

低轨卫星大规模MIMO通信系统自适应混合波束赋形方法研究

鲜永菊^① 黄小龙^① 邢智童^{*①} 李 云^{①②}

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)

摘 要: 面向低地球轨道(LEO)卫星多用户下行大规模多输入多输出(MIMO)通信系统, 该文研究结合低分辨率移相器(PSs)与天线-射频(RF)链自适应映射的混合波束赋形设计问题, 以提升系统频谱效率。具体地, 该文首先建立了LEO卫星多用户下行混合波束赋形系统模型, 并以系统频谱效率最大化为目标构建优化问题。针对所构建的变量耦合非凸优化问题, 该文通过加权最小均方误差(WMMSE)等价转化, 并引入辅助变量对问题进行重构。在此基础上, 结合块坐标下降(BCD)方法与惩罚对偶分解(PDD)方法进行交替迭代求解。进一步地, 针对天线-RF链自适应映射设计, 该文提出一种基于匈牙利算法的自适应映射方法, 以获得在所构造线性指派模型下的最优映射结果。为降低大规模天线阵列下的计算开销, 进一步提出一种基于天线优先级排序的自适应映射方法。仿真结果表明, 该文所提方法相较于传统固定子阵和贪心动态子阵方案具有显著性能优势, 并能够在系统性能与计算复杂度之间实现较好的权衡。

关键词: LEO卫星; 大规模MIMO; 低分辨率PSs; 自适应映射; 混合波束赋形

中图分类号: TN927.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-12

DOI: 10.11999/JEIT260458

CSTR: 32379.14.JEIT260458

1 引言

低地球轨道(Low-Earth Orbit, LEO)卫星相较于传统地球静止轨道(Geostationary Earth Orbit, GEO)卫星具有更低的传播时延, 并可通过星座部署实现广域覆盖, 已成为非地面网络(Non-Terrestrial Network, NTN)和天地一体化信息网络的重要组成部分^[1]。与此同时, 随着欠覆盖地区宽带接入、灾害应急通信以及海洋、山区等偏远场景的通信需求不断增长, 进一步推动了LEO卫星通信系统的发展^[2], 同时也对高容量和高频谱效率提出了更高要求。在此背景下, 大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术凭借其空间复用和波束赋形能力, 能够显著提升系统

频谱效率, 在LEO卫星多用户下行通信中展现出重要的应用前景^[3]。然而, 相较于地面基站, LEO卫星载荷平台受功耗、体积和硬件复杂度等因素限制。若采用传统的全数字波束赋形^[4], 则每根天线均需配置独立射频(Radio Frequency, RF)链, 系统实现成本较高且功耗较大, 难以直接应用于LEO卫星大规模MIMO通信系统。相比之下, 混合波束赋形^[5]通过数字域与模拟域联合处理, 在保证系统性能的同时有效减少RF链数量, 因此成为LEO卫星大规模MIMO通信系统中的重要研究方向。

根据RF链与天线的连接方式, 混合波束赋形结构可分为全连接结构和部分连接结构两类^[6]。其中, 全连接结构波束自由度较高, 但需要配置大量的PSs, 其功耗和硬件复杂度较高; 而部分连接结构仅将每条RF链连接到部分天线, 因此在功耗和硬件复杂度方面更具优势^[7]。围绕不同混合波束赋形结构, 已有研究从系统性能、硬件复杂度和功耗等方面展开了分析。文献^[6,8]分别针对LEO卫星和地面大规模MIMO系统研究了不同混合波束赋形架构及其性能。研究结果表明, 部分连接结构在保持较低硬件复杂度的同时仍能获得较好的系统性能, 体现出其在硬件受限场景中的应用潜力。然而, 现有卫星混合波束赋形设计通常采用连续移相器(Phase Shifters, PSs)或高分辨率PSs, 实际应用中其成本和功耗较高。因此采用低成本、低功耗的低分辨率PSs实现模拟波束赋形已成为近年来的重要研究方向。为验证低分辨率PSs的能效性能,

收稿日期: 2026-04-16; 改回日期: 2026-07-09; 网络出版: 2026-07-25

*通信作者: 邢智童 xingzhitong@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62301100), 重庆市教委科学技术研究计划项目青年项目(KJQN202200606, KJQN202300638), 重庆市自然科学基金(CSTB2024NSCQ-MSX0210, CSTB2024NSCQ-QCXM0063, CSTC2024YCJH-BGZXM003), 重庆市自然科学基金创新发展联合基金(CSTB2025NSCQ-LZX0053)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62301100), The Scientific and Technological Research Program of Chongqing Municipal Education Commission Youth Project (KJQN202200606, KJQN202300638), Chongqing Natural Science Foundation (CSTB2024NSCQ-MSX0210, CSTB2024NSCQ-QCXM0063, CSTC2024YCJH-BGZXM003), Chongqing Natural Science Foundation Innovation and Development Joint Fund (CSTB2025NSCQ-LZX0053)

文献[9]在LEO卫星混合波束赋形设计中引入双分辨率PSs架构,以寻求系统在功耗与阵列增益之间的平衡,结果显示该方案在能效方面的性能表现优于传统高分辨率方案。进一步地,文献[10]针对LEO卫星多播模拟波束赋形问题,研究了低分辨率PSs约束下的角度域波束设计,结果表明,相较于高分辨率方案,采用低分辨率PSs进行波束赋形设计仅带来较小的频谱效率损失。由此可见,低分辨率PSs能够有效降低系统实现成本与功耗,但其相位量化误差会削弱波束控制精度,从而在一定程度上造成性能损失^[11]。其次,对于大规模天线阵列系统,传统固定子阵形式的部分连接结构由于灵活性受限,从而导致系统性能下降。

为缓解传统固定子阵结构带来的性能下降问题,近年来研究者提出了自适应映射策略,该策略通过自适应优化天线-RF链连接关系,提高子阵连接灵活性,进而改善系统性能。文献[12]针对毫米波多用户系统,提出了结合动态子阵与低分辨率PSs的混合波束赋形架构,并采用逐天线贪心映射策略动态优化天线-RF链连接关系,以补偿低分辨率PSs带来的性能损失。文献[13]进一步针对空基大规模MIMO通信场景研究了动态子阵结构下的混合波束赋形设计问题,并通过学习驱动的方式自适应优化天线与RF链之间的连接关系,验证了动态连接机制在复杂受限场景中的应用潜力。

综上所述,自适应映射策略已在毫米波通信和空基大规模MIMO系统中展现出一定的性能潜力。然而,现有多数映射方法采用逐天线贪心分配机制,仅依据局部映射增益进行逐步决策,未从全局角度优化天线-RF链映射关系,因此难以获得最优映射结果,系统整体性能仍存在进一步提升空间。为获得更优的系统性能,可采用全局优化思想优化天线-RF链映射关系,但此类方法通常面临较高的计算复杂度,且随着天线规模增加进一步加剧。此外,不同天线对系统映射增益的贡献存在差异,如何充分利用该特性,在降低计算复杂度的同时逼近最优映射结果,实现系统性能与复杂度之间的有效权衡,仍是一个值得进一步研究的问题。基于此,本文面向低分辨率PSs约束下的LEO卫星多用户下行大规模MIMO部分连接混合波束赋形系统,研究高效、低复杂度的天线-RF链自适应映射方法,以提升系统整体性能。本文主要贡献总结如下:(1)针对LEO卫星多用户下行场景下的部分连接混合波束赋形系统模型,研究了低分辨率PSs约束下天线-RF链之间的自适应映射问题。(2)针对自适应映射问题,本文通过对天线-RF链映射问题进行结构化建

模,将其等价转化为容量约束线性指派问题,提出一种基于匈牙利算法的自适应映射方法,能够在所构建的指派模型下实现全局最优映射,从而提升系统性能。(3)针对大规模天线阵列场景下天线-RF链映射优化求解复杂度较高的问题,进一步提出一种基于天线优先级排序的自适应映射方法。该方法充分利用天线对系统映射增益的差异性构建天线优先级序列,并实现映射关系的快速更新,在仅带来较小性能损失的同时显著降低计算复杂度。(4)仿真结果验证了本文两种映射方法的有效性,且相比传统固定子阵及贪心动态子阵方案,所提方法在频谱效率与能量效率方面均取得明显提升。

2 系统模型

2.1 信道模型

如图1所示,本文考虑一个包含 K 个单天线用户的LEO卫星大规模MIMO下行通信系统。卫星端部署有 $N_t = N_x \times N_y$ 根天线的均匀平面阵列(Uniform Planar Array, UPA),其中, N_x 和 N_y 分别表示 x 轴和 y 轴方向上的天线单元数,天线间隔为半波长。 $\theta_{k,l}$ 和 $\varphi_{k,l}$ 分别表示用户 k 第 l 条路径的仰角和方位角, h 与 d_k 分别表示卫星轨道高度和卫星与用户 k 之间的星地距离。本文采用多径模型表征卫星与用户之间的下行链路信道特性。根据文献[14],在时间 t 和频率 f 处,卫星与用户 k 之间的下行链路信道响应向量可表示为

$$\mathbf{h}_k(t, f) = \sum_{l=1}^{L_k} \alpha_{k,l} e^{j2\pi(t\nu_{k,l} - f\tau_{k,l})} \mathbf{a}_{k,l}(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l}), \quad (1)$$

其中, L_k 表示用户 k 的传播路径数, $\alpha_{k,l}$, $\nu_{k,l}$, $\tau_{k,l}$, $\mathbf{a}_{k,l}(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l})$ 分别表示用户 k 第 l 条路径的信道复增益、多普勒平移、传播时延和阵列响应向量。考虑到卫星与地面用户之间的远距离传播特性,其相对位置在短时间内不会发生显著改变。因此,在所关注的时间窗口内,可将物理参数 L_k , $\alpha_{k,l}$, $\nu_{k,l}$, $\tau_{k,l}$ 以及 $\mathbf{a}_{k,l}(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l})$ 视为恒定。然而,当用户与低轨

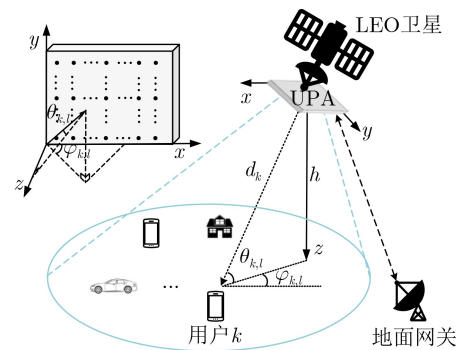


图1 低轨卫星大规模MIMO多用户下行通信系统

卫星的位置发生显著变化时,则需要对上述参数进行相应更新^[15]。下文将对这些参数的物理含义作进一步说明。

首先,多普勒频移 $\nu_{k,l}$ 由卫星和用户的运动所产生的两个独立的多普勒频移分量构成,可表示为 $\nu_{k,l} = \nu_{k,l}^s + \nu_{k,l}^u$ 。需要指出的是,在卫星通信场景下,由于卫星轨道高度远高于用户附近散射体的高度,因此可近似认为各传播路径的卫星多普勒频移相同^[16],即 $\nu_{k,l}^s = \nu_k^s$ 。然而,用户运动引起的多普勒频移仍与传播路径相关并由散射特性决定,因此可将其建模为地面蜂窝通信中的多普勒扩展^[17]。此外,用户 k 第 l 条路径的传播时延可表示为 $\tau_{k,l} = \tau_{k,l}^u + \tau_k^{\min}$,其中 $\tau_k^{\min} = \min_l \{\tau_{k,l}\}$ 表示用户 k 所有路径中的最小时延。由此,信道响应向量可进一步写为

$$\mathbf{h}_k(t, f) = e^{j2\pi(\nu_k^s - f\tau_k^{\min})} g_k(t, f) \sum_{l=1}^{L_k} \mathbf{a}_{k,l}(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l}) \quad (2)$$

其中, $g_k(t, f) = \sum_{l=1}^{L_k} \alpha_{k,l} e^{j2\pi(\nu_{k,l}^u - f\tau_{k,l}^u)}$ 表示用户 k 的等效信道增益,其统计特性由用户位置决定^[18]。由于星地传播特性,本文假设 $g_k(t, f)$ 服从莱斯衰落分布,满足 $\mathbb{E}\{|g_k(t, f)|^2\} = \gamma_k$ 。具体而言, $g_k(t, f)$ 实部和虚部服从独立同分布,即 $\mathcal{N}(\sqrt{\kappa_k \gamma_k / 2(\kappa_k + 1)}, \gamma_k / 2(\kappa_k + 1))$,其中 κ_k 为莱斯因子, γ_k 定义为

$$\gamma_k = G_s G_u N_t \left(\frac{v_c}{4\pi f_c d_k} \right)^2 \quad (3)$$

其中, G_s 和 G_u 分别表示卫星端和用户端的增益, f_c 为载波频率, v_c 为光速。此外,对于阵列响应向量,可以表示为 $\mathbf{a}_{k,l}(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l}) = \mathbf{a}_{k,l}^x(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l}) \otimes \mathbf{a}_{k,l}^y(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l})$,其中 $\otimes$ 表示克罗内克积,且 $\mathbf{a}_{k,l}^x(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l})$ 和 $\mathbf{a}_{k,l}^y(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l})$ 分别表示UPA在 x 轴和 y 轴方向上的角度阵列响应向量,可分别表示为^[19]

$$\mathbf{a}_{k,l}^x(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l}) = [1, e^{j\pi \cos \theta_{k,l} \cos \varphi_{k,l}}, \dots, e^{j\pi(N_x-1) \cos \theta_{k,l} \cos \varphi_{k,l}}]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{a}_{k,l}^y(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l}) = [1, e^{j\pi \cos \theta_{k,l} \sin \varphi_{k,l}}, \dots, e^{j\pi(N_y-1) \cos \theta_{k,l} \sin \varphi_{k,l}}]^T \quad (5)$$

2.2 信号模型

本文考虑如图2所示的自适应混合波束赋形系统架构,并假设RF链数大于或等于用户数且远小于天线数,即 $K \leq N_{\text{RF}} \ll N_t$ 。 K 个用户的信号首先在基带经数字预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{BB}} = [\mathbf{f}_{\text{BB},1}, \mathbf{f}_{\text{BB},2}, \dots, \mathbf{f}_{\text{BB},K}] \in \mathbb{C}^{N_{\text{RF}} \times K}$ 处理,随后经由 N_{RF} 条RF链的数

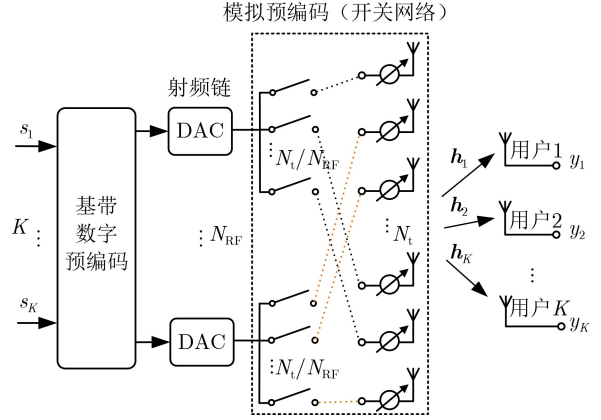


图2 自适应混合波束赋形系统架构

模转换器上变频至射频域,再由 N_t 个低分辨率PSs进行模拟预编码。具体而言,每条RF链均可通过开关网络及对应的PSs自适应连接至一组互不重叠的天线子集。此外,文献^[20]的研究也证实了在低轨卫星MIMO系统混合波束赋形架构中采用开关网络的可行性。为保证硬件结构规整性与各RF链负载均衡,本文进一步假设各RF链所连接的天线数相同。通过上述结构设计,数字预编码数据流被映射至一个自适应天线子阵,并采用与之对应的低分辨率PSs实现模拟预编码。

本文假设每个PSs幅度恒定为 $1/\sqrt{N_t}$,且相位由 b 比特量化控制,则每个PSs的取值属于集合

$$\mathcal{F} = \left\{ \frac{1}{\sqrt{N_t}} e^{j\frac{2\pi i}{2^b}} \mid i = 0, 1, \dots, 2^b - 1 \right\} \quad (6)$$

显然,通过自适应选择天线并调整PSs相位,可充分利用多天线与多用户分集特性,从而在一定程度上补偿低分辨率相位空间受限所带来的精度损失。因此,每条RF链的信号可根据所有用户的瞬时信道状态信息(Channel State Information, CSI)自适应选择天线子阵,并形成对应的模拟预编码矩阵,以提升系统传输性能。

为便于自适应模拟预编码设计,将模拟预编码矩阵定义为 $\mathbf{F}_{\text{RF}} \in \{\mathcal{F}, 0\}^{N_t \times N_{\text{RF}}}$ 。当第 n 条RF链通过PSs与第 m 根天线相连时,模拟预编码矩阵对应元素 $\mathbf{F}_{\text{RF}}(m, n) \in \mathcal{F}$;反之 $\mathbf{F}_{\text{RF}}(m, n) = 0$ 。为满足各天线子集互不重叠的结构约束,要求模拟预编码矩阵每行仅有一个非零元素,即 $\|\mathbf{F}_{\text{RF}}(m, :)\|_0 = 1$, $m = 1, 2, \dots, N_t$ 。同时,为满足各子集天线数相同的硬件约束,要求模拟预编码矩阵每列非零元素为 N_t/N_{RF} 个,即 $\|\mathbf{F}_{\text{RF}}(:, n)\|_0 = N_t/N_{\text{RF}}$, $n = 1, 2, \dots, N_{\text{RF}}$ 。

考虑在适当的时频同步条件下,用户 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 的接收到的信号可表示为

$$y_k = \mathbf{h}_k^H \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},k} s_k + \mathbf{h}_k^H \sum_{i \neq k} \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},i} s_i + n_k \quad (7)$$

其中, $n_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$ 表示第 k 个用户的复加性高斯白噪声, 其均值为 0, 方差为 σ_k^2 。 s_k 表示发送给用户 k 的信号, 其均值为 0, 方差为 1。

2.3 问题描述

根据式(7)所示的接收信号模型, 可将下行传输中第 k 个用户的信干噪比定义为

$$\text{SINR}_k = \frac{|\mathbf{h}_k^H \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},k}|^2}{\sum_{i \neq k} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},i}|^2 + \sigma_k^2} \quad (8)$$

因此, 本文所考虑的多用户 LEO 卫星大规模 MIMO 下行通信系统的频谱效率可表示为

$$R = \sum_{k=1}^K \log_2 (1 + \text{SINR}_k) \quad (9)$$

本文的研究目标是联合设计数字预编码与模拟预编码, 以最大化多用户下行通信系统的频谱效率, 并联合考虑卫星发射功率约束、天线与 RF 链连接结构约束以及低分辨率 PSs 恒幅与离散相位约束。数学上, 该优化问题可表述为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{F}_{\text{RF}}, \mathbf{F}_{\text{BB}}} R \\ \text{s.t. C1: } \mathbf{F}_{\text{RF}}(m, n) \in \{\mathcal{F}, 0\}, \forall m, n \\ \text{C2: } \|\mathbf{F}_{\text{RF}}(m, :)\|_0 = 1, \forall m \\ \text{C3: } \|\mathbf{F}_{\text{RF}}(:, n)\|_0 = N_t / N_{\text{RF}}, \forall n \\ \text{C4: } \|\mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}}\|_F^2 \leq P, \end{aligned} \quad (10)$$

其中, P 为卫星总发射功率, (C1) 表示低分辨率 PSs 恒幅与离散相位约束。(C2) 表示发射天线至 RF 链的唯一连接约束。(C3) 表示各 RF 链连接天线数相同的均衡约束。(C4) 表示卫星总发射功率约束。需要指出的是, 由于约束(C4)中的数字预编码矩阵与模拟预编码矩阵相互耦合, 同时低分辨率 PSs 的离散相位特性和 l_0 范数约束进一步增强了问题的非凸性, 使得优化问题(10)难以直接求解。为此, 本文拟将该频谱效率最大化问题转化为一个便于求解的问题形式, 并进一步通过迭代优化算法进行求解。

3 混合波束赋形算法设计

本节针对混合预编码优化问题(10)展开研究, 以实现系统频谱效率最大化。由于原问题具有明显的非凸性, 难以直接求解。因此, 本文首先借助加权最小均方误差(Weighted Minimum Mean Square Error, WMMSE)方法^[21]将问题(10)进行重构。在此基础上, 结合块坐标下降(Block Coordinate Descent,

BCD)方法和惩罚对偶分解(Penalty Dual Decomposition, PDD)方法对重构后的优化问题进行迭代求解。

3.1 问题重构

本文首先将原频谱效率最大化问题转化为加权均方误差最小化问题

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{F}_{\text{RF}}, \mathbf{F}_{\text{BB}}, \{w_k, u_k\}_{k=1}^K} \sum_{k=1}^K (w_k e_k - \ln w_k) \\ \text{s.t. C1} - \text{C4} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, w_k 表示用户 k 的加权系数。 e_k 表示用户 k 在线性接收系数 u_k 作用下的均方误差, 其定义为

$$\begin{aligned} e_k = |u_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},k} - 1|^2 + \sum_{i \neq k} |u_k|^2 |\mathbf{h}_k^H \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},i}|^2 \\ + |u_k|^2 \sigma_k^2 \end{aligned} \quad (12)$$

需要指出的是, 问题(11)中的 e_k 并非独立优化变量, 而是由线性接收系数 u_k 以及数字/模拟预编码变量共同决定的均方误差项。因此, 在后续迭代算法设计中, 实际的优化变量为 u_k, w_k 以及数字/模拟预编码变量, 而 e_k 仅作为中间变量用于目标函数计算和权重更新。

对于多变量优化问题, 经典的 BCD 方法^[22]已被广泛用于将原始问题分解为多个子问题, 并通过随机顺序迭代更新各个变量直至收敛。然而, 问题(11)中不同变量之间仍存在耦合关系且受非凸约束的影响, 从而制约了 BCD 算法的直接应用。为此, 本文首先引入辅助变量 $\mathbf{X} = \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_K] \in \mathbb{C}^{N_t \times K}$, 以实现将 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 与 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 乘积耦合项的初步解耦。则用户 k 的均方误差可重新定义为

$$e_k = |u_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{x}_k - 1|^2 + \sum_{i \neq k} |u_k|^2 |\mathbf{h}_k^H \mathbf{x}_i|^2 + |u_k|^2 \sigma_k^2 \quad (13)$$

考虑到引入的变量 $\mathbf{X}$ 需同时承担目标函数优化、预编码变量更新以及发射功率约束等作用, 求解较为复杂。为简化问题求解, 本文进一步引入桥梁变量 $\mathbf{Z}$, 并建立一致性约束

$$\mathbf{X} = \mathbf{Z} \quad (14)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}} \quad (15)$$

通过上述处理, 变量 $\mathbf{X}$ 主要用于 WMMSE 目标下的 $\{w_k, u_k\}_{k=1}^K$ 变量更新, 而变量 $\mathbf{Z}$ 则用于承接预编码变量更新及发射功率约束, 从而进一步实现目标优化与可行性约束的解耦, 并简化各子问题的求解过程。

受文献^[23]中 PDD 方法的启发, 本文采用嵌套迭代结构来求解问题(11), 即引入惩罚系数 $\rho > 0$ 与

对偶变量 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 构造惩罚项加入目标函数,用以简化耦合约束条件。由此,优化问题最终表述为

$$\begin{aligned} \min_{\substack{\mathbf{F}_{\text{RF}}, \mathbf{F}_{\text{BB}}, \mathbf{X}, \mathbf{Z}, \\ \{w_k, u_k\}_{k=1}^K}} & \sum_{k=1}^K (w_k e_k - \ln w_k) + \frac{1}{2\rho} \|\mathbf{X} - \mathbf{Z} + \rho \mathbf{U}\|_{\text{F}}^2 \\ & + \frac{1}{2\rho} \|\mathbf{Z} - \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}} + \rho \mathbf{V}\|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t. C1} - \text{C3}, \\ \text{C5: } & \|\mathbf{Z}\|_{\text{F}}^2 \leq P \end{aligned} \quad (16)$$

此时,各变量所对应的约束条件得以有效分离。则可在内层迭代中利用BCD方法对原始变量 $\{w_k, u_k\}_{k=1}^K, \mathbf{X}, \mathbf{Z}, \mathbf{F}_{\text{RF}}$ 和 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 进行交替更新,而外层迭代则通过PDD方法更新惩罚系数和对偶变量。接下来,本文将详细分析各变量的更新过程。

3.2 变量更新

在本小节,本文基于PDD-BCD双层迭代求解框架,对问题(16)中各变量进行交替更新。为便于表述,记 t 和 n 分别为外层迭代与内层迭代的索引,则 $\rho^{(t)}, \mathbf{U}^{(t)}, \mathbf{V}^{(t)}$ 分别表示第 t 次外层迭代的取值, $\{w_k^{(t,n)}, u_k^{(t,n)}\}_{k=1}^K, \mathbf{X}^{(t,n)}, \mathbf{Z}^{(t,n)}, \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n)}, \mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n)}$ 分别表示第 t 次外层迭代中第 n 次内层迭代对应的取值。

(1)更新变量 $\{w_k, u_k\}_{k=1}^K$:在给定变量 $\mathbf{X}^{(t,n)}$ 时,在第 n 次内层迭代中关于变量 $\{w_k, u_k\}_{k=1}^K$ 的子问题可表述为如下无约束凸优化问题

$$\min_{\{w_k, u_k\}_{k=1}^K} \sum_{k=1}^K (w_k e_k - \ln w_k) \quad (17)$$

由于变量之间的高度耦合性,本文通过BCD方法对该子问题进行求解。具体而言,通过固定其中一个变量去优化另一个变量,得到变量 w_k, u_k 的最优更新表达式分别为

$$u_k^* = \frac{\mathbf{h}_k^H \mathbf{x}_k^{(t,n)}}{\sum_{i=1}^K \left| \mathbf{h}_k^H \mathbf{x}_i^{(t,n)} \right|^2 + \sigma_k^2} \quad (18)$$

$$w_k^* = 1/e_k \quad (19)$$

(2)更新变量 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$:在给定变量 $\mathbf{Z}^{(t,n)}, \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n)}$ 时,在第 n 次内层迭代中关于变量 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 的子问题可表述为如下无约束凸优化问题

$$\min_{\mathbf{F}_{\text{BB}}} \|\mathbf{Z}^{(t,n)} - \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n)} \mathbf{F}_{\text{BB}} + \rho^{(t)} \mathbf{V}^{(t)}\|_{\text{F}}^2 \quad (20)$$

通过将目标函数关于 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 的一阶导数设为零,可得到最优解为

$$\mathbf{F}_{\text{BB}}^* = (\mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n)})^\dagger (\mathbf{Z}^{(t,n)} + \rho^{(t)} \mathbf{V}^{(t)}) \quad (21)$$

(3)更新变量 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$:在给定变量 $\mathbf{Z}^{(t,n)}, \mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n+1)}$ 时,在第 n 次内层迭代中关于变量 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 的子问题可表述为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{F}_{\text{RF}}} & \|\mathbf{Z}^{(t,n)} - \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n)} \mathbf{F}_{\text{BB}} + \rho^{(t)} \mathbf{V}^{(t)}\|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t. C1} - \text{C3} \end{aligned} \quad (22)$$

由于问题(22)同时受到离散连接关系和量化相位约束的影响,直接求解较为困难。为此,本文首先为每一组天线-RF链映射构造统一的映射增益模型,在此基础上分别设计两种自适应映射方法。具体而言,令 $\tilde{\mathbf{Z}}^{(t,n)} = \mathbf{Z}^{(t,n)} + \rho^{(t)} \mathbf{V}^{(t)}$, $\mathbf{z}_m$ 表示矩阵 $\tilde{\mathbf{Z}}^{(t,n)}$ 的第 m 行, $\mathbf{f}_{\text{BB},n}$ 表示 $\mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n+1)}$ 的第 n 行。则对于任意天线 $m = 1, 2, \dots, N_t$ 和RF链 $n = 1, 2, \dots, N_{\text{RF}}$,定义其复相关量为 $\omega_{mn} = \mathbf{f}_{\text{BB},n} \mathbf{z}_m^H$,其相位记为 $\zeta_{mn} = \angle \omega_{mn}$ 。暂不考虑连接拓扑约束,当天线 m 和RF链 n 连接时,其模拟相位应尽可能补偿 ζ_{mn} 的相位偏移,从而最大化映射增益。为此,定义其量化相位为 $\xi_{mn} = \mathcal{Q}_b(-\zeta_{mn})$,其中 $\mathcal{Q}_b(\cdot)$ 表示 b 比特相位量化算子,用于将输入相位量化到集合 $\mathcal{B} = \{2\pi i/2^b | i = 0, 1, \dots, 2^b - 1\}$ 中最近的相位点。当 $b = \infty$ 时,对应连续相位情形,即 $\xi_{mn} = -\zeta_{mn}$ 。进一步定义天线 m 和RF链 n 之间的映射增益为

$$a_{mn} = |\omega_{mn}| \cos(\zeta_{mn} + \xi_{mn}) \quad (23)$$

a_{mn} 值越大表明该天线-RF链映射关系在当前迭代下越有利于模拟预编码矩阵的设计。基于式(23)定义的映射增益,本文进一步设计两种天线-RF链之间的自适应映射方法。

(a)基于匈牙利算法的自适应映射方案:在给定映射增益下获得满足连接约束的最优天线-RF链映射结果,本文首先将 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 的离散连接设计重构为一个带容量约束的线性指派问题。具体而言,设第 n 条RF链可连接的天线数上限为 c_n ,则 $\sum_{n=1}^{N_{\text{RF}}} c_n = N_t$ 。为便于建立标准指派问题,将第 n 条RF链复制为 c_n 个虚拟槽位,记映射函数 $\Gamma(\ell) \in \{1, 2, \dots, N_{\text{RF}}\}$ 表示第 ℓ 个虚拟槽位所对应的RF链编号,其中 $\ell = 1, 2, \dots, N_t$ 。在此基础上,基于式(23)定义的映射增益构造代价矩阵 $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{N_t \times N_t}$,其中第 (m, ℓ) 个元素表示为 $[\mathbf{C}]_{m\ell} = -a_{m\Gamma(\ell)}$ 。由于匈牙利算法针对最小化问题进行求解,因此上述代价取为映射增益的相反数。进一步地,引入二进制指派变量 $\delta_{m\ell} \in \{0, 1\}$,其中 $\delta_{m\ell} = 1$ 表示第 m 根天线被指派给第 ℓ 个虚拟槽位。综上所述,可构建如下线性指派问题

$$\begin{aligned}
& \min_{\{\delta_{m\ell}\}} \sum_{m=1}^{N_t} \sum_{\ell=1}^{N_t} [C]_{m\ell} \delta_{m\ell} \\
& \text{s.t.} \quad \sum_{\ell=1}^{N_t} \delta_{m\ell} = 1, \forall m, \\
& \quad \sum_{m=1}^{N_t} \delta_{m\ell} = 1, \forall \ell, \\
& \quad \delta_{m\ell} \in \{0, 1\}, \forall m, \ell
\end{aligned} \quad (24)$$

显然, 问题(24)的目标函数是关于指派变量 $\delta_{m\ell}$ 的线性形式, 且约束条件保证了每根天线唯一分配至一个虚拟槽位, 且每个虚拟槽位也唯一对应一根天线。因此, 问题(24)是一个标准的方阵线性指派问题, 可通过经典的匈牙利算法在多项式时间内获得全局最优解。由于该算法流程已较为成熟且在相关文献中有充分阐述, 本文不再赘述其具体实现步骤, 相关细节可参考文献[24]。若第 m 根天线最优指派结果为槽位 ℓ_m^* , 则对应的RF链索引可表示为 $n_m^* = \Gamma(\ell_m^*)$ 。由此, 模拟预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 的元素可更新为

$$\mathbf{F}_{\text{RF}}^*(m, n) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N_t}} e^{j\xi_{mn}}, & n = n_m^*, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases} \quad (25)$$

(b) 基于天线优先级排序的自适应映射方案: 尽管基于匈牙利算法的映射方法能够获得最优映射结果, 但其复杂度随阵列天线规模增大而显著提升。为进一步降低计算复杂度, 本文在相同映射增益定义的基础上, 进一步提出一种基于天线优先级排序的映射方法。首先, 定义第 m 根天线的最大映射增益为 $p_m = \max_n a_{mn}$, 用于衡量天线 m 在所有RF链中的最优映射增益。随后, 按照 p_m 从大到小对所有天线进行排序, 得到天线序列 $\{m_1, m_2, \dots, m_{N_t}\}$ 。该排序策略使得映射增益较大的天线优先获得更优的RF链资源, 从而提高整体映射增益。在分配阶段, 设第 i 轮待分配天线为 $m_i, i = 1, 2, \dots, N_t$, 记当前尚未达到容量上限的RF链集合为 $W_{m_i} = \{n \mid d_0 < c_0\}$, 其中, d_n 表示当前已分配给RF链 n 的天线数。因此, 天线 m_i 所对应的RF链通过如下准则确定

$$n_{m_i}^* = \arg \max_{n \in W_{m_i}} a_{m_i n} \quad (26)$$

在确定对应的RF链后, 模拟预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 的更新可表示为

$$\mathbf{F}_{\text{RF}}^*(m_i, n) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N_t}} e^{j\xi_{m_i n}}, & n = n_{m_i}^*, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases} \quad (27)$$

随后, 更新该RF链的已分配天线数, 即 $d_{n_{m_i}^*} = d_{n_{m_i}^*} + 1$ 。重复上述过程, 直至全部天线完成分配。与采用匈牙利算法不同, 该方法不对所有映射关系进行全局联合优化, 而是在同一映射增益下, 采用天线优先级排序结合容量受限的方式逐步求解。

(4) 更新变量 $\mathbf{X}$: 在给定变量 $\{w_k^{(t,n+1)}, u_k^{(t,n+1)}\}_{k=1}^K, \mathbf{Z}^{(t,n)}$ 时, 在第 n 次内层迭代中关于变量 $\mathbf{X}$ 的子问题可表述为无约束凸优化问题

$$\min_{\mathbf{X}} \sum_{k=1}^K w_k^{(t,n+1)} e_k^{(t,n+1)} + \frac{1}{2\rho^{(t)}} \|\mathbf{X} - \mathbf{Z}^{(t,n)} + \rho^{(t)} \mathbf{U}^{(t)}\|_F^2 \quad (28)$$

随后, 将所有用户的均方误差项进行合并, 可将变量 $\mathbf{X}$ 的子问题重写为

$$\begin{aligned}
& \min_{\mathbf{X}} \text{Tr}(\mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X}) - 2\Re\{\text{Tr}(\mathbf{B}^H \mathbf{X})\} \\
& + \frac{1}{2\rho^{(t)}} \|\mathbf{X} - \mathbf{Z}^{(t,n)} + \rho^{(t)} \mathbf{U}^{(t)}\|_F^2
\end{aligned} \quad (29)$$

其中, $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ 分别表示为

$$\mathbf{A} = \mathbf{H}^H \text{diag}(\mathbf{w} \odot |\mathbf{u}|^2) \mathbf{H} \quad (30)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{H}^H \text{diag}(\mathbf{w} \odot \mathbf{u}^*) \quad (31)$$

其中, $\mathbf{u} = [u_1^{(t,n+1)}, u_2^{(t,n+1)}, \dots, u_K^{(t,n+1)}]^T$, $\mathbf{w} = [w_1^{(t,n+1)}, w_2^{(t,n+1)}, \dots, w_K^{(t,n+1)}]^T$, $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1^H, \mathbf{h}_2^H, \dots, \mathbf{h}_K^H]^T$, $\odot$ 表示Hadamard积, $(\cdot)^*$ 表示复共轭。进一步地, 令问题(29)中目标函数关于 $\mathbf{X}$ 的一阶导数为零, 可得

$$\left(\mathbf{A} + \frac{1}{2\rho^{(t)}} \mathbf{I}\right) \mathbf{X} = \mathbf{B} + \frac{1}{2\rho^{(t)}} (\mathbf{Z}^{(t,n)} - \rho^{(t)} \mathbf{U}^{(t)}) \quad (32)$$

由于 $\mathbf{A}$ 为半正定矩阵且 $\rho^{(t)} > 0$, 则式(32)中关于 $\mathbf{X}$ 的二次项系数矩阵为正定矩阵。因此, 可得 $\mathbf{X}$ 的最优解为

$$\mathbf{X}^* = \left(\mathbf{A} + \frac{1}{2\rho^{(t)}} \mathbf{I}\right)^{-1} \left(\mathbf{B} + \frac{1}{2\rho^{(t)}} (\mathbf{Z}^{(t,n)} - \rho^{(t)} \mathbf{U}^{(t)})\right) \quad (33)$$

(5) 更新变量 $\mathbf{Z}$: 在给定变量 $\mathbf{X}^{(t,n+1)}, \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n+1)}, \mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n+1)}$ 时, 在第 n 次内层迭代中关于变量 $\mathbf{Z}$ 的子问题可表述为

$$\begin{aligned}
& \min_{\mathbf{Z}} \|\mathbf{X}^{(t,n+1)} - \mathbf{Z} + \rho^{(t)} \mathbf{U}^{(t)}\|_F^2 \\
& + \|\mathbf{Z} - \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n+1)} \mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n+1)} + \rho^{(t)} \mathbf{V}^{(t)}\|_F^2 \\
& \text{s.t. C5.}
\end{aligned} \quad (34)$$

显然, 关于 $\mathbf{Z}$ 的子问题本质上是一个带Frobenius范数约束的二次优化问题。为便于推导, 将其目标函数展开并通过配方处理, 可将问题(34)的等价写为

$$\begin{aligned} \min & \| \mathbf{Z} - \frac{1}{2}(\mathbf{X}^{(t,n+1)} + \rho^{(t)}\mathbf{U}^{(t)} + \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n+1)}\mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n+1)} \\ & - \rho^{(t)}\mathbf{V}^{(t)}) \|_{\text{F}}^2 \\ \text{s.t. } & \text{C5.} \end{aligned} \quad (35)$$

对于问题(35)，本文首先在不考虑功率约束(C5)的情况下，令目标函数关于 $\mathbf{Z}$ 的一阶导数为零，得到 $\mathbf{Z}$ 的无约束最优解为

$$\mathbf{Z}_0 = \frac{1}{2}(\mathbf{X}^{(t,n+1)} + \rho^{(t)}\mathbf{U}^{(t)} + \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t,n+1)}\mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t,n+1)} - \rho^{(t)}\mathbf{V}^{(t)}) \quad (36)$$

在此基础上，进一步考虑功率约束，则 $\mathbf{Z}$ 的最优解为 $\mathbf{Z}_0$ 在Frobenius范数球上的投影，即^[25]

$$\mathbf{Z}^* = \min \left\{ 1, \frac{\sqrt{P}}{\|\mathbf{Z}_0\|_{\text{F}}} \right\} \mathbf{Z}_0 \quad (37)$$

由上述分析可知，在给定惩罚系数和对偶变量的条件下，内层迭代通过BCD方法对变量 $\{w_k, u_k\}_{k=1}^K$ ， $\mathbf{X}$ ， $\mathbf{Z}$ ， $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 和 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 进行交替更新，从而求解增广拉格朗日问题(16)。为判断内层迭代是否收敛，定义相邻两次内层迭代的增广目标函数相对变化量为

$$\Delta^{(t,n)} = \frac{|\mathcal{L}^{(t,n)} - \mathcal{L}^{(t,n-1)}|}{|\mathcal{L}^{(t,n-1)}|} \quad (38)$$

其中， $\mathcal{L}^{(t,n)}$ 表示第 t 次外层迭代中第 n 次内层迭代对应的问题(16)的增广目标函数值。设内层迭代收敛阈值为 α_{in} ，内层最大迭代次数 M_1^{max} 。则当 $\Delta^{(t,n)} \leq \alpha_{\text{in}}$ 或 $n \geq M_1^{\text{max}}$ 时，结束当前内层迭代，并转入外层迭代以更新惩罚参数和对偶变量。在外层迭代中，为衡量当前迭代解对一致性约束(14)和(15)满足程度，定义外层一致性残差为

$$\Lambda^{(t)} = \max \left\{ \frac{\|\mathbf{X}^{(t)} - \mathbf{Z}^{(t)}\|_{\text{F}}}{\|\mathbf{X}^{(t)}\|_{\text{F}}}, \frac{\|\mathbf{Z}^{(t)} - \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t)}\mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t)}\|_{\text{F}}}{\|\mathbf{Z}^{(t)}\|_{\text{F}}} \right\} \quad (39)$$

设外层迭代的变量更新阈值和收敛阈值分别为 $\varepsilon, \alpha_{\text{out}}$ ，外层最大迭代次数 M_2^{max} 。当 $\alpha_{\text{out}} < \Lambda^{(t)} \leq \varepsilon$ 时，保持惩罚参数不变，并采用次梯度法更新对偶变量 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ ，表示为

$$\mathbf{U}^{(t+1)} = \mathbf{U}^{(t)} + (\rho^{(t)})^{-1}(\mathbf{X}^{(t+1)} - \mathbf{Z}^{(t+1)}) \quad (40)$$

$$\mathbf{V}^{(t+1)} = \mathbf{V}^{(t)} + (\rho^{(t)})^{-1}(\mathbf{Z}^{(t+1)} - \mathbf{F}_{\text{RF}}^{(t+1)}\mathbf{F}_{\text{BB}}^{(t+1)}) \quad (41)$$

$$\rho^{(t+1)} = \rho^{(t)} \quad (42)$$

当 $\varepsilon < \Lambda^{(t)}$ 时，保持对偶变量不变，并通过调节系数 $0 < \beta < 1$ 减小惩罚参数，表示为

$$\rho^{(t+1)} = \beta \rho^{(t)} \quad (43)$$

用以逐步降低一致性残差，直至约束条件(14)和(15)近似满足。当 $\Lambda^{(t)} \leq \alpha_{\text{out}}$ 或 $t \geq M_2^{\text{max}}$ 时，外层迭代终止，算法终止，并输出最终模拟预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 与数字预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 。

3.3 复杂度分析

本小节对所提出自适应混合波束赋形设计方案的计算复杂度进行简要分析。在每次迭代中，计算式(18)和(19)的复杂度均为 $\mathcal{O}(N_t K^2)$ 。计算式(21)的复杂度为 $\mathcal{O}(N_t N_{\text{RF}}^2)$ 。在求解问题式(22)时，采用匈牙利算法和基于天线优先级排序方法求解对应映射问题的计算复杂度分别为 $\mathcal{O}(N_t^3)$ 和 $\mathcal{O}(N_t N_{\text{RF}} K)$ 。计算式(33)的复杂度为 $\mathcal{O}(N_t^3)$ 。计算式(37)的复杂度为 $\mathcal{O}(N_t N_{\text{RF}} K)$ 。综上，基于假设条件 $K \leq N_{\text{RF}} \ll N_t$ ，本文将分别对两种天线-RF链自适应映射方法的混合波束赋形方案总体复杂度进行简要估计。其中，基于匈牙利算法的设计方案复杂度可近似为 $\mathcal{O}(2I_{\text{in}} I_{\text{out}} N_t^3)$ ；类似地，基于天线优先级排序的设计方案复杂度可近似为 $\mathcal{O}(I_{\text{in}} I_{\text{out}} N_t^3)$ 。其中， I_{in} 和 I_{out} 分别表示本文双层迭代求解框架中内层和外层的迭代总数。可以看出，相较于基于匈牙利算法的映射方案，基于天线优先级排序的映射方案能够显著降低映射模块的计算开销，并在大规模天线阵列场景下表现出更高的求解效率。因此，在本文考虑的系统参数配置下，基于匈牙利算法的映射方案仍具有可接受的计算复杂度，并能够获得最优映射结果；当系统天线规模进一步增大时，可采用基于天线优先级排序的映射方案，在较小性能损失的前提下降低映射求解开销，从而实现系统性能与计算复杂度之间的有效权衡。

4 仿真结果

本节通过仿真对所提出的两种自适应映射方法在结合低分辨率PSs条件下的混合波束赋形设计方案进行性能验证，重点考察其在频谱效率和能量效率方面的表现。在本文所考虑的系统，卫星端配备 $N_t = 12 \times 12$ 根天线和 $N_{\text{RF}} = 8$ 条RF链，为 $K = 8$ 个单天线用户提供服务。在仿真中，卫星轨道高度为600 km，卫星移动速度为7.5 km/s，信道传播路径数 L 为5，载波频率 f_c 为2 GHz，带宽为20 MHz，噪声功率谱密度为-174 dBm/Hz，莱斯因子 κ_k 为15 dB，卫星天线增益 G_s 为5 dB，用户天线增益 G_u 为3 dB。此外，相关阈值参数设置为 $\beta = 0.8$ ， $\rho^{(0)} = 0.3$ ， $\alpha_{\text{in}} = \varepsilon = 1e^{-3}$ ， $\alpha_{\text{out}} = 1e^{-6}$ ， $M_1^{\text{max}} = 30$ ， $M_2^{\text{max}} = 100$ 。本文最终的仿真结果由100次信道实现的结果取平均得到。

4.1 收敛性分析

本小节对PDD-BCD双层迭代框架的收敛性进

行分析。对于内层BCD迭代,在固定其余变量的条件下,各变量块均按照对应子问题的最优更新准则进行求解。因此,问题(16)中的增广目标函数值在迭代过程中保持单调非递增。由于该目标函数存在下界,根据单调有界收敛定理,内层BCD迭代能够收敛至一个驻点。需要指出的是,由于问题(16)为原频谱效率最大化问题的等价形式,故增广目标函数值的单调非递增对应于系统频谱效率的单调非递减。对于外层PDD迭代,惩罚参数与对偶变量按照PDD框架交替更新,使一致性残差逐步减小至达到外层迭代收敛阈值。根据文献[23]中的收敛性理论,外层迭代序列最终可收敛至原问题的一个KKT点。

图3展示了两种自适应映射方法下混合波束赋形方案的收敛性能,并且设定功率 P 为15 dB,量化比特数 b 为1。为便于区分,本文在图例中采用本文方案1和本文方案2分别表示基于匈牙利算法和基于天线优先级排序的自适应映射方案,后续仿真结果中均沿用该标识。由图3(a)可见,两种方案的频谱效率均随迭代次数增加而快速提升并最终趋于稳

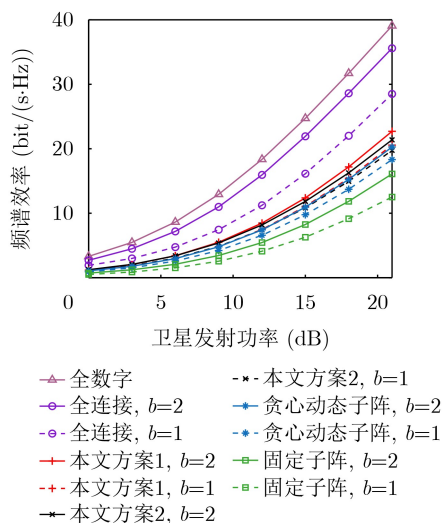
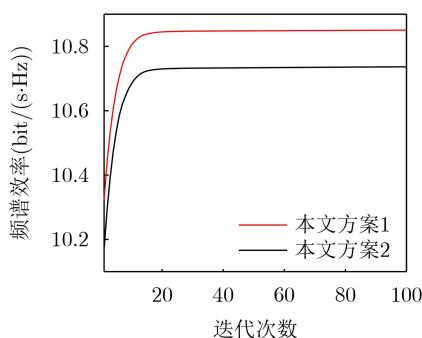


图3 频谱效率与卫星发射功率关系



(a) 频谱效率

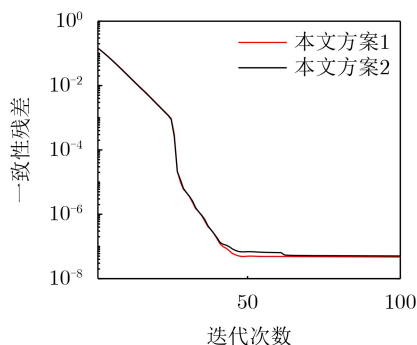
定;由图3(b)可见,一致性残差持续下降并最终收敛至较低水平。上述数值结果与理论分析相一致,验证了PDD-BCD双层迭代框架的有效收敛性。

4.2 频谱效率性能

图4给出了系统频谱效率随卫星发射功率的变化曲线。为便于对比分析,本文引入传统全数字波束赋形、低分辨率PSs下的全连接、固定子阵以及贪心动态子阵^[12]混合波束赋形方案作为对比基线。如图所示,各方案的频谱效率均随发射功率的增加单调递增,这是由于更高的发射功率带来了更大的接收信噪比,从而提高了系统传输性能。在相同量化比特数下,本文所提两种自适应映射方案均优于传统固定子阵方案和贪心动态子阵方案。其中,基于匈牙利算法的映射方案性能最优,而基于天线优先级排序的映射方案则在较低复杂度下获得接近基于匈牙利算法的性能。结果表明,本文所提映射策略能够更有效地优化天线-RF链映射关系,从而提升系统频谱效率。

图5给出了系统频谱效率随卫星发射天线数变化的曲线。如图所示,随着发射天线数增加,各方案的频谱效率均持续提升,这得益于更大的天线规模能够提供更高的阵列增益和更强的空间分集能力。相比固定子阵方案和贪心动态子阵方案,本文所提两种自适应映射方案均表现出更高的频谱效率,且随着天线规模不断增大,两种方案的性能优势进一步体现,说明本文所提映射策略能够更加充分地发挥大规模天线阵列的波束赋形潜力。

图6给出了系统频谱效率随PSs量化比特数变化的曲线,用于评估相位量化精度对系统性能的影响。如图所示,随着量化比特数的增加,各方案的频谱效率均持续提升,并逐渐趋近于采用连续PSs的理想方案,这是因为更高的量化精度能够减小相位量化误差,使得模拟预编码能够更逼近理想波束赋形。相比固定子阵方案和贪心动态子阵方案,本文所提两种自适应映射方案在不同量化比特



(b) 一致性残差

图4 本文所提方案的收敛性

数下均具有更高的频谱效率。特别地，当量化比特数 $b \geq 4$ 时，本文所提的两种方案频谱效率性能已逼近连续PSs($b = \infty$)方案，这一结果验证了低分辨率PSs在实际混合波束赋形方案中的可行性。

4.3 能量效率性能

为进一步探究系统频谱效率性能与能耗之间的权衡关系，本小节对所提方案的能量效率进行分析，其定义为

$$\eta = \frac{R}{P_t} \quad (44)$$

其中， P_t 表示卫星端总功耗。对于LEO卫星下行通信场景，当采用全数字波束赋形方案时，其总功耗表示为

$$P_t^{\text{FD}} = P_{\text{LO}} + P_{\text{BB}} + N_t P_{\text{RFC}} \quad (45)$$

其中， P_{LO} 和 P_{BB} 分别表示本地振荡器与基带数字预编码器的功耗， P_{RFC} 表示单条RF链路的功耗，表示为

$$P_{\text{RFC}} = P_{\text{DAC}} + P_{\text{mixer}} + P_{\text{LPF}} + P_{\text{BBA}} \quad (46)$$

其中， P_{DAC} ， P_{mixer} ， P_{LPF} ， P_{BBA} 分别表示单个数模转换器、混频器、低通滤波器和基带放大器的功耗。当采用全连接混合波束赋形方案时，其总功耗表示为

$$P_t^{\text{FC}} = P_{\text{LO}} + P_{\text{BB}} + N_{\text{RF}} P_{\text{RFC}} + N_t N_{\text{RF}} P_{\text{PS}}(b) \quad (47)$$

其中， $P_{\text{PS}}(b)$ 表示单个PSs的功耗，其值取决于量化比特数的大小。当采用固定子阵混合波束赋形方案时，其总功耗表示为

$$P_t^{\text{FS}} = P_{\text{LO}} + P_{\text{BB}} + N_{\text{RF}} P_{\text{RFC}} + N_t P_{\text{PS}}(b) \quad (48)$$

最后，对于本文所提出的自适应映射方案，其总功耗可表示为

$$P_t^{\text{AS}} = P_{\text{LO}} + P_{\text{BB}} + N_{\text{RF}} P_{\text{RFC}} + N_t P_{\text{PS}}(b) + N_t P_{\text{SW}} \quad (49)$$

其中， P_{SW} 表示单个开关的功耗。根据文献[6]，本文将各器件功耗参数设置为： P_{LO} 为5 mW， P_{BB} 为200 mW， P_{DAC} 为300 mW， P_{mixer} 为19 mW， P_{LPF} 为14 mW， P_{BBA} 为5 mW， $P_{\text{PS}}(1)$ 为8 mW， $P_{\text{PS}}(2)$ 为12 mW， P_{SW} 为5 mW。

图7给出了系统能量效率随卫星发射功率变化的曲线。如图所示，随着卫星发射功率的增加，各方案的能量效率均逐步提升。这主要是由于发射功率提高使系统频谱效率得到明显改善，从而使单位功耗可获得更高的传输速率。相比基线方案，本文所提两种自适应映射方案均表现出更高的能量效率，表明所提映射策略能够在提升系统频谱效率的同时保持较低的硬件开销，从而获得更高的系统能量效率。

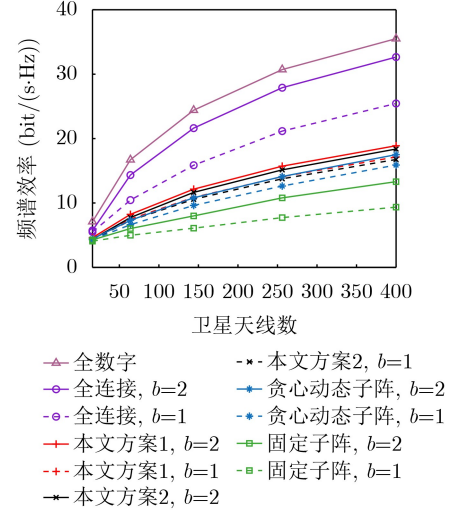


图5 频谱效率与卫星天线数的关系

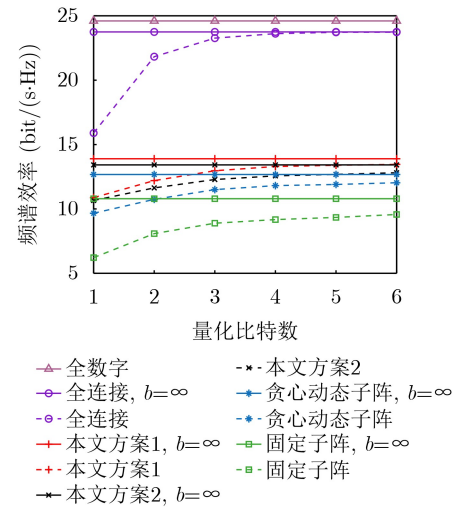


图6 频谱效率与量化比特数的关系

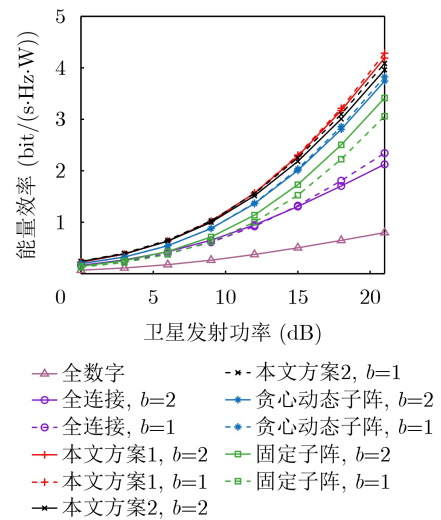


图7 能量效率与卫星发射功率的关系

图8给出了系统能量效率随卫星发射天线数变化的曲线。如图所示，除全数字波束赋形方案外，

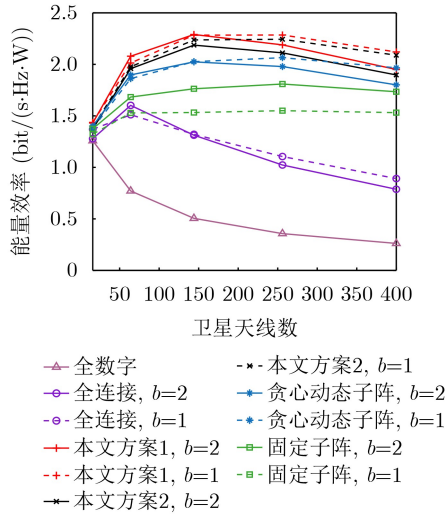


图8 能量效率与卫星天线数的关系

其余方案的能量效率均随天线数增加呈现先上升后下降的趋势。这是因为随着天线规模的扩大,阵列增益提升带来的频谱效率增益在初始阶段占主导作用;然而,当天线数进一步增大时,硬件功耗随天线规模的近似线性增长逐渐超过频谱效率增益,从而导致能量效率的下降。相比基线方案,本文所提两种自适应映射方案在整个天线规模范围内均保持较高的能量效率,进一步说明所提映射策略在不同天线规模下均具有较好的性能优势。

5 结论

本文针对LEO卫星多用户下行大规模MIMO通信系统,研究了结合天线-RF链自适应映射与低分辨率PSs的混合波束赋形设计问题。本文构建了一个综合考虑数字预编码、模拟预编码及相关硬件约束的频谱效率最大化问题,以评估系统性能。为了求解该非凸优化问题,文中采用了WMMSE方法进行问题转化,并结合BCD方法与PDD方法构建了双层迭代求解框架。在此基础上,分别提出了基于匈牙利算法和基于天线优先级排序的两种天线-RF链自适应映射方案。仿真结果表明,本文所提的两种方案均具有良好的收敛性能,且两种方案在频谱效率和能效方面的性能表现均优于传统固定子阵方案及现有贪心动态子阵方案,为LEO卫星大规模MIMO系统混合波束赋形设计提供了一种兼顾性能与复杂度的有效解决方案。

参考文献

[1] ZHENG Jinkai, LUAN T H, LI Guanjie, *et al.* Low earth orbit satellite networks: Architecture, key technologies, measurement, and open issues[J]. *IEEE Network*, 2026, 40(2): 295–303. doi: [10.1109/MNET.2025.3572141](https://doi.org/10.1109/MNET.2025.3572141).

[2] 吴翠先, 董焱恒, 徐勇军, 等. 基于不完美CSI的低轨卫星通信

系统鲁棒资源分配算法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(2): 671–679. doi: [10.11999/JEIT230086](https://doi.org/10.11999/JEIT230086).

WU Cuixian, DONG Yiheng, XU Yongjun, *et al.* Robust resource allocation algorithm for low orbit satellite communication system based on imperfect CSI[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(2): 671–679. doi: [10.11999/JEIT230086](https://doi.org/10.11999/JEIT230086).

- [3] XIANG Ziyu, SHI Ding, SUN Rui, *et al.* Decoupled precoder and receiver design for massive MIMO multiple LEO satellite communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2026, 25: 9747–9764. doi: [10.1109/TWC.2025.3645075](https://doi.org/10.1109/TWC.2025.3645075).
- [4] WANG Jing, QI Chenhao, YU Shui, *et al.* Joint beamforming and illumination pattern design for beam-hopping LEO satellite communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(12): 18940–18950. doi: [10.1109/TWC.2024.3463002](https://doi.org/10.1109/TWC.2024.3463002).
- [5] XIONG Weijie, ZHAO Zhenglan, LIN Jingran, *et al.* Secure beamforming design for IRS-ISAC systems with a hardware-efficient hybrid beamforming architecture[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(8): 12160–12174. doi: [10.1109/TVT.2025.3550387](https://doi.org/10.1109/TVT.2025.3550387).
- [6] YOU Li, QIANG Xiaoyu, LI Kexin, *et al.* Hybrid analog/digital precoding for downlink massive MIMO LEO satellite communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(8): 5962–5976. doi: [10.1109/TWC.2022.3144472](https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3144472).
- [7] LI Hongyu, LI Ming, and LIU Qian. Hybrid Beamforming With dynamic subarrays and low-resolution PSs for mmWave MU-MISO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(1): 602–614. doi: [10.1109/TCOMM.2019.2950905](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2019.2950905).
- [8] MA Mengyuan, NGUYEN N, ATZENI I, *et al.* Digital and hybrid precoding designs in massive MIMO with low-resolution ADCs[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2025, 14(8): 2446–2450. doi: [10.1109/LWC.2025.3572281](https://doi.org/10.1109/LWC.2025.3572281).
- [9] YOU Li, QIANG Xiaoyu, LI Kexin, *et al.* Massive MIMO hybrid precoding for LEO satellite communications with twin-resolution phase shifters and nonlinear power amplifiers[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(8): 5543–5557. doi: [10.1109/TCOMM.2022.3182757](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2022.3182757).
- [10] SHI Tong, LIU Rongke, SUN Shaohui, *et al.* Angle-based multicast analog beamforming with low resolution phase shifters for LEO satellite communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(2): 352–356. doi: [10.1109/LCOMM.2023.3345484](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2023.3345484).
- [11] WANG Yang, YANG Chuang, and PENG Mugen. Terahertz hybrid precoding with low-resolution PSs under frequency selective channel: A partial decoupling method[J].

- IEEE Transactions on Broadcasting*, 2025, 71(2): 453–466. doi: [10.1109/TBC.2025.3550020](#).
- [12] LI Hongyu, LI Ming, LIU Qian, *et al.* Dynamic hybrid beamforming with low-resolution PSs for wideband mmwave MIMO-OFDM systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(9): 2168–2181. doi: [10.1109/JSAC.2020.3000878](#).
- [13] WANG Ruiqi, GAO Zhen, YING Keke, *et al.* Transformer-based hybrid beamforming with dynamic subarray for near-space airship-borne communications[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2026, 15: 1876–1880. doi: [10.1109/LWC.2026.3663228](#).
- [14] 苏昭阳, 刘留, 艾渤, 等. 面向低轨卫星的星地信道模型综述[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(5): 1684–1702. doi: [10.11999/JEIT230941](#).
SU Zhaoyang, LIU Liu, AI Bo, *et al.* Survey of satellite-ground channel models for low earth orbit satellites[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(5): 1684–1702. doi: [10.11999/JEIT230941](#).
- [15] LIN Chenlan, CHEN Xiaoming, and ZHANG Zhaoyang. Exploiting on-orbit characteristics for joint parameter and channel tracking in LEO satellite communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(12): 19789–19803. doi: [10.1109/TWC.2024.3486709](#).
- [16] 3GPP. Study on New Radio (NR) to support non-terrestrial networks (Release 15)[R]. TR 38.811, 2020. (查阅网上资料, 未找到本条文献出版年信息, 请确认).
- [17] KUMAR MESHARAM A, KUMAR S, QUEROL J, *et al.* Reduced complexity initial synchronization for 5G NR multibeam LEO-based non-terrestrial networks[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2025, 6: 1528–1551. doi: [10.1109/OJCOMS.2025.3543625](#).
- [18] YOU Li, LI Kexin, WANG Jiaheng, *et al.* Massive MIMO transmission for LEO satellite communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(8): 1851–1865. doi: [10.1109/JSAC.2020.3000803](#).
- [19] 郑斌, 曾令昕, 黄辉, 等. 密集低轨卫星网络辅助地面通信的鲁棒波束赋形方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(3): 623–632. doi: [10.11999/JEIT240732](#).
ZHENG Bin, ZENG Lingxin, HUANG Hui, *et al.* Robust beamforming method for dense LEO satellite network assisted terrestrial communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(3): 623–632. doi: [10.11999/JEIT240732](#).
- [20] SEMERNYA R, MAKURIN M, NI Rui, *et al.* Dynamic subarray HBF algorithm based on alternative least squares for ELAA MU-MIMO[C]. 2025 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), Montreal, Canada, 2025: 1371–1376. doi: [10.1109/ICCWorkshops67674.2025.11162355](#).
- [21] ZHANG Yuchen and AL-NAFFOURI T Y. Enabling scalable distributed beamforming via networked LEO satellites toward 6G[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2026, 25: 6666–6680. doi: [10.1109/TWC.2025.3626203](#).
- [22] BERTSEKAS D P. Nonlinear Programming[M]. 2nd ed. Belmont, USA: Athena Scientific, 1999: 267–272. (查阅网上资料, 未找到本条文献出版地信息, 请确认).
- [23] SHI Qingjiang and HONG Mingyi. Penalty dual decomposition method for nonsmooth nonconvex optimization—Part I: Algorithms and convergence analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4108–4122. doi: [10.1109/TSP.2020.3001906](#).
- [24] MUNKRES J. Algorithms for the assignment and transportation problems[J]. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1957, 5(1): 32–38. doi: [10.1137/0105003](#).
- [25] BOYD S and VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004: 397–402.
- 鲜永菊：女，副教授，研究方向为卫星通信、车联网和边缘计算，邮箱 xianyj@cqupt.edu.cn.
黄小龙：男，硕士生，研究方向为卫星通信、大规模MIMO和波束赋形。
邢智童：男，讲师，研究方向为无线通信传输、大规模MIMO和智能反射面，邮箱 xingzhitong@cqupt.edu.cn.
李云：男，教授，研究方向为5G/6G移动通信技术、卫星通信和边缘计算。

责任编辑：廖海贝

Research on Adaptive Hybrid Beamforming Method for Massive MIMO LEO Satellite Communication Systems

XIAN Yongju^① HUANG Xiaolong^① XING Zhitong^① LI Yun^{①②}

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and

Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②*(School of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)*

Abstract:

Objective With the growing demand for high-capacity and high-spectral-efficiency transmission in LEO satellite communications, massive MIMO has become a promising enabling technology. However, conventional fully digital beamforming is difficult to implement in practice due to the strict constraints on power consumption, hardware complexity, and payload cost of satellite platforms. Although partially connected hybrid beamforming can reduce hardware complexity, the conventional fixed subarray structure lacks flexibility and suffers from performance degradation, especially under low-resolution PSs constraints. To address this issue, this paper investigates adaptive antenna-RF chain mapping for hybrid beamforming design in LEO satellite massive MIMO systems.

Methods This paper first establishes a system model for LEO satellite multi-user downlink massive MIMO hybrid beamforming and formulates a joint optimization problem with the objective of maximizing spectral efficiency. Considering the constant-modulus discrete phase constraints of low-resolution PSs, antenna-RF chain connection constraints, and transmit power constraint, the resulting problem is highly non-convex. To solve it, the original problem is transformed into an equivalent WMMSE formulation, and auxiliary variables are introduced to decouple the coupled variables. Based on this reformulation, a double-layer iterative optimization framework is developed by combining the BCD method and the PDD method. For adaptive antenna-RF chain mapping, the mapping problem is reformulated as a capacity-constrained linear assignment problem, and an optimal adaptive mapping method based on the Hungarian algorithm is proposed. Furthermore, to reduce the computational burden in large-scale antenna array scenarios, a low-complexity adaptive mapping method based on antenna priority sorting is developed.

Results and Discussions Simulation results show that the proposed methods exhibit good convergence behavior. Specifically, the spectral efficiency increases rapidly in the initial iterations and then gradually converges, while the constraint violation decreases continuously, confirming the effectiveness of the proposed iterative optimization framework (Fig. 3). In terms of spectral efficiency, the proposed adaptive mapping methods consistently outperform the conventional fixed subarray and the existing greedy dynamic subarray scheme over different transmit powers and antenna scales. Among them, the Hungarian-based method achieving better spectral efficiency, whereas the antenna priority sorting-based method attains near-optimal performance with significantly reduced computational complexity (Figs. 4 and 5). As the number of PSs quantization bits increases, the system performance gradually approaches that of the continuous-PSs case, demonstrating the effectiveness of the proposed low-resolution PSs-based design (Fig. 6). In terms of energy efficiency, the proposed methods also outperform the conventional fully digital beamforming, fully connected, fixed subarray, and greedy dynamic subarray hybrid beamforming under different transmit powers and antenna scales (Figs. 7 and 8).

Conclusions This paper proposes an adaptive hybrid beamforming design for LEO satellite massive MIMO systems under low-resolution PS constraints. By combining WMMSE reformulation with a PDD-BCD based optimization framework, joint design of digital precoding, analog precoding, and adaptive antenna-RF chain mapping is achieved. Simulation results demonstrate that the proposed methods provide superior performance in both spectral efficiency and energy efficiency. In particular, the Hungarian-based method provides better system performance, while the antenna priority sorting-based method achieves a favorable trade-off between performance and computational complexity. The proposed design provides an effective solution for high-performance hybrid beamforming in hardware-constrained LEO satellite massive MIMO systems.

Key words: LEO Satellite; Massive MIMO; Low-resolution PSs; Adaptive Mapping; Hybrid Beamforming