利用智能反射面实现无线信息与能量同传干扰信道

Ying Gao，Qingqing Wu，*IEEE* 高级会员，Wen Chen，*IEEE* 高级会员，Celimuge Wu，*IEEE* 高级会员，Derrick Wing Kwan Ng，*IEEE Fellow*，以及 Naofal Al-Dhahir，*IEEE Fellow*

arXiv:2303.02950v2 [cs.IT] 5 Oct 2023

摘要—**本文研究了多用户多输入单输出（MISO）干扰信道（IFC）中智能反射面（IRS）辅助的无线信息与能量同传（SWIPT）问题，其中多个发射机（Txs）借助智能反射面为共享频谱中的相应接收机（Rxs）提供服务。我们的目标是在满足接收机个体能量收集（EH）约束的条件下，联合优化发射机处的发射协方差矩阵、智能反射面处的相移以及资源分配，以最大化接收机的和速率。为此，基于众所周知的功率分割（PS）和时间切换（TS）接收机结构，我们考虑了三种实用的传输方案，即智能反射面辅助混合TS-PS方案、智能反射面辅助时分多址（TDMA）方案以及智能反射面辅助TDMA-D方案。后两种方案的区别在于，发射机是否采用所有接收机都已知的确定性能量信号。尽管与三种传输方案对应的三个优化问题均具有非凸性，我们利用交替优化（AO）和逐次凸近似（SCA）技术，分别设计了计算效率较高的算法，以次优地解决这些问题。此外，我们针对这些问题设计了可行性检验方法，并据此构造所提算法的初始点。仿真结果表明，在各种设置下，就和速率以及能够满足的最大能量收集要求而言，我们所提的智能反射面辅助方案均显著优于不采用智能反射面的对应方案。此外，智能反射面辅助混合TS-PS方案通常在三种所提智能反射面辅助方案中实现最佳和速率性能；即使并非如此，增加IRS单元数量也总能实现该性能。**

索引词—**智能反射面、无线信息与能量同传、干扰信道、能量采集、资源分配。**

I. 引言

从环境中采集能量，可以为物联网（IoT）设备提供经济高效且几乎无限的能源供应，是比传统电池供电方案[1]更便捷、更环保的选择。与其他可再生能源（如太阳能和风能）相比，射频（RF）信号具有高度可用且易于控制的特点，因此更适合用于能量采集（EH）。另一方面，由于射频信号同时承载信息和能量，无线信息与能量同步传输（SWIPT）的概念应运而生，并受到越来越多的关注。事实上，Varshney 首先提出了 SWIPT 概念，并在 [2]中推导出容量-能量函数，用于刻画单输入单输出（SISO）平坦衰落信道中的速率-能量（R-E）权衡。此外， [3] 的作者将 [2]中的研究扩展到 SISO 频率选择性信道，并指出频域功率分配中存在非平凡的 R-E 权衡。上述两项研究都假设接收机电路能够同时从同一射频信号中解码信息并采集能量；然而，由于电路技术的限制，这在实际中可能尚无法实现 [4]。因此， [4] 的作者为同时具有信息解码（ID）和能量采集（EH）要求的共址接收机提出了两种实用的接收机结构，即时间切换（TS）和功率分割（PS）。此外， [4], 研究了三节点多输入多输出（MIMO）广播信道的 R-E 区域，并考虑了分离式接收机和共址接收机两种情况。此外，按照 [4],的研究，R-E 权衡研究进一步扩展到多用户多输入单输出（MISO）广播系统，涵盖采用 TS 的接收机 [5],、采用 PS 的接收机 [6], 、PS 与 TS 共存的接收机 [7],以及分离式接收机 [8]。

与此同时，已有若干针对更一般的多点对多点系统的无线信息与能量同传（SWIPT）研究。在这类系统中，多个发射机通过共享频谱与各自对应的接收机通信，例如 [9]–[16]。从无线信息传输（WIT）的角度来看，这类系统通常建模为干扰信道（IFCs）。然而，与不考虑能量收集的传统干扰信道不同，交叉链路干扰通常会损害信息解码，但有利于能量收集，因为强干扰可作为丰富的能量源。因此，无线信息与能量同传中自然存在有趣的速率-能量权衡

Q. Wu的工作得到了国家自然科学基金委员会62371289和国家自然科学基金委员会62331022的资助。W. Chen的工作得到了国家重点项目2020YFB1807700、国家自然科学基金委员会62071296、上海22JC1404000、20JC1416502和PKX2021-D02的资助。C. Wu的工作部分得到了ROIS NII开放协同研究23S0601的资助，部分得到了日本学术振兴会科研费项目21H03424的资助。D. W. K. Ng的工作得到了澳大利亚研究委员会发现项目（DP210102169、DP230100603）的资助。N. Al-Dhahir的工作得到了德克萨斯大学达拉斯分校Erik Jonsson杰出教授席位的支持。负责协调本文评审并批准其发表的副编辑为A.S.Cacciapuoti。（通讯作者：*Qingqing Wu*。）

Y. Gao 任职于中国上海 201210 的上海交通大学电子工程系，同时任职于中国澳门 999078 的澳门大学智慧城市物联网国家重点实验室（电子邮箱：yinggao@um.edu.mo）。

Q. Wu 和 W. Chen 任职于中国上海 201210 的上海交通大学电子工程系（电子邮箱：qingqingwu@sjtu.edu.cn；whenchen@sjtu.edu.cn）。

C. Wu 任职于日本东京 182-8585 的电气通信大学信息与工程研究生院（电子邮箱：clmg@is.uec.ac.jp）。

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

N. Al-Dhahir 任职于美国德克萨斯州理查森市 75080 邮编的德克萨斯大学达拉斯分校电气与计算机工程系（电子邮箱：aldhahir@utdallas.edu）。

，而无线信息与能量同传干扰信道中的传输策略设计是一个关键问题。根据信息与能量接收机在地理位置上是分离还是共址，我们可以将这一研究方向分为两条不同的研究路线。对于接收机分离的情况， [9]的作者首先研究了双用户多输入多输出干扰信道中的无线信息与能量同传，随后在 [10], 中将工作扩展到更一般的 K用户多输入多输出干扰信道，并揭示了最优传输策略的必要条件。此外， [9] 中的研究也在 [11]中扩展到发射机处信道状态信息不完美的情况。另一方面，对于接收机共址的情况， [12]的作者研究了双用户单输入单输出干扰信道中发射功率分配与接收功率分割比的联合设计。随后，这项工作分别在 [13]–[15] 和 [16], 中扩展到 K用户多输入单输出和多输入多输出干扰信道。具体而言， [14]的作者提出了三种实用的无线信息与能量同传方案，即功率分割（PS）方案、时分模式切换（TDMS）方案和时分多址（TDMA）方案。有趣的是， [14]表明，在满足接收机能量收集要求的同时最大化和速率时，这三种方案中没有一种能始终优于另外两种。具体来说，直达链路占主导时，功率分割方案通常表现最佳；而交叉链路占主导时，时分模式切换方案通常表现最佳。此外，如果干扰极强且能量收集要求也很严格，时分多址方案可能表现最佳。

尽管理论研究已取得丰硕进展，但在实践中实现SWIPT系统仍面临诸多挑战。例如，由于路径损耗严重，无线能量传输（WPT）的效率会随着传输距离的增加而迅速下降，这从根本上限制了SWIPT系统的性能。近年来，由大量低成本反射单元组成的智能反射面（IRS）已成为提升WPT和WIT效率的一种有前景的解决方案 [17]。通过实时调整各个反射单元，以调节入射信号的相移，IRS能够实现精细的无源波束成形增益，从而重构无线传播信道，以实现不同的设计目标 [18]。特别是，

首次在 [19]中揭示，智能反射面能够在用户接收功率方面提供渐近平方功率增益，这促使大量研究致力于利用智能反射面提升WIT [20]–[23], WPT[24], ，包括下行无线能量传输和上行无线信息传输 [25], [26], 以及SWIPT [27]–[31]的性能。例如，对于智能反射面辅助无线信息与能量同传系统， [27]表明，在能量接收器附近部署智能反射面，可以显著扩大WPT的工作范围以及相应可实现的信干噪比（SINR）-能量区域。此外， [28] 和 [29] 中的结果分别表明，与不采用智能反射面的传统系统相比，智能反射面辅助无线信息与能量同传系统在接入点所需的总发射功率以及信息接收器的加权和速率方面均具有明显优势。除此之外，在信息与能量接收机相互分离的 [27]–[29] 中，

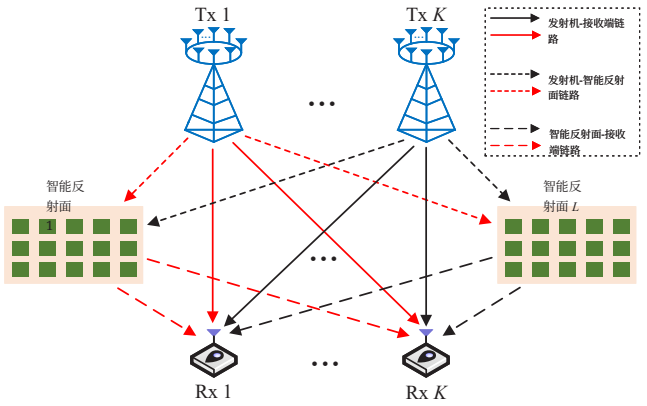


图1. 多用户MISO干扰信道中的IRS辅助无线信息与能量同传示意图。

[30] 的作者基于功率分割接收器结构考虑了共址接收机，并研究了智能反射面辅助无线信息与能量同传系统的最大化最小能量效率（EE）问题。他们的仿真结果验证了智能反射面提升系统EE的有效性。此外， [31]的作者表明，智能反射面能够在具有量化智能反射面相移鲁棒性的情况下引入显著的R-E增益。

尽管上述研究已在各种设置和准则下验证了将智能反射面集成到SWIPT系统中的优势，但据我们所知，智能反射面辅助的SWIPT在干扰信道中的研究仍处于起步阶段。我们注意到，已有若干研究探讨了智能反射面辅助的干扰信道（例如，见 [32]–[34]）。然而， [32]–[34] 提出的发射/反射波束成形和资源分配设计并未考虑无线能量传输。因此，其结果可能无法在智能反射面辅助的、采用SWIPT的干扰信道中实现令人满意的信息速率与能量采集权衡，甚至无法满足接收机的能量采集要求。此外，在将智能反射面引入采用SWIPT的干扰信道时，仍有一些基本问题尚不清楚或未得到研究。首先，在引入智能反射面后，*[14]*三种传输策略之间的性能比较结果是否仍然成立？提出这一问题是因为，与不采用时分的功率分割方案相比，时分复用传输方案和时分多址方案允许智能反射面在不同的时隙采用不同的相移向量，以定制有利的时变信道。因此，尚不清楚智能反射面能否为时分复用传输方案和时分多址方案带来比功率分割方案更大的性能增益，从而改写无智能反射面情况下的性能比较结果。此外，由于 [14]中的三种方案并非总有一种能够优于其他方案，另一个问题随之而来：我们能否提出一种融合这三种方案中若干方案的新传输策略，甚至使其始终优于它们？

受上述未解决问题的启发，我们研究多用户多输入单输出干扰信道中的IRS辅助无线信息与能量同传，其中部署多个智能反射面，以辅助多个发射机与其对应接收机之间的下行无线信息与能量同传，如图1所示。我们的目标是在满足各接收机个体

接收机的能量收集要求。我们的主要贡献总结如下。

- 我们针对干扰信道（IFC）中的无线信息与能量同传（SWIPT），考虑三种实用传输方案，分别是IRS辅助混合TS-PS方案、智能反射面辅助时分多址方案和IRS辅助时分多址-D方案。第一种方案是一种新策略，它统一了 [14]中的功率分割和时分复用传输方案。第三种方案与第二种方案的区别在于，发射机发送的能量信号对于所有接收机而言都是已知的确定性信号。对于每种方案，我们都构建了一个和速率最大化问题，其中联合优化不同时间隙中的发射协方差矩阵和IRS相移，并进行资源分配，以充分利用可用自由度（DoF）。这些非凸问题具有相互耦合的优化变量，与[14]中的问题相比有显著差异，求解难度也大得多。这主要是因为引入了新的时变IRS相移变量。此外，统一的混合TS-PS方案需要同时优化时隙切换和功率分割相关变量，这进一步增加了解决方案设计的复杂性。

- 为处理这些非凸形式的问题，我们首先基于适当的变量替换、交替优化（AO）方法和逐次凸近似（SCA）技术，提出次优算法。此外，我们揭示所得解的有用性质，以提供重要的工程启示。最后，我们给出检验这些问题可行性的方法，并据此为所提算法构造初始点。

- 数值结果表明：1）分布式IRS部署相较于集中式IRS部署的性能优势，或反之，取决于发射机-接收机对的地理分布；2）引入智能反射面改变了对所考虑方案进行比较时的一些基本结论；3）与不使用智能反射面的对应方案相比，我们提出的智能反射面辅助方案在可达速率和收集能量方面表现出色；4）在所考虑的所有方案中，IRS辅助混合时分-功率分割方案通常能获得最高和速率；若非如此，我们总能通过增加IRS单元数量来实现这一点。

本文其余部分安排如下。第二节介绍不同传输策略下多用户多输入单输出干扰信道的系统模型与问题表述。第三节和第四节分别给出针对所表述的三个问题所提出的算法。第五节分别介绍所表述问题的可行性检查方法，以及所提算法的初始化方法。第六节给出数值结果，以展示所提算法的有效性并比较其性能。第七节总结全文。

符号说明：小写字母表示标量，粗体小写（大写）字母表示向量（矩阵）。令 $\mathbb{C}^{M\times N}$ 表示 $M\times N$ 复值矩阵的空间。迹、转置、共轭转置和期望算子分别记为 $\mathrm{tr}(\cdot)$、$(\cdot)^T$、$(\cdot)^H$ 和 $\mathbb{E}(\cdot)$。$\mathrm{diag}(\cdot)$ 表示对角化运算。集合 $\mathcal{K}$ 的基数记为 $|\mathcal{K}|$。$\mathcal{CN}(\boldsymbol{\mu},\ \boldsymbol{\Sigma})$ 表示均值向量为 $\boldsymbol{\mu}$、协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}$的复高斯分布。$\{a_i\}_{i\in\mathcal{I}}$ 表示所有变量 a_i 的集合，其中 i 属于集合 $\mathcal{I}$。$\mathbf{0}$ 表示全零矩阵，其维度由上下文决定。$\mathbf{S}\succeq\mathbf{0}$表示$\mathbf{S}$ 是半正定矩阵。j 表示虚数单位，即 $j^2=1$；$\mathrm{Re}\{\cdot\}$ 表示复数的实部。$[\cdot]_m$ 表示向量的第 m个元素，而矩阵的第（m，n）个元素记为$[\cdot]_{m,n}$。$\mathrm{rank}(\cdot)$表示矩阵的秩。

II. 系统模型与问题表述

如图1所示，我们考虑一个由 L 个无源IRS[1] 辅助的窄带多输入单输出干扰信道，其中有 K 个发射机-接收机对，分别以 $\mathcal{L}=\{1,\cdots,L\}$ 和 $\mathcal{K}=\{1,\cdots,K\}$为索引。假设所有发射机均工作在同一频段。每个配备 M根天线的发射机为其对应的单天线接收端提供服务，同时对其他 $K-1$ 个接收机造成干扰。特别地，在存在 L个智能反射面的情况下，从发射机 k 到接收端 k （$k\in\mathcal{K}$）的通信链路不仅包括直达链路，还包括反射链路。需要注意的是，由于乘性路径损耗，我们忽略经历两次或更多次反射的信号 [29]–[31]。在每个接收端，接收信号可用于信息解码或能量收集，也可分为两部分，分别用于信息解码和能量收集。不失一般性，将总传输时段归一化为单位长度。

假设 IRS ℓ ($\ell\in\mathcal{L}$) 配备了 N_ℓ 个反射单元。所有 IRS 单元的集合表示为 $\mathcal{N}$ with $|\mathcal{N}|=N=\sum_{\ell=1}^{L}N_\ell$。令 $\mathbf{G}_i,\ell\in\mathbb{C}^{N_\ell\times M}$、$\mathbf{f}_{\ell,k}^H\in\mathbb{C}^{1\times N_\ell}$ 和 $\mathbf{h}_{i,k}^H\in\mathbb{C}^{1\times M}$ 分别表示从发射机 i 到 IRS ℓ、从 IRS ℓ 到接收端 k 以及从发射机 i 到接收端 k的等效基带信道。记 $\boldsymbol{\Phi}_{i,\ell,k}=\mathrm{diag}\left(\mathbf{f}_{\ell,k}^H\right)\mathbf{G}_{i,\ell}\in\mathbb{C}^{N_\ell\times M}$ 为发射机 i 经由 IRS ℓ 到接收端 k 的级联信道。为量化性能极限，我们假设可以利用现有的信道估计方法（例如 [39], [40]）获取所有相关信道的完美信道状态信息。

A. IRS辅助混合TS-PS方案

对于图2(a)所示的混合 TS-PS 方案，传输时段被划分为三个时隙。所有接收机在时隙1中均工作于能量采集模式，在时隙2中将接收信号分割为两路数据流，分别用于信息解码和能量采集，并在时隙3中切换至信息解码模式。假设第 j 个时隙的时间占比为 $\tau_j\in[0,1]$，$j\in\{1,2,3\}$。记 $\boldsymbol{x}_{i,j}\in\mathbb{C}^{M\times 1}$ 为发射机 i 在时隙 j 中发送的信号向量。假设 $\{\boldsymbol{x}_{i,j}\}_{i\in\mathcal{K}}$ 在 i 上相互独立。我们进一步假设每个发射机均采用高斯码本，并且 $\boldsymbol{x}_{i,j}\sim\mathcal{CN}(\mathbf{0},\mathbf{S}_{i,j})$，其中 $\mathbf{S}_{i,j}=\mathbb{E}\left(\boldsymbol{x}_{i,j}\boldsymbol{x}_{i,j}^H\right)\succeq\mathbf{0}$ 表示

[1]作为对干扰信道中无线信息与能量同传的不同智能反射面辅助传输策略进行性能比较的初步研究，我们考虑最简单的IRS架构，即无源IRS [35]。未来可以将这项工作拓展到有源IRS [36], 混合IRS [37], 智能全向表面 [38], 等情形，考察所得结果是否仍然成立。

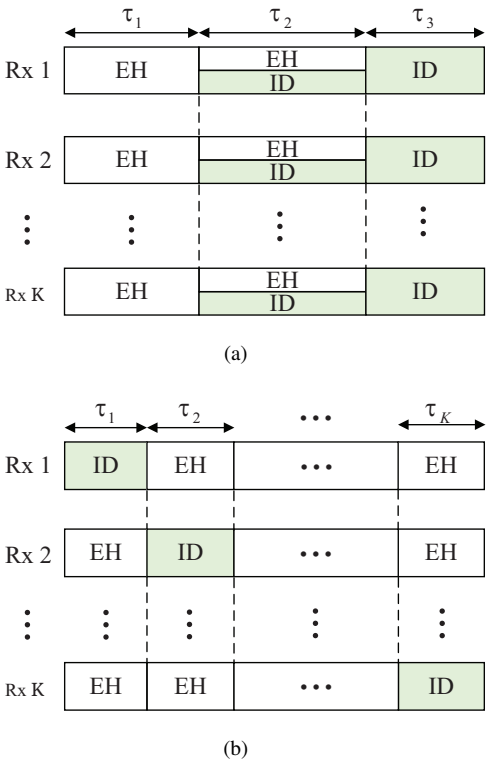


图 2. 所提出传输策略的示意图：(a) IRS辅助混合TS-PS方案；(b) IRS辅助TDMA和TDMA-D方案。

发射机 Tx i 在时隙 j [14]的发射协方差矩阵。令 $\boldsymbol{\Theta}_{\ell,j}=\mathrm{diag}\left(\beta_{\ell,1,j}e^{\jmath\theta_{\ell,1,j}},\cdots,\beta_{\ell,N_\ell,j}e^{\jmath\theta_{\ell,N_\ell,j}}\right)$ 表示时隙 j中第 ℓ 个智能反射面所采用的反射系数矩阵，其中 $\beta_{\ell,n,j}$ 和 $\theta_{\ell,n,j}$ 分别表示单元 $n\in\{1,\cdots,N_\ell\}$的反射幅度和相移。此外，$\beta_{\ell,n,j}$ 和$\theta_{\ell,n,j}$ 可以分别在 $[0,1]$和 $[0,2\pi)$ 范围内独立调节 [35], [41]。不难看出，在不使用智能反射面的情况下，当$\tau_1=\tau_3=0$ 和 $\tau_2=0$时，该方案分别退化为 [14] 中的功率分割和时分复用传输方案。

• 时隙 1：时隙 1 中接收端 Rx k, $k\in\mathcal{K}$处的基带接收信号为

$$\begin{aligned}y_{k,1}&=\sum_{i=1}^{K}\left(\sum_{\ell=1}^{L}\mathbf{f}_{\ell,k}^{H}\boldsymbol{\Theta}_{\ell,1}\mathbf{G}_{i,\ell}+\mathbf{h}_{i,k}^{H}\right)\boldsymbol{x}_{i,1}+\tilde{n}_k\\&=\sum_{i=1}^{K}\left(\sum_{\ell=1}^{L}\mathbf{u}_{\ell,1}^{H}\boldsymbol{\Phi}_{i,\ell,k}+\mathbf{h}_{i,k}^{H}\right)\boldsymbol{x}_{i,1}+\tilde{n}_k\\&=\sum_{i=1}^{K}\mathbf{v}_1^{H}\mathbf{H}_{i,k}\boldsymbol{x}_{i,1}+\tilde{n}_k,\end{aligned}\tag{1}$$

其中，$\mathbf{u}_{\ell,1}^{H}=\left[\beta_{\ell,1,1}e^{\jmath\theta_{\ell,1,1}},\cdots,\beta_{\ell,N_\ell,1}e^{\jmath\theta_{\ell,N_\ell,1}}\right]$，$\mathbf{v}=\left[\mathbf{u}_{1,1}^{H}\cdots\mathbf{u}_{L,1}^{H}1\right]^{H}$，$\mathbf{u}_{i,1}$，$\mathbf{H}_{i,k}=\left[\boldsymbol{\Phi}_{i,1,k}\cdots\boldsymbol{\Phi}_{i,L,k}\ \mathbf{h}_{i,k}^{H}\right]^{H}$，以及，表示接收端 k处的射频带天线噪声，其中 σ_k^2为噪声方差。采用线性能量收集模型[27]–[29] 并忽略可忽略的噪声功率后，接收端 k在 τ_1期间收集的射频带能量可表示为 $Q_{k,1}=\zeta\tau_1\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^{H}\mathbf{S}_{i,1}\right)$，其中$\mathbf{a}_{i,k,1}^{H}=\mathbf{v}_1^{H}\mathbf{H}_{i,k}$以及 $\zeta\in(0,1]$表示每个接收端的恒定能量转换效率。

•时隙 2：在接收端 Rx k，分配用于信息解码的信号功率部分记为 $\rho_k\in[0,1]$，用于能量收集的部分记为 $1-\rho_k$。与式 (1) 类似，时隙 2 中接收端 Rx k 用于信息解码和能量收集的接收信号可分别写为

$$y_{k,2}=\frac{\sqrt{1-\rho_k}\left(\sum_{i=1}^{K}\mathbf{v}_2^{H}\mathbf{H}_{i,k}\boldsymbol{x}_{i,2}+\tilde{n}_k\right)}{\text{ID},}$$

$$_{k,2}=\sqrt{\rho_k}\left(\sum_{i=1}^{K}\mathbf{v}_2^{H}\mathbf{H}_{i,k}\boldsymbol{x}_{i,2}+\tilde{n}_k\right)+\hat{}\quad\text{和 EH,}$$

$$\mathbf{v}\ \mathbf{H}_{i,k},,_{,2},,,,\quad\text{其中 v2 表示}$$

该时隙内与所有智能反射面相关联的相移向量，满足 $\mathbf{v}_2=\left[\mathbf{u}_{1,2}^{H},\cdots,\mathbf{u}_{L,2}^{H},1\right]^{H}$和 $\mathbf{u}_{\ell,2}^{H}=\left[\beta_{\ell,1,2}e^{\jmath\theta_{\ell,1,2}},\cdots,\beta_{\ell,N_\ell,2}e^{\jmath\theta_{\ell,N_\ell,2}}\right]$，而 $\hat{}\sim\mathcal{CN}\left(0,\sigma_k^2\right)$，$\hat{}$ 表示基带处理噪声。将交叉链路干扰视为噪声后，接收端 Rx k 的可达速率（比特/秒/赫兹，bps/Hz）为 $R_{k,2}=\tau_2\log_2(1+\gamma_{k,2})$，其中

$$\gamma_{k,2}=\frac{\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{k,k,2}\mathbf{a}_{k,k,2}^{H}\mathbf{S}_{k,2}\right)}{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^{H}\mathbf{S}_{i,2}\right)+\tilde{\sigma}_k^2+\frac{\hat{\sigma}_k^2}{\rho_k}},\tag{2}$$

其中 $\mathbf{a}_{i,k,2}^{H}=\mathbf{v}_2^{H}\mathbf{H}_{i,k}$，$i,k\in\mathcal{K}$。另一方面，接收端 k在τ_2期间收集的射频带能量可表示为 $Q_{k,2}=\zeta\tau_2(1-\rho_k)\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^{H}\mathbf{S}_{i,2}\right)$, $k\in\mathcal{K}$。•时隙 3：在此时隙中，接收端 k, $k\in\mathcal{K}$的可达速率（单位：比特/秒/赫兹）可表示为 $R_{k,3}=\tau_3\log_2(1+\gamma_{k,3})$，其中

$$\gamma_{k,3}=\frac{\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{k,k,3}\mathbf{a}_{k,k,3}^{H}\mathbf{S}_{k,3}\right)}{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^{H}\mathbf{S}_{i,3}\right)+\sigma_k^2},\tag{3}$$

其中 $\sigma_k^2=\tilde{\sigma}_k^2+\hat{}\sigma_k^2$，这意味着接收端 k存在两种噪声：射频带天线噪声$\tilde{n}_k$ 和基带处理噪声 $\hat{}n_k$ [4]。此外，$\mathbf{a}_{i,k,3}^{H}=\mathbf{v}_3^{H}\mathbf{H}_{i,k}$，其中$\mathbf{v}_3$ 表示与时隙 3 中所有智能反射面相关联的相移向量，$\mathbf{v}_3=\left[\mathbf{u}_{1,3}^{H},\cdots,\mathbf{u}_{L,3}^{H},1\right]^{H}$以及$\mathbf{u}_{\ell,3}$。

*B. IRS*辅助*TDMA*与*TDMA-D*方案

对于图2(b)所示的基于TDMA的IRS辅助方案，我们将传输时段划分为 K 个时隙，每个时隙占据 $\tau_j\in[0,1]$ 的时间$\forall j\in\mathcal{K}$。第 k个接收端仅在第k个时隙处于信息解码模式，在其他 $K-1$ 个时隙则处于能量采集模式。令$\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}$ 表示第i个发射机在第 j个时隙的发射协方差矩阵。此外，$\mathbf{v}_j=\left[\beta_{1,1,j}e^{\jmath\theta_{1,1,j}},\cdots,\beta_{L,N_L,j}e^{\jmath\theta_{L,N_L,j}},1\right]^{H}$表示与第 L个智能反射面相关的时隙 j的相移向量。

1）智能反射面辅助时分多址方案：假设在时隙 k中，由发射机 i的随机未知能量信号在接收端 k 引起的干扰无法消除，$i\in\mathcal{K}\backslash\{k\}$。

那么，接收端 k 的可达速率（比特/秒/赫兹）为$R_k = \tau_k \log_2(1+\gamma_k)$，其中

$$\gamma_k = \frac{\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{k,k}\mathbf{b}_{k,k}^H \mathbf{S}_{k,k}\right)}{\sum_{i=1,i\neq k}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{b}_{i,k}^H \mathbf{S}_{i,k}\right) + \sigma_k^2}, \tag{4}$$

其中 $\mathbf{b}_{i,k}^H = \mathbf{v}_k^H \mathbf{H}_{i,k},\ i,k \in \mathcal{K}$。另一方面，接收端 k 在整个传输时段内收集的能量为 $Q_k = \sum_{j=1,j\neq k}^{K} \zeta\tau_j \sum_{i=1}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{c}_{i,k,j}\mathbf{c}_{i,k,j}^H \mathbf{S}_{i,j}\right)$，其中 $\mathbf{c}_{i,k,j}^H = \mathbf{v}_j^H \mathbf{H}_{i,k},\ i,k,j \in \mathcal{K}$。

2）IRS辅助TDMA-D方案：具体而言，当某个接收端处于能量采集模式时，其对应的发射机可以发送所有接收机都已知的确定性信号（例如训练/导频信号）。这意味着，在时隙 k 中，处于信息解码模式的接收端 k可以消除能量信号引入的交叉链路干扰，从而提高其数据速率。因此，接收端 k 的可达速率（单位为比特/秒/赫兹）可表示为 $R_k^{\mathrm{D}} = \tau_k \log_2\left(1+\gamma_k^{\mathrm{D}}\right)$，其中

$$\gamma_k^{\mathrm{D}} = \frac{\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{k,k}\mathbf{b}_{k,k}^H \mathbf{S}_{k,k}\right)}{\sigma_k^2}. \tag{5}$$

C. 问题表述

我们的目标是通过联合优化所有时隙中的发射协方差矩阵和 IRS 相位移向量以及资源分配，在满足各接收机的能量收集要求的同时，使接收机的和速率最大化，具体表示为 $E_k, k \in \mathcal{K}$。对于 IRS 辅助的混合 TS-PS 方案，所关注的问题可数学表述为

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P1}):\ \max_{\substack{\{\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\{\rho_k\},\\ \{\mathbf{v}_j\},i,k\in\mathcal{K},j\in\{1,2,3\}}}\ & \sum_{k=1}^{K}\Big[\tau_2\log_2\left(1+\gamma_{k,2}\right) \\
& +\tau_3\log_2\left(1+\gamma_{k,3}\right)\Big] && \text{(6a)}\\
\text{s.t.}\ \ & \zeta\tau_1\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^H\mathbf{S}_{i,1}\right) \\
& +\zeta\tau_2\left(1-\rho_k\right)\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{S}_{i,2}\right)\geq E_k, \\
& \forall k\in\mathcal{K}, && \text{(6b)}\\
& \mathrm{tr}\left(\mathbf{S}_{i,j}\right)\leq P_i,\ \forall i\in\mathcal{K}, j\in\{1,2,3\}, && \text{(6c)}\\
& \sum_{j=1}^{3}\tau_j\leq 1,\ \tau_j\geq 0,\ \forall j\in\{1,2,3\}, && \text{(6d)}\\
& 0\leq\rho_k\leq 1,\ \forall k\in\mathcal{K}, && \text{(6e)}\\
& \left|[\mathbf{v}_j]_n\right|\leq 1,\ [\mathbf{v}_j]_{N+1}=1,\ \forall n\in\mathcal{N}, j\in\{1,2,3\}, && \text{(6f)}
\end{aligned}$$

其中，(6c) 中的 $P_i > 0$ 表示 Tx i $i \in \mathcal{K}$ 的最大瞬时发射功率，(6d) 和 (6e) 分别对时间分配和功率分割比施加约束，而 (6f) 则确保 IRS 相移向量满足模约束。同样，对于 IRS 辅助 TDMA 和 TDMA-D 方案，相应的和速率最大化问题可分别表述如下

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P2}):\ \max_{\substack{\{\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\\ \{\mathbf{v}_j\},i,j\in\mathcal{K}}}\ & \sum_{k=1}^{K}\tau_k\log_2\left(1+\gamma_k\right) && \text{(7a)}\\
\text{s.t.}\ \ & \sum_{j=1,j\neq k}^{K}\zeta\tau_j\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{c}_{i,k,j}\mathbf{c}_{i,k,j}^H\mathbf{S}_{i,j}\right)\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, && \text{(7b)}\\
& \mathrm{tr}\left(\mathbf{S}_{i,j}\right)\leq P_i,\ \forall i,j\in\mathcal{K}, && \text{(7c)}\\
& \sum_{j=1}^{K}\tau_j\leq 1,\ \tau_j\geq 0,\ \forall j\in\mathcal{K}, && \text{(7d)}\\
& \left|[\mathbf{v}_j]_n\right|\leq 1,\ [\mathbf{v}_j]_{N+1}=1,\ \forall n\in\mathcal{N}, j\in\mathcal{K}, && \text{(7e)}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
(\mathrm{P2\text{-}D}):\ \max_{\substack{\{\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\\ \{\mathbf{v}_j\},i,j\in\mathcal{K}}}\ & \sum_{k=1}^{K}\tau_k\log_2\left(1+\gamma_k^{\mathrm{D}}\right) && \text{(8a)}\\
\text{s.t.}\ \ & \text{(7b)}-\text{(7e)}. && \text{(8b)}
\end{aligned}$$

需要注意的是，由于所有目标函数中的优化变量相互耦合，且能量收集约束也存在复杂的耦合关系，上述三个问题均非凸。因此，即使并非不可能，最优求解这些问题也极其困难。

III. (P1)的所提算法

为解决（P1），我们采用交替优化方法，该方法已广泛用于现有研究中的 IRS 相关优化问题（例如，[20], [21], [27]）。然而，问题（P1）涉及的优化变量集比 [20], [21], [27] 中考虑的更多，后者通常仅关注发射与反射波束成形设计。尽管如此，我们仍通过将这些优化变量划分为仅有的两个块来高效处理，即 $\{\{\mathbf{S}_{i,\ j}\},\ \{\tau_j\},\ \{\rho_k\}\}$ 和 $\{\mathbf{v}_j\}$。更多细节将在后续小节中介绍。

A. Optimizing $\{\{\mathbf{S}_{i,j}\},\{\tau_j\},\{\rho_k\}\}$ for Given $\{\mathbf{v}_j\}$

对于任意固定的 $\{\mathbf{v}_j\}$，(P1) 可化简为

$$\begin{aligned}
\max_{\substack{\{\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\{\rho_k\},\\ \{\mathbf{v}_j\},i,k\in\mathcal{K},j\in\{1,2,3\}}}\ & \sum_{k=1}^{K}\Big[\tau_2\log_2\left(1+\gamma_{k,2}\right) \\
& +\tau_3\log_2\left(1+\gamma_{k,3}\right)\Big] && \text{(9a)}\\
\text{s.t.}\ \ & \text{(6b)}-\text{(6e)}. && \text{(9b)}
\end{aligned}$$

为使该问题更易于处理，我们采用变量替换 $\mathbf{W}_{i,j} = \tau_j\mathbf{S}_{i,j}$ 并引入松弛变量 $\{e_k\}$，使得 $\frac{e_k}{\tau_2} = \frac{1}{\rho_k}$，其中 $i,k \in \mathcal{K}$ 且 $j \in \{1,2,3\}$。随后，问题（9）可等价地转化为问题（10），如下一页顶部所示。其中，约束（10b）是将 $\frac{e_k}{\tau_2} = \frac{1}{\rho_k}\ \forall k \in \mathcal{K}$ 的等号替换为不等号得到的，因为在问题（10）的最优解处该约束是活跃的；否则，我们可以通过减小 e_k 来进一步改善目标函数。接下来，我们着重求解非凸问题（10），其非凸性源于

$$\max_{\substack{\{\mathbf{W}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\{\rho_k\},\\ \{e_k\},i,k\in\mathcal{K},j\in\{1,2,3\}}} \quad \sum_{k=1}^{K}\tau_2\log_2\left(1+\frac{\frac{\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{k,k,2}\mathbf{a}_{k,k,2}^H\mathbf{W}_{k,2}\right)}{\tau_2}}{\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{W}_{i,2}\right)}{\tau_2}+\tilde{\sigma}_k^2+\frac{e_k\hat{\sigma}_k^2}{\tau_2}}\right)$$
$$+\sum_{k=1}^{K}\tau_3\log_2\left(1+\frac{\frac{\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{k,k,3}\mathbf{a}_{k,k,3}^H\mathbf{W}_{k,3}\right)}{\tau_3}}{\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^H\mathbf{W}_{i,3}\right)}{\tau_3}+\sigma_k^2}\right) \tag{10a}$$

$$\text{s.t.} \quad \frac{e_k}{\tau_2}\geq\frac{1}{\rho_k},\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{10b}$$

$$\zeta\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^H\mathbf{W}_{i,1}\right)+\zeta\left(1-\rho_k\right)\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{W}_{i,2}\right)\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{10c}$$

$$\mathrm{tr}\left(\mathbf{W}_{i,j}\right)\leq\tau_j P_i,\ \forall i\in\mathcal{K},j\in\{1,2,3\}, \tag{10d}$$

$$\text{(6d), (6e)}, \tag{10e}$$

目标函数以及（10b）和（10c）中的约束。在处理非凹目标函数之前，我们先将其重写为 $\sum_{k=1}^{K}(f_{k,2}-g_{k,2}+f_{k,3}-g_{k,3})\triangleq R_{\mathrm{sum}}^{\mathrm{Hy}}$，其中

$$f_{k,2}=\tau_2\log_2\left(\frac{\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{W}_{i,2}\right)}{\tau_2}+\frac{e_k\hat{\sigma}_k^2}{\tau_2}+\tilde{\sigma}_k^2\right), \tag{11}$$

$$g_{k,2}=\tau_2\log_2\left(\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{W}_{i,2}\right)}{\tau_2}+\frac{e_k\hat{\sigma}_k^2}{\tau_2}+\tilde{\sigma}_k^2\right), \tag{12}$$

$$f_{k,3}=\tau_3\log_2\left(\frac{\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^H\mathbf{W}_{i,3}\right)}{\tau_3}+\sigma_k^2\right), \tag{13}$$

$$g_{k,3}=\tau_3\log_2\left(\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^H\mathbf{W}_{i,3}\right)}{\tau_3}+\sigma_k^2\right). \tag{14}$$

很容易验证，上述四个函数的海森矩阵均为负半定，即 $f_{k,2}$, $g_{k,2}$, $f_{k,3}$ 和 $g_{k,3}$ 关于各自对应的变量均为联合凹函数。显然，$g_{k,2}$ 和 $g_{k,3}$ 的凹性导致了 $R_{\mathrm{sum}}^{\mathrm{Hy}}$ 的非凹性；然而，这为应用迭代逐次凸近似技术 [27]铺平了道路。具体而言，利用任意凹函数在任意点处的一阶泰勒展开是其全局上界这一事实，我们得到下一页页首所示的式（15）和式（16），其中 $\mathbf{W}_j=\{\mathbf{W}_{i,j}\}_{i\in\mathcal{K}\setminus\{k\}}$, $j\in\{2,3\}$, $\Psi_{k,2}^t=\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{W}_{i,2}\right)/\tau_2^t+e_k^t\hat{\sigma}_k^2/\tau_2^t+\tilde{\sigma}_k^2$, and $\Psi_{k,3}^t=\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^H\mathbf{W}_{i,3}\right)/\tau_3^t+\sigma_k^2$。此外，$\mathbf{W}_{i,j}^t$, e_k^t, ρ_k^t 和 τ_j^t 是第 t 次迭代中给定的局部点。因此，目标问题（10）的函数 $R_{\mathrm{sum}}^{\mathrm{Hy}}$ 由 $\sum_{k=1}^{K}\left(f_{k,2}-g_{k,2}^{\mathrm{ub},t}(\mathbf{W}_2,e_k,\tau_2)+f_{k,3}-g^{\mathrm{ub},t}_{k,3}(\mathbf{W}_3,\tau_3)\right)$ 下界约束，后者是一个凹函数。

接下来，我们处理非凸约束 (10b) 和 (10c)。首先，我们注意到 (10b) 等价于 $e_k\rho_k\geq\frac{1}{2}e_k+\rho_k^2-\frac{1}{2}\left(e_k^2+\rho_k^2\right),\ \forall k\in\mathcal{K}$。由于项 $\frac{1}{2}(e_k+\rho_k)^2$ 关于 e_k 和 ρ_k 联合凸，因此可在第 t 次迭代中给定的局部点 e_k^t 和 ρ_k^t 处，通过其一阶泰勒展开得到下界，即，

$$\frac{1}{2}\left(e_k+\rho_k\right)^2\geq-\frac{1}{2}\left(e_k^t+\rho_k^t\right)^2+\left(e_k^t+\rho_k^t\right)\left(e_k+\rho_k\right)\triangleq\chi^{\mathrm{lb},t}\left(e_k,\rho_k\right),\ \forall k\in\mathcal{K}. \tag{17}$$

随后，非凸约束 (10b) 的一个凸子集可表示为

$$\tau_2\leq\chi^{\mathrm{lb},t}\left(e_k,\rho_k\right)-\frac{1}{2}\left(e_k^2+\rho_k^2\right),\ \forall k\in\mathcal{K}. \tag{18}$$

其次，为处理约束 (10c)，我们首先引入松弛变量 $\{z_k\}$，并将 (10c) 转换为

$$\zeta\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^H\mathbf{W}_{i,1}\right)+z_k^2\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{19a}$$

$$\frac{z_k^2}{1-\rho_k}\leq\zeta\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\mathbf{W}_{i,2}\right),\ \forall k\in\mathcal{K}. \tag{19b}$$

不难看出，如果在最优解处，(19b) 中的任一约束满足严格不等式，则可以增大相应的 z_k^2，使该约束满足严格等式，同时不违反 (19a) 中的约束，也不降低目标值。这验证了 (10c) 与 (19) 的等价性。注意，约束 (19b) 是凸的，而约束 (19a) 因 z_k^2 这一凸项而非凸。与 (18) 类似，我们用 z_k^2 的一阶泰勒展开下界近似替代它，从而得到约束 (19a) 的以下凸子集：

$$\zeta\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^H\mathbf{W}_{i,1}\right)-\left(z_k^t\right)^2+2z_k^t z_k\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{20}$$

$$g_{k,2}\left(\mathbf{W}_2,e_k,\tau_2\right)\le\tau_2^t\log_2(\Psi_{k,2}^t)+\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H\left(\mathbf{W}_{i,2}-\mathbf{W}_{i,2}^t\right)\right)}{\Psi_{k,2}^t\ln 2}+\frac{\hat{\sigma}_k^2\left(e_k-e_k^t\right)}{\Psi_{k,2}^t\ln 2}$$
$$+\left(\log_2(\Psi_{k,2}^t)-\frac{\Psi_{k,2}^t-\tilde{\sigma}_k^2}{\Psi_{k,2}^t\ln 2}\right)\left(\tau_2-\tau_2^t\right)\triangleq g_{k,2}^{\mathrm{ub},t}\left(\mathbf{W}_2,e_k,\tau_2\right),\ \forall k\in\mathcal{K},\tag{15}$$

$$g_{k,3}\left(\mathbf{W}_3,\tau_3\right)\le\tau_3^t\log_2(\Psi_{k,3}^t)+\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^H\left(\mathbf{W}_{i,3}-\mathbf{W}_{i,3}^t\right)\right)}{\Psi_{k,3}^t\ln 2}$$
$$+\left(\log_2(\Psi_{k,3}^t)-\frac{\Psi_{k,3}^t-\sigma_k^2}{\Psi_{k,3}^t\ln 2}\right)\left(\tau_3-\tau_3^t\right)\triangleq g_{k,3}^{\mathrm{ub},t}\left(\mathbf{W}_3,\tau_3\right),\ \forall k\in\mathcal{K},\tag{16}$$

其中， z_k^t 是第 t次迭代中的给定局部点。

结合上述结果，第 t次迭代中针对非凸问题（10）的凸半定规划（SDP）可表示为

$$\max_{\Delta}\ \sum_{k=1}^K\Big(f_{k,2}-g_{k,2}^{\mathrm{ub},t}\left(\mathbf{W}_2,e_k,\tau_2\right)+f_{k,3}-g_{k,3}^{\mathrm{ub},t}\left(\mathbf{W}_3,\tau_3\right)\Big)\tag{21a}$$
$$\text{s.t.}\quad (18),(20),(19b),(10d),(6d),(6e),\tag{21b}$$

其中 $\Delta\triangleq\{\{\mathbf{W}_{i,\,j}\succeq\mathbf{0}\},\ \{\tau_j\},\ \{\rho_k\},\ \{e_k\},\ \{z_k\}\}$。问题（21）可以通过 CVX 等现有求解器得到最优解[42]。值得注意的是，问题（21）的解对于问题（10）也是可行的，但反之通常不成立。因此，通过求解问题（21），我们可以得到问题（10）最优值的一个下界。此外，对于问题（21），我们有以下命题。

命题 *1.* 假设问题（*21*）对于$P_i>0$ 以及 $E_k>0$, $\forall i,k\in\mathcal{K}$是可行的，则其最优解记为 $\{\{W_{i,j}^\star\},\{\tau_j^\star\},\{\rho_k^\star\},\{e_k^\star\},\{z_k^\star\}\}$，满足以下条件：*C1*：若 $\tau_1^\star>0$和 $\{a_{i,k,1}\}_{\forall k\in\mathcal{K}}$ 独立分布，则秩 $\left(W_{i,1}^\star\right)=1$；*C2*：若 $\tau_2^\star>0$、$tr\left(W_{i,2}^\star\right)=\tau_2^\star P_i$以及$\{a_{i,k,j}\}_{\forall k\in\mathcal{K},j\in\{1,2\}}$ 独立分布，则秩 $\left(W_{i,2}^\star\right)=1$；*C3*：若 $\tau_3^\star>0$、$tr\left(W_{i,3}^\star\right)=\tau_3^\star P_i$以及$\{a_{i,k,3}\}_{\forall k\in\mathcal{K}}$ 独立分布，则秩 $\left(W_{i,3}^\star\right)=1$。

证明。请参阅附录。 □

注 *1.* 值得注意的是，上述独立分布 $\{a_{i,k,1}\}_{\forall k\in\mathcal{K}}$, $\{a_{i,k,j}\}_{\forall k\in\mathcal{K},j\in\{1,2\}}$以及 $\{a_{i,k,3}\}_{\forall k\in\mathcal{K}}$ 的条件是充分但非必要的。例如，独立分布的 $\{a_{i,k,1}\}_{\forall k\in\mathcal{K}}$ 可保证附录中定义的矩阵 $\Upsilon_{i,1}$ 的主特征值重数为 *1*，但反之则不成立。实际上，在我们几乎所有的仿真中，如果 $\tau_j^\star>0 for\ \ j\in\{1,2,3\}$，则发射机 $i,i\in\mathcal{K}$采用全功率或零功率，并且我们几乎总有 $rank\left(W_{i,j}^\star\right)\le 1$。如何在更宽松的条件下从理论上刻画最优解结构，值得进一步研究。还值得一提的是，在命题 *1* 中揭示 $\{W_{i,j}^\star\}$ 的秩性质，旨在提供重要的工程启示，而 $\{\mathbf{W}_{i,j}^\star\}$ 不会影响所提算法的收敛性。

获得最优解后，我们可以通过设置 $\{\mathbf{S}_{i,\,j}^\star\}$ 来恢复，其中 $\tau_j^\star>0$时设置为$\mathbf{S}_{i,\,j}^\star=\mathbf{w}_{i,\,\tau_j^\star}^\star$，否则设置为 $\forall i\in\mathcal{K}, j\in\{1,2,3\}$。

B. 针对给定的 $\{\{\mathbf{S}_{i,\,j}\},\{\tau_j\},\{\rho_k\}\}$优化 $\{\mathbf{v}_j\}$

对于给定的 $\{\{\mathbf{S}_{i,\,j}\},\ \{\tau_j\},\ \{\rho_k\}\}$，仅优化 $\{\mathbf{v}_j\}$ 时，问题 **(P1)** 的子问题可表示为

$$\max_{\{\mathbf{v}_j\},j\in\{1,2,3\}}\ \sum_{k=1}^K\left[\tau_2\log_2\left(1+\bar{\gamma}_{k,2}\right)+\tau_3\log_2\left(1+\bar{\gamma}_{k,3}\right)\right]\tag{22a}$$
$$\text{s.t.}\quad \zeta\tau_1\sum_{i=1}^K\mathbf{v}_1^H\mathbf{A}_{i,k,1}\mathbf{v}_1+\zeta\tau_2\left(1-\rho_k\right)\sum_{i=1}^K\mathbf{v}_2^H\mathbf{A}_{i,k,2}\mathbf{v}_2\ge E_k,\ \forall k\in\mathcal{K},\tag{22b}$$
$$(6f),\tag{22c}$$

其中

$$\bar{\gamma}_{k,2}=\frac{\mathbf{v}_2^H\mathbf{A}_{k,k,2}\mathbf{v}_2}{\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathbf{v}_2^H\mathbf{A}_{i,k,2}\mathbf{v}_2+\tilde{\sigma}_k^2+\frac{\hat{\sigma}_k^2}{\rho_k}},\tag{23}$$

$$\bar{\gamma}_{k,3}=\frac{\mathbf{v}_3^H\mathbf{A}_{k,k,3}\mathbf{v}_3}{\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathbf{v}_3^H\mathbf{A}_{i,k,3}\mathbf{v}_3+\sigma_k^2},\tag{24}$$

其中 $\mathbf{A}_{i,\,k,\,j}=\mathbf{H}_{i,\,k}\mathbf{S}_{i,\,j}\mathbf{H}_{i}^H{}_{,\,k}$, $i,\ k\in\mathcal{K}$, $j\in\{1,2,3\}$。注意，问题（22）是非凸的，其目标函数非凹，且可行集也是非凸的。为便于求解问题（22），我们通过引入松弛变量 $\{\mu_{k,2}\}$ 和 $\{\mu_{k,3}\}$, $k\in\mathcal{K}$ 将其重新表述为

$$\max_{\substack{\{\mathbf{v}_j\},\{\mu_{k,2}\},\{\mu_{k,3}\},\\ j\in\{1,2,3\},k\in\mathcal{K}}}\ \sum_{k=1}^K\Big[\tau_2\log_2\left(1+\mu_{k,2}\right)+\tau_3\log_2\left(1+\mu_{k,3}\right)\Big]\tag{25a}$$
$$\text{s.t.}\quad \frac{\mathbf{v}_2^H\mathbf{A}_{k,k,2}\mathbf{v}_2}{\mu_{k,2}}\ge\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathbf{v}_2^H\mathbf{A}_{i,k,2}\mathbf{v}_2+\tilde{\sigma}_k^2+\frac{\hat{\sigma}_k^2}{\rho_k},\ \forall k\in\mathcal{K},\tag{25b}$$

$$\frac{\mathbf{v}_3^H \mathbf{A}_{k,k,3} \mathbf{v}_3}{\mu_{k,3}} \geq \sum_{i=1, i\neq k}^{K} \mathbf{v}_3^H \mathbf{A}_{i,k,3} \mathbf{v}_3 + \sigma_k^2, \ \forall k \in \mathcal{K}, \tag{25c}$$

(22b)，(6f)。 (25d)

问题（25）的最优性达到时，（25b）和（25c）中的所有约束均为紧约束，因此问题（22）和（25）等价。通过这种重新表述，目标函数现在是凹函数，但除了原有的非凸约束（22b）之外，还新增了非凸约束（25b）和（25c）。类似地，接下来我们将像上一小节一样，基于逐次凸近似技术处理这些约束的非凸性。为此，我们定义 $\mathcal{F}_{\mathbf{B}}(\mathbf{x}, y) \triangleq \mathbf{x}^H \mathbf{B} \mathbf{x} / y$ 和 $\mathcal{G}_{\mathbf{B}}(\mathbf{x}) \triangleq \mathbf{x}^H \mathbf{B} \mathbf{x}$，其中 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{M\times 1}$, $y > 0$ 且 $\mathbf{B} \succeq \mathbf{0}$。不难验证，$\mathcal{F}_{\mathbf{B}}(\mathbf{x}, y)$ 和 $\mathcal{G}_{\mathbf{B}}(\mathbf{x})$ 均为凸函数。因此，基于一阶泰勒展开，可以得到它们的仿射下界，分别记为 $\mathcal{F}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{B}}(\mathbf{x}, y) \triangleq 2\mathrm{Re}\left\{(\mathbf{x}^t)^H \mathbf{B}\mathbf{x}\right\} - \mathbf{x}^t \mathbf{B} (\mathbf{x}^t)^H \mathbf{B} \mathbf{x}^t / (y^t)^2 \quad y$ 和 $\mathcal{G}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{B}}(\mathbf{x}) \triangleq 2\mathrm{Re}\left\{(\mathbf{x}^t)^H \mathbf{B}\mathbf{x}\right\} - (\mathbf{x}^t)^H \mathbf{B} \mathbf{x}^t$，其中 $\mathbf{x}^t \in \mathbb{C}^{M\times 1}$ 和 $y^t > 0$ 为任意给定点。因此，给定第 t 次迭代中的局部可行点 $\{\mathbf{v}_j^t\}$ 和 $\{\mu_{k,j}^t\}$，我们可以将（25b）、（25c）和（22b）近似为

$$\mathcal{F}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{A}_{k,k,2}}(\mathbf{v}_2, \mu_{k,2}) \geq \sum_{i=1, i\neq k}^{K} \mathbf{v}_2^H \mathbf{A}_{i,k,2} \mathbf{v}_2 + \tilde{\sigma}_k^2 + \frac{\hat{\sigma}_k^2}{\rho_k}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \tag{26}$$

$$\mathcal{F}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{A}_{k,k,3}}(\mathbf{v}_3, \mu_{k,3}) \geq \sum_{i=1, i\neq k}^{K} \mathbf{v}_3^H \mathbf{A}_{i,k,3} \mathbf{v}_3 + \sigma_k^2, \ \forall k \in \mathcal{K}, \tag{27}$$

$$\zeta\tau_1 \sum_{i=1}^{K} \mathcal{G}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{A}_{i,k,1}}(\mathbf{v}_1) + \zeta\tau_2 (1-\rho_k) \sum_{i=1}^{K} \mathcal{G}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{A}_{i,k,2}}(\mathbf{v}_2) \geq E_k, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \tag{28}$$

分别通过将（25b）、（25c）和（22b）左侧（LHS）中的所有凸项替换为各自的下界得到。

因此，在第 t 次迭代中，通过求解以下问题，可以获得问题（25）的目标值下界

$$\max_{\substack{\{\mathbf{v}_j\},\{\mu_{k,2}\},\{\mu_{k,3}\},\\ j\in\{1,2,3\},k\in\mathcal{K}}} \ \sum_{k=1}^{K} \Big[\tau_2 \log_2(1+\mu_{k,2}) + \tau_3 \log_2(1+\mu_{k,3})\Big] \tag{29a}$$

$$\text{s.t.} \quad (26)-(28), (6f). \tag{29b}$$

注意，问题（29）是一个凸二次约束二次规划（QCQP），其数值解可以通过现成的求解器（例如 CVX [42]）获得。

C. 总体算法

基于上述结果，算法1给出了寻找问题(P1)次优解的总体算法，其中 $\Delta^t \triangleq \left\{\{\mathbf{W}_{i,j}^t\}, \{\tau_j^t\}, \{\rho_k^t\}, \{e_k^t\}, \{z_k^t\}\right\}$。

算法1（P1）的交替优化算法

1: 设置 $t = 0$。初始化 Δ^0、$\{\mathbf{v}_j^0\}$和 $\{\mu_{k,j}^0\}$。
2: **重复**
3: 通过求解给定 Δ^t 的问题（21），获得 Δ^{t+1} 并且 $\{\mathbf{v}_j^t\}$，并设置 $\mathbf{S}_i^{t+1}{}_{,j} = \mathbf{W}_i^{t+1}{}_{,j} / \tau_j^{t+1}$ 如果 $\tau_j^{t+1} > 0$, $\forall i \in \mathcal{K}$, $j \in \{1,2,3\}$ 和 $\mathbf{S}_i^{t+1}{}_{,j} = \mathbf{0}$ 否则。
4: 获得 $\{\mathbf{v}_j^{t+1}\}$ and $\{\mu_{k,j}^{t+1}\}$ by 求解 问题（29），给定 $\{\{\mathbf{S}_i^{t+1}{}_{,j}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}\}$, $\{\mathbf{v}_j^t\}$，以及 $\{\mu_{k,j}^t\}$.
5: 设置 $t = t+1$。
6: **直至** 目标函数值 (P1) 的分数增量在两次连续迭代之间低于某个阈值 $\epsilon > 0$。

下面，我们给出算法1的详细收敛性证明。首先，将 $R(\{\mathbf{S}_{i,j}\}, \{\tau_j\}, \{\rho_k\}, \{\mathbf{v}_j\})$、$r_1(\Delta\backslash\{z_k\}, \{\mathbf{v}_j\})$和 $r_1^{\mathrm{lb}}(\Delta, \{\mathbf{v}_j\})$分别定义为问题(P1)、(10)和(21)的目标值。于是，在算法1的步骤3中，有

$$\begin{aligned} & R\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^t\}, \{\tau_j^t\}, \{\rho_k^t\}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right) \\ & \overset{(a)}{=} r_1\left(\Delta^t \backslash \{z_k^t\}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right) \\ & \overset{(b)}{=} r_1^{\mathrm{lb}}\left(\Delta^t, \{\mathbf{v}_j^t\}\right) \\ & \overset{(c)}{\leq} r_1^{\mathrm{lb}}\left(\Delta^{t+1}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right) \\ & \overset{(d)}{\leq} r_1\left(\Delta^{t+1} \backslash \{z_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right) \\ & \overset{(e)}{=} R\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right), \end{aligned} \tag{30}$$

其中，(a) 和 (e) 成立，因为问题（10）等价于问题（9）（即在给定 $\{\mathbf{v}_j^t\}$ 的情况下，(P1) 的第一个子问题）；(b) 成立，因为在给定 Δ^t 的情况下，(15) 和 (16) 中的一阶泰勒展开分别是紧的，这意味着问题（21）在 Δ^t 处的目标值等于问题（10）在 $\Delta^t\backslash\{z_k^t\}$ 处的目标值；(c) 成立，因为在给定 $\{\mathbf{v}_j^t\}$ 的情况下，Δ^{t+1} 是问题（21）的最优解；(d) 成立，因为问题（21）的最优值为问题（10）的最优值提供了一个下界。其次，将 $r_2(\{\mathbf{S}_{i,j}\}, \{\tau_j\}, \{\rho_k\}, \{\mathbf{v}_j\}, \{\mu_{k,j}\})$ 和 $r_2^{\mathrm{lb}}(\{\mathbf{S}_{i,j}\}, \{\tau_j\}, \{\rho_k\}, \{\mathbf{v}_j\}, \{\mu_{k,j}\})$ 分别定义为问题（25）和（29）的目标值。然后，在算法1的第4步中，基于与上文解释 (30) 时类似的原因，可得以下结果：

$$\begin{aligned} & R\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right) \\ & = r_2\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^t\}, \{\mu_{k,j}^t\}\right) \\ & = r_2^{\mathrm{lb}}\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^t\}, \{\mu_{k,j}^t\}\right) \\ & \leq r_2^{\mathrm{lb}}\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^{t+1}\}, \{\mu_{k,j}^{t+1}\}\right) \\ & \leq r_2\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^{t+1}\}, \{\mu_{k,j}^{t+1}\}\right) \\ & = R\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\}, \{\tau_j^{t+1}\}, \{\rho_k^{t+1}\}, \{\mathbf{v}_j^{t+1}\}\right). \end{aligned} \tag{31}$$

根据式（30）和（31），我们有

$$R\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^t\}, \{\tau_j^t\}, \{\rho_k^t\}, \{\mathbf{v}_j^t\}\right)$$

$$\leq R\left(\{\mathbf{S}_{i,j}^{t+1}\},\{\tau_j^{t+1}\},\{\rho_k^{t+1}\},\{\mathbf{v}_j^{t+1}\}\right), \tag{32}$$

这表明，通过重复执行算法1的步骤3至5，我们可以得到（P1）目标值的一个非递减序列。此外，（P1）的最优值有上界。因此，算法1保证收敛。

每次迭代中，算法1的主要计算复杂度在于求解半定规划问题（21）和QCQP问题（29）。根据 [43]和 [44],中的复杂度分析，求解问题（21）的计算开销为 $\mathcal{O}\left(\sqrt{M}\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\left(KM^3+K^2M^2+K^3\right)\right)$，求解问题（29）的计算开销为 $\mathcal{O}\left(\sqrt{KN}\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\left(KN^4+K^2N^3+K^3N^2\right)\right)$，其中 $\varepsilon>0$表示给定的解精度。因此，算法1 $\mathcal{O}\Big[\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\Big(\sqrt{M}\left(KM^3+K^2M^2+K^3\right)+$每次迭代的计算复杂度约为$\sqrt{KN}\ KN^4+K^2N^3+K^3N^2\Big)\Big]$。

IV. (P2)和(P2-D)的拟议算法

A. (P2)的拟议算法

与(P1)类似，我们利用交替优化方法，将其分解为两个子问题，以次优方式求解(P2)，具体如下。

1) 在给定 $\{\mathbf{v}_j\}$的情况下优化 $\{\{\mathbf{S}_{i,j}\},\{\tau_j\}\}$：对于任意可行的 $\{\mathbf{v}_j\}$，可以通过求解满足约束(7b)–(7d)的(P2)，对 $\{\{\mathbf{S}_{i,j}\},\{\tau_j\}\}$ 进行优化。比较该子问题与(P1)的第一个子问题的目标函数后，我们发现前者与后者类似，但简单得多。因此，我们不采用III-A节中一开始就进行变量替换的做法，而是先将目标函数$\sum_{k=1}^K\tau_k\log_2(1+\gamma_k)$改写为等价形式$\sum_{k=1}^K\tau_k(o_k-q_k)$，其中 o_k 和 q_k 均为凹函数，分别表示为 $o_k=\log_2\left(\sum_{i=1}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{b}_{i,k}^H,_k\mathbf{S}_{i,k}\right)+\sigma_k^2\right)$和 $q_k=\log_2\left(\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{b}_i^H,_k\mathbf{S}_{i,k}\right)+\sigma_k^2\right)$。在第 r次迭代中，将 q_k在给定点 $\{\mathbf{S}_{i,k}^r\}$, $i,k\in\mathcal{K}$ 处进行一阶泰勒展开，得到

$$q_k(\mathbf{S}_k)\leq\log_2(\Lambda_k^r)+\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{b}_{i,k}^H\left(\mathbf{S}_{i,k}-\mathbf{S}_{i,k}^r\right)\right)}{\Lambda_k^r\ln 2}$$
$$\triangleq q_k^{\mathrm{ub},r}(\mathbf{S}_k),\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{33}$$

其中 $\mathbf{S}_k=\{\mathbf{S}_{i,k}\}_{\forall i\in\mathcal{K}\setminus\{k\}}$，$\Lambda_k^r=\sum_{i=1,i\neq k}^K\left(\mathbf{b}_{i,k}^H\mathbf{S}_{i,k}\mathbf{b}_{i,k}\right)+\sigma_k^2$，和 $\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{S}_{i,k}$。然后，我们用其下界 $\sum_{k=1}^K\tau_k\left(o_k-q_k^{\mathrm{ub},r}(\mathbf{S}_k)\right)$ 替换目标函数 $\sum_{k=1}^K\tau_k\log_2(1+\gamma_k)$，得到

$$\max_{\substack{\{\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\\ i,j\in\mathcal{K}}}\ \sum_{k=1}^K\tau_k\left(o_k-q_k^{\mathrm{ub},r}(\mathbf{S}_k)\right) \tag{34a}$$
$$\text{s.t.}\quad \text{(7b)}-\text{(7d)}. \tag{34b}$$

关键观察是，尽管问题 (34) 由于非凹目标函数和非凸约束 (7b)，以当前形式呈现时是非凸的，但它可以等价地通过简单地进行以下变量替换，将其转换为凸半定规划：$\mathbf{W}_{i,j}=\tau_j\mathbf{S}_{i,j}$、$\forall i,\ j\in\mathcal{K}$。

$$\max_{\substack{\{\mathbf{W}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\\ \{\tau_j\},i,j\in\mathcal{K}}}\ \sum_{k=1}^K\left[\tau_k\log_2\left(\frac{\sum_{i=1}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{b}_{i,k}^H\mathbf{W}_{i,k}\right)}{\tau_k}+\sigma_k^2\right)-\tau_k\log_2(\Lambda_k^r)-\frac{\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{b}_{i,k}\mathbf{b}_{i,k}^H\left(\mathbf{W}_{i,k}-\tau_k\mathbf{S}_{i,k}^r\right)\right)}{\Lambda_k^r\ln 2}\right] \tag{35a}$$
$$\text{s.t.}\quad \sum_{j=1,j\neq k}^K\zeta\sum_{i=1}^K\mathrm{tr}\left(\mathbf{c}_{i,k,j}\mathbf{c}_{i,k,j}^H\mathbf{W}_{i,j}\right)\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{35b}$$
$$\mathrm{tr}(\mathbf{W}_{i,j})\leq\tau_jP_i,\ \forall i,j\in\mathcal{K}, \tag{35c}$$
$$\text{(7d)}. \tag{35d}$$

问题(35)的最优解记为$\left\{\{\mathbf{W}_{i,j}^\star\},\{\tau_j^\star\}\right\}$，可通过 CVX [42] 等标准求解器求得。此外，有如下命题。

命题*2.* 假设问题*(35)*对于$P_i>0$以及 $E_k>0$, $\forall i,k\in\mathcal{K}$ 是可行的，则若 $\tau_k^\star>0$, $k\in\mathcal{K}$，有：*C1*：若 $\{\boldsymbol{b}_{k,k},\boldsymbol{c}_{k,k'},k\}_{\forall k'\in\mathcal{K}\setminus\{k\}}$ 独立分布，则 $\boldsymbol{rank}\left(\boldsymbol{W}_{k,k}^\star\right)=1$；*C2*：若$\{\boldsymbol{b}_{i,k},\boldsymbol{c}_{i,k',k}\}_{\forall k'\in\mathcal{K}\setminus\{k\}}$ 独立分布，且 $\boldsymbol{tr}\left(\boldsymbol{W}_{i,k}^\star\right)=\tau_k^\star P_i$，则 $\boldsymbol{rank}\left(\boldsymbol{W}_{i,k}^\star\right)=1$，$\forall i\in\mathcal{K},i\neq k$。

证明。详细证明与命题 1 附录中的证明类似，为简洁起见，此处省略。□

通过求解问题 (35) 得到 $\{\{\mathbf{W}_{i,j}^\star\},\{\tau_j^\star\}\}$ 后，我们设置 $\mathbf{S}_{i,j}^\star=\frac{\mathbf{W}_{i,j}^\star}{\tau_j^\star}$ $\tau_j^\star>0$ $\mathbf{S}_{i,j}^\star=\mathbf{0}$ $\forall i\ j\in\mathcal{K}$ $\mathbf{w}_i^\star$. 否则设置 $\mathbf{S}$，，。

2）在给定 $\{\mathbf{v}_j\}$ 的情况下优化 $\{\mathbf{S}_{i,j}\}$ 和 $\{\tau_j\}$：通过引入松弛变量 $\{\mu_k\}$，(P2) 关于 $\{\mathbf{v}_j\}$ 的子问题可等价地表示为

$$\max_{\{\mathbf{v}_j\},\{\mu_k\},j,k\in\mathcal{K}}\ \sum_{k=1}^K\tau_k\log_2(1+\mu_k) \tag{36a}$$
$$\text{s.t.}\quad \frac{\mathbf{v}_k^H\mathbf{A}_{k,k,k}\mathbf{v}_k}{\mu_k}\geq\sum_{i=1,i\neq k}^K\mathbf{v}_k^H\mathbf{A}_{i,k,k}\mathbf{v}_k+\sigma_k^2,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{36b}$$
$$\sum_{j=1,j\neq k}^K\zeta\tau_j\sum_{i=1}^K\mathbf{v}_j^H\mathbf{A}_{i,k,j}\mathbf{v}_j\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{36c}$$
$$\text{(7e)}, \tag{36d}$$

其中 $\mathbf{A}_{i,k,j}=\mathbf{H}_{i,k}\mathbf{S}_{i,j}\mathbf{H}_{i,k}^H$, $i,\ k,\ j\in\mathcal{K}$，且新引入的约束（36b）在最优解处必须取等号。问题（36）的非凸性源于非凸约束（36b）和（36c）。由于问题（36）与问题（25）具有相似形式，因此可以用处理问题（25）的相同方式来处理。具体而言，按照类似的步骤

对于（26）–（28），在所提算法的第 r 次迭代中，问题（36）可近似为

$$\max_{\{\mathbf{v}_j\},\{\mu_k\},j,k\in\mathcal{K}} \quad \sum_{k=1}^{K}\tau_k\log_2\left(1+\mu_k\right) \tag{37a}$$

$$\text{s.t.} \quad \mathcal{F}^{\mathrm{lb},r}_{\mathbf{A}_{k,k,k}}(\mathbf{v}_k,\mu_k)\geq\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathbf{v}_k^H\mathbf{A}_{i,k,k}\mathbf{v}_k+\sigma_k^2,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{37b}$$

$$\sum_{j=1,j\neq k}^{K}\zeta\tau_j\sum_{i=1}^{K}\mathcal{G}^{\mathrm{lb},r}_{\mathbf{A}_{i,k,j}}(\mathbf{v}_j)\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{37c}$$

(7e), (37d)

其中，$\mathcal{F}^{\mathrm{lb}}{}_{,r}{}_{\mathbf{A}_{k,k,k}}(\mathbf{v}_k,\ \mu_k)$ 和 $\mathcal{G}^{\mathrm{lb}}{}_{,r}{}_{\mathbf{A}_{i,k,j}}(\mathbf{v}j)$ 的表达式可在第二节的（25）之后找到，将索引“t”替换为“r”即可。直接观察可知，问题（37）是一个凸二次约束二次规划，可使用 CVX 等现成求解器精确求解 [42]。

3）总体算法：由于所提出的（P2）算法与算法1中所列步骤相似，此处省略其详细步骤。此外，基于与算法1相同的原因，该算法保证收敛。此外，与第III-C节中的分析类似，该算法每次迭代的计算复杂度为 $\mathcal{O}\left(\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\left(\sqrt{M\left(K^2M^3+K^4M^2+K^6\right)+K^6N^2}\right)\right)$ [43]，[44]。

B. (P2-D) 的所提算法

由于 (P2) 与 (P2-D) 之间唯一的区别在于 (P2-D) 的目标函数更简单，因此，可将上述针对 (P2) 提出的交替优化算法稍作修改后用于求解 (P2-D)。具体而言，对于 (P2-D)，仅需进行变量替换（即定义 $\mathbf{W}_{i,j}=\tau_j\mathbf{S}_{i,j},\ \forall i,\ j\in\mathcal{K}$），即可利用关于 $\{\{\mathbf{S}_{i,j}\},\{\tau_j\}\}$ 的子问题中隐藏的凸性。另一方面，与 (37) 类似，关于 $\{\mathbf{v}_j\}$ 的 (P2-D) 子问题可近似为凸二次约束二次规划；与 (37) 的区别在于，其第一个约束为 $\mathcal{G}^{\mathrm{lb}}{}_{,r}{}_{\mathbf{A}_{k,k,k}}(\mathbf{v}_k)\geq\mu_k\sigma_k^2,\ \forall k\in\mathcal{K}$。

V. 可行性检验与初始化方法

在执行所提出的算法之前，我们必须检查这些方案在相互冲突的能量收集要求和发射功率约束下是否可行。如果可行，如何为这些算法构造初始点？为此，对于 IRS 辅助混合 TS-PS 方案，我们考虑以下优化问题：

$$\max_{\{\mathbf{S}_{i,1}\succeq\mathbf{0}\}_{i\in\mathcal{K}},\mathbf{v}_1,\delta} \quad \delta \tag{38a}$$

$$\text{s.t.} \quad \zeta\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^H\mathbf{S}_{i,1}\right)\geq\delta E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{38b}$$

$$\mathrm{tr}\left(\mathbf{S}_{i,1}\right)\leq P_i,\ \forall i\in\mathcal{K}, \tag{38c}$$

$$\left|[\mathbf{v}_1]_n\right|\leq 1,\ [\mathbf{v}_1]_{N+1}=1,\ \forall n\in\mathcal{N}, \tag{38d}$$

其中 $\delta\triangleq\frac{1}{\tau_1}$。不难看出，问题 (38) 旨在以最小的时间占比满足接收机的能量收集要求。由于问题是非凸的，且 $\{\mathbf{S}_{i,1}\}$ 和 $\mathbf{v}_1$ 在约束 (38b) 中相互耦合，因此我们通过交替优化 $\{\{\mathbf{S}_{i,1}\},\delta\}$ 和 $\mathbf{v}_1$ 来求解该问题的次优解。在随机生成的 $\mathbf{v}_1$ 下，关于 $\{\{\mathbf{S}_{i,1}\},\delta\}$ 的子问题是一个凸半定规划，而关于 $\mathbf{v}_1$ 的子问题是非凸的，但可以通过应用逐次凸近似技术将其近似为以下凸二次约束二次规划：

$$\max_{\mathbf{v}_1,\delta'\geq 0} \quad \delta+\delta' \tag{39a}$$

$$\text{s.t.} \quad \zeta\sum_{i=1}^{K}\mathcal{G}^{\mathrm{lb},t}_{\mathbf{A}_{i,k,1}}(\mathbf{v}_1)\geq(\delta+\delta')E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{39b}$$

(38d), (39c)

其中，δ' 是新引入的“残差”变量，与原可行性检验子问题相比，它能够使问题在收敛解方面更加高效（详细解释请参见 [19]）。通过交替优化{{S$_{i,1}$}、δ} 和 $\mathbf{v}_1$,，我们可以得到一个非递减的目标值序列。当目标值的倒数小于 1 时，我们验证 IRS辅助TS-PS方案是可行的，将相应的解记为 $\Omega\triangleq\{\{\tilde{\mathbf{S}}_{i,1}\},\tilde{\delta},\tilde{\mathbf{v}}_1\}$，并停止迭代。回顾可知，在执行算法1以求解 IRS辅助混合TS-PS方案时，我们需要初始化 $\Delta^0\triangleq\{\{\mathbf{W}_{i,j}^0\},\{\tau_j^0\},\{\rho_k^0\},\{e_k^0\},\{z_k^0\}\}$ 以及 $\{\mathbf{v}_j^0\}$、$\forall j\in\{1,2,3\}$。获得 Ω 后，我们设置 $\tau_1^0=1/\tilde{\delta}$、$\tau_j^0=\left(1-\tau_1^0\right)/2$、$\mathbf{W}_{i1}^0=\tau_1^0\tilde{\mathbf{S}}_{i,1}$、$\tau_j^0\sqrt{P_i}\,\mathbf{h}_{r,k,j}^H/\|\mathbf{h}_{r,k,j}\|^2$ $\rho_k^0=1$ $e_k^0=\tau_2^0$ $z_k^0=0$ $\mathbf{W}_{i,j}^0$、a、a、a，以及 $\mathbf{v}_1^0=\tilde{\mathbf{v}}_1$,，并随机生成 $\mathbf{v}_j^0$、$\forall i$、$k\in\mathcal{K}$、$j\in\{2,3\}$。显然，该构造的初始点对于问题（21）（以及（P1））是可行的。对于另一种情况，即所提算法在问题（38）上收敛时，问题（38）的目标值倒数大于 1，我们认为在该设置下此方案不可行。

同样，为了检验这两种基于IRS辅助TDMA的方案的可行性，我们考虑以下时间最小化问题：

$$\min_{\substack{\{\mathbf{S}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\\ \{\mathbf{v}_j\},i,j\in\mathcal{K}}} \quad \sum_{j=1}^{K}\tau_j \tag{40a}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1,j\neq k}^{K}\zeta\tau_j\sum_{i=1}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{c}_{i,k,j}\mathbf{c}_{i,k,j}^H\mathbf{S}_{i,j}\right)\geq E_k,\ \forall k\in\mathcal{K}, \tag{40b}$$

$$\mathrm{tr}\left(\mathbf{S}_{i,j}\right)\leq P_i,\ \forall i,j\in\mathcal{K}, \tag{40c}$$

$$\left|[\mathbf{v}_j]_n\right|\leq 1,\ [\mathbf{v}_j]_{N+1}=1,\ \forall n\in\mathcal{N},j\in\mathcal{K}. \tag{40d}$$

注意，针对(P2)的所提算法可以轻松修改后用于求解这一非凸问题。为简洁起见，此处省略具体细节。如果所得目标值不大于1，则这两种基于TDMA的方案是可行的，并且所得解可以直接用作(P2)和(P2-D)所提算法的可行初始点。否则，将这两种方案视为不可行。

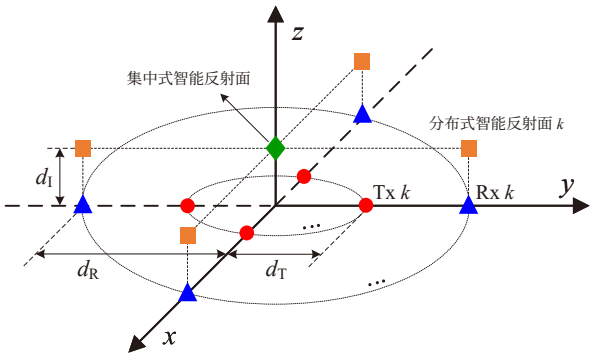


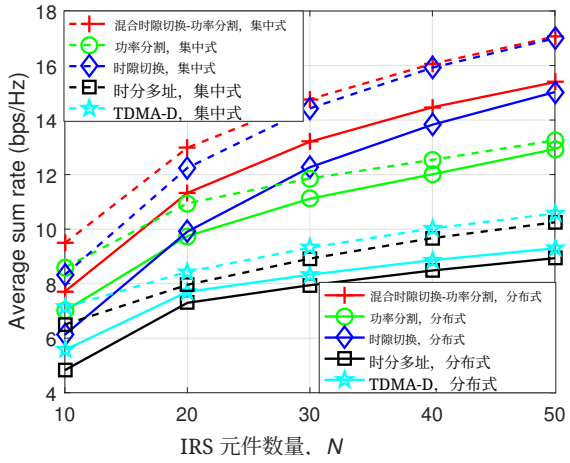
图3. 仿真设置。发射机、接收机、分布式智能反射面和集中式智能反射面分别用红色的“•”、蓝色的“▲”、橙色的“■”和绿色的“♦”标记。

VI. 仿真结果

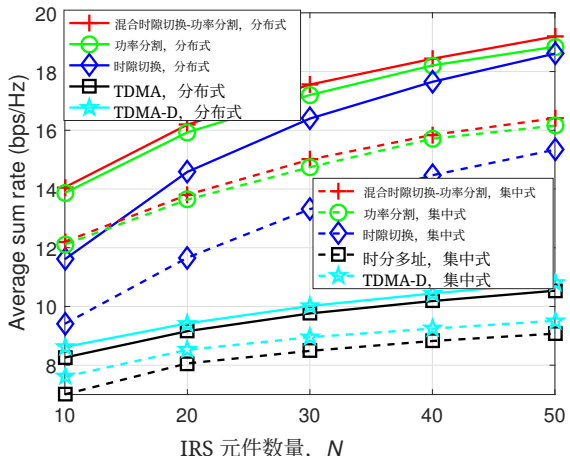
本节通过数值结果展示所提方案的有效性。如图3所示，考虑一个三维（3D）坐标设置，其中第k个Tx和Rx分别以球极坐标$\left(d_{\mathrm{T}}, \frac{2\pi(k-1)}{K}, \frac{\pi}{2}\right)$以及$\left(d_{\mathrm{R}}, \frac{2\pi(k-1)}{K}, \frac{\pi}{2}\right)$表示，单位为米（m）。在仿真中，我们考虑两种实际的智能反射面部署策略，即分布式部署和集中式部署，二者均具有 N 个智能反射面单元。对于分布式部署，假设智能反射面的数量等于发射机-接收机对的数量，并且每个智能反射面配备相同数量的反射单元。第 k个分布式智能反射面位于第 k个Rx正上方 d_{I} 米处，而集中式智能反射面位于 $\left(d_{\mathrm{I}}, \frac{\pi}{2}, 0\right)$米处。我们采用 [19], 中的距离相关大尺度路径损耗模型，其中参考距离1米处的路径损耗设为 -30 dB；对于所有智能反射面相关链路，路径损耗指数均设为2.2，对于其他所有链路则设为3.5。此外，假设所有智能反射面相关链路均经历莱斯衰落，莱斯因子为 3 dB，而其他所有链路均经历瑞利衰落。假设所有Rxs具有相同的能量收集要求，即 $E_k = E$、 $\forall k \in \mathcal{K}$。除非另有说明，仿真采用以下参数： $P_i = 23$ dBm、$\sigma_k = \tilde{\sigma}_k^2 = \frac{1}{2}\sigma_k^2 = \frac{10^{-8}}{2}$瓦特（W）[14]、 $\forall i$、$k \in \mathcal{K}$、 $\zeta = 70\%$ [45]、 $\epsilon = 10^{-4}$、 $d_{\mathrm{R}} = 6$米以及$d_{\mathrm{I}} = 1$ 米。此外，为便于比较，我们还考虑另外两种传输策略，即PS和TS；通过分别设置$\tau_1 = \tau_3 = 0$ 和 $\tau_2 = 0$，可以从所提混合时隙切换-功率分割方案中得到这两种策略。注意，在无智能反射面的情况下，TS方案与 [14]中的TDMS方案相同。当某种方案不可行时，我们将其可实现和速率设为零，以计入相应的惩罚。仿真曲线上的每个点均通过对500个相互独立的信道实现取平均得到。

A. IRS 元件数量和 IRS部署的影响

我们首先考虑一种设置，其中 $M = K = 2$ 和 $E = 0.5$ 微瓦（μ瓦）。图4绘出了 $d_{\mathrm{T}} = 0$和2米时，不同方案的平均和速率随IRS单元数量变化的情况。我们考虑了分布式和集中式智能反射面部署策略。首先，可以观察到



(a) $d_{\mathrm{T}} = 0$ 米。



(b) $d_{\mathrm{T}} = 2$ 米。

图4. 平均和速率随 IRS 元件数量的变化，功率为 $M = K = 2$ 和 $E = 0.5$ μW。

所有方案所实现的和速率均随N增加而提高，因为可以利用智能反射面上的更多自由度来构建更有利的传播环境。然而，当 $N > 30$时，两种基于TDMA的方案所实现的和速率增益会逐渐减小。这是因为性能瓶颈转而成为每个发射机较短的信息传输时长，即使 N 增加，也很难延长这一时长。其次，正如预期，混合 TS-PS 方案的性能始终不低于其子方案功率分割和时隙切换。此外，TDMA-D方案始终优于TDMA方案，因为与后者相比，前者不受交叉链路干扰的影响。最后，我们注意到，当 $d_{\mathrm{T}} = 0$ m时，集中式部署优于分布式部署；而当 $d_{\mathrm{T}} = 2$ m时，情况则相反。换言之，就可实现的和速率而言，没有哪一种部署策略始终优于另一种。为进一步深入分析，我们在图5中绘制了$N = 30$时平均和速率随 d_{T} 变化的曲线。从图5可以看出，集中式部署相较于分布式部署的性能增益

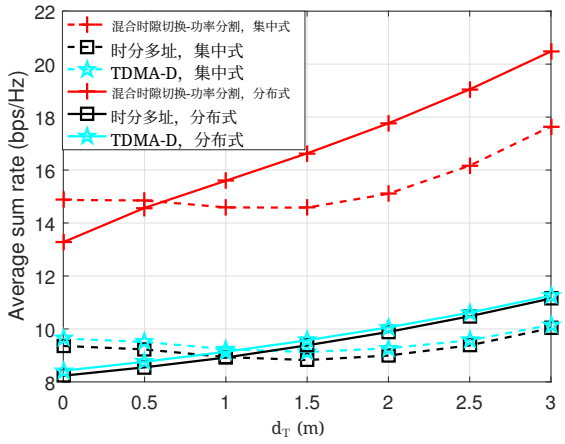
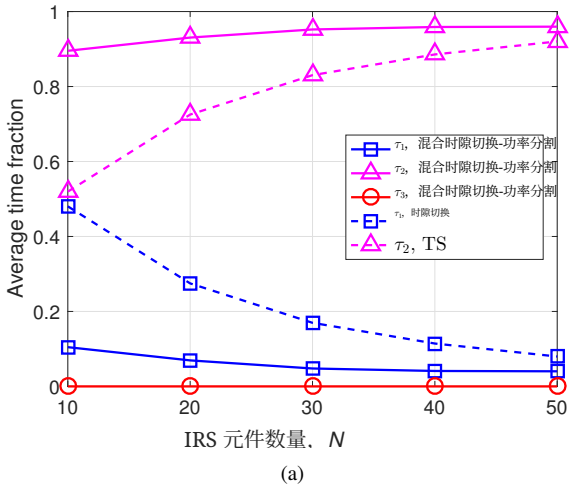
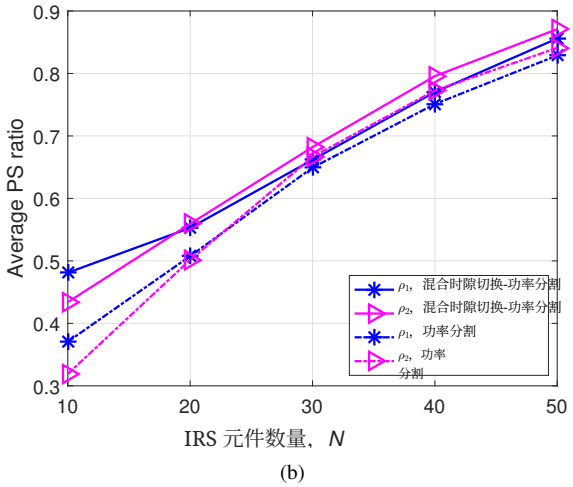


图5. 平均和速率与 d_{T} 的关系，其中 $M=K=2$为 $E=0.5$ μW，且$N=30$。



(a)



(b)

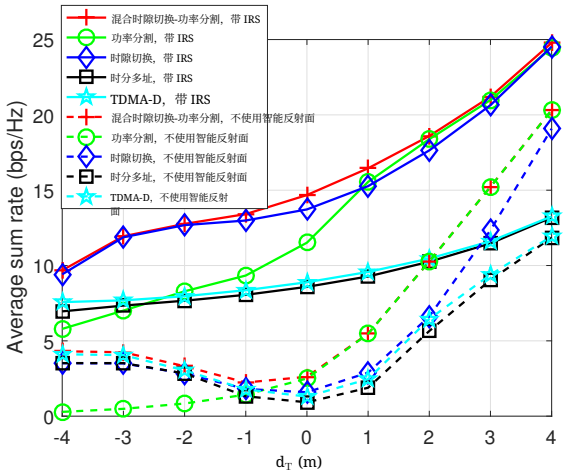
图 6. 对于 $d_{\mathrm{T}}=0$ m、 $M=K=2$ 和 $E=0.5$ μW，(a) 平均时间比例和 (b) 平均功率分割比随分布式智能反射面处 IRS 元件数量的变化。

会随着 d_{T} 增加而降低，最终分布式部署的性能会超过集中式部署。这是意料之中的，因为集中式智能反射面与每个发射机之间的距离会随 d_{T}增加，而每个分布式智能反射面始终靠近其对应的接收端。值得注意的是，采用分布式IRS部署的所有方案，其和速率均随 d_{T} 增加而提高，这是由于直达链路和反射链路的信道功率增加所致。相比之下，采用集中式智能反射面部署的所有方案，其和速率在 d_{T} 从0 m变化到3 m时先降低后升高。这是因为当 d_{T} 较小时，这些方案的性能主要受反射链路支配，而反射链路的信道功率会随 d_{T}增加而降低；当d_{T} 较大时，这些方案的性能主要受直达链路支配，而直达链路的信道功率会随 d_{T}增加而提高。

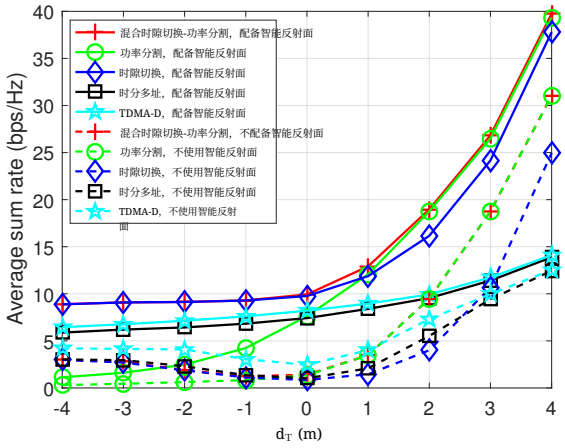
为更好地理解混合 TS-PS 方案为何优于 PS 和 TS 方案，我们绘制了在 $d_{\mathrm{T}}=0$ m 条件下，分布式智能反射面的 IRS 单元数量变化时平均时间比例和平均功率分割比的曲线，分别如图 6(a) 和图 6(b) 所示。图 6(a) 显示，对于 TS 方案，τ_1 (τ_2) 会随 N 增加而迅速减小（增大）。这是因为增加 N 可以增强每个接收端的接收信号功率 [19], ，从而减少每个发射机为满足其对应接收端的能量采集要求而进行无线能量传输所需的时间。因此，每个发射机可用来进行无线信息传输的时间增加，从而提升整体和速率性能。然而，随着 N 增加，表示混合 TS-PS 方案的 τ_1 (τ_2) 的曲线仅略微下降（上升）。这表明，可达和速率的提升主要源于功率分割比的增加，图 6(b) 所示的数值结果也证实了这一点。我们还从图 6(a) 中观察到，混合 TS-PS 方案的第三时隙分配到的时间比例为零。一种可能的解释是，与第三时隙相比，接收机可以在第二时隙中通过调整功率分割比，更灵活地利用接收信号。因此，可能无需为第三时隙分配任何时间。此外，与 TS 方案相比，混合 TS-PS 方案为信息解码留出了更多时间，尽管部分接收信号用于能量收集。最后，从图 6(a) 和 6(b) 可以看出，与采用功率分割方案的接收机相比，采用混合 TS-PS 方案的接收机通过占用一部分专用能量收集时间收集了能量，因此在剩余时间内可以为信息解码分配更多功率。

B. 交叉链路信道功率的影响

在本小节中，我们通过改变 d_{T} 来控制平均相对交叉链路信道功率，以研究干扰对系统性能的影响。当 $d_{\mathrm{T}}<0$时，第 k个发射机的球极坐标为 $\left(-d_{\mathrm{T}}, \frac{2\pi(k-1)}{K}+\pi, \frac{\pi}{2}\right)$，单位为米。图7给出了当 $M=2$ 和 $N=40$时，在不同 K 和 E 取值下，平均和速率随 d_{T} 变化的情况。受图4(b)启发，我们考虑分布式IRS部署。还考虑了没有智能反射面的情形。由图7(a)可首先观察到，无论是否采用智能反射面，混合 TS-PS 方案均优于其他所有方案。其次，引入智能反射面扩大了混合 TS-PS 方案与基于TDMA的方案之间的性能差距，这与



(a) $K = 2$, $E = 0.6$ μW。



(b) $K = 5$, $E = 1.5$ μW。

图7. 平均和速率与 d_T 的关系，适用于 $M = 2$ 和 $N = 40$。

图4中的观察结果一致。第三，当 d_T 从0增加到4 m时，有无智能反射面的所有方案的和速率性能均有所提升，因为直达链路和反射链路（如有）信道功率的增加有利于能量收集和信息解码。第四，当 d_T 从0减小至 -4 m时，在没有智能反射面的情况下，除功率分割方案外，其他所有方案的和速率均有所提高。原因有两方面。一方面，随着 $d_T < 0$减小，交叉链路信道功率增强，这有利于能量收集。另一方面，增加的交叉链路信道功率会直接对功率分割方案中的信息解码产生负面影响，而其他方案在时间上具有额外的自由度，可在信息解码与能量收集之间取得平衡，从而实现更好的性能。相比之下，在采用智能反射面的情况下，随着 d_T减小，所有速率曲线均下降。原因在于，部署智能反射面后，较小的能量收集需求可轻易得到满足，因此增加的交叉链路信道功率只会导致所有智能反射面辅助方案的速率降低。

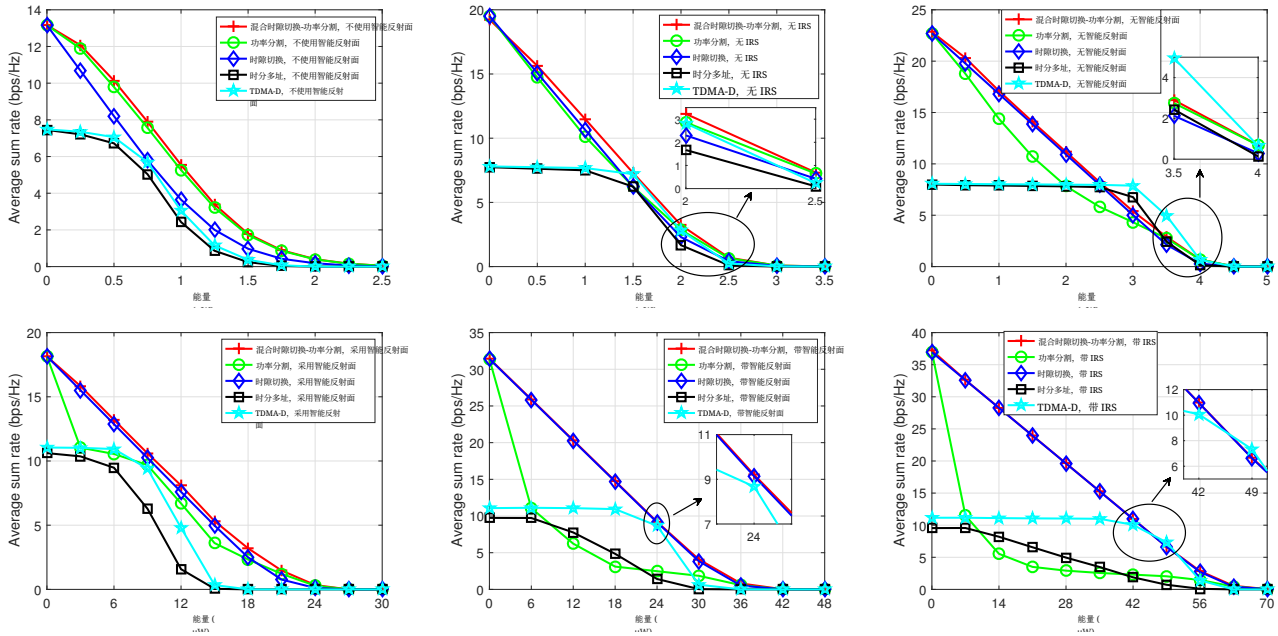
当 K 和 E 分别增加到 5 和 1.5 μ W 时，上述大多数观察结果也可以在图 7(b) 中观察到。不同之处在于，在没有智能反射面的情况下，当 K m 时，混合 TS-PS 方案的性能劣于TDMA-D方案。这主要是因为，在 $K > M$ 的设置下，混合 TS-PS 方案无法充分利用强交叉链路干扰，而TDMA-D方案不受交叉链路干扰的影响。然而，在引入智能反射面后，TDMA-D方案的优势将减弱甚至消失，因为智能反射面可以帮助混合 TS-PS 方案更好地抑制干扰。部分由于这一原因，在存在智能反射面的情况下，混合 TS-PS 方案优于 TDMA-D方案。

C. 能量采集要求和收发对数量的影响

在最后一组数值实验中，我们研究能量采集要求和发射机-接收机对数量对性能比较的影响。具体而言，图 8 展示了在 $d_T = 0$ m、 $M = 4$、$N = 40$和 $K \in \{2, 4, 8\}$条件下，平均和速率与 E 的关系。我们考虑了有无集中式智能反射面的两种情况。从图 8(a)-8(c)可以首先观察到，在 K取不同值时，与不使用智能反射面的方案相比，采用智能反射面的方案在可满足的最大能量采集要求和可实现的和速率方面均更优。这是意料之中的，因为智能反射面带来的高无源波束成形增益能够提升无线能量传输和无线信息传输的效率。其次，可以看出，在不使用智能反射面时，当 $K \geq M$ 和 E 不太大时，时隙切换方案优于功率分割方案。然而，部署智能反射面后，对于几乎所有考虑的 K 和 E取值，时隙切换方案都优于功率分割方案。这是因为与功率分割方案相比，时隙切换方案允许智能反射面重新配置两次相移向量，从而实现更灵活的资源分配。最后，从图 8(a)和图 8(b)可以观察到，当 $K \leq M$时，在所有可行的 E 区间内，混合时隙切换-功率分割方案的和速率最高。另一方面，图 8(c)表明，当 $K > M$ 和E 相对较大时，TDMA-D方案可能优于混合TS-PS方案。不过，通过比较图 8(c)中的两幅图可以发现，当 N 从0增加到40时，TDMA-D方案表现优于混合TS-PS方案的概率大幅降低。这一观察促使我们进一步增大 N，如图 9所示。从图 9可以看出，如果在干扰过强且能量采集要求也很严格的某些场景中，IRS辅助混合TS-PS方案不如IRS辅助TDMA-D方案，那么进一步增大 N便可扭转这一结果。原因有两个。首先，较大的 N 有助于混合TS-PS方案更有效地抑制干扰，从而进一步削弱无干扰TDMA-D方案的优势。其次，增大N 能够使采用混合TS-PS方案的发射机缩短无线能量传输所用时间，为无线信息传输留出更多时间；但对于采用TDMA-D方案的发射机而言，由于时分造成的信息传输时长较短，几乎无法将其延长。

VII. 结论

本文针对多用户多输入单输出干扰信道中的无线信息与能量同传，提出了三种实用传输方案，即 IRS 辅助混合时分-功率分割、TDMA 和 TDMA-D 方案。



(a) $K = 2$。 (b) $K = 4$。 (c) $K = 8$。

图 8. 平均和速率与 E（$d_{\mathrm{T}} = 0$ 米、$M = 4$ 和 $N = 40$）的关系。

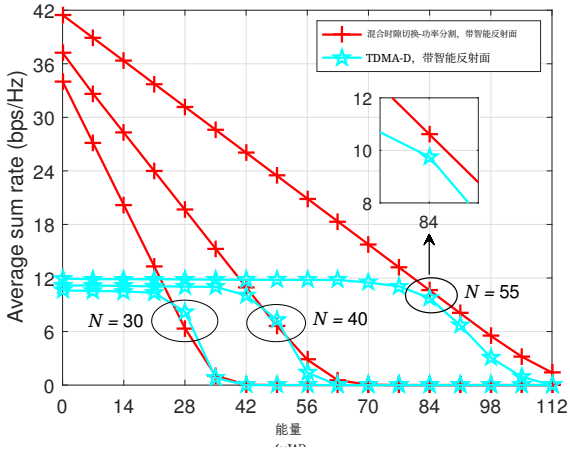


图 9. 平均和速率与 E（$d_{\mathrm{T}} = 0$ 米、$M = 4$ 和 $K = 8$）的关系。

为在满足各接收机能量收集要求的同时最大化其和速率，我们针对所提的每种方案分别建立了一个优化问题，其中联合优化发射协方差矩阵、IRS 相移向量和资源分配。由于这些含有耦合变量的优化问题是非凸的，我们开发了基于交替优化的算法，以次优方式求解。仿真结果验证了所提算法的有效性，并提供了一些有意义的见解。首先，对于发射机-接收机对在地理位置上较为分散的场景，分布式 IRS 部署更为合适；而对于相反的场景，集中式 IRS 部署则是更好的选择。其次，各方案之间的性能比较结果在.....之前可能存在显著差异

引入智能反射面之后。第三，与不采用智能反射面的基准方案相比，智能反射面辅助方案能够显著提升无线信息传输和无线能量传输的性能。最后，就和速率性能而言，IRS辅助混合时分-功率分割方案通常优于所有其他考虑的方案。如果不能，则增加 IRS 单元的数量即可实现这一点。

值得指出的是，由于这些所构建的非凸问题很难通过现有优化技术获得最优解析解，因此本文仅通过所提出的次优算法得出的仿真结果，对不同方案的性能进行比较。如何推导理论结果来验证或否定本文的仿真结果，是一个具有挑战性的问题，仍需进一步研究。此外，除了本文所考虑的方案之外，当然还存在其他传输方案，可在不同时段分离接收机的能量收集模式与信息解码模式。研究这些方案的性能与本文所考虑方案的性能相比如何，将会很有意义。

附录 命题 1 的证明

首先需要指出的是，与 τ_1 相关的（10d）中的约束在问题（21）的最优解处必须是活跃的，即 $\mathrm{tr}\left(\mathbf{W}_{i,1}^{\star}\right) = \tau_1^{\star} P_i,\ \forall i \in \mathcal{K}$。然后，为便于证明且不损失最优性和一般性，我们将问题（21）转换为以下等价形式：

$$\min_{\substack{\{\mathbf{W}_{i,j}\succeq\mathbf{0}\},\{\tau_j\},\{\rho_k\},\\ \{e_k\},\{z_k\},i,k\in\mathcal{K},j\in\{1,2,3\}}} \sum_{k=1}^{K}\sum_{j=2}^{3}\left[-\tau_j \log_2\left(\frac{\delta_{k,j}}{\tau_j}\right) + \frac{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,j}\mathbf{a}_{i,k,j}^{H}\mathbf{W}_{i,j}\right)}{\Psi_{k,j}^{t}\ln 2}\right]$$

$$+\Pi \tag{41a}$$

$$\text{s.t.}\quad \delta_{k,2} \le \sum_{i=1}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,2}\mathbf{a}_{i,k,2}^H \mathbf{W}_{i,2}\right) + e_k\hat{\sigma}_k^2 + \tau_2\tilde{\sigma}_k^2, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \tag{41b}$$

$$\delta_{k,3} \le \sum_{i=1}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,3}\mathbf{a}_{i,k,3}^H \mathbf{W}_{i,3}\right) + \tau_3\sigma_k^2, \ \forall k \in \mathcal{K}, \tag{41c}$$

$$(18), (20), (19b), (10d), (6d), (6e), \tag{41d}$$

其中，$\{\delta_{k,j}\}$ 是新引入的松弛变量，Π表示不涉及$\{\mathbf{W}_{i,\ j}\}$, $k,\ i\ \in\ \mathcal{K},\ j\ \in\ \{2,3\}$的所有项的集合。问题（21）和（41）是等价的，因为可以通过反证法证明，约束（41b）和（41c）在最优解处均取等号。此外，可以验证凸问题（41）满足 Slater 条件，因此具有零对偶间隙 [8]。接下来，我们考虑问题（41）的拉格朗日函数，其表达式为

$$\begin{aligned}\mathcal{L}^{\mathrm{Hy}} = \Xi &+ \sum_{k=1}^{K}\sum_{j=2}^{3} \frac{\sum_{i=1,i\neq k}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,j}\mathbf{a}_{i,k,j}^H \mathbf{W}_{i,j}\right)}{\Psi_{k,j}^t \ln 2} \\ &- \sum_{k=1}^{K}\sum_{j=2}^{3} \alpha_{k,j} \sum_{i=1}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,j}\mathbf{a}_{i,k,j}^H \mathbf{W}_{i,j}\right) \\ &- \sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{2} \nu_{k,j}\zeta \sum_{i=1}^{K} \mathrm{tr}\left(\mathbf{a}_{i,k,j}\mathbf{a}_{i,k,j}^H \mathbf{W}_{i,j}\right) \\ &+ \sum_{i=1}^{K}\sum_{j=1}^{3} \lambda_{i,j}\mathrm{tr}\left(\mathbf{W}_{i,j}\right) - \sum_{i=1}^{K}\sum_{j=1}^{3} \mathrm{tr}\left(\mathbf{W}_{i,j}\mathbf{T}_{i,j}\right), \end{aligned} \tag{42}$$

其中，非负变量 $\{\alpha_{k,2}\}$, $\{\alpha_{k,3}\}$, $\{\nu_{k,1}\}$,$\{\nu_{k,2}\}$, $\{\lambda_{i,j}\}$和 $\{\mathbf{T}_{i,\ j} \succeq \mathbf{0}\}$, $i,k \in \mathcal{K}$, $j \in \{1,2,3\}$ 分别是与约束(41b)、(41c)、(20)、(19b)、(10d)和$\mathbf{W}_{i,j}\ \succeq\ \mathbf{0}$相关的对偶变量，而 Ξ 包含所有不涉及 $\{\mathbf{W}_{i,j}\}$的项。根据Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件，最优的 $\{\mathbf{W}_{i,1}^\star\}$满足

$$\text{K1: } \nu_{k,1}^\star, \lambda_{i,1}^\star \ge 0,\ \mathbf{T}_{i,1}^\star \succeq \mathbf{0},\ \forall i,k \in \mathcal{K}, \tag{43}$$

$$\text{K2: } \mathbf{T}_{i,1}^\star \mathbf{W}_{i,1}^\star = \mathbf{0},\ \forall i \in \mathcal{K}, \tag{44}$$

$$\text{K3: } \mathbf{T}_{i,1}^\star = \lambda_{i,1}^\star \mathbf{I}_M - \zeta \sum_{k=1}^{K} \nu_{k,1}^\star \mathbf{a}_{i,k,1}\mathbf{a}_{i,k,1}^H,\ \forall i \in \mathcal{K}, \tag{45}$$

其中，$\{\nu_{k,1}^\star\}$, $\{\lambda_{i,1}^\star\}$和 $\{\mathbf{T}_{i,1}^\star\}$ 是问题(41)的对偶问题的最优解，K3中的等式由$\nabla_{\mathbf{W}_{i,1}^\star}\mathcal{L}^{\mathrm{Hy}} = \mathbf{0}$, $\forall i \in \mathcal{K}$推导得出。

接下来，我们通过探究 $\{\mathbf{T}_{i,1}^\star\}$ 的结构来证明条件 C1。首先，由于 $\tau_1^\star > 0$，且与 $\tau_1^\star$ 相关的式 (10d) 中的约束均为紧约束，因此这些约束对应的最优对偶变量均为正，即 $\lambda_{i,1}^\star > 0$, $\forall i \in \mathcal{K}$ $\mathbf{\Upsilon}_i$ $_{i\,k\,1}$ $\forall i \in \mathcal{K}$。其次，$_{,1} \triangleq \zeta\sum_{k=1}^{K}\nu_{k,1}^\star \mathbf{a}_{,,}\mathbf{a}^{H}{}_{,k,1}$, , 不可能是负半定矩阵。反证如下：若对于 $i \in \mathcal{K}$ 有 $\mathbf{\Upsilon}_{i,1} \prec \mathbf{0}$，则根据 K3，$\mathbf{T}_{i,1}^\star$ 将成为满秩矩阵。这与 K2 一起迫使 $\mathbf{W}_{i,1}^\star$ 成为零矩阵；当 $E_k > 0, \forall k \in \mathcal{K}$ 和 $\tau_1^\star > 0$。因此，我们只需考虑 $\mathbf{\Upsilon}_{i,1} \succeq \mathbf{0}$, $\forall i \in \mathcal{K}$ 的情况。在这种情况下，由 K1 和 K3 可验证 $\lambda_{i,}^\star$, $_1 \ge \lambda_{\mathbf{\Upsilon}_i}^{\max}{}_{,1} \ge 0$, $\forall i \in \mathcal{K}$，其中 $\lambda_{\mathbf{\Upsilon}_i}^{\max}$,1 表示 $\mathbf{\Upsilon}_{i,}$1 的主特征值。若对于 $i \in \mathcal{K}$ 有 $\lambda_{i,}^\star{}_1 > \lambda_{\mathbf{\Upsilon}_i}^{\max}$,1，则 $\mathrm{T}_{i,}^\star$1 为满秩矩阵，这与前述结论矛盾。因此，必有 $\lambda_{i,1}^\star = \lambda_{\mathbf{\Upsilon}_{i\ 1}}^{\max}$, , $\forall i \in \mathcal{K}$。另一方面，由于假设 $\{\mathbf{a}_{i,k,1}\}_{\forall k\in\mathcal{K}}$ 独立分布，$\mathbf{\Upsilon}_{i,}$1,$i \in \mathcal{K}$ 的多个特征值具有相同值 $\lambda_{\mathbf{\Upsilon}_i}^{\max}$,1 的可能性为零。因此可得 $\mathrm{rank}\left(\mathrm{T}_{i,1}^\star\right) = M-1$, $\forall i \in \mathcal{K}$。此外，根据 Sylvester 不等式 [46], ，必有 $\mathrm{rank}\left(\mathrm{T}_{i,1}^\star\right) + \mathrm{rank}\left(\mathrm{W}_{i,1}^\star\right) - M \le \mathrm{rank}\left(\mathrm{T}_{i,}^\star 1\mathrm{W}_{i,1}^\star\right)$, $\forall i \in \mathcal{K}$。由于 $\mathrm{rank}\left(\mathrm{T}_{i,}^\star 1\mathrm{W}_{i,1}^\star\right) = 0$（见 K2），我们有 $\mathrm{rank}\left(\mathrm{W}_{i,1}^\star\right) \le 1$, $\forall i \in \mathcal{K}$。既然我们此前已经说明 $\mathrm{W}_{i,1}^\star = \mathbf{0}$, $i \in \mathcal{K}$ 不可能是最优解，可验证 $\mathrm{rank}\left(\mathrm{W}_{i,1}^\star\right) = 1$，由此完成条件 C1 的证明。

条件 C2 和 C3 的证明与上述 C1 的证明类似，因此为简洁起见省略。

参考文献

[1] S. Sudevalayam 和 P. Kulkarni，“能量采集传感器节点：综述及其影响”，*IEEE*通信调查与教程，第13卷，第3期，第443–461页，2010年第三季度。[2] L. R. Varshney，“同时传输信息与能量”，载于*IEEE*国际信息论研讨会论文集，2008年7月，第1612–1616页。[3] P. Grover 和 A. Sahai，“香农遇上特斯拉：无线信息与能量传输”，载于*IEEE*国际信息论研讨会论文集，2010年6月，第2363–2367页。[4] R. Zhang 和 C. K. Ho，“用于无线信息与能量同步传输的MIMO广播”，*IEEE*无线通信汇刊，第12卷，第5期，第1989–2001页，2013年5月。[5] Y. Dong、M. J. Hossain 和 J. Cheng，“具有异构QoS需求的SWIPT系统中的联合功率控制与时间切换”，*IEEE*通信快报，第20卷，第2期，第328–331页，2015年2月。[6] Q. Shi、L. Liu、W. Xu 和 R. Zhang，“MISO SWIPT系统中的联合发射波束成形与接收功率分割”，*IEEE*无线通信汇刊，第13卷，第6期，第3269–3280页，2014年6月。[7] R. Jiang、K. Xiong、P. Fan 等，“非线性能量采集模型下功率分割用户与时间切换用户共存的SWIPT网络中的功率最小化”，*IEEE*物联网期刊，第6卷，第5期，第8853–8869页，2019年10月。[8] J. Xu、L. Liu 和 R. Zhang，“无线信息与能量同步传输的多用户MISO波束成形”，*IEEE*信号处理汇刊，第62卷，第18期，第4798–4810页，2014年9月。[9] J. Park 和 B. Clerckx，“双用户MIMO干扰信道中的联合无线信息与能量传输”，*IEEE*无线通信汇刊，第12卷，第8期，第4210–4221页，2013年8月。[10] J. Park 和 B. Clerckx，“ K用户MIMO干扰信道中的联合无线信息与能量传输”，*IEEE*无线通信汇刊，第13卷，第10期，第5781–5796页，2014年10月。[11] J. Xiao、C. Xu、Q. Zhang 等，“无线信息与能量同步传输双用户MIMO干扰信道的鲁棒收发器设计”，*IEEE*车辆技术汇刊，第65卷，第5期，第3823–3828页，2016年5月。[12] B. Xu、Y. Zhu 和 R. Zhang，“具有SWIPT的双链路干扰信道的最优功率分配”，载于*IEEE*无线通信与信号处理国际会议论文集，2014年10月，第1–5页。[13] Q. Shi 等，“具有SWIPT的MISO干扰信道中的联合波束成形与功率分割：SOCP松弛与分布式算法”，*IEEE*信号处理汇刊，第62卷，第23期，第6194–6208页，2014年12月。[14] C. Shen、W.-C. Li 和 T.-H. Chang，“多天线干扰信道中的无线信息与能量传输”，*IEEE*信号处理汇刊，第62卷，第23期，第6249–6264页，2014年12月。[15] M.-M. Zhao、Y. Cai、Q. Shi、B. Champagne 和 M.-J. Zhao，“具有能量采集的MISO干扰信道的鲁棒收发器设计”，*IEEE*信号处理汇刊，第64卷，第17期，第4618–4633页，2016年9月。

[16] Z. Zong、H. Feng、F. R. Yu、N. Zhao、T. Yang 和 B. Hu，“ K用户MIMO干扰信道中SWIPT的最优收发器设计”，IEEE无线通信汇刊，第15卷，第1期，第430–445页，2016年1月。[17] Q. Wu、X. Guan 和 R. Zhang，“智能反射面辅助无线能量与信息传输：综述”，IEEE会刊，第110卷，第1期，第150–170页，2022年1月。[18] Q. Wu 和 R. Zhang，“迈向智能可重构环境：智能反射面辅助无线网络”，IEEE通信杂志，第58卷，第1期，第106–112页，2020年1月。[19] Q. Wu 和 R. Zhang，“通过有源与无源联合波束成形增强智能反射面无线网络”，IEEE无线通信汇刊，第18卷，第11期，第5394–5409页，2019年11月。[20] C. Huang、A. Zappone、G. C. Alexandropoulos、M. Debbah 和 C. Yuen，“面向无线通信能效的可重构智能表面”，IEEE无线通信汇刊，第18卷，第8期，第4157–4170页，2019年8月。[21] M. Cui、G. Zhang 和 R. Zhang，“通过智能反射面实现安全无线通信”，IEEE无线通信快报，第8卷，第5期，第1410–1414页，2019年10月。[22] M. Hua、Q. Wu、D. W. K. Ng、J. Zhao 和 L. Yang，“智能反射面辅助的联合处理协作多点传输”，IEEE通信汇刊，第69卷，第3期，第1650–1665页，2021年3月。[23] K. Meng、Q. Wu、W. Chen 和 D. Li，“智能表面赋能的感知辅助通信”，2022年，arXiv:2211.04200。 [在线]。可访问：https://arxiv.org/abs/ 2211 04200 。[24] C. Qiu、Q. Wu、M. Hua、X. Guan 和 Y. Wu，“在智能反射面辅助无线能量传输中实现多波束增益”，IEEE车辆技术汇刊，2023年3月。[25] Q. Wu、X. Zhou、W. Chen、J. Li 和 X. Zhang，“IRS辅助无线供电通信网络：动态IRS波束成形的新型优化框架”，IEEE无线通信汇刊，第21卷，第7期，第4725–4739页，2022年7月。[26] G. Chen、Q. Wu、W. Chen、D. W. K. Ng 和 L. Hanzo，“IRS辅助无线供电移动边缘计算系统：计算卸载采用TDMA还是非正交多址？”，IEEE无线通信汇刊，2023年2月。[27] Q. Wu 和 R. Zhang，“智能反射面辅助SWIPT的加权和功率最大化”，IEEE无线通信快报，第9卷，第5期，第586–590页，2020年5月。[28] Q. Wu 和 R. Zhang，“服务质量约束下智能反射面辅助SWIPT的有源与无源联合波束成形优化”，IEEE通信选定领域期刊，第38卷，第8期，第1735–1748页，2020年8月。[29] C. Pan、H. Ren、K. Wang 等，“用于无线信息与能量同步传输的智能反射面辅助MIMO广播”，IEEE通信选定领域期刊，第38卷，第8期，第1719–1734页，2020年8月。[30] S. Zargari 等，“具有非线性能量采集模型的智能反射面辅助SWIPT系统的最大最小公平能效波束成形设计”，IEEE车辆技术汇刊，第70卷，第6期，第5848–5864页，2021年6月。[31] Y. Zhao、B. Clerckx 和 Z. Feng，“IRS辅助SWIPT：非线性能量采集器模型下的联合波形、有源与无源波束成形设计”，IEEE通信汇刊，第70卷，第2期，第1345–1359页，2022年2月。[32] W. Huang、Y. Zeng 和 Y. Huang，“智能反射面辅助MISO干扰信道的可达速率区域”，IEEE车辆技术汇刊，第69卷，第12期，第16264–16269页，2020年12月。[33] A. H. A. Bafghi、V. Jamali、M. Nasiri-Kenari 和 R. Schober，“有源和无源IRS辅助的 K用户干扰信道的自由度”，IEEE通信汇刊，第70卷，第5期，第3063–3080页，2022年5月。[34] T. Jiang 和 W. Yu，“利用可重构智能表面进行干扰零陷”，IEEE通信选定领域期刊，第40卷，第5期，第1392–1406页，2022年5月。[35] Q. Wu、S. Zhang、B. Zheng、C. You 和 R. Zhang，“智能反射面辅助无线通信：教程”，IEEE通信汇刊，第69卷，第5期，第3313–3351页，2021年5月。[36] Y. Gao、Q. Wu、G. Zhang、W. Chen、D. W. K. Ng 和 M. Di Renzo，“有源智能反射面辅助SWIPT的波束成形优化”，IEEE无线通信汇刊，2023年1月。[37] N. T. Nguyen、V.-D. Nguyen、Q. Wu 等，“混合有源无源可重构智能表面辅助多用户MISO系统”，载于IEEE无线通信信号处理进展研讨会（SPAWC）论文集，2022年，第1–5页。[38] S. Zhang、H. Zhang、B. Di 等，“智能全向表面：通过反射-折射超表面实现泛在无线传输”，IEEE无线通信汇刊，第21卷，第1期，第219–233页，2022年1月。[39] L. Wei、C. Huang、G. C. Alexandropoulos、C. Yuen、Z. Zhang 和 M. Debbah，“RIS赋能的多用户MISO无线通信的信道估计”，*IEEE*通信汇刊，第69卷，第6期，第4144–4157页，2021年6月。[40] L. Wei、C. Huang、G. C. Alexandropoulos、Z. Yang、C. Yuen 和 Z. Zhang，“RIS辅助的多用户MISO通信中的联合信道估计与信号恢复”，载于*IEEE*无线通信与网络会议，2021年，第1–6页。[41] H. Yang、X. Chen、F. Yang、S. Xu、X. Cao、M. Li 和 J. Gao，“用于幅度与相位控制的电阻加载反射阵列单元设计”，*IEEE*天线与无线传播快报，第16卷，第1159–1162页，2016年11月。[42] S. Boyd 和 L. Vandenberghe，凸优化。英国剑桥：剑桥大学出版社，2004年。[43] I. P´olik 和 T. Terlaky，非线性优化的内点法。德国柏林：施普林格，2010年。[44] K. Wang、A. M. So、T. Chang等，“多用户MISO下行链路的中断约束鲁棒发射优化：基于锥优化的可处理近似”，*IEEE*信号处理汇刊，第62卷，第21期，第5690–5705页，2014年11月。[45] C. R. Valenta 和 G. D. Durgin，“无线能量采集：远场无线能量传输系统中能量采集器转换效率综述”，*IEEE*微波杂志，第15卷，第4期，第108–120页，2014年6月。[46] H. Anton 和 C. Rorres，初等线性代数：应用版。约翰·威立父子出版公司，2013年。



Ying Gao 于2016年在中国南京南京理工大学获得电子信息工程工学学士学位，并于2021年在中国上海中国科学院上海微系统与信息技术研究所获得通信与信息系统哲学博士学位。她目前是澳门大学智慧城市物联网国家重点实验室的博士后研究员。她目前的研究兴趣包括智能反射面（IRS）辅助通信、无人机（UAV）赋能通信、物理层安全和优化理论。



Qingqing Wu （IEEE高级会员）是上海交通大学副教授。他目前的研究兴趣包括智能反射面（IRS）、无人机（UAV）通信和MIMO收发机设计。他已合作发表100余篇IEEE期刊论文，其中包括29篇ESI高被引论文和9篇ESI 热点论文，获得超过22,000次 Google 引用。他于2022年和2021年入选科睿唯安 ESI 高被引研究者，并于Aminer的AI-2000中获得AI-2000最具影响力学者奖他于2021年入选斯坦福大学评选的2020年和2021年全球前2%顶尖科学家。他曾获得IEEE通信学会弗雷德·埃勒西克奖、2023年IEEE最佳教程论文奖、2022年亚太地区最佳青年研究者奖和杰出论文奖、2021年青年作者最佳论文奖、2017年中国通信学会杰出博士论文奖、2021年IEEE ICCC最佳论文奖，以及2015年IEEE WCSP最佳论文奖。他于2019年担任IEEE通信快报期刊杰出编辑，并担任多本IEEE期刊的杰出审稿人。他担任IEEE通信汇刊、IEEE通信快报和IEEE无线通信快报的副编辑。他担任IEEE通信选定领域期刊的首席客座编辑。他担任IEEE国际通信大会2019至2023年和IEEE全球通信大会2020年的研讨会共同主席。他担任可重构智能表面新兴技术倡议的研讨会与专题讨论会负责人，以及空中通信新兴技术倡议的研究博客负责人。他担任IEEE通信学会亚太地区青年专业人士主席。



Wen Chen （IEEE高级会员）是中国上海交通大学电子工程系的终身教授，并担任宽带接入网络实验室主任。他是中国电子学会会士，也是IEEE通信学会和IEEE车辆技术学会的杰出演讲人。他担任IEEE车辆技术学会上海分会主席，并担任IEEE无线通信汇刊、IEEE通信汇刊、IEEE Access期刊和IEEE车辆技术开放期刊。他的研究兴趣包括多址接入、无线人工智能和超表面通信。他已在IEEE期刊上发表130多篇论文，在IEEE会议上发表120多篇论文，谷歌学术引用次数超过9000次。



Celimuge Wu （IEEE高级会员）获得了日本电气通信大学的哲学博士学位。他目前是电气通信大学教授兼超网络研究中心主任。他的研究兴趣包括车联网、边缘计算、物联网以及面向无线网络与计算的人工智能。他担任《IEEE认知通信与网络汇刊》、《IEEE网络科学与工程汇刊》和《IEEE绿色通信与网络汇刊》的副编辑。他是IEEE大数据技术委员会（TCBD）亚太区副主席。他曾获2021年IEEE通信学会杰出论文奖、2021年IEEE物联网期刊最佳论文奖、IEEE计算机学会2020年最佳论文奖以及IEEE计算机学会2019年最佳论文奖亚军。他是IEEE车辆技术学会杰出演讲人。



Derrick Wing Kwan Ng （IEEE会士）于2006年和2008年分别获得香港科技大学电子工程学士学位（一级荣誉）和哲学硕士（M.Phil.）学位。他于2012年11月获得英属哥伦比亚大学的哲学博士学位。此后，他在德国埃尔朗根-纽伦堡弗里德里希-亚历山大大学（FAU）数字通信研究所担任高级博士后研究员。目前，他在澳大利亚悉尼新南威尔士大学担任Scientia副教授。他的研究兴趣包括全局优化、物理层安全、智能反射面辅助通信、无人机辅助通信、无线信息与能量传输，以及绿色（节能）无线通信。

Ng博士自2018年起被科睿唯安（Web of Science）列为高被引研究人员。他获得了澳大利亚研究委员会（ARC）2017年探索早期职业研究员奖、2023年IEEE通信学会Leonard G. Abraham奖、2022年IEEE通信学会Stephen O. Rice奖、WCSP 2020年和2021年最佳论文奖、2018年IEEE TCGCC最佳期刊论文奖、INISCOM 2018年最佳论文奖、IEEE国际通信会议（ICC）2018年、2021年和2023年最佳论文奖、IEEE国际计算、网络与通信会议（ICNC）2016年最佳论文奖、IEEE无线通信与网络会议（WCNC）2012年最佳论文奖、IEEE全球电信会议（Globecom）2011年和2021年最佳论文奖，以及IEEE第三届中国通信与网络国际会议2008年最佳论文奖。2012年1月至2019年12月，他担任IEEE通信汇刊主编的编辑助理。目前，他担任IEEE通信汇刊编辑以及IEEE通信学会开放期刊副主编。



Naofal Al-Dhahir （IEEE会士）是德克萨斯大学达拉斯分校Erik Jonsson杰出教授兼电气与计算机工程系副主任。他在斯坦福大学获得博士学位，并于1994年至2003年在通用电气研究中心和AT&T香农实验室担任首席技术人员。他是43项已授权专利的共同发明人、550余篇论文的共同作者，并与他人共同获得5项IEEE最佳论文奖。他是IEEE会士和亚洲人工智能学会会士，曾获2019年IEEE通信学会信号处理与通信委员会技术认可奖、2021年高通教师奖，以及2022年IEEE通信学会RCC技术认可奖。他于2016年1月至2019年12月担任IEEE通信汇刊主编。他是美国国家发明家科学院会士，也是欧洲科学院院士。