，其中每个接入点均可工作于接收模式或干扰模式。我们开发了一种结合闭式合并器与基于惩罚对偶分解的算法的联合优化策略，并提出一种顺序低复杂度方案以提高可扩展性。仿真结果表明，与基准方案相比，灵活双工设计显著提高了保密速率，而低复杂度方案则提供了有效的性能与复杂度权衡，适用于大规模部署。

附录A 命题1的证明

首先注意到，若第 m个接入点作为发射接入点运行（即 $x_m^C = 0$），则其不再执行信号接收，因此其对应的合并向量满足 $\mathbf{u}_{m,k} = \mathbf{0}$。因此，我们可以得出

$$\mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{u}_k = \sum_{m=1}^{M} x_m^C \|\mathbf{u}_{m,k}\|^2 = \sum_{m=1}^{M} \|\mathbf{u}_{m,k}\|^2 = \|\mathbf{u}_k\|^2. \quad (62)$$

将$\mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{u}_k$ 替换为 $\|\mathbf{u}_k\|^2$后，式（5）中的信干噪比项可改写为

$$\gamma_k = \frac{p_k \left|\mathbf{u}_k^H \mathbf{S}_c \mathbf{h}_k\right|^2}{\mathbf{u}_k^H \mathbf{\Sigma}_k \mathbf{u}_k}, \quad (63)$$

其中$\mathbf{\Sigma}_k \triangleq \sum_{i\neq k}^{K} p_i \mathbf{S}_c + \sigma_n^2$ γ_k $\mathbf{h}_i^H \mathbf{S}_c + \sum_{m=1}^{M} x_m^J \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{V}\mathbf{H}_m^H \mathbf{S}\mathbf{I}$。此时，最大化该项属于广义瑞利商问题，其最优$\mathbf{u}_k$ 等于 $p_k \mathbf{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{S}_c \mathbf{h}_k$ [39], [40]。证明完毕。

附录 B 命题 2 的证明

我们首先将 $\mathbf{V}_m + \rho \mathbf{Z}_{4,m}$ 分解为厄米矩阵与反厄米矩阵之和，即 $\mathbf{A}_m + \mathbf{B}_m$，其中

$$\mathbf{A}_m \triangleq \frac{\mathbf{V}_m + \rho \mathbf{Z}_{4,m} + \mathbf{V}_m^H + \rho \mathbf{Z}_{4,m}^H}{2},$$
$$\mathbf{B}_m \triangleq \frac{\mathbf{V}_m + \rho \mathbf{Z}_{4,m} - \mathbf{V}_m^H - \rho \mathbf{Z}_{4,m}^H}{2}. \quad (64)$$

然后，将式（55）中的目标函数改写为

$$\left\|\mathbf{V}_m - \widetilde{\mathbf{V}}_m + \rho \mathbf{Z}_{4,m}\right\|_F^2 = \left\|\widetilde{\mathbf{V}}_m - \mathbf{A}_m - \mathbf{B}_m\right\|_F^2$$
$$= \left\|\widetilde{\mathbf{V}}_m - \mathbf{A}_m\right\|_F^2 + \left\|\mathbf{B}_m\right\|_F^2 - 2\Re\left\{\mathrm{Tr}\left(\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m - \mathbf{A}_m\right)^H \mathbf{B}_m\right)\right\}. \quad (65)$$

注意到$\mathbf{V}_m - \mathbf{A}_m$ 是厄米矩阵，而$\mathbf{B}_m$是反厄米矩阵。因此，很容易验证即 $\Re\left\{\mathrm{Tr}\left(\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m - \mathbf{A}_m\right)^H \mathbf{B}_m\right)\right\} = 0$。等价地，式（55）中的子问题可重新表述为

$$\begin{aligned} \underset{\widetilde{\mathbf{V}}_m \succeq \mathbf{0}}{\text{minimize}} \quad & \left\|\widetilde{\mathbf{V}}_m - \mathbf{A}_m\right\|_F^2 \\ \text{subject to} \quad & \mathrm{Tr}\left(\widetilde{\mathbf{V}}_m\right) \leq P_m. \end{aligned} \quad (66)$$

基于弗罗贝尼乌斯范数的酉不变性，我们将上述问题等价地转换为

$$\begin{aligned} \underset{x_{m,1},\cdots,x_{m,N_a}}{\text{minimize}} \quad & \sum_{n=1}^{N_a} \left(x_{m,n} - y_{m,n}\right)^2 \\ \text{subject to} \quad & \sum_{n=1}^{N_a} x_{m,n} \leq P_m, \forall m, \\ & x_{m,n} \geq 0, \forall m. \end{aligned} \quad (67)$$

该问题的最优解非常直接，如式（57）所示，至此证明完毕。

References

[1] D. He、W. Yuan、J. Wu 和 R. Liu，“无处不在的无人机通信赋能低空经济：应用、技术与 3GPP 的工作”，IEEE Netw.，提前在线发表，2025年。[2] J. Wu、W. Yuan、Q. Cheng 和 H. Jin，“迈向双功能低空无线网络：面向控制的空气动力学辅助无人机编队系统设计”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，提前在线发表，2025年。[3] W. Shi、W. Xu、X. You、C. Zhao 和 K. Wei，“面向超5G 的融合绿色万物互联的智能反射赋能技术：通信、感知与安全”，IEEE Wireless Commun.，第 30 卷，第 2 期，第 147–154 页，2023年4月。[4] W. Yuan、Y. Cui、J. Wang、F. Liu、G. Sun、T. Xiang 等，“从地面到天空：塑造低空无线网络的架构、应用与挑战”，arXiv 预印本 arXiv:2506.12308，2025年。[5] W. Xu 等，“采用分布式信号处理的超5G 网络边缘学习：语义通信、边缘计算与无线感知”，IEEE J. Sel. Topics Signal Process.，第 17 卷，第 1 期，第 9–39 页，2023年1月。[6] H. Jin、J. Wu、W. Yuan、F. Liu 和 Y. Cui，“低空无线网络中感知、通信与控制的协同设计”，IEEE Trans. Mobile Comput.，第 24 卷，第 11 期，第 12 035–12 048 页，2025年11月。[7] X. Sun、D. W. K. Ng、Z. Ding、Y. Xu 和 Z. Zhong，“无人机系统中的物理层安全：挑战与机遇”，IEEE Wireless Commun.，第 26 卷，第 5 期，第 40–47 页，2019年。[8] B. Li、Z. Fei、Y. Zhang 和 M. Guizani，“面向 5G 的安全无人机通信网络”，IEEE Wireless Commun.，第 26 卷，第 5 期，第 114–120 页，2019年。[9] G. Geraci 等，“无人机蜂窝通信的未来将会怎样？从 5G 飞向 6G”，IEEE Commun. Surveys Tuts.，第 24 卷，第 3 期，第 1304–1335 页，2022年。[10] S. Elhoushy、M. Ibrahim 和 W. Hamouda，“无蜂窝大规模多输入多输出：综述”，IEEE Commun. Surveys Tuts.，第 24 卷，第 1 期，第 492–523 页，2021年。[11] Z. Wang、M. Li、R. Liu 和 Q. Liu，“无蜂窝毫米波多输入多输出通信中的联合用户关联与混合波束成形设计”，IEEE Trans. Commun.，第 70 卷，第 11 期，第 7307–7321 页，2022年。[12] J. Yao、J. Xu、W. Xu、D. W. K. Ng、C. Yuen 和 X. You，“具有信道状态信息不确定性和容量受限回传的可重构智能表面辅助无小区系统鲁棒波束成形设计”，IEEE Trans. Commun.，第 71 卷，第 8 期，第 4636–4649 页，2023年。[13] Z. Yang、W. Xu、L. Liang、Y. Cui、Z. Qin 和 M. Debbah，“分布式无线大规模人工智能模型中的隐私、安全与可信性”，Sci. China Inf. Sci.，第 68 卷，第 7 期，第 1–15 页，2025年。[14] L. Xu、Q. Zhu、W. Xia、T. Q. Quek 和 H. Zhu，“无人机赋能无小区大规模多输入多输出系统中的空地协同资源优化”，IEEE Trans. Commun.，第 72 卷，第 4 期，第 2485–2499 页，2023年。

[15] C. D’Andrea、A. Garcia-Rodriguez、G. Geraci、L. G. Giordano 和 S. Buzzi，“无小区大规模多输入多输出系统中的无人机通信分析”，IEEE Open J. Commun. Soc.，第 1 卷，第 133–147 页，2020年。[16] J. Zheng、J. Zhang 和 B. Ai，“采用无线电力传输辅助无小区大规模多输入多输出系统的无人机通信”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 39 卷，第 10 期，第 3114–3128 页，2021年。[17] V. Tentu、E. Sharma、D. N. Amudala 和 R. Budhiraja，“硬件受损的空间相关无小区大规模多输入多输出无人机系统：分析与能效优化”，IEEE Trans. Commun.，第 70 卷，第 4 期，第 2722–2741 页，2022年。[18] Z. Liu、J. Zhang、Y. Zeng 和 B. Ai，“无小区大规模多输入多输出网络中面向无人机轨迹优化的能效多智能体强化学习”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 24 卷，第 7 期，第 5917–5930 页，2025年。[19] M. Elwekeil、A. Zappone 和 S. Buzzi，“有限码长区制下无人机超可靠低时延通信无小区大规模多输入多输出网络中的功率控制”，IEEE Trans. Commun.，第 71 卷，第 2 期，第 1126–1140 页，2022年。[20] W. Shi 等，“对抗空中联邦学习中的干扰：一种基于可重构智能表面的统计方法”，IEEE Trans. Signal Process.，第 73 卷，第 936–953 页，2025年2月。[21] T. M. Hoang、H. Q. Ngo、T. Q. Duong、H. D. Tuan 和 A. Marshall，“无小区大规模多输入多输出网络：针对主动窃听的最优功率控制”，IEEE Trans. Commun.，第 66 卷，第 10 期，第 4724–4737 页，2018年。[22] X. Zhang、T. Liang、K. An、G. Zheng 和 S. Chatzinotas，“具有射频损伤和低分辨率模数转换器/数模转换器的无小区大规模多输入多输出安全传输”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第 70 卷，第 9 期，第 8937–8949 页，2021年。[23] S. Elhoushy、M. Ibrahim 和 W. Hamouda，“利用可重构智能表面限制信息向主动窃听者泄漏的无小区大规模多输入多输出系统”，IEEE Wireless Commun. Lett.，第 11 卷，第 3 期，第 443–447 页，2021年。[24] X. Ma、X. Lei、X. Zhou 和 X. Tang，“可扩展无小区大规模多输入多输出系统的保密性能评估：一种随机几何方法”，IEEE Trans. Inf. Forensics Security，第 18 卷，第 2826–2841 页，2023年。[25] Y. Chen、X. Zhang、F. Yao、K. An、G. Zheng 和 S. Chatzinotas，“安全无人机赋能无小区大规模多输入多输出网络中的导频分配与功率控制”，IEEE Internet Things J.，第 11 卷，第 2 期，第 3377–3391 页，2023年。[26] D. Wang、M. Wang、P. Zhu、J. Li、J. Wang 和 X. You，“网络辅助全双工在无小区大规模多输入多输出系统中的性能”，IEEE Trans. Commun.，第 68 卷，第 3 期，第 1464–1478 页，2019年。[27] X. Xia 等，“网络辅助全双工无小区系统中的联合用户选择与收发机设计”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 20 卷，第 12 期，第 7856–7870 页，2021年。[28] W. Shi、J. Xu、W. Xu、M. Di Renzo 和 C. Zhao，“离散相位控制下可重构智能表面辅助通信的安全中断分析”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第 72 卷，第 4 期，第 5435–5440 页，2022年4月。[29] X. Gao、Y. Li、L. Dong、W. Cheng 和 G. Shi，“人工噪声辅助的用户中心无小区物联网网络安全传输”，IEEE Internet Things J.，第 12 卷，第 6 期，第 7622–7635 页，2025年。[30] W. Shi、J. Xu、W. Xu、C. Yuen、A. Lee Swindlehurst 和 C. Zhao，“莱斯信道中具有空间随机窃听者的可重构智能表面辅助多输入单输出系统保密性能”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 23 卷，第 8 期，第 8357–8371 页，2024年8月。[31] Q. Shi 和 M. Hong，“非光滑非凸优化的罚函数对偶分解法——第一部分：算法与收敛性分析”，IEEE Trans. Signal Process.，第 68 卷，第 4108–4122 页，2020年。[32] M. Grant 和 S. Boyd，《CVX：用于规范凸规划的 Matlab 软件》，2018年。[33] A. Beck、A. Ben-Tal 和 L. Tetruashvili，“序贯参数凸近似方法及其在非凸桁架拓扑设计问题中的应用”，J. Global Optim.，第 47 卷，第 1 期，第 29–51 页，2010年。[34] J. Yao、W. Xu、G. Zhu、K. Huang 和 S. Cui，“感知、通信与计算一体化网络中的能效边缘推理”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 43 卷，第 10 期，第 3580–3595 页，2025年10月。[35] Z. X.-D.，《矩阵分析及其应用》。剑桥大学出版社，2017年。

[36]Y. Sun、P. Babu 和 D. P. Palomar，《信号处理、通信与机器学习中的主化-最小化算法》，IEEE Trans. Signal Process.，第 65 卷，第 3 期，第 794–816 页，2017年。[37] E. Björnson 和 L. Sanguinetti，《可扩展无小区大规模多输入多输出系统》，IEEE Trans. Commun.，第 68 卷，第 7 期，第 4247–4261 页，2020年。[38] C. Lin、G. Y. Li 和 L. Wang，《面向毫米波和亚太赫兹通信的基于子阵列的协同波束成形训练》，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 35 卷，第 9 期，第 2115–2126 页，2017年。[39] J. Yao 等，《资源受限网络上的无线联邦学习：数字传输与模拟传输》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 23 卷，第 10 期，第 14 020–14 036 页，2024年10月。[40] G. H. Golub 和 C. F. Van Loan，《矩阵计算》，第 3 版。约翰斯·霍普金斯大学出版社，1996年。