



基于多流接收空间调制的去蜂窝 MIMO 下行传输方法

黄谋华, 张冬梅*, 许魁, 谢威, 夏晓晨

陆军工程大学通信工程学院, 南京 210007

* 通信作者. E-mail: 775264154@qq.com

收稿日期: 2021-04-30; 修回日期: 2021-07-19; 接受日期: 2021-12-17; 网络出版日期: 2023-01-04

国家自然科学基金 (批准号: 62071485, 61901519)、江苏省基础研究项目 (批准号: BK20192002) 和江苏省自然科学基金 (批准号: BK20201334, BK20181335) 资助项目

摘要 将多流接收空间调制 (multi-stream receive-spatial modulation, MSR-SM) 技术应用于用户和接入点 (access point, AP) 都是多天线的去蜂窝 (cell-free) 多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 下行链路传输, 为绿色节能的无线通信提供新的思路. 在 AP 的最高发射功率和用户的最低信干噪比 (signal interference-to-noise ratio, SINR) 约束下, 运用连续凸逼近 (sequential convex approximation, SCA) 算法求得每个 AP 的功率控制系数, 实现能量效率 (energy efficiency, EE) 最优化. 为减少不必要的服务 AP 数量, 降低系统总消耗功率, 本文提出基于注水 (water-filling) 算法的接入点选择方案. 通过仿真表明, 本文所提的功率分配算法相比最大最小 (max-min) 功率控制算法可以显著提升能量效率, 基于多流接收空间调制的下行链路传输模式, 其能量效率性能优于传统的空分复用 MIMO 数字调制模式. 此外, 基于 AP 选择方案的连续凸逼近算法相比无 AP 选择方案的功率控制算法, 能够进一步增强能量效率.

关键词 去蜂窝, 多流接收空间调制, 连续凸逼近, 能量效率, 接入点选择

1 引言

以用户为中心的去蜂窝 (cell-free) 多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 系统是 6G 网络最有前景的关键技术之一. 文献 [1] 指出单小区场景存在基站覆盖范围小、边缘用户服务质量差和空间宏分集增益弱的缺点; 网络 MIMO 通过基站协作共同为不同小区中的用户提供服务, 但是明显的小区边界导致越区切换频繁, 且不存在有利传播和信道硬化特性; cell-free 是完全抛弃小区分界的分布式 MIMO, 通过缩短天线与用户的距离对抗阴影衰落, 保障所有用户均匀良好的通信质量. 文献 [2] 在下行链路中采用共轭波束赋形的预编码方式, 提出最大最小 (max-min) 功率控制算法, 优

引用格式: 黄谋华, 张冬梅, 许魁, 等. 基于多流接收空间调制的去蜂窝 MIMO 下行传输方法. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 111–127, doi: 10.1360/SSI-2021-0148
Huang M H, Zhang D M, Xu K, et al. Multi-stream receive-spatial modulation based cell-free MIMO downlink transmission method (in Chinese). Sci Sin Inform, 2023, 53: 111–127, doi: 10.1360/SSI-2021-0148

化对象是去蜂窝网络覆盖区域内部分信道条件相对较差用户的频谱效率. 该去蜂窝网络与传统的小小区 (small cell) 相比, 用户频谱效率可以实现整体性的大幅提升. 文献 [3] 针对用户单天线的去蜂窝 MIMO 系统建立相应的功率消耗模型, 以每个用户的频谱效率和每个接入点的发射功率作为约束条件, 运用连续凸逼近 (sequential convex approximation, SCA) 方法迭代求解最优下行功率系数, 实现总能量效率 (energy efficiency, EE) 最大化. 该功率控制算法相比所有用户功率控制系数相等的接入点 (access point, AP) 全功率分配方法, 可以大幅提升总能量效率. 文献 [4] 在去蜂窝多输入多输出系统中研究设计下行链路导频序列, 获取空间相关 Rician 衰落信道的信道状态信息 (channel state information, CSI). 采用基于几何规划的逐次逼近算法, 不断迭代优化下行链路的功率控制系数, 分别实现频谱效率最大化和能量效率最大化. 文献 [5] 研究 AP 和用户都配备多根天线的去蜂窝 MIMO 系统, 对下行传输信号的检测方法是基于最小均方误差的连续干扰消除 (minimum mean-squared error-based successive interference cancellation, MMSE-SIC), 该文献也是使用最大最小功率控制算法以提高系统频谱效率.

文献 [6] 分析毫米波频率的去蜂窝网络, 提出低复杂度的混合模拟/数字波束赋形架构, 并讨论该架构下的能量效率最大化问题. 文献 [7] 介绍分布式 MIMO 和去蜂窝移动通信系统的基本理论, 包括容量分析方法和频谱效率优化等关键技术, 并引入统一的分布式 MIMO 模型, 研究去蜂窝无线网络在实际配置场景下的最优功率分配与能效优化. 文献 [8] 研究多用户下行链路系统中能量效率最大化的波束赋形技术, 提出连续凸逼近算法在每一次迭代中将原来的非凸 (non-convex) 问题近似为二阶锥规划问题 (second-order cone programs, SOCP). 该算法具有快速收敛的特性, 能够高效解决能量效率优化问题. 不论是多小区的集中式蜂窝网络或者是 AP 高度分散的去蜂窝网络, 能量效率的目标函数都是非凸的分式结构. 将 SCA 算法用于优化 EE 等分式规划 (fractional programming, FP) 问题, 其算法收敛速度快, 运用范围广, 是一种常见的 EE 优化算法. 考虑到 cell-free 以用户为中心的需求, 当用户位置在移动过程中, 需要不断调度 (选择) 用户周边的 AP 提供服务, 而大尺度信道信息变化缓慢, 易于获取. 因此本文将从大尺度信道信息的角度优化 AP 选择, 可以兼顾 AP 的调度频率和服务性能, 这与其他文献基于用户完整信道状态信息的 EE 模型有较大差别, 并希望通过常规的 SCA 优化方法, 能够解决当前的 EE 优化模型.

未来 6G 通信主要承载高速率和低延时的无线业务^[9], 需要布设的接入点越来越密集, 无疑对无线通信网络绿色节能的目标提出新的挑战. 因此 cell-free 大规模 MIMO 需要寻求高能量效率的传输方式, 缓解功率损耗压力. 而空间调制 (spatial modulation, SM) 在频谱效率和能量效率方面优于不传输空间符号的传统调制, 所以将空间调制应用于去蜂窝网络, 促进 cell-free 技术推广. 文献 [10] 将索引信息用于激活基站发射天线的调制方式称为发射空间调制 (transmit spatial modulation, TSM), 有利于减少基站上射频链的数量, 但是降低发射天线数量, 会减少波束赋形增益. 将索引信息用于激活用户部分数据流的调制方式称为接收空间调制 (receive spatial modulation, RSM), 激活所有发射天线以获得高波束赋形增益, 并减少下行训练开销, 降低用户检测复杂度, 该技术又称为预编码辅助空间调制 (pre-coding aided spatial modulation, PSM). 文献 [11] 通过优化天线选择和发射天线上的功率分配, 最大化接收信号的欧氏距离. 提出两种联合发射机-接收机空间调制 (joint transmitter-receiver spatial modulation, JSM) 技术, 具有突出的可靠性和良好的分集增益. 针对发射空间调制技术, 文献 [12] 提出一种线性无用户间干扰的预编码方案. 在基站同时激活部分发射天线为下行链路的所有用户提供服务, 而每个用户在正交于所有其他用户的信道子空间中传输信息. 研究表明, 该方案与传统的广义空间索引调制 (generalized spatial modulation, GSM) 和迫零 (zero-forcing, ZF) 波束赋形传输相比, 可以同时提升多路复用和分集增益.

采用传统的 GSM 技术实现多用户下行传输有两种实现方式. 第 1 种如文献 [13] 所述, 根据用户数量将所有 AP 的总发射天线等分, 将其中一组天线分配给特定用户, 用户之间不共享发射天线. 通过只激活组内部分发射天线的方式, 将索引信息发送给特定用户. 这类调制方案必须完全消除用户间干扰, 中央处理单元 (central processing unit, CPU) 需要事先获知信道状态信息. 第 2 种如文献 [14] 所述, 将所有 AP 的总发射天线看成一个天线集合, 根据每个用户信号的索引信息激活总天线中的部分发射天线, 然后将所有用户信号矢量叠加. 为降低误码率, 需要优化每个用户的预编码向量, 以最大限度提高空间星座的欧氏距离. 但是在去蜂窝 MIMO 中, 所有 AP 同时为所有用户提供时频资源, 不能满足为特定用户将天线分组的要求; 去蜂窝网络通常采用线性预编码^[15], 且信道估计存在误差, 用户之间的干扰不可能完全消除, 因此传统的 GSM 调制技术在当前去蜂窝场景下并不适用. 为了降低传统空间索引调制用户间干扰消除的复杂度, 可以考虑将索引信息映射在用户数据流的激活状态中, 即文献 [16] 采用的多流接收空间调制 (multi-stream receive-spatial modulation, MSR-SM). 本文将首次在去蜂窝多用户的下行链路传输中应用多流接收空间调制技术, 实现能量效率的有效提升.

在去蜂窝 MIMO 系统中, 真正为用户提供服务的有效 AP 数量仅占 AP 总数的 20%~30%. 但是, 只要存在 AP 为用户服务的关联关系, 就要在 AP 的回程链路 (the backhaul links) 和信息处理中产生能量开销. 因此文献 [3] 提出基于接收功率的 AP 选择方案, 剔除为用户接收功率贡献极小的 AP, 进一步提升系统能量效率. 文献 [17] 考虑基站每个天线的最大功率约束和基站发射天线的选择, 通过优化波束赋形实现能量效率优化. 研究表明, 天线选择可以对能量效率和频谱效率进行性能平衡. 为突出去蜂窝网络的实用性, 文献 [18] 引入 MIMO 网络中动态协作簇的概念, 围绕用户的主接入点建立以用户为中心并相互重叠的合作簇, 提出联合导频分配与用户分簇的去蜂窝 MIMO 系统. 上述所有优化算法均需要所有接入点向 CPU 提供所有用户的信道状态信息, 既消耗回程链路的容量, 也增加响应延时. 因此文献 [19] 提出一种 AP 自主选择为用户设备提供服务的模式, 避免 CPU 对所有 AP 的导频信息进行处理, 使 AP 快速与用户建立数据连接, 但是自主选择模式也提高了系统的中断概率. 寻求合适的 AP 选择方案, 将有利于降低回程链路开销, 进一步提升能量效率.

本文内容安排如下: 第 2 节是系统模型介绍, 第 3 节是基于连续凸逼近算法的能量效率优化算法和基于注水算法的 AP 选择方案, 第 4 节对能量效率优化算法的性能进行仿真比较, 第 5 节是总结.

2 系统模型

考虑一个拥有 M 个接入点和 K 个用户的去蜂窝多输入多输出网络, 每个接入点配备 L 个天线, 每个用户配备 N 个天线. 假设该系统工作于时分双工模式, 所有用户共享时频资源. 第 m 个 AP 与第 k 个用户之间的瑞利 (Rayleigh) 衰落信道 $\mathbf{G}_{mk} \in \mathbb{C}^{L \times N}$ 表示为

$$\mathbf{G}_{mk} = \beta_{mk}^{1/2} \mathbf{H}_{mk}, \quad (1)$$

其中, 大尺度衰落系数 β_{mk} 是一个能够完美获知的相对值, 不仅包含路径损耗和阴影衰落, 还扣除噪声功率. 小尺度衰落矩阵 $\mathbf{H}_{mk} \in \mathbb{C}^{L \times N}$ 服从独立同分布的复高斯 (Gauss) 分布 $\mathcal{CN}(0, 1)$.

2.1 多流接收空间调制 (MSR-SM)

下行链路的总发射天线 $N_t = LM$, 总接收天线 $N_r = NK$, 满足天线限制条件 $N_t \geq N_r$. 在去蜂窝大规模 MIMO 中, 当采用 CPU 为所有用户分配下行预编码时, 其预编码类似于对单基站多用

户的 $N_r \times N_t$ 集中式大规模 MIMO 作波束赋形. 所有用户的联合预编码矩阵为 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N_t \times N_r}$, 单个用户的预编码矩阵为 $\mathbf{W}_k \in \mathbb{C}^{L \times N}$, $k = 1, \dots, K$, 则 $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_K]$. 假设下行信道与上行信道具有互易性, 采用最大比合并 (maximum ratio combining, MRC) 的下行预编码矩阵是上行估计信道的共轭, 即 $\mathbf{W} = \hat{\mathbf{G}}^*$. 由此可得每个 AP 和每个用户之间的预编码矩阵为 $\mathbf{W}_{mk} = \hat{\mathbf{G}}_{mk}^*$, 其中 $\mathbf{W}_{mk} \in \mathbb{C}^{L \times N}$, $k = 1, \dots, K$, $m = 1, \dots, M$.

假设 AP 与用户之间的 N 个数据流中只有 N_a 个数据流被激活, 用以独立传输 N_a 个 \mathfrak{M} 进制星座调制的已调信号; 另外 $N - N_a$ 个数据流未被激活, 其发射信息幅度为 0. 每个时隙向每个用户传输的信息总比特数为 $N_{sm} = N_a \log_2(\mathfrak{M}) + \lceil \log_2(\frac{N}{N_a}) \rceil$. 当未采用空间调制时, 每个时隙向每个用户传输的信息总比特数为 $N_{Nsm} = N \log_2(\mathfrak{M})$. 两种调制方式总比特数的比值为 $N_p = \frac{N_{sm}}{N_{Nsm}}$. 如果用 \mathbf{a}_j , $j \in \{1, \dots, N'\}$ 表示源信号向量中第 j 个星座调制的符号, 其中 $\mathbb{E}\{\mathbf{a}_j \mathbf{a}_j^H\} = 1$. 该符号 \mathbf{a}_j 由 AP 与用户之间的第 ℓ_j 个数据流负责传输, 则用 $\ell = [\ell_1, \ell_2, \dots, \ell_{N_a}]$ 代表 N_a 个激活数据流的索引集合, 并且有 $\ell \in \{1, 2, \dots, N\}$. 由此, 经过多流接收空间调制, 待发送给第 k 个用户的源信号向量 $\mathbf{q}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示为

$$\mathbf{q}_k = [\mathbf{0}^T, \mathbf{a}_1, \mathbf{0}^T, \mathbf{a}_2, \mathbf{0}^T, \dots, \mathbf{a}_{N_a}, \mathbf{0}^T]^T, \quad (2)$$

其中, \mathbf{q}_k 满足 $\mathbb{E}\{\mathbf{q}_k \mathbf{q}_k^H\} = \frac{N_a}{N} \mathbf{I}_N$, \mathbf{I}_N 是单位矩阵.

在基于多流接收空间调制的去蜂窝下行链路中, 由于每个接入点为所有用户提供服务, 所以在采用共轭波束赋形时, 每个接入点将所有用户源信号的预编码向量叠加, 则第 m 个 AP 的发射信号 $\mathbf{x}_m \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示为

$$\mathbf{x}_m = \sqrt{\rho_d} \sum_{k=1}^K \sqrt{\eta_{mk}} \mathbf{W}_{mk} \mathbf{q}_k = \sqrt{\rho_d} \sum_{k=1}^K \sqrt{\eta_{mk}} \mathbf{G}_{mk}^* \mathbf{q}_k, \quad (3)$$

其中, ρ_d 是下行 AP 发送功率的归一化信噪比, η_{mk} 是第 m 个 AP 对第 k 个用户的功率控制系数, \mathbf{x}_m 满足功率限制条件 $\mathbb{E}\{\|\mathbf{x}_m\|_2^2\} \leq \rho_d$.

第 k 个用户接收信号 $\mathbf{r}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示为

$$\mathbf{r}_k = \sum_{m=1}^M \mathbf{G}_{mk}^T \mathbf{x}_m + \mathbf{n}_k = \sqrt{\rho_d} \sum_{i=1}^K \sum_{m=1}^M \sqrt{\eta_{mi}} \mathbf{G}_{mk}^T \hat{\mathbf{G}}_{mi}^* \mathbf{q}_i + \mathbf{n}_k, \quad (4)$$

其中, $\mathbf{n}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为噪声, 服从复高斯分布 $\mathcal{CN}(0, 1)$.

2.2 用户端信号线性检测

由式 (4) 可以将接收信号 \mathbf{r}_k 表示为

$$\mathbf{r}_k = \sqrt{\rho_d} \sum_{i=1}^K \mathbf{D}_{ki} \mathbf{q}_i + \mathbf{n}_k, \quad (5)$$

其中, $\mathbf{D}_{ki} \triangleq \sum_{m=1}^M \sqrt{\eta_{mi}} \mathbf{G}_{mk}^T \hat{\mathbf{G}}_{mi}^*$, $i = 1, \dots, K$, 是第 i 个用户的等效下行信道. $\mathbf{D}_{ki} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 可以通过下行信道估计或信道统计信息等手段获取. 用户采用最小均方误差 (minimum mean squared error, MMSE)

MMSE) 信号检测^[20], 则用户解调信号 $\hat{\mathbf{q}}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表达式为

$$\hat{\mathbf{q}}_k = \mathbf{D}_k^{\text{MMSE}} \mathbf{r}_k, \quad (6)$$

其中, $\mathbf{D}_k^{\text{MMSE}} = \mathbf{D}_{kk}^H (\mathbf{D}_{kk} \mathbf{D}_{kk}^H + \frac{N\sigma_n^2}{\rho_d} \mathbf{I}_N)^{-1}$, $k = 1, \dots, K$. 然后由 $\hat{\mathbf{q}}_k$ 解映射, 获得用户调制信息和索引信息.

2.3 频谱效率

当导频数量足够时, 即在上行信道估计阶段的所有导频两两正交, 不产生导频污染. 根据文献 [5] 的频谱效率公式推导, 第 k 个多天线用户的可达下行链路频谱效率简化为

$$\begin{cases} \mathbf{SE}_k = N_p N \left(1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}\right) \log_2(1 + \Theta_k), & k = 1, \dots, K, & (7a) \\ \Theta_k \triangleq \frac{(\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \sqrt{\eta_{mk}})^2}{\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \eta_{mi} + \frac{N_0 N}{L^2 \rho_d N_a}}, & & (7b) \\ \gamma_{mk} \triangleq \frac{\tau_u \rho_u \beta_{mk}^2}{\tau_u \rho_u \beta_{mk} + 1}, & & (7c) \end{cases}$$

其中, τ_u 表示上行链路的导频训练时隙个数, τ_c 是上行链路和下行链路总的传输时隙, γ_{mk} 是无导频污染时估计得到的大尺度信道增益矩阵, Θ_k 为信干噪比, N_0 是归一化噪声功率.

第 m 个 AP 发射符号 \mathbf{x}_m 的功率约束表达式为

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \eta_{mk} \leq \frac{1}{LN_a}, & m = 1, \dots, M, \\ \eta_{mk} \geq 0, & k = 1, \dots, K, m = 1, \dots, M. \end{cases} \quad (8)$$

采用最大化最小频谱效率的方法优化功率分配系数, 在尽可能缩小用户间频谱效率差距的基础上, 将频谱效率最大化, 其目标函数表示为

$$\begin{cases} \max_{\eta_{mk}} \min_{k=1, \dots, K} \mathbf{SE}_k \\ \text{s.t. } \mathbb{E}\{\|\mathbf{x}_m\|_2^2\} \leq \rho_d, & m = 1, \dots, M, \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \max_{\eta_{mk}} \min_{k=1, \dots, K} N_p N \left(1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}\right) \log_2(1 + \Theta_k) \\ \text{s.t. } \sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \eta_{mk} \leq \frac{1}{LN_a}, & m = 1, \dots, M, \\ \eta_{mk} \geq 0, & k = 1, \dots, K, m = 1, \dots, M. \end{cases} \quad (9)$$

优化问题 (9) 是非凸问题, 引入新的功率控制系数 $\varsigma_{mk} \triangleq \sqrt{\eta_{mk}}$ 、松弛变量 θ_m 和 t , 并省略目标函数中的常数项, 进一步变换成二阶锥凹问题^[21]:

$$\begin{aligned} & \max_{\{\varsigma_{mk}, \theta_m, t\}} t \\ & \text{s.t. } \frac{(\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk})^2}{\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \theta_m^2 + \frac{N_0 N}{L^2 \rho_d N_a}} \geq t, \quad k = 1, \dots, K, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 &\leq \theta_m^2, \quad m = 1, \dots, M, \\
 0 \leq \theta_m &\leq \frac{1}{\sqrt{LN_a}}, \quad m = 1, \dots, M, \\
 \varsigma_{mk} &\geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M.
 \end{aligned} \tag{10}$$

2.4 能量效率

参照文献 [3] 的去蜂窝 MIMO 系统功率消耗模型, 将总能量损耗表示为

$$P_{\text{total}} = \rho_d N_0 \sum_{m=1}^M \frac{1}{\alpha_m} \left(LN_a \sum_{k=1}^K \eta_{mk} \gamma_{mk} \right) + \sum_{m=1}^M (LP_{tc,m} + P_{0,m}) + B \sum_{m=1}^M \left(P_{bt,m} \sum_{k=1}^K \mathbf{SE}_k \right), \tag{11}$$

其中, α_m 是功率放大系数, $P_{tc,m}$ 是第 m 个 AP 每根天线内部信号处理需要消耗的功率, $P_{0,m}$ 是每条回程链路产生的固定功率消耗, B 是系统带宽, $P_{bt,m}$ 是第 m 个 AP 与 CPU 回程链路连接产生的功率损耗. 所有功率参数均以瓦特为单位.

定义1 (能量效率) 能量效率是系统单位功耗下的容量值, 表示为

$$\text{EE} = \frac{B \sum_{k=1}^K \mathbf{SE}_k}{P_{\text{total}}} = \frac{B}{\frac{L\rho_d N_0 N_a \sum_{m=1}^M \frac{1}{\alpha_m} \sum_{k=1}^K \eta_{mk} \gamma_{mk} + \sum_{m=1}^M (LP_{tc,m} + P_{0,m})}{\sum_{k=1}^K (N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \Theta_k))} + B \sum_{m=1}^M P_{bt,m}}. \tag{12}$$

在同一段时间内, 由于去蜂窝网络中的不同用户可能在使用不同业务, 所以不同用户的容量需求也不尽相同. 因此, 假设第 k 个用户根据自己业务需求要求达到的最低频谱效率为: $\overline{\mathbf{SE}}_k \triangleq N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \Theta_k)$. 其中, Θ_k 为常数, 表示第 k 个用户要求达到的最低信干噪比. 由于系统考虑用户最低频谱效率 $\overline{\mathbf{SE}}_k$ 和每个接入点的最大下行发射功率 ρ_d , 在等式 (12) 中以功率控制系数 η_{mk} 作为变量, α_m 等其他参数作为常量, 则能量效率最大化问题描述为

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\eta_{mk}} \text{EE} \\ \text{s.t. } \mathbf{SE}_k \geq \overline{\mathbf{SE}}_k, \quad k = 1, \dots, K, \\ \mathbb{E}\{\|\mathbf{x}_m\|_2^2\} \leq \rho_d, \quad m = 1, \dots, M, \end{array} \right. \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \max_{\eta_{mk}} \frac{\sum_{k=1}^K (N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \Theta_k))}{\frac{1}{K_1} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \eta_{mk} \gamma_{mk} + K_2} \\ \text{s.t. } \Theta_k \geq \overline{\Theta}_k, \quad k = 1, \dots, K, \\ \sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \eta_{mk} \leq \frac{1}{LN_a}, \quad m = 1, \dots, M, \\ \eta_{mk} \geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M, \end{array} \right. \tag{13}$$

其中, $K_1 = \frac{B\alpha_m}{L\rho_d N_0 N_a}$, $K_2 = \frac{\sum_{m=1}^M (LP_{tc,m} + P_{0,m})}{B}$.

3 去蜂窝下行链路多天线用户的能量效率最优化方案

3.1 基于连续凸逼近算法的能量最大化功率分配方案

3.1.1 非凸约束条件转化成凸形式

式 (13) 的目标函数是一个非线性规划问题, 具有非凸性. 为进一步简化能量效率最优化的表达式, 将频谱效率的简化公式 (7) 代入目标函数式 (13), 并定义根号功率控制系数 $\varsigma_{mk} \triangleq \sqrt{\eta_{mk}}$, 省略所有常数项, 则能量效率最大化目标函数式 (13) 等价表示如下:

$$\max_{\varsigma_{mk}} \frac{\sum_{k=1}^K \log_2(1 + \hat{\Theta}_k)}{\frac{1}{K_1} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \gamma_{mk} + K_2} \quad (14a)$$

$$\text{s.t. } \hat{\Theta}_k \geq \bar{\Theta}_k, \quad k = 1, \dots, K, \quad (14b)$$

$$\sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \varsigma_{mk}^2 \leq \frac{1}{LN_a}, \quad m = 1, \dots, M, \quad (14c)$$

$$\varsigma_{mk} \geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M. \quad (14d)$$

将根号功率控制系数 ς_{mk} 代入式 (7b), 则经过等效变换后的信干噪比定义为

$$\hat{\Theta}_k \triangleq \frac{(\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk})^2}{\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a}}. \quad (15)$$

根据文献 [3] 提出的连续凸逼近设计思想, 将式 (14) 中所有非凸的约束条件等效为如下凸函数的形式:

$$\max_{\{\varsigma_{mk}, \mathbf{o}_k, \lambda, \psi, \Delta_k, \Omega_k\}} \sqrt{\lambda} \quad (16a)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \varsigma_{mk}^2 \leq \frac{1}{LN_a}, \quad m = 1, \dots, M, \quad (16b)$$

$$\varsigma_{mk} \geq 0, \quad \Delta_k \geq 0, \quad \mathbf{o}_k \geq 0, \quad \Omega_k \geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M, \quad (16c)$$

$$\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \geq \sqrt{\bar{\Theta}_k} \|\mathbf{\Pi}_k\|_2, \quad k = 1, \dots, K, \quad (16d)$$

$$1 + \Delta_k \geq 2^{\mathbf{o}_k}, \quad k = 1, \dots, K, \quad (16e)$$

$$\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a} \leq \Omega_k, \quad k = 1, \dots, K, \quad (16f)$$

$$\sum_{k=1}^K \mathbf{o}_k \geq \sqrt{\lambda^{(n)} \psi^{(n)}} + \frac{(\lambda - \lambda^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\psi^{(n)}}{\lambda^{(n)}}} + \frac{(\psi - \psi^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\lambda^{(n)}}{\psi^{(n)}}}, \quad (16g)$$

$$\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \geq \sqrt{\Delta_k^{(n)} \Omega_k^{(n)}} + \frac{(\Delta_k - \Delta_k^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\Omega_k^{(n)}}{\Delta_k^{(n)}}} + \frac{(\Omega_k - \Omega_k^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\Delta_k^{(n)}}{\Omega_k^{(n)}}}, \quad k = 1, \dots, K, \quad (16h)$$

$$\frac{1}{K_5} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \gamma_{mk} + K_6 \leq \sqrt{\psi}. \quad (16i)$$

详细推导过程参考附录 A. 此外, 约束条件中的 (16e) 式包含指数函数, 在用户数量较多时, 仿真软件的指数计算误差随着迭代次数增加不断累积, 导致 (16e) 式的约束关系不再成立. 因此, 出于计算精度的考虑, 引入新的松弛变量 $\xi_{q,k}$ ($q = 1, \dots, Q+3$, $k = 1, \dots, K$) 替换式 (16e), 新的不等式组表示为

$$\begin{cases} \xi_{Q+3,k} \leq \Delta_k + 1, \\ \|[2\xi_{i-1,k}, \xi_{i,k} - 1]\|_2 \leq \xi_{i,k} + 1 \quad (i = 5, \dots, Q+3), \\ \frac{19}{72} + \xi_{2,k} + \frac{1}{24} \xi_{3,k} \leq \xi_{4,k}, \\ \|[2\xi_{1,k}, \xi_{3,k} - 1]\|_2 \leq \xi_{3,k} + 1, \\ \left\| \left[\left(\frac{5}{3} + \frac{\sigma_k \ln(2)}{2^Q} \right), \xi_{2,k} - 1 \right] \right\|_2 \leq \xi_{2,k} + 1, \\ \left\| \left[2 \left(\frac{\sigma_k \ln(2)}{2^Q} + 1 \right), \xi_{1,1} - 1 \right] \right\|_2 \leq \xi_{1,1} + 1. \end{cases} \quad (17)$$

3.1.2 连续凸逼近算法流程

首先计算约束条件中的初始值 $\lambda^{(1)}$, $\psi^{(1)}$, $\Delta_k^{(1)}$, $\Omega_k^{(1)}$, 求解详细步骤见附录 B. 然后将初始值代入式 (16), 得到 λ , ψ , Δ_k , Ω_k 的最优解. 将求解的功率控制系数 ς_{mk}^* 代入式 (12), 得到本次迭代的能量效率 $EE^{(n)}$. 重复运算式 (16) 和 (12), 直至能量效率迭代值之间的差值达到精度 δ 的要求. 在凸逼近算法运行中, 当目标函数无可行解时, 考虑式 (16e) 近似精度的影响, 逐步将近似不等式变量的个数 Q 增大, 并重新开始迭代过程. 如果仍然无可行解, 则将功率控制系数和能量效率置 0. 算法流程如算法 1 所示.

3.2 AP 选择方案

采用联合功率分配和天线选择的模型, 在求解全局最优解上具有挑战性. 由于联合优化属于混合整数规划问题, 随着发射天线数量的增加, 优化算法复杂度陡升. 因此, 将功率优化问题拆解成 AP 选择和功率控制两个子问题, 分步完成优化, 实际上是针对原问题的次优解. 运用具有闭合解析式的注水算法, 可以快速实现 AP 选择, 然后进行功率优化. 此外, 注水算法通常被用作下行数据流的功率优化, 但是本文利用注水算法“低于功率门限值则功率分配静默”的特性进行 AP 调度, 这是在注水算法运用上的创新.

首先采用 $\Gamma_{mk} \in \{0, 1\}$, $m = 1, \dots, M$, $k = 1, \dots, K$ 作为 AP 选择性为用户提供服务的二进制标记矩阵. 当第 m 个 AP 为第 k 个用户提供信息服务时, $\Gamma_{mk} = 1$; 否则, $\Gamma_{mk} = 0$. 令 AP 选择方案的功率控制系数 $\tilde{\eta}$ 是原功率控制系数 η 与标记矩阵 Γ 的哈达玛积 (Hadamard product), 即 $\tilde{\eta} \triangleq \eta \odot \Gamma$. 定义基于 AP 选择的根号功率控制系数 $\tilde{\varsigma}_{mk} \triangleq \sqrt{\tilde{\eta}_{mk}}$, 则存在等式 $\tilde{\varsigma}_{mk} = \varsigma_{mk} \Gamma_{mk}$. 基于 AP 选择的信道增益矩阵 $\tilde{\gamma}_{mk} \triangleq \gamma_{mk} \Gamma_{mk}$.

Algorithm 1 SCA

Input: $\tilde{\Theta}_k, Q$.
Output: $\eta_{mk}^*, EE^{(n)}$.

- 1: $n \leftarrow 1$;
- 2: $\lambda^{(1)}, \psi^{(1)}, \Delta_k^{(1)}, \Omega_k^{(1)} \leftarrow$ solve Appendix B;
- 3: **while** (1) **do**
- 4: $\lambda^*, \psi^*, \Delta_k^*, \Omega_k^*, \varsigma_{mk}^* \leftarrow$ solve objective function (14);
- 5: $\lambda^{(n)} \leftarrow \lambda^*, \psi^{(n)} \leftarrow \psi^*, \Delta_k^{(n)} \leftarrow \Delta_k^*, \Omega_k^{(n)} \leftarrow \Omega_k^*$;
- 6: $EE^{(n)} \leftarrow \varsigma_{mk}^*$ substituted into Eq. (10);
- 7: **if** solver is feasible **then**
- 8: **if** $|\frac{2(EE^{(n)}-EE^{(n-1)})}{EE^{(n)}+EE^{(n-1)}}| \leq \delta$ **then**
- 9: $\eta_{mk}^* \leftarrow (\varsigma_{mk}^*)^2$;
- 10: **else**
- 11: $n \leftarrow n + 1$;
- 12: **end if**
- 13: **else**
- 14: **if** $Q \leq 6$ **then**
- 15: $Q \leftarrow Q + 2, n \leftarrow 1$;
- 16: $\lambda^{(1)}, \psi^{(1)}, \Delta_k^{(1)}, \Omega_k^{(1)} \leftarrow$ solve Appendix B;
- 17: **else**
- 18: $\varsigma_{mk}^* \leftarrow 0, EE^{(n)} \leftarrow 0$;
- 19: **break**;
- 20: **end if**
- 21: **end if**
- 22: **end while**

因此, 基于 AP 选择的信干噪比 $\tilde{\Theta}_k$ 表达式为

$$\tilde{\Theta}_k \triangleq \frac{(\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \sqrt{\tilde{\eta}_{mk}})^2}{\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \tilde{\eta}_{mi} + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a}} = \frac{(\sum_{m=1}^M \tilde{\gamma}_{mk} \varsigma_{mk})^2}{\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \tilde{\gamma}_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a}}. \quad (18)$$

所以, 基于 AP 选择的能量效率表达式为

$$\begin{cases} EE = \frac{B \sum_{k=1}^K (N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \tilde{\Theta}_k))}{\rho_d N_0 \sum_{m=1}^M \frac{1}{\alpha_m} (L N_a \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \tilde{\gamma}_{mk}) + \sum_{m=1}^M (L P_{tc,m} + P_{0,m}) + P_{\text{link}}}, \\ P_{\text{link}} = B \sum_{m=1}^M \left(P_{bt,m} \sum_{k=1}^K \left(\Gamma_{mk} N_p N \left(1 - \frac{\tau_u}{\tau_c} \right) \log_2(1 + \tilde{\Theta}_k) \right) \right). \end{cases} \quad (19)$$

又因为 $\sum_{k=1}^K (\Gamma_{mk} N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \tilde{\Theta}_k)) \leq \sum_{k=1}^K (N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \tilde{\Theta}_k))$, $m = 1, \dots, M$, 则有能量效率不等式

$$EE \geq \frac{B}{\frac{\rho_d N_0 \sum_{m=1}^M \frac{1}{\alpha_m} (L N_a \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \tilde{\gamma}_{mk}) + \sum_{m=1}^M (L P_{tc,m} + P_{0,m})}{\sum_{k=1}^K (N_p N (1 - \frac{\tau_u}{\tau_c}) \log_2(1 + \tilde{\Theta}_k))} + B \sum_{m=1}^M P_{bt,m}}. \quad (20)$$

所以, 由不等式 (20) 可得能量效率的近似最优解, 新的目标函数表示为

$$\max_{\varsigma_{mk}} \frac{\sum_{k=1}^K \log_2(1 + \tilde{\Theta}_k)}{\frac{1}{K_1} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \tilde{\gamma}_{mk} + K_2} \quad (21a)$$

$$\text{s.t. } \tilde{\Theta}_k \geq \tilde{\Theta}_k, \quad k = 1, \dots, K, \quad (21b)$$

$$\sum_{k=1}^K \tilde{\gamma}_{mk} \varsigma_{mk}^2 \leq \frac{1}{LN_a}, \quad m = 1, \dots, M, \quad (21c)$$

$$\varsigma_{mk} \geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M. \quad (21d)$$

只要获得 AP 的用户选择标记矩阵 Γ , 就能得到基于 AP 选择的信道增益矩阵 $\tilde{\gamma} = \gamma \odot \Gamma$. 然后代入连续凸逼近算法, 求得基于 AP 选择的能量效率最大化次优解.

3.2.1 文献已有的 AP 选择方案

定义2 (接收功率比重) $p(m, k)$ 是第 m 个 AP 贡献的接收功率与总功率之商:

$$p(m, k) = \frac{\varsigma_{mk} \gamma_{mk}}{\sum_{j=1}^M \varsigma_{jk} \gamma_{jk}}, \quad m = 1, \dots, M. \quad (22)$$

(1) 基于信道大尺度衰落的 AP 选择方案 (AP-L). 由于最优功率控制系数 ς_{mk} 是未知参数, 所以文献 [3] 提出基于信道大尺度衰落的 AP 选择方案 (AP-L). 直接利用信道大尺度衰落信息 β_{mk} 替代式 (22) 中的 $\varsigma_{mk} \gamma_{mk}$, 则接收功率的比重表示为

$$p_L(m, k) = \frac{\beta_{mk}}{\sum_{j=1}^M \beta_{jk}}, \quad m = 1, \dots, M. \quad (23)$$

对相同用户的 $p_L(m, k)$, $m = 1, \dots, M$ 从大到小排序得到 $\bar{p}_L(m, k)$, $m = 1, \dots, M$, 意味着对第 k 个用户信道质量越好的 AP 排序越靠前. 令不等式 $\sum_{m=1}^{M'} \bar{p}_L(m, k) \leq \kappa_1$, $k = 1, \dots, K$ 成立, 其中, κ_1 是固定的占比系数, M' 是满足不等式约束的最大整数. 则前 M' 个 AP 就是挑选出为第 k 个用户提供服务的 AP, 并由此可以确定标记矩阵 Γ . 被用户选中的 AP 总数由 κ_1 决定: κ_1 越接近 1, 用户选择服务的 AP 数量越多. $\kappa_1 = 1$, 代表所有 AP 为所有用户提供服务.

(2) 基于主接入点分簇的 AP 选择方案 (AP-M). 文献 [18] 提出基于主接入点的 AP 选择方案 (AP-M), 定义 β_k 是第 k 个用户的大尺度信道增益, 满足 $\beta_k = [\beta_{1k}, \beta_{2k}, \dots, \beta_{Mk}]$, 则 $\tilde{m} = \max_m \{\beta_k\}$, \tilde{m} 代表主接入点的序号. 对于第 k 个用户, 令信道增益的差值为 κ_2 , 只要不等式 $\beta_{\tilde{m}k} - \beta_{mk} \leq \kappa_2$, $m = 1, \dots, M$ 成立, 则 β_{mk} 对应的第 m 个 AP 就可以为第 k 个用户服务.

3.2.2 基于注水算法的 AP 选择方案

用户挑选服务的 AP 时, 总是希望满足以下 3 个要求: 为某一部分用户提供尽可能多的频谱效率; 对其他用户产生尽可能少的用户间干扰; 不能满足所有用户接收功率需求的 AP 就保持沉默. AP 选择的这些特点与文献 [22] 中注水算法的信道选择原理格外相似, 运用注水算法的原理可以把每个用户的 AP 选择过程理解为, 越符合选择标准的 AP, 给予权重越高, 被选中为用户服务的概率越大. 对每个用户的优化函数

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{c}_m} & - \sum_{m=1}^M \log(\boldsymbol{\theta}_{mk} + \mathbf{c}_m) \\ \text{s.t.} & \quad \mathbf{c}_m \geq 0, \end{aligned}$$

$$\sum_{m=1}^M \mathbf{c}_m = \mu, \quad (24)$$

其中, θ_{mk} 表示 AP 选择的参考标准, 可以是大规模信道信息 β_{mk} , 也可以是任何一种接收功率占比 $p(m, k)$, 或者是其他便于统计获得的衡量信息. \mathbf{c}_m 代表第 m 个 AP 在注水算法的选择规则中被选中的概率. 在约束条件中, 每个 AP 的选中概率为非负数, 所有 AP 的概率之和为 μ , 因此 $0 \leq \mu \leq 1$.

设新的变量 $\boldsymbol{\nu} = [\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_M]^T$ 和 v , 由目标函数式 (24) 的 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件可知, 目标函数最优解满足

$$\begin{cases} -\frac{1}{\theta_{mk} + \mathbf{c}_m^*} + v^* - \nu_m^* = 0, \quad m = 1, \dots, M, \\ \mathbf{c}_m^* \geq 0, \quad \nu_m^* \geq 0, \quad m = 1, \dots, M, \\ \nu_m^* \mathbf{c}_m^* = 0, \quad m = 1, \dots, M, \\ \sum_{m=1}^M \mathbf{c}_m^* = \mu. \end{cases} \quad (25)$$

解不等式组 (25), 得到 AP 选中概率最优解 \mathbf{c}_m^* 的表达式:

$$\mathbf{c}_m^* = \max \left\{ 0, \frac{1}{v^*} - \theta_{mk} \right\}, \quad m = 1, \dots, M. \quad (26)$$

将式 (26) 代入等式 $\sum_{m=1}^M \mathbf{c}_m^* = \mu$ 得: $\sum_{m=1}^M \max\{0, \frac{1}{v^*} - \theta_{mk}\} = \mu$. 令 $\boldsymbol{\theta}_k \triangleq [\theta_{1k}, \theta_{2k}, \dots, \theta_{Mk}]$, 将 $\boldsymbol{\theta}_k$ 从小到大排序得到 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_k$, 表示为: $[\bar{\boldsymbol{\theta}}_k, \bar{h}] = \text{sort}\{\boldsymbol{\theta}_k\}$, 其中, $\bar{h} = [\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_M]$ 是 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_k$ 对应元素在原序列的位置. 将式 (27) 的左边记为 v^* 的分段线性函数: $f(v^*) = \sum_{m=1}^M \max\{0, \frac{1}{v^*} - \bar{\theta}_{mk}\}$. 若 $\theta_{\hat{M}, k} \leq \frac{1}{v^*} < \theta_{\hat{M}+1, k}$, 则 $f(v^*) = \hat{M} \frac{1}{v^*} - \sum_{m=1}^{\hat{M}} \bar{\theta}_{mk}$. 因此, 只要求出满足不等式 $f(v^*) = \hat{M} \frac{1}{v^*} - \sum_{m=1}^{\hat{M}} \bar{\theta}_{mk} \geq \mu$ 的最大 \hat{M} , 即可得到 $\frac{1}{v^*} = \frac{1}{\hat{M}} (\sum_{m=1}^{\hat{M}} \bar{\theta}_{mk} + \mu)$, 进而求出 $\mathbf{c}_m^* = \max\{0, \frac{1}{v^*} - \theta_{mk}\}$, $m = 1, \dots, M$. 当 $\mathbf{c}_m^* > 0$ 时, 第 m 个 AP 就被选中为用户服务.

定义3 (大规模信道增益占比矩阵) $\mathbf{p}_W(m, k)$ 是考虑 AP 之间相互干扰和信道衰落系数的大尺度信道增益占比矩阵:

$$\mathbf{p}_W(m, k) = \frac{\beta_{mk}^{1/2}}{\sum_{i \neq k} \beta_{mi}^{1/2}}, \quad m = 1, \dots, M. \quad (27)$$

定义4 (信息标记向量) $\boldsymbol{\theta}_k$ 是第 k 个用户的信息标记向量, 满足 $\boldsymbol{\theta}_k \triangleq [\theta_{1k}, \theta_{2k}, \dots, \theta_{Mk}]$.

其中, $\theta_{mk} = \frac{1}{\mathbf{p}_W(m, k)}$, $m = 1, \dots, M$, $k = 1, \dots, K$. 则基于注水算法的 AP 选择方案 (AP-W) 为算法 2.

所提基于注水算法的 AP 选择方案, 只需要信道大规模信息就能针对每个用户逐一计算出所有 AP 的被选中概率. 只要 AP 的选中概率不等于 0, 就指定为当前用户服务. 并且, 选中服务的 AP 总数可以根据参数 μ 调整: 当 μ 越靠近 1, 挑选的服务 AP 数量越多; 当 μ 越靠近 0, 挑选的服务 AP 数量越少.

Algorithm 2 AP selection based on water-filling, AP-W

Input: θ, μ .
Output: Γ .

```

1:  $k \leftarrow 1$ ;
2: while  $k < K$  do
3:    $\Gamma_k \leftarrow 0_M$ ;
4:    $\tilde{\theta}_k \leftarrow \frac{\theta_k}{\|\theta_k\|_\infty}$ ;
5:    $[\tilde{\theta}_k, h] \leftarrow \text{sort}\{\tilde{\theta}_k\}$ ;
6:   while  $\hat{M} < M$  do
7:     if  $\bar{\theta}_{\hat{M}+1, k} \hat{M} - \sum_{m=1}^{\hat{M}} \bar{\theta}_{m, k} \geq \mu$  then
8:        $\Gamma_{h_{\hat{M}}, k} \leftarrow 1$ ;
9:     else
10:      break;
11:    end if
12:     $\hat{M} \leftarrow \hat{M} + 1$ ;
13:  end while
14:   $k \leftarrow k + 1$ ;
15: end while

```

4 仿真与分析

通过软件仿真, 验证所提基于多流接收空间调制的去蜂窝 MIMO 下行链路能量效率最优化算法的性能. 代码建模于 CVX 工具箱, 采用 MOSEK 求解器. 信道模型的仿真参数为: 带宽 $B = 20$ MHz, 噪声系数 9 dB, 载频 1.9 GHz, 阴影衰落的方差 8 dB, 阴影相关系数为 0.5, 阴影相关距离为 100 m, 且 AP 与用户之间相距 50 m 之内无阴影衰落. 此外, AP 的下行数据发射功率 $\rho_d = 2$ W, 归一化的噪声功率为 $N_0 = 1$ W, 相干时间 $\tau_c = 300$. 功率消耗模型的仿真参数参考文献 [3] 的表格 2. 连续凸逼近算法的误差 $\delta = 0.01$, 近似不等式变量的个数 $Q = 2$, 用户信干噪比最低门限值 $\Theta_k = 0$. 占比系数 $\kappa_1 = 0.95$, 信道增益差值 $\kappa_2 = 20$ dB, 注水算法的 AP 选择概率之和 $\mu = 1$.

4.1 算法收敛性的比较

将 60 个 AP 和 10 个用户随机分布, AP 有 2 根天线, 用户有 4 根天线, 用户激活 2 个数据流. 记录文献 [5] 最大最小功率控制和本文所提的连续凸逼近功率控制算法每次迭代时的能量效率, 以文献 [3] 全功率控制算法的能量效率作为参考, 图 1 中分别标记为: MaxMin, SCA 和 Full. 当信干噪比下限分别设置为 $\Theta_k = 0, 1.5$ 和 2 时, 曲线标记为 SCA-0, SCA-1.5 和 SCA-2.

从图 1 可以看出, Θ_k 越大, 凸逼近算法的能量效率收敛值越小, 算法收敛需要的迭代次数越少. 这也说明算法可以通过调整用户最低频谱效率门限, 灵活折中能量效率和频谱效率的性能. 但是, 不论何种初始值, 所提算法的能量效率都是 3 种算法中最优的.

4.2 不同调制模式对能量效率的影响

在去蜂窝网络区域内随机分布不同数量的 AP, 用户数量为 10 个, 比较多流接收空间调制方法与传统空分复用 MIMO 的 EE 性能, 并将仿真对比结果呈现于图 2 和 3. 在图示中, 若有 SM 作为后缀则代表有空间调制, 此时激活 4 个数据流中的 3 个数据流, 并用虚线绘制, 而实线表示无空间调制, 代表传统的空分复用 MIMO, 此时用户的 4 个数据流全部激活.

图 2 比较平均功率控制、最大最小功率控制和 SCA 功率控制在两种不同调制模式下的能量效率, 能量效率总是随 AP 数量增加而减少. 但是, 无论采用何种功率控制算法, 多流接收空间调制的 EE 性能总是高于传统空分复用 MIMO.

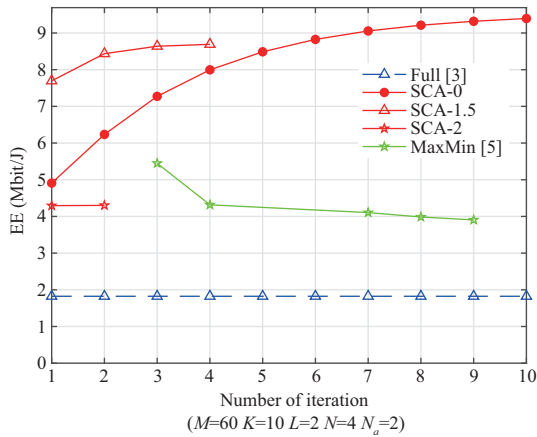


图 1 (网络版彩图) 算法收敛性的比较
Figure 1 (Color online) Comparison of convergence of algorithms

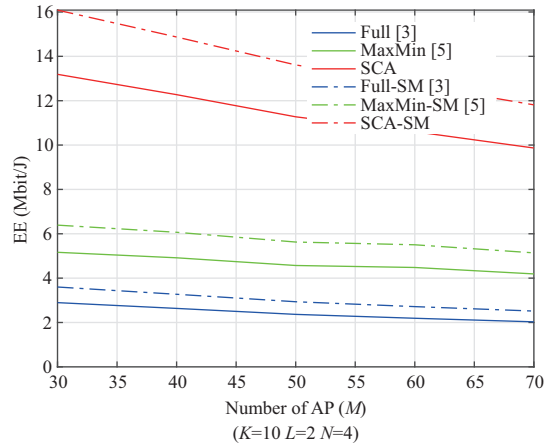


图 2 (网络版彩图) 不同 AP 数量对能量效率的影响
Figure 2 (Color online) Effects of different AP numbers on energy efficiency

图 3 固定 AP 数量为 50, 比较平均功率控制、最大最小功率控制和 SCA 功率控制在两种不同调制模式下 EE 的累计分布函数 (cumulative distribution function, CDF). 基于多流空间调制模式的能量效率在整体上明显优于传统空分复用 MIMO. 因此, 基于多流空间调制的 cell-free, 可以充分发挥空间调制能量效率优势, 弥补去蜂窝高功率损耗的缺陷, 为用户提供统一良好的服务质量.

4.3 不同 AP 选择方案的能量效率对比

文献 [23] 研究发射端已知完美 CSI 的预编码辅助空间调制系统功率优化, 采用迫零下行预编码推导出瞬时误码率 (bit error probability, BEP) 的上界, 并以最小化 BEP 为目标, 运用凸优化求解功率控制系数. 本文研究假设发射端仅知大尺度信道信息, 因此将文献 [23] 提出的 COPA (convex optimization based power allocation) 优化方案作为空间调制的能量效率性能上界进行比较, 仿真结果呈现为图 4. 各方案在图示中分别将基于注水算法的 AP 选择方案 (AP-W), 与其他文献提出的基于信道大尺度衰落的 AP 选择方案 (AP-L) 和基于主接入点分簇的 AP 选择方案 (AP-M) 标记为: SCA-W, SCA-L 和 SCA-M, 而未进行 AP 选择的方案记为 SCA, 基于瞬时误码率的功率优化方案标记为 COPA.

从图 4 可以看出, 在所有 AP 选择方案中, 本文所提的基于注水算法 AP 选择方案具有最高的能量效率. 相比未采用 AP 选择方案的连续凸逼近算法, 所有 AP 选择方案的能量效率均有所提升. 所以, AP 选择方案是 EE 性能改进的有效手段. 但是由于所提能量效率优化算法的发射端仅依靠信道大尺度信息优化发射功率, 所以相比采用 COPA 算法基于完美信道信息的 PSM 功率优化性能上界, 还有较大提升空间.

4.4 算法的复杂度性能对比分析

将算法运行在 9.2 版 Mosek 优化工具箱和 intel(R) 2.1 GHz 处理器的 64 位操作系统电脑配置环境下, 统计算法完成一次优化所运行的时间, 对算法的复杂度进行定性分析, 仿真结果如图 5 所示. 在图示中分别将基于注水算法的 AP 选择方案、AP-L 选择方案和 AP-M 选择方案标记为 SCA-W, SCA-L 和 SCA-M, 基于瞬时误码率的功率优化方案标记为 COPA.

从图 5 可以看出, 所有基于 SCA 的 AP 选择算法随 AP 数量的增加, 运行时间增长较快, 而 COPA

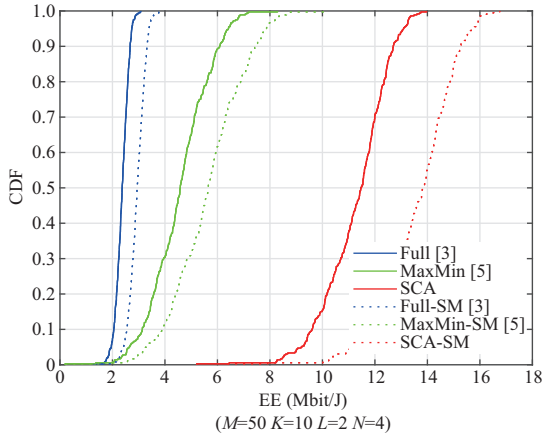


图 3 (网络版彩图) 固定 AP 数量的能量效率累计分布曲线对比
Figure 3 (Color online) Comparison of energy efficiency CDF curves with fixed number of APS

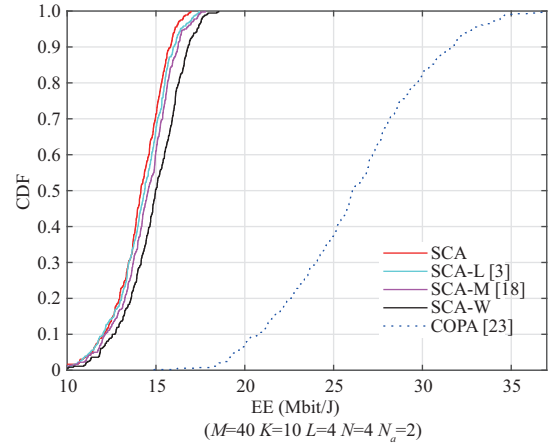


图 4 (网络版彩图) 不同 AP 选择方案的能量效率对比
Figure 4 (Color online) Comparison of energy efficiency of different AP selection schemes

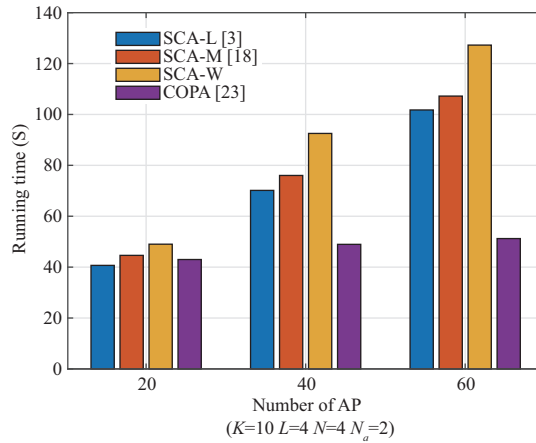


图 5 (网络版彩图) 算法的复杂度对比
Figure 5 (Color online) Comparison of algorithm complexity

算法增长幅度缓慢. 但是 COPA 算法需要完整的信道信息, 信道更新周期较快, 因此算法需要执行的次数明显增多. 此外, SCA-W 算法的运行时间总是略高于其他两个 AP 选择算法, 因此 SCA-W 算法的性能提升, 需要以牺牲小部分计算复杂度为代价.

5 结论

本文研究基于空间索引调制的去蜂窝 MIMO 下行链路传输, 针对用户和接入点都是多天线的场景, 在最高发射功率和最低频谱效率的约束条件下, 连续凸逼近算法可以有效求解能量效率最大化目标函数. 所提的功率分配算法相比最大最小功率控制算法, 可以显著提升能量效率. 基于多流接收空间调制的下行链路传输模式, 能量效率性能优于传统的空分复用 MIMO 数字调制模式. 本文将注水算法的思想应用于去蜂窝下行链路的接入点选择和功率分配中, 所提优化方案仅凭统计获知的大尺度

信道信息,即可有效挑选出为用户提供服务的 AP. 基于 AP 选择方案的连续凸逼近算法能够进一步增强能量效率性能,且多流接收空间调制的能量效率性能优于无索引调制.

参考文献

- 1 Zhang J Y, Chen S F, Lin Y, et al. Cell-free massive MIMO: a new next-generation paradigm. *IEEE Access*, 2019, 7: 99878–99888
- 2 Ngo H Q, Ashikhmin A, Yang H, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2017, 16: 1834–1850
- 3 Ngo H Q, Tran L N, Duong T Q, et al. On the total energy efficiency of cell-free massive MIMO. *IEEE Trans Green Commun Netw*, 2018, 2: 25–39
- 4 Jin S N, Yue D W, Nguyen H H. Spectral and energy efficiency in cell-free massive MIMO systems over correlated rician fading. *IEEE Syst J*, 2021, 15: 2822–2833
- 5 Mai T C, Ngo H Q, Duong T Q. Downlink spectral efficiency of cell-free massive MIMO systems with multi-antenna users. *IEEE Trans Commun*, 2020, 68: 4803–4815
- 6 Alonzo M, Buzzi S, Zappone A, et al. Energy-efficient power control in cell-free and user-centric massive MIMO at millimeter wave. *IEEE Trans Green Commun Netw*, 2019, 3: 651–663
- 7 You X H, Wang D M, Wang J Z. *Distributed MIMO and Cell-Free Mobile Communication*. Beijing: Science Press, 2021
- 8 Tervo O, Tran L N, Juntti M. Optimal energy-efficient transmit beamforming for multi-user MISO downlink. *IEEE Trans Signal Process*, 2015, 63: 5574–5588
- 9 Ahokangas P, van de Beek J, Alves H, et al. *Key Drivers and Research Challenges for 6G Ubiquitous Wireless Intelligence*. Finland: University of Oulu, 2019. 8–12
- 10 Raafat A, Agustin A, Vidal J. Downlink multi-user massive MIMO transmission using receive spatial modulation. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2020, 19: 6871–6883
- 11 Luo J S, Wang S L, Wang F G. Joint transmitter-receiver spatial modulation design via minimum euclidean distance maximization. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2019, 37: 1986–2000
- 12 Zhang H L, Ma M, Shao Z Y. Multi-user linear precoding for downlink generalized spatial modulation systems. *IEEE Commun Lett*, 2020, 24: 212–216
- 13 Narayanan S, Chaudhry M J, Stavridis A, et al. Multi-user spatial modulation MIMO. In: *Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2014. 671–676
- 14 Liang D, Ren P Y, Sun L, et al. Adaptive generalized space shift keying and downlink multi-user transmission in MIMO fading channels. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Communication Systems*, 2014. 467–471
- 15 Nguyen L D, Duong T Q, Ngo H Q, et al. Energy efficiency in cell-free massive MIMO with zero-forcing precoding design. *IEEE Commun Lett*, 2017, 21: 1871–1874
- 16 Stavridis A, Renzo M D, Haas H. Performance analysis of multistream receive spatial modulation in the MIMO broadcast channel. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2016, 15: 1808–1820
- 17 Tervo O, Tran L N, Pennanen H, et al. Energy-efficient multicell multigroup multicasting with joint beamforming and antenna selection. *IEEE Trans Signal Process*, 2018, 66: 4904–4919
- 18 Bjornson E, Sanguinetti L. Scalable cell-free massive MIMO systems. *IEEE Trans Commun*, 2020, 68: 4247–4261
- 19 Bursalioglu O Y, Caire G, Mungara R K, et al. Fog massive MIMO: a user-centric seamless hot-spot architecture. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2019, 18: 559–574
- 20 Li X R, Bjornson E, Zhou S D, et al. Massive MIMO with multi-antenna users: when are additional user antennas beneficial? In: *Proceedings of the 23rd International Conference on Telecommunications (ICT)*, 2016. 1–6
- 21 Boyd S, Vandenberghe L. *Convex Optimization*. London: Cambridge University Press, 2004
- 22 Xing C W, Jing Y D, Wang S, et al. New viewpoint and algorithms for water-filling solutions in wireless communications. *IEEE Trans Signal Process*, 2020, 68: 1618–1634
- 23 Li Y, Lei X, Xiao Y, et al. Power allocation for pre-coding-aided spatial modulation. *IEEE Commun Lett*, 2018, 22: 1094–1097

附录 A

由于目标函数的分式结构是非凸的, 为将函数中的分式拆开, 定义平方能量效率 λ 和平方功率损耗 ψ , 将式 (14) 等效表述为

$$\max_{\{\varsigma_{mk}, \lambda, \psi\}} \sqrt{\lambda} \quad (\text{A1a})$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \log_2(1 + \hat{\Theta}_k) \geq \sqrt{\lambda\psi}, \quad (\text{A1b})$$

$$\frac{1}{K_5} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \gamma_{mk} + K_6 \leq \sqrt{\psi}, \quad (\text{A1c})$$

$$\hat{\Theta}_k \geq \bar{\Theta}_k, \quad k = 1, \dots, K, \quad (\text{A1d})$$

$$\sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \varsigma_{mk}^2 \leq \frac{1}{LN_a}, \quad m = 1, \dots, M, \quad (\text{A1e})$$

$$\varsigma_{mk} \geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M. \quad (\text{A1f})$$

(1) 针对约束条件不等式 (A1b) $\sum_{k=1}^K \log_2(1 + \hat{\Theta}_k) \geq \sqrt{\lambda\psi}$ 的凸形式转化. 假设存在变量 Δ_k , 满足不等式 $1 + \hat{\Theta}_k \geq 1 + \Delta_k$, 且 $\Delta_k \geq 0$, 则有不等式 $\sum_{k=1}^K \log_2(1 + \Delta_k) \geq \sqrt{\lambda\psi}$ 成立. 再假设存在变量 $\mathbf{o}_k \geq 0$, 满足不等式 $\log_2(1 + \Delta_k) \geq \mathbf{o}_k$, 则有下列不等式成立:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^K \mathbf{o}_k \geq \sqrt{\lambda\psi}, & (\text{A2a}) \\ 1 + \Delta_k \geq 2^{\mathbf{o}_k}, \quad k = 1, \dots, K, & (\text{A2b}) \\ \Delta_k \geq 0, \quad \mathbf{o}_k \geq 0, \quad k = 1, \dots, K. & (\text{A2c}) \end{cases}$$

将 $\hat{\Theta}_k$ 的定义式 (15) 代入不等式 $1 + \hat{\Theta}_k \geq 1 + \Delta_k$, 则

$$\frac{(\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk})^2}{\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a}} \geq \Delta_k, \quad k = 1, \dots, K. \quad (\text{A3})$$

假设存在变量 $\Omega_k \geq 0$, 将式 (A3) 的分式拆开成等效不等式:

$$\begin{cases} \sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \geq \sqrt{\Delta_k \Omega_k}, \quad k = 1, \dots, K, & (\text{A4a}) \\ \frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a} \leq \Omega_k, \quad k = 1, \dots, K. & (\text{A4b}) \end{cases}$$

式 (A2b) 和 (A4b) 已经具有凸函数性质, 但是式 (A2a) 和 (A4a) 仍然是非凸的. 此外, 式 (A2b) 和 (A4b) 具有相同的函数结构, 在每次迭代中分别用一个凸算式近似式 (A2b) 和 (A4b) 的右侧. 因此, 式 (A2b) 和 (A4b) 都采用函数 \sqrt{xy} 在 (x_0, y_0) 的一阶泰勒展开式作为不等式右侧的凸上近似. 所以迭代近似不等式可以表述为

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^K \mathbf{o}_k \geq \sqrt{\lambda^{(n)} \psi^{(n)}} + \frac{(\lambda - \lambda^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\psi^{(n)}}{\lambda^{(n)}}} + \frac{(\psi - \psi^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\lambda^{(n)}}{\psi^{(n)}}}, & (\text{A5a}) \\ \sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \geq \sqrt{\Delta_k^{(n)} \Omega_k^{(n)}} + \frac{(\Delta_k - \Delta_k^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\Omega_k^{(n)}}{\Delta_k^{(n)}}} + \frac{(\Omega_k - \Omega_k^{(n)})}{2} \sqrt{\frac{\Delta_k^{(n)}}{\Omega_k^{(n)}}}, \quad k = 1, \dots, K, & (\text{A5b}) \end{cases}$$

其中, $\lambda^{(n)}$, $\psi^{(n)}$, $\Delta_k^{(n)}$ 和 $\Omega_k^{(n)}$ 分别表示 λ , ψ , Δ_k 和 Ω_k 第 n 次迭代的数值.

(2) 针对约束条件不等式 (14b) $\hat{\Theta}_k \geq \bar{\Theta}_k$, $k = 1, \dots, K$ 的凸形式转化. 将 $\hat{\Theta}_k$ 的定义式 (15) 代入式 (14b), 则可

以展开为

$$\left(\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \right)^2 \geq \bar{\Theta}_k \left(\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a} \right), \quad k = 1, \dots, K. \quad (\text{A6})$$

定义向量 $\mathbf{\Pi}_{mk} \triangleq [\varsigma_{1k} \sqrt{\beta_{mk} \gamma_{1k}}, \varsigma_{2k} \sqrt{\beta_{2k} \gamma_{2k}}, \dots, \varsigma_{Mk} \sqrt{\beta_{Mk} \gamma_{Mk}}]^T$, 将式 (A6) 转换成凸性质的不等式:

$$\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \geq \sqrt{\bar{\Theta}_k} \left\| \sqrt{\frac{N}{L}} \left[\mathbf{\Pi}_k, \frac{1}{\sqrt{L \rho_d N_a}} \right] \right\|_2, \quad k = 1, \dots, K, \quad (\text{A7})$$

其中, $\mathbf{\Pi}_k = [\mathbf{\Pi}_{1k}^T, \mathbf{\Pi}_{2k}^T, \dots, \mathbf{\Pi}_{Mk}^T]^T$, $k = 1, \dots, K$.

附录 B

由于式 (16) 中的 AP 发射功率限制条件和单个用户频谱效率限制条件是一个 SOCP 可行性问题. 因此求解下列限制条件的最优解 ς_{mk}^* 作为 ς_{mk} 的初始值.

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \gamma_{mk} \varsigma_{mk}^2 \leq \frac{1}{LN_a}, \quad m = 1, \dots, M, \quad (\text{B1a})$$

$$\varsigma_{mk} \geq 0, \quad k = 1, \dots, K, \quad m = 1, \dots, M, \quad (\text{B1b})$$

$$\sum_{m=1}^M \gamma_{mk} \varsigma_{mk} \geq \sqrt{\bar{\Theta}_k} \|\mathbf{\Pi}_k\|_2, \quad k = 1, \dots, K. \quad (\text{B1c})$$

将 ς_{mk}^* 代入 $\hat{\Theta}_k$ 的定义式 (15) 得到 $\hat{\Theta}_k^*$, 又因为 $1 + \hat{\Theta}_k \geq 1 + \Delta_k$, 则 Δ_k 的初始值为 $\Delta_k^{(n)} = \hat{\Theta}_k^*$, $k = 1, \dots, K$.

由式 (A4b) 可知 $\frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} \varsigma_{mi}^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a} \leq \Omega_k$, $k = 1, \dots, K$, 所以将 ς_{mk}^* 代入式 (A4b) 中, Ω_k 的初始值为 $\Omega_k^* = \frac{N}{L} \sum_{m=1}^M \beta_{mk} \sum_{i=1}^K \gamma_{mi} (\varsigma_{mi}^*)^2 + \frac{N}{L^2 \rho_d N_a}$, $k = 1, \dots, K$.

将 ς_{mk}^* 代入式 (A1c) $\frac{1}{K_1} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \varsigma_{mk}^2 \gamma_{mk} + K_2 \leq \sqrt{\psi}$ 中, ψ 的初始值为 $\psi^* = \frac{1}{K_1} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K (\varsigma_{mk}^*)^2 \gamma_{mk} + K_2$.

将 $\hat{\Theta}_k^*$ 和 ψ^* 代入式 (A1b) $\sum_{k=1}^K \log_2(1 + \hat{\Theta}_k) \geq \sqrt{\lambda \psi}$ 中, λ 的取初始值为 $\lambda^* = \frac{(\sum_{k=1}^K \log_2(1 + \hat{\Theta}_k^*))^2}{\psi^*}$.

Multi-stream receive-spatial modulation based cell-free MIMO downlink transmission method

Mouhua HUANG, Dongmei ZHANG*, Kui XU, Wei XIE & Xiaochen XIA

Institute of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

* Corresponding author. E-mail: 775264154@qq.com

Abstract Multi-stream receive-spatial modulation (MSR-SM) technology is applied to the cell-free multiple-input multiple-output (MIMO) downlink transmission, where both users and access points (APs) are multi-antenna, providing a new idea for green and energy-saving wireless communication. The power control coefficients of each AP are obtained using the sequential convex approximation (SCA) algorithm to optimize energy efficiency (EE) under the constraints of the highest transmitting power of the AP and the lowest signal interference-to-noise ratio of the user. This paper proposes an access point selection scheme based on a water-filling algorithm to reduce the number of unnecessary service APs and the total power consumption of the system. The simulation results show that the proposed power allocation algorithm outperforms the max-min power control algorithm in terms of energy efficiency. The MSR-SM-based downlink transmission mode is more energy efficient than the traditional space division multiplexing MIMO digital modulation mode. Furthermore, the SCA algorithm based on AP selection can improve energy efficiency performance compared with the power control algorithm without AP selection.

Keywords cell-free, MSR-SM, sequential convex approximation, energy efficiency, AP selection