通过可重构全息波束成形实现 MIMO 系统能效最大化

Robert Kuku Fotock，IEEE 学生会员；Alessio Zappone，IEEE 会士；Agbotiname Lucky Imoize，IEEE 高级会员；Marco Di Renzo，IEEE 会士，

arXiv:2601.00780v1 [eess.SP] 2 Jan 2026

摘要——本文研究一条点对点无线链路，其中发射机和接收机均配备多天线。此外，部署了两个可重构超表面，分别紧邻发射天线阵列和接收天线阵列。由此形成的架构在发射机和接收机处均实现了全息波束成形结构。在这一场景中，针对发射协方差矩阵以及两个超表面的反射矩阵，对系统能效进行优化。本文提出了一种低复杂度算法，该算法保证收敛至能效最大化问题的一阶最优点。此外，在单天线或单流传输这一特殊情况下，推导了超表面矩阵的闭式表达式。两个超表面均视为近似无源，并受全局反射约束。通过数值性能分析评估所提出优化方法的性能。结果尤其表明，与全数字波束成形架构相比，采用超表面进行全息波束成形可显著提升能效，即使后者能够实现可观的复用增益。

I. 引言

能nergy效（EE）始终是未来无线通信的一项重要性能要求，特别是考虑到 5G 并未实现预期的 2000 倍能效提升 [1]，这主要是因为采用了大量数字天线，导致静态功耗过高 [2]。为应对这一挑战，可重构超表面凭借在有限功耗下提供大量自由度的能力，已成为第六代（6G）无线网络的主要技术之一[3], [4]。可重构超表面是近无源设备，完全工作于模拟域，即无需专用放大器，也无需在模拟域和数字域之间进行转换。超表面只需消耗少量静态能量即可实现反射单元的重构，因此能够以较低能耗提供较高的波束成形增益。其在 6G 中的应用已得到广泛研究，相关工作分析了新兴趋势和最新进展，可能影响将可重构超表面集成到 6G无线网络中的潜在机遇与挑战 [5]–[7]。

R. K. Fotock 任职于卡西诺大学与拉齐奥南部大学。A. Zappone 任职于卡西诺大学与拉齐奥南部大学及意大利的 CNIT（{robertkuku.fotock, alessio.zappone}@unicas.it）。A. L. Imoize 任职于 CNIT 及意大利的都灵理工大学（agbotiname.imoize@polito.it）。M. Di Renzo 任职于法国巴黎萨克雷大学、法国国家科学研究中心、中央理工-高等电力学院信号与系统实验室（marco.di-renzo@universite-paris-saclay.fr）。

A. 文献综述

可重构超表面最初被部署在远离收发器的位置，作为一种高效方式，用于在发射机与接收器之间创建新的光路。在这种配置中，它们被称为可重构智能表面（RISs），能够对传播环境进行一定程度的控制。另一方面，超表面也被用于部署在无线收发器附近，近年来出现了多种应用：

(a) 超表面在发射端的首个用途是实现索引调制技术。在此背景下，数据可以编码到超表面单元的激活模式中 [8]。(b) 超表面在发射端的另一种应用是采用动态超表面，这被提出作为一种高效的波束聚焦方法。研究表明，这种方法能够在多天线通信中实现极高的定位精度和高效的能量使用 [9],[10]。(c) 超表面部署在无线收发器处的第三种应用是用于实现全息MIMO（HMIMO） [11]。

全息MIMO通常定义为由密集辐射单元构成的面板，这些辐射单元以亚波长间距排列，并连接至一条或少数几条发射数字链。[12]通常，该面板通过可重构超表面实现，通常称为可重构全息表面（RHS） [13], [14]，并与馈线相连。与有源天线阵列相比，通过RHS进行波束成形的优势在于，RHS的能量消耗和成本更低 [15], ，因此可以配备更多的天线单元 [16], [17]。RHS正被视为全数字MIMO技术的一种高能效演进形式，并已被证明能够实现低成本、高能效的无线通信与感知 [18]–[20]。如前所述，RHS通常与收发器馈线相连，即构成收发器的组成部分。在这种配置中，发射信号通过波导传播至RHS，随后被反射到

接收机。在 [21], 中，研究了多用户MIMO通信的下行链路。该工作将符合电磁约束的信道模型扩展至多用户场景，并采用傅里叶平面波近似在波数域中进行表述。在 [22], 中，考虑了配备开关控制的RHS辅助波束成形架构的基站，并通过对全息波束成形器、数字波束成形器和发射功率进行交替优化，求解能效最大化问题。在 [23], 中提出了一种近场信道模型，并研究了采用全息波束成形的点对点MIMO系统的容量上限。在 [24], 中，探索了堆叠式智能超表面（SIM）在全息波束成形中的应用。在此背景下，考虑了一个MIMO系统，并对SIM进行设计，以建立所需的等效MIMO信道。在 [25], 中，针对太赫兹网络考虑了RHS，并建立模型、分析了由此产生的性能。在 [26],中，建立了用于设计全息表面的电磁框架。该框架的性能和功耗与无源超表面和MIMO数字天线阵列进行了比较。在 [27],中，建立了全息MIMO通信的信道模型，并分析了系统频谱效率。在由无人驾驶飞行器（UAV）辅助的网络中，也考虑了RHS的应用，将其作为辅助通信并通过能量采集为无人驾驶飞行器供电的一种方式 [28]。在采用全息波束成形的无小区网络中，还研究了利用人工智能进行功率分配的问题 [29]。 [30] 中的研究聚焦于在采用RHS进行全息波束成形的无线链路中，为实现能效所需的天线数量。在 [31], 中，针对多用户网络的下行链路，求解了加权和速率最大化问题；其中，配备均匀线性阵列的基站通过多个WsRHS为单天线用户提供服务。

虽然此前所有研究都考虑了与收发器馈线有线连接的RHS，但另一种可能的架构是在收发器馈线与超表面之间采用无线连接。在这种配置中，RHS 仅部署在收发器附近，用于反射/折射数字天线发射的信号，但不与收发器硬件有线连接。相反，信号通过无线连接从发射天线传播至 RHS，或从 RHS 传播至接收天线。这种配置的特点是，RHS 部署在距离收发器天线阵列小于夫琅禾费距离的位置，因此必须采用球面波传播模型，而非传统的平面波传播模型。这种架构在 [32]–[38] 中有所研究，并被称为全息可重构智能表面 [35]、可重构智能基站 [37], [38], 或可重构折射表面[36]。下文中，为了将其与更传统的有线 RHS 区分开来，我们将其称为无线 RHS（WsRHS）。在 [32], 中，分别在发射端和接收端部署了两个 WsRHS，并使最小多用户 MISO 系统中的信干噪比（SINR）针对发射波束成形和超表面系数进行最大化。研究者针对每个超表面反射矩阵和发射波束成形，提出了一种交替最大化算法。在 [33], 中，通过部署两个 WsRHS 来辅助单天线发射机与单天线接收机之间的通信，并对接收功率进行最大化。研究者基于交替优化，或假设两个超表面之间的信道为秩一，提出了次优优化技术。 [35], 中研究了类似的模型，但论文重点在于能效最大化。研究者提出了一种基于序贯规划的新方法，结果表明，其性能与交替优化相近，但计算复杂度更低。 [34], 中研究了由多个超表面辅助的网络，并进行了最优超表面选择和波束路由。 [36], 中将单个 WsRHS 放置在发射机的近场区域，并对其尺寸进行优化以实现能效最大化。

B. 贡献

从上述文献综述可以看出，绝大多数关于全息MIMO和RHS的既有研究都聚焦于分析或优化网络可实现速率与吞吐量，而忽略了系统能效。此外，前文引用的所有研究都假设仅在基站部署多天线，而移动用户仅配备单天线。RHS辅助MIMO网络中的能效优化仍是一个尚未解决的问题，即使对于单链路系统也是如此。事实上，只有少数研究关注了由部署在远离收发器处的超表面辅助的MIMO系统能效优化。在 [39],中，假设采用单流传输，对MIMO链路能效的上下界进行了优化。在[40],中，研究了能效与频谱效率之间的权衡，并采用加权最小均方误差方法解决该问题。在 [41], 中，考虑了采用无线信息与能量同时传输（SWIPT）的MIMO链路能效。然而， [41]并未对能效进行优化。能效定义为速率与功耗之比，而该研究转而处理一个更简单的问题，即最小化速率与功耗之差。在 [42], 中，考虑了采用有限块长传输的MIMO网络，并通过序贯分式规划优化网络能效。目前，尚无研究考虑基于RHS的MIMO系统能效优化。本研究旨在填补这一空白，考虑一条收发两端均配备多天线的MIMO链路，并在发射端和接收端天线阵列的近场区域分别部署两个可重构全息表面。两个可重构全息表面均未与收发器硬件有线连接，并被视为近无源设备，即可重构全息表面上不配备放大器。发射信号从数字发射天线阵列传播至发射端可重构全息表面

再由其反射至接收端可重构全息表面，最后由接收端可重构全息表面反射至接收天线阵列。在此背景下，本文作出如下贡献：

- 本文提出了一种新算法，用于优化两个 WsRHS 的反射矩阵以及发射机的发射协方差矩阵，以实现能效最大化。该算法采用序贯分式规划方法，并结合一种新的优化问题重构方法，在无需诉诸半定松弛方法的情况下处理单位秩约束。因此，该方法能够单调提升能效值，并收敛至能效最大化问题的一阶最优点。
- 在仅有一根发射天线和一根接收天线的特殊情形下，可以通过闭式表达式求得最优 WsRHS 矩阵和发射功率，从而无需运行迭代算法，并可对优化后系统的性能进行闭式分析。在发射机和接收机均采用多天线、但仅使用单个数据流的特殊情形下，也可以求得最优 WsRHS 矩阵的闭式表达式。
- 求解这些问题时，发射机需满足功率约束，两个 WsRHS 则需满足全局反射约束。具有全局反射约束的超表面是一种新型超表面，对具有局部反射约束的传统超表面进行了推广 [43]。具体而言，在具有局部反射约束的超表面中，每个反射系数都分别受到模值不大于 1 的限制；而在具有全局反射约束的超表面中，所有反射系数共同受到一项反射约束，要求超表面反射的总功率不得超过入射到其上的总功率。本文通过数值结果评估所提系统的能效和容量性能。有趣的是，分析表明，使用 WsRHS 可以显著减少发射机和接收机所部署的数字天线数量，从而大幅提升能效，同时保持令人满意的容量水平。

本文其余部分安排如下。第 II 节介绍系统模型并构建能效最大化问题。第三节求解能效最大化问题，其中考虑发射机和

接收机均配备单根天线。第四节和第五节针对多天线情形，分别考虑单流和多流传输，并提出资源分配算法。第六节给出数值分析，第七节总结全文。

记号：标量、列向量和矩阵分别用小写字母、粗体小写字母和粗体大写字母表示，例如 x、$\mathbf{x}$、$\mathbf{X}$。$\mathrm{diag}(\cdot)$表示对角矩阵，$\mathrm{tr}(\mathbf{S})$ 和$\mathbf{S}^{-1}$ 分别表示方阵的迹和逆。$\mathbf{S} \succeq \mathbf{0}$ 表示$\mathbf{S}$ 为半正定矩阵。$\mathbf{I}_M$表示大小为 $M \times M$的单位矩阵。均值为 μ 、方差为 σ^2的圆对称复高斯随机变量 x 的分布表示为 $x \sim \mathcal{CN}(\mu,\ \sigma^2)$。

II. 系统模型

考虑一个多输入多输出链路，其中有 N_T 根发射天线和 N_R 根接收天线按矩形阵列排列。一个具有 M_T 个阵元、反射矩阵为 $\mathbf{\Gamma}_T = \mathrm{diag}(\gamma_{T,\,1},\ \ldots,\ \gamma_{T,\,M_T}) = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\gamma}_T)$ 的可重构超表面部署在发射机附近，以下称为发射端 WsRHS。类似地，另一个具有 M_R 个阵元、反射矩阵为 $\mathbf{\Gamma}_R = \mathrm{diag}(\gamma_{R,\,1},\ \ldots,\ \gamma_{R,\,M_R}) = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\gamma}_R)$ 的可重构超表面部署在接收机附近，以下称为接收端 WsRHS。我们假设两个 WsRHS 均为近似无源，即未配备任何射频放大器。

接下来，我们将 $\boldsymbol{C}$、 $\boldsymbol{H}$和 $\boldsymbol{G}$ 分别记为两个 WsRHS 之间的 $M_R \times M_T$信道、发射机与其附近的 WsRHS 之间的 $M_T \times N_T$ 信道，以及接收机与其附近的 WsRHS 之间的 $N_R \times M_R$ 信道。最后，令 $\boldsymbol{s}$ 为发射信息符号的 $N_T \times 1$ 向量，其协方差矩阵为 $\boldsymbol{Q} = \mathbb{E}[\boldsymbol{s}\boldsymbol{s}^H]$，并满足功率约束 $\mathrm{tr}(\boldsymbol{Q}) \leqslant P_{max}$，其中 P_{max} 为发射放大器的最大发射功率。系统模型如图 1 所示。

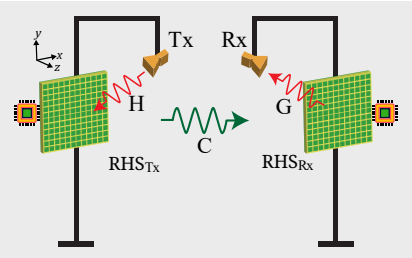


图 1. 由 WsRHS 构成的全息MIMO系统

A. 信道模型

下文将针对信道 $\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{G}$（近场信道）以及信道 $\boldsymbol{C}$（远场信道）采用不同的信道模型。对于信道 $\boldsymbol{H}$和 $\boldsymbol{G}$，矩阵 $\boldsymbol{H}$和 $\boldsymbol{G}$ 的每个元素均遵循（确定性）球面波方程，即 $\boldsymbol{H}$的 $(n,\ m)$ 个元素，其中 $n = 1,\ \ldots, M_T$ 且$m = 1, \ldots, N_T$，为

$$H(n,m) = \frac{\lambda}{4\pi}\sqrt{\alpha_{n,m}^{RHS_T}\alpha_{n,m}^{Tx}}\frac{e^{-j(2\pi/\lambda)\|\boldsymbol{r}_n^{RHS_T} - \boldsymbol{r}_m^{Tx}\|}}{\|\boldsymbol{r}^{RHS_T} - \boldsymbol{r}^{Tx}\|} \quad (1)$$

其中， $\boldsymbol{r}_n^{RHS_T}$和 $\boldsymbol{r}_m^{Rx}$是定义发射端 WsRHS 的第 n 个元素的三维位置的向量，以及

第 m 个基站天线，$\alpha_{m,\,n}^{Tx}$ 表示第 m 个发射天线指向发射端 WsRHS 的第 n 个元素的发射增益，而 $\alpha_{m\,n}^{RHS_T}$ 表示发射端 WsRHS 的第 n 个元素从第 m 个发射天线接收到的接收增益。增益 $\alpha_{m,\,n}^{BS}$ 和 $\alpha_{m\,n}^{RHS}$ 表示为

$$\alpha_{n,m}^{Tx} = \frac{4\pi}{\lambda^2}\Delta_{h,Tx}\Delta_{v,Tx}\rho_{n,m}^{Tx} \tag{2}$$

$$\alpha_{n,m}^{RHS_T} = \frac{4\pi}{\lambda^2}\Delta_{h,RHS_T}\Delta_{v,RHS_T}\rho_{n,m}^{RHS_T}\,, \tag{3}$$

其中，$\Delta_{h,Tx}$和 $\Delta_{v,Tx}$分别表示发射天线的水平和垂直间距，Δ_{h,RHS_T} 和 Δ_{v,RHS_T} 分别表示发射端 WsRHS 阵元的水平和垂直间距，$\rho_{n,m}^{Tx}$ 和 $\rho_{n\,m}^{RHS_T}$,分别表示发射机和发射端 WsRHS 的标准方向性因子 [44], [45]。类似地，(n,m) 个 $\boldsymbol{G}$ 的阵元，其 $n=1,\ldots,N_R$和 $m=1,\ldots,M_R$表示为

$$G(n,m) = \frac{\lambda}{4\pi}\sqrt{\alpha_{n,m}^{RHS_R}\alpha_{n,m}^{Rx}}\frac{e^{-j(2\pi/\lambda)\|\boldsymbol{r}_n^{Rx}-\boldsymbol{r}_m^{RHS_R}\|}}{\|\boldsymbol{r}_n^{Rx}-\boldsymbol{r}_m^{RHS_R}\|}\,, \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{r}_n^{RHS_R}$和 $\boldsymbol{r}_m^{Rx}$是定义接收端 WsRHS 第 n 个阵元和第 m 个基站天线三维位置的向量，$\alpha_{m,n}^{Rx}$ 表示第 n 根接收天线从接收端 WsRHS 的第 m 个阵元接收到的增益，$\alpha^{RHS_{,m\,n}^{\quad R}}$,表示接收端 WsRHS 的第 m 个阵元朝向第 n 根接收天线的发射增益。增益 $\alpha_{m,n}^{Rx}$ 和 $\alpha_{m\,n}^{RHS_R}$,表示为

$$\alpha_{n,m}^{Rx} = \frac{4\pi}{\lambda^2}\Delta_{h,Rx}\Delta_{v,Rx}\rho_{n,m}^{Rx} \tag{5}$$

$$\alpha_{n,m}^{RHS_R} = \frac{4\pi}{\lambda^2}\Delta_{h,RHS_R}\Delta_{v,RHS_R}\rho_{n,m}^{RHS_R}\,, \tag{6}$$

其中，$\Delta_{h,\,Rx}$ 和 $\Delta_{v,\,Rx}$ 分别表示接收天线的水平和垂直间距，$\Delta_{h,\,RHS_R}$ 和 $\Delta_{v,\,RHS_R}$ 分别表示接收端 WsRHS 阵元的水平和垂直间距，以及 $\rho_{n,\,m}^{Rx}$ 和 $\rho_{n\,m}^{RHS_R}$, 接收机和接收端 WsRHS 的标准方向性因子。最后，假设两个 WsRHS 彼此相距较远，因此它们之间的信号传播可以采用传统的远场模型进行建模，并遵循块平坦衰落。具体而言，我们认为$\boldsymbol{C}$ 的每个条目都是莱斯随机变量的一次实现，其因子为K，并乘以路径损耗系数

$$\mathrm{PL} = \mathrm{PL}_0\left(\frac{d}{d_0}\right)^{-\nu}\,, \tag{7}$$

其中，PL_0 表示参考距离 d_0处的路径损耗，d 表示两个 WsRHS 之间的距离，ν 表示路径损耗指数。

B. 问题构建

根据上述定义的符号，发射端 WsRHS 的输入和输出信号为

$$\boldsymbol{y}_{in,T} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}^{1/2}\boldsymbol{s}\,,\ \boldsymbol{y}_{out,T} = \boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}^{1/2}\boldsymbol{s}\,, \tag{8}$$

接收端 WsRHS 处的输入和输出信号为

$$\boldsymbol{y}_{in,R} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}^{1/2}\boldsymbol{s}\,,\ \boldsymbol{y}_{out,R} = \boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}^{1/2}\boldsymbol{s}\,, \tag{9}$$

而最终目的地接收到的信号可写为 $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}^{1/2}\boldsymbol{s}+\boldsymbol{n},$，其中 $\boldsymbol{n}\sim\mathcal{CN}(\boldsymbol{0},\ \sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R})$ 为接收机处的热噪声。因此，系统容量可写为

$$C = B\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\frac{1}{\sigma^2}\boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{\Gamma}_R^H\boldsymbol{G}^H\right|. \tag{10}$$

发射端和接收端 WsRHS 的输入和输出功率分别为

$$P_{in,T} = \mathrm{tr}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H)\,, \tag{11}$$

$$P_{out,T} = \mathrm{tr}(\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H)\,, \tag{12}$$

$$P_{in,R} = \mathrm{tr}(\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H)\,, \tag{13}$$

$$P_{out,R} = \mathrm{tr}(\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{\Gamma}_R^H)\,, \tag{14}$$

我们考虑具有全局反射约束的 WsRHS，即在每个 WsRHS 处，输入功率必须低于输出功率，即 $P_{out,\,R}\leqslant P_{in,\,R}$ 以及 $P_{out,\,T}\leqslant P_{in,\,T}$。因此，两个 WsRHS 不消耗任何射频功率，仅消耗用于重新配置反射单元的静态功率。因此，系统总功耗为[1]

$$\begin{aligned}P_t &= \mu\mathrm{tr}(\boldsymbol{Q}) + M_TP_T^{(s)} + M_RP_R^{(s)} + N_TP_T^{(a)} + N_RP_R^{(a)} + \\ &\quad + P_{RHS,0} + P_0 = \mu\mathrm{tr}(\boldsymbol{Q}) + P_c,\end{aligned} \tag{15}$$

其中，$P_T^{(s)}$和 $P_R^{(s)}$分别表示发射端和接收端 WsRHS 中每个阵元的静态功耗，$P_T^{(a)}$和 $P_R^{(a)}$分别表示发射机和接收机中每个数字射频链的静态功耗，$P_{RHS,\,0}$ 表示两个 WsRHS 消耗的其余静态功耗，P_0表示系统其余部分消耗的静态功耗，而 $P_c = M_TP_T^{(s)}+M_RP_R^{(s)}+N_TP_T^{(a)}+N_RP_R^{(a)}+P_{RHS,\,0}+P_0$。因此，能效最大化问题可表述为

$$\max_{\boldsymbol{Q},\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R}\ \frac{C(\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R,\boldsymbol{Q})}{P_t(\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R,\boldsymbol{Q})} \tag{16a}$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr}(\boldsymbol{Q})\leqslant P_{max} \tag{16b}$$

$$P_{out,T}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{\Gamma}_T) - P_{in,T}(\boldsymbol{Q})\leqslant 0 \tag{16c}$$

$$P_{out,R}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R) - P_{in,R}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{\Gamma}_T)\leqslant 0 \tag{16d}$$

接下来，将在三个复杂度递增的场景中求解问题（16）。具体而言：

1) 第三节讨论仅在发射机和接收机处各部署一根数字天线的特殊情况下的问题（16），即 $N_R=N_T=1$。针对这一情形，推导出 $\boldsymbol{\Gamma}_T$、$\boldsymbol{\Gamma}_R$ 和发射功率的闭式解。

2) 第四节针对 $N_R>1$、$N_T>1$和秩为$(\boldsymbol{Q})=1$的特殊情况研究问题(16)，即发射机和接收机均使用多个数字天线，但采用单数据流传输。在这种情况下，将推导出 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 的闭式解

[1]我们考虑一种典型情形，即超表面的静态功耗不取决于反射系数的取值。

，而优化波束成形策略则需要采用迭代算法。

3)第五节讨论一般情况下的问题 (16)，其中 $N_R > 1$、$N_T > 1$，且 $\mathrm{rank}(\boldsymbol{Q}) > 1$。在这种情况下，我们将开发一种迭代算法来优化所有系统无线电资源。

III. 单天线单流场景

假设 $N_R = N_T = 1$。那么，$\mathrm{tr}(\boldsymbol{Q}) = p$，其中 p 为发射功率，且满足约束 $p \leqslant P_{max}$。令 $\boldsymbol{h}$ 表示从发射天线到发射端 WsRHS 的信道，$\boldsymbol{g}^H$ 表示从接收端 WsRHS 到接收天线的信道。此时，能效表达式可简化为

$$\mathrm{EE} = \frac{B\log_2\left(1+\frac{p}{\sigma^2}\left|\boldsymbol{g}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\right|^2\right)}{\mu p + P_c}\,, \tag{17}$$

其中 $P_{in,\ T} = p\|\boldsymbol{h}\|^2$、$P_{out,\ T} = p\|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2$、$P_{in,\ R} = p\|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2$、$P_{out,\ R} = \|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2$。因此，能效最大化问题变为

$$\max_{p,\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R} \frac{B\log_2\left(1+\frac{p}{\sigma^2}\left|\boldsymbol{g}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\right|^2\right)}{\mu p + P_{c,RIS} + P_c} \tag{18a}$$

满足约束 $0 \leqslant p \leqslant P_{max}$ (18b)

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2\,,\ \|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \tag{18c}$$

值得注意的是，对于任意固定的 p，$\boldsymbol{\Gamma}_T$和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$的优化可简化为优化项$\left|\boldsymbol{g}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\right|^2$，同时满足不依赖于 p的约束。因此，最优的 $(\boldsymbol{\Gamma}_T, \boldsymbol{\Gamma}_R)$ 不会依赖于最优的 p，因此可以将 $(\boldsymbol{\Gamma}_T, \boldsymbol{\Gamma}_R)$的优化与发射功率 p的优化解耦。这两个子问题将在接下来的两个小节中讨论。

A. ΓT和ΓR的优化

对于任意给定的 p，该问题可简化为

$$\max_{\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R} \left|\boldsymbol{g}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\right|^2 \tag{19a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2 \tag{19b}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \tag{19c}$$

定义新变量 $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}$ 和 $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{x}$，并假设矩阵 $\boldsymbol{C}$ 存在左逆[2]，，即$\boldsymbol{C}^+\boldsymbol{C} = \boldsymbol{I}_{N_{MT}}$，则问题 (19) 可重述为

$$\max_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}} \left|\boldsymbol{g}^H\boldsymbol{y}\right|^2 \tag{20a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{C}^+\boldsymbol{x}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2 \tag{20b}$$

$$\|\boldsymbol{y}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{x}\|^2 \tag{20c}$$

命题 1. 问题 (20) 的最优解为

$$\boldsymbol{x} = \|\boldsymbol{h}\|\sqrt{\lambda_{max}}\boldsymbol{u}_{max} \tag{21}$$

$$\boldsymbol{y} = \|\boldsymbol{h}\|\sqrt{\lambda_{max}}\frac{\boldsymbol{g}}{\|\boldsymbol{g}\|}\,, \tag{22}$$

[2]只要满足 $M_T \leqslant M_R$，这种情况就必然发生

其中，λ_{max} 是 $\boldsymbol{C}\boldsymbol{C}^H$ 的最大特征值，而$\boldsymbol{u}_{max}$ 是相应的单位范数特征向量。

证明。根据柯西-施瓦茨不等式，当 $\boldsymbol{y}$ 与 g对齐时，(20a) 取得最大值，即 $\boldsymbol{y} = \frac{\|\boldsymbol{y}\|}{\|\boldsymbol{g}\|}\boldsymbol{g}$，其中 $\|\boldsymbol{y}\|$ 仍待确定。为此，我们注意到 $\|\boldsymbol{y}\|$ 应尽可能大，因此由 (20c) 可知，必须满足$\|\boldsymbol{y}\| = \|\boldsymbol{x}\|$ ，并且应使 $\|\boldsymbol{x}\|$ 尽可能大。为此，我们将 (20b) 改写为

$$\|\boldsymbol{C}^+\boldsymbol{x}\|^2 = \|\boldsymbol{x}\|^2\|\boldsymbol{C}^+\tilde{\boldsymbol{x}}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2\,, \tag{23}$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{x}}$ 是 $\boldsymbol{x}$的单位向量。于是有

$$\|\boldsymbol{x}\|^2 \leqslant \frac{\|\boldsymbol{h}\|^2}{\|\boldsymbol{C}^+\tilde{\boldsymbol{x}}\|^2} \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2\lambda_{max}\,, \tag{24}$$

其中，最后一个不等式通过选择 $\tilde{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{u}_{max}$可取等号。因此得到 (33)，而 (34) 成立是因为 $\|\boldsymbol{y}\| = \|\boldsymbol{x}\|$ 是最优解。□

令 $\bar{\boldsymbol{x}}$ 和 $\bar{\boldsymbol{y}}$ 分别表示 (20) 的最优解，并定义 $\boldsymbol{\gamma}_T = [\boldsymbol{\Gamma}_T(1,1), \cdots, \boldsymbol{\Gamma}_T(M_T, M_T)]$,$\boldsymbol{\gamma}_R = [\boldsymbol{\Gamma}_R(1,1), \ldots, \boldsymbol{\Gamma}_R(M_R, M_R)]$, $\boldsymbol{X} = \mathrm{diag}(\bar{\boldsymbol{x}})$, $\boldsymbol{H} = \mathrm{diag}(\boldsymbol{h})$，相应的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 通过观察$\tilde{}$ $\tilde{}$，$\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{\gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{x} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{\gamma}_R$计算得到。因此，回顾 $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}$ 和 $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{x}$，最终有

$$\bar{\boldsymbol{\Gamma}}_T = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\gamma}_T) = \mathrm{diag}(\tilde{\boldsymbol{H}}^{-1}\boldsymbol{C}^+\bar{\boldsymbol{x}}) \tag{25}$$

$$\bar{\boldsymbol{\Gamma}}_R = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\gamma}_R) = \mathrm{diag}(\tilde{\boldsymbol{X}}^{-1}\bar{\boldsymbol{y}}) \tag{26}$$

最后，我们还可以确认，优化后的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和$\boldsymbol{\Gamma}_R$ 不依赖于发射功率 p的取值。事实上，将优化后的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 代入能效可得

$$\mathrm{EE} = \frac{B\log_2\left(1+\frac{p}{\sigma^2}\lambda_{max}\|\boldsymbol{h}\|^2\|\boldsymbol{g}\|^2\right)}{\mu p + P_c}\,, \tag{27}$$

其优化将在下文讨论。

B. p的优化

根据式(27)，忽略常数 B（就 p 的优化而言，该常数无关紧要），通过求解下式可得最优 p

$$\max_{p} \frac{\log_2(1+ap)}{\mu p + P_c} \tag{28a}$$

$$\text{s.t. } 0 \leqslant p \leqslant P_{max} \tag{28b}$$

其中，我们定义了 $a = |\boldsymbol{g}^H\bar{\boldsymbol{\Gamma}}_R\boldsymbol{C}\bar{\boldsymbol{\Gamma}}_T\boldsymbol{h}|^2/\sigma^2$。问题(28)是一个伪凹最大化问题，其最优解由以下结果给出。

命题 2. 问题(28)的全局解为

$$\bar{p} = \min(P_{max}, p^\star)\,, \tag{29}$$

其中，$p^\star$ 是式（28a）的唯一驻点。

证明：式 (28a) 中的目标函数是严格凹函数与仿射函数之比，因此是严格伪凹函数。因此，它存在唯一的驻点 $p^\star$，该驻点与其无约束最大值点重合。然后，通过

施加式 (28b) 中的约束，并注意到式 (28a) 在 $p \leqslant p^\star$ 处递增，在 $p \geqslant p^\star$ 处递减，即可得到所述结论。■

因此，通过按照 (25) 分配 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 、按照 (26) 分配 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ ，并按照 (29) 分配 p ，即可获得 (18) 的全局解。该分配所需的计算复杂度可以忽略不计，因为三种无线电资源的闭式结果均已得到，无需采用数值迭代算法。

注释1. 若目标是容量最大化，则最优的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 不变，而最优发射功率由 $p^\star = P_{max}$ 给出。

IV. 多天线单数据流场景

现在考虑一个 MIMO场景，从而放宽假设 $N_R = N_T = 1$。不过，我们假设发射机仅传输单个数据流。这意味着协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 化为一个大小为 $N_T \times 1$ 、平方范数为 p 的波束成形向量，即 $\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{q}\boldsymbol{q}^H$，其中 $\|\boldsymbol{q}\|^2$。于是，问题可表述为

$$\max_{p,\boldsymbol{q},\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R} \frac{B\log_2\left(1+\frac{1}{\sigma^2}\left\|\boldsymbol{G}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\right\|^2\right)}{\mu\|\boldsymbol{q}\|^2+P_c} \tag{30a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{q}\|^2 \leqslant P_{max} \tag{30b}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 \tag{30c}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 \tag{30d}$$

与单天线场景类似，我们将分别考虑两个 WsRHS 的优化以及波束成形向量的优化。在这种情况下， $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 的优化可以通过闭式方式完成，但最优的 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 将取决于波束成形向量 $\boldsymbol{q}$，这是因为使用了具有全局反射能力的 WsRHS。因此，无法像单天线场景那样将 WsRHS 优化与波束成形设计解耦，必须在 $(\boldsymbol{\Gamma}_R,\ \boldsymbol{\Gamma}_T)$ 和 $\boldsymbol{q}$ 之间进行交替优化。

A. $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$的优化

对于任意给定的 $\boldsymbol{q}$，将向量 $\boldsymbol{h}$ 重新定义为 $\boldsymbol{h} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{q}$。于是，问题可化简为

$$\max_{\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R} \left\|\boldsymbol{G}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\right\|^2 \tag{31a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2 \tag{31b}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}\|^2 \tag{31c}$$

定义 $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{h}$、 $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{x}$，并假设 $\boldsymbol{C}$ 存在左逆，即 $\boldsymbol{C}^+\boldsymbol{C} = \boldsymbol{I}_{M_T}$，问题 (31) 可改写为

$$\max_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}} \left\|\boldsymbol{G}^H\boldsymbol{y}\right\|^2 \tag{32a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{C}^+\boldsymbol{x}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{h}\|^2 \tag{32b}$$

$$\|\boldsymbol{y}\|^2 \leqslant \|\boldsymbol{x}\|^2 \tag{32c}$$

命题 3. 问题 (32) 的最优解为

$$\boldsymbol{x} = \|\boldsymbol{h}\|\sqrt{\lambda_{max}}\boldsymbol{u}_{max} \tag{33}$$

$$\boldsymbol{y} = \|\boldsymbol{h}\|\sqrt{\lambda_{max}}\boldsymbol{u}_{G,max}\ , \tag{34}$$

其中， λ_{max} 是 $\boldsymbol{C}\boldsymbol{C}^H$的最大特征值， $\boldsymbol{u}_{max}$是其对应的单位范数特征向量，而$\boldsymbol{u}_{G,\ max}$ 是与 $\boldsymbol{G}\boldsymbol{G}^H$的最大特征值对应的单位范数特征向量。

证明：式 (20a) 中的目标函数可写为$\boldsymbol{y}^H\boldsymbol{G}\boldsymbol{G}^H\boldsymbol{y}$，这意味着当$\boldsymbol{y} = \|\boldsymbol{y}\|\boldsymbol{u}_{G,\ max}$时，该目标函数取得最大值，其中$\boldsymbol{u}_{G,\ max}$ 是与 $\boldsymbol{G}\boldsymbol{G}^H$ 的最大特征值对应的单位范数特征向量，而范数 $\|\boldsymbol{y}\|$则根据问题约束确定。因此，按照命题 1 的证明方法进行类似推导，即可得证。■

最后，根据式 (33) 和 (34)，可如式 (25) 和 (26) 所示得到最优的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$。

备注 2. 正如预期，在这种情况下，最优的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$和$\boldsymbol{\Gamma}_R$ 取决于波束成形向量 $\boldsymbol{q}$，因为 $\boldsymbol{q}$ 出现在等效信道向量 $\boldsymbol{h}$的定义中。这是采用具备全局反射能力的 WsRHS 所直接导致的结果，由此产生了式 (30c) 和 (30d) 中的功率约束，它们在 $\boldsymbol{q}$和 $(\boldsymbol{\Gamma}_T,\ \boldsymbol{\Gamma}_R)$中相互耦合。因此，无法将 $(\boldsymbol{\Gamma}_T,\ \boldsymbol{\Gamma}_R)$ 的优化与 $\boldsymbol{q}$的优化解耦，需要对 $(\boldsymbol{\Gamma}_T,\ \boldsymbol{\Gamma}_R)$ 和 $\boldsymbol{q}$进行交替最大化。

B. $\boldsymbol{q}$优化

优化 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$后，问题变为

$$\max_{\boldsymbol{q}} \frac{B\log_2\left(1+\|\boldsymbol{M}\boldsymbol{q}\|^2\right)}{\mu\|\boldsymbol{q}\|^2+P_c} \tag{35a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{q}\|^2 \leqslant P_{max} \tag{35b}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 - \|\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 \leqslant 0 \tag{35c}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 - \|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 \leqslant 0\ , \tag{35d}$$

其中 $\boldsymbol{M} = \frac{1}{\sigma^2}\boldsymbol{G}^H\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}$。问题 (35) 的难点在于，其目标函数既非凹函数，也非伪凹函数，且其约束并非凸约束。为解决问题 (35)，下面我们采用序贯分式规划（SFP）框架 [46]。利用范数函数是凸函数这一性质，因此它以下界于其一阶泰勒展开；由此可知，对于任意向量 $\boldsymbol{q}_0$，均有

$$\begin{aligned}\|\boldsymbol{M}\boldsymbol{q}\|^2 &= \boldsymbol{q}^H\boldsymbol{M}^H\boldsymbol{M}\boldsymbol{q} \geqslant 2\Re\{\boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{M}^H\boldsymbol{M}\boldsymbol{q}\}\\ &\quad - \boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{M}^H\boldsymbol{M}\boldsymbol{q}_0 = 2\Re\{\boldsymbol{m}_0^H\boldsymbol{q}\} - m_0\end{aligned} \tag{36}$$

$$\begin{aligned}\|\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 &= \boldsymbol{q}^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{H}\boldsymbol{q} \geqslant 2\Re\{\boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\}\\ &\quad - \boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_0 = 2\Re\{\boldsymbol{h}_0^H\boldsymbol{q}\} - h_0\end{aligned} \tag{37}$$

$$\begin{aligned}\|\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2 &= \boldsymbol{q}^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\\ \geqslant 2\Re\{\boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\} &- \boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_0\\ &= 2\Re\{\boldsymbol{c}_0^H\boldsymbol{q}\} - c_0\ ,\end{aligned} \tag{38}$$

其中，我们定义

$$\boldsymbol{m}_0=\boldsymbol{M}^H\boldsymbol{M}\boldsymbol{q}_0\ , m_0=\boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{M}^H\boldsymbol{M}\boldsymbol{q}_0 \tag{39}$$

$$\boldsymbol{h}_0=\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_0\ , h_0=\boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_0 \tag{40}$$

$$\boldsymbol{c}_0=\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_0\ , c_0=\boldsymbol{q}_0^H\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_0 \tag{41}$$

因此，问题 (35) 的替代问题可表述为

$$\max_{\boldsymbol{q}}\ \frac{B\log_2\left(1+2\Re\{\boldsymbol{m}_0^H\boldsymbol{q}\}-m_0\right)}{\mu\|\boldsymbol{q}\|^2+P_c} \tag{42a}$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{q}\|^2\leqslant P_{max} \tag{42b}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2-2\Re\{\boldsymbol{h}_0^H\boldsymbol{q}\}+h_0\leqslant 0 \tag{42c}$$

$$\|\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}\|^2-2\Re\{\boldsymbol{c}_0^H\boldsymbol{q}\}+c_0\leqslant 0\ , \tag{42d}$$

其中，(42c) 和 (42d) 的左侧分别是 (35c) 和 (35d) 左侧的上界。问题 (42) 是一个受凸约束限制的伪凹最大化问题，可通过分式规划 [46] 求解。随后，如算法 1 所示，采用 SFP算法处理问题 (35)，其中 Obj($\boldsymbol{q}$) 表示在 $\boldsymbol{q}$ 处对 (35) 的目标函数进行求值得到的结果。作为 SFP方法的一个实例，算法 (1) 保证单调改进 (35a)，并收敛到问题 (35) 的一阶最优点 [46]。

算法 1 问题 (35) 的 SFP

$\varepsilon>0$;
选择任意可行的 $\boldsymbol{q}_0$;
重复
  令 $\boldsymbol{q}$ 为问题（42）的解;
  $T=\|$目标函数($\boldsymbol{q}$) −目标函数($\boldsymbol{q}_0$)$\|$; $\boldsymbol{q}_0=\boldsymbol{q}$;
直到 $T\leqslant\varepsilon$

C. 整体算法、收敛性与复杂度

用于解决问题（30）的交替最大化算法如算法2所述。

算法2 针对问题 (30) 的交替最大化

$\varepsilon>0$;
选择任意可行的 $\boldsymbol{q}_0$, $\boldsymbol{\Gamma}_{T,0}$, $\boldsymbol{\Gamma}_{R,0}$;
重复
  令 $(\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R)$ 为问题 (31) 的解，给定 $\boldsymbol{q}$;
  令 $\boldsymbol{q}$ 为问题 (35) 的解，给定 $(\boldsymbol{\Gamma}_T,\boldsymbol{\Gamma}_R)$;
  $T=|$能效$((\boldsymbol{\Gamma}_T,\ \boldsymbol{\Gamma}_R),\ \boldsymbol{q})-$能效$((\boldsymbol{\Gamma}_{T,\,0},\ \boldsymbol{\Gamma}_{R,\,0}),\ \boldsymbol{q}_0)|$;
  $\boldsymbol{\Gamma}_T=\boldsymbol{\Gamma}_{T,}{}_0$, $\boldsymbol{\Gamma}_R=\boldsymbol{\Gamma}_{R\ ,0}$, $\boldsymbol{q}=\boldsymbol{q}_0$;
直到 $T\leqslant\varepsilon$

1）收敛性：如下一命题所示，算法2可以证明是收敛的。

命题 4。算法2单调地提升（30a）的值，并且目标函数的值会收敛。

证明：根据命题 3，算法2在固定 $\boldsymbol{q}$ 时交替优化 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ ；对于固定的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$，则通过运行算法 1 优化 $\boldsymbol{q}$。这两种优化都不会降低 (30a) 的值，因为对于任意固定的 $\boldsymbol{q}$，命题 3 都能给出 $\boldsymbol{\Gamma}_T$和 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 的全局最优解；而算法 1 是序贯分式规划框架的一个实例，因此会单调提升 (35a) 的值，直至收敛到满足 (35) [46] 一阶最优性条件的点。因此，算法2会单调提升 (30a) 的值。此外，可以看出，目标函数 (30a) 关于 $\boldsymbol{\Gamma}_T$、$\boldsymbol{\Gamma}_R$ 和 $\boldsymbol{q}$ 有上界，因为 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 和$\boldsymbol{\Gamma}_R$ 受范数约束限制，而 $\|\boldsymbol{q}\|$ 在线性地出现在 (30a) 的分母中、以对数形式出现在 (30a) 的分子中，因此当 $\|\boldsymbol{q}\|\to\infty$ 时，(30a) 趋于零。因此，目标函数 (30a) 不可能无限增大，算法2的目标函数值会收敛。

■

备注 3。通过简单地设置 $\mu=0$，即可将算法2轻松地专门用于逐项速率最大化，而非能效最大化。事实上，这会使 (30a) 的分母变为常数。

2）计算复杂度：算法2的计算复杂度主要与问题 (35) 有关，因为在固定 $\boldsymbol{q}$ 时，可得到 WsRHS 矩阵的闭式解。问题 (35) 由算法 1 求解，该算法在每次迭代中都要求解一个包含 N_T 个变量的伪凹问题。接下来我们回顾一下：对于包含 N_T 个变量、分子为凹函数且分母为凸函数的分式函数，在凸约束下对其进行最大化的复杂度，等同于求解一个包含 N_T+1 个变量的凸问题的复杂度 [46],；而包含 n 个变量的凸问题的复杂度关于 n 的上界为 n^4 [47]。因此，算法2的复杂度上界为

$$\mathcal{C}_2=\mathcal{O}\left(I_1I_2(N_T+1)^4\right)\ , \tag{43}$$

其中，I_1 和 I_2 分别为算法1和算法2收敛所需的迭代次数。

V. 多天线多流传输

本节讨论问题（16）中所述的一般多输入多输出情形，其中 $N_T>1$、$N_R>1$和rank($\boldsymbol{Q}$) >1，即传输多个数据流。在这种情况下，不存在闭式解，甚至难以联合优化可重构全息表面 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_T$。因此，将采用交替最大化，在 $\boldsymbol{\Gamma}_R$、$\boldsymbol{\Gamma}_T$和 $\boldsymbol{Q}$之间迭代。

A. ΓR 的优化

对于固定的 $\boldsymbol{\Gamma}_T$和 $\boldsymbol{Q}$，定义 $\boldsymbol{B}=\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H$。那么，关于 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 的优化可表述为

$$\max_{\boldsymbol{\Gamma}_R}B\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\frac{1}{\sigma^2}\boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{B}\boldsymbol{\Gamma}_R^H\boldsymbol{G}^H\right| \tag{44a}$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr}(\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{B}\boldsymbol{\Gamma}_R^H)\leqslant\mathrm{tr}(\boldsymbol{B}) \tag{44b}$$

首先，我们聚焦于 (44a)。对 $\boldsymbol{B} = \sum_{m=1}^{M_R} \lambda_m \boldsymbol{u}_m \boldsymbol{u}_m^H$进行特征值分解后，(44a) 可改写为

$$\begin{aligned} C &= B \log_2 \left| \boldsymbol{I}_{N_R} + \boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}_R \left(\sum_{m=1}^{M_R} \frac{\lambda_m}{\sigma^2} \boldsymbol{u}_m \boldsymbol{u}_m^H \right) \boldsymbol{\Gamma}_R^H \boldsymbol{G}^H \right| \\ &= B \log_2 \left| \boldsymbol{I}_{N_R} + \sum_{m=1}^{M_R} \frac{\lambda_m}{\sigma^2} \boldsymbol{G}\boldsymbol{U}_m \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H \boldsymbol{U}_m^H \boldsymbol{G}^H \right| \\ &= B \log_2 \left| \boldsymbol{I}_{N_R} + \sum_{m=1}^{M_R} \frac{\lambda_m}{\sigma^2} \boldsymbol{R}_m \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H \boldsymbol{R}_m^H \right| , \end{aligned} \tag{45}$$

其中 $\boldsymbol{U}_m = \mathrm{diag}(\boldsymbol{u}_m)$ 和 $\boldsymbol{R}_m = \boldsymbol{G}\boldsymbol{U}_m$，对于 $m = 1, \ldots, M_R$。接下来，我们将（44b）的左端改写为

$$\begin{aligned} &\mathrm{tr}(\boldsymbol{\Gamma}_R \boldsymbol{B} \boldsymbol{\Gamma}_R^H) = \mathrm{tr} \left(\boldsymbol{\Gamma}_R \left(\sum_{m=1}^{M_R} \lambda_m \boldsymbol{u}_m \boldsymbol{u}_m^H \right) \boldsymbol{\Gamma}_R^H \right) \\ &= \sum_{m=1}^{M_R} \lambda_m \mathrm{tr} \left(\boldsymbol{\Gamma}_R \boldsymbol{u}_m \boldsymbol{u}_m^H \boldsymbol{\Gamma}_R^H \right) = \sum_{m=1}^{M_R} \lambda_m \mathrm{tr} \left(\boldsymbol{U}_m \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H \boldsymbol{U}_m^H \right) \\ &= \boldsymbol{\gamma}_R^H \left(\sum_{m=1}^{M_R} \lambda_m \boldsymbol{U}_m \boldsymbol{U}_m^H \right) \boldsymbol{\gamma}_R^H = \mathrm{tr} \left(\boldsymbol{D}_R \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H \right) , \end{aligned} \tag{46}$$

其中 $\boldsymbol{D}_R = \sum_{m=1}^{M_R} \lambda_m \boldsymbol{U}_m^H \boldsymbol{U}_m$。于是，问题（44）变为

$$\max_{\boldsymbol{\Gamma}_R} \log_2 \left| \boldsymbol{I}_{N_R} + \sum_{m=1}^{M_R} \frac{\lambda_m}{\sigma^2} \boldsymbol{R}_m \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H \boldsymbol{R}_m^H \right| \tag{47a}$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr} \left(\boldsymbol{D}_R \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H \right) \leqslant \mathrm{tr}(\boldsymbol{B}) \tag{47b}$$

问题（47）仍然具有挑战性，这是因为存在二次项 $\boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H$。一种常用的解决方法是采用半定松弛技术，定义 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R = \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H$，然后放松 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R$ 上的单位秩约束。然而，如果得到的解不满足秩一条件，就需要采用降秩技术，这可能导致显著的性能下降。另一种方法是将约束[3] $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R = \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H$ 改写为 $\mathrm{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) - \lambda_{max}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) = 0$ 和 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R \succeq \boldsymbol{0}$。但这样会得到一个仍然非凸的等式约束，通常通过 $\mathrm{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) - \lambda_{max}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) \geqslant \epsilon$ 进行近似，其中 ϵ 是一个较小的常数，然后采用序列近似方法 [48] 求解。然而，上述两种方法都涉及近似，因此所得算法缺乏有力的最优性保证。相反，我们在此提出一种不同的方法。我们仍定义矩阵 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R = \boldsymbol{\gamma}_R \boldsymbol{\gamma}_R^H$，但不对其进行松弛秩一约束，并将（47）重新表述为

$$\max_{\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R \succeq \boldsymbol{0}, \boldsymbol{\gamma}_R} \log_2 \left| \boldsymbol{I}_{N_R} + \sum_{m=1}^{M_R} \frac{\lambda_m}{\sigma^2} \boldsymbol{R}_m \widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R \boldsymbol{R}_m^H \right| \tag{48a}$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr} \left(\boldsymbol{D}_R \widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R \right) \leqslant \mathrm{tr}(\boldsymbol{B}) \tag{48b}$$

$$\begin{bmatrix} \widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R & \boldsymbol{\gamma}_R \\ \boldsymbol{\gamma}_R^H & 1 \end{bmatrix} \succeq \boldsymbol{0} \tag{48c}$$

$$\mathrm{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) - \|\boldsymbol{\gamma}_R\|^2 \leqslant 0 \tag{48d}$$

命题 5。设 $(\boldsymbol{\Gamma}_R^\star, \boldsymbol{\gamma}_R^\star)$ 为问题 (48) 的一个解。则，$\mathrm{rank}(\boldsymbol{\Gamma}_R^\star) = 1$。

证明：首先，我们证明 (48) 的任意可行点都满足 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R - \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H \succeq \boldsymbol{0}$。为此，我们首先利用以下事实：若 $\boldsymbol{\Gamma}_R \succ \boldsymbol{0}$，则 (48c) 中的矩阵为半正定，当且仅当其舒尔补，即 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R - \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H$ 为半正定。接下来，我们通过反证法证明当 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R \succeq \boldsymbol{0}$ 时，该结论同样成立。事实上，若 $\lambda_{min}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R - \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) < 0$，则由于矩阵的最小特征值是其阵元的连续函数，必定存在 $\epsilon > 0$使得

$$\lambda_{min}(\epsilon \boldsymbol{I}_{N_R} + \widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R - \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) < 0 \, . \tag{49}$$

这就产生了矛盾，因为即使 $\boldsymbol{\Gamma}_R \succeq 0$，$\epsilon \boldsymbol{I}_{N_R} + \boldsymbol{\Gamma}_R$ 仍是一个严格正定矩阵，因此必有

$$\lambda_{min}(\epsilon \boldsymbol{I}_{N_R} + \widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R - \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) > 0 \, . \tag{50}$$

对于任意 $\epsilon > 0$。因此，对于（48）的任意可行点，必有 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R - \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H \succeq \boldsymbol{0}$。接着，不失一般性地假设 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 的特征值按大小降序排列，记为 $\lambda_1, \ldots, \lambda_N$，则（48c）意味着

$$\lambda_1 \geqslant \|\boldsymbol{\gamma}\|^2 \, , \tag{51}$$

而（48d）要求

$$\sum_{i=1}^{N} \lambda_i = \lambda_1 + \sum_{i=2}^{N} \lambda_i \geqslant \|\boldsymbol{\gamma}\|^2 \tag{52}$$

因此，由于对于所有 $i = 1, \ldots, N$，均有 $\lambda_i \geqslant 0$，（48c）和（48d）共同意味着，对于所有 $i = 2, \ldots, N$，均有 $\lambda_1 = \|\boldsymbol{\gamma}\|^2$ 和 $\lambda_i = 0$。由此得证。 ■

根据命题 5，问题（48）和（47）等价。然而，问题（48）仍非凸，因为（48d）中的约束函数并非凸函数，这是因为 $-\|\boldsymbol{\gamma}_R\|^2$ 在 $\boldsymbol{\gamma}_R$ 中是凹函数。尽管如此，仍可采用序贯优化框架求解问题（48）。为此，我们需要求得（48d）中约束函数的一个凸上界。注意到项 $\|\boldsymbol{\gamma}_R\|^2$ 是凸的，因此可将其在任意可行点 $\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}$ 处进行一阶泰勒展开，从而得到其下界。具体而言，对于任意可行的 $\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}$，有 $\|\boldsymbol{\gamma}_R\|^2 \geqslant 2\Re\{\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}^H \boldsymbol{\gamma}_R\} - \|\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}^H\|^2$，因此

$$\mathrm{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) - \|\boldsymbol{\gamma}_R\|^2 \leqslant \mathrm{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) + \|\boldsymbol{\gamma}_{R,0}^H\|^2 - 2\Re\{\boldsymbol{\gamma}_{R,0}^H \boldsymbol{\gamma}_R\} \, . \tag{53}$$

然后，问题（48）可以替换为以下

[3]注意，$\mathrm{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R) = \lambda_{max}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R)$ 意味着 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R$ 只有一个非零特征值，因为 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R \succeq \boldsymbol{0}$。

替代问题，该问题满足序贯优化框架的所有假设

$$\max_{\widetilde{\mathbf{r}}_R\succeq\mathbf{0},\boldsymbol{\gamma}_R} \log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\sum_{m=1}^{M_R}\frac{\lambda_m}{\sigma^2}\boldsymbol{R}_m\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R\boldsymbol{R}_m^H\right| \tag{54a}$$

$$\text{s.t. tr}\left(\boldsymbol{D}_R\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R\right)\leqslant \text{tr}(\boldsymbol{B}) \tag{54b}$$

$$\begin{bmatrix}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R & \boldsymbol{\gamma}_R\\ \boldsymbol{\gamma}_R^H & 1\end{bmatrix}\succeq\mathbf{0} \tag{54c}$$

$$\text{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_R)+\boldsymbol{\gamma}_{R,0}^H\boldsymbol{\gamma}_{R,0}-2\Re\{\boldsymbol{\gamma}_{R,0}^H\boldsymbol{\gamma}_R\}\leqslant 0\,. \tag{54d}$$

问题 (54) 是凸问题，因此可以通过凸优化方法以多项式复杂度求解。于是，问题（44）的算法可表述为算法3, 其中 Obj($\boldsymbol{\gamma}_R$) 表示在 $\boldsymbol{\gamma}_R$ 处计算的 (54a)。算法3是序贯分式规划方法的一个实例，因此保证单调改进 (44a)，并收敛到问题（44）的一个一阶最优点[46]。

问题（44）的序贯分式规划算法

$\varepsilon>0$;

选择任意可行的 $\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}$;

重复

令 $\boldsymbol{\gamma}_R$ 是问题 (54) 的解;

$T=\|$目标($\boldsymbol{\gamma}_R$) −目标($\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}$)$\|$;

$\boldsymbol{\gamma}_{R,\,0}=\boldsymbol{\gamma}_R$;

直到 $T\leqslant\varepsilon$

B. $\boldsymbol{\Gamma}_T$的优化

$\boldsymbol{\Gamma}_T$ 可以按照对 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 所采用的方法进行类似优化。定义 $\boldsymbol{A}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}^H$、 $\boldsymbol{F}=\boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}$和 $\boldsymbol{Z}=\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}$后，该问题变为

$$\max_{\boldsymbol{\Gamma}_T} B\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\frac{1}{\sigma^2}\boldsymbol{F}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{A}\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{F}^H\right| \tag{55a}$$

$$\text{s.t. tr}\left(\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{A}\boldsymbol{\Gamma}_T^H\right)\leqslant\text{tr}(\boldsymbol{A}) \tag{55b}$$

$$\text{tr}\left(\boldsymbol{Z}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{A}\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{Z}^H\right)-\text{tr}\left(\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{A}\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{C}^H\right)\leqslant 0 \tag{55c}$$

通过特征值分解 $\boldsymbol{A}=\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\boldsymbol{v}_m\boldsymbol{v}_m^H$, (55a) 可写为

$$\begin{aligned}C&=B\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\boldsymbol{F}\boldsymbol{\Gamma}_T\left(\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\frac{\beta_m}{\sigma^2}\boldsymbol{v}_m\boldsymbol{v}_m^H\right)\boldsymbol{\Gamma}_T^H\boldsymbol{F}^H\right|\\&=B\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\frac{\beta_m}{\sigma^2}\boldsymbol{F}\boldsymbol{V}_m\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\boldsymbol{V}_m^H\boldsymbol{F}^H\right|\\&=B\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\frac{\beta_m}{\sigma^2}\boldsymbol{S}_m\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\boldsymbol{S}_m^H\right|\,,\end{aligned} \tag{56}$$

其中 $\boldsymbol{V}_m=\text{diag}(\boldsymbol{v}_m)$ 和 $\boldsymbol{S}_m=\boldsymbol{F}\boldsymbol{V}_m$, 对于 $m=1,\ \ldots,\ M_T$。接下来, (55b) 的左端可表示为

$$\begin{aligned}&\text{tr}(\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{A}\boldsymbol{\Gamma}_T^H)=\text{tr}\left(\boldsymbol{\Gamma}_T\left(\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\boldsymbol{v}_m\boldsymbol{v}_m^H\right)\boldsymbol{\Gamma}_T^H\right)\\&=\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\text{tr}\left(\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{v}_m\boldsymbol{v}_m^H\boldsymbol{\Gamma}_T^H\right)=\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\text{tr}\left(\boldsymbol{V}_m\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\boldsymbol{V}_m^H\right)\\&=\boldsymbol{\gamma}_T^H\left(\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\boldsymbol{V}_m^H\boldsymbol{V}_m\right)\boldsymbol{\gamma}_T^H=\text{tr}\left(\boldsymbol{D}_T\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\right)\,,\end{aligned} \tag{57}$$

其中 $\boldsymbol{D}_T=\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\boldsymbol{V}_m^H\boldsymbol{V}_m$。类似地, (55c) 变为

$$\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,1}\boldsymbol{\gamma}_T^H\boldsymbol{\gamma}_T\right)-\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,2}\boldsymbol{\gamma}_T^H\boldsymbol{\gamma}_T\right)\leqslant 0\,, \tag{58}$$

其中 $\boldsymbol{E}_{T,\,1}=\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\boldsymbol{Z}^H\boldsymbol{V}_m^H\boldsymbol{V}_m\boldsymbol{Z}$, $\boldsymbol{E}_{T,\,2}=\sum_{m=1}^{M_T}\beta_m\boldsymbol{C}^H\boldsymbol{V}_m^H\boldsymbol{V}_m\boldsymbol{C}$。随后，问题 ( ) 变为

$$\max_{\boldsymbol{\Gamma}_T}\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\frac{\beta_m}{\sigma^2}\boldsymbol{S}_m\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\boldsymbol{S}_m^H\right| \tag{59a}$$

$$\text{s.t. tr}\left(\boldsymbol{D}_T\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\right)\leqslant\text{tr}(\boldsymbol{A}) \tag{59b}$$

$$\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,1}\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\right)-\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,2}\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H\right)\leqslant 0 \tag{59c}$$

定义 $\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T=\boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{\gamma}_T^H$, 问题 (59) 可重写为

$$\max_{\widetilde{\mathbf{r}}_T\succeq\mathbf{0},\boldsymbol{\gamma}_T}\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\frac{\beta_m}{\sigma^2}\boldsymbol{S}_m\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\boldsymbol{S}_m^H\right| \tag{60a}$$

$$\text{s.t. tr}\left(\boldsymbol{D}_T\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\right)\leqslant\text{tr}(\boldsymbol{A}) \tag{60b}$$

$$\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,1}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\right)-\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,2}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\right)\leqslant 0 \tag{60c}$$

$$\begin{bmatrix}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T & \boldsymbol{\gamma}_T\\ \boldsymbol{\gamma}_T^H & 1\end{bmatrix}\succeq\mathbf{0} \tag{60d}$$

$$\text{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T)-\|\boldsymbol{\gamma}_T\|^2\leqslant 0\,. \tag{60e}$$

~命题6。设 $(\boldsymbol{\Gamma}_T^\star,\ \boldsymbol{\gamma}_T^\star)$ 为问题 (60) 的一个解。~那么, $\text{rank}(\boldsymbol{\Gamma}_T^\star)=1$。

Proof: The proof follows similarly as Proposition (5). ■

通过对任意可行的 $\boldsymbol{\gamma}_{T,\,0}$处的 $\|\boldsymbol{\gamma}_T\|^2$ 进行一阶泰勒展开，可采用序贯规划处理 (60e) 中约束函数的非凸性，由此得到

$$\text{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T)-\|\boldsymbol{\gamma}_t\|^2\leqslant\text{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T)+\|\boldsymbol{\gamma}_{T,0}\|^2-2\Re\{\boldsymbol{\gamma}_{T,0}^H\boldsymbol{\gamma}_T\}\,. \tag{61}$$

于是，可得到用于实现序贯规划的替代问题:

$$\max_{\widetilde{\mathbf{r}}_T\succeq\mathbf{0},\boldsymbol{\gamma}_T}\log_2\left|\boldsymbol{I}_{N_R}+\textstyle\sum_{m=1}^{M_T}\frac{\beta_m}{\sigma^2}\boldsymbol{S}_m\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\boldsymbol{S}_m^H\right| \tag{62a}$$

$$\text{s.t. tr}\left(\boldsymbol{D}_T\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\right)\leqslant\text{tr}(\boldsymbol{A}) \tag{62b}$$

$$\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,1}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\right)-\text{tr}\left(\boldsymbol{E}_{T,2}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T\right)\leqslant 0 \tag{62c}$$

$$\begin{bmatrix}\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T & \boldsymbol{\gamma}_T\\ \boldsymbol{\gamma}_T^H & 1\end{bmatrix}\succeq\mathbf{0} \tag{62d}$$

$$\text{tr}(\widetilde{\boldsymbol{\Gamma}}_T)+\boldsymbol{\gamma}_{T,0}^H\boldsymbol{\gamma}_{T,0}-2\Re\{\boldsymbol{\gamma}_{T,0}^H\boldsymbol{\gamma}_T\}\leqslant 0\,, \tag{62e}$$

这是一个凸问题，可通过标准凸优化工具求解。因此，问题 (55) 的序贯规划框架可表述为算法 4，其中 Obj($\boldsymbol{\gamma}_T$) 表示在$\boldsymbol{\gamma}_T$处对 (54a) 的求值。作为 SFP方法的一个实例, 算法 4 保证单调改进 (55a)，并收敛到问题 (55) 的一阶最优点 [46]。

C. $\boldsymbol{Q}$的优化

我们定义 $\boldsymbol{Z}_1=\frac{1}{\sigma}\boldsymbol{G}\boldsymbol{\Sigma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}$、 $\boldsymbol{Z}_2=\boldsymbol{\Gamma}_R\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}$、 $\boldsymbol{Z}_3=\boldsymbol{C}\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{Z}_4=\boldsymbol{\Gamma}_T\boldsymbol{H}$。那么待求解的问题可以表述为

问题 (55) 的序贯分式规划算法 4

$\varepsilon > 0$;

任选一个可行的 $\boldsymbol{\gamma}_{T,\,0}$;

重复

令 $\boldsymbol{\gamma}_T$ 为问题 (54) 的解;

$T = \|$目标函数$(\boldsymbol{\gamma}_T)$ − 目标函数$(\boldsymbol{\gamma}_{T,\,0})\|$;

$\boldsymbol{\gamma}_{T,\,0} = \boldsymbol{\gamma}_T$;

直到 $T \leqslant \varepsilon$

求解结果可表述为

$$\max_{\boldsymbol{Q}} \frac{\log_2 \left|\boldsymbol{I}_{N_R} + \boldsymbol{Z}_1 \boldsymbol{Q} \boldsymbol{Z}_1^H\right|}{\mu \mathrm{tr}(\boldsymbol{Q}) + P_c} \tag{63a}$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr}(\boldsymbol{Z}_4 \boldsymbol{Q} \boldsymbol{Z}_4^H) - \mathrm{tr}(\boldsymbol{H} \boldsymbol{Q} \boldsymbol{H}^H) \leqslant 0 \tag{63b}$$

$$\mathrm{tr}(\boldsymbol{Z}_2 \boldsymbol{Q} \boldsymbol{Z}_2^H) - \mathrm{tr}(\boldsymbol{Z}_3 \boldsymbol{Q} \boldsymbol{Z}_3^H) \leqslant 0 \tag{63c}$$

问题（63）是在满足线性约束条件下进行伪凹最大化的问题。因此，可以通过任意分式规划技术（例如 Dinkelbach 算法 [46]）以多项式复杂度求得其全局最优解。然而，我们注意到，由于存在全局功率约束（63b）和（63c），无法同时对目标函数和约束进行对角化。因此，必须直接针对矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 求解问题（63）。

D. 整体算法与计算复杂度

最后，针对问题（16）的交替最大化算法如算法 5 所示。

问题（16）的交替最大化算法 5

$\varepsilon > 0$; 选择任意可行的 $\boldsymbol{Q}_0$, $\boldsymbol{\Gamma}_{T,\,0}$, $\boldsymbol{\Gamma}_{R,\,0}$;

重复

令 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ 为算法3在给定 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 时的输出，并且 $\boldsymbol{Q}$;

令 $\boldsymbol{\Gamma}_T$ 作为给定 $\boldsymbol{\Gamma}_R$时算法 4的输出，并且 $\boldsymbol{Q}$;

令 $\boldsymbol{q}$ 为给定 $\boldsymbol{\Gamma}_R$时问题（63）的解，并且 $\boldsymbol{\Gamma}_T$;

$T = |$能效$((\boldsymbol{\Gamma}_T,\ \boldsymbol{\Gamma}_R),\ \boldsymbol{Q})$ − 能效$((\boldsymbol{\Gamma}_{T,\,0},\ \boldsymbol{\Gamma}_{R,\,0}),\ \boldsymbol{Q}_0)|$;

$\boldsymbol{\Gamma}_T = \boldsymbol{\Gamma}_{T,0}$, $\boldsymbol{\Gamma}_R = \boldsymbol{\Gamma}_{R,0}$, $\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{Q}_0$;

直到 $T \leqslant \varepsilon$

1）收敛性：如下一个命题所示，算法 5 可证明是收敛的。

命题7. 算法 5 单调提升（16a）的值，并且目标函数的值收敛。

证明：算法 5 交替优化 $\boldsymbol{\Gamma}_R$ （作为算法3的输出）、$\boldsymbol{\Gamma}_T$ （作为算法 4 的输出）以及 $\boldsymbol{Q}$ （作为问题（63）的解）。算法3和算法 4 都是 SFP方法的实例，因此会使目标函数 (16a) 的值单调增加。至于 $\boldsymbol{Q}$，如前所述，问题（63）可通过标准分式规划工具求得最优解。因此，在求解算法 5 的每个子问题后，目标函数 (16a) 的值不会下降。此外，与单流情形类似，(16a) 存在上界。因此，该值不可能无限增加，算法2在目标函数值上收敛。 ■

备注4. 只需设置 $\mu = 0$，即可轻松地将算法 5 特化为容量最大化，而非能效最大化。事实上，这会使（16a）的分母变为常数。

2）计算复杂度：算法 5 的计算复杂度源于运行算法3和算法 4，以及在每次迭代中求解问题（63）。算法3需要求解一个含有 $M_R + M_R(M_R+1)/2$ 个变量的凹问题。因此，由于含有 n 个变量的凸问题的复杂度关于 n 的上界为 n^4 [47]，算法3的复杂度上界为

$$\mathcal{C}_R = \mathcal{O}\left(I_3 \left(M_R + \frac{M_R(M_R+1)}{2}\right)^4\right), \tag{64}$$

其中，I_3 是算法3收敛所需的迭代次数。同理，算法 4 需要求解一个含有 $M_T + M_T(M_T+1)/2,$ 的凹问题，因此其复杂度上界为

$$\mathcal{C}_T = \mathcal{O}\left(I_4 \left(M_T + \frac{M_T(M_T+1)}{2}\right)^4\right), \tag{65}$$

其中，I_4 为算法 4 收敛所需的迭代次数。相反，问题（63）是一个分式最大化问题，其目标函数具有凹分子和凸分母。因此，回顾一下，具有 m 个变量、凹分子和凸分母的分式函数，可在凸约束下进行最大化，其复杂度等同于具有 $m+1$ 个变量的凸问题 [46],，问题（63）的复杂度可上界为

$$\mathcal{C}_Q = \mathcal{O}\left(\frac{N_T(N_T+1)}{2}^4\right) \tag{66}$$

最后，算法 5 的总体复杂度可上界为

$$\mathcal{C}_5 = I_5 \left(\mathcal{C}_R + \mathcal{C}_T + \mathcal{C}_Q\right), \tag{67}$$

其中，I_5 为算法 5 收敛所需的迭代次数。

VI. 数值分析

在数值分析中，我们考虑第 II 节所述的设置。载波频率为 f_c =3.5 GHz，带宽为 $B = 20$MHz。发射机与接收机相距 100 m，分别配备 $N_T = 4$ 和$N_R = 4$ 根天线。发射端和接收端的 WsRHS 分别有 $M_T = 100$ 和 $M_R = 100$ 个阵元。信道矩阵 $\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{G}$ 遵循第 II 节中的球面波模型，而信道矩阵 $\boldsymbol{C}$的各元素遵循莱斯衰落模型，莱斯因子为 10。此外，

$P_{c,\ RHS} = 0$ dBm，$P_{c,\ a} = 34$dBm，而 $P_{c,\ 0} = 37$ dBm，$\mu = 1$。噪声功率谱密度为 -174dBm/Hz，接收噪声系数为 5 dB。第一组图，即图2–4，考虑传输单条数据流的情形。例如，在蜂窝网络中，由于移动终端通常只有一根天线，发射机或接收机配备单根天线的蜂窝通信便属于这种情况。接下来，图5–7给出了多数据流传输情形的数值结果。

图 2 显示了采用以下资源分配策略时，能效随最大可用发射功率 P_{max} 的变化情况：

- 采用算法2实现能效最大化。• 根据备注 3 中的描述，将算法2专门用于容量最大化。•假设 $N_T = N_R = 1$，按照第三节中的描述实现能效最大化。• 假设 $N_T = N_R = 1$ 实现容量最大化，并按照注释1中的描述，对第三节中的方法进行专门化。• 假设两个可重构全息表面均不存在，并且 $N_T = N_R = 64$，实现能效最大化。• 假设两个可重构全息表面均不存在，并且 $N_T = N_R = 64$，实现容量最大化。

结果表明，发射机和接收机均使用单根天线时可获得最高能效，紧随其后的是 $N_T = N_R = 4$ 的情形。相反，当数字天线阵列的规模增至 $N_T = N_R = 64$ 时，能效会显著下降。这是意料之中的，因为数字射频链的功耗高于可重构全息表面中的单个反射单元。

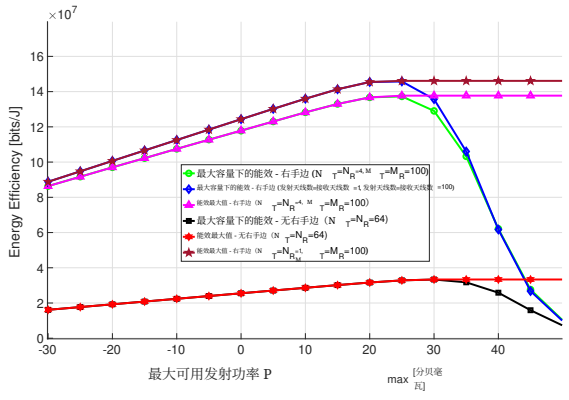


图2. 单流下能效与最大可用发射功率的关系

图 3 考虑了相同的场景，但报告的指标是所达到的容量，而非能效。结果表明，使用两个 WsRHS 可获得令人满意的容量水平，尽管使用 $N_T = N_R = 4$ 时的容量更高，而使用单根天线时则不然。另一方面，使用大量射频链并不会带来更高的容量值。这可以这样解释：所考虑的场景假设采用单流传输。因此，增加N_T和 N_R的值不会带来复用增益，只会带来阵列增益，而 WsRHS 也能提供这种增益。

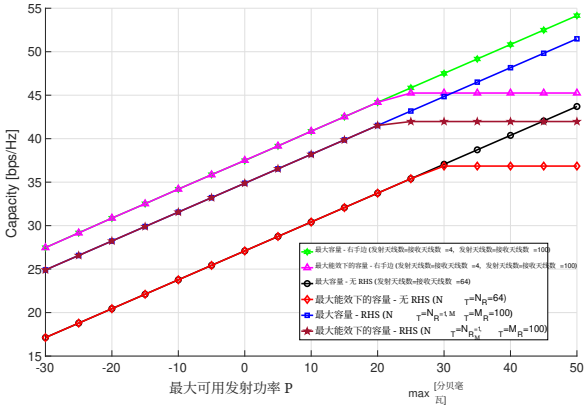


图3. 单流下容量与最大可用发射功率的关系。

接下来，图4展示了算法2在 $M_T = M_R = 100$ 和 $N_T = N_R = 1$，4条件下获得的能效与每个射频天线的硬件功耗之间的关系

在单流场景下考虑该链路，并将其与未使用 WsRHS 时所达到的能效进行比较，$N_T = N_R = 32$，64，128。结果证实，与使用大量数字天线相比，使用 WsRHS 可显著提升能效。这一结果在意料之中，因为单流传输使所有考察的波束成形方案的复用增益均为 1，因此系统只能提供阵列增益。此外可以看出，当硬件功耗较低时，使用四根数字天线优于使用单根数字天线。然而，随着每根天线的硬件功耗增加，情况会发生变化，最终使用单根数字天线可获得最佳能效。

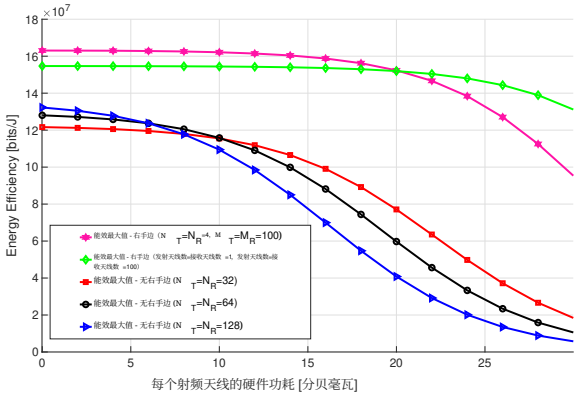


图4. 单流场景下达到的能效与每个射频天线的硬件功耗之间的关系。

迄今为止，我们展示的结果均为传输单个数据流，这意味着无法获得复用

增益。正如前文所述，当发射机或接收机任一方是配备单根天线的移动用户时，情况总是如此，这也是大规模MIMO网络中的典型假设。另一方面，在若干实际场景中，发射机和接收机都可能配备多根天线。在这种情况下，可以获得复用增益，因此比较配备和未配备WsRHS的系统在不同发射天线数和接收天线数下的能效与容量颇有意义。具体而言，图5展示了多流传输时，所实现的能效随最大可用发射功率 P_{max}变化的情况，考虑了以下场景：

- 通过算法 5 最大化能效，其中 $N_T = N_R = 2$，以及 $M_T = M_R = 64$。• 按照备注4所述，将算法 5 专门化后最大化容量。• 假设不存在两个可重构全息表面时最大化能效，并且 $N_T = N_R = 4$,8,16。• 假设不存在两个可重构全息表面时最大化容量，并且 $N_T = N_R = 4$, 8, 16。

结果表明，使用可重构全息表面可获得最高能效，即使采用可重构全息表面的系统复用增益为 2；而增加发射/接收天线数则可获得更大的复用增益，分别为 4、8 或 16。还可以看出，能效增益会随着 P_{max} 增大而减小，并且采用 16 根天线的配置表现与采用可重构全息表面的系统相近。这一结果表明，尽管数字架构在高发射功率下能够展现出竞争力，但由于射频链数量较多，其能耗似乎更高；即使具有复用增益，在低发射功率和中等发射功率下尤其如此。总体而言，这些结果证实，在发射机和接收机两端使用可重构全息表面，可在低功率/中等功率范围内显著提升能效，并且即使发射功率增大，也能保持有竞争力的能效。

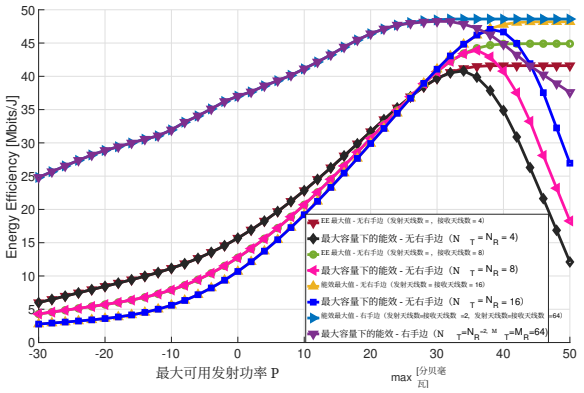


图 5. 多流情况下实现的能效与最大可用发射功率的关系P_{max}

图6考虑了与图5相同的资源分配方案，但展示的是所达到的容量，而非能效。

在这种情况下，只有在功率极低时，采用 WsRHS 的系统才能提供比全数字架构更高的容量。相反，在较高功率下，基于 WsRHS 的架构与全数字架构相比存在明显差距，这是因为后者通过使用更多的

发射/接收天线数量。由于在以容量为资源分配目标时，并未考虑为获得更高复用增益所需的能量成本，因此这一结果是意料之中的。因此，如果资源分配过程的目标函数是最大化容量，而不考虑能效或架构复杂度，那么数字波束成形能够提供更好的结果。

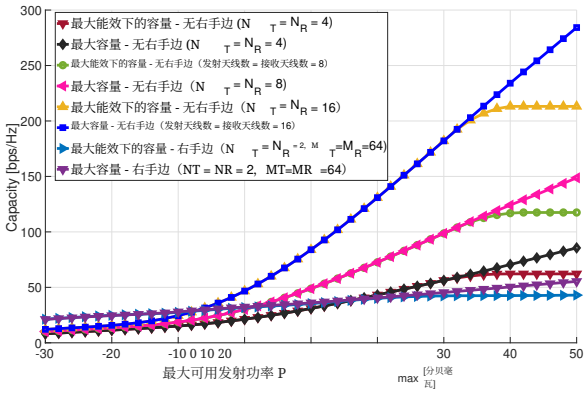
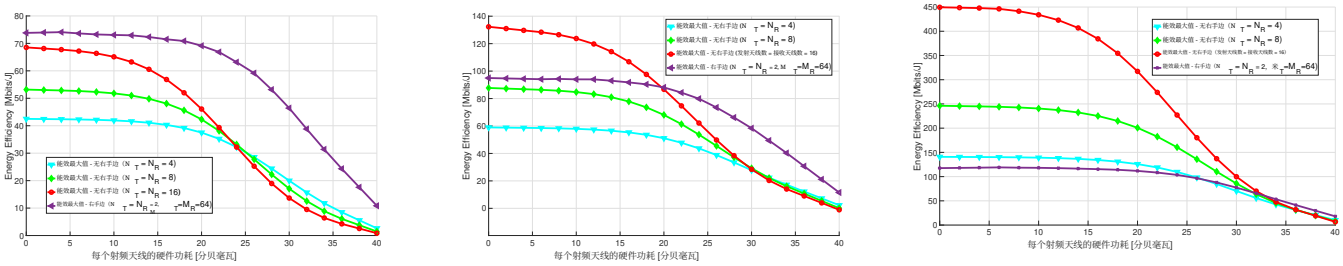


图6。容量与最大发射功率 P_{max}的关系（多流）

最后，图7针对多流场景给出了与图4相对应的结果。具体而言，图中展示了算法 5 在 $M_T = M_R = 64$ 和 $N_T = N_R = 2$ 条件下获得的能效随每个射频天线的硬件功耗变化的情况，并将其与不使用 WsRHS、而采用 $N_T = N_R = 4$，8，16 时实现的能效进行比较。比较针对 P_{max}的三个取值进行，即 $P_{max} = -10$，0，30分贝毫瓦。结果表明，在 $P_{max} = -10$分贝毫瓦时，尽管多流场景下存在等于数字天线数的复用增益，使用 WsRHS 仍比使用数字波束成形能效高得多。因此，对于较低的 P_{max}，即使在 $N_T = N_R = 16$的情况下（复用增益为 16），在所考虑的整个硬件功耗范围内，数字波束成形的能效仍低于基于 WsRHS 的方案（该方案中 $N_T = N_R = 2$，复用增益为 2）。而在 $P_{max} = 0$分贝毫瓦时，对于 $N_T = N_R = 4$，8，基于 WsRHS 的方案能效仍高于数字波束成形，但在 $N_T = N_R = 16$时观察到两者的交叉点。因此，对于中等大小的 P_{max}，当每根天线的功耗受限时，基于 WsRHS 的方案优于全数字波束成形。最后，对于较大的 P_{max}，例如 $P_{max} = 30$分贝毫瓦，数字波束成形优于基于 WsRHS 的方案，除非每根天线的硬件功耗非常大。



(a) $P_{max} = -10$分贝毫瓦　(b) $P_{max} = 0$分贝毫瓦　(c) $P_{max} = 30$分贝毫瓦

图7. 多流条件下实现的能效与每个射频天线的硬件功耗之间的关系。

VII. 结论

本研究考察了在具有全局反射约束的 WsRHS 辅助多输入多输出无线链路中实现能效最大化的问题。对于单天线场景，得到了能效最大化问题的闭式解；对于多天线情形，则针对单流和多流传输给出了可证明收敛的数值算法。分析表明，在单流场景中，使用 WsRHS 可以大幅减少数字天线的数量，同时带来显著的能效增益。另一方面，当能够实现复用增益并传输多个数据流时，尽管复用增益较低，数字天线数量较少的基于 WsRHS 的方案在发射功率较低和中等时仍能取得显著的能效增益。在此背景下，未来的研究方向之一是考察电磁域中的系统优化[49]，，但这会导致更复杂的系统模型。

参考文献

[1] D. López-Pérez、A. D. Domenico、N. Piovesan、G. Xinli、H. Bao、S. Qitao 和 M. Debbah，“5G无线接入网能效综述：大规模 MIMO、精简载波设计、休眠模式和机器学习”，IEEE《通信调查与教程》，第24卷，第1期，第653–697页，2022年。[2] 华为技术有限公司，“绿色5G：构建可持续发展的世界”，技术报告，　[在线]。网址：https://www. huawei.com/en/public- policy/green- 5g- building- a- sustainable- world，2020年。[3] C. Huang、A. Zappone、G. C. Alexandropoulos、M. Debbah 和 C. Yuen，“可重构智能表面在无线通信能效提升中的应用”，IEEE无线通信汇刊，第18卷，第8期，第4157–4170页，2019年。[4] M. Di Renzo、A. Zappone、M. Debbah、M.-S. Alouini、C. Yuen、J. De Rosny 和 S. Tretyakov，“可重构智能表面赋能的智能无线环境：工作原理、研究现状与未来方向”，IEEE《通信领域精选期刊》，第38卷，第11期，第2450–2525页，2020年。[5] E. C. Strinati、G. C. Alexandropoulos、H. Wymeersch、B. Denis、V. Sciancalepore、R. d’Errico、A. Clemente、D.-T. Phan-Huy、E. De Carvalho 和 P. Popovski，“面向6G智能连接的可重构、智能且可持续的无线环境”，IEEE《通信杂志》，第59卷，第10期，第99–105页，2021年。[6] Y. Zhang、K. M. Ziwenjere、A. Walker、T. Chen、M. You、F. Burton、G. Gradoni 和 G. Zheng，“智能无线环境增强型电信：网络稳定化的行业综述”，IEEE《网络》，第39卷，第1期，第21–29页，2025年。

[7] M. V. Katwe, A. Kaushik, L. Mohjazi, M. Abualhayja’a, D. Dar- dari, K. Singh, M. A. Imran, M. M. Butt 和 O. A. Dobre，“面向6G及未来的智能超表面概述：机遇、趋势与挑战”，IEEE《通信标准杂志》，第 8 卷，第 4 期，第 62–69 页，2024年。[8] E. Basar，“基于可重构智能表面的索引调制：面向 6G 的一种超越 MIMO 的新范式”，IEEE通信汇刊，第 68 卷，第 5 期，第 3187–3196 页，2020年。[9] Q. Yang、A. Guerra、F. Guidi、N. Shlezinger、H. Zhang 等，“面向近场多用户定位的波束聚焦”，IEEE《车辆技术汇刊》，卷号：即将出版，2025年。[10] H. Zhang、N. Shlezinger、F. Guidi、D. Dardari、M. Imani 和 Y. Eldar，“面向近场多用户 MIMO 通信的波束聚焦”，IEEE无线通信汇刊，第 21 卷，第 9 期，第 7476–7490 页，2022年。[11] C. Huang、S. Hu、G. C. Alexandropoulos、A. Zappone、C. Yuen、R. Zhang、M. Di Renzo 和 M. Debbah，“面向 6G 无线网络的全息 MIMO表面：机遇、挑战与趋势”，IEEE《无线通信》，第 27 卷，第 5 期，第 118–125 页，2020年。[12] A. Pizzo、T. L. Marzetta 和 L. Sanguinetti，“全息MIMO小尺度衰落的空间平稳模型”，IEEE《通信领域精选期刊》，第 38 卷，第 9 期，第 1964–1979 页，2020年。[13] R. Deng、B. Di、H. Zhang、D. Niyato、Z. Han、H. V. Poor 和 L. Song，“面向未来无线通信的可重构全息表面”，IEEE《无线通信》，第 28 卷，第 6 期，第 126–131 页，2021年12月。[14] T. Gong、P. Gavriilidis、R. Ji、C. Huang、G. C. Alexandropoulos、L. Wei、Z. Zhang、M. Debbah、H. V. Poor 和 C. Yuen，“全息 MIMO 通信：理论基础、赋能技术与未来方向”，IEEE《通信调查与教程》，第 26 卷，第 1 期，第 196–257 页，2023年。[15] S. Zeng、H. Zhang、B. Di、H. Qin、X. Su 和 L. Song，“可重构折射表面：实现全息MIMO的一种节能方式”，IEEE无线通信快报，第 26 卷，第 10 期，第 2490–2494 页，2022年。[16] L. You、J. Xu、G. C. Alexandropoulos、J. Wang、W. Wang 和 X. Gao，“采用动态超表面天线的大规模MIMO通信能效最大化”，IEEE无线通信汇刊，第 22 卷，第 1 期，第 393–407 页，2022年。[17] S. Guo、J. Ye、K. Qu 和 S. Dang，“采用少量发射射频链的绿色全息多输入多输出通信”，IEEE《绿色通信与网络汇刊》，第 8 卷，第 1 期，第 90–102 页，2023年。[18] R. Deng、Y. Zhang、H. Zhang、B. Di、H. Zhang、H. V. Poor 和 L. Song，“面向 6G 超大规模MIMO的可重构全息表面：实用设计、优化与实现”，IEEE《通信领域精选期刊》，第 41 卷，第 8 期，第 2367–2379 页，2023年。[19] J. An、C. Yuen、C. Huang、M. Debbah、H. V. Poor 和 L. Hanzo，“全息 MIMO 通信教程——第三部分：开放机遇与挑战”，IEEE无线通信快报，第 27 卷，第 7 期，第 1674–1678 页，2023年。[20] B. Di、H. Zhang、Z. Han、R. Zhang 和 L. Song，“可重构全息表面：超大规模MIMO的新范式”，IEEE《认知通信与网络汇刊》，2025年。

[21] L. Wei、C. Huang、G. C. Alexandropoulos、E. Wei、Z. Zhang、M. Debbah 和 C. Yuen，“多用户全息MIMO表面：信道建模与频谱效率分析”，IEEE信号处理精选主题期刊，第 16 卷，第 5 期，第 1112–1124 页，2022年。[22] Q. Li、M. El-Hajjar、Y. Sun、I. Hemadeh、A. Shojaeifard 和 L. Hanzo，“存在实际硬件损伤时运行的节能可重构全息表面”，IEEE通信汇刊，第 72 卷，第 8 期，第 5226–5238 页，2024年。[23] T. Gong、L. Wei、C. Huang、Z. Yang、J. He、M. Debbah 和 C. Yuen，“采用任意表面部署的全息 MIMO 通信：近场视距信道模型与容量上限”，IEEE《通信领域精选期刊》，第 42 卷，第 6 期，第 1549–1566 页，2024年。[24] J. An、C. Xu、D. W. K. Ng、G. C. Alexandropoulos、C. Huang、C. Yuen 和 L. Hanzo，“面向 6G 高效全息 MIMO 通信的堆叠式智能超表面”，IEEE《通信领域精选期刊》，第 41 卷，第 8 期，第 2380–2396 页，2023年8月。[25] Z. Wan、Z. Gao、F. Gao、M. Di Renzo 和 M.-S. Alouini，“采用全息可重构智能表面的太赫兹大规模MIMO”，IEEE通信汇刊，第 69 卷，第 7 期，第 4732–4749 页，2021年7月。[26] A. T. Joy 等，“从可重构智能表面到全息MIMO表面及其回归”，载于 2024 年第 18 届欧洲天线与传播会议 (EuCAP)，2024年，第 1–5 页。[27] M. Qian、L. You、X.-G. Xia 和 X. Gao，“多用户全息MIMO上行传输的频谱效率”，IEEE无线通信汇刊，第 23 卷，第 10 期，第 1521–15 434 页，2024年。[28] Y. Song、J. Jalali、F. Lemic、N. Devroye 和 J. Famaey，“微型无人机赋能的太赫兹协作网络可重构能量收集全息表面”，https://arxiv.org/abs/2411.18791，2025年。[29] A. Adhikary、A. D. Raha、Y. Qiao、Y. M. Park、Z. Han 和 C. S. Hong，“面向全息 MIMO辅助节能无蜂窝网络的功率分配框架”，载于 IEEE国际通信会议 (ICC)，2024年，第 5546–5552 页。[30] S. Bahanshal、Q.-U.-A. Nadeem 和 M. Jahangir Hossain，“全息 MIMO：节能通信需要多少根天线？”，IEEE无线通信汇刊，第 24 卷，第 1 期，第 118–133 页，2025年。[31] J. Jalali、M. Darabi 和 R. C. de Lamare，“形状自适应可重构全息表面”，https://arxiv.org/abs/2503.21542，2025年。[32] B. Zheng、C. You 和 R. Zhang，“双 IRS 辅助多用户 MIMO：协作式无源波束成形设计”，IEEE无线通信汇刊，第 20 卷，第 7 期，第 4513–4526 页，2021年。[33] C. You、B. Zheng 和 R. Zhang，“通过双 IRS 实现无线通信：信道估计与无源波束成形设计”，IEEE无线通信快报，第 10 卷，第 2 期，第 431–435 页，2021 年。[34] W. Mei 和 R. Zhang，“智能反射表面辅助大规模MIMO的多波束多跳路由”，IEEE无线通信汇刊，第 21 卷，第 3 期，第 1897–1912 页，2022年。[35] A. Zappone、B. Matthiesen 和 A. Dekorsy，“基于 RIS 的全息收发器能效”，载于 IEEE全球通信会议 (GLOBECOM)，2022年，第 4613–4618 页。[36] S. Zeng、H. Zhang、B. Di 和 L. Song，“可重构折射表面赋能的多用户全息 MIMO 通信”，IEEE无线通信汇刊，第 23 卷，第 5 期，第 4845–4860 页，2023年。[37] G. Interdonato、F. Di Murro、C. D’Andrea、G. Di Gennaro 和 S. Buzzi，“利用可重构智能表面实现接近大规模 MIMO性能：无需大量天线”，IEEE通信汇刊，第 73 卷，第 6 期，第 4000–4016 页，2024年。[38] A. Mishra、Y. Mao、C. D’Andrea、S. Buzzi 和 B. Clerckx，“面向大规模MIMO网络的发射端超越对角可重构智能表面”，EEE无线通信快报，第 13 卷，第 2 期，第 352–356 页，2024年2月。

[39] A. Zappone、M. Di Renzo、F. Shams、X. Qian 和 M. Debbah，《智能无线环境中可重构智能表面的开销感知设计》，IEEE无线通信汇刊，第20卷，第1期，第126–141页，2021年。[40] L. You、J. Xiong、D. W. K. Ng、C. Yuen、W. Wnag 和 X. Gao，《RIS辅助多用户 MIMO上行传输中的能效与频谱效率权衡》，IEEE信号处理汇刊，第69卷，第1407–1421页，2021年。[41] V. Sharma等，《采用基于定价的方法最大化RIS辅助的多用户MIMO SWIPT无线网络的能效》，IEEE Access，第10卷，第29 132–29 148页，2022年。[42] M. Soleymani、I. Santamaria、E. A. Jorswieck、R. Schober 和 L. Hanzo，《RIS辅助的多用户超可靠低时延通信MIMO系统的下行链路频谱效率与能效优化》，IEEE通信汇刊，第73卷，第5期，第3497–3513页，2025年。[43] M. Di Renzo、F. H. Danufane 和 S. Tretyakov，《可重构智能表面的通信模型：从表面电磁学到无线网络优化》，IEEE会刊，第110卷，第9期，第1164—1209页，2022年。[44] V. Degli-Esposti、E. M. Vitucci、M. Di Renzo 和 S. Tretyakov，《可重构智能表面的再辐射与散射：一般宏观模型》，IEEE天线与传播汇刊，第70卷，第10期，第8691—8706页，2022年。[45] C. Feng、H. Lu、Y. Zeng、T. Li、S. Jin 和 R. Zhang，《超大规模IRS通信的近场建模与性能分析》，IEEE无线通信汇刊，第23卷，第5期，第4976–4989页，2024年。[46] A. Zappone 和 E. A. Jorswieck，《基于分式规划理论的无线网络能效》，Found. and Trends® in Commun. and Inf. Theory，第11卷，第3-4期，第185–396页，2015年。[47] A. Ben-Tal 和 A. Nemirovski，《现代凸优化讲义》，MPS-SIAM，2001年。[48] C. Pan、G. Zhou、K. Zhi、S. Hong、T. Wu等，《RIS/IRS辅助无线系统的信号处理技术概述》，IEEE信号处理精选主题期刊，第16卷，第5期，第883–917页，2022年。[49] M. W. Shabir、M. Di Renzo、A. Zappone 和 M. Debbah，《RIS全局设计的电磁一致性优化算法》，IEEE无线通信快报，第14卷，第5期，第1286–1290页，2025年。