

基于IRS辅助的异构网络中超可靠低时延通信波束成形算法设计

罗佳俊^① 代海波^{*①} 王保云^② 李春国^③

^①(南京邮电大学物联网学院 南京 210003)

^②(南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003)

^③(东南大学信息科学与工程学院 南京 210096)

摘要: 为了增强微小区内超可靠低时延通信(URLLC)业务在异构网络场景下的传输性能, 该文提出一种基于智能超表面(IRS)辅助通信网络下最大化用户和速率的波束成形算法。异构网络中微小区采用短包通信技术, 在保证宏小区用户通信质量的前提下, 使用IRS提高微小区用户在一定解码错误概率下的短数据包传输性能, 建立一个联合优化波束向量和IRS相移向量的微小区用户和速率最大化问题模型。通过交替固定优化变量的方式, 将该非凸优化问题拆分为两个子问题, 利用逐次凸逼近(SCA)的方法将原问题转换成凸优化问题, 并利用交替优化算法对该问题进行求解。仿真结果表明, 该算法通过部署IRS可以有效减弱异构场景下对于微小区用户的干扰, 同时由于IRS的部署能够有效优化波束成形向量进而提高微小区用户的短包传输性能, 并且IRS的通信增强效果与微小区用户的解码错误概率以及IRS反射单元的数量有直接关系。

关键词: 智能反射表面(IRS); 异构网络; 超可靠低时延通信

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)07-2289-10

DOI: [10.11999/JEIT220397](https://doi.org/10.11999/JEIT220397)

Design of Beamforming Algorithm for Ultra-reliable and Low-latency Communication in Heterogeneous Networks Based on IRS Assistance

LUO Jiajun^① DAI Haibo^① WANG Baoyun^② LI Chunguo^③

^①(School of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

^②(School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

^③(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In order to enhance the transmission performance of Ultra-Reliable and Low-Latency Communication (URLLC) services in small cell in heterogeneous network scenarios, this paper proposes a beamforming algorithm based on Intelligent Reflecting Surface (IRS) assisted communication network to maximize users sum rates. Small cells in heterogeneous networks adopt short packet communication technology. On the premise of ensuring the communication quality of macro cell users, IRS is used to improve the short packet transmission performance of micro cell users under a certain decoding error probability, and a joint optimization beamforming vector and IRS are established. A problem is modeled for jointly optimizing beamforming vector and IRS phase shift vector. The non-convex optimization problem is split into two sub-problems by alternately fixing the optimization variables. The original problem is transformed into a convex optimization problem by using the Successive Convex Approximation (SCA) method, and the problem is solved by the alternating optimization algorithm. The simulation results show that the algorithm can effectively reduce the interference

收稿日期: 2022-04-06; 改回日期: 2022-06-21; 网络出版: 2022-06-24

*通信作者: 代海波 hbdai@njupt.edu.cn

基金项目: 国家铁路智能运输系统工程技术研究中心开放课题(RITS2021KF02), 江苏省重点研发计划(BE2021013-3), 国家自然科学基金(61971238)

Foundation Items: Open Foundation of National Railway Intelligence Transportation System Engineering Technology Research Center (RITS2021KF02), Key Research and Development Plan of Jiangsu Province (BE2021013-3), The National Natural Science Foundation of China (61971238)

to small cell users in heterogeneous scenarios by deploying IRS, because the deployment of IRS can effectively optimize the beamforming vector and improve the short-packet transmission performance of small cell users, and the communication of IRS is enhanced. The effect is directly related to the decoding error probability of small cell users and the number of IRS reflection units.

Key words: Intelligent Reflecting Surface(IRS); Heterogeneous network; Ultra-Reliable Low-Latency Communication (URLLC)

1 引言

未来的无线网络有望朝着智能和软件可重构范式发展,从而实现人类和移动设备之间的无处不在的通信,还将能够感知、控制和优化无线环境,以实现低功耗、高吞吐量、大规模连接和低延迟通信的愿景^[1]。由于第6代移动通信场景(6G)中通信情况将会越来越复杂,在网络架构方面,大规模MIMO和小蜂窝受到了越来越多的关注^[2],尤其在用户密度较高的拥挤区域,对于实际的通信场景非常有意义。目前超可靠低延迟通信(Ultra-Reliable and Low-Latency Communications, URLLC)是支持6G网络^[3]的重要标准,采用短数据包通信来满足其对可靠性和延迟的严格要求,URLLC专注于任务要求严格的应用场景,包括工厂自动化、自动驾驶、智能电网等等,这些运用都需要超低的时延和超高的可靠性^[4]。

智能超表面(Intelligent Reconfigurable Surface, IRS)能够重新配置无线传播环境^[5],作用类似于无源金属镜或“波收集器”,并且可以通过编程以可定制的方式改变撞击电磁场,在实现低功耗、高效、高速、大规模方面的巨大潜力-连接性和低延迟无线通信,其被视为非常有潜力的一项创新技术。同时由于大量的IRS单元元素及其独特的硬件限制,在基于IRS的系统中准确和低开销的信道估计是最关键的一种挑战,文献^[6]专注于IRS授权的多用户多输入单输出(MISO)上行链路通信系统,并提出了一种基于并行因子分解的信道估计框架,以得到级联信道模型,针对基站和IRS之间的信道以及IRS和用户之间的信道提出了两种迭代估计算法,证明了使用估计信道的总速率在各种设置下总是达到完美信道的总速率,从而验证了所提出的估计算法的有效性和鲁棒性。文献^[7]研究了多IRS辅助毫米波系统中的安全波束成形,通过联合优化发射波束成形和IRS控制,在总发射功率和单位模量约束下最大化保密率,并且基于逐次凸优化逼近和流形优化提出了一种交替优化算法,结果表明相较于传统的方案,所提出的算法可以有效提高保密率。文献^[8]研究了由IRS辅助的无线电力传输系统可实现的能量收集区域,联合优化IRS处的无源反

射波束以及基站能量波束以扩大可获得的能量区域,并提出一种交替优化算法,以迭代的方式交替优化半定松弛法的反射波束以及逐次凸逼近的能量波束,结果证明了所提方案的有效性。当前许多的研究是将IRS与URLLC结合,或者将IRS与异构网络场景结合,例如在文献^[9]中研究了IRS辅助多输入单输出(MISO)正交频分多址(OFDMA)多小区网络的资源分配算法设计,部署IRS为传播条件不利的URLLC用户创建虚拟链路增强通信通道并提高可靠性。在文献^[10]中最大化毫微微蜂窝用户的总数据速率与总交叉的比率,通过联合优化毫微微蜂窝基站的发射功率和子载波分配因子,在两层正交频分多址的异构网络,以及不完美CSI的层干扰的基础上研究优化问题,利用二次变换法、变量松弛法以及拉格朗日对偶理论将原问题转化为了凸优化问题,结果表明,相较于传统方案干扰效率提高了。文献^[11]对智能超表面增强的多用户通信系统中的相关优化设计问题进行了研究,分为智能超表面空间位置的优化设计和智能超表面辅助的无小区网络的联合优化设计两个部分。文献^[12]提出了一种新颖的智能反射通信系统,使用IRS服务于小型蜂窝网络中的多个微用户,同时辅助宏蜂窝到宏用户的传输,通过在用户速率约束和实际相移约束下联合设计RIS处的相移矩阵和宏蜂窝处的波束成形从而最小化总功耗。

然而,文献^[7-12]要么只考虑了URLLC而没有考虑异构网络,要么只考虑香农容量情况,当网络情况变得复杂,香农容量又无法满足用户的需求也是一种值得考虑的情况。因此为了满足异构网络下短包通信用户的通信QoS要求,本文提出了一种更符合实际应用需求的交替迭代优化算法,主要贡献如下:

(1)本文考虑异构网络下短包通信的用户通信质量要求,由于低时延通信用户在异构网络下受到宏蜂窝的通信干扰,使用智能超表面提高用户的整体通信质量要求,满足其服务质量要求,建立一个联合优化主动波束向量和IRS被动波束向量的多变量耦合短包通信最大化平均和速率问题。该问题是一个多变量耦合非凸优化问题,很难直接求解。

(2)为了对该问题求解,采用固定优化变量的处理方式,将该问题分解为两个优化子问题,分别对于小蜂窝主动波束以及IRS反射被动波束利用逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)的方法将原问题转化为了凸优化问题,最后提出了一种交替优化(Alternating Optimization, AO)算法求解。

(3)仿真结果表明,与其他的算法对比,本文算法具有较好的收敛特性,在IRS的部署下,本文算法在IRS单元数量、小蜂窝传输功率、宏蜂窝传输功率、解码错误概率方面均有不错的性能表现。

2 系统模型

如图1所示,本文考虑的是一个下行异构网络系统,整个通信场景由宏蜂窝(Macro Cell, MC)、小蜂窝(Small Cell, SC)、宏小区用户、IRS辅助的微型用户、智能超表面组成,其中微型用户的业务是要满足高可靠低时延的通信要求。宏蜂窝和小蜂窝均配备了多根天线 $M > 1$,整个通信范围内的用户数量为 \mathcal{K}_M ,IRS辅助的微型用户数量为 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$,每个用户均为单天线的用户。IRS由 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 个反射单元组成,相移矩阵为 $\Phi = \text{diag}(\mathbf{u}) \in \mathbb{C}^{N \times N}$, $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_N]^H = [e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_N}]^H \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\theta_i \in [0, 2\pi)$, $\forall i \in \mathcal{N}$, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 为SC到IRS的信道矩阵, $\mathbf{h}_{d,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, $\mathbf{h}_{r,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N}$, $\forall k \in \mathcal{K}$,分别表示SC到微型用户的直连信道,以及IRS到微型用户的反射信道, $\mathbf{h}_{m,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 表示的是MC到宏小区用户的信道。IRS配备智能控制器,协调其在信号传输过程中的接收以及反射,通过无线连接的方式能够获取蜂窝到IRS的信道状态信息(CSI)^[13],同时宏蜂窝和小蜂窝之间通过无线回程的方式部署了基带处理单元(BBU),蜂

窝与IRS之间通过无线连接方式进行控制,假设整个系统的CSI可以在BBU处获取^[14]。

MC处发出的传输信号为 $\mathbf{x}_M = \sum_{i \in \mathcal{K}_M} \mathbf{v}_i s_{m,i}$,其中 $\mathbf{v}_i \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为从MC处发出的第 i 个宏小区用户的波束向量, $s_{m,i} \sim \mathcal{CN}(0, 1)$, $i \in \mathcal{K}_M$ 是发送给第 i 个宏小区用户的数据符号且 $\mathbb{E}(|s_{m,i}|^2) = 1$ 。SC处发出的传输信号为 $\mathbf{x}_S = \sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{w}_k s_{s,k}$,其中 $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为从SC处发出的传输给第 k 个微型用户的波束向量, $s_{s,k} \sim \mathcal{CN}(0, 1)$, $k \in \mathcal{K}$ 是发送给第 k 个微型用户的数据符号且 $\mathbb{E}(|s_{s,k}|^2) = 1$ 。 P_{\max} 为SC处最大传输功率,有 $\sum_{k \in \mathcal{K}} \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_{\max}$ 。为了实现高可靠低时延通信需求,微型用户 k 接收到的信号由3部分组成,分别是期望收到的高可靠低时延信号,来自SC的多用户干扰信号,来自MC的干扰信号,记为 $y_k = (\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Phi \mathbf{G}) \mathbf{w}_k s_{s,k} + \sum_{i \in \mathcal{K}, i \neq k} (\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Phi \mathbf{G}) \mathbf{v}_i s_{m,i} + \mathbf{h}_{m,k}^H \mathbf{x}_M + n_k$,其中 $n_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$ 是第 k 个用户处的环境噪声,由于本文的问题关注点主要是在SC通信范围内微型用户身上,所以对于宏蜂窝发送的波束向量这里采用最大比传输(MRT)的方式做预编码处理,MRT波束向量^[15]为 $\mathbf{v}_k^{\text{MRT}} = \mathbf{h}_{m,k} / \|\mathbf{h}_{m,k}\|$ 所以低时延用户 k 的SINR为

$$\gamma_k = \frac{|(\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Phi \mathbf{G}) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} |(\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Phi \mathbf{G}) \mathbf{w}_j|^2 + \rho_k + \sigma_k^2} \quad (1)$$

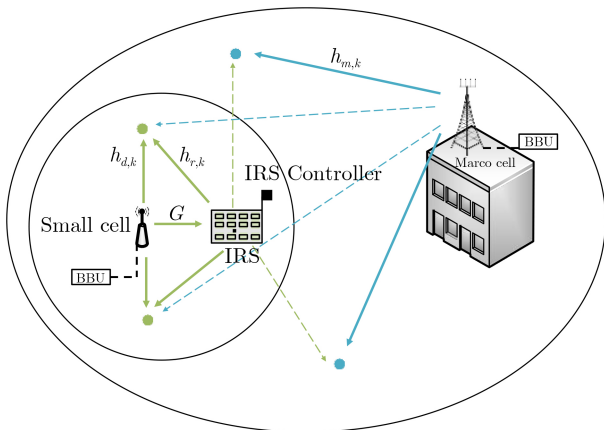
$\rho_k = \sum_{i \in (\mathcal{K}_M - \mathcal{K})} |\mathbf{h}_{m,k}^H \mathbf{v}_i|^2 = |\mathbf{h}_{m,k}^H \mathbf{v}_k|^2 + \sum_{i \in (\mathcal{K}_M - \mathcal{K}), i \neq k} |\mathbf{h}_{m,k}^H \mathbf{v}_i|^2$,宏小区用户 l 接收到的信号也由3部分组成,分别是来自MC处的信号,接收到的MC处多用户干扰信号,以及来自SC处的直连干扰,所以接收到的信号记为 $z_l = \mathbf{h}_{m,l}^H \mathbf{v}_l s_{m,l} + \sum_{i \in \mathcal{K}, i \neq l} \mathbf{h}_{m,l}^H \mathbf{v}_i s_{m,i} + \mathbf{h}_{d,l}^H \mathbf{x}_S + n_l$,其中 $n_l \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_l^2)$ 是第 l 用户处的环境噪声,宏小区用户 l 处的SINR记为 $\eta_l =$

$$\eta_l = \frac{|\mathbf{h}_{m,l}^H \mathbf{v}_l|^2}{\sum_{i \in (\mathcal{K}_M - \mathcal{K}), i \neq l} |\mathbf{h}_{m,l}^H \mathbf{v}_i|^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}} |\mathbf{h}_{r,l}^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_l^2} \quad (2)$$

微型用户的传输速率(bit/(s·Hz))近似^[16]为式(3)

$$R_{(\gamma_k)} = \log_2(1 + \gamma_k) - aQ^{-1}(\varepsilon) \sqrt{1 - (1 + \gamma_k)^{-2}} \quad (3)$$

其中 ε 为包解码错误概率, $Q^{-1}(\cdot)$ 表示高斯 Q 函数的逆, $a = \log_2 e$,微型用户具有最低QoS^[17]要求 $t < 0.1\text{ms}$, $\varepsilon \leq 10^{-5}$,所以对于每一个微型用户 k 就有最低的传输比特要求 L_k ,而宏小区用户处的传输速率为香农容量。



● 宏小区用户 ● 微型用户 ←← 干扰信号 ← 有用信号

图1 IRS辅助异构网络系统模型

本文旨在最大化IRS辅助范围内的 \mathcal{K} 个微小区用户的系统和速率,同时保证其QoS要求,对于宏小区用户,在SC通信范围之外只需要满足最低 SINR_{MC} 要求即可,通过联合优化微小区用户在SC处的波束向量 $\{\mathbf{w}_k\}_{k \in \mathcal{K}}$,以及IRS的反射相移 $\theta_i \in [0, 2\pi), \forall i \in \mathcal{N}$,所以联合优化问题可以被写成式(4)

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\mathbf{w}_k, \mathbf{u}} \sum_{k \in \mathcal{K}} R(\gamma_k) \\ \text{s.t. C1: } & R(\gamma_k) \geq L_k, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C2: } \eta_l \geq \text{SINR}_{\text{MC}}, \forall l \in (\mathcal{K}_M - \mathcal{K}) \\ & \text{C3: } \sum_{k \in \mathcal{K}} \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_{\max}, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C4: } |\mathbf{u}_i| = 1, \forall i \in \mathcal{N} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

优化问题中约束C1保证了每个微小区用户的最低QoS要求,约束C2保证了宏小区用户的最低信噪比要求 SINR_{MC} ,约束C3保证了在SC处的传输功率不会超过最大传输功率要求 P_{\max} ,约束C4是IRS元素处的单位模约束。问题式(4)是一个非凸的问题,非凸性质主要是由于式(4)处的SINR、优化变量的耦合、式(3)中速率表达式的非凸性质体现在约束C1中。

对于大多数的非凸问题目前尚没有系统的解决方法,在文章接下来的部分,对于这种问题本文做了一系列的处理,提出了一种基于交替优化的计算效率次优迭代算法。

3 优化问题转换

本节旨在解决问题式(4)且获得一个局部最优解,对于这种变量耦合的问题,采用依次固定相移向量 \mathbf{u} ,优化波束向量 \mathbf{w} ,转而优化另一个变量的方法将该问题拆分成两个子问题,最后采用交替优化的方法解决该问题。对于 $R(x)$ 的处理,可以表示为 $R(x) = f_1(x) - aQ^{-1}(\varepsilon)f_2(x)$,其中 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 两个函数都是关于 x 的凹函数, $aQ^{-1}(\varepsilon)$ 为一个正值所以目标函数 $R(x)$ 是两个凹函数的差^[18],根据泰勒展开公式对 $f_2(x)$ 做1阶泰勒展开有

$$\log_2(1+x) - A_k x - B_x \quad (5)$$

其中, $A_k = aQ^{-1}(\varepsilon)f_2'(x^{(t)})$, $B_x = aQ^{-1}(\varepsilon)(f_2(x^{(t)}) - f_2'(x^{(t)})x^{(t)})$,所以对于该问题最优化目标函数近似为式(5)中的速率计算表达式。

3.1 子问题1: 优化SC的波束向量 \mathbf{w}_k

这一节的目标是在IRS相移向量 \mathbf{u} 固定的情况下,对于SC处的传输波束向量 \mathbf{w}_k 做优化,定义 $\mathbf{W}_k \triangleq \mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^H$, $\mathbf{M}_k \triangleq \mathbf{m}_k \mathbf{m}_k^H$, $\mathbf{m}_k^H = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Phi \mathbf{G}$, $\mathbf{m}_k = \mathbf{h}_{d,k} + \mathbf{G}^H \Phi \mathbf{h}_{r,k}$,所以SINR可以重写为

$$\gamma_k = \frac{\text{Tr}(\mathbf{W}_k \mathbf{M}_k)}{\rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} \text{Tr}(\mathbf{W}_j \mathbf{M}_k)} \quad (6)$$

所以式(4)中的优化问题被重写为以下的形式

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\mathbf{W}_k} \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(1 + \gamma_k) - A_k \gamma_k - B_x \\ \text{s.t. C1, C2, C3: } & \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\mathbf{W}_k) \leq P_{\max}, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C5: } \mathbf{W}_k \geq 0, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C6: } \text{Rank}(\mathbf{W}_k) \leq 1, \forall k \in \mathcal{K} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中,约束C5,C6的引入是为了保证 $\mathbf{W}_k \triangleq \mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^H$ 在优化了 \mathbf{W}_k 之后仍然能够成立。接下来对式(7)中的问题做近似处理,首先式(7)中目标函数前半部分对数函数写成两个凹函数之差^[19], $J_1 - J_2$,其中 $J_1 = \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(\rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\mathbf{W}_j \mathbf{M}_k))$, $J_2 = \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(\rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} \text{Tr}(\mathbf{W}_j \mathbf{M}_k))$,那么对于任意可行点 $\mathbf{W}_k^{(t_1)}, \forall k \in \mathcal{K}$,其中 t_1 表示的是算法1的迭代序号,现在对于 J_2 在可行点 $\mathbf{W}_k^{(t_1)}$ 处做1阶泰勒展开处理:

$$\begin{aligned} J_2(\mathbf{W}_k) & \leq J_2(\mathbf{W}_k^{(t_1)}) + \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\nabla_{\mathbf{W}_k}^H J_2(\mathbf{W}_k^{(t_1)}) \\ & \cdot (\mathbf{W}_k - \mathbf{W}_k^{(t_1)})) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\nabla_{\mathbf{W}_k}^H J_2(\mathbf{W}_k^{(t_1)})$ 为 J_2 对于 \mathbf{W}_k 的1阶偏导,则式(8)可以改写为

$$\begin{aligned} & \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(1 + \gamma_k) \geq J_1 - J_2(\mathbf{W}_k^{(t_1)}) \\ & - \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\nabla_{\mathbf{W}_k}^H J_2(\mathbf{W}_k^{(t_1)}) \\ & \cdot (\mathbf{W}_k - \mathbf{W}_k^{(t_1)})) \triangleq N_k \end{aligned} \quad (9)$$

由于秩约束C6也是非凸约束,所以为了解决这样的问题,采用半定松弛技术(SDR)^[20]来解决,令 $J_4 = \rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} \text{Tr}(\mathbf{W}_j \mathbf{M}_k)$, $J_3 = \text{Tr}(\mathbf{W}_k \mathbf{M}_k)$, J_3 和 J_4 分别是关于 \mathbf{W}_k 的凸函数,根据文献^[21],对于 $x > 0$,其中 $\bar{x} \in \mathbb{R}$, \bar{x} 可看作 x 在每一次迭代过程中的具体值,所以就有式(10)不等式成立

$$\frac{1}{x} \geq \frac{2}{\bar{x}} - \frac{x}{\bar{x}^2} \quad (10)$$

代入 $\gamma_k = J_3/J_4$

$$\frac{J_3}{J_4} \geq J_3 \left(\frac{2}{J_4} - \frac{J_4}{J_4^2} \right) = \frac{2J_3}{J_4} - \frac{J_3 J_4}{J_4^2} \quad (11)$$

其中,对于 $J_3 J_4$ 近似处理为: $J_3 J_4 = (J_3 + J_4)^2/4 - (J_3 - J_4)^2/4$,同样的对于 $(J_3 - J_4)^2$ 做1阶泰勒展开处理,处理之后结果如下:

$$\frac{J_3}{J_4} = \frac{2J_3}{\bar{J}_4} - \frac{1}{\bar{J}_4^2} \left(\frac{(J_3 + J_4)^2}{4} - \frac{1}{4}(\bar{J}_4 - \bar{J}_3)^2 \right) + 2(\bar{J}_4 - \bar{J}_3)M_k(\mathbf{W}_k - \mathbf{W}_k^{(t_1)}) \quad (12)$$

其中 $\bar{J}_4 = \rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} \text{Tr}(\mathbf{W}_j^{(t_1)} M_k)$, $\bar{J}_3 = \text{Tr}(\mathbf{W}_k^{(t_1)} M_k)$, 进一步需要对于凸函数 $(J_3 + J_4)^2$ 做展开近似处理, 然后对式(11)整理就可以得到如下的结果

$$\frac{J_3}{J_4} \geq \frac{2J_3}{\bar{J}_4} - \frac{1}{\bar{J}_4^2} \left(\bar{J}_3 \bar{J}_4 + 2\bar{J}_4(M_k) \left(\mathbf{W}_k - \mathbf{W}_k^{(t_1)} \right) \right) \triangleq J_{3,4} \quad (13)$$

经过处理之后上述两个凸函数 J_3/J_4 就转换成了凸函数和线性函数的组合, 式(7)中优化目标就变为了

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} R(\gamma_k) = \sum_{k \in \mathcal{K}} N_k - A_k J_{3,4} - B_k \quad (14)$$

接下来需要对约束C2进行处理, 根据宏小区用户的最低SINR表达式, 采用MRT预编码形式处理, 所以约束C2就变成了式(15)的凸约束的形式

$$\bar{C2}: \rho_l + \sigma_l^2 + \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\mathbf{W}_k \mathbf{H}_{r,l}) \leq \frac{1}{\text{SINR}_{\text{MC}}} \quad \forall l \in (\mathcal{K}_M - \mathcal{K}) \quad (15)$$

由于 $\mathbf{W}_k \triangleq \mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^H$, 所以会代入秩1约束C6, 最后将采用半定松弛技术(SDR)处理该秩约束, 所以原始优化问题式(7)被重写为式(16)的形式:

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\mathbf{W}_k} \sum_{k \in \mathcal{K}} N_k - A_k J_{3,4} - B_k \\ & \text{s.t. } \bar{C1}, \bar{C2}, \bar{C3}: \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\mathbf{W}_k) \leq P_{\max}, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \quad \bar{C5}: \mathbf{W}_k \geq 0, \forall k \in \mathcal{K} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

式(16)就成为一个凸半定规划问题, 能够通过一些标准的凸优化工具得到解决, 为了获得最优解, 使用迭代更新可行解 \mathbf{W}_k 通过在 t 迭代下解决式(16)中的问题, 所提出的算法1如表1所示。

3.2 子问题2: 固定 \mathbf{W}_k , 优化相移 \mathbf{u}

有相移矩阵 $\Phi = \text{diag}(\mathbf{u}) \in \mathbb{C}^{N \times N}$, $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_N]^H = [e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_N}]^H \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, 本节旨在固定 \mathbf{W}_k 的情况下, 优化相移矩阵, 原问题变为式(17)

$$\begin{aligned} R(\gamma_j(\bar{\mathbf{U}})) &= \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2} \right) - A_k \frac{\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2} - B_k \\ &= \log_2 \left(\sum_{j \in \mathcal{K}} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2 \right) - \log_2 \left(\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2 \right) \\ & \quad - A_k \frac{\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2} - B_k \end{aligned} \quad (21)$$

表1 基于SCA的迭代主动预编码波束向量算法设计(算法1)

初始化最大迭代次数 t_1^{\max} , 迭代序号为 t_1 以及变量 $\{\mathbf{W}_k^{t_1}\}$, 固定优化变量 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_N]^H$ 为常量;

- (1) for $i = 1, 2, \dots$, do
- (2) 在给定变量 $\mathbf{W}_k^{t_1}$, \mathbf{u} 的条件下, 求解问题式(16), 从而获取 $\mathbf{W}_k^{t_1+1}$;
- (3) 令 $t_1 = t_1 + 1$;
- (4) 循环直到收敛或者 $t_1 = t_1^{\max}$;
- (5) end for

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{u}} \sum_{j \in \mathcal{K}} R(\gamma_j(\mathbf{u})) \\ & \text{s.t. } \bar{C1}, \bar{C4}: |u_i| = 1, \forall i \in \mathcal{N} \end{aligned} \quad (17)$$

γ_k 为式(1)中的表达式关系, $u_i = e^{j\theta_i}, \forall i \in \mathcal{N}$, $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_N]^H \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, 所以原问题中对于 θ_i 的约束就等价于 $|u_i| = 1, \forall i \in \mathcal{N}$, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 为SC到IRS的信道矩阵, 令 $\mathbf{p}_{k,j} = \text{diag}(\mathbf{h}_{r,k}^H) \mathbf{G} \mathbf{w}_j \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{h}_{d,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, $\mathbf{h}_{r,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N}$, $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\mathbf{q}_{k,j} = \mathbf{h}_{d,k}^H \mathbf{w}_j \in \mathbb{C}$, 所以 $|\mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_k|^2 = |\mathbf{u}^H \mathbf{p}_{k,j} + \mathbf{q}_{k,j}|^2$, 然后引入式(18)的辅助变量^[22]

$$\mathbf{S}_{k,j} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_{k,j} \mathbf{p}_{k,j}^H & \mathbf{p}_{k,j} \mathbf{q}_{k,j} \\ \mathbf{q}_{k,j} \mathbf{p}_{k,j}^H & 0 \end{bmatrix}, \bar{\mathbf{u}} = \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中, $|\mathbf{u}^H \mathbf{p}_{k,j} + \mathbf{q}_{k,j}|^2 = \bar{\mathbf{u}}^H \mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{u}} + |\mathbf{q}_{k,j}|^2$, 由于矩阵的迹有 $\mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x} = \text{Tr}(\mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x}) = \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{x} \mathbf{x}^H)$, 所以 $\bar{\mathbf{u}}^H \mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{u}} = \text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H)$, 因此提出定义 $\bar{\mathbf{U}} = \bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H$, 其中 $\bar{\mathbf{U}}$ 满足 $\bar{\mathbf{U}} \geq 0$ 且 $\text{Rank}(\bar{\mathbf{U}}) = 1$, 所以 $\bar{\mathbf{u}}^H \mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{u}} = \text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H) = \text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}})$, 由于秩1约束是一个非凸约束, 利用SDR进行松弛处理, 处理结束之后 γ_k 的形式为

$$\gamma_k = \frac{\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2} \quad (19)$$

优化问题变成了

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\bar{\mathbf{U}}} \sum_{j \in \mathcal{K}} R(\gamma_j(\bar{\mathbf{U}})) \\ & \text{s.t. } \bar{C1}, \bar{C4a}: \bar{\mathbf{U}}_{i,i} = 1, i = 1, 2, \dots, N + 1, \\ & \quad \bar{C4b}: \bar{\mathbf{U}} > 0 \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

对于优化目标函数有

与子问题1中的处理方式类似, J_5, J_6 依次如下

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2) \right)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\rho_k + \sigma_k^2 + \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) \right)$$

所以优化目标函数就变为了

$$\max_{\bar{\mathbf{U}}} \sum_{j \in \mathcal{K}} R(\gamma_j(\bar{\mathbf{U}})) = J_5 - J_6 - \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(A_k \frac{\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2} - B_k \right) \quad (22)$$

同理需要对于 J_6 做1阶泰勒展开。同子问题1一样, 需要对于新的信噪比形似进行两次近似处理对

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2}, \quad \text{令}$$

$$J_8 = \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2, \quad \text{同理}$$

$$J_7 = \text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2, \quad J_7 \text{ 与 } J_8 \text{ 分别是关于 } \bar{\mathbf{U}} \text{ 的凸函数, 与子问题1类似有}$$

$$\frac{J_7}{J_8} \geq J_7 \left(\frac{2}{\bar{J}_8} - \frac{J_8}{\bar{J}_8^2} \right) = \frac{2J_7}{\bar{J}_8} - \frac{J_7 J_8}{\bar{J}_8^2} \quad (23)$$

对 $(J_7 - J_8)^2$ 做泰勒展开近似处理, 所以就有

$$\frac{J_7}{J_8} \geq \frac{2J_7}{\bar{J}_8} - \frac{1}{\bar{J}_8^2} \times \left(\frac{(J_7 + J_8)^2}{4} - \frac{1}{4} (\bar{J}_8 - \bar{J}_7)^2 \right) + 2(\bar{J}_8 - \bar{J}_7) \left(\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (S_{k,j}) - S_{k,k} \right) \cdot (\bar{\mathbf{U}} - \bar{\mathbf{U}}^{(t_2)}) \triangleq J_{7,8} \quad (24)$$

其中, $\bar{J}_8 = \sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} (\text{Tr}(\mathbf{S}_{k,j} \bar{\mathbf{U}}^{(t_2)}) + |\mathbf{q}_{k,j}|^2) + \rho_k + \sigma_k^2$, $\bar{J}_7 = \text{Tr}(\mathbf{S}_{k,k} \bar{\mathbf{U}}^{(t_2)}) + |\mathbf{q}_{k,k}|^2$, 故原始问题就转化为

$$\max_{\bar{\mathbf{U}}} \sum_{j \in \mathcal{K}} R(\gamma_j(\bar{\mathbf{U}})) = J_5 - J_6(\bar{\mathbf{U}}^{(t_2)}) - \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\nabla_{\bar{\mathbf{U}}}^H J_6(\bar{\mathbf{U}}^{(t_2)})) \cdot (\bar{\mathbf{U}} - \bar{\mathbf{U}}^{(t_2)}) - \sum_{k \in \mathcal{K}} (A_k J_{7,8} - B_k)$$

s.t. C1, C4a: $\bar{U}_{i,i} = 1, i = 1, 2, \dots, N + 1,$

$$\text{C4b: } \bar{U} > 0 \quad (25)$$

所以子问题2就转化成了一个关于 $\bar{\mathbf{U}}$ 的凸优化的问题, 能够通过一些标准的凸优化工具得到解决, 为了获得最优解, 使用迭代更新可行解 $\bar{\mathbf{U}}$ 通过在 t_2 迭代下解决式(25)中的问题, 所提出的算法2如表2所示。算法3(表3所示)迭代地解决了式(16)和式(25)中的两个子问题。

整体AO交替优化算法的时间复杂度主要来自

对于主动波束 \mathbf{W}_k 以及对于反射波束 $\bar{\mathbf{U}}$ 的迭代更新, 算法1中对于式(16)循环求解 t_1^{\max} 次得到的 \mathbf{W}_k 将作为算法2中优化的起始状态, 算法2在得到 \mathbf{W}_k 之后, 对于式(25)循环迭代 t_2^{\max} 次得到该条件下的最优反射波束 $\bar{\mathbf{U}}$, 然后不断循环这个过程 t_3^{\max} 次。所以, 在这种方式下更新序列 $\{\mathbf{W}_k, \bar{\mathbf{U}}\}$ 在多项式时间内从一个非增长的序列收敛到静态值, 并且更新序列的任何一个极限点都是式(7)的一个静态点。整体算法时间复杂度为 $\mathcal{O}(t_3^{\max}(t_1^{\max} M + t_2^{\max}(N + 1)^2) K^2)$, 主要受到两部分的影响, 一部分是算法1在计算 \mathbf{W}_k 的时候复杂度为 $\mathcal{O}(t_1^{\max} M K^2)$, 另一部分是在计算 $\bar{\mathbf{U}}$ 的时候复杂度为 $\mathcal{O}(t_2^{\max}(N + 1)^2 K^2)$ 。

4 仿真分析

这一节对于所提出的系统以及算法给出了具体的仿真结果, 考虑IRS辅助的异构网络中的所有通信参与者位于同一个2维平面上面, SC范围内IRS辅助的微小用户有2个, 宏小区用户也有2个, 其中中心点为(0,0) m, 小蜂窝(-50,0) m, 宏蜂窝位于(200,0) m, IRS位于(0,50) m, 其次微小用户位于中心点为(0,25) m半径为5 m的圆上, 宏小区用户位于中心点为(0,75) m半径为5 m的圆上, 噪声功率谱密度为-174 dBm/Hz, 系统带宽设置240 kHz, Rician因子设置为10, 考虑的低时延用户解码错误概率 $\varepsilon = 10^{-5}$, 每个包的比特数量 $L_k = 11$ bit, 考虑的天线数量为4根, IRS单元数量 $N = 16, 36, 64$, 对于宏小区用户处的最低SNR要求, 设置最低为

表2 基于SCA迭代优化反射相移算法设计(算法2)

初始化最大迭代次数 t_2^{\max} , 迭代序号为 $t_2 = 0$, 在给定 $\mathbf{W}_k^{t_1}$, 初始化变量 $\bar{\mathbf{U}}^{t_2}$,

(1) for $i = 1, 2, \dots$, do

(2) 在给定 $\mathbf{W}_k^{t_1}$ 的情况下, 通过求解问题(25), 从而获取 $\bar{\mathbf{U}}^{t_2+1}$

(3) 令 $t_2 = t_2 + 1$

(4) 循环直到收敛或者 $t_2 = t_2^{\max}$

(5) end for

表3 基于交替迭代优化主动波束和反射相移算法设计(算法3)

初始化最大迭代次数 t_3^{\max} , 初始化迭代序列号 $t_3 = 0$, 变量 $\mathbf{W}_k^{t_3}$ 以及 $\bar{\mathbf{U}}^{t_3}$

(1) for $i = 1, 2, \dots$, do

(2) 通过表1的算法在给定 $\mathbf{W}_k^{t_3}$ 以及 $\bar{\mathbf{U}}^{t_3}$ 的情况下获取 $\mathbf{W}_k^{t_3+1}$

(3) 通过表2在给定 $\mathbf{W}_k^{t_3+1}$ 的情况下获取 $\bar{\mathbf{U}}^{t_3+1}$

(4) 令 $t_3 = t_3 + 1$

(5) 循环直到收敛或者 $t_3 = t_3^{\max}$

(6) end for

15, 本文比较的是微小区用户的平均系统和速率, 以下简称平均系统和速率。

为了更好地对比观察所提出算法性能, 本文使用了两种比较算法, 分别是:

(1)随机相移算法: 在该方法中, 对于每一个IRS单元使用随机相位移动的方式, 也就是说, 对于优化变量相移 \mathbf{u} , 一开始就选择 $[0, 2\pi)$ 之间的一个随机数并且固定, 转而只对于 \mathbf{W}_k 做优化。

(2)无IRS算法: 直接移掉IRS相关的信道 \mathbf{G} 和 $\mathbf{h}_{r,k}$ 以及相移 ϕ , 仅仅优化 \mathbf{W}_k 。

为了比较算法的收敛特性, 考虑将本文提出的算法与异构网络下的深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)框架^[23]做对比分析, 目前采用DRL算法解决异构网络中的资源分配问题^[24]已经有许多相关的研究, 在文献^[25]中将DRL与IRS结合研究主动和被动波束向量的优化, 所以本文异构网络下DRL对比算法的强化学习网络框架参考文献^[26]中的设置, 通信场景的设置与本文算法保存一致。首先从图2可以看出, 当反射单元数量 $N = 64$ 时, 在前210次迭代的时候, DRL算法的收敛速度快于所提出的算法, 但本文算法在250次迭代左右开始有收敛的趋势了, 而DRL并没有明显的收敛迹象, 在1000到4000次迭代过程中, 本文算法逐渐收敛稳定, 而DRL收敛曲线并不稳定, 这可能和DRL算法的神经网络结构和训练方式有关, 在6500次迭代左右DRL算法的平均系统和速率高于本文算法 $N = 64$ 的情况, 并在以后逐渐增加且都高于本文算法的表现, 大概在9000多次迭代的时候DRL算法才开始达到收敛, 而本文算法早就在1500次迭代左右达到收敛状态。在计算开销方面, 由于DRL算法引入神经网络结构, 在训练过程中包括对于action, state以及reward这3个运算状态的更新, 涉及主动以及反射波束、小蜂窝功率、宏蜂窝SINR、微小区用户和速率等等, 计算的空间复杂度比较

大, 而计算时间复杂度主要体现在神经网络的训练阶段, 假设外层循环更新预测网络 T_1 次, 内层循环 T_2 个时间步长, 经验池采样批次大小为 T_3 , 那么在训练阶段DRL算法计算复杂度为 $\mathcal{O}(T_1(T_2 + T_3))$, 当神经网络训练完毕, 神经网络的决策过程的计算复杂度就远小于训练阶段了, 因为决策过程只依赖神经网络的结构而不需要更多的学习, 所以当神经网络结构中参与训练的神经元参数过多, 训练周期过长的時候, 计算复杂度是高于所提出方案的。另外从图2还可以看出, 随着迭代次数的增加, 平均系统和速率都是呈单调上升的趋势, 并最终收敛到一个局部最优的值。其次对于不同的IRS单元, 例如 $N = 16$, 其初始迭代的时候, 平均系统和速率增加的很快, 达到收敛的趋势点较早。而当 $N = 64$ 的时候, 其初始迭代的平均系统和速率增加的相对比较慢, 达到收敛的趋势点相对靠后, 而 $N = 36$ 时, 其迭代初始状态位于二者之间。最后对于迭代的最终收敛状态, 如 $N = 16$, 由于IRS单元数量的限制, 其最终收敛的平均系统和速率比较小, 而当 $N = 64$ 的时候, 其最终收敛的平均系统和速率相对比较大, 这是由于IRS对于信号的增强作用, 且与IRS单元数量是正向的关系。

图3是小蜂窝的最大传输功率与平均系统和速率之间的关系, 随着 P_{\max} 的增加, 平均系统和速率呈上升的趋势, 这是由优化问题中的约束C3所决定的, P_{\max} 直接影响了优化变量 \mathbf{W}_k 的取值范围大小。可以看出, 在 $P_{\max} = 15$ dBm时, 3种算法的情况不一样, 所提出的优化算法的平均系统和速率最大, 随机相移算法次之, 无IRS的情况最低。在 $P_{\max} = 15 \sim 40$ dBm时, 所提出算法与另外两种算法之间的上升幅度也是有一些差距的, 但是差距变化幅度并不大, 随机相移与去掉IRS的情况非常类似。在 $P_{\max} = 40 \sim 45$ dBm时, 3种算法之间的差别就开始显现出来了, 所提出算法相对另外两种算法增速开

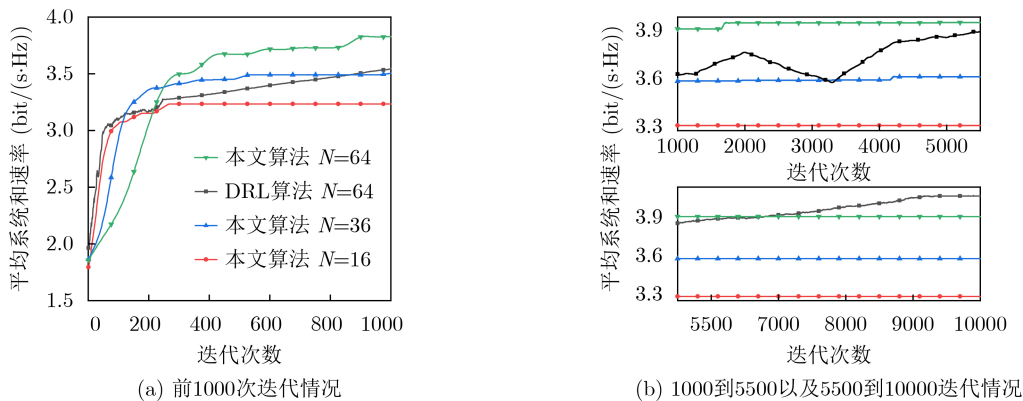


图2 迭代次数与系统平均和速率关系, $N = 16, 36, 64, P_{\max} = 30$ dBm

始变大, 随机相移相对于无IRS的情况增速也开始变大, 无IRS的情况增速最小。

图4反映的是在3种算法下, 不同IRS的单元数量对于平均最大和速率的影响。可以看出, 在无IRS的情况下, 是一条直线, 这是由于已经去掉了IRS单元, 增加IRS反射单元数量对于平均系统和速率没有任何影响。还可以看出的是所提出算法的平均系统和速率, 随着IRS单元数量的增加, 是一直增加的, 且增速相对于随机相移是比较大的, 而随机相移的平均系统和速率增速比较缓慢。当解码错误概率为 $\varepsilon = 10^{-5}$ 时, 平均系统和速率要高于 $\varepsilon = 10^{-6}$ 的情况, 当IRS反射单元数量小于等于42的时候, 随机相移的平均系统和速率要略微高于所提出算法 $\varepsilon = 10^{-6}$ 的情况, IRS单元数大于42的时候, 即使随机相移解码错误概率更低, 但此时算法对和速率影响更大了。配置更多的IRS单元数量 N , 系统对于入射的信号就能够做更多的反射, 这也解释了为什么IRS单元数量越多越能够增强信号传输。

从图5可以看出, 3种算法随着MC的传输功率 P_{MC} 的提升, 平均系统和速率都是下降的。宏蜂窝MC对于微小区用户的平均系统和速率的影响可以从式(4)和式(7)中看出来, 在式(4)中由于MC的传输功率的增加, 分母上的宏蜂窝 v 就会增大, 对于

微小区用户的干扰增加, 即微小区用户的SINR就会降低, 进而平均系统和速率就会降低。其次可以看到, 对于所提出的算法, 一开始当MC的发射功率还比较小的时候, 例如24~32 dBm时, 由于IRS的增强作用的影响还比较大, 所以平均系统和速率下降得还比较慢, 但是当过了32 dBm这个点之后, 由于MC的发射功率增加得太多了, 对于SINR的影响逐渐变大, 所以平均系统和速率下降幅度就突然变大了。对于随机相移的情况, 由于固定了初始相移, 所以IRS对于信号的增强作用不如所提出的算法那么大。对于无IRS的情况, 功率曲线整体低于另外2种算法, 且下降的幅度相对较小, 但是最后由于MC的功率影响实在是太大了, 所以后面也会出现平均系统和速率的急剧下降。同时可以看出所提出算法的效果并不是一直优于随机相移和无IRS的情况, 当解码错误概率 $\varepsilon = 10^{-6}$ 时, 平均系统和速率低于 $\varepsilon = 10^{-5}$ 时3种算法, 这说明了随着宏蜂窝功率的增加, ε 的变化对于平均系统和速率的影响要大于随机相移和无IRS的情况。

图6表示, 在不同的解码错误概率 ε 的情况下, 平均系统和速率关于SC的最大传输功率的变化情况。从图中可以看出, 3条曲线的变化趋势是一样的, 唯一的不同点就是和速率变化的范围, 当 $\varepsilon = 10^{-5}$ 时, 系统平均和速率变化的区间最大, 并且随着解码错误概率的减小, 系统平均和速率变化区间也会变小。 $\varepsilon = 10^{-7}$ 的变化区间范围是最小的, 其中当 $P_{max} \leq 45$ dBm时, 平均系统和速率为负数, 这里将其处理为0。随着解码错误概率 ε 的值不断变小, 系统平均和速率是逐渐变小的, 这是由于式(5)中低时延传输速率的性质所决定的, 当 γ_k 值固定的时候, $Q^{-1}(\varepsilon)$ 的值随着 ε 的减小而变大, 进而导致传输速率 $R(\gamma_k)$ 减小, 这一点正好在图6中得到了验证。

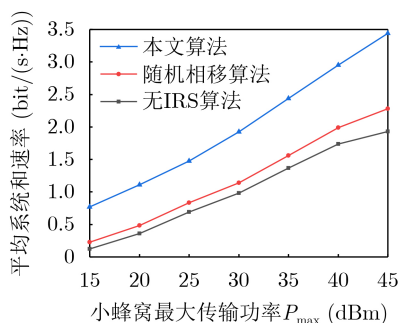


图3 小蜂窝SC的 P_{max} 与系统平均和速率, $K = 2, N = 16$

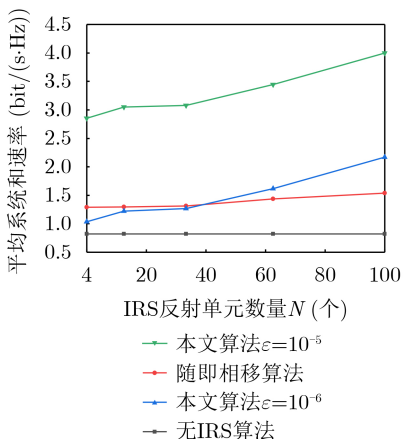


图4 IRS反射单元与系统平均和速率, $K = 2, P_{max} = 40$ dBm

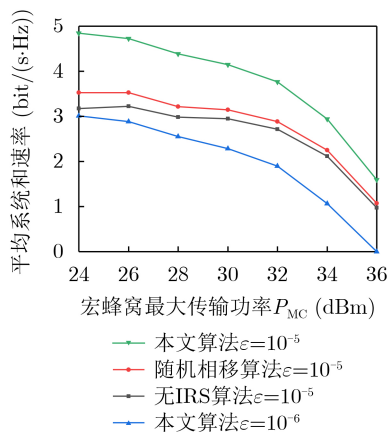


图5 宏蜂窝MC最大传输功率 P_{MC} 与系统平均和速率, $K = 2, N = 16, P_{max} = 40$ dBm

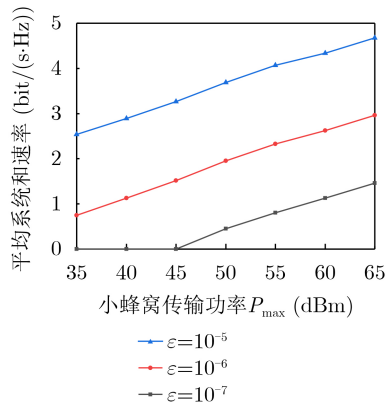


图6 本文算法SC最大传输功率与系统平均和速率

5 结论

本文研究在宏蜂窝(MC)和小蜂窝(SC)共存的异构网络通信环境下, 通过在小蜂窝的范围内部署IRS来进行辅助增强通信, 进而满足小蜂窝内微小用户的高可靠低时延通信需求。本文构建的问题, 是一个非凸的优化问题, 这是因为URLLC速率表达式的非凸性质, 所以论文分析开始就对于URLLC做了泰勒展开近似处理。本文设计的算法是联合优化小蜂窝处的波束成形向量以及IRS相移向量, 通过使用连续凸逼近SCA、交替优化等方法, 获得一个该问题的次优解。仿真结果表明, IRS在SC范围内确实能够起到辅助增强通信的作用, 通过与另外两个算法对比, 可以看出在异构网络场景下IRS对于信号的增强幅度还是比较大的。

参考文献

- [1] HUANG Chongwen, HU Sha, ALEXANDROPOULOS G C, *et al.* Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: Opportunities, challenges, and trends[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(5): 118–125. doi: [10.1109/MWC.001.1900534](https://doi.org/10.1109/MWC.001.1900534).
- [2] NGUYEN H D and SUN Sumei. Massive MIMO versus small-cell systems: Spectral and energy efficiency comparison[C]. Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Communications (ICC), Kuala Lumpur, Malaysia, 2016: 1–6. doi: [10.1109/ICC.2016.7511179](https://doi.org/10.1109/ICC.2016.7511179).
- [3] SUTTON G J, ZENG Jie, LIU Renping, *et al.* Enabling technologies for ultra-reliable and low latency communications: From PHY and MAC layer perspectives[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(3): 2488–2524. doi: [10.1109/COMST.2019.2897800](https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2897800).
- [4] SUER M T, THEIN C, TCHOUANKEM H, *et al.* Multi-connectivity as an enabler for reliable low latency communications—An overview[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(1): 156–169. doi: [10.1109/COMST.2019.2949750](https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2949750).
- [5] HUANG Chongwen, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G C, *et al.* Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(8): 4157–4170. doi: [10.1109/TWC.2019.2922609](https://doi.org/10.1109/TWC.2019.2922609).
- [6] WEI Li, HUANG Chongwen, ALEXANDROPOULOS G C, *et al.* Channel estimation for RIS-empowered multi-user MISO wireless communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(6): 4144–4157. doi: [10.1109/TCOMM.2021.3063236](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2021.3063236).
- [7] XIU Yue, ZHAO Jun, YUEN C, *et al.* Secure beamforming for multiple intelligent reflecting surfaces aided mmWave systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(2): 417–421. doi: [10.1109/LCOMM.2020.3028135](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2020.3028135).
- [8] DAI Haibo, HUANG Wei, ZHANG Haiyang, *et al.* Achievable harvested energy region of IRS-assisted wireless power transfer system[C]. Proceedings of 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, Changsha, China, 2021: 1–5. doi: [10.1109/WCSP52459.2021.9613404](https://doi.org/10.1109/WCSP52459.2021.9613404).
- [9] GHANEM W R, JAMALI V, and SCHOBER R. Joint beamforming and phase shift optimization for multicell IRS-aided OFDMA-URLLC systems[C]. Proceedings of 2021 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Nanjing, China, 2021. doi: [10.1109/WCNC49053.2021.9417582](https://doi.org/10.1109/WCNC49053.2021.9417582).
- [10] XU Yongjun, GUI Guan, OHTSUKI T, *et al.* Robust resource allocation for two-tier HetNets: An interference-efficiency perspective[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2021, 5(3): 1514–1528. doi: [10.1109/TGCN.2021.3090592](https://doi.org/10.1109/TGCN.2021.3090592).
- [11] 曹智禹. 智能反射表面增强的多用户通信系统的优化设计[D]. [硕士论文], 电子科技大学, 2021. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2021.001734](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2021.001734).
CAO Zhiyu. Optimal design of reconfigurable intelligent surfaces enhanced multi-user communication systems[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2021. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2021.001734](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2021.001734).
- [12] WANG Jun, LIANG Yingchang, PEI Yiyang, *et al.* Reconfigurable intelligent surface for small cell network[C]. Proceedings of 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Madrid, Spain, 2021. doi: [10.1109/GLOBECOM46510.2021.9685214](https://doi.org/10.1109/GLOBECOM46510.2021.9685214).
- [13] ZHENG Beixiong, YOU Changsheng, and ZHANG Rui. Fast channel estimation for IRS-assisted OFDM[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(3): 580–584. doi: [10.1109/LWC.2020.3038434](https://doi.org/10.1109/LWC.2020.3038434).

- [14] ZHANG Zijian and DAI Linglong. A joint precoding framework for wideband reconfigurable intelligent surface-aided Cell-Free network[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 4085–4101. doi: [10.1109/TSP.2021.3088755](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3088755).
- [15] LO T K Y. Maximum ratio transmission[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1999, 47(10): 1458–1461. doi: [10.1109/26.795811](https://doi.org/10.1109/26.795811).
- [16] ERSEGHE T. Coding in the finite-blocklength regime: Bounds based on Laplace integrals and their asymptotic approximations[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2016, 62(12): 6854–6883. doi: [10.1109/TIT.2016.2616900](https://doi.org/10.1109/TIT.2016.2616900).
- [17] HE Shiwen, AN Zhenyu, ZHU Jianyue, *et al.* Beamforming design for multiuser uRLLC with finite blocklength transmission[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 8096–8109. doi: [10.1109/TWC.2021.3090197](https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3090197).
- [18] YU Xianghao, XU Dongfang, SUN Ying, *et al.* Robust and secure wireless communications via intelligent reflecting surfaces[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(11): 2637–2652. doi: [10.1109/JSAC.2020.3007043](https://doi.org/10.1109/JSAC.2020.3007043).
- [19] HU Shaokang, WEI Zhiqiang, CAI Yuanxin, *et al.* Sum-rate maximization for multiuser MISO downlink systems with self-sustainable IRS[C]. Proceedings of 2020 IEEE Global Communications Conference, Taipei, China, 2020. doi: [10.1109/GLOBECOM42002.2020.9322535](https://doi.org/10.1109/GLOBECOM42002.2020.9322535).
- [20] WU Qingqing and ZHANG Rui. Weighted sum power maximization for intelligent reflecting surface aided SWIPT[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(5): 586–590. doi: [10.1109/LWC.2019.2961656](https://doi.org/10.1109/LWC.2019.2961656).
- [21] NASIR A A, TUAN H D, NGUYEN H H, *et al.* Resource allocation and beamforming design in the short blocklength regime for URLLC[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(2): 1321–1335. doi: [10.1109/TWC.2020.3032729](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.3032729).
- [22] LI Zhendong, CHEN Wen, WU Qingqing, *et al.* Joint beamforming design and power splitting optimization in IRS-assisted SWIPT NOMA networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(3): 2019–2033. doi: [10.1109/TWC.2021.3108901](https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3108901).
- [23] YU Yiding, WANG Taotao, and LIEW S C. Deep-reinforcement learning multiple access for heterogeneous wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(6): 1277–1290. doi: [10.1109/JSAC.2019.2904329](https://doi.org/10.1109/JSAC.2019.2904329).
- [24] ZHANG Yong, KANG Canping, TENG Yinglei, *et al.* Deep reinforcement learning framework for joint resource allocation in heterogeneous networks[C]. Proceedings of 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall), Honolulu, USA, 2019. doi: [10.1109/VTCFall.2019.8891448](https://doi.org/10.1109/VTCFall.2019.8891448).
- [25] HUANG Chongwen, MO Ronghong, and YUEN C. Reconfigurable intelligent surface assisted multiuser MISO systems exploiting deep reinforcement learning[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(8): 1839–1850. doi: [10.1109/JSAC.2020.3000835](https://doi.org/10.1109/JSAC.2020.3000835).
- [26] ZHANG Jing, ZHANG Haiyang, ZHANG Zhengming, *et al.* Deep reinforcement learning-empowered beamforming design for IRS-assisted MISO interference channels[C]. Proceedings of 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, Changsha, China, 2021. doi: [10.1109/WCSP52459.2021.9613575](https://doi.org/10.1109/WCSP52459.2021.9613575).
- 罗佳俊：男，1996年生，硕士，研究方向为可重构智能表面。
- 代海波：男，1988年生，讲师，硕士生导师，研究方向为异构网络资源分配等。
- 王保云：男，1967年生，教授，博士生导师，研究方向为信息论、物理层安全通信等。
- 李春国：男，1983年生，教授，研究方向为多天线上中继传输技术、短距离宽带及高速无线传输技术等。

责任编辑：陈倩