RIS辅助无线网络中的能量效率：有源还是无源 RIS?

1st Robert K. Fotock*CNIT*意大利卡西诺 rfotock@cnit.it

2nd Alessio Zappone*CNIT* 与卡西诺大学及南拉齐奥大学意大利卡西诺 alessio.zappone@unicas.it

3rd Marco Di Renzo*CentraleSupélec*-大学法国巴黎 marco.di-renzo@universite-paris-saclay.fr

arXiv:2303.04505v1 [math.OC] 8 Mar 2023

摘要—本文比较了无线网络中的有源和无源可重构智能表面，并重点考察系统能量效率（EE）。本文提出了两种具有可证明收敛性且计算效率较高的能效最大化算法，用于优化可重构智能表面的反射系数、发射功率和线性接收滤波器。数值结果展示了所提方法的性能，并讨论了从能效角度应优先采用有源还是无源可重构智能表面的工作点。

I. 引言

近年来，可重构智能表面（RIS）凭借能够以有限功耗提供诸多自由度的优势，已成为未来无线网络的主要技术之一 [1]–[4]。尤其是，能量效率（EE）是未来无线网络的一项重要要求；此外，近期研究指出，第五代移动通信技术尚未实现人们所期望的能量效率提升 2000 倍 [5]。

从能量角度来看，RIS近乎无源的特性已被视为一项主要优势；但另一方面，这也限制了RIS辅助网络所能保证的速率性能 [6], [7], , 尤其是在不存在直达路径时 [8], [9]。因此，近年来人们开始研究有源RIS的应用，即为RIS配备模拟放大器，以提高入射信号的幅度 [8]。有源RIS的构想受到相关领域反向散射通信的启发，该领域于 [10]提出了采用有源负载的方案。在 [11], 中，提出使用反射型放大器来实现有源RIS。在此背景下，研究者提出了一种联合发射波束成形与反射预编码算法。文献 [12], 对比了有源RIS与无源RIS的速率性能，并考虑了上行链路和下行通信中RIS位置的优化。在[13] 中，研究者对纯无源和混合式RIS架构的信道估计与频谱效率进行了比较研究。文献 [14]提出了一种有源RIS硬件架构，其中包含一个增益可变的放大器。

另一方面，出于放大目的而使用有源元件，不可避免地会增加功耗

R. K. Fotock 和 A. Zappone 的工作得到了欧盟委员会通过 H2020-MSCA-ITN-METAWIRELESS项目提供的支持，资助协议编号为 956256。M. Di Renzo 的工作部分得到了欧盟委员会通过 H2020 ARIADNE项目提供的支持，资助协议编号为 871464；此外还得到了 H2020 RISE-6G项目的支持，资助协议编号为 101017011。

可重构智能表面的功耗，这既是由于信号放大所需的射频功率，也是由于采用了额外的硬件。因此，尽管有源 RIS 能够提高系统频谱效率这一点毋庸置疑，但它们是否也能提高能量效率则并不明确。关于有源 RIS 辅助无线网络设计的相关研究仅关注系统速率，例如 [15]–[17]，而忽略了能量效率。本研究旨在填补这一空白，研究多用户可重构智能表面辅助无线网络中的能量效率最大化问题，并比较有源 RIS 与无源 RIS。此外，比较时考虑了能够实现全局反射的可重构智能表面；这是一种近期提出的可重构智能表面，其反射功率约束并非分别施加于每个反射单元，而是施加于整个表面 [18]。最后，还针对线性接收滤波器进行能量效率优化，这使分析更加复杂。

II. 系统模型与问题构建

考虑一个多用户系统的上行链路，其中K 个单天线移动终端通过一个包含 N 个反射单元的可重构智能表面与一台配备 N_R 根天线的基站通信（图 1）。令 $\boldsymbol{h}_k$ 表示用户 k 到可重构智能表面的 $N\times 1$ 信道， $\boldsymbol{G}$ 表示可重构智能表面到基站的 $N_R \times N$ 信道，令 $\boldsymbol{\Gamma} = \text{diag}(\gamma_1, \ldots\ldots, \gamma_N)$表示其对角线包含可重构智能表面反射系数的矩阵，并令 p_k和 s_k 分别表示用户 k的发射功率和信息符号。

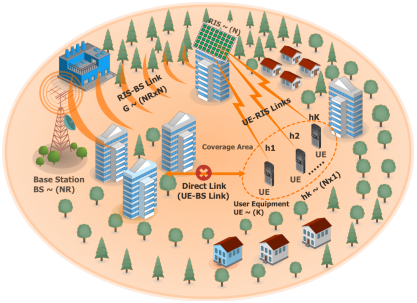


图 1. 所考虑的无线网络。

如前所述，文献中的大多数相关研究都考虑具备局部反射能力的无源可重构智能表面，也就是说，它们假设每个 RIS 单元的模值分别受限于小于某一阈值，即 $|\gamma_n|^2 \leq P_R$

对所有 $n = 1,\ldots,N$，其中 $P_R \leq 1$。相比之下，一种更一般的场景是具备全局反射约束的有源 RIS，即对所有 RIS 元件反射的总功率施加约束；此外，RIS 的每个单元都能够借助采用不同技术实现的反射型放大器放大入射信号，例如电流反相器、电流镜或集成电路。在这种情况下，从 RIS 输出的总功率 P_{out} 可以大于入射功率 P_{in}，两者之差即为 RIS 用于信号放大的射频功率消耗。此时，有源 RIS 的功率约束可写为 $P_{out}-P_{in} \leq P_{R,max}$，其中 $P_{R,max}$ 是 RIS 可用于信号放大的最大功率。从数学上来说，到达 RIS 和从 RIS 输出的信号可分别写为 $\boldsymbol{y}_{in}^{RIS} = \sum_{k=1}^{K} \sqrt{p_k}\boldsymbol{h}_k s_k + \boldsymbol{n}$ 和 $\boldsymbol{y}_{out}^{RIS} = \sum_{k=1}^{K} \sqrt{p_k}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{h}_k s_k + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{n} = \sum_{k=1}^{K} \sqrt{p_k}\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\gamma} s_k + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{n}$，其中 $\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{h}_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\gamma}$，$\boldsymbol{H}_k$ 为对角矩阵，其对角线上的向量为 $\boldsymbol{h}_k$，即 $\boldsymbol{H}_k = \text{diag}\,(h_k(1)\ldots,h_k(N))$，$\boldsymbol{\gamma} = [\boldsymbol{\Gamma}(1,1)\ldots,\boldsymbol{\Gamma}(N,N)]^T$包含 RIS系数，$p_k$ 和 s_k 分别为第 k个用户的发射功率和信息符号，而 $\boldsymbol{n}$ 是 RIS 发射放大器引入的热噪声[1]，，建模为均值为零、方差为σ_{RIS}^2的圆对称高斯随机变量。最终目的地接收到的信号为 $\boldsymbol{r} = \sum_{k=1}^{K} \sqrt{p_k}s_k\boldsymbol{G}\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\gamma} + \boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{n} + \boldsymbol{w}$，

经线性滤波器 $\boldsymbol{c}_k$处理后，可得到用户 k的信干噪比

$$\text{SINR}_k = \frac{p_k|\boldsymbol{c}_k^H\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{\gamma}|^2}{\boldsymbol{c}_k^H\boldsymbol{W}\boldsymbol{c}_k + \sum_{m\neq k} p_m|\boldsymbol{c}_k^H\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{\gamma}|^2}\,, \tag{1}$$

其中，对于所有 k，$\boldsymbol{A}_k = \boldsymbol{G}\boldsymbol{H}_k$，且 $\boldsymbol{W} = \sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R} + \sigma_{\text{RIS}}^2\boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\Gamma}^H\boldsymbol{G}^H$ 是接收机处整体有色噪声的协方差矩阵。随后，到达可重构智能表面的功率 P_{in} 和离开可重构智能表面的功率 P_{out} 分别为

$$P_{in} = \sum_{k=1}^{K} p_k\|\boldsymbol{h}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 N = \sum_{k=1}^{K} p_k\text{tr}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{H}_k^H) + \sigma_{\text{RIS}}^2 N \tag{2}$$

$$P_{out} = \sum_{k=1}^{K} p_k\text{tr}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{H}_k^H) + \sigma_{\text{RIS}}^2\text{tr}(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) \tag{3}$$

随后，可重构智能表面消耗的射频功率为

$$\begin{aligned} P_{out} - P_{in} &= \sum_{k=1}^{K} p_k\text{tr}(\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N)\boldsymbol{H}_k^H) + \sigma_{\text{RIS}}^2\text{tr}(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N) \\ &= \sum_{k=1}^{K}\left[p_k\text{tr}(\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N)\boldsymbol{H}_k^H) + \frac{\sigma_{\text{RIS}}^2}{K}\text{tr}(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N)\right] \\ &= \text{tr}\left(\left(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N\right)\boldsymbol{R}\right)\,, \end{aligned} \tag{4}$$

其中，我们定义正定对角矩阵

$$\boldsymbol{R} = \sum_{k=1}^{K}\left(p_k\boldsymbol{H}_k^H\boldsymbol{H}_k + \frac{\sigma_{\text{RIS}}^2}{K}\boldsymbol{I}_N\right) = \sum_{k=1}^{K} p_k\boldsymbol{H}_k^H\boldsymbol{H}_k + \sigma_{\text{RIS}}^2\boldsymbol{I}_N. \tag{5}$$

[1]请注意，由于存在功率放大器，有源RIS会引入噪声放大效应。

因此，当可重构智能表面以有源工作模式运行时，必须满足 $P_{out} - P_{in} \geq 0$，由此得到条件 $\text{tr}\left(\left(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N\right)\boldsymbol{R}\right) \geq 0$，而该条件又可直接表示为 $\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma} = \text{tr}\left(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\right) \geq \text{tr}\,(\boldsymbol{R})$。接下来，系统的总功耗为

$$\begin{aligned} P_{tot} &= \textstyle\sum_{k=1}^{K}\mu_k p_k + p_k\text{tr}\left(\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N)\boldsymbol{H}_k^H\right) \\ &\quad + \sigma_{\text{RIS}}^2\text{tr}\left(\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H - \boldsymbol{I}_N\right) + P_c \\ &= \text{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) - \sigma_{\text{RIS}}^2 N + \textstyle\sum_{k=1}^{K} p_k(\mu_k - \|\boldsymbol{h}_k\|^2) + P_c\,, \end{aligned} \tag{6}$$

其中，μ_k 是用户 k 发射放大器效率的倒数，而 $P_c = P_0 + NP_{c,\,n} + P_{0,\,RIS}$，其中 $P_{c,\,n}$ 是每个有源 RIS 元件为实现重配置所消耗的静态功耗，$P_{0,\,RIS}$ 则计入有源RIS的所有其他静态功耗。因此，有源RIS场景下得到的全局能量效率为

$$\text{GEE} = \frac{B\sum_{k=1}^{K}\log_2(1+\text{SINR}_k)}{\text{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) - \sigma_{\text{RIS}}^2 N + \sum_{k=1}^{K} p_k(\mu_k - \|\boldsymbol{h}_k\|^2) + P_c}, \tag{7}$$

其中，B 是通信带宽。最后，在具有全局反射约束的有源RIS情况下，全局能量效率最大化问题可写为

$$\max_{\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{p},\boldsymbol{C}} \ \text{GEE}(\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{p},\boldsymbol{C}) \tag{8a}$$

$$\text{s.t. } \text{tr}\,(\boldsymbol{R}) \leq \boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma} \leq P_{R,max} + \text{tr}\,(\boldsymbol{R}) \tag{8b}$$

$$0 \leq p_k \leq P_{max,k}\ \forall\, k = 1,\ldots,K\,, \tag{8c}$$

其中，（8b）确保可重构智能表面工作于有源模式，且不超出RIS功率预算。此外，注意到（8b）始终可行[2]。为求解非凸问题（8），第III节和第IV节将介绍两种方法。两种方法均假设信道实现能够被可靠估计，并可用于资源分配。

III. 第一种提出的方法

第一种优化方法基于交替优化算法，应用于变量 $\boldsymbol{\gamma}$、$\boldsymbol{p}$和 $\boldsymbol{C}$。*1)* 对 $\boldsymbol{\gamma}$的优化：对于 $\boldsymbol{\gamma}$，问题为

$$\max_{\boldsymbol{\gamma}} \ \frac{\sum_{k=1}^{K}\log_2\left(1 + \frac{p_k|\boldsymbol{c}_k^H\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{\gamma}|^2}{\boldsymbol{c}_k^H\boldsymbol{W}\boldsymbol{c}_k + \sum_{m\neq k} p_m|\boldsymbol{c}_k^H\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{\gamma}|^2}\right)}{\text{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) + P_{c,eq}} \tag{9a}$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\boldsymbol{R}) \leq \boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma} \leq P_{R,max} + \text{tr}(\boldsymbol{R}) \tag{9b}$$

其中$P_{c,\,eq} = \sum_k p_k(\mu_k - \|\boldsymbol{h}_k\|^2) + P_c - \sigma_{\text{RIS}}^2 N$，并且我们回顾一下，$\boldsymbol{W}$ 取决于可重构智能表面向量 $\boldsymbol{\gamma}$。问题 (9) 比无源可重构智能表面下的能量效率优化更具挑战性，因为：1) 可重构智能表面向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 也出现在目标函数 (9a) 的分母中，这使得问题 (9) 成为一个分式规划；2) 可重构智能表面向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 也出现在接收机噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{W}$中；3) (9b) 中的第一个不等式是一个非凸约束。

[2]事实上，由于 $\boldsymbol{R}$ 是一个对角矩阵，因此对于所有 $n = 1$、.....、N，通过选择 $|\gamma_n| = 1$，始终可以满足 (8b) 左侧的条件；这就回到了无源 RIS 工作模式。

为了处理问题 (9) 的分式特性，可以采用分式规划框架 [19]。然而，由于 (9a) 的分子不是凹函数，因此无法直接应用该框架。我们将借助序贯规划框架 [20], , 尤其是序贯分式规划方法 [19]来解决这一问题。首先，将 (9a) 的分子，特别是项 $\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{W} \boldsymbol{c}_k$，表示为向量 $\boldsymbol{\gamma}$而非矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}$的函数。为此，定义 $\boldsymbol{u}_k = \boldsymbol{G}^H \boldsymbol{c}_k$, $\widetilde{\boldsymbol{U}}_k = \text{diag}(|u_1|^2, \ldots\ldots, |u_N|^2)$，并代入 $\boldsymbol{W}$ $\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{W} \boldsymbol{c}_k = \sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 \boldsymbol{\gamma}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \boldsymbol{\gamma}$ 的表达式，即可得到。接下来，为了应用序贯分式规划方法，必须为 (9a) 的分子找到一个凹下界。为此，我们应用界 $\log_2\left(1+\frac{x}{y}\right) \geq \log_2\left(1+\frac{\bar{x}}{\bar{y}}\right) + \frac{\bar{x}}{\bar{y}}\left(\frac{2\sqrt{x}}{\sqrt{\bar{x}}} - \frac{x+y}{\bar{x}+\bar{y}} - 1\right)$；该界对任意 x、y、$\bar{x}$和 $\bar{y}$均成立，并且当且仅当$x = \bar{x}$ 和 $y = \bar{y}$时取等号。事实上，令 $\bar{\boldsymbol{\gamma}}$ 表示任意一个可行的RIS反射系数向量，并将该界应用于 (9a) 分子的每一项，可得

$$
\begin{aligned}
R_k &= \log_2\left(1 + \text{SINR}_k\right) \qquad (10)\\
&\geq \log_2\left(1 + \frac{p_k |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2}{\sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 \bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}} + \sum_{m \neq k} p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2}\right)\\
&+ \frac{p_k |\boldsymbol{c}_k \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2}{\sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 \bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}} + \sum_{m \neq k} p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2} \left(\frac{2|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{\gamma}|}{|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|}\right.\\
&\left. - \frac{\sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 \boldsymbol{\gamma}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \boldsymbol{\gamma} + \sum_{m=1}^K p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \boldsymbol{\gamma}|^2}{\sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 \bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}} + \sum_{m=1}^K p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2} - 1\right) = \bar{R}_k
\end{aligned}
$$

定义 $\bar{L}_k = \sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + \sigma_{\text{RIS}}^2 \bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}} + \sum_{m \neq k} p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2$, $\bar{A}_k = \log_2\left(1 + p_k |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2 / \bar{L}_k\right)$, $\bar{B}_k = p_k |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2 / \bar{L}_k$ $\bar{D}_k = 2/|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|$,, $\bar{E}_k = 1/\left(\bar{L}_k + p_k |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|^2\right)$和 $\bar{F}_k = \bar{E}_k \sigma^2 \|\boldsymbol{c}_k\|^2 + 1$，我们可以写成 R_k

$$
\begin{aligned}
\bar{R}_k = \bar{A}_k + \bar{B}_k \Bigg(& \bar{D}_k |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{\gamma}| - \bar{F}_k\\
& - \bar{E}_k \left(\sigma_{\text{RIS}}^2 \boldsymbol{\gamma}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \boldsymbol{\gamma} + \sum_{m=1}^K p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \boldsymbol{\gamma}|^2\right) \Bigg) \qquad (11)
\end{aligned}
$$

注意到，项 $-\sigma_{\text{RIS}}^2 \boldsymbol{\gamma}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \boldsymbol{\gamma}$ 是凹的，因此 $\bar{R}_k$ 中唯一的非凹项是 $|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{\gamma}|$。然而，由于 $|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{\gamma}|$关于 $\boldsymbol{\gamma}$是凸的，因此其可以由围绕任意点 $\bar{\boldsymbol{\gamma}}$的一阶泰勒展开给出下界，从而得到式 (9a) 分子中通用加项的如下凹下界

$$
\begin{aligned}
R_k \geq \bar{R}_k \geq \bar{A}_k + \bar{B}_k \Bigg(& \bar{D}_k \Bigg(|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}| \qquad (12)\\
& + \Re\left\{ \frac{\boldsymbol{A}_k^H \boldsymbol{c}_k \boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}}{|\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_k \bar{\boldsymbol{\gamma}}|} (\boldsymbol{\gamma} - \bar{\boldsymbol{\gamma}}) \right\} \Bigg) \qquad (13)\\
& - \bar{E}_k \left(\sigma_{\text{RIS}}^2 \boldsymbol{\gamma}^H \widetilde{\boldsymbol{U}}_k \boldsymbol{\gamma} + \sum_{m=1}^K p_m |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \boldsymbol{\gamma}|^2\right) - \bar{F}_k \Bigg) = \widetilde{R}_k
\end{aligned}
$$

最后，还需要处理 (9b) 中第一个非凸不等式约束。这可以通过采用序贯近似框架来实现。具体而言，由于 $\boldsymbol{\gamma}^H \boldsymbol{R} \boldsymbol{\gamma}$ 是关于 $\boldsymbol{\gamma}$的凸函数，因此其可以由围绕任意点 $\bar{\boldsymbol{\gamma}}$的一阶泰勒展开给出下界，即$\boldsymbol{\gamma}^H \boldsymbol{R} \boldsymbol{\gamma} \geq \bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \boldsymbol{R} \bar{\boldsymbol{\gamma}} + 2\Re\{\bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \boldsymbol{R}(\boldsymbol{\gamma} - \bar{\boldsymbol{\gamma}})\}$。因此，在序贯方法的每次迭代中，需要求解的问题为

$$
\begin{aligned}
\max_{\boldsymbol{\gamma}} \ & \frac{\sum_{k=1}^K \widetilde{R}_k(\boldsymbol{\gamma})}{\text{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) + P_{c,eq}} \qquad (14a)\\
\text{s.t. } & \boldsymbol{\gamma}^H \boldsymbol{R} \boldsymbol{\gamma} \leq P_{R,max} + \text{tr}(\boldsymbol{R}) \,. \qquad (14b)\\
& \bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \boldsymbol{R} \bar{\boldsymbol{\gamma}} + 2\Re\{\bar{\boldsymbol{\gamma}}^H \boldsymbol{R}(\boldsymbol{\gamma} - \bar{\boldsymbol{\gamma}})\} \geq \text{tr}(\boldsymbol{R}) \,. \qquad (14c)
\end{aligned}
$$

目标函数 (14a) 的分子是凹函数，~分母是凸函数，因为 R_k 是凹函数且 $\boldsymbol{R}$ 是正定的，而 (14c) 是线性约束。因此，(14) 是一个带有凸约束的伪凹最大化问题，可以通过分式规划方法求解。

2) $\boldsymbol{p}$的优化：定义 $a_{k,\ m} = |\boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{A}_m \boldsymbol{\gamma}|^2$，对所有$m$和 k，$d_k = \boldsymbol{c}_k^H \boldsymbol{W} \boldsymbol{c}_k$, $P_{c,\ eq} = \text{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) - \sigma_{\text{RIS}}^2 N + P_c$，以及 $\mu_{k,\ eq} = \mu_k - \|\boldsymbol{h}_k\|^2$，功率优化问题为

$$
\begin{aligned}
\max_{\boldsymbol{p}} \ & \frac{\sum_{k=1}^K \log_2\left(1 + \frac{p_k a_{k,k}}{d_k + \sum_{m \neq k} p_m a_{k,m}}\right)}{\sum_{k=1}^K \mu_{k,eq} p_k + P_{c,eq}} \qquad (15a)\\
\text{s.t. } & 0 \leq p_k \leq P_{max,k} \ , \forall\ k = 1, \ldots, K \qquad (15b)
\end{aligned}
$$

由于 (15a) 的分子不是关于$\boldsymbol{p}$的凹函数，因此 (15a) 中的目标函数不是伪凹函数，所以通过分式规划 [19]求解 (15) 在计算上不可行。于是，我们采用序贯分式规划方法 [19],, 以推导出 (15a) 的伪凹下界，该下界可通过分式规划最大化。为此，我们将 (15a) 表示为

$$
\begin{aligned}
\text{GEE}(\boldsymbol{p}) = & \underbrace{\frac{\sum_{k=1}^K \log_2\left(d_k + \sum_{k=1}^K p_k a_{k,k}\right)}{\sum_{k=1}^K \mu_{k,eq} p_k + P_{c,eq}}}_{g_1(\boldsymbol{p})} \qquad (16)\\
& - \underbrace{\frac{\sum_{k=1}^K \log_2\left(d_k + \sum_{m \neq k} p_m a_{k,m}\right)}{\sum_{k=1}^K \mu_{k,eq} p_k + P_{c,eq}}}_{g_2(\boldsymbol{p})} .
\end{aligned}
$$

由于 $g_2(\boldsymbol{p})$ 的分子是凹函数，因此将 $g_2(\boldsymbol{p})$ 的分子替换为其在任意可行点 $\bar{p}$ [19] 处的一阶泰勒展开，即可得到 GEE($\boldsymbol{p}$) 的伪凹~下界，记为 GEE($\boldsymbol{p}$)。在序贯方法的每次迭代~中，对于所有 $k = 1, \ldots, K$，在约束 $p_k \in [0, P_{max,k}]$下最大化函数 GEE($\boldsymbol{p}$)，这可以通过分式规划高效求解。

3) 优化 $\boldsymbol{C}$：在 $\boldsymbol{C}$ 中优化接收滤波器只会影响全局能量效率的分子。此外，该优化可以按用户解耦，因此归结为最大化用户的个体速率。这个问题的解众所周知，即线性最小均方误差接收机；对于

当前情况，其表达式为公式 $\boldsymbol{c}_k = \sqrt{p_k}\boldsymbol{M}_k^{-1}\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{\gamma}$，其中 $\bar{\boldsymbol{M}}_k = \sum_{m\neq k} p_m \boldsymbol{A}_m \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H \boldsymbol{A}_m^H + \boldsymbol{W}$。

IV. 第二种提出的方法

前一种方法对三个变量进行交替优化，即发射功率 $\boldsymbol{p}$、接收滤波器 $\boldsymbol{c}_1, \ldots, \boldsymbol{c}_K$以及可重构智能表面反射系数 $\boldsymbol{\gamma}$。另一种策略则是将线性最小均方误差滤波器的最优表达式代入全局能量效率，并针对 $\boldsymbol{p}$ 和 $\boldsymbol{\gamma}$优化所得表达式。虽然预计这种方法能带来更好的性能（数值结果将证实这一点），但由于能效函数的表达式更加复杂，它也使优化问题更具挑战性。具体而言，考虑到可重构智能表面放大会使接收机处的噪声产生着色，采用线性最小均方误差滤波时的和速率可表示为

$$\begin{aligned}\mathrm{SR}_{\mathrm{MMSE}} = &\sum_{k=1}^{K}\log_2\left|\boldsymbol{W}+\sum_{m=1}^{K} p_m \boldsymbol{A}_m\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{A}_m^H\right| \\ &-\sum_{k=1}^{K}\log_2\left|\boldsymbol{W}+\sum_{m\neq k} p_m \boldsymbol{A}_m\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{A}_m^H\right| \quad (17)\end{aligned}$$

因此，全局能效最大化问题可表述为

$$\max_{\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{p}} \frac{\mathrm{SR}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{p})}{\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H)-\sigma_{\mathrm{RIS}}^2 N+\sum_{k=1}^{K} p_k(\mu_k-\|\boldsymbol{h}_k\|^2)+P_c} \quad (18a)$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}) \le \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) \le P_{R,max}+\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}) \quad (18b)$$

$$p_k \in [0, P_{max,k}], \forall\, k=1,\ldots,K, \quad (18c)$$

其中，我们利用了 $\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma} = \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H)$。问题（18）可通过对 $\boldsymbol{\gamma}$ 和 $\boldsymbol{p}$ 进行交替优化来求解，具体讨论见本节后续内容。

1）优化 $\boldsymbol{\gamma}$：该问题可表述为

$$\max_{\boldsymbol{\gamma}} \frac{\mathrm{SR}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{\gamma})}{\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H)+P_{c,eq}} \quad (19a)$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}) \le \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H) \le P_{R,max}+\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}) \quad (19b)$$

首先，我们注意到噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{W} = \sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R}+\sigma_{\mathrm{RIS}}^2\boldsymbol{G}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\Gamma}^H\boldsymbol{G}^H$ 可表示为 $\sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R}+\sigma_{\mathrm{RIS}}^2\boldsymbol{G}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{G}^H$。然后，定义 $\boldsymbol{X} = \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H$，目标函数 (19a) 中的分子可表示为

$$\begin{aligned}&\mathrm{SR}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{X}) = \\ &\underbrace{\sum_{k=1}^{K}\log_2\left|\sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R}+\sigma_{\mathrm{RIS}}^2\boldsymbol{G}\mathrm{diag}(\boldsymbol{X})\boldsymbol{G}^H+\sum_{m=1}^{K} p_m\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{X}\boldsymbol{A}_m^H\right|}_{G_1(\boldsymbol{X})} - \\ &\underbrace{\sum_{k=1}^{K}\log_2\left|\sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R}+\sigma_{\mathrm{RIS}}^2\boldsymbol{G}\mathrm{diag}(\boldsymbol{X})\boldsymbol{G}^H+\sum_{m\neq k} p_m\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{X}\boldsymbol{A}_m^H\right|}_{G_2(\boldsymbol{X})},\end{aligned} \quad (20)$$

其中，$\mathrm{diag}(\boldsymbol{X})$ 是矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的对角线，它是 $\boldsymbol{X}$ 的线性函数。[3] 因此，作为两个凹函数之差，可通过将（20）中的负和在任意点 $\boldsymbol{X}$附近进行线性化，得到（20）的凹下界[-]。具体而言，有

$$\begin{aligned}\mathrm{SR}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{X}) \ge\ & G_1(\boldsymbol{X}) - G_2(\bar{\boldsymbol{X}}) \\ &- \Re\{\mathrm{tr}(\nabla G_2(\bar{\boldsymbol{X}})^H(\boldsymbol{X}-\bar{\boldsymbol{X}}))\} = \widetilde{\mathrm{SR}}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{X}),\end{aligned} \quad (21)$$

with

$$\nabla G_2(\boldsymbol{X}) = \sum_{k=1}^{K}\left(\sigma_{\mathrm{RIS}}^2(\boldsymbol{G}^H\boldsymbol{T}_k^{-1}\boldsymbol{G})\odot\boldsymbol{I}_N + \sum_{m\neq k} p_m\boldsymbol{A}_m^H\boldsymbol{T}_k^{-1}\boldsymbol{A}_m\right), \quad (22)$$

且 $\boldsymbol{T}_k = \sigma^2\boldsymbol{I}_{N_R}+\sigma_{\mathrm{RIS}}^2\boldsymbol{G}\mathrm{diag}(\boldsymbol{X})\boldsymbol{G}^H+\sum_{m\neq k} p_m\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{X}\boldsymbol{A}_m^H$。然后，序贯方法每次迭代中需要求解的问题可表述为

$$\max_{\boldsymbol{X}\succeq\boldsymbol{0}} \frac{\widetilde{\mathrm{SR}}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{X})}{\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{X})+P_{c,eq}} \quad (23a)$$

$$\text{s.t. } \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}) \le \mathrm{tr}(\boldsymbol{R}\boldsymbol{X}) \le P_{R,max}+\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}), \quad (23b)$$

其中，我们放宽了 $\boldsymbol{X}$上的秩一约束，从而采用半定松弛方法 [21]。可以看出，(23a) 的分子是凹函数，分母是凸函数，因此它是一个伪凹函数。由于问题 (23) 的约束是仿射的，因此可以使用标准分式规划工具全局求解该问题。序贯过程收敛后，如果收敛点 $\boldsymbol{X}^*$ 具有秩一性质，那么 $\boldsymbol{X}^*$ 也满足原问题的约束。否则，可通过随机化技术 [21] 获得一个可行解。

2) 优化 $\boldsymbol{p}$：该问题可表述为

$$\max_{\boldsymbol{p}} \mathrm{GEE}_{\mathrm{MMSE}} = \frac{\mathrm{SR}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{p})}{\sum_{k=1}^{K}\mu_{k,eq}p_k+P_{c,eq}} \quad (24a)$$

$$\text{s.t. } p_k \in [0, P_{max,k}]\ \forall\, k=1,\ldots,K, \quad (24b)$$

通过对 (24a) 分子中的负项进行线性化，可采用序贯分式规划来求解。随后，在序贯分式规划算法的每次迭代中，需要求解的代理问题为

$$\max_{\boldsymbol{p}} \widetilde{\mathrm{GEE}}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{p}), \text{s.t. } p_k \in [0, P_{max,k}], \forall k=1,\ldots,K, \quad (25)$$

目标函数为

$$\begin{aligned}\widetilde{\mathrm{GEE}}_{\mathrm{MMSE}}(\boldsymbol{p}) = &\frac{\sum_{k=1}^{K}\log_2\left|\boldsymbol{W}+\sum_{m=1}^{K} p_m\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{A}_m^H\right|}{\sum_{k=1}^{K}\mu_{k,eq}p_k+P_{c,eq}} \\ &- \frac{\sum_{k=1}^{K}\log_2\left|\boldsymbol{W}+\sum_{m\neq k}\bar{p}_m\boldsymbol{A}_m\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H\boldsymbol{A}_m^H\right|}{\sum_{k=1}^{K}\mu_{k,eq}p_k+P_{c,eq}} - \frac{\left(\nabla_{\boldsymbol{p}}F(\bar{\boldsymbol{p}})\right)^T(\boldsymbol{p}-\bar{\boldsymbol{p}})}{\sum_{k=1}^{K}\mu_{k,eq}p_k+P_{c,eq}},\end{aligned}$$

其中，$\bar{\boldsymbol{p}}$ 是计算一阶泰勒展开时所围绕的点，并且对于任意 $i=1$、.....、K，均有

[3] 另请注意，$\mathrm{diag}(\boldsymbol{X}) = \boldsymbol{X}\odot\boldsymbol{I}_N$，其中 $\odot$ 表示逐元素乘积。

$$\frac{\partial F}{\partial p_i} = \sum_{k \neq i} \mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{W} + \sum_{m \neq k} p_m \boldsymbol{A}_m \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H \boldsymbol{A}_m^H \right)^{-1} \boldsymbol{A}_i \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\gamma}^H \boldsymbol{A}_i^H \right).$$

3）收敛性与复杂度：可以证明，两种方法均收敛，这是由交替优化和顺序优化方法的收敛性所保证的 [22]。此外，两种方法的复杂度均关于变量数量呈多项式增长。具体而言，第[4] III 节所述方法的计算复杂度为 $\mathcal{C} = \mathcal{O}\left(I\left(I_\gamma(N+1)^\alpha + I_p(K+1)^\beta\right)\right)$，其中，$I_\gamma$ 和 I_p 分别是顺序方法应用于 γ 和 $\boldsymbol{p}$ 时达到收敛所需的迭代次数；I 是外层交替优化达到收敛所需的迭代次数；$(N+1)^\alpha$ 是每次 RIS 优化的复杂度，$(K+1)^\beta$ 是每次用户功率优化的复杂度[5]。第 IV 节所述方法也有类似的复杂度分析。由于所研究问题所涉及的数学结构，α 和 β的具体取值，以及迭代次数 I_γ、I_p、I，均无法用闭式表示。同样，初始化点的选择与收敛速率之间的关系也难以确定。尽管如此，对于任意初始化点的选择，理论上的收敛性结论和复杂度公式依然成立。

V. 数值结果

我们考虑第 II 节所述多用户网络的一个实例，其中 $K = 4$, $N_R = 4$, $N = 100$, $B = 20$MHz,$P_0 = 40$ dBm, $P_{0,\ RIS} = 30$ dBm, $P_{c,\ n} = 0$dBm, $P_{R,\ max}$ =10 dBW。噪声功率谱密度为 -174 dBm/Hz，并考虑了 10 dB 的噪声系数。移动用户随机分布在可重构智能表面周围半径为 100 m 的区域内，基站与可重构智能表面相距 50 m。用户的高度在 $[0, 5]$m 范围内随机变化，而可重构智能表面和基站的高度分别为 15 m 和 10 m。考虑了功率衰减因子 $\eta = 4$，所有信道的衰落分量均遵循 Rice模型，其中可重构智能表面到基站的信道因子为 $K_t = 4$，移动用户到可重构智能表面的信道因子为 $K_r = 2$。图 2 展示了以下方案实现的全局能量效率：

- (a) 通过第 III 节的方法最大化全局能量效率后得到的资源分配。
- (b) 通过第 IV 节的方法最大化全局能量效率后得到的资源分配。
- (c) 通过第[6] III 节的方法最大化频谱效率后得到的资源分配。
- (d) 通过第 IV 节的方法最大化频谱效率所获得的资源分配。
- (e) 均匀功率分配和随机 RIS 相位。

正如预期，第 IV 节的方法明显优于第 III 节的方法，这是因为该方法利用了最优接收滤波器的数学结构，而不是仅仅在交替最大化算法中对其进行更新。此外，与案例 (e) 相比，性能提升显著；在案例 (e) 中，系统的无线电资源未经过优化。正如预期，当 P_{max} 足够大、能够使全局能量效率达到其能效函数的最大值后，全局能量效率的值便趋于饱和。事实上，超过这一点后，改变资源分配只会降低全局能量效率。

图 3 比较了第 IV 节中最大化全局能量效率的方法与无源 RIS 所获得的全局能量效率，比较对象是每个有源 RIS 元件的功耗$P_{c,\ n}$ 。对于无源 RIS 场景，通过设置$P_{R,\ max} = 0$，将第 IV 节中的算法作为一种特殊情况执行优化；这会使所有 $n = 1, \ldots\ldots, N$的 $|\gamma_n| = 1$ 均被设定，并将 RIS 反射系数的相位保留为优化变量。此外，对于无源 RIS 情况，还考虑了固定值 $P_c^{(p),\ n} = 0$ dBm 和 $P_0^{(p),\ RIS} = 20$ dBm。结果显示了有源 RIS 的能量效率高于无源 RIS 的工作区间。随着每个有源 RIS 元件的$P_{c,\ n}$ 增加，无源 RIS 最终会比有源 RIS 更节能。此外，当 RIS 配备更多有源元件 N时，交叉点对应的$P_{c,\ n}$ 值更低。因此，全局能量效率与有源 RIS 元件数量之间存在权衡。

最后，表 I 分析了所提出方法的收敛时间。我们用 $T_{1,\ p}$ 和 $T_{2,\ p}$ 分别表示第 III 节和第 IV 节中的算法应用于无源 RIS 时的收敛时间。类似地，我们用$T_{1,\ a}$ 和 $T_{2,\ a}$分别表示第 III 节和第 IV 节中的算法应用于有源RIS 时的收敛时间。仿真在一台配备 AMD Ryzen 9 5950X、16 核处理器的工作站上进行。所有凸优化问题均通过 CVX 软件包求解。当连续两次迭代中 GEE 值之间的绝对误差低于 $\epsilon = 10^{-6}$ 时，即认为算法收敛。结果表明，将所提出的方法应用于有源 RIS 时，所需时间可能长于应用于无源 RIS 时的时间。这是意料之中的，因为有源场景的建模会导致更一般且更复杂的 GEE 和问题约束数学表达式。类似地，使用第 IV 节中的方法可能比使用第 III 节中的方法耗时更长，这同样是预期的，因为将接收滤波器的最优表达式嵌入信干噪比公式后，目标函数的表达式更加复杂。这会导致收敛所需的迭代次数增加，并且可能使第 IV-3 节中推导的计算复杂度公式中的指数 α 和 β 取更大值。因此，第一种和第二种所提出的方法之间存在权衡。前者获得的 GEE 值较低，但所需的计算复杂度也低于后者。

[4]我们忽略计算接收矩阵 $\boldsymbol{C}$ 的复杂度，该矩阵可通过第 III-3 节中的闭式表达式求得。[5]具有 n 个变量的伪凹最大化问题可以重述为具有 $n+1$ 个变量的凹最大化问题 [19], ，而凹最大化的复杂度关于变量数量呈多项式增长，其指数位于区间 $[1, 4]$ 内。因此，α和 β属于区间 $[1, 4]$ [23]。[6]只需令 $\mu_k = 0$，对于所有 $k = 1, \ldots, K$，即可将第 III 节和第 IV 节中的两种方法分别用于和速率最大化。

表 I 有源和无源 RIS 所提出算法收敛时间的比较。

P_{max} [dBW]	$T_{1,a}/T_{1,p}$	$T_{2,a}/T_{2,p}$	$T_{2,p}/T_{1,p}$	$T_{2,a}/T_{1,a}$
-40	2.26	1.88	12.58	10.45
-20	3.34	2.58	17.49	13.52
0	6.13	1,90	26.67	20.64
20	11.98	8.67	40.45	29.26

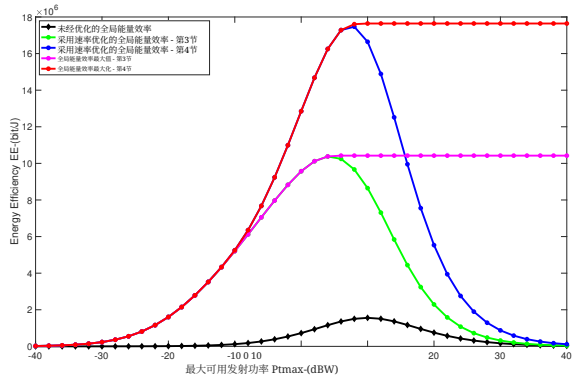


图 2. 实现的 GEE 与 P_{max} 的关系。 $K = 4$, $N_R = 4$, $N = 100$。

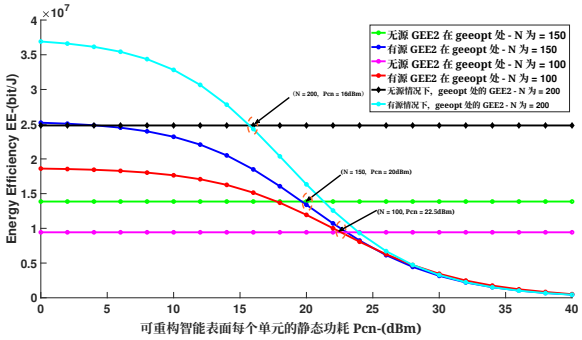


图 3. 有源和无源 RIS 场景下实现的 GEE 与 $P_{c,n}$ 的关系。$K = 4$, $N_R = 4$, $N = 100$, 150, 200.

VI. 结论

本文针对有源 RIS 辅助的无线网络中的能效最大化，提出了两种具有可证明收敛性和多项式复杂度的算法。对 RIS 系数、移动用户的发射功率以及线性接收滤波器进行了联合优化。数值结果展示了所提出算法的优势，并从 RIS 元件数量以及有源负载硬件所带来的额外功耗方面，凸显了有源 RIS 与无源可重构智能表面之间的能量效率权衡。

参考文献

[1] M. D. Renzo, A. Zappone, M. Debbah, M. 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、研究现状与未来发展方向》, *IEEE*通信领域精选期刊, 第38卷, 第11期, 第2450–2525页, 2020年。

[2] Q. Wu 和 R. Zhang, 《迈向智能可重构环境：智能反射表面辅助无线网络》, IEEE通信杂志, 2019年。[3] M. Di Renzo 等, 《可重构人工智能超表面赋能的智能无线环境：一个正当其时的构想》, 《EURASIP无线通信与网络期刊》, 第129卷, 2019年。[4] C. Huang 等, 《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, 2019年。[5] D. L´opez-P´erez、A. De Domenico、N. Piovesan、G. Xinli、H. Bao、S. Qitao 等, 《5G无线接入网能量效率综述：大规模MIMO、精简载波设计、休眠模式与机器学习》, IEEE通信调查与教程, 2022年。[6] M. Dajer、Z. Ma、L. Piazzi、N. Prasad、X.-F. Qi、B. Sheen、J. Yang 和 G. Yue, 《可重构智能表面：设计信道——未来无线网络的新机遇》, 数字通信与网络, 第8卷, 第2期, 第87–104页, 2022年。 [在线]。获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352864821000912

[7] L. Dong、H.-M. Wang 和 J. Bai, 《有源可重构智能表面辅助安全传输》, IEEE车辆技术汇刊, 第71卷, 第2期, 第2181–2186页, 2022年。[8] R. Long、Y.-C. Liang、Y. Pei 和 E. G. Larsson, 《有源可重构智能表面辅助无线通信》, IEEE无线通信汇刊, 第20卷, 第8期, 第4962–4975页, 2021年。[9] Z. Yigit、E. Basar、M. Wen 和 I. Altunbas, 《混合反射调制》, 2021年11月。[10] S. Khaledian、F. Farzami、H. Soury、B. Smida 和 D. Erricolo, 《有源双向反向散射调制：解析研究》, IEEE无线通信汇刊, 第18卷, 第3期, 第1874–1886页, 2019年。[11] Z. Zhang、L. Dai、X. Chen、C. Liu、F. Yang、R. Schober 和 H. V. Poor, 《有源RIS与无源RIS：哪一种将在6G中胜出？》, 2021年。

[12] [ ] 2103 15154 在线。获取地址：https://arxiv.org/。C. You 和 R. Zhang, 《智能反射表面辅助的无线通信：有源还是无源？》, IEEE无线通信快报, 第10卷, 第12期, 第2659–2663页, 2021年。[13] R. Schroeder、J. He 和 M. Juntti, 《无源RIS与混合RIS：信道估计的比较研究》, 载于2021年IEEE第93届车辆技术大会（VTC2021春季会议）, 2021年, 第1–7页。[14] R. A. Tasci、F. Kilinc、E. Basar 和 G. C. Alexandropoulos, 《采用单个功率放大器的新型RIS架构：能量效率与误差性能分析》, IEEE开放获取, 第10卷, 第44 804–44 815页, 2022年。[15] Z. Peng、X. Liu、C. Pan、L. Li 和 J. Wang, 《相位噪声下空间相关信道中的有源RIS辅助多对D2D通信》, IEEE通信快报, 第11卷, 第10期, 第2090–2094页, 2022年。[16] K. Zhi、C. Pan、H. Ren、K. K. Chai 和 M. Elkashlan, 《有源RIS与无源RIS：在相同功率预算下哪种更优？》, IEEE通信快报, 第26卷, 第5期, 第1150–1154页, 2022年。[17] K. Liu 等, 《有源可重构智能表面：全连接还是部分连接？》, IEEE通信快报, 第26卷, 第1期, 2022年。[18] M. Di Renzo、F. 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。[19] A. Zappone 和 E. A. Jorswieck, 《基于分式规划理论的无线网络能量效率》, 《通信与信息理论基础与趋势》, 第11卷, 第3–4期, 第185–396页, 2015年。[20] B. R. Marks 和 G. P. Wright, 《非凸数学规划的一般内近似算法》, 运筹学, 第26卷, 第4期, 第681–683页, 1978年。[21] Z.-Q. Luo、W.-K. Ma、A. M.-C. So、Y. Ye 和 S. Zhang, 《二次优化问题的半正定松弛》, IEEE信号处理杂志, 第27卷, 第3期, 第20–34页, 2010年。[22] A. Aubry、A. D. Maio、A. Zappone、M. Razaviyayn 和 Z.-Q. Luo, 《一种新的序贯优化过程及其在无线系统资源分配中的应用》, IEEE信号处理汇刊, 第66卷, 第24期, 第6518–6533页, 2018年。[23] R. P. Brent 和 P. Zimmermann, 《现代计算机算术》, 剑桥大学出版社, 2010年。