透射型可重构智能表面发射机赋能的认知速率分拆多址网络

Ziwei Liu、Wen Chen，IEEE高级会员，Zhendong Li、Jinhong Yuan，IEEE会士，
Qingqing Wu，IEEE会员，以及Kunlun Wang，IEEE会员

arXiv:2305.02599v1 [eess.SP] 4 May 2023

摘要——本文研究了配备新型透射型可重构智能表面（TRIS）发射机的认知无线电网络（CRN）的下行传输问题。为实现低功耗和高速率多流通信，系统采用时调制阵列（TMA），并通过速率分裂多址（RSMA）接入网络。在此网络框架下，构建了一个联合设计预编码矩阵和公共流速率的多目标优化问题，以获得更高的能量效率（EE）和频谱效率（SE）。由于目标函数是非凸分式函数，我们提出了一种基于差分凸（DC）规划和逐次凸近似（SCA）的联合优化算法。数值结果表明，在该框架下，所提算法能够显著提升并平衡能量效率和频谱效率。

索引词——可重构智能表面（RIS）、认知无线电网络（CRN）、速率分拆多址（RSMA）、时域调制阵列（TMA）。

I. 引言

随UTURE着无线通信需要满足海量接入和数据流快速增长的需求，系统能耗、频谱短缺以及设备间干扰等问题日益突出 [1]。因此，亟需推动相关技术的发展，以解决上述问题。

针对频谱短缺问题，人们引入了认知无线电网络（CRN）来管理频谱资源 [2]„，其中用户分为主用户（PUs）和认知用户（CUs）。通过与无线环境交互并感知未充分利用的频谱，可将其动态分配给CUs，同时不对PUs造成干扰。因此，频谱资源得以充分利用，频谱效率（SE）也大幅提升 [3]。

为了实现低成本、低能耗的通信部署，反射式可重构智能表面（可重构智能表面）正受到 [4]的关注。可重构智能表面由大量低成本无源元件组成，被视为下一代无线通信的关键技术

本研究得到国家重点项目（2020YFB1807700）、国家自然科学基金（NSFC 62071296）、上海市项目（22JC1404000、20JC1416502）和PKX2021-D02项目的资助。Z. Liu、W. Chen、Z. Li和Q. Wu任职于上海交通大学电子工程系（中国上海，邮编200240；电子邮箱：ziweiliu@sjtu.edu.cn；wenchen@sjtu.edu.cn；lizhendong@sjtu.edu.cn；wu.qq1010@gmail.com）。J. Yuan任职于新南威尔士大学电气工程与电信学院（澳大利亚新南威尔士州悉尼，邮编2052；电子邮箱：j.yuan@unsw.edu.au）。K. Wang任职于华东师范大学通信与电子工程学院（中国上海，邮编200241；电子邮箱：klwang@cee.ecnu.edu.cn）。

由于能够建设性地改善无线传播，相关技术得以发展。凭借这一特性，反射式 RIS 被用于辅助通信 [5]。近期，有研究提出了透射式 RIS（TRIS）发射机 [6],。由于其结构特点，TRIS 能够实现更高的孔径效率，并避免馈源遮挡和反射波干扰问题。同时，由于透射式架构仅配备一根馈电天线，其系统能耗低于传统收发机架构。此外，结合时间调制阵列后，它能够实现任意阶数字信号调制[7] 和多流通信。

由于这种新型TRIS仅配备单根天线 [6], ，因此采用非正交接入方法。速率分裂多址（RSMA）作为一种通用的非正交接入方案，能够实现更高的频谱效率（SE），近年来在多天线系统中引起了广泛关注和研究；它对两种极端干扰管理策略进行了推广和协调 [8], [9]。第一种极端干扰管理策略将残余干扰完全视为噪声，这正是空分多址（SDMA）所采用的方案，它利用线性预编码在空间上区分用户。第二种极端干扰管理策略则对多用户干扰进行完全解码和消除，这正是非正交多址接入（NOMA）所采用的方案，它利用串行干扰消除（SIC）技术消除干扰 [8]。RSMA结合上述两种方案，同时采用线性预编码和SIC技术，对部分干扰进行解码，并将剩余部分视为噪声，从而减少用户受到的干扰。此外，已有研究探讨了采用RSMA进行接入的RIS辅助通信系统 [10] [11], ，结果表明，该方案在频谱效率和能量效率（EE）方面优于传统方案。反过来，基于本文的多流方案设计，为了优化RIS单元相位，自然需要考虑RSMA的预编码矩阵优化。

受上述工作的启发，我们构建了一种新型TRIS发射机架构，以实现低功耗和高速多流通信，并联合优化可重构智能表面和速率分拆多址的参数，从而提高系统的能量效率和频谱效率。同时，我们研究了二者之间的权衡。由于优化变量相互耦合且目标函数为分式，我们提出了一种基于差分凸（DC）规划和逐次凸近似的联合优化算法，以求解该非凸问题。

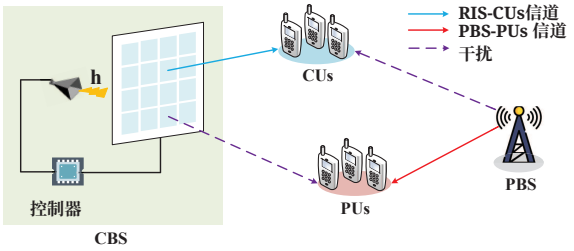

图 1. 可重构智能表面发射机赋能的认知速率分拆多址网络。

II. 系统模型与问题表述

如图 1 所示，我们考虑一个采用速率分拆多址的下行传输认知无线电网络（CRN）。主基站（PBS）为N 个单天线主用户（PUs）提供服务，而认知基站（CBS）为 K 个单天线认知用户（CUs）提供服务。

A. 可重构智能表面发射机特性与多流方案

CBS 由馈电天线、控制器和可重构智能表面组成，可重构智能表面包含 $M = M_r \times M_c$ 个透射元件，这些元件按均匀平面阵列（UPA）排列，相邻元件的中心间距为 $d_f = \lambda_c/2$，其中 λ_c 为载波波长。可重构智能表面与反射式或有源 RIS 的区别在于，它用于加载信息（包括用户信息和波束信息）及空间分集，而不会对信号进行额外处理。基于上述差异和特性，该发射机结构通过以下四个步骤实现波束成形和多流通信。

首先，信号 s 在控制器中通过预编码矩阵 P 进行预编码，形成定向复信号 Ps。其次，通过时间阵列对该复信号进行调制，生成控制信号 Crtl(t)，其占空比由复信号的幅度和相位[7]决定。第三，控制信号控制可重构智能表面各元件的相位，将信息加载到可重构智能表面上。最后，馈电天线发射载波，以将加载在可重构智能表面上的信息传送给用户。

对于时间调制阵列，编码信息的幅度 A 和相位 φ_0 通过调整控制信号的 0 状态数字信号起始时间 t_{on} 和 0 状态数字信号持续时间 τ 进行映射，可表示如下。

$$A/A_{\max} = \sin\left(\pi\tau/T_p\right), \tag{1}$$

and

$$-\pi\left(2t_{on}+\tau\right)/T_p = \varphi_0 + 2k\pi, \forall k, \tag{2}$$

其中，T_p 为码元时间，$A_{\max}$ 为数字调制信号的最大幅度。

请注意，控制信号通过一个码元中的预编码矩阵叠加所有用户的信息，同时将控制信号中不同码元的信息加载到不同的可重构智能表面单元上。这样，每个可重构智能表面单元都包含所有用户的相同信息，但方向性信息不同，并且每个可重构智能表面单元都为所有用户提供服务。因此，实现了波束成形和多流通信。

B. 信道模型

在 CBS 中，馈电天线到可重构智能表面的路径无遮挡，且物理距离小于瑞利距离$2D/\lambda_c$，通常称为近场。基于球面波假设 [12], , 近场视距（LOS）信道可按以下形式推导。

$$\mathbf{h} = \alpha\left[e^{-j2\pi D_{FR}(1,1)}, \cdots, e^{-j2\pi D_{FR}(1,M_c)}, \cdots, e^{-j2\pi D_{FR}(M_r,1)}, \cdots, e^{-j2\pi D_{FR}(M_r,M_c)}\right]^T, \tag{3}$$

其中，α 表示从馈电天线到可重构智能表面的信道增益，$D_{FR}(m_r,m_c) = \sqrt{d_0^2 + d_{m_r,m_c}^2}$表示从馈电天线到可重构智能表面第$(m_r,m_c)$个单元的欧几里得距离。$d_0$ 表示从馈电天线到可重构智能表面中心的距离，d_{m_r,m_c} 表示从可重构智能表面第(m_r,m_c)个单元到可重构智能表面中心的距离，可表示为$d_{m_r,m_c} = d_f\sqrt{\Delta_r^2+\Delta_c^2}$，$\Delta_r = (2m_r - M_r - 1)/2$ 和 $\Delta_c = (2m_c - M_c - 1)/2$表示增量索引。

对于从TRIS到CUs的信道（TRIS到PUs之间的信道模型$\mathbf{g}_n$ 与CUs的相同），我们考虑视距（LoS）部分和非视距（NLoS）部分的存在，并将其建模为如下莱斯衰落信道

$$\mathbf{g}_k = \xi_k\left(\sqrt{\frac{\kappa_v}{\kappa_v+1}}\mathbf{g}_{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{\kappa_v+1}}\mathbf{g}_{\text{NLoS}}\right), \forall k, \tag{4}$$

其中，ξ_k 表示路径损耗，κ_v 表示莱斯因子。LoS信道可表示为

$$\mathbf{g}_{\text{LoS}} = \left[e^{-j2\pi\delta_r\mathbf{m}_r}\right]^T \otimes \left[e^{-j2\pi\delta_c\mathbf{m}_c}\right]^T, \tag{5}$$

其中，$\mathbf{m}_r = [0,1,\cdots,M_r-1]$、$\mathbf{m}_c = [0,1,\cdots,M_c-1]$、$\delta_r = d_f\sin\varphi\cos\psi/\lambda$ 以及 $\delta_c = d_f\sin\varphi\sin\psi/\lambda$。$\varphi$和$\psi$分别表示发射端TRIS单元处电磁波的方位角和俯仰角。NLoS信道服从圆对称复高斯分布，即$\mathbf{g}_{\text{NLoS}} \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{I}_{M_rM_c})$。假设发射机已知PUs和CUs的信道状态信息，并且用于信道状态信息获取的信令开销可在 [13]中获得。

C. 信号模型与传输方案

本文中，用户采用速率分拆多址接入网络，信息被分为两部分：公共流和私有流。信息流在可重构智能表面控制器中使用波束成形器进行预编码，且所有 CUs 共享同一码本。对于 CUs $s_c \in \mathbb{C}$ 的公共信息流部分，使用编码矩阵 $\mathbf{p}_c \in \mathbb{C}^{M\times 1}$进行联合编码；对于 CUs $s_k \in \mathbb{C}$ 的私有信息流，则使用编码矩阵 $\mathbf{p}_k \in \mathbb{C}^{M\times 1}$分别编码。于是，待调制信号可表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{Ps}, \tag{6}$$

其中 $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_c, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \cdots, \mathbf{p}_K] \in \mathbb{C}^{M\times(K+1)}$ 和 $\mathbf{s} = [s_c, s_1, s_2, \cdots, s_K]^T \in \mathbb{C}^{(K+1)\times 1}$。

当用户解码公共流信息时，私有流的干扰被视为噪声。解码公共流信息后，接收信号中的公共流信息会被消除。随后，用户从接收信号中解码各自的私有流信息。根据上述描述，等效公共的

第 k 个 CU 的流和私有流信号噪声比可表示如下。

$$\gamma_{c,k}=\frac{\left|\mathbf{g}_k^H\operatorname{diag}(\mathbf{h})\mathbf{p}_c\right|^2}{\sum_{k=1}^{K}\left|\mathbf{g}_k^H\operatorname{diag}(\mathbf{h})\mathbf{p}_k\right|^2+\sigma^2},\forall k, \tag{7}$$

and

$$\gamma_{p,k}=\frac{\left|\mathbf{g}_k^H\operatorname{diag}(\mathbf{h})\mathbf{p}_k\right|^2}{\sum_{i\neq k}^{K}\left|\mathbf{g}_k^H\operatorname{diag}(\mathbf{h})\mathbf{p}_i\right|^2+\sigma^2},\forall k. \tag{8}$$

因此，公共流和私有流对应的可达速率可表示为

$$R_{i,k}=W\log_2\left(1+\gamma_{i,k}\right),i\in\{c,p\},\forall k. \tag{9}$$

为确保所有 CUs 都能够解码公共流信息，需满足以下约束

$$R_c=\min\left(R_{c,1},R_{c,2},\cdots,R_{c,K}\right). \tag{10}$$

所有 CUs 共享公共流速率，并共同参与公共信息流的编码，因此需满足以下约束

$$\sum_{k=1}^{K}C_k=R_c, \tag{11}$$

其中，C_k 表示第 k 个 CU 对应的等效公共流速率。结合上述公共流速率和私有流速率，可得到 CUs 的总可达速率如下

$$R_{tot}=\sum_{k=1}^{K}\left(C_k+R_{p,k}\right). \tag{12}$$

令 $l\in\{c,1,2,\cdots,K\}$。认知网络的总能耗可表示为

$$P_{tot}=\sum_{l}\|\mathbf{p}_l\|^2+P_{cir}\leq P_{\max}. \tag{13}$$

其中，P_{cir} 表示电路功耗，P_{max}表示 CBS 的最大功率，该功率与 TRIS 单元的最大发射功率有关。

D. 问题构建

本文通过优化预编码矩阵 $\mathrm{P}=[\mathrm{p}_c、\mathrm{p}_1,\mathrm{p}_2、\cdots、\mathrm{p}_K]$ 以及公共流速率向量 $\mathrm{c}=[C_1,C_2,\cdots,C_K]$，在保证 PUs 服务质量（QoS）的同时，最大化认知网络的频谱效率（SE）和能量效率（EE）。相应的 η_{SE} 和 η_{EE} 可表示为 $\eta_{SE}=R_{tot}/W$，$\eta_{EE}=R_{tot}/P_{tot}$. 然后，该优化问题可表述为

$$\begin{aligned}
\text{(P1):}\quad &\max_{\mathbf{P},\mathbf{c}}\ \eta_{SE}, && (14a)\\
&\max_{\mathbf{P},\mathbf{c}}\ \eta_{EE}, && (14b)\\
\text{s.t.}\quad &P_{tot}\leq P_{\max}, && (14c)\\
&\sum_{k=1}^{K}C_k\leq R_c, && (14d)\\
&C_k\geq 0,\forall k, && (14e)\\
&\mathbf{p}_c\succeq 0,\mathbf{p}_k\succeq 0,\forall k, && (14f)\\
&\left|\mathbf{g}_n^H\operatorname{diag}(\mathbf{h})\mathbf{p}_c\right|^2\leq I_{c,th},\forall n && (14g)\\
&\sum_{k=1}^{K}\left|\mathbf{g}_n^H\operatorname{diag}(\mathbf{h})\mathbf{p}_k\right|^2\leq I_{p,th},\forall n, && (14h)\\
&C_k+R_{p,k}\geq R_{th},\forall k. && (14i)
\end{aligned}$$

注意，约束 (14g)-(14h) 是保证 PUs 服务质量所必需的，因此要求干扰功率 CUs 的公共流和私有流对第 n 个 PU 造成的干扰功率分别低于阈值 $I_{c,\ th}$ 和 $I_{p,\ th}$。为保证每个 CU 的服务质量，必须满足约束 (14i)。

显然，由于优化变量之间存在耦合以及分式函数的存在，（P1）是一个非凸多目标优化问题。因此，在下一节中，我们提出一种联合优化算法来求解该多目标优化问题。

III. 预编码与公共流速率联合优化

A. 问题重构

为求解这一多目标非凸优化问题，本文采用 ε约束，并将频谱效率目标函数转化为约束，随后将问题（P1）重新表述如下。

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P2}):\ &\max_{\mathbf{P},\mathbf{c}}\ \eta_{EE}, && (15a)\\
\text{s.t.}\ \ &(14c)-(14i), && (15b)\\
&\eta_{SE}\geq\eta_0. && (15c)
\end{aligned}$$

注释 1：η_0 的初始选择应小于$\eta_{SE,\ \max}$，该值由 [14] 根据约束条件 (14c)-(14i) 独立获得。因此，约束条件 (15c) 保证在求解所有可行解的过程中，η_{SE} 不小于 η_0，这满足帕累托最优所要求的条件。

B. 预编码矩阵与公共流速率联合设计

令 $\mathrm{Q}_l=\mathrm{p}_l\mathrm{p}_l^H$ 和 $\mathrm{Q}=[\mathrm{Q}_1,\mathrm{Q}_2,\cdots、\mathrm{Q}_K]$ 表示所有矩阵的集合。预编码矩阵优化问题可重写为

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P2.1}):\ &\max_{\mathbf{Q}}\ \frac{\sum_{k=1}^{K}\left(C_k+R_{p,k}\right)}{\sum_l\operatorname{Tr}\left(\mathbf{Q}_l\right)+P_{cir}}, && (16a)\\
\text{s.t.}\ \ &(14d),(14i),(15c), && (16b)\\
&\sum\nolimits_l\operatorname{Tr}\left(\mathbf{Q}_l\right)+P_{cir}\leq P_{\max} && (16c)\\
&\mathbf{Q}_l\succeq 0,\forall l, && (16d)\\
&\operatorname{rank}\left(\mathbf{Q}_l\right)=1,\forall l, && (16e)\\
&\operatorname{Tr}\left(\mathbf{F}_n\mathbf{Q}_c\right)\leq I_{c,th},\forall n, && (16f)\\
&\sum_{k=1}^{K}\operatorname{Tr}\left(\mathbf{F}_n\mathbf{Q}_k\right)\leq I_{p,th},\forall n, && (16g)
\end{aligned}$$

其中 $\mathrm{F}_n=\mathrm{f}_n\mathrm{f}_n{}^H\in\mathbb{H}^M$，$\mathrm{f}_n=\mathrm{diag}\ (\mathrm{h})\ \mathrm{g}_n$.

由于目标函数是一个分式函数，本文引入可通过 Dinkelbach 算法 [15], 求得的参数 $\lambda\in\mathbb{R}$ 的最优值。令 $P_{\mathrm{tot}}=\sum_l\mathrm{Tr}(\mathrm{Q}_l)+P_{cir}$。则目标函数可转化为以下易于求解的形式

$$\tilde{\eta}_{EE}=\sum_{k=1}^{K}\left[C_k+W\left(f_k\left(\mathbf{Q}\right)-v_k(\mathbf{Q})\right)\right]-\lambda\tilde{P}_{\mathrm{tot}}. \tag{17}$$

其中 f_k(Q) 和 v_k (Q) 如下所示

$$f_k\left(\mathbf{Q}\right)=\log_2\left(\sum_{i=1}^{K}\operatorname{Tr}\left(\mathbf{F}_k\mathbf{Q}_i\right)+\sigma^2\right),\forall k, \tag{18}$$

and

$$v_k(\mathbf{Q}) = \log_2\left(\sum_{i\neq k}^{K} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_k\mathbf{Q}_i\right) + \sigma^2\right), \forall k, \tag{19}$$

由于 $R_{p,k} = W(f_k(\mathrm{Q}) - v_k(\mathrm{Q}))$ 是两个凹函数之差，因此它是一个标准的 DC函数。因此，采用逐次凸近似（SCA）对 $v_k(\mathrm{Q})$ 进行一阶泰勒展开，将式 (17) 转换为凹函数，v_k Q 的上界如下

$$v_k(\mathbf{Q})^{ub} \triangleq v_k\left(\mathbf{Q}^{(r)}\right) + \mathrm{vec}\left(\nabla v_k\left(\mathbf{Q}^{(r)}\right)\right)^T \mathrm{vec}\left(\mathbf{Q} - \mathbf{Q}^{(r)}\right), \tag{20}$$

where $\nabla v_k(\mathbf{Q}) = \left[\frac{\partial v_k(\mathbf{Q})}{\partial \mathbf{Q}_1}, \cdots, \frac{\partial v_k(\mathbf{Q})}{\partial \mathbf{Q}_K}\right]$ denotes the gradient of $v_k(\mathbf{Q})$, vec denotes the vectorization operation, and $\mathbf{Q}^{(r)}$ represents the value of $\mathbf{Q}$ for the r-th iteration. The partial derivative of $v_k(\mathbf{Q})$ with respect to $\mathbf{Q}_i$ can be expressed as

$$\frac{\partial v_k(\mathbf{Q})}{\partial \mathbf{Q}_i} = \begin{cases} \dfrac{\mathbf{F}_k}{\ln 2\left(\sum_{i\neq k}^{K} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_k\mathbf{Q}_i\right) + \sigma^2\right)}, \text{o.w,} \\ \mathbf{0}, \qquad\qquad i = k. \end{cases} \tag{21}$$

因此，$R_{p,k}$ 的近似可以表示为

$$\widetilde{R}_{p,k} = W\left(f_k(\mathbf{Q}) - v_k(\mathbf{Q})^{ub}\right), \forall k, \tag{22}$$

基于上述近似，所有包含$R_{p,k}$ 的方程都被转换为凹函数或凸集。可以看出，问题 (P2.1) 中的约束 (14d) 仍然是非凸约束，可将其转换为以下形式

$$\mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_k\mathbf{Q}_c\right) \geq \gamma_{c0}\left(\sum_{i\neq k}^{K} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{F}_k\mathbf{Q}_i\right) + \sigma^2\right), \forall k, \tag{23}$$

其中，$\gamma_{c0} = 2^{R_c/W} - 1$ 表示与公共流速率 $\sum_{k=1}^{K} C_k$ 对应的信噪比。

采用半定松弛（SDR）技术对松弛约束 (16e) 进行松弛。为强调松弛约束 rank(Q$_l$) $= 1, \forall l$，并同时获得问题 (P2.1) 的解 P*，本文采用序贯秩一约束松弛技术（SROCR）。该算法通过引入辅助变量ω，将秩一约束松弛为不等式，其等价表达式如下

$$\mathbf{u}_{\max}\left(\mathbf{Q}_l^{(r)}\right)^H \mathbf{Q}_l \mathbf{u}_{\max}\left(\mathbf{Q}_l^{(r)}\right) \geq \omega^{(r)} \mathrm{Tr}\left(\mathbf{Q}_l\right), \forall l, \tag{24}$$

其中，$\mathbf{u}_{\max}$ 表示对应于$\mathrm{Q}_l^{(r)}$ 的最大特征值的特征向量，r 表示迭代次数。根据 [16], , 通过更新 ω可以逐步满足秩一约束，从而更容易找到可行解。

最后，原问题（P2.1）可改写为以下可求解形式

$$(\mathrm{P2.2}): \max_{\mathbf{Q},\mathbf{c}} \sum_{k=1}^{K}\left(C_k + \widetilde{R}_{p,k}\right) - \lambda\tilde{P}_{\mathrm{tot}} \tag{25a}$$

$$\text{s.t.} \quad (14e), (16c), (16d), (16f), (16g), (23), (24), \tag{25b}$$

$$C_k + \widetilde{R}_{p,k} \geq R_{th}, \forall k, \tag{25c}$$

$$\sum_{k=1}^{K}\left(C_k + \widetilde{R}_{p,k}\right) \geq W\eta_0. \tag{25d}$$

问题（P2.2）[1] 是关于变量 Q 和 c 的联合凸问题，也属于半定规划（SDP）问题，可使用 CVX工具箱求解。

C. 所提算法的复杂度分析

所提算法可概括为算法1，其复杂度主要由步骤4决定。该步骤的复杂度为$\mathcal{O}\left(\log\left(1/\varepsilon_0\right)(M)^{3.5}\right)$，其中 ε_0 为停止迭代的精度，本文将其设为 $\varepsilon_0 = 10^{-3}$。

算法1 联合优化算法

1: 求解 η_{SE} 优化问题，得到$\eta_{SE,\ max}$。
2: 初始化：P^0, c^0, η_0, ε_0, λ_0, $r = 0$。
3: 重复
4: 求解问题（P2.2），并根据其解获得 c$^{(r)}$ 和 P$^{(r)}$ 使用 SROCR 技术。
5: 使用 Dinkelbach 算法获得 λ。
6: $r \leftarrow r + 1$
7: 直到目标值的分数下降幅度低于阈值 ε_0。
8: 返回预编码矩阵和公共流速率向量。

IV. 数值结果

本节研究所提算法的性能。PBS 为 $N = 5$ 个单天线 PUs 提供服务，CBS 为 $K = 5$ 个单天线 CUs 提供服务。这些用户随机分布在以 CBS 为坐标原点的圆形区域内，其中 PUs 分布在半径为 500 m 的区域内，CUs 分布在半径为 350 m 的区域内。除非另有说明，其他仿真参数均按照表 I 设置。

表 I 仿真参数

参数	值
路径损耗指数（α）	2.5
莱斯因子（κ_v）	1
载波频率（f）	3 GHz
系统带宽（W）	20 MHz
CU的服务质量 (R_{th})	1 Mbps
PUs公共流干扰（$I_{c,th}$）	-80 dBm
PUs私有流干扰（$I_{p,th}$）	-60 dBm
噪声功率（σ^2）	-90 dBm

本文将所提算法与其他基准方案的性能进行如下比较: (1) 基准方法1（即能量效率最大化）：该方案旨在最大化能量效率。(2) 基准方法2（即随机预编码）：该方案不对预编码矩阵进行优化，而是采用随机生成的方案。(3) 基准方法3（即固定预编码）：该方案使用固定的预编码矩阵。(4) 基准方法4（即空分多址）：用户通过空分多址接入。(5) 基准方法5（即

[1]我们采用逐次凸近似处理非凸问题，并通过迭代获得问题（P2.2）的次优高精度解；内点法保证了收敛性 [17]。

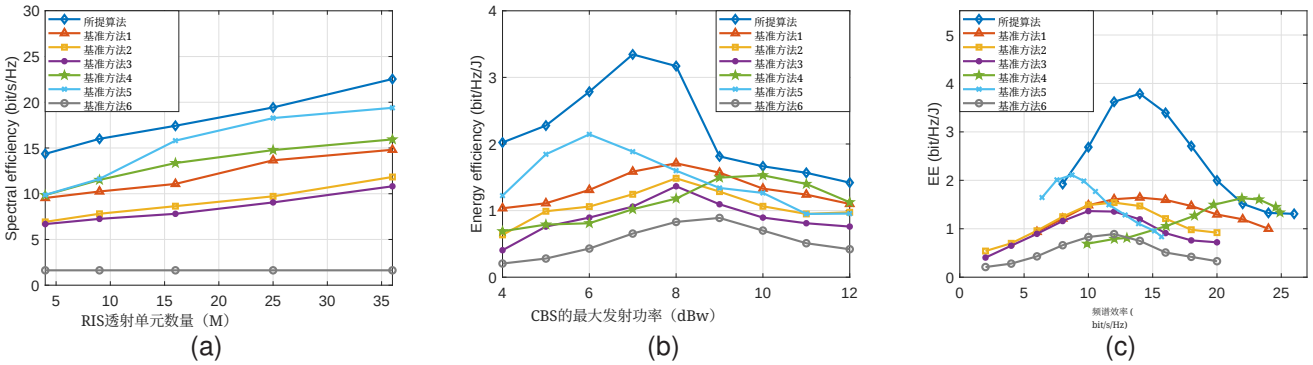

图 2. 仿真结果：(a) 频谱效率与 RIS透射单元数量（$P_{\max} = 10$ dBw $\eta_0 = 0.9\eta_{\max}$）。（b）能量效率与最大功率约束（$M = 9, \eta_0 = 0.5\eta_{\max}$ x）。（c）不同 CBS 最大发射功率下能量效率与频谱效率的权衡（$M = 9, \eta_0 = 0.4\eta_{\max}$）。 r

非正交多址接入)：用户通过非正交多址接入接入。（6）基准方法6（即无可重构智能表面）：该方案不部署可重构智能表面。

首先，我们分析系统频谱效率与可重构智能表面单元数量之间的关系。如图 2(a) 所示，除未部署可重构智能表面的基准方案 6 外，所有方案的频谱效率均随可重构智能表面单元数量的增加而提升。尽管采用了随机和固定方案，基准方案 2 和 3 的频谱效率仍高于基准方案 6，这证明可重构智能表面对提升系统频谱效率有显著作用。同时，所提架构的频谱效率高于空分多址、非正交多址接入和无可重构智能表面的方案，证实了速率分拆多址与可重构智能表面相结合能够带来更高的增益。

随后，我们阐明 EE 随 CBS 最大功率约束的变化情况。如图 2(b) 所示，由于 R_{tot} 和 P_{tot} 的增长率发生变化，两个函数出现交点，导致 EE 随 P_{tot} 的变化呈现先上升后下降的趋势。值得注意的是，与其他方案相比，本文架构能够以更低的 P_{tot} 实现更高的 EE，这证实了所提出的架构能够以低功耗实现高速率多流通信。

最后，我们研究了当 CBS 的最大功率约束从 4 dBw 增加到 13 dBw 时能量效率与频谱效率之间的权衡关系。图 2(c) 显示，随着频谱效率的增加，能量效率先增加后降低，这表明更高的频谱效率需要消耗更多能量，并且频谱效率的增长速率低于能量消耗的增长速率，从而导致能量效率下降。当总功率从 11 dBw 增加到 13 dBw 时，速率分拆多址的公共流功率接近私有流功率，导致速率分拆多址退化为空分多址，因此二者的能量效率不相上下。同时，所提算法实现了更高的频谱效率和能量效率，并且相比其他方案在频谱效率和能量效率之间取得了更好的平衡，证实了所提算法联合优化频谱效率和能量效率的必要性和有效性。

五、结论

本文提出了可重构智能表面赋能的认知速率分拆多址网络，以实现低功耗、高速率的多流通信。基于该网络，联合预编码矩阵与公共流速率设计优化问题得以构建。为求解该非凸问题，我们采用基于差分凸规划和逐次凸近似的联合优化算法框架，以获得问题的解。根据实验结果，我们提出了设计指南：通过增加低成本可重构智能表面单元的数量来提升系统的频谱效率，同时将发射机发射功率维持在适当水平，以确保能量效率最大化。

参考文献

[1] W. Saad、M. Bennis 和 M. Chen，《6G无线系统愿景：应用、趋势、技术与开放研究问题》，IEEE Netw.，第34卷，第3期，第134–142页，2020年10月。[2] Y.-C. Liang、K.-C. Chen、G. Y. Li 和 P. Mahonen，《认知无线电组网与通信：综述》，IEEE Trans. Veh. Tech- nol.，第60卷，第7期，第3386–3407页，2011年6月。[3] S. Gamal、M. Rihan、S. Hussin、A. Zaghloul 和 A. A. Salem，《认知无线电网络中的多址接入：从正交和非正交到速率分拆》，IEEE Access，第9卷，第95 569–95 584页，2021年7月。[4] Q. Wu、X. Zhou、W. Chen、J. Li 和 X. Zhang，《IRS辅助WPCN：动态IRS波束成形的新型优化框架》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第21卷，第7期，第4725–4739页，2022年12月。[5] Z. Li、W. Chen、Q. Wu、K. Wang 和 J. Li，《IRS辅助SWIPT非正交多址接入网络中的联合波束成形设计与功率分割优化》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第21卷，第3期，第2019–2033页，2022年9月。[6] Z. Li、W. Chen 和 H. Cao，《基于透射式RMS的发射机架构中的波束成形设计与功率分配》，IEEE Wireless Commun. Lett.，第11卷，第1期，第53–57页，2022年10月。[7] C. He，《时变阵列理论及应用研究》，博士学位论文，上海交通大学，2015年。[8] Y. Mao、O. Dizdar、B. Clerckx、R. Schober、P. Popovski 和 H. V. Poor，《速率分拆多址接入：基础、综述与未来研究趋势》，IEEE Commun. Surv. Tutor.，第24卷，第4期，第2073–2126页，2022年7月。[9] A. Mishra、Y. Mao、O. Dizdar 和 B. Clerckx，《面向6G的速率分拆多址接入——第一部分：原理、应用与未来工作》，IEEE Commun. Lett.，第26卷，第10期，第2232–2236页，2022年7月。[10] H. Li、Y. Mao、O. Dizdar 和 B. Clerckx，《面向6G的速率分拆多址接入——第三部分：与可重构智能表面的相互作用》，IEEE Commun. Lett.，第26卷，第10期，第2242–2246页，2022年7月。[11] Z. Yang、J. Shi、Z. Li、M. Chen、W. Xu 和 M. Shikh-Bahaei，《采用可重构智能表面的能量高效速率分拆多址接入（RSMA）》，载于IEEE国际通信会议研讨会（ICC Workshops）论文集，爱尔兰都柏林，2020年7月，第1–6页。[12] D. Tse 和 P. Viswanath，《无线通信基础》。剑桥大学出版社，2005年。

[13] R. Wang、L. Liu、S. Zhang 和 C. Yu，《智能反射面辅助网络中的一种新型信道估计策略》，载于IEEE全球通信会议（GLOBECOM）论文集，西班牙马德里，2021年12月，第1–6页。[14] S. Zarandi、A. Khalili、M. Rasti 和 H. Tabassum，《带内全双工小蜂窝网络中的多目标能量高效资源分配与用户关联》，IEEE Trans. Green Commun. Networking，第4卷，第4期，第1048–1060页，2020年7月。[15] W. Dinkelbach，《关于非线性分式规划》，Manage Sci，第13卷，第7期，第492–498页，1967年3月。[16] P. Cao、J. Thompson 和 H. V. Poor，《一种用于秩一约束问题的序贯约束松弛算法》，载于第25届欧洲信号处理会议（EUSIPCO）论文集，希腊科斯岛，2017年，第1060–1064页。[17] S. Boyd 和 L. Vandenberghe，《凸优化》。剑桥大学出版社，2004年。