面向堆叠式智能超表面辅助安全通信的低复杂度多智能体持续学习

Enyu Shi*、Yiyang Zhu*、Jiayi Zhang，*IEEE*高级会员、Ziheng Liu、Jiakang Zheng、Jiancheng An，*IEEE*会员、Derrick Wing Kwan Ng，*IEEE*会士、Bo Ai，*IEEE*会士，以及Chau Yuen，*IEEE*会士

arXiv:2602.01653v1 [cs.IT] 2 Feb 2026

摘要——**由多层可重构透射超表面构成的堆叠式智能超表面（SIM）正日益成为未来无线通信安全领域的一项变革性技术。本文研究将SIM集成到多用户多输入多输出（MIMO）系统中，以增强物理层安全。我们提出了一种新颖的系统架构：每根基站（BS）天线传输专用的单用户数据流，而多层堆叠式智能超表面则在电磁域执行基于波的波束成形，从而无需复杂的基带数字预编码，并显著降低硬件开销。为最大化加权和保密速率（WSSR），我们针对基站功率分配与SIM相移构建联合预编码优化问题。由于目标函数复杂且优化变量之间存在耦合，该问题具有高维、非凸的特点。为解决这一问题，我们提出流形增强异构多智能体持续学习（MHACL）框架，该框架结合梯度表示与双尺度策略优化，以在对安全通信要求较高的动态环境中实现稳健性能。此外，我们开发了SIM-MHACL（SIMHACL），一种低复杂度学习模板，将相位协调嵌入乘积流形结构，在保持物理可行性的同时，将指数级搜索空间降至线性复杂度。仿真结果验证，所提框架在SIM辅助系统中可实现毫秒级的单次迭代训练，性能显著优于多种基准方案；SIMHACL在计算时间减少30%的同时，实现了与MHACL相当的WSSR。**

关键词—**堆叠式智能超表面（SIM）、基于波的波束成形、多输入多输出（MIMO）、安全通信、多智能体持续学习。**

I. 引言

THE 即将到来的第六代（6G）网络预计将在塑造未来社会、产业和日常生活方面发挥关键作用，因此需要极高的网络容量、时延、可靠性和智能化标准 [1]。尽管无线通信带来了极大的便利和诸多益处，但信息安全方面的重大挑战已日益凸显，已不容忽视 [2]。特别是随着物联网（IoT）的快速发展，安全隐蔽传输技术已不可或缺，因为传输数据通常包含高度敏感的个人信息，例如医疗健康记录[3]。在安全通信这一更广泛的范畴内，物理层安全（PLS）已受到广泛关注。事实上，近期提出了许多先进技术，包括分布式多输入多输出（MIMO） [4],超大规模/全息多输入多输出 [5], 以及可重构智能表面（RIS） [6], ，以增强物理层安全，在提供卓越性能（例如实现足够高的保密速率）的同时，确保强有力的防护。

在这些技术中，RIS 已展现出增强安全通信的巨大潜力 [7],[8]。具体而言，借助大量低成本的近无源单元，RIS 能够将入射电磁（EM）信号反射至期望方向，并根据信道条件，通过自适应调整其反射单元的相移来提供较高的阵列增益 [9]。例如， [10] 中的作者提出了一种支持协作中继的双功能可重构智能表面架构，以改善安全通信。特别是，研究结果表明，增加单元数量能够显著提升安全性能，并有效减轻可重构智能表面相位误差的不利影响。此外， [11],中的作者研究了同时透射和反射智能反射面（STAR-RIS）辅助的多天线隐蔽通信，在同时考虑安全性和通信服务质量（QoS）约束的情况下，构建了安全速率最大化问题，并纳入了中断概率分析。然而， [12] 中的作者研究了可重构智能表面辅助的无蜂窝网络中的物理层安全，通过联合优化基站（BSs）的有源波束成形和 RIS 的无源波束成形，构建了最大加权和保密速率问题。这些研究共同表明，优化 RIS 中的相移能够有效提升基于物理层安全的通信质量。事实上，近期的系统级仿真结果进一步展示了 RIS 在实际蜂窝网络部

*Enyu Shi 和 Yi yang Zhu 做出了贡献 qually 参与了这项工作

. E. Shi、J. Zhang、Z. Liu、J. Zheng和B. Ai就职于先进轨道交通自主运行国家重点实验室，同时隶属于北京交通大学电子与信息工程学院，中国北京100044，并同时隶属于南京荣才交通科技研究院有限公司，中国南京210000。（电子邮件：{enyushi, jiayizhang, zihengliu, jiakangzheng, boai}@bjtu.edu.cn）。

D. W. K. Ng就职于新南威尔士大学电气工程与电信学院，澳大利亚新南威尔士州2052。（电子邮件：w.k.ng@unsw.edu.au）。

Y. Zhu、J. An 和 C. Yuen 任职于新加坡南洋理工大学电气与电子工程学院，邮编639798（电子邮件：yiyang015@e.ntu.edu.sg、jiancheng an@163.com、chau.yuen@ntu.edu.sg）。

署中所带来的性能增益，前提是表面尺寸足够大[13]。通常，RIS 节点分布式部署于环境中，这推动了众多旨在降低 RIS 辅助通信中的信道估计和控制开销的研究工作 [14]。尽管性能得到了显著提升，RIS 技术仍面临固有局限。作为一种低复杂度且近乎无源的“透明”电子组件，RIS 无法支持有源发射/接收功能，因此不具备传统有源多天线基站（BSs）所拥有的空间复用能力 [15]。

受超表面技术近期进展的推动，研究人员已不再局限于传统的可重构智能表面实现方式，开始研究用于基于电磁波的信号处理的多层智能表面 [16]–[20]。具体而言，这些新型结构充当衍射介质，可支持多种应用，例如低复杂度、节能的多输入多输出收发机架构。例如，在 [17]，中，作者提出了一种可编程深度神经网络结构，该结构由多个超表面层组成，其中每个超原子都充当可调整的人工神经元。此外，在此方法的基础上， [21] 中的研究人员开发了一种新型的基于堆叠式智能超表面（SIM）的多输入多输出收发机架构。该架构采用多个可编程、近乎无源的超表面层来实现模拟人工神经网络（ANN）行为的无线收发机。实际上，这项创新的 SIM 技术能够以光速实现先进的基于波的信号处理，从而有效地在电磁域执行数据编码与解码操作。具体而言，通过自适应配置成对的 SIM 模块，可以将复杂的多数据流功率分配过程从传统的数字实现方式转变为完全在波域中进行的简化模拟操作。因此，与传统的全数字发射机相比，这种方法显著降低了计算复杂度和功耗。此外，[22] 中的作者采用基于 SIM 的设计，在全息多输入多输出系统中实现高效的接收合并和发射功率分配，并表明与传统的单层对应结构相比，多层超表面架构在性能和灵活性方面具有明显优势。这些研究表明，基于 SIM 的收发机架构能够有效模拟通常通过增加收发机天线数量获得的性能增益，同时支持高效的功率分配 [23], [24]。这一范式不仅提升了可用的空间自由度，还进一步降低了功耗，与节能、可持续无线通信系统的设计目标高度契合。

随着对SIM辅助下一代通信系统的探索不断深入，利用SIM增强物理层安全（PLS）的研究近年来日益受到关注 [25]。例如， [26]中的作者提出了一种SIM辅助的一体化感知与抗干扰（ISAR）抗干扰框架。在该方案中，他们引入了一种基于透射式可重构智能表面（TRIS）的优化算法，可根据获取的干扰信息动态调整相移，从而有效产生干扰信号。此外，[27], [28] 中的作者通过设计联合预编码策略，研究了SIM辅助单输入单输出（SISO）系统的性能。上述研究初步表明，SIM在增强物理层安全方面具有巨大潜力。然而，现有研究大多局限于单用户场景，而实际通信通常涉及多个用户。在这种情况下，安全挑战更加复杂，因此对SIM相移与基站预编码的联合设计提出了更高要求。

幸运的是，人工智能（AI）驱动的优化框架，尤其是深度强化学习（DRL），凭借其处理动态环境中高维非凸优化问题的固有能力，在促进安全通信配置方面展现出显著潜力 [29], [30]。这一独特特性与可重构智能超表面（SIM）的多层架构高度契合，因为跨级联超表面层的离散相移联合优化会形成一个指数级庞大的搜索解空间，而传统优化方法难以高效遍历 [31], [32]。与此同时，近期研究已验证了基于学习的算法在物理层安全方面的潜力。例如， [33]中的作者针对RIS辅助无人机（UAV）网络提出了一种基于DRL的框架，通过智能相移协调与轨迹优化，使保密速率提升了63%。幸运的是，在多无人机场景中， [34] 提出了一种混合深度强化学习方法，可同时优化RIS配置与人工噪声注入，与传统优化方法相比，窃听概率降低了42%。此外， [35]中的综述进一步证实，机器学习技术能够通过实时环境适应，有效应对RIS辅助系统中固有的动态安全挑战。这些进展表明，人工智能驱动方法为解决SIM赋能系统中安全波束成形与环境感知配置的联合优化挑战提供了一条可行且有效的途径。然而，现有基于学习的方法在SIM辅助安全通信中面临三个关键局限：（i）无法有效处理离散相移与连续功率分配的耦合优化；（ii）缺乏面向非平稳无线环境的持续适应机制；（iii）计算复杂度随SIM超表面层数量呈指数增长。

受上述观测的启发，我们构建了一个全面的建模框架，并对 SIM辅助多用户MIMO系统的保密速率进行了深入分析。本文的主要贡献概述如下：

- 我们提出将 SIM 创新性地集成到多用户多输入多输出通信系统中，以进一步提升其保密速率。在所提出的系统中，基站配备了能够在电磁域执行信号处理的多层堆叠式智能超表面，使每根天线都能独立地向一名

用户传输专用数据流。通过结合基于波的波束成形与直接功率控制，该方法无需依赖复杂的基带数字预编码，从而显著降低基站的硬件和计算复杂度。基于这一架构，我们构建了基站天线功率控制与 SIM 波束域预编码的联合设计问题，以最大化加权和保密速率（WSSR）。

- 为解决加权和保密速率（WSSR）问题，本文提出了一种流形增强异构多智能体持续学习（MHACL）框架，可有效应对环境非平稳性。该框架融合动态梯度掩码与优先经验缓冲区，实现安全且自适应的优化。在此框架中，信道状态信息（CSI）以梯度张量的形式表示于状态空间中，在保留优化动态的同时，从根本上混淆敏感的信道细节。此外，双尺度策略架构通过黎曼流形投影，在功率分配与相移优化之间交替进行，从而强制满足单位模约束，同时解耦耦合变量，确保在严格的单位模约束下自适应地最大化保密速率。

- 此外，我们提出了SIM-MHACL（SIMHACL），这是一种源自MHACL框架的低复杂度算法模板，将多层SIM相移嵌入乘积流形结构中。通过将传统交替优化的指数级搜索解空间重新表述为可线性扩展的流形投影，所提出的方法在保证收敛的同时，保留了物理可行性，无需显式量化步骤，并符合基于波的波束成形原理。

- 仿真结果表明，集成SIM能够显著提升系统保密速率。具体而言，所提出的MHACL框架在SIM辅助系统中实现了每次迭代毫秒级的训练时间。此外，低复杂度SIMHACL算法仅以轻微的性能下降为代价，使计算复杂度时间降低了约30%。

本文其余部分安排如下。第二节详细介绍SIM辅助的多用户多输入多输出系统模型，包括信道模型、下行数据传输任务及相应的问题表述。接下来，第三节提出基于学习的优化框架，该框架由流形理论和异构智能体持续学习组成。然后，第四节展示并讨论数值结果。最后，第五节对本文进行总结。

符号说明： 列向量和矩阵分别用黑体小写字母 $\mathbf{x}$ 和黑体大写字母 $\mathbf{X}$表示。上标 $\mathbf{x}^{\mathrm{H}}$、$\mathbf{x}^{\mathrm{T}}$ 和$\mathbf{x}^{*}$ 分别表示共轭转置、转置和共轭。符号 $\triangleq$、 $\|\cdot\|$和 $\lfloor\cdot\rfloor$ 分别表示定义、欧几里得范数和向下取整函数。$\mathrm{tr}\,(\cdot)$、 $\mathbb{E}\{\cdot\}$ 和 $\mathrm{Cov}\{\cdot\}$ 分别表示迹、期望和协方差

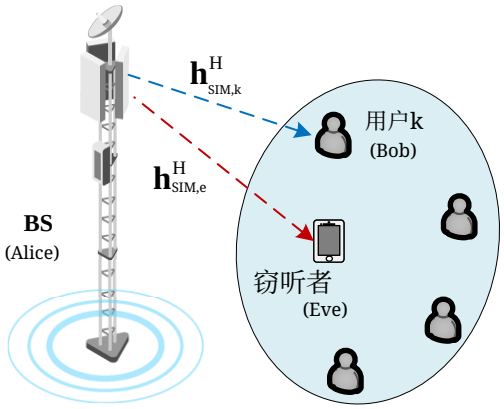


图1. SIM辅助多用户安全通信系统示意图。

算子。$\mathrm{diag}\,(a_1,\cdots,a_n)$表示对角线元素为 $a_1,\cdots,a_n$的对角矩阵。 $[a]^{+}=\max(a,0)$。均值为 0、方差为 σ^2 的圆对称复高斯随机变量 x表示为 $x\sim\mathcal{CN}\left(0,\sigma^2\right)$。$\nabla$表示梯度算子， $\mathcal{O}(\cdot)$表示大 O 记号。 $\mathbb{B}^n$、 $\mathbb{Z}^n$、 $\mathbb{R}^n$ 和 $\mathbb{C}^n$ 分别表示n维二进制、整数、实数和复数空间。最后，$N\times N$ 零矩阵和单位矩阵分别表示为 $\mathbf{0}_N$ 和 $\mathbf{I}_N$。

II. 系统模型

如图1所示，我们考虑一个由SIM辅助合法发射机（Alice）、 K 个合法用户（Bob）和窃听者（Eve）组成的多用户MIMO安全通信系统，Eve试图窃听Alice发送的信息。Alice配备了 L 根天线，而Bob和Eve均为单天线设备。具体而言，我们假设SIM配备了 M 个超表面层，每层包含 N个超原子。令 $\mathcal{L}=\{1,\ldots,L\}$、 $\mathcal{K}=\{1,\ldots,K\}$、 $\mathcal{M}=\{1,\ldots,M\}$和 $\mathcal{N}=\{1,\ldots,N\}$分别表示Alice天线、Bob、SIM超表面层以及每层超原子的索引集合。此外，SIM连接到Alice处的智能控制器，该控制器能够对穿过每个超原子 [36]的电磁波施加不同且自适应的相移。

A. 信道模型

我们首先解释 SIM辅助合法发射机的工作原理。如图1所示，部署 SIM 后，基站 [36] 不再需要进行基带数字预编码。取而代之的是，只需使用低分辨率数模转换器（DAC）即可，从而显著降低基站的硬件成本。具体而言，每个数据流经过低分辨率数模转换器和射频链后，由专用天线发射，随后入射到 SIM 的第一层。根据惠更斯–菲涅耳原理 [16], ，穿过给定层中每个超原子的电磁波都充当次级点源，照射后续层中的所有超原子。此外，入射到超表面层中某个超原子上的电磁波会相互叠加，形成一个波

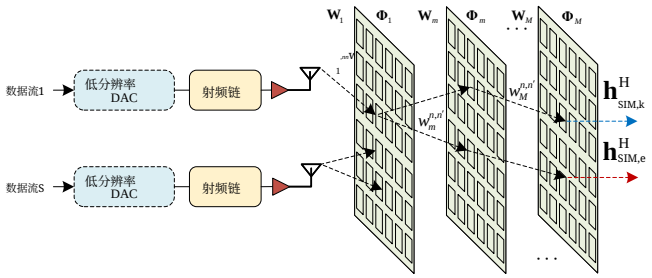


图2. SIM辅助基站的硬件结构和信号传播过程示意图。

入射到该超原子上的波。最后，电磁波离开最后一层超表面层，并通过无线信道传播至用户。

由于SIM是一种由一系列低成本、低功耗的超材料电磁超原子组成的器件，因此在硬件上往往难以实现理想的连续相位。因此，我们考虑SIM的离散相移模型。具体而言，我们采用$e^{j\varphi_m^n}$，$\forall m \in \mathcal{M}$，$\forall n \in \mathcal{N}$，其中

$$\varphi_m^n = \frac{i_m^n}{2^b}\pi, i_m^n \in \left\{0, 1, \ldots, 2^b - 1\right\}, \tag{1}$$

用于表示第 n个超原子在第 m个超表面层中的相移，其中 b 表示量化比特数。因此，SIM处第 m个超表面层的对角相移矩阵 $\mathbf{\Phi}_m$ 可表示为$\mathbf{\Phi}_m = \text{diag}(e^{j\varphi_m^1}, e^{j\varphi_m^2}, \ldots, e^{j\varphi_m^N}) \in \mathbb{C}^{N\times N}, m \in \mathcal{M}$。此外，令$\mathbf{W}_1 = [\mathbf{w}_{11}, \ldots, \mathbf{w}_1^L] \in \mathbb{C}^{N\times L}$表示从Alice天线到SIM第一超表面层的传播系数，其中$\mathbf{w}_1^l \in \mathbb{C}^N$ 表示从Alice的第 l根天线到SIM内第一超表面层的传播系数矩阵 [37]。令$\mathbf{W}_m \in \mathbb{C}^{N\times N}, \forall m \neq 1, m \in \mathcal{M}$表示从SIM第$(m-1)$个超表面层到第 m个超表面层的传播系数矩阵。如图2所示，根据 [16] 和 [21],引入的瑞利-索末菲衍射理论，矩阵 $\mathbf{W}_m$ 的第(n, n')个元素可表示为

$$w_m^{n,n'} = \frac{d_x d_y \cos\chi_m^{n,n'}}{d_m^{n,n'}}\left(\frac{1}{2\pi d_m^{n,n'}} - j\frac{1}{\lambda}\right)e^{j2\pi\frac{d_m^{n,n'}}{\lambda}}, \tag{2}$$

其中，λ 表示载波波长，$d_{m}^{n,n'}$ 表示相应的传输距离，$d_x \times d_y$ 表示每个 SIM 超原子的尺寸，$\chi_{m}^{n,n'}$ 表示传播方向与 SIM 第（$m-1$）个超表面层法线方向之间的夹角。同理，$\mathbf{w}_1^l$ 的第n个元素$w_{1,n}^l$ 可由式（2）得到。因此，由 SIM 实现的 Alice 的基于波的波束成形矩阵$\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N\times N}$ 可表示为 [38]

$$\mathbf{G} = \mathbf{\Phi}_M\mathbf{W}_M\mathbf{\Phi}_{M-1}\mathbf{W}_{M-1}\ldots\mathbf{\Phi}_2\mathbf{W}_2\mathbf{\Phi}_1. \tag{3}$$

接下来，我们考虑准静态平坦衰落信道模型。令$\mathbf{h}_{\text{SIM},k} \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 和$\mathbf{h}_{\text{SIM},e} \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 分别表示最后一层SIM超表面层到Bob k 和Eve的直达信道。具体而言，我们假设$\mathbf{h}_{\text{SIM},k}$ 和$\mathbf{h}_{\text{SIM},e}$ 服从空间相关瑞利衰落信道，其分布为 $\mathbf{h}_{\text{SIM},k} \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{R}_{\text{SIM},k})$ 和 $\mathbf{h}_{\text{SIM},e} \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{R}_{\text{SIM},e})$。$\mathbf{R}_{\text{SIM},k} = \beta_{\text{SIM},k}\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{N\times N}$和 $\mathbf{R}_{\text{SIM},e} = \beta_{\text{SIM},e}\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{N\times N}$ 其中$\beta_{\text{SIM},k}$ 表示 Bob k 与SIM之间的距离相关路径损耗，$\beta_{\text{SIM},e}$ 表示 Eve与SIM之间的距离相关路径损耗，协方差矩阵 $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{N\times N}$描述了SIM内最后一个超表面层中超原子之间的空间相关性。考虑多径分量均匀分布的各向同性散射环境，$\mathbf{R}$ 的第 (n, n') 个元素为 $\mathbf{R}_{n,n'} = \text{sinc}(2d_{n,n'}/\lambda)$ [39]，其中 $d_{n,n'}$ 表示超原子之间的间距，$\text{sinc}(x) = \sin(\pi x)/(\pi x)$ 表示归一化sinc函数。于是，Alice与Bob之间的复合信道 $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{L\times 1}$ 以及Alice与Eve之间的复合信道 $\mathbf{h}_e \in \mathbb{C}^{L\times 1}$ 分别表示为

$$\mathbf{h}_k = \mathbf{W}_1^{\text{H}}\mathbf{G}^{\text{H}}\mathbf{h}_{\text{SIM},k}, \tag{4}$$

$$\mathbf{h}_e = \mathbf{W}_1^{\text{H}}\mathbf{G}^{\text{H}}\mathbf{h}_{\text{SIM},e}. \tag{5}$$

注释 1. 从（4）和（5）可以看出，*SIM* 通过动态调整$\mathbf{G}$中的相移，有效改变了信道状态。与直达信道不可控的传统多输入多输出系统不同，*SIM* 信道能够在其多个超表面层上实现可控的信号聚合。当电磁波穿过 *SIM* 结构时，这一能力可以缓解用户间干扰并实现防窃听。此外，在所考虑的下行场景中，信号通过 *SIM* 最后一层的超原子到达用户。因此，最后一层中超原子的数量实际上决定了发射天线的数量，从而显著提升发射端的空间自由度和波束成形性能。

B. 下行数据传输

与传统的数字功率分配不同——在传统方案中，每个发射符号通常被映射到一个专用的波束成形向量——我们采用利用SIM的基于波的波束成形方法。在该方案下，数据流直接从Alice天线发射。通常，Alice天线的数量 L 超过鲍勃的数量 K，因此需要事先进行天线选择 [40]。为认知简便起见，我们假设场景 $L = K$，其中每根天线独立调制并传输单个数据流。基于该假设，从Alice天线到SIM首层板的传输矩阵可改写为$\mathbf{W}_1 = [\mathbf{w}_{11}, \ldots, \mathbf{w}_1^K] \in \mathbb{C}^{N\times K}$。因此，采用低分辨率模数转换器（ADCs）和数模转换器变得切实可行，因为它能够降低硬件复杂度，且仅造成轻微的性能下降。

不失一般性，发送给第 k 个 Bob 的信息符号记为 $s_k \sim \mathcal{CN}(0, p_k)$ $\forall k \in \mathcal{K}$，其为均值为零、方差为一的独立同分布（i.i.d.）随机变量。其中，p_k 表示分配给第 k 个 Bob 的发射功率。

因此，Alice 处的总发射功率约束表示为 $\sum_{k=1}^{K} p_k \leqslant P_A$，其中 P_A 为 Alice 的发射功率预算。此外，通过将经 SIM 传播的信号进行叠加，第 k 个 Bob 接收到的复合信号 y_k 表示为

$$\begin{aligned} y_k &= \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \sum_{k'=1}^{K} \mathbf{w}_1^{k'} \sqrt{p_{k'}} s_{k'} + n_k \\ &= \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_1^{k} \sqrt{p_k} s_k + \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \sum_{k'=1,k' \neq k}^{K} \mathbf{w}_1^{k'} \sqrt{p_{k'}} s_{k'} + n_k, \end{aligned} \tag{6}$$

其中，$n_k \sim \mathcal{CN}\left(0, \sigma_k^2\right)$ 表示加性白高斯噪声，其中 σ_k^2 表示第 k个 Bob 处的接收机噪声功率。同时，Eve 窃听的第 k个 Bob 的信息可表示为

$$\begin{aligned} y_k^e &= \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \sum_{k'=1}^{K} \mathbf{w}_1^{k'} \sqrt{p_{k'}} s_{k'} + n_e, \\ &= \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_1^{k} \sqrt{p_k} s_k + \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \sum_{k'=1,k' \neq k}^{K} \mathbf{w}_1^{k'} \sqrt{p_{k'}} s_{k'} + n_e, \end{aligned} \tag{7}$$

其中，$n_e \sim \mathcal{CN}\left(0, \sigma_e^2\right)$ 表示加性白高斯噪声，其中 σ_e^2 表示 Eve 处的接收机噪声功率。因此，第 k个 Bob 的接收信号以及 Eve 窃听 Bob k 的信息的信干噪比（SINR）可计算为 [41]

$$\gamma_k = \frac{p_k \left| \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_1^{k} \right|^2}{\sum_{k' \neq k}^{K} p_{k'} \left| \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_1^{k'} \right|^2 + \sigma_k^2}, \forall k \in \mathcal{K}, \tag{8}$$

$$\gamma_k^e = \frac{p_k \left| \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_1^{k} \right|^2}{\sum_{k' \neq k}^{K} p_{k'} \left| \mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_1^{k'} \right|^2 + \sigma_e^2}, \forall k \in \mathcal{K}. \tag{9}$$

注意，由于每根天线仅传输一个用户的数据流，因此只需进行功率控制。通过 SIM 超表面的每一层调整单个数据流的相位和振幅，以实现有效的基于波的波束成形。

C. 问题表述

一般而言，设计目标是通过有效平衡目标用户处接收信号的强度与 Eve 处的 SINR，最大化用户的保密速率。因此，基于 [12], , Alice 到第 k 个 Bob 的传输可达保密速率可表示为

$$R_{c,k} = \left[\log_2\left(1+\gamma_k\right) - \log_2\left(1+\gamma_k^e\right)\right]^+. \tag{10}$$

本文旨在通过联合优化功率控制系数 p_k 和 SIM 基于波的波束成形矩阵 $\mathbf{\Phi}_m$，在考虑用户通信服务质量和窃听速率限制的情况下，最大化加权和保密速率（WSSR）。数学上，该优化问题可表述如下

$$\mathcal{P}^0: \max_{p_k, \mathbf{\Phi}_m} \; R_c = \sum_{k=1}^{K} \eta_k \left(\log_2\left(1+\gamma_k\right) - \log_2\left(1+\gamma_k^e\right)\right) \tag{11a}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum\nolimits_{k=1}^{K} p_k \leqslant P_A, \tag{11b}$$

$$p_k \geqslant 0, \forall k \in \mathcal{K}, \tag{11c}$$

$$\varphi_m^n = \frac{i_m^n}{2^b}\pi, \forall n \in \mathcal{N}, \forall m \in \mathcal{M}, \tag{11d}$$

$$\log_2\left(1+\gamma_k\right) \geqslant \gamma_k^{\min}, \forall k \in \mathcal{K}, \tag{11e}$$

其中，η_k（$0 \leqslant \eta_k \leqslant 1$）表示第 k 个 Bob 的权重。约束（11b）中的 P_A 表示 Alice 的最大发射功率预算，约束（11c）是功率变量约束。随后，约束（11d）考虑了 SIM 中各传输超原子所用移相器的限制，其分辨率为 b 位。此外，约束（11e）确保合法用户的可达速率不低于预设的用户最低要求速率 $\gamma_k^{\min}$。

需要注意的是，设计目标函数（11a）通常是非凸的，SIM 的离散相移约束（11d）也具有非凸性。此外，SIM 相移与 Alice 的功率系数在目标函数中高度耦合，因此难以求得问题（11）的最优解。另一方面，由于 SIM 由多个超表面层组成，且每层包含大量超原子，其解空间的维数通常极高。因此，基于学习的方法适合优化这类复杂、高维且多变量的问题。下一节将介绍一种用于求解该复杂问题的高效基于学习的算法框架。

III. 基于学习的优化框架

本节介绍流形异构智能体持续学习（MHACL），这是一种模型无关优化框架，旨在解决并缓解协作多智能体系统中随机策略学习的次优收敛问题 [42]。如图3所示，该框架整合了三个主要组成部分：1）在第 III-A 节中推导出的、用于SIM辅助多智能体协调的基于流形的优化理论；2）第 III-B 节详述的、具有动态策略适应能力的持续学习机制；以及 3）第 III-C 节形式化描述的统一的低复杂度SIMHACL算法模板，该模板将理论保证与计算高效的实现相结合。这些组成部分的协同整合建立了一个具有数学基础的范式，用于解决异构智能体协调问题，同时在演变环境中保持时间一致性。

*A. SIM*辅助多智能体系统的流形理论

应用于 SIM 辅助多智能体系统的传统优化方法通常面临严重的计算瓶颈。现有方法，包括交替

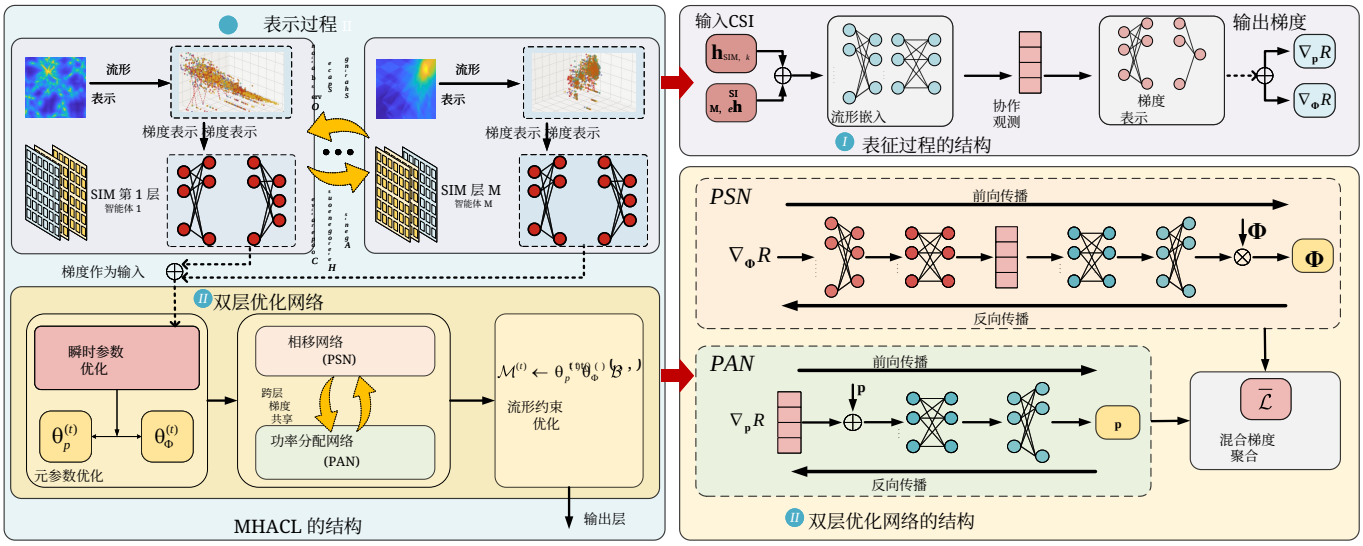


图3. 所提出的MHACL框架的网络架构。

优化和基于梯度的技术，需要执行高维矩阵运算（例如，特征值分解、梯度投影），以在每次迭代 [31]时更新移相矩阵$\{\boldsymbol{\Phi}_m\}$。随着超表面层 M 数和每层超原子 N数的增加，其计算复杂度呈超线性增长 $\mathcal{O}(MN^{1+\epsilon})$，使大规模 SIM实现在计算上难以承受。尽管基于学习的替代方案可以利用神经网络隐式建模移相响应，但离散相位约束与多层堆叠式智能超表面的架构相结合，会导致参数空间维度呈指数级增长$\mathcal{O}(2^{MN})$。因此，这些方法存在两个关键局限：1）为缓解潜在的过拟合，训练过程需要指数级增长的批量大小 $\mathcal{O}(2^{MN})$；2）由于高维空间中的Lipschitz常数趋于消失，基于梯度的优化会变得不稳定[43], [44]。

为克服这些根本局限，我们利用微分流形理论重新表述优化问题 (11)。在进一步讨论之前，我们先给出分析中得出的一个关键性质：

命题 1（功率约束饱和）。对于问题 (11) 的任意非平凡驻点 $\{p_k^*\}$，若其可实现安全速率为 $R_c > 0$，则总功率约束始终处于激活状态 $\sum_{k=1}^{K} p_k^* = P_A$。

证明：请参阅附录A。

本命题通过确立最优解位于最大发射功率处，消除了对传统基于二分法的功率分配方法的需求。在此基础上，我们推导出支配SIM配置的流形结构：

命题2（乘积流形嵌入）。在 M SIM 层上的相移优化位于一个结构化乘积流形 $\mathbb{M} \triangleq \prod_{m=1}^{M} \mathbb{T}^{N_m}$ 上，其中 $\mathbb{T}^{N_m} \cong [0, 2\pi)^{N_m}$表示 SIM 第 m层的 N_m维环面，N_m 为环面的维数。该流形嵌入隐式地施加了单位模约束 $|\phi_m^n| = 1$，同时将搜索空间的维数从 $2\sum_{m=1}^{M} N_m$ to $\sum_{m=1}^{M} N_m$.

证明：请参阅附录B。

所建立的乘积流形结构保证了两项关键优势：1）在安全速率函数满足 Lipschitz连续性的条件下，在 $\mathbb{M}$上进行黎曼梯度下降可确保收敛至局部最大值；2）内在维数的降低缓解了传统方法固有的维数灾难。所提出的MHACL框架利用这一几何洞见，通过低维流形投影网络对相移矩阵进行参数化（详见第三节 III-B4），从而避免在原始的 $\mathcal{O}(MN)$ 维空间中直接进行优化。第三节 III-C 将提供全面的理论分析，证明该方法在保持安全速率最大化的 ϵ 最优性的同时，实现了 $\mathcal{O}(\sqrt{MN})$ 的复杂度降低。

B. 异构智能体持续学习

在实际的多智能体 SIM 系统中部署流形理论，需要处理高维优化、非平稳无线环境以及SIM 可实现性约束。为应对这些挑战，我们提出一种无模型框架，将几何深度学习与自适应持续学习机制相统一。去中心化行动者–评论家架构在乘积流形$\mathbb{M} \triangleq \mathbb{M}_{\mathbf{p}} \times \mathbb{T}^{N_m}$ （第 III-A 节）上运行，确保学习策略 π(s)满足SIM 物理约束。全局目标是最大化黎曼约束安全速率：

$$\max_{\pi \in \Pi} \ \mathbb{E}\Big[R_c(\mathbf{p}, \boldsymbol{\Phi})\Big] \tag{12}$$

$$\text{s.t.} \ \ \mathbf{p} \in \mathbb{M}_{\mathbf{p}}, \quad \boldsymbol{\Phi} \in \mathbb{T}^{N_m}. \tag{13}$$

请注意，动态正则化和优先经验缓冲区可在环境变化期间保留知识，而双尺度元网络则协调智能体决策和

通过黎曼梯度流进行 SIM 重配置：

$$\mathrm{grad}_{\mathbb{M}}\mathcal{J}(\pi)=\mathcal{P}_{\mathbb{M}}\big(\nabla\mathcal{J}(\pi)\big), \tag{14}$$

其中， $\mathcal{P}_{\mathbb{M}}(\cdot)$表示流形投影算子。该分层设计在保证策略改进的同时，保留了电磁约束。

1) 协作异构智能体系统：在所提出的架构中，每个 SIM 层都作为一个自主智能体，遵循集中式训练、分散式执行（CTDE）范式。传统的基于学习的方法通常通过不透明的策略网络，将观测到的信道状态信息测量$\mathbf{h}_{\mathrm{SIM,\ k}}$ 和$\mathbf{h}_{\mathrm{SIM,\ e}}$直接映射为优化后的功率分配$\mathbf{p}^*$ 和相移参数 $\mathbf{\Phi}^*$：

$$(\mathbf{p}^*,\mathbf{\Phi}^*)\approx f_\theta(\mathbf{h}_{\mathrm{SIM,k}},\mathbf{h}_{\mathrm{SIM,e}}). \tag{15}$$

尽管此类黑箱映射在有限情况下有效，却掩盖了底层参数动态，并忽略了对电磁–人工智能协同至关重要的高阶梯度关系。

为克服这些局限，我们通过微分优化重新构想状态–动作映射。共享状态不再由原始信道状态信息表示，而是由从安全速率目标函数导出的梯度张量表示：

$$\mathbf{g}_p\triangleq\nabla_{\mathbf{p}}R_c(\mathbf{p},\mathbf{\Phi}),\qquad \mathbf{g}_\Phi\triangleq\nabla_{\mathbf{\Phi}}R_c(\mathbf{p},\mathbf{\Phi}). \tag{16}$$

每个智能体都会生成流形约束更新

$$\Delta\mathbf{p}=\mathcal{U}_{\mathbf{p}}\big(\mathbf{g}_p\big),\quad \Delta\mathbf{\Phi}=\mathcal{U}_\Phi\big(\mathbf{g}_\Phi\big), \tag{17}$$

其中， $\mathcal{U}_{\mathbf{p}}$ 和 $\mathcal{U}_\Phi$ 表示黎曼更新算子。因此，智能体策略通过最小化梯度驱动的损失进行训练：

$$\mathcal{J}(\pi)=\mathbb{E}\left[\sum_{t=1}^{T}\mathcal{L}^{(t)}\big(\mathbf{g}_p^{(t)},\mathbf{g}_\Phi^{(t)}\big)\right], \tag{18}$$

通过梯度向量场展示优化轨迹，增强可解释性，并对原始信道状态信息进行混淆以提升安全性 [45]。

2) 持续学习架构：无线环境会随时间演变，导致分布偏移，使传统的序贯微调失效。因此，我们将持续适应嵌入嵌套优化结构中，在适应新信道条件的同时保留历史知识。

令 θ_p 和 θ_Φ 分别表示功率分配网络/相移网络（PAN/PSN）的参数。对于每个环境状态 t，局部适应过程如下

$$\mathbf{p}^{(t)}=\mathrm{PAN}\Big(\mathbf{p}^{(0)},\mathbf{\Phi}^{(t-1)};\mathbf{g}_p^{(t)}\Big), \tag{19}$$

$$\mathbf{\Phi}^{(t)}=\mathrm{PSN}\Big(\mathbf{p}^{(t)},\mathbf{\Phi}^{(0)};\mathbf{g}_\Phi^{(t)}\Big), \tag{20}$$

其中， $\mathbf{\Phi}^{(t-1)}$ 迁移先前的电磁知识，而$\mathbf{p}^{(0)}$ 则采用全新初始化，以避免过拟合。

通过层次化损失函数平衡即时性能与长期稳定性，强化知识巩固：

$$\mathcal{L}^{(t)}=\mathbb{E}[R_c^{(t)}]+\lambda\sum_{k=1}^{t-1}\omega_k\mathcal{D}\big(\theta^{(t)},\theta^{(k)}\big), \tag{21}$$

算法1MHACL流程

过程 MHACL($\mathbf{h}_{\mathrm{e}}^{(t)},\mathbb{M}^{(t-1)}$)
  初始化 $\theta_p^{(t)},\theta_\Phi^{(t)}\leftarrow\mathbb{M}^{(t-1)}$
  段落$^{(0)}\leftarrow\sqrt{P/K}\mathbf{1}_K$, $\mathbf{\Phi}^{(0)}\leftarrow\mathcal{P}_{\mathbb{T}^{MN}}(\mathbf{\Phi}^{(t-1)})$
  初始化经验缓冲区 $\mathcal{B}^{(t)}\leftarrow\{\nabla R_c^{(t-1)}\}$
  对于 轮次 $k\in1:N_e$ **执行**
    初始化损失 $\overline{\mathcal{L}}\leftarrow0$
    对于 外层迭代 $j\in1:N_o$ **执行**
      样本任务批次 $\{\nabla R_c^{(k)}\}_{k=1}^{t}\sim\mathcal{B}^{(t)}$
      $\mathbf{\Phi}^{(j,0)}\leftarrow\mathbf{\Phi}^{(j-1,N_i)}$
      对内层迭代 $i\in1:\ N_i$ **执行**
        $\Delta\mathbf{\Phi}\leftarrow\mathrm{PSN}(\nabla_\Phi R_c^{(t)}\odot\mathbf{M}_\Phi^{(t-1)})$
        更新 $\mathbf{\Phi}^{(j,i)}$
        $\Delta\mathbf{p}\leftarrow\mathrm{PAN}(\nabla_p R_c^{(t)}\odot\mathbf{M}_p^{(t-1)})$
        更新 $\mathbf{p}^{(j,i)}$
      $\mathcal{L}_j\leftarrow-R_c(\mathbf{p}^*,\mathbf{\Phi}^*)+\lambda\mathcal{R}(\theta^{(t)},\theta^{(t-1)})$
      $\overline{\mathcal{L}}\leftarrow\overline{\mathcal{L}}+\mathcal{L}_j$
      更新缓冲区: $\mathcal{B}^{(t)}\leftarrow\mathcal{B}^{(t)}\cup\{\nabla R_c^{(j)}\}$
    $\theta_p^{(t)}\leftarrow\theta_p^{(t-1)}-\alpha_p\mathrm{Adam}(\nabla_{\theta_p}\overline{\mathcal{L}})$
    如果 $k\bmod N=0$ **则**
      $\theta_\Phi^{(t)}\leftarrow\theta_\Phi^{(t-1)}-\alpha_\Phi\mathrm{Adam}(\nabla_{\theta_\Phi}\overline{\mathcal{L}})$
  更新流形记忆 $\mathbb{M}^{(t)}\leftarrow(\theta_p^{(t)},\theta_\Phi^{(t)},\mathcal{B}^{(t)})$
  返回 $\mathbf{p}_{opt},\mathbf{\Phi}_{opt},\mathbb{M}^{(t)}$

其中， $\mathcal{D}(\cdot)$ 衡量当前参数与历史参数之间的黎曼距离，例如，

$$\mathcal{D}(\theta^{(t)},\theta^{(k)})=\big\|\log\big((\theta^{(k)})^{-1/2}\theta^{(t)}(\theta^{(k)})^{-1/2}\big)\big\|_F^2. \tag{22}$$

元优化层通过以下方式更新网络参数

$$\theta_p^{(t+1)}=\theta_p^{(t)}-\alpha_p\nabla_{\theta_p}\Big[\mathcal{L}^{(t)}+\beta\mathcal{L}_{\mathrm{traj}}^{(t)}\Big], \tag{23}$$

$$\mathcal{L}_{\mathrm{traj}}^{(t)}=-\log p\Big(\Delta\mathbf{\Phi}^{(t)}\mid\{\Delta\mathbf{\Phi}^{(k)}\}_{k<t}\Big), \tag{24}$$

其中 $\mathcal{L}_{\mathrm{traj}}$ 保留了优化轨迹的统计一致性。

3) 功率分配网络（*PAN*）：PAN通过动态梯度同化实现流形约束优化。在每次内层迭代（$i,\ j$）中，WSSR梯度

$$\mathbf{g}_p^{(i,j)}=\nabla_{\mathbf{p}}R_{\mathbf{p}}^{(i,j)} \tag{25}$$

通过掩码神经变换进行细化：

$$\widetilde{\mathbf{p}}^{(i,j)}=\mathbf{p}^{(i,j)}+\mathcal{N}_\theta\Big(\Delta\mathbf{p}^{(i,j)}\odot\mathbf{M}^{(t-1)}\Big), \tag{26}$$

其中$\mathbf{M}^{(t-1)}$ 是一个软参数掩码，用于保留先前的优化模式。归一化更新可满足瞬时功率约束：

$$\mathbf{p}^{(i+1,j)}=\sqrt{\frac{P_A}{\mathrm{Tr}\big(\widetilde{\mathbf{p}}^{(i,j)}(\widetilde{\mathbf{p}}^{(i,j)})^H\big)}}\,\widetilde{\mathbf{p}}^{(i,j)}. \tag{27}$$

参数更新遵循黎曼 Adam 方案：

$$\theta_p^{(t)}=\theta_p^{(t-1)}-\alpha_p\,\mathrm{Adam}\big(\mathrm{grad}_{\mathbb{M}_{\mathbf{p}}}\overline{\mathcal{L}}\big). \tag{28}$$

4）相移网络（*PSN*）：PSN 必须遵循相位参数的环面几何。频率感知更新机制可优化相位梯度

$$\Delta\widetilde{\phi} = \lambda\,\sigma\Big(\mathcal{T}_{\phi}\big(\mathbf{g}_{\Phi}^{(i,j)} \odot \mathbf{C}^{(t-1)}\big)\Big), \tag{29}$$

其中，$\mathcal{T}_{\phi}$ 是谱变换器，$\mathbf{C}^{(t-1)}$ 捕获历史干扰模式。相位更新表示为单位圆上的旋转：

$$\mathbf{\Phi}^{(i+1,j)} = \operatorname{diag}\Big[e^{j(\mathbf{\Phi}^{(i,j)}+\Delta\widetilde{\phi})}\Big], \tag{30}$$

确保在流形 $\mathbb{T}^{N_m}$上连续演化。参数更新采用与 PAN 相同的黎曼 Adam 规则：

$$\theta_{\Phi}^{(t)} = \theta_{\Phi}^{(t-1)} - \alpha_{\Phi}\,\mathrm{Adam}\big(\mathrm{grad}_{\mathbb{T}^{N_m}}\overline{\mathcal{L}}\big). \tag{31}$$

谱变换器通过将循环干扰模式编码为正交基函数，实现跨任务迁移，防止灾难性遗忘，并促进对新 SIM 配置的快速适应。

C. SIMHACL：低复杂度持续学习模板

为进一步降低计算负担，同时保持适应能力，我们开发了一种名为**SIMHACL**的简化持续学习方案。该方案将电磁约束嵌入乘积流形表示中，将高维相移搜索压缩到紧凑的参数子空间。通过黎曼梯度流自动满足单位模条件，从而无需显式投影步骤，并确保物理可行性。

对于发射功率控制，SIMHACL 利用满功率饱和下最优分配的近似正交结构（命题 1）。从等功率初始化开始，梯度驱动的细化会自适应地逼近饱和边界：

$$\mathbf{p}^{(t+1)} = \mathcal{P}_{\mathbb{M}_{\mathbf{p}}}\big[\mathbf{p}^{(t)} + \eta\nabla_{\mathbf{p}}R_c(\mathbf{p}^{(t)},\mathbf{\Phi}^{(t)})\big], \tag{32}$$

其中$\mathcal{P}_{\mathbb{M}_{\mathbf{p}}}$ 表示功率流形上的黎曼投影，η 为步长参数。

整体算法通过结合两种关键机制，实现线性复杂度缩放$\mathcal{O}\big(M\max N_m\big)$。首先，梯度预条件采用学习得到的预条件器来替代代价高昂的矩阵求逆，从而保持数值稳定性，并消除传统求解器中占主导地位的立方运算。然后，流形嵌入将参数更新压缩到流形内蕴坐标中，有效减少冗余维度，并确保每次更新都保持在可行几何空间内。

这些结构简化使不同设计框架的计算成本呈现出清晰的层级关系。传统的交替优化在超表面元原子数量增加时，计算成本呈立方增长，复杂度为 $\mathcal{O}\big(K($ $LM^3 + L^2N^2)\big)$。通过利用分散式梯度流，所提出的 MHACL 解耦了立方项，将计算成本降至 $\mathcal{O}(LMN)$，从而已能在中大型系统中实现高效部署。在此基础上，SIMHACL 进一步降低了计算成本，在 M 和 N两个方面均实现线性复杂度，将每次迭代中的二次依赖降为纯线性扩展，使算法实际上不受天线或超原子数量的影响。

IV. 数值结果

A. 仿真设置

本节给出数值结果，以分析所提出的算法，并评估所考虑的基于SIM的多用户MIMO系统的性能。仿真设置如下。基站服务 K 个单天线用户，我们假设基站与UE簇中心之间的距离为30m，而每个UE相对于该中心在10m范围内随机移动。窃听者位于用户簇的中心点。SIM辅助基站、用户和窃听者的高度分别为15 m、1.65 m和1.65 m。此外，我们假设SIM的厚度为$T_{\mathrm{SIM}} = 5\lambda$，从而确保 M层SIM中两个相邻超表面之间的间距为 $d_{\mathrm{Layer}} = T_{\mathrm{SIM}}/M$。此外，我们关注具有 $N = N_xN_y$ 个超原子的方形超表面排布，其中 $N_x = N_y$，且 N_x 和 N_y 分别表示沿 x轴和 y轴的超原子数量。此外，我们假设基站和超表面层上相邻天线/超原子之间采用半波长间距。同时，每个超原子的尺寸为 $d = d_x = d_y = \lambda/2$。我们假设相关瑞利衰落信道模型，距离相关路径损耗建模为

$$\beta_k = C_0(d_k/d_0)^{\varpi_0}, \quad d_k > d_0, \tag{33}$$

其中，d_k 表示 SIM辅助基站与第 k个 UE 之间的链路距离。此外，$C_0 = (\lambda/4\pi d_0)^2$ 表示相对于参考距离 d_0 =1 m [46], 的自由空间路径损耗，$\varpi_0 = -3.5$ 表示路径损耗指数。另外，我们考虑一个载波频率为 28 GHz、传输带宽为 10 MHz、有效噪声功率谱密度为 -174 dBm/Hz 的系统。仿真结果通过对 100 次独立实验取平均获得。

B. 算法收敛性

如图4所示，所提出的MHACL算法框架在连续和离散相移场景下均表现出快速收敛。具体而言，所提出的低复杂度SIMHACL算法在500次迭代内收敛，显著快于需要2000次迭代的MHACL算法。此外，SIMHACL收敛后的性能下降幅度很小，相较之下，MHACL的性能下降更明显；这一点由图4中阴影部分所示的95%置信区间体现。其原因在于，该框架通过学习得到的梯度预条件器避免了矩阵求逆，并利用流形嵌入进一步减少参数更新，从而实现线性复杂度扩展 $\mathcal{O}(M\max N_m)$，而非MHACL的三次计算复杂度。此外，SIM天线上的正交功率分配可确保加权和保密速率性能。

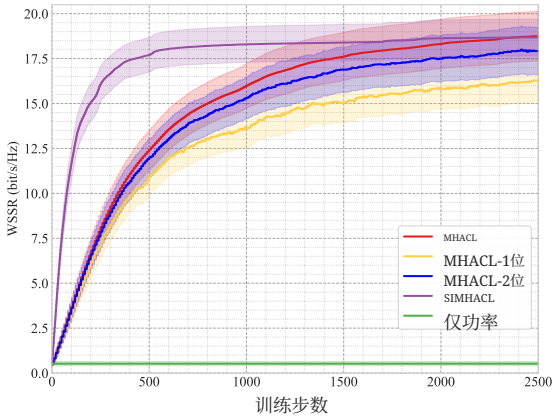


图4. 不同方案下离散相位的收敛速度（$L=4$、$M=4$ $K=4$ $N=64$ 、，）。

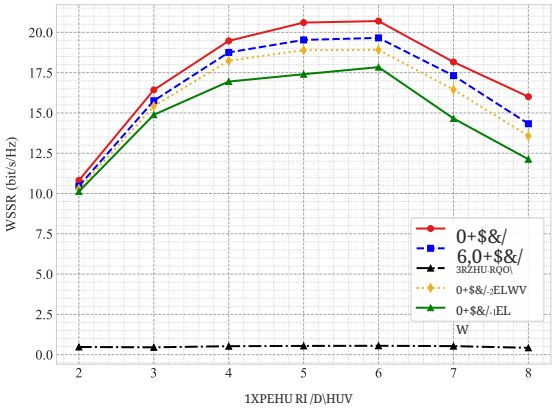


图 6. 不同方案（$L=4$, $K=4$, $N=64$）中采用离散相位时，加权和保密速率随 SIM层数的变化。

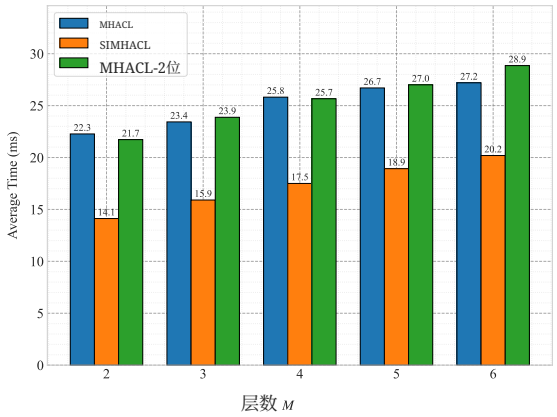


图5. 不同方案下单步离散相位的平均计算时间与SIM层数的关系（$L=4$、$K=4$、 $N=64$）。

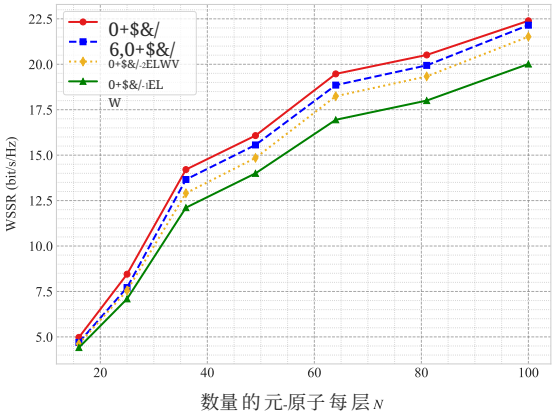


图 7. 不同方案（$L=4$, $M=4$, $K=4$）中采用离散相位时，加权和保密速率随每层超原子数的变化。

图5展示了采用各种算法执行一个训练步骤时，平均计算时间随SIM层数量的变化情况。显然，对于SIM辅助系统，所提出的框架每次迭代的训练时间可达到毫秒级。值得注意的是，随着SIM层数量增加，所需计算复杂度也按比例上升；然而，尽管优化参数呈指数增长，训练开销仍在可控范围内，体现了所提出框架的适应性。此外，低复杂度SIMHACL算法的训练时间相比MHACL减少了30%。此外，离散相移配置的延迟特征与连续相移配置相当，凸显了该框架的通用性，以及其对实际实现约束的鲁棒性。

C. 系统参数的影响

图6展示了不同算法的WSSR性能随SIM层数变化的情况。MHACL算法在所有考虑的方案中取得了最佳性能。结果表明，当SIM层数较少时，增加SIM层数可显著提升系统性能。例如，与2层配置相比，采用6层SIM时WSSR性能大约提升86%。然而，当层数超过某一阈值（$M=6$）后，继续增加层数不再持续提升WSSR，甚至可能降低性能。这是因为当SIM层数较少时，增加更多层会通过引入额外的超原子来提高信号处理的精度和自由度。当层数变得很大时，如（3）所示，层间传输衰落成为主导因素，从而导致性能下降。相比之下，仅功率方案在所有情况下的表现都显著更差，凸显了基于SIM波的波束成形在增强物理层安全方面的重要性。

图 7 展示了不同算法的 WSSR 性能随每层 SIM 超原子数量变化的情况。可以观察到，由于空间自由度增加，所有方案的 WSSR 均随N 增加而提升。例如，与每层包含 16 个超原子的情况相比，每层包含 64 个超原子的 SIM 凭借更大的超表面孔径，使 WSSR 性能提升了三倍。此外，所提出的 SIMHACL算法取得了接近 MHACL算法的性能，证明了其高效性。

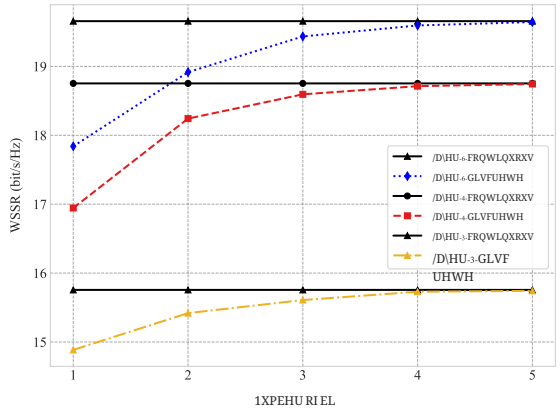


图 8. 不同 SIM 层数（$L = 4$、 $K = 4$、 $N = 64$）下，WSSR 随相移量化比特数的变化。

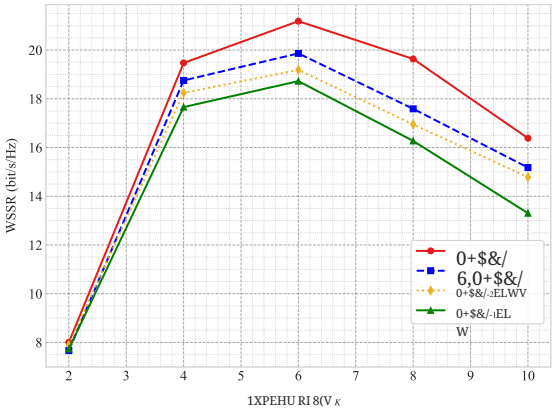


图9. 不同方案下离散相位时加权和保密速率随用户数量的变化（$L = 4$, $M = 4$, $N = 64$）。

尽管 MHACL-2位和 MHACL-1比特方案因相位量化而性能下降，但仍能从 N增加中获益。总之，增加每层 SIM 超原子的数量始终是提升系统保密速率的一种切实可行的方法。还值得注意的是，SIMHACL始终优于这两种量化相位方案，表明所提出的框架在连续和离散相位约束下均具有鲁棒性和普适性。

图 8 展示了在不同 SIM 层配置下，WSSR 随相移量化比特数 b 的变化情况，同时考虑了连续和离散相移模型。可以观察到，在所有配置下，WSSR 均随相位分辨率的提高而单调增加。尤其是在低比特区间（例如 $b = 1 \sim 3$），性能增益更为显著，这凸显了低分辨率设置下保密性能对相位量化的敏感性。此外，层数较多的 SIM 配置在所有量化级别下均能持续实现更高的 WSSR，表明增加层深度有助于增强空间分集和保密容量。然而，当相位仅以 1 比特量化时，六层配置下离散相位方案与连续相位方案之间的性能差距达到 10%，而两层配置下仅为 6%。这表明，WSSR性能对相位分辨率的敏感性会随 SIM 层数增加而提高，因此在层深度较大时需要更精细的量化来维持性能。正如预期，对于给定层数，连续相位方案始终优于相应的离散相位方案。尽管如此，随着量化分辨率提高，性能差距会缩小。当量化级别达到 4 比特时，离散相位性能与连续相位情形十分接近，这表明高分辨率离散实现能够在实践中有效模拟理想的连续相位设计。

图9展示了不同算法的WSSR性能随用户数量变化的情况。可以看出，所有方案的WSSR性能最初均有所提升随后随着用户数量增加而下降，这

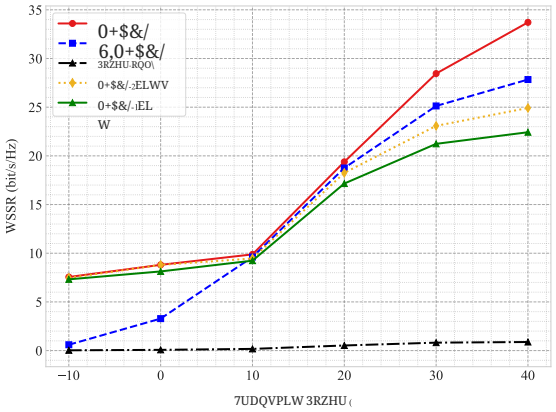


图10. 不同方案下离散相位时加权和保密速率随发射功率取值的变化（$L = 4$, $M = 4$, $K = 4$, $N = 64$）。

与传统多输入多输出系统中的表现不同。当用户数量相对较少时，系统性能尚未达到饱和；因此，增加用户数量可以提高资源利用率并提升整体系统性能。然而，随着用户数量持续增加，在总功率预算固定的情况下，每根天线由于只能传输单用户数据流，所分配到的功率会减少。同时，多用户干扰的增加会进一步降低保密速率性能。这表明，在SIM辅助系统中，选择合适的服务用户数量至关重要，以避免多用户干扰过大而导致性能下降。

图 9 展示了不同算法的 WSSR 性能随发射功率变化的情况。可以观察到，对于所有方案，WSSR 都会随着发射功率的增加而上升。此外，正如仅功率方案所示，当 SIM 相位随机配置时，增加发射功率只能带来微乎其微的性能提升，这凸显了 SIM 波域预编码的关键作用。有趣的是，在低发射功率条件下，所提出的 SIMHACL 方案的性能明显逊于 MHACL。然而，随着发射功率增加，SIMHACL 的性能迅速提升，并逐渐接近 MHACL。

这是因为 SIMHACL 始终采用正交功率分配。然而，当总天线功率相对较低时，正交分配并非最优方案。在这种情况下，天线增益与板间损耗相互抵消，导致 SIMHACL 的性能明显逊于 MHACL。随着 SIM 天线总功率增加，最优功率分配越来越符合正交特征模，此时信道增益可抵消插入损耗。因此，SIMHACL 的性能显著提升，并逐渐接近最优状态。

V. 结论

本文提出了一种新颖的基于学习的优化框架，用于增强SIM辅助多用户多输入多输出安全通信系统中的物理层安全。通过在基站部署SIM，我们利用基于波的波束成形，实现了逐天线单流传输，同时显著降低了硬件复杂度。我们在离散相位量化和功率限制等实际约束条件下，构建了加权和保密速率最大化问题。为应对固有的非凸性和高维性，我们开发了MHACL框架，该框架能够有效处理动态环境中的联合功率与相移优化。此外，我们提出了一种名为SIMHACL的低复杂度变体，将相位优化嵌入乘积流形结构中，实现了线性复杂度扩展，同时保持了性能鲁棒性。特别是，对于SIM辅助系统，所提框架每次迭代的训练时间达到毫秒级。数值仿真验证了所提方法的优越性，结果表明，与MHACL相比，SIMHACL在计算开销降低30%的同时，性能接近最优。这些结果展现了可重构智能超表面（SIM）和基于学习的方法在下一代无线网络中实现安全、高效通信的巨大潜力。

附录A 命题1的证明

对于任意非平凡驻点$\mathbf{p}_k^*$，我们可以对原始系统WSSR最大化问题（11）运用Fritz-John（FJ）条件，并推导出：

$$\mu_0\nabla_{\mathbf{p}}R_c(\mathbf{p}^*)+\mu\nabla_{\mathbf{p}}\left(\sum_{k=1}^{K}p_k-P_A\right)+\sum_{k=1}^{K}\nu_k\nabla_{\mathbf{p}}(-p_k)=0, \tag{34a}$$

$$\mu_0\geq 0, \tag{34b}$$

$$\mu\geq 0, \tag{34c}$$

$$\nu_k\geq 0,\forall k\in\mathcal{K}, \tag{34d}$$

$$\mu_0+\mu+\sum\nu_k>\mathbf{0}, \tag{34e}$$

其中， μ_0 是加权和保密速率函数的乘子， $\mu\geq 0$ 是功率约束$\sum p_k\leq P_A$的乘子， ν_k 是非负功率约束 $p_k\geq 0$的乘子。

对于非平凡解，其中 $\exists k$ 使得 $p_k^*>0$，互补松弛条件为 $\nu_k p_k^*=0$，因此对所有 k可得 $\nu_k=0$ 。因此，FJ 条件简化为：

$$\mu_0\nabla_{\mathbf{p}}R_c(\mathbf{p}^*)+\mu\nabla_{\mathbf{p}}(\sum_{k=1}^{K}p_k-P_A)=\mathbf{0}. \tag{35}$$

现在我们将通过反证法证明 μ严格为正。首先，我们取$R_{c,k}$ 关于 p_k 的导数，并在下一页顶部得到（23），其中

$$\alpha_k\triangleq\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^k\right|^2, \tag{24}$$

$$\beta_k\triangleq\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^k\right|^2, \tag{25}$$

$$I_k\triangleq\sum_{k'\neq k}p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_k^2, \tag{26}$$

$$I_e\triangleq\sum_{k'\neq k}p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_e^2. \tag{27}$$

类似地，我们有 $\frac{\partial}{\partial p_k}\left(\sum_{i=1}^{K}p_i-P_A\right)=1$。因此，FJ条件可以写为

$$\mu_0\cdot\frac{1}{\ln 2}\cdot\frac{\alpha_k I_e-\beta_k I_k}{(p_k\alpha_k+I_k)(p_k\beta_k+I_e)}+\mu\cdot 1=0, \tag{16a}$$

$$\mu_0\cdot\frac{1}{\ln 2}\cdot\frac{\alpha_k I_e-\beta_k I_k}{(p_k\alpha_k+I_k)(p_k\beta_k+I_e)}=-\mu,\forall k\in\mathcal{K}. \tag{16b}$$

控制方程的结构性质强制施加了对偶符号约束：左端分量借助条件 $\mu_0\geq 0$ 和 $\alpha_k I_e-\beta_k I_k\geq$0保持非负性，而右端项 $\mu\geq 0$ 本质上取非正值。这种内在的对立性要求对两种互斥情形进行穷尽分析。

a) 情形 ***1***： $\mu_0=0$: 要求 $\mu>0$ 满足 $\mu_0+\mu>0$ 会引入根本性矛盾。将其代入 FJ 条件会产生退化结果$\mu=0$，从而违反正性要求。这一不一致性最终确立了 $\mu_0>0$对于具有物理意义的解的必要性。

b) 情形 ***2***： $\mu_0>0$: 以 μ_0 进行归一化揭示了本质的比例关系：

$$\frac{1}{\ln 2}\cdot\frac{\alpha_k I_e-\beta_k I_k}{(p_k\alpha_k+I_k)(p_k\beta_k+I_e)}=-\frac{\mu}{\mu_0},\quad\forall k\in\mathcal{K}. \tag{17}$$

由非平凡解要求所保证的严格为正的左端迫使 $\mu>0$ 保持等式。通过互补松弛条件$\mu\left(\sum p_k^*-P_A\right)=0$，这直接得到功率分配约束：

$$\sum_{k=1}^{K}p_k^*=P_A. \quad\blacksquare \tag{18}$$

尽管 $\mathbf{\Phi}$ 经常更新，命题 1 在整个学习优化过程中仍然成立，因为其证明依据的是基本变分原理，而非暂时的参数配置。

$$
\begin{aligned}
&\nabla_{\mathbf{p}_k} R_{c,k} = \nabla_{\mathbf{p}_k} \left[\log_2\left(1+\gamma_k\right) - \log_2\left(1+\gamma_k^e\right)\right] \\
&= \nabla_{\mathbf{p}_k} \left[\log_2\left(1+\frac{p_k\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^k\right|^2}{\sum_{k'\neq k}^{K} p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_k^2}\right) - \log_2\left(1+\frac{p_k\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^k\right|^2}{\sum_{k'\neq k}^{K} p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_e^2}\right)\right] \\
&= \nabla_{\mathbf{p}_k} \left[\log_2\left(\sum_{k'=1}^{K} p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_k^2\right) - \log_2\left(\sum_{k'=1}^{K} p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_e^2\right)\right] \\
&= \frac{1}{\ln 2}\left(\sum_{k'=1}^{K} p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_k^2\right)^{-1}\cdot\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k}\right|^2 \\
&- \frac{1}{\ln 2}\left(\sum_{k'=1}^{K} p_{k'}\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}\right|^2+\sigma_e^2\right)^{-1}\cdot\left|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k}\right|^2 \\
&= \frac{1}{\ln 2}\left(\frac{|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k}|^2}{\sum_{k'=1}^{K} p_{k'}|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},k}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}|^2+\sigma_k^2} - \frac{|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k}|^2}{\sum_{k'=1}^{K} p_{k'}|\mathbf{h}_{\mathrm{SIM},e}^{\mathrm{H}}\mathbf{G}\mathbf{w}_1^{k'}|^2+\sigma_e^2}\right) \\
&= \frac{1}{\ln 2}\cdot\frac{\alpha_k I_e - \beta_k I_k}{(p_k\alpha_k+I_k)(p_k\beta_k+I_e)},
\end{aligned}
\tag{23}
$$

附录B 命题2的证明

流形构造首先定义一个复合参数向量，将所有 M SIM层的相移参数整合在一起，表示为

$$
\phi=[\phi_{1,1},\ldots,\phi_{1,N_1},\ldots,\phi_{M,1},\ldots,\phi_{M,N_M}]^T\in\mathbb{R}^{\sum N_m}. \tag{19}
$$

该向量通过映射嵌入复环面流形中

$$
\mathcal{E}(\phi)=\left\{\mathrm{diag}\left(e^{j\phi_{m,1}},\ldots,e^{j\phi_{m,N_m}}\right)\right\}_{m=1}^{M}, \tag{20}
$$

其中，每个对角矩阵均位于 $\mathbb{T}^{N_m}$这一 N_m维复环面上。对于级联等效信道 $\mathbf{H}_{\mathrm{eff}}=\prod_{m=1}^{M}\mathbf{\Phi}_m\mathbf{G}_m$，黎曼梯度的计算涉及逐层反向传播。流形 $\mathbb{M}_m$ 上的梯度形式为

$$
\mathrm{grad}_{\mathbb{M}_m} R_c = 2\mathrm{Im}\left(\mathbf{\Phi}_m^{*}\odot\frac{\partial R_c}{\partial\mathbf{\Phi}_m}\right), \tag{21}
$$

其中，偏导数 $\partial R_c/\partial\mathbf{\Phi}_m$ 通过求导链计算，表示为

$$
\frac{\partial\mathbf{H}_{\mathrm{eff}}}{\partial\mathbf{\Phi}_m}=\left(\prod_{k=m+1}^{M}\mathbf{\Phi}_k\mathbf{G}_k\right)\mathbf{G}_m\times\left(\prod_{k=1}^{m-1}\mathbf{\Phi}_k\mathbf{G}_k\right), \tag{22}
$$

这展示了梯度如何通过上游层和下游层进行传播。

交替优化框架通过保持流形约束的回缩算子，依次更新参数。每次迭代均应用

$$
\phi_m^{(t+1)}=\mathcal{P}_{\mathbb{M}_m}\left(\phi_m^{(t)}+\alpha_m\mathrm{grad}_{\mathbb{M}_m}R\right), \tag{23}
$$

对所有 $m\in\{1,\ldots,M\}$，其中 $\mathcal{P}_{\mathbb{M}_m}$ 确保符合复环面几何。计算对比突显了流形方法的优势：传统参数化需要 $\mathcal{O}(2MN)$ 个复参数，并带有 $\mathcal{O}(MN)$ 个非凸约束，而所提出的方法通过实数编码将维度降低了 50%。梯度反向传播每次迭代的复杂度为 $\mathcal{O}(M\cdot\max\ N_m)$，避免了通常在约束优化中占主导地位的投影操作。

这种几何形式保证了在奖励函数 $R(\cdot)$满足Lipschitz连续性的条件下局部收敛，这一点已由黎曼优化理论确立。复杂度降低因子不受层数 M影响，因此能够扩展至大规模SIM配置。

参考文献

[1] C.-X. Wang, X. You, X. Gao, X. Zhu, Z. Li, C. Zhang, H. Wang, Y. Huang, Y. Chen, H. Haas 等，“迈向6G：愿景、需求、关键技术与测试平台”，《*IEEE*通信调查与教程》，第25卷，第2期，第905–974页，2023年2月。[2] D. Wang, Z. Wang, K. Yu, Z. Wei, H. Zhao, N. Al-Dhahir, M. Guizani, and V. C. Leung，“有源空中可重构智能表面辅助安全通信：融合感知与定位”，*IEEE*通信选题领域期刊，第42卷，第10期，第2769–2785页，2024年10月。[3] R. Sun, W. Wang, L. Xu, N. Zhao, N. Al-Dhahir, and X. Wang，“IRS辅助NOMA SWIPT网络的安全波束成形”，*IEEE*通信汇刊，第72卷，第11期，第6796–6809页，2024年11月。[4] J. Xing, T. Lv, W. Li, W. Ni, and A. Jamalipour，“无蜂窝物联网网络中隐蔽下行传输的波束成形与噪声注入联合优化”，*IEEE*物联网期刊，第11卷，第6期，第10 525–10 536页，2023年6月。[5] Z. Wang, J. Zhang, H. Du, D. Niyato, S. Cui, B. Ai, M. Debbah, K. B. Letaief, and H. V. Poor，“面向6G的超大规模MIMO教程：基础、信号处理与应用”，《*IEEE*通信调查与教程》，第26卷，第3期，第1560–1605页，2024年3月。[6] E. Shi, J. Zhang, H. Du, B. Ai, C. Yuen, D. Niyato, K. B. Letaief, and X. Shen，“面向6G的RIS辅助无蜂窝大规模MIMO系统：基础、系统设计与应用”，《*IEEE*会刊》，第112卷，第4期，第331–364页，2024年4月。[7] W. Wei, X. Pang, C. Xing, N. Zhao, and D. Niyato，“STAR-RIS辅助的安全NOMA感知与通信一体化”，*IEEE*无线通信汇刊，第23卷，第9期，第10 712–10 725页，2024年9月。[8] Q. Wu and R. Zhang，“通过有源与无源波束成形联合设计增强智能反射面无线网络”，*IEEE*无线通信汇刊，第18卷，第11期，第5394–5409页，2019年11月。[9] Y. Sun, Z. Lin, K. An, D. Li, C. Li, Y. Zhu, D. Wing Kwan Ng, N. Al-Dhahir, and J. Wang，“多功能RIS辅助的空地一体化网络语义抗干扰通信与计算”，*IEEE*通信选题领域期刊，第42卷，第12期，第3597–3617页，2024年12月。

[10] X. Li, M. Liu, S. Dang, N. C. Luong, C. Yuen, A. Nallanathan, and D. Niyato，“RIS辅助协作网络中增强物理层安全的隐蔽通信”，*IEEE*无线通信汇刊，第24卷，第7期，第5605–5619页，2025年7月。[11] H. Xiao, X. Hu, P. Mu, W. Wang, T.-X. Zheng, K.-K. Wong, and K. Yang，“同时透射和反射智能反射面（STAR-RIS）辅助的多天线隐蔽通信：分析与优化”，*IEEE*无线通信汇刊，第23卷，第6期，第6438–6452页，2023年6月。[12] W. Hao, J. Li, G. Sun, M. Zeng, and O. A. Dobre，“保障可重构智能表面辅助的无蜂窝网络”，*IEEE*信息取证与安全汇刊，第17卷，第3720–3733页，2022年。[13] B. Sihlbom, M. I. Poulakis, and M. Di Renzo，“可重构智能表面：通过系统级仿真器进行性能评估”，*IEEE*无线通信，第30卷，第4期，第98–106页，2022年4月。[14] A. Zappone, M. Di Renzo, X. Xi, and M. Debbah，“可重构智能表面反射单元最佳数量探讨”，*IEEE*无线通信快报，第10卷，第3期，第464–468页，2021年3月。[15] J. An, C. Xu, L. Gan, and L. Hanzo，“基于离散相移的RIS辅助MIMO系统低复杂度信道估计与无源波束成形”，*IEEE*通信汇刊，第70卷，第2期，第1245–1260页，2021年2月。[16] X. Lin, Y. Rivenson, N. T. Yardimci, M. Veli, Y. Luo, M. Jarrahi, and A. Ozcan，“利用衍射深度神经网络实现全光机器学习”，《科学》，第361卷，第6406期，第1004–1008页，2018年7月。[17] C. Liu, Q. Ma, Z. J. Luo, Q. R. Hong, Q. Xiao, H. C. Zhang, L. Miao, W. M. Yu, Q. Cheng, L. Li 等，“基于数字编码超表面阵列的可编程衍射深度神经网络”，《自然·电子学》，第5卷，第2期，第113–122页，2022年2月。[18] M. Nerini and B. Clerckx，“采用超对角RIS实现的堆叠式智能超表面的物理一致性建模”，*IEEE*无线通信快报，第28卷，第7期，第1693–1697页，2024年7月。[19] H. Liu, J. An, X. Jia, L. Gan, G. K. Karagiannidis, B. Clerckx, M. Ben- nis, M. Debbah, and T. J. Cui，“用于无线通信的堆叠式智能超表面：应用与挑战”，*IEEE*无线通信，第32卷，第4期，第46–53页，2025年4月。[20] E. Shi, J. Zhang, J. An, G. Zhang, Z. Liu, C. Yuen, and B. Ai，“SIM辅助无小区大规模MIMO系统的联合AP-UE关联与预编码”，*IEEE*无线通信汇刊，第24卷，第6期，第5352–5367页，2025年6月。[21] J. An, C. Xu, D. W. K. Ng, G. C. Alexandropoulos, C. Huang, C. Yuen, and L. Hanzo，“用于6G高效全息MIMO通信的堆叠式智能超表面”，*IEEE*通信选题领域期刊，第41卷，第8期，第2380–2396页，2023年8月。[22] J. An, A. Chaaban 等，“面向堆叠式智能超表面赋能多用户MISO系统的混合数字-波域信道估计器”，*2024*年*IEEE*无线通信与网络会议（*WCNC*），第1–6页，2024年。[23] Z. Li, J. An, and C. Yuen，“堆叠式智能超表面增强的宽带多用户MIMO OFDM-IM通信”，*arXiv*预印本 *arXiv:2509.22327*，2025年。[24] Z. Wang, H. Liu, J. Zhang, R. Xiong, K. Wan, X. Qian, M. Di Renzo, and R. C. Qiu，“通过堆叠式智能超表面实现多用户通感一体化：新算法与实验”，载于*2024*年全球通信会议-*2024*年*IEEE*全球通信会议。IEEE，2024年，第4442–4447页。[25] H. Liu, J. An, X. Jia, L. Gan, G. K. Karagiannidis, B. Clerckx, M. Ben- nis, M. Debbah, and T. J. Cui，“用于无线通信的堆叠式智能超表面：应用与挑战”，*IEEE*无线通信，第32卷，第4期，第46–53页，2025年4月。[26] C. Pei, K. Huang, L. Jin, X. Xu, Y. Zhou, and Y. Guo，“堆叠式智能超表面辅助的感知、通信与抗干扰一体化”，*IEEE*无线通信快报，第29卷，第2期，第383–387页，2024年2月。[27] H. Niuab, J. An, L. Zhang, X. Lei, and C. Yuen，“利用堆叠式智能超表面增强SISO系统的物理层安全”，载于*2024*年*IEEE VTS*亚太无线通信研讨会（*APWCS*）。IEEE，2024年，第1–5页。[28] H. Niu, X. Lei, J. An, L. Zhang, and C. Yuen，“面向安全SISO传输的堆叠式智能超表面高效设计探讨”，*IEEE*信息取证与安全汇刊，第20卷，第11期，第60–70页，2024年11月。[29] Z. Yu, H. Li, W. Zhao, P.-S. Huang, Y.-T. Lin, J. Yao, W. Li, Q. Zhao, P. C. Wu, B. Li等，“基于无序超表面的高安全性学习型光学加密”，《自然·通讯》，第15卷，第1期，第2607页，2024年1月。[30] G. C. Alexandropoulos, K. Stylianopoulos, C. Huang, C. Yuen, M. Ben- nis 和 M. Debbah，“可重构智能表面赋能智能无线电环境中的普适机器学习”，《*IEEE*会刊》，第110卷，第9期，第1494–1525页，2022年9月。[31] J. Zhang, Z. Liu, Y. Zhu, E. Shi, B. Xu, C. Yuen, D. Niyato, M. Debbah, S. Jin, B. Ai等，“面向6G无线分布式网络的多智能体强化学习”，*arXiv*预印本 *arXiv:2502.05812*，2025年。[32] F. Zhu, X. Wang, C. Huang, Z. Yang, X. Chen, A. Alhammadi, Z. Zhang, C. Yuen 和 M. Debbah，“RIS辅助通信的鲁棒波束成形：基于梯度流形的元学习”，*IEEE*无线通信汇刊，第23卷，第11期，第15 945–15 956页，2024年11月。[33] R. Dong, B. Wang, K. Cao, J. Tian 和 T. Cheng，“利用深度强化学习设计RIS赋能无人机通信网络的安全传输”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第73卷，第6期，第8404–8419页，2024年6月。[34] L. Guo, J. Jia, J. Chen, S. Yang, Y. Xue 和 X. Wang，“协同多无人机的RIS辅助安全空地通信：一种混合深度强化学习方法”，《*IEEE*网络科学与工程汇刊》，第11卷，第5期，第4536–4550页，2024年5月。[35] M. H. Khoshafa, O. Maraqa, J. M. Moualeu, S. Aboagye, T. M. Ngatched, M. H. Ahmed, Y. Gadallah 和 M. Di Renzo，“新兴射频与光无线通信系统中的RIS辅助物理层安全：全面综述”，《*IEEE*通信调查与教程》，提前在线发表，2024年。[36] J. An, M. Di Renzo, M. Debbah, H. Vincent Poor 和 C. Yuen，“波域中用于多用户下行波束成形的堆叠式智能超表面”，*IEEE*无线通信汇刊，第24卷，第7期，第5525–5538页，2025年7月。[37] E. Shi, J. Zhang, J. An, M. D. Renzo, B. Ai 和 C. Yuen，“高能效SIM辅助通信：需要多少层？”，*IEEE*无线通信汇刊，提前在线发表，2025年。[38] J. An, C. Yuen, C. Xu, H. Li, D. W. K. Ng, M. Di Renzo, M. Deb- bah 和 L. Hanzo，“堆叠式智能超表面辅助的MIMO收发器设计”，*IEEE*无线通信，第31卷，第4期，第123–131页，2024年4月。[39] E. Bj¨ornson 和 L. Sanguinetti，“可重构智能表面的瑞利衰落建模与信道硬化”，*IEEE*无线通信快报，第10卷，第4期，第830–834页，2020年4月。[40] S. Sanayei 和 A. Nosratinia，“MIMO系统中的天线选择”，《*IEEE*通信杂志》，第42卷，第10期，第68–73页，2004年10月。[41] D. W. K. Ng, E. S. Lo 和 R. Schober，“无线信息与能量传输系统中用于安全通信的鲁棒波束成形”，*IEEE*无线通信汇刊，第13卷，第8期，第4599–4615页，2014年8月。[42] Y. Zhu, E. Shi, Z. Liu, J. Zhang 和 B. Ai，“基于多智能体强化学习的RIS辅助无蜂窝大规模MIMO系统联合预编码与相移优化”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第73卷，第9期，第14 015–14 020页，2024年4月。[43] Y. Zhu, J. Zhang, E. Shi, Z. Liu, C. Yuen, D. Niyato 和 B. Ai，“采用异构智能体信赖域策略的RIS辅助无蜂窝大规模MIMO联合预编码与相移设计”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，2025年1月。[44] M. Liu, X. Li, J. An 和 C. Yuen，“利用堆叠式智能超表面衍射深度神经网络对合成孔径雷达零级原始数据进行机载地形分类”，*ICLR ML4RS*研讨会，2025年。[45] Y. Zhu, J. Zhang, E. Shi, Z. Liu, C. Yuen 和 B. Ai，“采用多智能体强化学习的堆叠式智能超表面辅助无蜂窝大规模MIMO系统联合功率分配与相移设计”，*arXiv*预印本 *arXiv:2502.19675*，2025年。[46] T. S. Rappaport, G. R. MacCartney, M. K. Samimi 和 S. Sun，“面向未来无线通信系统设计的宽带毫米波传播测量与信道模型”，*IEEE*通信汇刊，第63卷，第9期，第3029–3056页，2015年9月。