

## 智能反射面辅助毫米波 NOMA 系统的资源分配联合设计方案

赵赛, 邹章晨, 黄高飞, 唐冬

(广州大学电子与通信工程学院, 广东 广州 510006)

**摘 要:** 为了进一步提高智能反射面 (IRS) 辅助毫米波非正交多址接入系统的频谱效率, 研究了用户分簇、串行干扰消除 (SIC) 解码顺序、发射功率分配、模拟波束选择和 IRS 相移的联合设计方案。在发射功率约束、SIC 解码速率约束、波束选择约束、SIC 解码顺序约束、用户速率约束和 IRS 相移约束下, 最大化系统和速率。由于离散变量、组合变量以及连续变量在目标函数和约束条件中耦合, 所提优化问题难以用传统的优化方法求解。为了求解该问题, 首先通过查询表将 SIC 解码顺序变量这一组合变量转化为二进制离散变量, 然后基于混合鲸鱼优化算法解耦离散变量和连续变量, 并基于罚函数法对优化约束建模, 将非凸优化问题转换为启发式问题进行迭代求解。仿真结果验证了所提方案的有效性。

**关键词:** 智能反射面; 非正交多址; 毫米波; 鲸鱼优化算法

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2022236

## Joint design scheme of resource allocation for intelligent reflecting surface assisted millimeter wave NOMA system

ZHAO Sai, ZOU Zhangchen, HUANG Gaofei, TANG Dong

School of Electronics and Communication Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

**Abstract:** In order to further improve the spectral efficiency of intelligent reflecting surface (IRS)-assisted millimeter wave non-orthogonal multiple access (NOMA) system, a joint design scheme of user clustering, successive interference cancellation (SIC) decoding order, transmit power allocation, analog beam selection and IRS phase shifting was investigated, under the transmit power constraint, SIC decoding rate constraint, beam selection constraint, SIC decoding order constraint, user rate constraint, and IRS phase shift constraint, aiming at maximizing system sum rate. Because of the coupling of discrete variables, combinatorial variables and continuous variables in objective function and constraints, the formulated optimization problem was difficult to solve by traditional optimization methods. To solve it, first the SIC decoding sequence variables were transformed into binary discrete variables through a query table, then the discrete variables and continuous variables were decoupled based on the hybrid whale optimization algorithm, and dealt with the optimization constraints based on the penalty function method, and the non-convex optimization problem was transformed into a heuristic problem for iterative solution. Simulation results verify the effectiveness of the proposed scheme.

**Keywords:** intelligent reflecting surface, non-orthogonal multiple access, millimeter wave, whale optimization algorithm

收稿日期: 2022-05-25; 修回日期: 2022-08-14

通信作者: 唐冬, tangdong@gzhu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61902084, No.61872098)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.61902084, No.61872098)

## 0 引言

智能反射面 (IRS, intelligent reflecting surface) 技术是未来无线网络中提高网络覆盖率、频谱效率的新技术。IRS 由大量相位和幅度可调的无源反射元件组成。通过调整这些反射元件, 系统可以重新配置通信链路环境<sup>[1]</sup>。与无线通信系统中比较成熟的中继技术相比, IRS 可以通过不消耗外部能量的方式改变无线传输信道的特性、增强接收信号, 在提高系统性能的同时有效节省能耗。

非正交多址 (NOMA, non-orthogonal multiple access) 技术是提高频谱效率、支持 6G 大规模连接的有效技术。NOMA 技术通过发送端叠加编码, 接收端串行干扰消除 (SIC, successive interference cancellation) 解码实现多用户的非正交接入<sup>[2]</sup>。SIC 解码技术需要首先根据用户信道强弱制定 SIC 解码顺序; 然后, 弱用户先解码, 强用户后解码, 并且强用户可以通过先解码弱用户的信号去除弱用户干扰以提高强用户的信干噪比, 从而提高系统频谱效率。毫米波 (mmWave, millimeter wave) 技术利用大量空闲的高频频谱来解决带宽短缺问题。NOMA 和毫米波技术的结合能有效应对无线通信系统日益增长的巨连接和高吞吐量需求<sup>[3]</sup>。虽然毫米波和 NOMA 技术在提高系统性能方面有很多优势, 但是也存在一些缺陷。毫米波信号通常受到严重的路径损耗且容易被阻挡物阻塞, NOMA 用户之间强用户对弱用户的干扰等会造成毫米波 NOMA 技术应用潜力下降。干扰消除的技术在时频域形成正交<sup>[4-5]</sup>, 并且通过波束成形技术在空间中将信号对准目标用户, 避免向非目标用户传输。IRS 技术具有无源改变信道传播方向的能力, 与毫米波 NOMA 技术相结合通过控制空间中信号传播方向以及利用波束成形技术聚焦空间能量, 能够有效对抗路径损耗和阻塞, 并抑制干扰, 使信号传输更“绿色”可靠。

现有研究 IRS 和毫米波 NOMA 技术相结合的工作中, 文献[6]设计了一种 IRS 辅助毫米波多输入多输出 (MIMO, multi-input multi-output) 的体系结构, 并利用毫米波信道的稀疏性提出了 2 种基于最大化互信息量的全数字预编码设计方案。文献[7]研究了 IRS 辅助毫米波系统模拟-数字混合预编码和反射单元相移设计, 最小化接收信号与发送信号均方误差, 提出了一种基于梯度投影算法的设计方案。文献[8]研究 IRS 辅助的 NOMA 系统发送波束

成形和 IRS 相移联合设计, 最小化系统发射功率, 基于差分凸规划算法和矩阵提升方法进行迭代求解。文献[9]研究了 IRS 辅助的 NOMA 系统中速率最大化的问题, 在 SIC 解码速率约束和 IRS 相移约束下, 联合设计发送端有源波束成形和 IRS 端无源波束成形。文献[10]研究了带棱镜天线阵列的 IRS 辅助毫米波大规模 MIMO NOMA 通信系统, 利用交替迭代的方法联合优化基站端的有源波束成形和 IRS 端的无源波束成形, 最大化加权和速率。文献[11]研究了带混合波束成形结构的 IRS 辅助毫米波 NOMA 系统, 通过交替优化发射功率分配、IRS 相移和有源无源波束成形最大化系统和速率。

目前, 关于 IRS 辅助毫米波 NOMA 系统的资源分配设计方案大多基于固定的用户分簇和 SIC 解码顺序进行有源无源波束成形设计。在 IRS 辅助 NOMA 通信系统中, 可以通过调整反射单元的反射系数来改变用户信道增益, 从而改变分簇和 SIC 解码顺序。因此在 IRS 辅助 NOMA 系统的资源分配设计中考虑 NOMA 用户分簇和 SIC 解码顺序的自由度能进一步提高系统性能。基于此, 本文研究了 IRS 辅助的毫米波 NOMA 系统中的用户分簇、SIC 解码顺序和有源无源波束成形联合优化问题。本文的主要贡献如下。

1) 基于 IRS 辅助的毫米波 NOMA 下行链路模型提出了一个用户分簇、发射功率分配、模拟波束选择、IRS 相移和 SIC 解码顺序联合设计问题, 在发射功率约束、SIC 解码速率约束、用户速率约束、SIC 解码顺序约束、波束选择约束和 IRS 相移约束下最大化系统和速率。在所提优化问题中, 本文将用户分簇与模拟波束选择相结合, 选择同一模拟波束的用户为同一个 NOMA 用户簇, 在选择模拟波束的同时灵活进行了 NOMA 用户分簇。与现有研究相比, 本文进行了用户分簇、SIC 解码顺序、发射功率分配、模拟波束选择和 IRS 相移联合设计。

2) 所提优化问题中模拟波束选择变量为离散变量, SIC 解码顺序变量为组合变量, 发射功率分配变量和 IRS 相移变量为连续变量。离散变量、组合变量以及连续变量在目标函数和约束中的耦合使优化问题非常复杂, 难以用传统的优化方法求解。基于优化方法的有源无源波束成形联合设计方案<sup>[10-11]</sup>难以解决本文提出的联合优化问题。由于 SIC 解码顺序变量是一种复杂的组合变量, 而且复杂度会随着组内用户数目增加而快速增加, 难以处

理。考虑到假设簇内用户数确定，SIC 解码顺序的数量和形式就是确定的，为了简化优化问题，本文将 SIC 解码顺序变量通过查询表转化为二进制离散变量，然后基于混合鲸鱼优化算法（WOA, whale optimization algorithm）解耦离散变量和连续变量，将非凸优化问题转换为启发式问题进行求解，提出一种资源分配联合设计方案。

3) 分析了所提算法的计算复杂度，并仿真验证了所提方案的有效性。

## 1 系统模型

考虑一个下行毫米波 NOMA 系统，包括一个基站（BS, base station）、一个 IRS、 $K$  个 NOMA 用户，如图 1 所示。

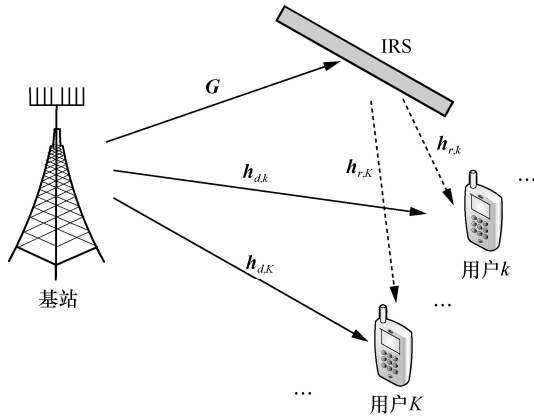


图 1 下行毫米波 NOMA 系统

图 1 中，BS 以全连接天线阵列形式配备  $N_{\text{BS}}$  根天线，IRS 配备  $M$  个反射单元，用户均配备单根天线。为了简化控制和降低成本，考虑在 BS 处只配备  $N_{\text{RF}}$  个射频（RF, radio frequency）链， $N_{\text{RF}} < N_{\text{BS}}$ 。不失一般性，假设 RF 链的数目小于用户数，即  $N_{\text{RF}} < K$ 。在下行链路处， $K$  个用户的接收信号向量  $\mathbf{y}$  为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}^H \mathbf{W} \mathbf{P} \mathbf{s} + \mathbf{v} \quad (1)$$

其中，

$$\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_k, \dots, \mathbf{h}_K] \in \mathbb{C}^{N_{\text{BS}} \times K} \quad (2)$$

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_k, \dots, \mathbf{w}_K] \in \mathbb{C}^{N_{\text{BS}} \times K} \quad (3)$$

$$\mathbf{P} = \text{diag}(\sqrt{p_1}, \dots, \sqrt{p_k}, \dots, \sqrt{p_K}) \in \mathbb{C}^{K \times K} \quad (4)$$

$$\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_k, \dots, s_K]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1} \quad (5)$$

$$\mathbf{h}_k^H = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \in \mathbb{C}^{1 \times N_{\text{BS}}} \quad (6)$$

$$\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_i, \dots, u_M] \quad (7)$$

其中， $\mathbf{h}_{d,k} \in \mathbb{C}^{N_{\text{BS}} \times 1}$ ， $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times N_{\text{BS}}}$ ， $\mathbf{h}_{r,k} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  分别为基站到第  $k$  个用户、基站到 IRS、IRS 到第  $k$  个用户的信道， $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(\mathbf{u}) \in \mathbb{C}^{M \times M}$  为 IRS 反射系数矩阵， $u_i = e^{j\theta_i}$ ， $\theta_i \in [0, 2\pi)$  为第  $i$  个反射单元的反射角度， $p_k$  为分配给第  $k$  个用户的功率， $s_k$  为发送给第  $k$  个用户信号，且

$$\mathbb{E}(\mathbf{s}\mathbf{s}^H) = \mathbf{I}_K \quad (8)$$

其中， $\mathbf{w}_k$  为第  $k$  个用户的发送波束成形向量且  $\|\mathbf{w}_k\|_2 = 1$ ， $\mathbf{v} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_K)$  为  $K \times 1$  维的加性白高斯噪声向量， $\mathbf{I}_K$  为  $K \times K$  维的单位矩阵。

毫米波系统信道通常采用 Saleh-Valenzuela 几何信道模型表示<sup>[12]</sup>。基站到第  $k$  个用户的信道  $\mathbf{h}_{d,k}$  为

$$\mathbf{h}_{d,k} = \sqrt{\frac{N_{\text{BS}}}{L_d}} \sum_{l=1}^{L_d} \alpha_l \mathbf{a}_l(\phi_l) \quad (9)$$

其中， $L_d$  为路径数， $\alpha_l$  为路径复增益， $\mathbf{a}_l(\phi_l)$  为归一化线性阵列（ULA, uniform linear array）响应， $\phi_l$  为基站端发送角。假设基站端配备的  $N_{\text{BS}}$  以均匀线阵形式排列，即

$$\mathbf{a}_l(\phi_l) = \frac{1}{\sqrt{N_{\text{BS}}}} \left[ 1, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} \sin(\phi_l)}, \dots, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} (N_{\text{BS}}-1) \sin(\phi_l)} \right]^T \quad (10)$$

其中， $d$  为天线间隔， $\lambda$  为无线电波长。IRS 到第  $k$  个用户的信道  $\mathbf{h}_{r,k}$  为

$$\mathbf{h}_{r,k} = \sqrt{\frac{M}{L_r}} \left( \varrho_0 \mathbf{a}_t(\vartheta_{a,0}, \vartheta_{e,0}) + \sum_{l=1}^{L_r-1} \varrho_l \mathbf{a}_t(\vartheta_{a,l}, \vartheta_{e,l}) \right) \quad (11)$$

其中， $L_r$  表示路径数， $\varrho_0$  表示与视线线路（LoS, line of sight）路径相关联的复增益， $\varrho_l$  表示与第  $l$  条非视距（NLoS, non-line-of-sight）路径相关联的复增益， $\vartheta_{a,0}$  和  $\vartheta_{e,0}$  分别表示与 IRS 到第  $k$  个用户的 LoS 路径的水平发射角和垂直发射角， $\vartheta_{a,l}$  和  $\vartheta_{e,l}$  分别表示与 IRS 到第  $k$  个用户的第  $l$  条 NLoS 路径的水平发射角和垂直发射角， $\mathbf{a}(\vartheta_{a,0}, \vartheta_{e,0})$  和  $\mathbf{a}(\vartheta_{a,l}, \vartheta_{e,l})$  分别表示 LoS 路径和第  $l$  条 NLoS 路径归一化平面阵列响应。对于配备  $M = M_y \times M_z$  根天线的归一化矩形阵列（URA, uniform rectangular array）响应表示为

$$\mathbf{a}(\eta, \theta) = \frac{1}{\sqrt{M}} \mathbf{1} \left[ e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} (\cos \eta \sin \theta + \sin \eta \sin \theta)}, \dots, e^{j\frac{2\pi d}{\lambda} ((M_y-1) \cos \eta \sin \theta + (M_z-1) \sin \eta \sin \theta)} \right]^T \quad (12)$$

基站到 IRS 的信道  $\mathbf{G}$  表示为

$$\mathbf{G} = \sqrt{\frac{N_{\text{BS}}M}{L}} \left( \alpha_0 \mathbf{a}(\vartheta_a, \vartheta_e) \mathbf{a}_t^H(\phi) + \sum_{l=1}^{L-1} \alpha_l \mathbf{a}(\vartheta_{a_l}, \vartheta_{e_l}) \mathbf{a}_t^H(\phi_l) \right) \quad (13)$$

其中,  $\alpha_0$  与  $\alpha_l$  分别表示 LOS 路径的复增益和第  $l$  条 NLOS 路径的复增益,  $\vartheta_a$  和  $\vartheta_e$  分别表示 LOS 路径的水平角和垂直角,  $\vartheta_{a_l}$  和  $\vartheta_{e_l}$  分别表示 IRS 端第  $l$  条 NLOS 路径的水平到达角和垂直到达角,  $\phi$  和  $\phi_l$  分别表示基站端 LOS 路径和第  $l$  条 NLOS 路径的发射角。

基于 NOMA 原理, 用户端使用 SIC 技术来消除小区内用户间干扰。在 NOMA 系统中, 具有较强信道增益的用户可以解码具有较弱信道增益的用户的信号。定义  $\Omega_n(k)$  为第  $n$  个簇中第  $k$  个用户的 SIC 解码顺序, 若解码顺序满足  $\Omega_n(m) < \Omega_n(k)$ , 用户  $k$  首先依次解码前  $m$  个用户信号, 将解码顺序满足  $\Omega_n(i) > \Omega_n(k)$  的用户的信号看作干扰, 解码用户  $k$  自身信号。根据毫米波信道的稀疏性, 本文选择基于离散傅里叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 的预定义模拟波束成形码本, 即利用  $\mathcal{U} = \{\mathbf{a}(\psi_1), \dots, \mathbf{a}(\psi_{N_{\text{BS}}})\}$  给出的离散傅里叶变换的空间分辨率来构造波束集, 其中,

$$\psi_n = \frac{1}{N_{\text{BS}}} (n-1), n = 1, \dots, N_{\text{BS}} \quad (14)$$

$$\mathbf{a}(\psi_n) = \frac{1}{\sqrt{N_{\text{BS}}}} \left[ e^{-j2\pi\psi_n(i - (N_{\text{BS}}-1))} \right]_{i=0}^{N_{\text{BS}}-1} \quad (15)$$

假设  $P_{\bar{i}, \bar{j}}$  表示用户  $\bar{i}$  选择波束  $\bar{j}$  时分配的功率, 其中,  $\bar{i} \in \{k, i\}$ ,  $\bar{j} \in \{n, l\}$ 。  $x_{\bar{i}, \bar{j}}$  为二元变量, 若  $x_{\bar{i}, \bar{j}} = 1$  表示第  $\bar{i}$  个用户选择了第  $\bar{j}$  个波束, 否则表示没有选择。令  $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$  表示用户分簇集合,  $\mathcal{N}(l)$  为第  $l$  个簇的用户集合。第  $n$  个簇中的用户  $k$  解码其自身信号的信号与干扰加噪声比 (SINR, signal-to-interference-plus-noise ratio) 为

$$\text{SINR}_{k \rightarrow k, n} = \frac{x_{k, n} P_{k, n} \|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_n\|^2}{I_{k, n} + \bar{I}_{k, n} + \sigma^2} \quad (16)$$

其中,

$$I_{k, n} = \sum_{\Omega_n(i) > \Omega_n(k)} x_{i, n} P_{i, n} \|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_n\|^2 \quad (17)$$

$$\bar{I}_{k, n} = \sum_{l=1, l \neq n}^N \sum_{i \in \mathcal{N}(l)} x_{i, l} P_{i, l} \|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_l\|^2 \quad (18)$$

若第  $n$  个簇中用户  $j$  处满足  $\Omega_n(j) > \Omega_n(k)$ , 则用户  $j$  解码用户  $k$  信号的可达速率为

$$R_{k \rightarrow j, n} = \text{lb}(1 + \text{SINR}_{k \rightarrow j, n}) \quad (19)$$

其中, 有

$$\text{SINR}_{k \rightarrow j, n} = \frac{x_{k, n} P_{k, n} \|\mathbf{h}_j^H \mathbf{w}_n\|^2}{I_{j, n} + \bar{I}_{j, n} + \sigma^2} \quad (20)$$

$$I_{j, n} = \sum_{\Omega_n(i) > \Omega_n(k)} x_{i, n} P_{i, n} \|\mathbf{h}_j^H \mathbf{w}_n\|^2 \quad (21)$$

$$\bar{I}_{j, n} = \sum_{l=1, l \neq n}^N \sum_{i \in \mathcal{N}(l)} x_{i, l} P_{i, l} \|\mathbf{h}_j^H \mathbf{w}_l\|^2 \quad (22)$$

为了保证能够成功地进行 SIC 消除, 在用户  $j$  解码用户  $k$  的信号的可达速率应当不小于在用户  $k$  解码其自身信号的可达速率。本文优化目标为最大化系统和速率, 优化问题构造如下

$$\max_{\Omega_n, \theta_i, x_{k, n}, P_{k, n}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K R_{k \rightarrow k, n} \quad (23a)$$

$$\text{st. } R_{k \rightarrow j, n} \geq R_{k \rightarrow k, n}, \Omega_n(j) > \Omega_n(k), \forall n = 1, \dots, N \quad (23b)$$

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K P_{k, n} \leq P_T \quad (23c)$$

$$\theta_i \in [0, 2\pi], \forall i = 1, \dots, M \quad (23d)$$

$$\Omega_n \in \Pi_n, \forall n = 1, \dots, N \quad (23e)$$

$$\sum_{n=1}^N R_{k \rightarrow k, n} \geq R_{\min} \quad (23f)$$

$$\sum_{n=1}^N x_{k, n} = 1, \forall k = 1, \dots, K \quad (23g)$$

$$x_{k, n} \in \{0, 1\}, \forall k = 1, \dots, K, \forall n = 1, \dots, N \quad (23h)$$

其中, 式(23b)为 SIC 解码速率约束; 式(23c)为发射功率约束,  $P_T$  表示发射总功率; 式(23d)为 IRS 相移约束; 式(23e)为 SIC 解码顺序约束,  $\Pi_n$  表示第  $n$  个簇中不同的解码顺序的集合; 式(23f)为用户速率约束,  $R_{\min}$  表示用户最小速率需求; 式(23g)和式(23h)为模拟波束选择约束, 表示每个用户只能选择一个模拟波束, 而一个模拟波束可以对应不同数目的用户, 选择同一模拟波束的用户分为同一个 NOMA 用户簇。优化问题式(23)中模拟波束选择变量为离散变量, SIC 解码顺序变量为组合变量, 功率分配变量和 IRS 相移变量为连续变量。离散

变量、组合变量以及连续变量在目标函数和约束中的耦合使优化问题非常复杂，难以用传统的优化方法求解。

## 2 求解算法

为了求解式(23)，本文首先将 SIC 解码顺序变量通过查询表转化为二进制离散变量；然后基于混合 WOA 解耦离散变量和连续变量，即混合 WOA 通过传统 WOA 处理连续变量，通过二元 WOA 处理离散变量，基于罚函数法处理优化问题中的约束；最后基于启发式的搜索机制进行迭代逼近求解。

### 2.1 WOA 原理

传统的 WOA 算法分为 3 个部分：搜索猎物(SFP, search for prey)、收缩包围机制 (SEM, shrinking encircling mechanism) 和螺旋更新位置 (SUP, spiral updating position)。SFP 中，每头鲸鱼随机选择一个位置，并向最佳搜索代理更新其位置。SEM 和 SUP 用于座头鲸的泡泡网攻击，在它们接近猎物（最佳搜索代理）的位置时，不断更新它们的位置。SFP 属于探索阶段，SEM 和 SUP 属于开发阶段。WOA 由于同时包含了探索阶段和开发阶段，因此可以在探索阶段和开发阶段之间进行权衡，从而获得近似全局最优解。

包围捕食阶段，WOA 通过假设当前的最佳搜索代理是目标猎物，在迭代过程中向最佳搜索代理更新位置。这种行为表示为

$$\vec{D} = |\vec{C}\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (24)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A}\vec{D} \quad (25)$$

其中， $\vec{A}$  和  $\vec{C}$  为系数向量， $t$  为当前迭代步数， $\vec{X}^*(t)$  为最优代理位置， $\vec{X}(t)$  为当前搜索代理位置， $|\cdot|$  为取绝对值运算。 $\vec{A}$  和  $\vec{C}$  计算式为

$$\vec{A} = 2a\vec{r} - a \quad (26)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \quad (27)$$

其中， $a = 2\left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)$ ， $t$  和  $t_{\max}$  分别表示当前迭代步数和最大迭代步数； $\vec{r}$  表示在  $[0,1]$  随机取值的向量。

螺旋更新阶段同时采用收缩包围机制和螺旋更新位置。收缩包围机制是通过设置系数向量  $\vec{A}$  来实现的。在搜索过程中，更新后的搜索代理位于当前位置和最佳搜索代理位置之间。目标与搜索代理位置之间的螺旋方程为

$$\vec{D} = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (28)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}e^{bl} \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (29)$$

其中， $b$  为螺旋形状的常数， $l$  为  $[1, -1]$  的随机数。

由于搜索代理在一个逐渐缩小的圆内逼近目标，沿着螺旋形的路径更新位置，同时采用了缩小包围法和螺旋逼近法，假设 2 种方法的执行概率都为 50%，这种行为模拟如下

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A}\vec{D} & , p < 0.5 \\ \vec{D}e^{bl} \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & , p \geq 0.5 \end{cases} \quad (30)$$

其中， $p$  为  $[0,1]$  的随机数。

搜寻猎物阶段，搜索代理通过  $|\vec{A}|$  的值来控制是搜索猎物阶段还是包围捕食阶段。当  $|\vec{A}| > 1$  时，通过探索其他未知位置，避免算法陷入局部最优解。其数学模型如下

$$\vec{D} = |\vec{C}\vec{X}_{\text{rand}}(t) - \vec{X}(t)| \quad (31)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{\text{rand}}(t) - \vec{A}\vec{D} \quad (32)$$

其中， $\vec{X}_{\text{rand}}$  为从当前种群中随机选取的搜索代理个体。

WOA 的原始形式用于连续变量的优化问题，为了处理变量是离散变量或二进制变量优化问题，文献[11]提出了二元 WOA (BWOA, binary WOA)。WOA 和 BWOA 的主要区别在于位置更新过程和传递函数。在 WOA 中，位置更新基于最佳搜索代理的位置，并且可以是可行集内的任何连续值，而 BWOA 中的位置更新值是 1 或者 0，根据座头鲸螺旋形运动计算出的概率决定当前位置的值。此外，BWOA 引入传递函数表示搜索代理（座头鲸）和最佳搜索代理（猎物）之间的距离关系，即距离最佳搜索代理的位置越远的搜索代理具有越高的概率，传递函数的值位于  $[0,1]$ 。BWOA 具体修改如下。

包围捕食阶段，通过如下传递函数更新步长

$$B_{\text{SEM}} = \left| \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\pi}{2} \vec{A}\vec{D}\right) \right| \quad (33)$$

其中， $\vec{A}$  和  $\vec{D}$  可由式(26)与式(24)计算得到， $B_{\text{SEM}}$  是改变当前位置的概率。搜索代理的位置更新式为

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{C}(\vec{X}(t)) & , p_{\text{WOA}} \leq B_{\text{SEM}} \\ \vec{X}(t) & , p_{\text{WOA}} > B_{\text{SEM}} \end{cases} \quad (34)$$

其中,  $p_{\text{WOA}}$  是服从[0,1]的随机数,  $\mathbb{C}(\cdot)$  表示补码运算。

螺旋更新阶段, 搜索代理的位置更新式为

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbb{C}(\vec{X}(t)) & , p_{\text{WOA}} \leq B_{\text{SUP}} \\ \vec{X}(t) & , p_{\text{WOA}} > B_{\text{SUP}} \end{cases} \quad (35)$$

通过如下传递函数更新步长。

$$B_{\text{SUP}} = \left| \operatorname{erf} \left( \frac{\sqrt{\pi}}{2} x \right) \right| = \left| \frac{\sqrt{2}}{\pi} \int_0^{\left(\frac{\sqrt{\pi}}{2}\right) \vec{A} \vec{D}} e^{-t^2} dt \right| \quad (36)$$

其中,  $\vec{A}$  和  $\vec{D}$  可由式(26)与式(28)计算得到。

搜寻猎物阶段, 搜索代理的位置更新式为

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbb{C}(\vec{X}(t)) & , p_{\text{WOA}} \leq B_{\text{SFP}} \\ \vec{X}(t) & , p_{\text{WOA}} > B_{\text{SFP}} \end{cases} \quad (37)$$

通过如下传递函数更新步长。

$$B_{\text{SFP}} = \left| \frac{\vec{A} \vec{D}}{\sqrt{1 + (\vec{A} \vec{D})^2}} \right| \quad (38)$$

其中,  $\vec{A}$  和  $\vec{D}$  可由式(26)与式(31)计算得到。

## 2.2 基于混合 WOA 的资源分配算法

优化问题式(23)为混合整数非线性规划 (MINLP, mixed integer nonlinear programming) 问题。由于模拟波束选择、功率分配、SIC 解码顺序和 IRS 相移变量的相互耦合, 使传统优化方法难以求解。因此, 本文提出了一种混合鲸鱼优化算法 (HWOA, hybrid WOA) 进行求解。混合 WOA 通过传统 WOA 处理连续变量, BWOA 处理离散变量。此外, 优化问题式(23)还需要满足发射功率约束、SIC 解码速率约束、IRS 相移约束、SIC 解码顺序约束、用户速率约束和波束选择约束。本文基于罚函数法处理优化问题中的约束。然而, 由于 SIC 解码顺序约束的组合性质, 无法直接使用罚函数法处理。本文将第  $n$  个簇的解码顺序组成一个集合, 表示为

$$\mathcal{S}_n = \{S_n^1, S_n^2, \dots, S_n^{|n|}\} \quad (39)$$

其中,  $|n|$  表示第  $n$  个簇中的用户个数, 通过引入一个  $q$  位二进制指示因子来表示解码顺序的选择, 进而在集合  $\mathcal{S}_n$  中找到对应的解码顺序,  $q$  可以根据  $|n|!$  转为二进制后所占的位数来确定。例如, 当  $|n|=3$  时,  $|n|!=6$ , 6 的二进制表示为 110, 故  $q=3$ , 则

$$S_n^1 = 001, S_n^2 = 010, S_n^3 = 011 \quad (40a)$$

$$S_n^4 = 100, S_n^5 = 101, S_n^6 = 110 \quad (40b)$$

基于此, SIC 解码速率约束表示为

$$\begin{aligned} f_{k,j,n} &= R_{k \rightarrow j,n} - R_{k \rightarrow k,n} \\ S_n(j) &> S_n(k), S_n \in \mathcal{S}_n, \forall n \end{aligned} \quad (41)$$

此外, 发射功率约束、用户速率约束和波束选择约束分别表示为

$$g = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K P_{k,n} - P_T \quad (42)$$

$$j_k = \sum_{n=1}^N R_{k \rightarrow k,n} - R_{\min}, \forall k \quad (43)$$

$$h_k = \sum_{n=1}^N x_{k,n} - 1, \forall k \quad (44)$$

对于 IRS 相移约束, 本文初始化  $\theta_i$  为

$$\theta_i = \rho(\theta_i^{\max} - \theta_i^{\min}) + \theta_i^{\min} \quad (45)$$

其中,  $\theta_i^{\min}$  为相移下界,  $\theta_i^{\max}$  为相移上界,  $\rho$  为[0,1]之间的随机变量, 以满足相移约束。

优化问题式(23)的约束惩罚函数表示为

$$\hat{I} = \hat{I}_1 + \hat{I}_2 + \hat{I}_3 + \hat{I}_4 \quad (46)$$

$$\hat{I}_1 = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \mu F(f_{k,j,n}) f_{k,j,n}^2 \quad (47)$$

$$\hat{I}_2 = \nu G(g) g^2 \quad (48)$$

$$\hat{I}_3 = \sum_{k=1}^K \omega H(h_k) h_k^2 \quad (49)$$

$$\hat{I}_4 = \sum_{k=1}^K \tau J(j_k) j_k^2 \quad (50)$$

其中,  $\mu > 0$ 、 $\nu > 0$ 、 $\omega > 0$  和  $\tau > 0$  为惩罚因子;  $F(\cdot)$ 、 $G(\cdot)$ 、 $H(\cdot)$  和  $J(\cdot)$  均为指示函数。以上指示函数的具体功能分别如下。

- 1) 当  $f_{k,j,n} \geq 0$  时,  $F(f_{k,j,n}) = 0$ ; 否则  $F(f_{k,j,n}) = 1$ 。
- 2) 当  $g \leq 0$  时,  $G(g) = 0$ ; 否则  $G(g) = 1$ 。
- 3) 当  $h_k \neq 0$  时,  $H(h_k) = 1$ ; 否则  $H(h_k) = 0$ 。
- 4) 当  $j_k \geq 0$  时,  $J(j_k) = 0$ ; 否则  $J(j_k) = 1$ 。

将问题式(23)最大化目标值转化为最小化适应度函数, 如式(51)所示。

$$\text{Fitness} = - \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N R_{k \rightarrow k,n} + \hat{I} \quad (51)$$

本文提出混合 WOA, 通过传统 WOA 处理连续变量  $X_C = [P_{k,n}, \theta_i]$ , 通过 BWOA 处理离散变量  $X_D = [x_{k,n}, S_n]$ 。在混合 WOA 的迭代中, 当搜索代理  $X = [X_C, X_D]$  更新其位置时, 根据搜索代理的位置信息计算适应度函数值, 将具有最小适应度函数值的搜索代理作为最优搜索代理, 其位置信息将用于在下一次迭代中更新其他搜索代理的位置。重复迭代, 直到搜索代理的位置不再变化。最终输出最优搜索代理的位置为最优解。具体算法过程如算法 1 所示。

#### 算法 1 基于混合 WOA 的资源分配算法

**初始化** 鲸鱼种群  $X^j = [x_{k,n}^j, S_n^j, P_{k,n}^j, \theta_i^j]$ , 并将其分为连续部分  $X_C^j = [P_{k,n}^j, \theta_i^j]$  与离散部分  $X_D^j = [x_{k,n}^j, S_n^j]$ ,  $j = \{1, \dots, N_w\}$ ,  $N_w$  为搜索代理数目; 迭代步数  $t$  和最大迭代步数  $t_{\max}$

- 1) 根据式(51)计算搜索代理的适应度函数值, 确定最优搜索代理  $\vec{X}^*(t)$
- 2) while
- 3) for  $k = 1: N_w$
- 4) 更新  $a, \vec{A}, \vec{C}, l, p$ , 并计算  $p_{\text{WOA}}$
- 5) if  $p < 0.5$
- 6) if  $|\vec{A}| < 1$
- 7) 根据式(24)更新  $\vec{D}$ , 根据式(33)更新  $B_{\text{SEM}}$ , 根据式(25)更新搜索代理的连续部分  $X_C$ , 根据式(34)更新搜索代理的离散部分  $X_D$
- 8) else
- 9) 选择一个随机搜索代理  $\vec{X}_{\text{rand}}$ , 根据式(31)更新  $\vec{D}$ , 根据式(38)更新  $B_{\text{SFP}}$ , 根据式(32)更新搜索代理连续部分  $X_C$ , 根据式(37)更新种群离散部分  $X_D$
- 10) end if
- 11) else
- 12) 根据式(28)更新  $\vec{D}$ , 根据式(36)更新  $B_{\text{SUP}}$ , 根据式(29)更新搜索代理连续部分  $X_C$ , 根据式(35)更新种群离散部分  $X_D$
- 13) end if
- 14) end for

15) 计算每个搜索代理的适应度函数值

16) 更新当前最优搜索代理  $\vec{X}^*(t)$

17)  $t = t + 1$

18) until  $t > t_{\max}$  或收敛

19) 输出最优搜索代理

算法 1 中, 步骤 7)、步骤 9)、步骤 12) 分别为 SEM、SFP、SUP, 步骤 5) 模拟了鲸鱼包围猎物和螺旋收缩包围的捕食行为, 步骤 6) 平衡了探索和开发阶段。由于步骤 6) 中算法有一定概率再次随机生成搜索代理, 减弱了对初始化搜索代理的依赖, 避免了算法过早收敛到局部最优解。当搜索代理数量较大时, 最终输出最优搜索代理的位置会接近全局最优解。

### 3 计算复杂度分析

本文提出的基于混合 WOA 的资源分配算法的计算复杂度主要来自计算适应度函数式(51), 其计算复杂度主要由目标函数式(23a)和约束条件式(41)~式(44)的计算复杂度决定。式(23a)的计算复杂度为  $\mathcal{O}(NK^2N_{\text{BS}}^3M^2)$ , 式(41)的计算复杂度为  $\mathcal{O}(KN_{\text{BS}}^3M^2)$ , 式(42)的计算复杂度为  $\mathcal{O}(NK)$ , 式(43)的计算复杂度为  $\mathcal{O}(NK^2N_{\text{BS}}^3M^2)$ , 式(44)的计算复杂度为  $\mathcal{O}(NK)$ 。适应度函数的计算复杂度为  $\mathcal{O}(N_w(2NK + KN_{\text{BS}}^3M^2 + 2NK^2N_{\text{BS}}^3M^2))$ 。设最大迭代次数为  $T_w$ , 则计算复杂度为  $T_w\mathcal{O}(N_w(2NK + KN_{\text{BS}}^3M^2 + 2NK^2N_{\text{BS}}^3M^2))$ 。

### 4 仿真及实验

假设 IRS 辅助毫米波 NOMA 系统中基站、用户和 IRS 的位置关系如图 2 所示。其中,  $d_1 = 119 \text{ m}$ ,  $d_v = 0.6 \text{ m}$ ,  $d_m = 5 \text{ m}$ 。

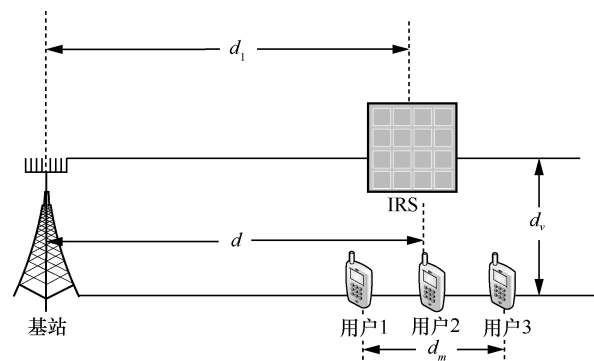


图 2 基站、用户和 IRS 的位置关系

设  $d$  表示 BS 与用户群中心之间的距离,  $d_k$  表示用户  $k$  与 BS 之间的距离。每个用户的位置均匀

分布于距离用户群中心  $d_m = 5\text{ m}$  的直线范围内。BS-IRS 距离  $d_2$  和 IRS-用户  $k$  距离  $d_{3k}$  的计算式为

$$d_2 = \sqrt{d_1^2 + d_v^2}, d_{3k} = \sqrt{(d_k - d)^2 + d_v^2} \quad (52)$$

设基站为天线数  $N_{\text{BS}}=8$  的均匀线阵, IRS 为具有  $M$  个反射单元的均匀平面阵,  $M = M_y M_z$ , 其中  $M_y$  和  $M_z$  分别表示沿水平轴和垂直轴的反射单元数。设路径增益均服从复高斯分布  $\mathcal{CN}(0, 10^{-0.1\kappa})$ , 其中, 有

$$\kappa = a + 10\text{blg}\tilde{d} + \xi \quad (53)$$

其中,  $\tilde{d}$  为发射机和接收机之间的距离,  $a$  和  $b$  为实际信道测量距离上浮动截距和斜率的最小二乘拟合参数,  $\xi \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\xi^2)$ 。根据实际信道测量值, 对于 NLOS 路径,  $a, b, \sigma_\xi$  的值分别设置为

$$a = 72, b = 2.92, \sigma_\xi = 8.7\text{ dB} \quad (54)$$

对于 LOS 路径,  $a, b, \sigma_\xi$  的值分别设置为

$$a = 61.4, b = 2, \sigma_\xi = 5.8\text{ dB} \quad (55)$$

本文根据文献[14]设置 LOS 路径的能量与所有 NLOS 路径能量和的比率为 13.2 dB。如无特别说明, 本文设置基本仿真参数如下:  $N_w = 7000$ ,  $t_{\text{max}} = 20$ ,  $N_{\text{BS}} = 16$ ,  $P_T = 10\text{ dBm}$ ,  $K = 3$ ,  $d = 120\text{ m}$ ,  $N_{\text{RF}} = 2$ ,  $M_y = 10$ ,  $M_z = 20$ ,  $\sigma^2 = -90\text{ dBm}$ 。

本文实验对比了所提 IRS 辅助 NOMA 方案 (表示为“本文方案”)、IRS 辅助 OMA 方案 (表示为“IRS-OMA”)、常规 NOMA 方案 (表示为“NOMA”) 和常规 OMA 方案 (表示为“OMA”) 的性能。上述方案都基于鲸鱼优化算法, 其中, 常规 NOMA 方案可视为本文方案不考虑 IRS 的简化方案, 常规 OMA 方案基于文献[15], IRS 辅助 OMA 方案基于本文 IRS 处理方法与文献[15]方法结合。平均和速率与基站与用户中心之间距离的关系如图 3 所示。

从图 3 可以看出, 对于没有 IRS 的方案, 随着用户逐渐远离 BS, 平均和速率迅速降低。有 IRS 的方案随着 IRS 越靠近用户中心, 平均和速率提高显著。具体而言, 在与 IRS 距离 15 m 范围内, IRS 辅助系统可以极大增加用户平均和速率。从图 3 还可以看出, IRS 辅助的 NOMA 方案明显优于 IRS 辅助的 OMA 方案。这是因为 NOMA 方案可以通过 NOMA 协议同时为所有用户提供服务。

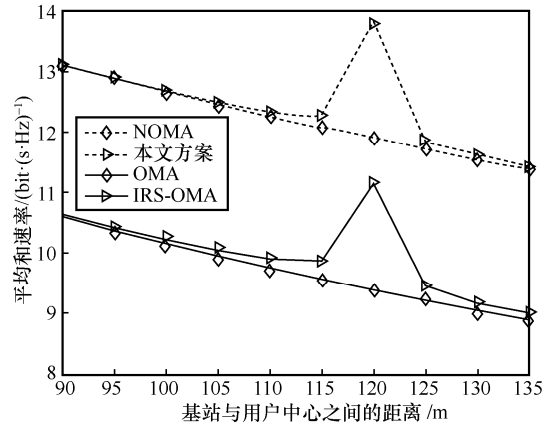


图 3 平均和速率与基站与用户中心之间距离的关系

平均和速率与 IRS 单元数目关系如图 4 所示。图 4 表明 IRS 辅助 NOMA 方案和 IRS 辅助 OMA 方案的平均和速率随着 IRS 单元增加而提高。这是因为 IRS 单元数目越大, IRS 改变信道的能力越强, 平均和速率越高。

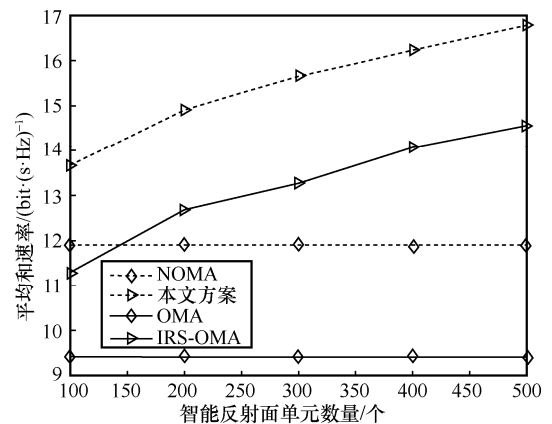


图 4 平均和速率与 IRS 单元数目关系

图 5 显示了平均和速率与基站发射功率的关系。从图 5 可以看出, 不同方案的和速率都随着发射功率的增加而增加。因为随着发射功率的提高, 信道信噪比提高, 从而使平均和速率提高。从图 5 还可以看出, IRS 辅助的方案性能优于无 IRS 辅助的方案大约 2 bit/(s·Hz), 使用 NOMA 的方案性能优于不使用 NOMA 的方案约 3 bit/(s·Hz)。

图 6 显示了  $N_w=4000$  时, 本文方案与固定解码顺序方案<sup>[11]</sup>的平均和速率与基站发射功率的关系。

从图 6 可以看出, 所提基于混合鲸鱼优化算法的联合资源分配方案的性能优于固定解码顺序方案大约 1 bit/(s·Hz), 主要是因为固定解码顺序方案没有考虑用户分簇和 SIC 解码顺序的自由度以及优化方法需要对非凸问题进行凸近似造成性能损失。

固定解码顺序方案<sup>[11]</sup>的计算复杂度主要来自逐次凸逼近 (SCA, successive convex approximation) 算法, 其计算复杂度约为

$$\mathcal{O}\left(T\left(S(2N_{\text{BS}}N_{\text{RF}} + 2K + 3NK^2)^{3.5}\text{lb}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\right)\right) \quad (56)$$

其中,  $T$  为外循环迭代次数,  $S$  为内循环迭代次数,  $\varepsilon$  为 SCA 算法收敛精度。由于  $K < N_{\text{BS}}$ , 且鲸鱼优化算法为了搜索到全局最优解, 需要设置较大数量的代理, 即  $T_w$  是一个很大的值, 本文方案复杂度高于文献[11]方案。

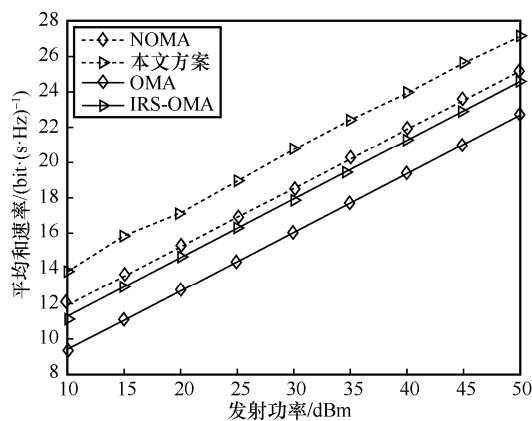


图 5 系统的平均和速率与基站发射功率的关系

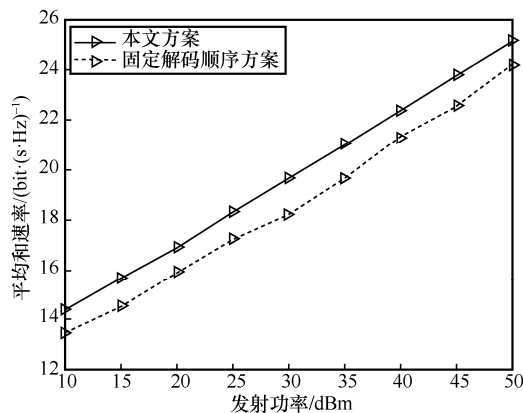


图 6 本文方案与固定解码顺序方案的平均和速率与基站发射功率的关系

## 5 结束语

本文研究了智能反射面辅助毫米波 NOMA 系统的资源分配问题, 考虑用户 SIC 解码速率约束、用户最小速率约束、波束选择约束、SIC 解码顺序约束、功率分配约束和 IRS 相移约束, 联合优化 SIC 解码顺序、功率分配、模拟波束选择和 IRS 相移, 最大化系统的平均和速率。本文通过将 SIC

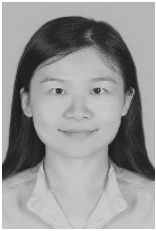
解码顺序约束通过查询表转化为二进制离散变量, 然后基于混合鲸鱼优化算法解耦离散变量和连续变量, 将非凸优化问题转换为启发式问题进行求解, 提出一种最优资源分配联合优化方案, 并分析了所提基于混合 WOA 的资源分配算法的计算复杂度, 仿真结果验证了所提方案的有效性。

## 参考文献:

- [1] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
- [2] LIU Y W, DING Z G, ELKASHLAN M, et al. Nonorthogonal multiple access in large-scale underlay cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 10152-10157.
- [3] WANG K D, CUI J J, DING Z G, et al. Stackelberg game for user clustering and power allocation in millimeter wave-NOMA systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(5): 2842-2857.
- [4] ZHOU Y Q, NG T S. Performance analysis for MIMO-OFCDM systems with multi-code transmission[J]. 2008 IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2009, 8(9): 4426-4433.
- [5] ZHOU Y Q, WANG J Z, SAWAHASHI M. Downlink transmission of broadband OFCDM systems-part I: hybrid detection[J]. IEEE Transactions on Communications, 2005, 53(4): 718-729.
- [6] JAMALI V, TULINO A M, FISCHER G, et al. Intelligent surface-aided transmitter architectures for millimeter-wave ultra massive MIMO systems[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2020, 2: 144-167.
- [7] PRADHAN C, LI A, SONG L Y, et al. Hybrid precoding design for reconfigurable intelligent surface aided mmWave communication systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(7): 1041-1045.
- [8] FU M, ZHOU Y, SHI Y M. Intelligent reflecting surface for downlink non-orthogonal multiple access networks[C]//Proceedings of IEEE Globecom Workshops, Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [9] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Exploiting intelligent reflecting surfaces in NOMA networks: joint beamforming optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6884-6898.
- [10] LIU P L, LI Y, CHENG W, et al. Intelligent reflecting surface aided NOMA for millimeter-wave massive MIMO with lens antenna array[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(5): 4419-4434.
- [11] XIU Y, ZHAO J, SUN W, et al. Reconfigurable intelligent surfaces aided mmWave NOMA: joint power allocation, phase shifts, and hybrid beamforming optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(12): 8393-8409.

- [12] AYACH O E, RAJAGOPAL S, ABU-SURRA S, et al. Spatially sparse precoding in millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(3): 1499-1513.
- [13] KUMAR V, KUMAR D. Binary whale optimization algorithm and its application to unit commitment problem[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(7): 2095-2123.
- [14] MUHI-ELDEEN Z, IVRISIMTZIS L P, AL-NUAIMI M. Modelling and measurements of millimetre wavelength propagation in urban environments[J]. IET Microwaves, Antennas & Propagation, 2010, 4(9): 1300.
- [15] ZOU Z C, ZHAO S, HUANG G F, et al. Novel design of user scheduling and analog beam selection in downlink millimeter-wave communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(6): 4168-4178.

#### [作者简介]



赵赛（1981-），女，湖南衡阳人，博士，广州大学副教授、硕士生导师，主要研究方向为毫米波通信技术、非正交多址接入技术、智能反射面技术等。



邹章晨（1996-），男，湖北荆州人，广州大学硕士生，主要研究方向为毫米波波束成形技术、非正交多址接入技术等。



黄高飞（1978-），男，广东信宜人，博士，广州大学副教授，主要研究方向为无线边缘计算、无线能量与信息同传、无人机通信技术等。



唐冬（1967-），男，辽宁大连人，博士，广州大学教授，主要研究方向为中继通信与信号能量同传、移动边缘计算、环境散射与智能反射面通信等。