无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统的低复杂度频效优化算法

周 围[①②] 杨 瑜*[①②] 向 波[②③] 张 艺[②] 黄 华[②]

[①](重庆邮电大学电子科学与工程学院 重庆 400065)

[②](重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室 重庆 400065)

[③](重庆邮电大学集成电路学院 重庆 400065)

摘 要：针对传统无蜂窝大规模多输入多输出(MIMO)非正交多址接入(NOMA)系统频谱效率优化算法复杂度高的问题，该文提出一种低复杂度的用户分簇与功率分配联合优化算法。首先构建下行链路总频谱效率最大化模型，将其分解为用户分簇与功率分配子问题；然后提出基于簇首选择与信道差异最大化的用户分簇算法，通过优化簇首选择降低配对搜索复杂度。基于分簇结果，引入用户最小速率增强约束机制，结合逐次凸逼近(SCA)方法将非凸功率分配问题转化为凸优化形式。通过理论分析与仿真验证，对比了不同用户分簇算法和功率分配方案下系统的频谱效率以及计算复杂度。结果表明：所提分簇算法在不同接入点部署和天线配置下能显著提升系统性能，且复杂度较统计学分簇方法降低47.5%；联合功率分配方案较全功率控制方案在频谱效率与用户公平性方面均展现出显著优势，验证了所提方案的高效性与实用性。

关键词：无蜂窝；非正交多址接入；用户分簇；功率分配；逐次凸逼近

中图分类号：TN929.5 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2025)10-3610-11

DOI: 10.11999/JEIT250189 **CSTR**: 32379.14.JEIT250189

1 引言

随着无线通信技术向第6代移动通信(6th Generation mobile communication, 6G)阶段迈进，网络性能正面临多维度的升级压力[1]。作为第5代移动通信(5th Generation mobile communication, 5G)的核心支撑技术，大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)通过基站端密集天线阵列的部署，成功构建了多用户并行传输链路，显著提升了空间复用增益与信道容量[2]。然而，蜂窝网络架构的小型化演进趋势导致小区间干扰与频繁越区切换现象日益凸显，不仅限制了系统性能的提升，还严重影响了小区边缘用户的通信质量[3,4]。

为解决上述难题，无蜂窝大规模MIMO于2017年首次被提出。该技术创新性地解构了传统蜂窝拓扑，通过分布式部署大量低功率接入点(Access Points, APs)，在继承大规模MIMO空间复用优势的同时，有效消除了小区边界效应带来的同频干扰。具体而言，系统通过在广域范围内均匀分布配备单根或多根天线的AP群集，在相同时间和频率资源上，协同为用户设备(User Equipment, UEs)提供服务。这种分布式架构不仅缩短了AP-UE间的平均传播距离以降低路径损耗，更通过空间宏分集效应实现了覆盖扩展与可靠性增强，在提升系统频谱效率的同时显著改善了边缘用户的公平性指标[5-8]。

然而，当无蜂窝大规模MIMO系统采用时分双工(Time Division Duplex, TDD)模式时，其信道互易性优势的实现高度依赖信道相干时间的稳定性。在高速移动场景下，相干时间显著缩短，而传统正交多址(Orthogonal Multiple Access, OMA)技术受限于严格的资源正交分配机制，难以满足海量用户接入需求，严重限制了系统容量的提升。此外，导频资源稀缺性引发的导频污染问题在用户规模扩展时尤为突出，亟需新型多址接入机制实现系统性能突破。

为应对上述挑战，非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)技术凭借其高效的资源共享特性受到广泛关注。与OMA不同，功率域NOMA通过在相同时频资源上叠加多用户信号，并配合串行干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)技术实现信号分离，可有效缓解传统系统因正交资源不足导致的接入容量限制[9]。特别在导频复用场景下，该技术通过非正交导频设计与先进干扰管理策略的结合，有效抑制了无蜂窝架构中的相干干扰。

文献[10]首次对无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统性能进行了深入分析，研究了簇内导频污染、

收稿日期：2025-03-24；改回日期：2025-08-25；网络出版：2025-08-28
*通信作者： 杨瑜 s230401051@stu.cqupt.edu.cn
基金项目：国家自然科学基金(61701062)，重庆市基础与前沿研究计划(cstc2019jcyj-msxmX0079)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61701062), Chongqing Research Program of Basic Research and Frontier Technology (cstc2019jcyj-msxmX0079)

簇间干扰以及不完全SIC对系统性能的影响，推导了下行链路的闭式速率表达式，并与传统OMA系统进行了对比。研究结果表明，在用户数量较多的情况下，NOMA系统在性能和服务用户数量上均优于OMA系统。然而，该研究未涉及功率优化技术的应用及多天线AP对系统性能的具体影响。文献[11]提出了一种基于大尺度损耗的低复杂度次优用户分簇算法。该算法通过计算每个用户与网络中预设簇心的杰卡德(Jaccard)相似系数，将高相似度的用户划分至不同用户簇中。虽然该算法在分簇性能上优于随机分簇方案，但由于分簇标准相对简单，其性能提升有限。文献[12]提出了两种基于无监督机器学习的用户分簇算法，分别为k-means++和改进的k-means++算法，通过改进簇心初始化过程提升了分簇效率。然而，在大规模用户场景中，该算法计算复杂度较高，实际应用受到一定限制。文献[13]提出一种动态用户配对优化算法，通过松弛二进制变量为连续变量并基于内近似方法迭代求解，联合优化功率分配和用户配对以最大化用户最低下行速率，支持任意两用户动态配对且不受地理距离限制。但该方案依赖迭代优化易陷入局部最优解，且在大规模用户场景下计算复杂度较高。

基于以上分析，为进一步提升无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统的性能，降低用户间干扰，本文研究了系统下行链路总频谱效率(Sum Spectrum Efficiency, SSE)优化问题。首先，为实现更高的频谱效率，设计了一种基于簇首选择和信道特性的用户分簇算法，将与簇首信道最不相关的用户划分为同一簇，从而最大限度降低簇内干扰。其次，基于分簇结果，提出了一种兼顾用户公平性和频谱效率的功率分配算法。该算法在考虑用户最小频谱效率最大化约束、AP发射功率约束及SIC的功率解码顺序约束的前提下，将功率分配问题建模为非凸优化问题，并利用逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)方法将其转化为凸优化问题求解，从而得到每个用户的最优功率分配系数。

2　无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统

考虑一个无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统，如图1所示。该系统由地理区域内随机分布的M个AP和KN个单天线用户组成。每个AP配备J根天线，所有KN个用户划分在N个用户簇内，每个簇包含K个用户，满足$KN<MJ$，第n个簇内第k个用户记作u_{nk}。系统中，所有AP在相同时频资源下为所有KN个用户提供服务，并通过完美的回程链路连接至1个中央处理单元(Central Processing Unit, CPU)，以便于交换和协作处理信息。

假设整个系统以TDD模式运行，整个相干时间间隔$\tau_{\rm c}$被分为3个阶段：上行导频训练、上行数据传输和下行数据传输。第m个AP与用户u_{nk}之间的信道增益矢量$\boldsymbol{h}_{mnk}\in\mathbb{C}^{J\times 1}$表示为

$$\boldsymbol{h}_{mnk}=\sqrt{\beta_{mnk}}\boldsymbol{g}_{mnk} \tag{1}$$

其中，β_{mnk}为大尺度损耗系数，反映了路径损失和阴影衰落的影响，通常变化缓慢且是先验已知的参数[14]。$\boldsymbol{g}_{mnk}$为小尺度衰落矢量，满足$\boldsymbol{g}_{mnk}\sim\mathcal{CN}(0,\boldsymbol{I}_J)$，即为独立同分布的复高斯随机变量，考虑了准静态瑞利衰落；$\boldsymbol{I}_J$为$J\times J$的单位矩阵。

2.1　上行导频训练

在上行导频训练阶段，系统为每个用户预先设计了导频序列。AP基于用户发送的导频进行本地信道估计，从而获得上行链路信道状态信息(Channel State Information, CSI)，用于下行链路信号的预编码。然而，各AP之间未共享CSI，可能导致信道估计的干扰问题。同一簇内的所有用户复用相同的导频序列，而不同簇的用户分配正交的导频序列[15]。用户u_{nk}向第m个AP发送的导频信号表示为$\sqrt{\tau_{\rm p}}\boldsymbol{\phi}_n\in\mathbb{C}^{\tau_{\rm p}\times 1}$，其满足$\boldsymbol{\phi}_n^{\rm H}\boldsymbol{\phi}_{n'}=\delta(n-n')$。

因此，第m个AP接收到的导频信号$\boldsymbol{Y}_{m,{\rm p}}\in\mathbb{C}^{J\times\tau_{\rm p}}$表示为

$$\boldsymbol{Y}_{m,{\rm p}}=\sqrt{\tau_{\rm p}p_{\rm p}}\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\boldsymbol{h}_{mnk}\boldsymbol{\phi}_n^{\rm H}+\boldsymbol{W}_{m,{\rm p}} \tag{2}$$

其中，$\tau_{\rm p}$为导频序列长度；$p_{\rm p}$为导频信号的归一化信噪比；$[\boldsymbol{W}_{m,{\rm p}}]_j\sim\mathcal{CN}(0,\boldsymbol{I}_J)$为加性高斯白噪声矢量。

为了检测信道$\boldsymbol{h}_{mnk}$，第m个AP将接收到的导频信号解码为

$$\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,{\rm p}}=\boldsymbol{Y}_{m,{\rm p}}\boldsymbol{\phi}_n=\sqrt{\tau_{\rm p}p_{\rm p}}\sum_{k=1}^{K}\boldsymbol{h}_{mnk}+\boldsymbol{W}_{m,{\rm p}}\boldsymbol{\phi}_n \tag{3}$$

为提高信道估计的准确性，利用同一簇内用户信道的线性组合，基于最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)准则对簇内用户信道进行估计[16]，表示为

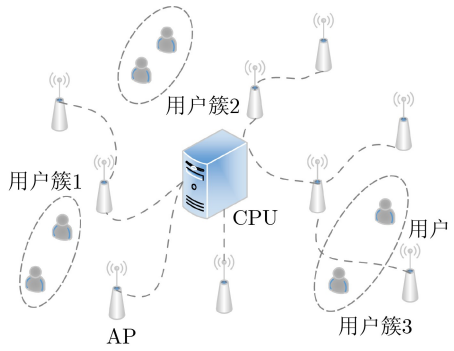

图 1 无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统

$$\hat{\boldsymbol{h}}_{mnk}=\frac{\mathbb{E}\left\{\boldsymbol{h}_{mnk}\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,\mathrm{p}}^{\mathrm{H}}\right\}}{\mathbb{E}\left\{\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,\mathrm{p}}\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,\mathrm{p}}^{\mathrm{H}}\right\}}$$
$$\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,\mathrm{p}}=\frac{\sqrt{\tau_{\mathrm{p}}p_{\mathrm{p}}}\beta_{mnk}}{\tau_{\mathrm{p}}p_{\mathrm{p}}\sum\limits_{k'=1}^{K}\beta_{mnk'}+1}\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,\mathrm{p}} \tag{4}$$

由于$\tilde{\boldsymbol{y}}_{mn,\mathrm{p}}$服从高斯分布，通过简化和计算，估计的信道可表示为

$$\hat{\boldsymbol{h}}_{mnk}=\sqrt{\eta_{mnk}}\boldsymbol{v}_{mn} \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{v}_{mn}$为发送给第n簇用户的信号预编码向量，满足$\boldsymbol{v}_{mn}\sim\mathcal{CN}(0,\boldsymbol{I}_J)$，$\eta_{mnk}$定义为

$$\eta_{mnk}=\mathbb{E}[||\hat{\boldsymbol{h}}_{mnk}||^2]=\frac{\tau_{\mathrm{p}}p_{\mathrm{p}}\beta_{mnk}^2}{\tau_{\mathrm{p}}p_{\mathrm{p}}\sum\limits_{k'=1}^{K}\beta_{mnk'}+1} \tag{6}$$

相应的信道估计误差为$\tilde{\boldsymbol{h}}_{mnk}=\boldsymbol{h}_{mnk}-\hat{\boldsymbol{h}}_{mnk}$，其中$\tilde{\boldsymbol{h}}_{mnk}$和$\hat{\boldsymbol{h}}_{mnk}$为独立同分布，$[\tilde{\boldsymbol{h}}_{mnk}]_j\sim\mathcal{CN}(0,\beta_{mnk}-\eta_{mnk})$。

2.2 下行数据传输

在下行数据传输阶段，CPU通过回程链路向所有AP发送叠加编码的信号，AP通过估计的CSI对接收信号进行共轭波束赋形，并将信号发送给所有用户。假设发送给用户u_{nk}的信号为单位功率信号t_{nk}，则第m个AP发送给第n个簇的信号表示为

$$\boldsymbol{x}_{mn}=\sqrt{p_{\mathrm{d}}}\sum_{k=1}^{K}\sqrt{\gamma_{mnk}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}t_{nk} \tag{7}$$

其中，p_{d}为每个AP的归一化发射功率，γ_{mnk}为功率分配系数。

为了保证下行链路的总功率约束，第m个AP的总功率消耗可表示为

$$\mathbb{E}\left\{\left\|\sum_{n=1}^{N}\boldsymbol{x}_{mn}\right\|^2\right\}=p_{\mathrm{d}}J\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\gamma_{mnk} \tag{8}$$

考虑到每个AP的发送功率受限，则第m个AP的功率约束需满足

$$\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\gamma_{mnk}\le\frac{1}{J},\forall m \tag{9}$$

在满足上述功率约束条件的前提下，用户u_{nk}接收到的信号表示为

$$\begin{aligned}r_{nk}&=\sum_{m=1}^{M}\sum_{n'=1}^{N}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_{mn'}+n_{nk}\\&=\sqrt{p_{\mathrm{d}}}\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\sum_{n'=1}^{N}\sum_{k'=1}^{K}\sqrt{\gamma_{mn'k'}}\boldsymbol{v}_{mn'}^{*}t_{n'k'}+n_{nk}\end{aligned} \tag{10}$$

其中，$n_{nk}\sim\mathcal{CN}(0,1)$为用户端的加性高斯白噪声。

3 下行可实现频谱效率

在功率域NOMA中，接收端采用SIC技术检测期望信号，从而削弱强用户干扰的影响。通常，具有更低信道增益的用户分配更高的功率，因此，根据有效信道增益的期望值对第n个簇内的用户进行降序排列

$$\mathbb{E}\left\{\sum_{m=1}^{M}\hat{\boldsymbol{h}}_{mn1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}\right\}\ge\cdots\ge\mathbb{E}\left\{\sum_{m=1}^{M}\hat{\boldsymbol{h}}_{mnK}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}\right\} \tag{11}$$

由于$\mathbb{E}\left\{\sum_{m=1}^{M}\hat{\boldsymbol{h}}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}\right\}=J\left(\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mnk}}\right)$，则式(11)进一步简化，得

$$\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mn1}}\ge\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mn2}}\ge\cdots\ge\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mnK}},\forall n \tag{12}$$

对应的簇内用户功率分配系数排序为：$\gamma_{mn1}\le\gamma_{mn2}\le\cdots\le\gamma_{mnK}$。这一分配策略的核心思想是保证用户$u_{nk}$能够首先解码信道质量更差的用户信号$u_{nl}(\forall l\ge k)$。而用户$u_{nk}$将簇内其他用户$u_{nl'}(\forall l'\le k)$的信号视为干扰。因此，簇内用户的功率分配系数需满足约束条件为[17]

$$\sum_{k'=1}^{k-1}\sum_{m=1}^{M}\gamma_{mnk'}\le\sum_{m=1}^{M}\gamma_{mnk},\forall n,\forall k\ne1 \tag{13}$$

根据SIC技术的解码原则，用户u_{nk}首先对同一簇内信道质量更差用户的信号进行解码，然后去除这些用户的干扰后提取期望信号。实际情况中，SIC的执行并非完全，需要同时考虑信道估计误差、簇内导频污染及缺乏瞬时CSI对信号的影响。用户u_{nk}的接收信号可表示为

$$
\begin{aligned}
r_{nk} =& \sqrt{p_{\mathrm{d}}}\Bigg(\underbrace{\mathbb{E}\left\{\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mnk}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}\right\}t_{nk}}_{\mathrm{DS}_{nk}}+\underbrace{\left(\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mnk}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}-\mathbb{E}\left\{\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mnk}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}\right\}\right)t_{nk}}_{\mathrm{BU}_{nk}}\\
&+\sum_{k'=1}^{k-1}\underbrace{\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mnk'}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}t_{nk'}}_{\mathrm{ICI}_{nkk'}}\\
&+\sum_{k'=k+1}^{K}\underbrace{\left(\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mnk'}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}t_{nk'}-\mathbb{E}\left\{\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mnk'}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn}^{*}\hat{t}_{nk'}\right\}\right)}_{\mathrm{RICI}_{nkk'}}\\
&+\sum_{n'\neq n}^{N}\sum_{k'=1}^{K}\underbrace{\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\gamma_{mn'k'}}\boldsymbol{h}_{mnk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{mn'}^{*}t_{n'k'}}_{\mathrm{UI}_{nkn'k'}}\Bigg)+n_{nk}
\end{aligned}
\tag{14}
$$

其中，DS_{nk}和BU_{nk}分别为用户u_{nk}的期望信号和波束赋形增益带来的不确定性误差；$\mathrm{ICI}_{nkk'}$为簇内用户$u_{nk'}(k'<k)$引起的用户间干扰；$\mathrm{RICI}_{nkk'}$为簇内用户$u_{nk'}(k'>k)$由于不完全SIC对期望用户造成的残余干扰；$\mathrm{UI}_{nkn'k'}$为簇$n'(n'\neq n)$内用户引起的簇间干扰。$\hat{t}_{nk'}$为对信号$t_{nk'}$的估计，设$\hat{t}_{nk'}$和$t_{nk'}$为具有归一化系数$\rho_{nk'}$的联合高斯分布[18]，表示为

$$
t_{nk'}=\rho_{nk'}\hat{t}_{nk'}+e_{nk'} \tag{15}
$$

其中，$\hat{t}_{nk'}\sim\mathcal{CN}(0,1)$, $\rho_{nk'}=1/(1+\sigma_{e_{nk'}}^{2})^{1/2}$, $e_{nk'}\sim\mathcal{CN}(0,\sigma_{e_{nk'}}^{2}/[1+\sigma_{e_{nk'}}^{2}])$为估计误差，$\hat{t}_{nk'}$和$t_{nk'}$统计独立。参数$\rho_{nk'}\in[0,1]$表征了估计质量，并量化不完全SIC的严重程度。具体而言，$\rho_{nk'}$越大，信号间的相关性越高，SIC的性能越好；当$\rho_{nk'}=1$且$e_{nk'}=0$时，由于缺乏准确的瞬时CSI，SIC可能存在残余干扰，尤其是对于信道相关性较强的用户。

基于上述分析，用户u_{nk}的下行链路可实现频谱效率表示为

$$
\mathrm{SE}_{nk}(\gamma_{nk})=\left(1-\frac{\tau_{\mathrm{p}}}{\tau_{\mathrm{c}}}\right)B\log_{2}(1+\mathrm{SINR}_{nk}) \tag{16}
$$

其中，B为系统带宽，SINR_{nk}为用户u_{nk}的信号干扰噪声比(Signal-to-Interference plus Noise Ratio, SINR)，定义为

$$
\mathrm{SINR}_{nk}=\frac{|\mathrm{DS}_{nk}|^{2}}{\mathbb{E}\{|\mathrm{BU}_{nk}|^{2}\}+\sum_{k'=1}^{k-1}\mathbb{E}\{|\mathrm{ICI}_{nkk'}|^{2}\}+\sum_{k'=k+1}^{K}\mathbb{E}\{|\mathrm{RICI}_{nkk'}|^{2}\}+\sum_{n'\neq n}^{N}\sum_{k'=1}^{K}\mathbb{E}\{|\mathrm{UI}_{nkn'k'}|^{2}\}+1} \tag{17}
$$

将干扰分量带入并简化，得到

$$
\mathrm{SINR}_{nk}(\gamma_{nk})=\frac{J|\boldsymbol{\eta}_{nk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\gamma}_{nk}|^{2}}{\sum_{n'=1}^{N}\sum_{k'=1}^{K}||\boldsymbol{\chi}_{nk}\boldsymbol{\gamma}_{n'k'}||^{2}+J\sum_{k'=1}^{k-1}|\boldsymbol{\eta}_{nk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\gamma}_{nk'}|^{2}+J\sum_{k'=k+1}^{K}2(1-\rho_{nk'})|\boldsymbol{\eta}_{nk}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\gamma}_{nk'}|^{2}+1/(Jp_{\mathrm{d}})} \tag{18}
$$

其中，$\boldsymbol{\eta}_{nk}=[\sqrt{\eta_{1nk}},\sqrt{\eta_{2nk}},\cdots,\sqrt{\eta_{Mnk}}]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\gamma}_{nk}=[\sqrt{\gamma_{1nk}},\sqrt{\gamma_{2nk}},\cdots,\sqrt{\gamma_{Mnk}}]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{\chi}_{nk}=\mathrm{diag}(\sqrt{\beta_{1nk}},\sqrt{\beta_{2nk}},\cdots,\sqrt{\beta_{Mnk}})\in\mathbb{R}^{M\times M}$。

基于以上推导，用户u_{nk}在不完全SIC时下行链路可实现频谱效率表示为

$$
\mathrm{SE}_{nk}^{\mathrm{Im,SIC}}(\boldsymbol{\gamma}_{nk})=\left(1-\frac{\tau_{\mathrm{p}}}{\tau_{\mathrm{c}}}\right)\log_{2}(1+\mathrm{SINR}_{nk}(\boldsymbol{\gamma}_{nk})) \tag{19}
$$

在实现完全SIC时，需满足$\rho_{nk'}=1$，用户u_{nk}已知用户$u_{nk'}(k'=k+1,k+2,\cdots,K)$的瞬时CSI，且簇内用户干扰项$\sum_{k'=k+1}^{K}\mathrm{RICI}_{nkk'}$为0。

4　总频谱效率最大化问题

直接求解系统总频谱效率最大化问题通常面临极高的复杂度，为此，本节提出了一种两步策略，将问题分解为用户分簇和功率分配两个子问题进行求解，以显著降低计算复杂度。首先，通过设计一种基于簇首选择与信道特性的用户分簇算法，将信道相关性最低的用户分配至同一簇，从而有效减小簇内用户间干扰和导频污染；其次，采用改进的功率控制方案，合理分配功率分配系数，进一步提升系统的总频谱效率和用户公平性。

4.1 基于簇首选择与信道特性的用户分簇算法

在无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统中，用户分簇是实现频谱共享与导频复用的关键技术，对提升系统整体性能具有重要作用。传统蜂窝系统通常采用基于大尺度损耗的分簇策略，将信道质量较好的用户与信道质量较差的用户分配至同一簇，以实现NOMA的性能增益。然而，在无蜂窝系统中，由于每个用户同时连接多个分布式AP，仅依赖大尺度损耗排序的分簇方法已不再适用。

NOMA性能增益高度依赖于簇内用户的信道增益差异和信道相关性。具体而言，簇内用户的信道增益差异越大，用户间的干扰越小；而信道相关性越低，导频复用引入的信道估计误差也越小，从而提高系统的频谱效率。为了更有效地反应信道增益差异，直接使用有效信道增益虽然可以更精确刻画用户间的信道特性，但受小尺度衰落影响较大，动态性较强且计算复杂度较高。因此，大尺度损耗系数以其稳定性和低复杂度，成为构造用户组合信道增益及信道相关性的优选方案，从而更好地满足分簇算法设计的需求。本文利用大尺度损耗系数通过协方差矩阵的计算与特征值分解，构造用户的组合信道增益，并利用任意两个用户的信道增益作差，以进一步量化信道增益差异。

设大尺度损耗系数矩阵为$\boldsymbol{\beta}=[\boldsymbol{\beta}_1,\boldsymbol{\beta}_2,\cdots,\boldsymbol{\beta}_M]$，其中$\boldsymbol{\beta}_m$为第$m$个AP与用户之间的大尺度损耗矢量，即$\boldsymbol{\beta}_m=\left[\beta_{1m},\beta_{2m},\cdots,\beta_{(KN)m}\right]^{\mathrm{T}}$。由$\bar{\beta}_i=\sum_{k=1}^{KN}\beta_{ki}/(KN)$，则

$$S_{ij}=\frac{\sum\limits_{k=1}^{KN}(\beta_{ki}-\bar{\beta}_i)(\beta_{kj}-\bar{\beta}_j)}{\sqrt{\sum\limits_{k=1}^{KN}(\beta_{ki}-\bar{\beta}_i)^2\cdot\sum\limits_{k=1}^{KN}(\beta_{kj}-\bar{\beta}_j)^2}},\forall i,j \tag{20}$$

通过矩阵$\boldsymbol{S}$的特征值$\boldsymbol{\lambda}=[\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_M]$，特征向量矩阵$\boldsymbol{Q}=(q_{ij})_{M\times M}$，以及归一化后的特征权重$\tilde{\boldsymbol{\lambda}}=\left[\lambda_1/\sum_{m=1}^{M}\lambda_m,\lambda_2/\sum_{m=1}^{M}\lambda_m,\cdots,\lambda_M/\sum_{m=1}^{M}\lambda_m\right]^{\mathrm{T}}$，得到$KN$个用户的组合信道增益$\boldsymbol{H}=[H_1,H_2,\cdots,H_{KN}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^{(KN)\times 1}$。具体表示为$\boldsymbol{H}=\boldsymbol{\beta}\cdot\boldsymbol{Q}\cdot\tilde{\boldsymbol{\lambda}}$。从而，任意两个用户$u_i$和$u_j$的信道增益差为$D_{ij}^{\mathrm{a}}=H_i-H_j$。

为了进一步量化信道相关性，基于皮尔逊相关系数理论定义用户u_i和u_j的信道相关性为

$$D_{ij}^{\mathrm{c}}=\frac{\mathrm{Cov}(i,j)}{\sqrt{\mathrm{Var}(i)\cdot\mathrm{Var}(j)}} \tag{21}$$

其中，$\mathrm{Cov}(i,j)$为用户u_i和u_j信道相关性的协方差，$\mathrm{Var}(i)$, $\mathrm{Var}(j)$分别为用户u_i, u_j的方差，由$\bar{\beta}_i'=\sum_{m=1}^{M}\beta_{mi}/M$，则

$$\mathrm{Cov}(i,j)=\sum_{m=1}^{M}(\beta_{mi}-\bar{\beta}_i')(\beta_{mj}-\bar{\beta}_j') \tag{22}$$

$$\mathrm{Var}(i)=\sum_{m=1}^{M}(\beta_{mi}-\bar{\beta}_i')^2 \tag{23}$$

在得到信道增益差异矩阵$\boldsymbol{D}^{\mathrm{a}}=(D_{ij}^{\mathrm{a}})_{KN\times KN}$和信道相关性矩阵$\boldsymbol{D}^{\mathrm{c}}=(D_{ij}^{\mathrm{c}})_{KN\times KN}$后，进一步将二者独立归一化处理为相同量纲的矩阵$\tilde{\boldsymbol{D}}^{\mathrm{a}}$和$\tilde{\boldsymbol{D}}^{\mathrm{c}}$，以消除物理量纲差异，规避预设权重假设。最终，定义用户分簇评价指标为$\hat{\boldsymbol{D}}=\tilde{\boldsymbol{D}}^{\mathrm{a}}-\tilde{\boldsymbol{D}}^{\mathrm{c}}$。当$i\neq j$时，$\hat{D}_{ij}$越大，用户$u_i$和$u_j$的信号干扰和导频污染越小。

为实现基于信道特性的低复杂度用户分簇，本文选择最具信道特性代表的用户作为簇首用户，即每个AP筛选大尺度损耗最大的用户，统计其被选频次，最终将前N个高频用户作为簇首候选。随后利用构造的分簇评价指标划分用户簇，既高效保证用户簇的信道质量，又显著减小用户间的干扰。所提算法的详细步骤如算法1所示。

4.1.1 算法复杂度分析

为评估所提分簇算法的计算复杂度，针对不同的用户分簇算法进行了复杂度对比分析。以K=40, M=80, N=20的场景为例，表1展示了3种用户分簇算法的复杂度。其中，算法1为本文所提用户分簇算法。文献[19]算法为基于统计学理论的用户分簇算法，此算法采用复杂的数学模型评估用户间的相关性，但计算复杂度较高。文献[13]算法为基于用

算法 1 基于簇首选择与信道特性的用户分簇算法

(1)初始化：未分簇用户集合$\mathcal{U}$，分簇结果集合$G=\varnothing$；

(2)选择用户构造簇首候选集合$\mathcal{C}$，更新$\mathcal{U}=\mathcal{U}\backslash\mathcal{C}$；

(3)在$\mathcal{C}$中，按从第N～1个簇首的逆序依次选择簇首用户u_n；

(4)对簇首用户u_n，计算其与未分簇用户的评价指标$\hat{\boldsymbol{D}}$；

(5) 按$\hat{\boldsymbol{D}}$降序选取前(K–1)个用户，与u_n组成当前簇G_n；

(6)将G_n加入G，更新$\mathcal{U}=\mathcal{U}\backslash G_n$；

(7)重复步骤(3)～步骤(6)，直至$\mathcal{U}=\varnothing$；

(8)返回：分簇集合$G=\{G_1,G_2,\cdots,G_N\}$。

表 1 复杂度对比

方法	复杂度	值
算法1 (本文)	$\mathcal{O}(M\cdot K+N\cdot M\cdot K+N\cdot K\log_2 K)$	68 482
文献[19]	$\mathcal{O}(M\cdot K^2+K^2\log_2 K)$	130 563
文献[13]	$\mathcal{O}(K\cdot N^2\cdot\log_2(KN))$	46 449

户相似性组合的用户分簇算法，利用大尺度损耗系数进行简单地用户相似性组合，性能提升并不显著。结果表明，算法1相比文献[19]算法降低近47.5%的复杂度。

4.2 系统总频谱效率的优化设计

在无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统中，系统的总频谱效率是衡量系统性能的关键指标之一，也是优化资源分配和提升用户体验的关键目标。然而，总频谱效率的优化面临多重挑战，包括功率分配的复杂性和用户公平性之间的权衡问题。同时，在用户分簇阶段，已经初步解决了干扰管理问题，为后续的功率分配优化提供了基础。但由于功率分配问题本质上是一个非凸优化问题，直接求解存在较高的计算复杂度和实际应用中的不确定性。因此，本文提出了一种两阶段优化方法，即结合梯度下降法和SCA方法的联合优化策略，以进一步提升系统性能。系统的总频谱效率建模为

$$\left.\begin{aligned}&\max_{\{\gamma_{mnk}\}}\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\mathrm{SE}_{nk}(\boldsymbol{\gamma}_{nk})\\&\text{s.t. C1:}\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\gamma_{mnk}\le\frac{1}{J},\forall m\\&\quad\text{C2:}\sum_{k'=1}^{k-1}\sum_{m=1}^{M}\gamma_{mnk'}\le\sum_{m=1}^{M}\gamma_{mnk},\forall n,\forall k\ne 1\\&\quad\text{C3:}\gamma_{mnk}\ge 0,\forall m,n,k\end{aligned}\right\}\tag{24}$$

其中，C1为每个AP发射功率约束；C2为SIC功率约束。

现有研究普遍采用预设静态阈值作为最小频谱效率约束，但固定阈值难以有效应对信道状态快速波动，可能导致系统性能下降。为此，本文提出一种基于梯度下降的动态门限调节机制，通过梯度更新实时追踪信道状态，动态调整功率分配。设定目标函数，优先提升最弱用户性能，确保基本通信需求。具体优化目标表示为

$$\max_{\gamma_{mnk}}\min_{n,k}\mathrm{SE}_{nk}\tag{25}$$

所提优化方案的详细步骤如算法2所示。

在第1阶段基础上，为进一步提升系统总频谱效率，本文采用文献[20]中的SCA方法对功率分配方案进一步优化。SCA 方法将非凸优化问题分解为多个凸子问题，在用户分簇完成后，精细化调整簇内预优化后的功率分配，通过迭代逐步逼近全局最优解。同时，为确保功率分配的初始合理性，将全功率控制(Full Power Control, FPC)方案的功率分配系数作为初始输入，表示为

$$\left.\begin{aligned}&a_{mnk}^{(0)}=\left(\frac{2^{k-1}}{N\cdot J\cdot 2^{K}}\right)^{1/2},\ \forall m,n,\forall k\ne K\\&a_{mnK}^{(0)}=\left(\frac{1}{N\cdot J}-\sum_{k=1}^{K-1}\frac{2^{k-1}}{N\cdot J\cdot 2^{K}}\right)^{1/2},\ \forall m,n\end{aligned}\right\}\tag{26}$$

5 仿真结果与分析

为评估所提算法的有效性与优势，本文基于MATLAB平台采用蒙特卡洛方法对无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统进行仿真验证：一方面对比不同用户分簇算法的频谱效率表现，另一方面比较所提功率分配方案与全功率分配方案的性能差异，从而全面验证所提联合优化方案的优越性。

5.1 仿真设置

考虑一个1 km × 1 km的无蜂窝网络系统，其中M个AP和KN个用户随机均匀分布于该区域内。为准确模拟实际网络特性，系统采用wrap-around边界处理技术消除边缘效应，构建准无限扩展的无线传播环境，系统的主要仿真参数如表2所示。大尺度损耗由路径损耗和阴影衰落组成，可表示为

$$\beta_{mnk}=\mathrm{PL}_{mnk}\cdot z_{mnk}\tag{27}$$

其中，PL_{mnk}为第m个AP到用户u_{nk}的路径损耗，

算法 2　基于梯度下降的用户最小频谱效率增强方案

(1)初始化：功率分配系数$\boldsymbol{\gamma}^{(0)}$，学习率$b$，最大迭代次数$L$；

(2)根据初始频谱效率，获得$\min\mathrm{SE}_{nk}$；

(3)梯度更新：$\gamma_{mnk}^{(l+1)}=\gamma_{mnk}^{(l)}+b\cdot\nabla\mathrm{SE}_{nk}$；

(4)更新用户最小频谱效率；

(5)检查收敛条件：目标函数收敛或达到最大迭代次数，停止迭代；否则返回步骤3；

(6)输出：所有用户频谱效率，优化后的功率分配系数。

表 2　系统参数

参数	值
接收端噪声方差σ_n^2	$290\times k\times B\times\mathrm{NF}$
玻尔兹曼常数k	1.381×10^{-23} J/K
带宽B	20 MHz
接收端噪声系数NF	9 dB
相干时间τ_c	200 ms
导频长度τ_p	NOMA(N), OMA(KN)
学习率b	0.01
最大迭代次数L	50
导频发射功率p_p	0.1 W
信号发射功率p_d	0.2 W
阴影衰落方差σ_{sh}	8 dB
相关系数$\rho_{nk'}$	0.1

使用三斜率路径损耗模型[21]计算；z_{mnk}为对数正态分布的阴影衰落，标准差为$\sigma_{\rm sh}$。

5.2 仿真结果分析

图2为M=80, J=3, K=2且采用FPC方案时，不同用户分簇算法的总频谱效率随用户数量变化的情况，并与OMA系统进行对比。结果表明，完全SIC条件下，本文所提用户分簇算法(算法1：proposed)与文献[19]算法(statistic)性能相近且最优，文献[13]算法(combination)效率最低；不完全SIC条件下，算法1仍保持最高总频谱效率，文献[19]算法性能下降。用户数量较少时，由于$t_{nk'}$和$\hat{t}_{nk'}$相关性较低，不完全SIC的簇内干扰消除效果较差，导致系统总频谱效率显著降低。此外，结果还表明，在K=2时，NOMA系统能够服务的用户数是OMA系统的两倍，验证了NOMA在频谱资源利用效率上的显著优势。

图3为KN=40, J=3, K=2且采用FPC方案时，不同用户分簇算法的总频谱效率随AP数量变化的关系。结果表明，随AP数量增加，系统总频谱效率显著提升，主要源于AP增多增强了信道硬化效应，提高了信道估计准确度，进而有效降低用户间干扰。完全SIC时，算法1与文献[19]算法性能接近且优于文献[13]算法；不完全SIC时，算法1的总频谱效率始终最优。进一步分析可知，更多AP部署可增强系统抗干扰能力并提升用户容量，同时验证了所提分簇算法在不同SIC条件下的高效性与鲁棒性，尤其在不完全SIC时表现突出，凸显了其在复杂干扰环境中提升频谱效率的潜力。

图4为KN=40, J=3且采用FPC方案时，不同K值对系统总频谱效率随AP数量变化的影响。由图4可知，AP数量增加显著提升系统总频谱效率，主要得益于增强的覆盖效果、信道估计精度及数据传输能力。然而，K值增大会加剧簇内干扰，导致总频谱效率下降。此外，在FPC方案下，簇内用户共享有限的功率资源，用户数增多会减少单个用户的功率分配，进一步制约系统性能。

图5验证了所提用户分簇算法在J=3并采用所提功率控制(Proposed Power Control, PPC)方案时的收敛性。由图5可知，所提算法在约7次迭代后收敛，具有较快的收敛速度和较高的计算效率。进一步分析表明，功率优化后，不完全SIC与完全SIC的总频谱效率差距小于0.2 bit/(s·Hz)。相比于FPC方案，PPC方案显著降低了不完全SIC的残余干扰

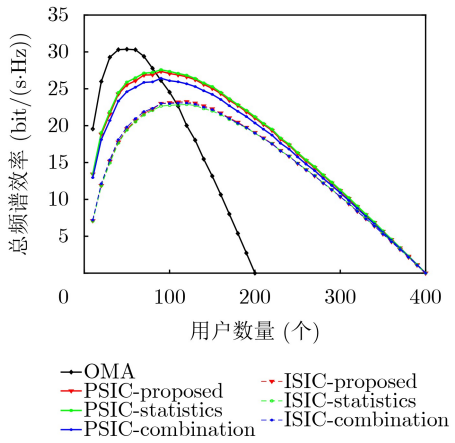

图 2 不同用户分簇方案下总频谱效率随用户数量变化曲线

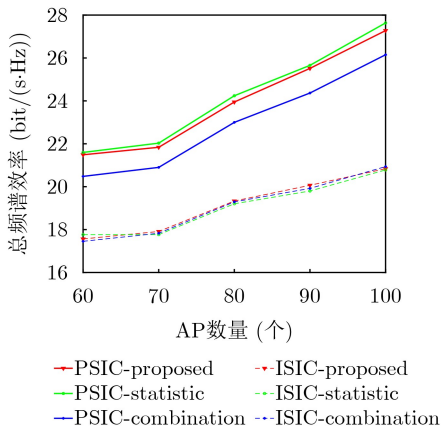

图 3 不同用户分簇方案下总频谱效率随AP数量变化曲线

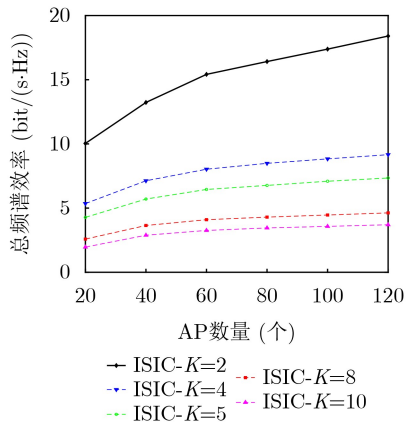

图 4 不同簇内用户数量下总频谱效率随AP数量变化曲线

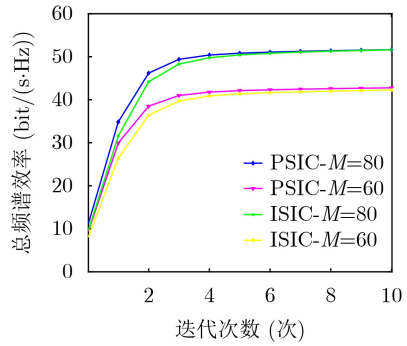

图 5 所提分簇算法总频谱效率随迭代次数变化曲线

影响，使其性能接近完全SIC。该结果表明，所提算法能有效缓解完全SIC不可行导致的性能损失，对无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统的实际部署具有重要价值。

图6为KN=40, K=2时，PPC与FPC方案下不同天线数J关于总频谱效率随AP数量变化的情况。由图6可知，系统总频谱效率随AP数量增加持续提升。PPC方案较FPC方案显著提升系统总频谱效率，且改善效果随AP数量增多而增强。固定AP总数时，增加AP处天线数量可获得可观频谱效率增益，尤其在功率优化后更为明显。这是由于天线数量增加强化了信道硬化效应，从而显著提升系统总频谱效率。

图7对比了M=80, K=2时，所提分簇算法在PPC与FPC方案下的每用户频谱效率累积分布。结果表明，PPC方案在低频效区域(如0～0.2 bit/(s·Hz))显著优于FPC方案，尤其在KN=40时通过保障弱用户性能，降低了低频效用户比例，提升了系统公平性和资源分配平衡性。在高频效区域FPC方案略有优势，因其牺牲弱用户性能造成资源分配倾斜。相比之下，PPC方案通过优化弱用户速率保障，在高用户密度场景下保持了更好的鲁棒性和系统稳定性。

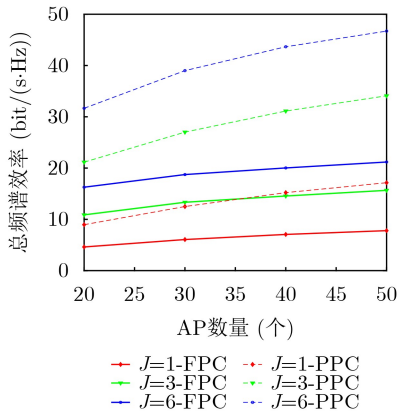

图 6 不同天线数下总频谱效率随AP数量变化曲线

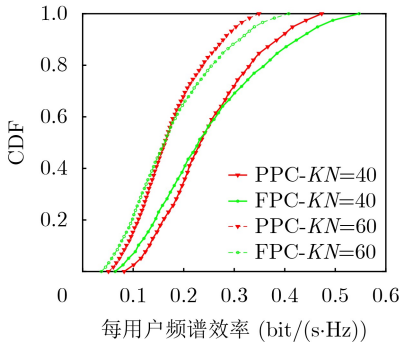

图 7 不同功率分配方案下每用户频谱效率累积分布

6　结论

本文研究了无蜂窝大规模MIMO-NOMA系统的性能，采用共轭波束赋形和MMSE信道估计，推导出下行链路频谱效率闭式表达式。针对最大化系统总频谱效率问题，提出了一种基于用户分簇和功率分配联合优化的资源分配算法：首先，通过所提用户分簇算法实现高效的频谱共享和干扰抑制，仿真结果表明本算法在不同AP部署和天线配置下均表现优异，尤其在高AP部署场景显著提升系统总频谱效率，相比传统算法不仅降低了复杂度(相较统计学分簇方法减少47.5%)，且在完全/不完全SIC条件下均保持稳定优势。其次，通过梯度下降优化初始用户速率，有效增强用户最小速率并改善SCA功率分配性能。综上可知，该联合优化策略在频谱效率、算法复杂度及用户公平性方面均展现出显著优势。

参 考 文 献

[1] APIYO A and IZYDORCZYK J. A survey of NOMA-aided cell-free massive MIMO systems[J]. *Electronics*, 2024, 13(1): 231. doi: 10.3390/electronics13010231.

[2] NGO H Q, INTERDONATO G, LARSSON E G, *et al.* Ultradense cell-free massive MIMO for 6G: Technical overview and open questions[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2024, 112(7): 805–831. doi: 10.1109/JPROC.2024.3393514.

[3] JADIDI M, KHOUEINI A M, MOHAMMADI A, *et al.* Performance analysis and power allocation for uplink cell-free massive MIMO system with nonlinear power amplifier[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(9): 5473–5485. doi: 10.1109/TCOMM.2024.3387854.

[4] NGUYEN L D, TUAN H D, DUONG T Q, *et al.* Energy-efficient multi-cell massive MIMO subject to minimum user-rate constraints[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(2): 914–928. doi: 10.1109/TCOMM.2020.3030780.

[5] ZHANG Ruichen, XIONG Ke, LU Yang, *et al.* SWIPT-enabled cell-free massive MIMO-NOMA networks: A machine learning-based approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(7): 6701–6718. doi: 10.1109/TWC.2023.3327596.

[6] MOUSAVI S A, MONEMI M, and MOHSENI R. Leveraging common user clustering for improved performance in cell-free NOMA networks[J]. *Wireless Networks*, 2025, 31(3): 2573–2589. doi: 10.1007/s11276-025-03897-4.

[7] WANG Jie, LI Jiamin, ZHU Pengcheng, *et al.* Spatial-separable NOMA-based intelligent hierarchical fast uplink grant for mURLLC over cell-free networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(19): 31974–31987. doi: 10.1109/

JIOT.2024.3426048.

[8] QIN Wen, MENG Yue, and ZHANG Zhi. Cost-aware resource allocation for hybrid multiple access in cell-free MIMO system[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(4): 852–856. doi: 10.1109/LCOMM.2024.3356585.

[9] LI Siyi, FANG Xiaojie, DONG Heng, *et al.* Cell-free massive MIMO-NOMA systems with nonreciprocal channels: Performance analysis and calibration method design[J]. *IEEE Systems Journal*, 2024, 18(3): 1729–1740. doi: 10.1109/JSYST.2024.3437769.

[10] LI Yikai and BADUGE G A A. NOMA-aided cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(6): 950–953. doi: 10.1109/LWC.2018.2841375.

[11] REZAEI F, HEIDARPOUR A R, TELLAMBURA C, *et al.* Underlaid spectrum sharing for cell-free massive MIMO-NOMA[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(4): 907–911. doi: 10.1109/LCOMM.2020.2966195.

[12] LE Q N, NGUYEN V D, DOBRE O A, *et al.* Learning-assisted user clustering in cell-free massive MIMO-NOMA networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(12): 12872–12887. doi: 10.1109/TVT.2021.3121217.

[13] DANG X T, LE M T P, NGUYEN H V, *et al.* Optimal user pairing approach for NOMA-based cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(4): 4751–4765. doi: 10.1109/TVT.2022.3225835.

[14] ASHIKHMIN A, LI Liangbin, and MARZETTA T L. Interference reduction in multi-cell massive MIMO systems with large-scale fading precoding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2018, 64(9): 6340–6361. doi: 10.1109/TIT.2018.2853733.

[15] CHENG H V, BJÖRNSON E, and LARSSON E G. Performance analysis of NOMA in training-based multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(1): 372–385. doi: 10.1109/TWC.2017.2767030.

[16] LI Xiao, LI Na, LI Xiyue, *et al.* Joint AP selection and power control optimization for uplink user-centric cell-free massive MIMO[C]. 2024 IEEE 29th Asia Pacific Conference on Communications, BALI, Indonesia, 2024: 530–535. doi: 10.1109/APCC62576.2024.10767902.

[17] ALI S, TABASSUM H, and HOSSAIN E. Dynamic user clustering and power allocation for uplink and downlink non-orthogonal multiple access (NOMA) systems[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 6325–6343. doi: 10.1109/ACCESS.2016.2604821.

[18] ZHANG Jiayi, FAN Jingyi, AI Bo, *et al.* NOMA-based cell-free massive MIMO over spatially correlated Rician fading channels[C]. 2020 IEEE International Conference on Communications, Dublin, Ireland, 2020: 1–6. doi: 10.1109/ICC40277.2020.9148861.

[19] 丁青锋, 李怡浩, 徐梦引. 去蜂窝大规模 MIMO-NOMA 系统能效优化算法[J]. 电子学报, 2023, 51(8): 2020–2029. doi: 10.12263/DZXB.20211351.
DING Qingfeng, LI Yihao, and XU Mengyin. Energy efficiency optimization algorithm for cell-free massive MIMO-NOMA systems[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(8): 2020–2029. doi: 10.12263/DZXB.20211351.

[20] ZHANG Yao, CAO Haotong, ZHOU Meng, *et al.* Non-orthogonal multiple access in cell-free massive MIMO networks[J]. *China Communications*, 2020, 17(8): 81–94. doi: 10.23919/JCC.2020.08.007.

[21] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG Hong, *et al.* Cell-free massive MIMO versus small cells[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(3): 1834–1850. doi: 10.1109/TWC.2017.2655515.

周 围：男，教授，博士，研究方向为无线移动通信技术、通信系统及信号处理、阵列信号处理等.
杨 瑜：女，硕士生，研究方向为通信信号处理理论与方法.
向 波：男，硕士生，研究方向为通信信号处理理论与方法.
张 艺：女，硕士生，研究方向为无线通信技术与数字信号处理.
黄 华：男，硕士生，研究方向为无线通信技术与数字信号处理.

责任编辑：余 蓉

Low-Complexity Spectrum-efficiency Optimization Algorithm for Cell-Free Massive MIMO-NOMA Systems

ZHOU Wei[①②] YANG Yu[①②] XIANG Bo[②③] ZHANG Yi[②] HUANG Hua[②]

[①](*School of Electronic Science and Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing*, 400065, *China*)

[②](*Chongqing Key Laboratory of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing*, 400065, *China*)

③(*School of Integrated Circuits*, *Chongqing University of Posts and Telecommunications*, *Chongqing*, 400065, *China*)

Abstract:

Objective　With the evolution of wireless communication toward ultra-dense networks, optimizing spectrum efficiency in cell-free massive Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) systems faces the challenge of balancing algorithmic complexity and performance. Traditional user clustering methods, such as random clustering, exhibit high randomness and easily converge to suboptimal solutions, whereas exhaustive search is computationally prohibitive. Similarly, power allocation schemes with rigid fixed thresholds often fail to accommodate dynamic user demands, resulting in imbalanced resource utilization and reduced fairness. To address these limitations, this study proposes a low-complexity joint optimization algorithm. By collaboratively designing user clustering and power allocation, the algorithm maximizes the system's sum spectrum efficiency while guaranteeing the quality of service for low-rate users, thereby offering an efficient resource allocation strategy for cell-free massive MIMO-NOMA systems.

Methods　A downlink sum spectrum efficiency maximization model is first constructed and decomposed into two sub-problems: user clustering and power allocation. A clustering algorithm based on cluster head selection and channel difference maximization is then proposed, which reduces the complexity of pairing searches by optimizing the selection of cluster heads. Based on the clustering results, a minimum-rate enhancement constraint mechanism is incorporated. The resulting non-convex power allocation problem is subsequently transformed into a convex optimization form using the Successive Convex Approximation (SCA) method.

Results and Discussions　The relationship between sum spectrum efficiency and the number of users under different clustering algorithms is shown in (Fig. 2). Under perfect Successive Interference Cancellation (SIC) conditions, the proposed algorithm achieves performance comparable to that of the statistical clustering algorithm, whereas the combined clustering algorithm yields the lowest efficiency. Under imperfect SIC, the proposed algorithm maintains the highest spectrum efficiency, while the performance of the statistical algorithm decreases. The sum spectrum efficiency is markedly reduced by imperfect SIC, particularly when the number of users is small. This reduction arises from insufficient elimination of intra-cluster interference, leading to increased residual interference. Notably, the NOMA system supports twice the user capacity of Orthogonal Multiple Access (OMA), confirming its superior spectrum resource utilization. The relationship between sum spectrum efficiency and the number of Access Points (APs) is shown in (Fig. 3). Spectrum efficiency improves substantially as the number of APs increases, owing to enhanced channel hardening and interference suppression. Under perfect SIC, both the proposed algorithm and the statistical clustering algorithm achieve similar performance, exceeding the combined algorithm. The advantage of the proposed algorithm is further demonstrated under imperfect SIC. Increasing the number of deployed APs strengthens anti-interference capability and expands user capacity, verifying the efficiency and robustness of the proposed clustering algorithm under both perfect and imperfect SIC conditions. The effect of intra-cluster user numbers on spectrum efficiency is evaluated in (Fig. 4). Spectrum efficiency increases with the number of APs, largely due to improved coverage and channel estimation accuracy. However, efficiency decreases significantly as intra-cluster user numbers increase, which is attributed to aggravated intra-cluster interference and constraints on power resource allocation. The convergence of the proposed algorithm is demonstrated in (Fig. 5), where the optimal solution is reached within approximately seven iterations. After power allocation optimization, the efficiency gap between imperfect and perfect SIC remains below 0.2 bit/(s·Hz). Compared with Full Power Control (FPC), the Proposed Power Control (PPC) scheme effectively mitigates residual interference and achieves performance close to perfect SIC under practical conditions. The relationship between sum spectrum efficiency and AP numbers with different antenna configurations is presented in (Fig. 6). Efficiency continuously improves with increasing AP numbers and per-AP antenna numbers, owing to stronger channel hardening effects. Across all AP configurations, the PPC scheme demonstrates clear advantages over FPC, with

the benefits becoming more pronounced in densely deployed networks. Power allocation optimization further enhances efficiency as antenna numbers increase. Finally, the cumulative distribution of per-user spectrum efficiency under different power control schemes is illustrated in (Fig. 7). The PPC scheme substantially reduces the proportion of inefficient users (0∼0.2 bit/(s·Hz)), thereby improving system fairness. By contrast, the FPC scheme performs slightly better in the high-efficiency region, but this advantage comes at the expense of user fairness. In user-intensive scenarios, the PPC scheme effectively balances system stability and fairness by ensuring minimum rates for weak users.

Conclusions A low-complexity joint optimization algorithm is presented to address the challenge of spectrum efficiency optimization in cell-free massive MIMO-NOMA systems. Through theoretical analysis and simulation, the spectrum efficiency and computational complexity of the system are compared under different user clustering algorithms and power allocation schemes. The results show that the proposed clustering algorithm significantly enhances system performance across various AP deployments and antenna configurations, while reducing computational complexity by 47.5% compared with the statistical clustering algorithm. Furthermore, the joint power allocation scheme demonstrates clear advantages over FPC in terms of spectrum efficiency and user fairness, verifying the effectiveness and practicality of the proposed algorithm.

Key words: Cell-free; Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA); User clustering; Power allocation; Successive Convex Approximation (SCA)