

无蜂窝大规模MIMO系统中面向长期能效的功率分配与接入点开关控制

魏思奇^① 郭凤谦^① 崇保林^① 成果^① 卢汉成^{*①②}

^①(中国科学技术大学电子工程与信息科学系 合肥 230027)

^②(合肥综合性国家科学中心人工智能研究院 合肥 230027)

摘要: 无蜂窝大规模多输入多输出(CF-mMIMO)系统通过密集部署接入点(AP)显著提升了频谱效率。然而,海量AP的持续激活会带来巨大的能量开销,尤其在低业务到达率场景下,这种能量浪费在长期来看将显著削弱系统的能量可持续性。为此,该文提出一种基于李雅普诺夫理论的动态资源调度策略。该策略构建了功率分配与AP开关控制的联合优化模型,利用李雅普诺夫理论将原随机优化问题分解为一系列逐时隙的优化问题,在保障队列稳定性的前提下,将每个时隙内的优化问题分解为功率分配和AP开关控制两个子问题,并采用交替优化算法求解,从而实现对网络状态及业务流量波动的自适应资源配置。仿真结果表明,相较于无AP开关控制方案,本文所提方案在功率放大器效率 $\xi_m = 0.38$ 和 $\xi_m = 0.45$ 的条件下,分别实现了至少13.81%和17.49%的长期能效增益,同时在业务流量动态波动条件下具有较快收敛速度,并在非完美信道状态信息(CSI)下仍能维持系统性能,表现出良好的鲁棒性。

关键词: 无蜂窝大规模MIMO; 长期能效; 李雅普诺夫; 交替优化; 资源分配

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)12-0001-11

DOI: 10.11999/JEIT260014

CSTR: 32379.14.JEIT260014

1 引言

随着无线通信技术的快速发展,移动通信网络已在全球范围内得到广泛部署^[1]。传统的蜂窝网络架构采用以小区为中心的架构进行设计与部署,其中每个小区由一个基站提供服务^[2]。然而,随着用户数量的持续增长、业务流量的激增以及移动性需求的提升,传统以小区为中心的蜂窝网络架构逐渐暴露出性能瓶颈。固定的小区边界会限制用户设备(User Equipment, UE)的自由移动,小区边缘用户面临较大的小区间干扰,同时在高密度部署场景下,由于干扰增强和资源竞争加剧,系统吞吐能力受到显著制约,这些问题在一定程度上制约了网络性能的进一步提升^[3]。

为了克服传统蜂窝网络的局限性,无蜂窝大规模多输入多输出(Cell-Free massive Multiple-Input Multiple-Output, CF-mMIMO)技术被提出并得到广泛关注^[4]。该架构通过分布式部署大量接入点(Access Point, AP),并由中央处理器(Central Processing Unit, CPU)进行协同控制,实现了“以用户为中心”的服务模式^[5]。CF-mMIMO系统不

仅打破了传统小区边界的限制,还通过所有AP的联合协作实现了更高的空间宏分集增益,从而提升了频谱效率和整体吞吐量^[6]。然而,CF-mMIMO系统在实际部署中仍面临重大挑战,大规模AP的部署会显著增加网络能耗,尤其是在低业务量场景下。如果所有AP持续处于活跃状态,将导致大量能源浪费^[7]。在全球能源紧缺和“双碳”目标的背景下,如何在保障高质量服务的同时降低系统能耗,实现绿色低碳发展,已成为亟须解决的关键问题^[8]。

高效的功率分配与资源管理是保障下一代无线网络性能的关键技术。例如,文献^[9]和文献^[10]分别针对认知反向散射网络和RIS辅助异构系统,探讨了考虑硬件损伤与信道不确定性的鲁棒资源分配策略,证实了优化资源调度对提升系统安全性与鲁棒性的关键作用。针对CF-mMIMO系统,目前已有学者展开了对能效优化的研究。文献^[11]提出了一种基于波束域的导频分配方案和射频链切换策略,以提高CF-mMIMO系统的能源效率。文献^[12]采用基于深度强化学习的方法,对AP选择和功率控制进行联合优化,以最大化CF-mMIMO系统的能效。文献^[13]利用交替优化方法,对可重构智能表面辅助的CF-mMIMO系统进行了基于公平性的能效优化。文献^[14]提出了一种联合天线激活和功率分配方案,并借助加速近端梯度算法最大限度地提高CF-mMIMO系统的能源效率。然而,上述研究主要聚焦于短期能效优化,缺乏对用户长期流量动态及队列波动的系统性评估,因而难以适应流量

收稿日期: 2026-01-05; 改回日期: 2026-02-09; 网络出版: 2026-03-01

*通信作者: 卢汉成 hclu@ustc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(U21A20452), 中央高校基本科研业务费专项资金(WK2100250067)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (U21A20452), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (WK2100250067)

模式的动态变化,导致系统服务质量出现较大波动,进而难以满足下一代通信网络对高可靠性和低时延的严格要求。

近年来,一些研究开始关注CF-mMIMO系统的长期能效优化。文献[15]提出了一种基于能效的波束形成、用户关联及子载波分配算法,以实现CF-mMIMO系统的长期能效管理。文献[16]则基于数据队列稳定性、平均功耗约束以及瞬时服务质量要求,研究了网络辅助全双工CF-mMIMO系统的长期能效优化。然而,上述研究均假设所有AP持续处于活跃状态,这会导致过高的能耗,尤其是在低流量时期。因此,迫切需要设计一种高效的节能策略,通过合理控制AP的开关状态,以应对用户服务需求的长期动态变化。

基于上述讨论,本文研究了CF-mMIMO系统中面向长期能效的功率分配与接入点开关控制策略。具体贡献如下:

(1)针对CF-mMIMO系统中用户服务需求的动态变化及系统能耗问题,基于李雅普诺夫理论,将长期优化问题分解为一系列逐时隙的优化问题,在确保系统队列稳定性的前提下,实现能效的动态优化。

(2)针对分解所得逐时隙优化问题的非凸特性,将每个时隙内的原问题分解为功率分配与AP开关控制两个子问题。通过引入连续凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)方法,将其中的非凸子问题转化为一系列可求解的凸优化问题,并设计了联合功率分配与AP开关控制的交替优化算法。

(3)通过仿真分析定量分析了能效-稳定性控制参数对系统性能的影响。实验结果表明,所提策略通过调整控制参数,可在提升系统长期能效与保障队列稳定性之间实现权衡;同时,分析表明所提算法在轻载场景下通过动态关闭冗余AP可显著提高长期能效,并在非完美信道状态信息下仍能维持系统性能,表现出良好的鲁棒性。

2 系统模型与问题建模

考虑一个CF-mMIMO系统,如图1所示,其中部署了 M 个AP,每个AP配备 L 根天线,并通过CPU进行集中协调与联合处理,以联合为 K 个单天线用户提供服务。在该系统中,AP负责数据传输,而CPU负责数据处理。假设CF-mMIMO系统在离散时隙下运行,每个时隙归一化为一个整数单位。第 t 个时隙对应的时间区间为 $[t, t+1)$,其中 $t \in \{0, 1, 2, \dots\}$ 。此外,本文假设系统具有完美的信道状态信息(Channel State Information, CSI),该假设下的性能可视为实际非理想CSI场景下的理论上限。同时,假设信道状态在单个时隙内保持近似不变。本文的符号说明如表1所示。

定义 $\mathbf{H}_m(t) = [\mathbf{h}_{m,1}(t), \mathbf{h}_{m,2}(t), \dots, \mathbf{h}_{m,K}(t)]^T \in \mathbb{C}^{K \times L}$ 为第 m 个AP的信道矩阵,其中 $\mathbf{h}_{m,k}(t) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示第 m 个AP与第 k 个用户之间的信道向量。则用户 k 处接收信号可表示为

$$x_k(t) = \sum_{m=1}^M \mathbf{h}_{m,k}^H(t) \mathbf{q}_{m,k}(t) s_k(t) + \sum_{j \neq k} \sum_{m=1}^M \mathbf{h}_{m,k}^H(t) \mathbf{q}_{m,j}(t) s_j(t) + n_k \quad (1)$$

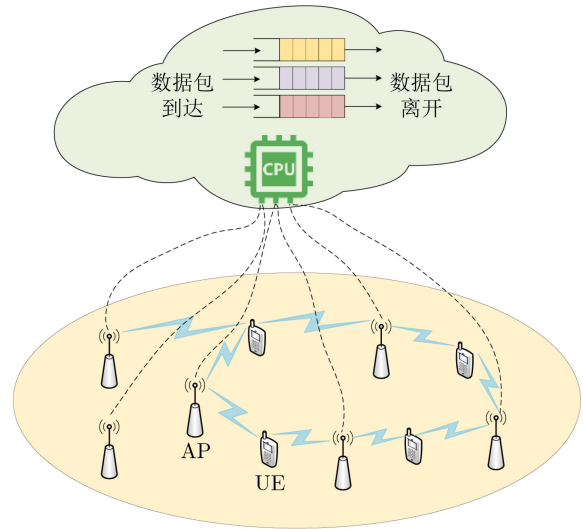


图1 CF-mMIMO系统架构图

表1 符号说明表

符号	描述	符号	描述
M, K, L	AP、用户和AP天线数量	$\mathbf{h}_{m,k}$	接入点 m 到用户 k 的信道向量
$\mathbf{w}_{m,k}$	接入点 m 到用户 k 的归一化预编码向量	$\mathbf{g}_{m,k}$	接入点 m 到用户 k 的小尺度衰落向量
$\beta_{m,k}$	接入点 m 到用户 k 的大尺度衰落系数	$p_{m,k}$	接入点 m 向用户 k 的发射功率
y_m	接入点 m 的开关状态变量	ξ_m, P_m	接入点 m 的功率放大器效率和总功耗
$Q_k(t), A_k(t), R_k(t)$	用户 k 的队列状态、到达率和服务率	$U(t)$	李雅普诺夫函数
$\Delta(t)$	李雅普诺夫漂移	V	能效-稳定性控制参数
$R_{\text{total}}, P_{\text{total}}$	系统的总速率和总功耗	$\bar{\eta}_{\text{EE}}$	系统的长期能效

其中, $\mathbf{q}_{m,k}(t) = \sqrt{p_{m,k}(t)}\mathbf{w}_{m,k}(t) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示预编码向量, $p_{m,k}$ 表示接入点 m 向用户 k 的发射功率, $\mathbf{w}_{m,k}(t) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为接入点 m 到用户 k 的归一化预编码方向向量。 s_k 表示用户 k 的数据信号, 且满足 $E(|s_k|^2) = 1$ 。式(1)中, 第一项为用户 k 的期望信号, 第二项为来自其他用户的多用户干扰, n_k 为加性白高斯噪声, 服从 $n_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 。随后, 信道向量 $\mathbf{h}_{m,k}(t)$ 可建模为

$$\mathbf{h}_{m,k}(t) = \sqrt{\beta_{m,k}(t)}\mathbf{g}_{m,k}(t) \quad (2)$$

其中, $\beta_{m,k}$ 表示大尺度衰落, 其建模为 $\beta_{m,k}(t) = ae_{m,k}(t)/d_{m,k}^\alpha$, 其中 $d_{m,k}$ 为接入点 m 与用户 k 之间的距离(单位: m), α 表示路径损耗指数, a 为路径增益常量, $e_{m,k}$ 表示阴影衰落, 其服从对数正态分布。同时, $\mathbf{g}_{m,k} \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{I}_L)$ 表示小尺度衰落。基于上述信道模型, 第 k 个用户的信干噪比可表示为

$$\gamma_k(t) = \frac{\left| \sum_{m=1}^M \sqrt{p_{m,k}(t)}\mathbf{h}_{m,k}^H(t)\mathbf{w}_{m,k}(t) \right|^2}{\sum_{j \neq k} \left| \sum_{m=1}^M \sqrt{p_{m,j}(t)}\mathbf{h}_{m,k}^H(t)\mathbf{w}_{m,j}(t) \right|^2 + \sigma^2} \quad (3)$$

为消除用户间干扰, 本文采用迫零预编码方案。接入点 m 到用户 k 的归一化预编码向量 $\mathbf{w}_{m,k}(t) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 可表示为 $\mathbf{w}_{m,k}(t) = \mathbf{c}_{m,k}(t)/\|\mathbf{c}_{m,k}(t)\|_2$, 其中, $[\mathbf{c}_{m,1}(t), \mathbf{c}_{m,2}(t), \dots, \mathbf{c}_{m,K}(t)] \triangleq \mathbf{H}_m^\dagger(t)$, 其中 \dagger 表示伪逆运算。因此对于任意接入点 m , 均有 $\mathbf{h}_{m,k}^H(t)\mathbf{q}_{m,i}(t) = 0, \forall i \neq k$ 。因此, 用户 k 处的数据速率可表示为

$$R_k(t) = \log_2 \left(1 + \frac{\left| \sum_{m=1}^M \sqrt{p_{m,k}(t)}\mathbf{h}_{m,k}^H(t)\mathbf{w}_{m,k}(t) \right|^2}{\sigma^2} \right) \quad (4)$$

2.1 网络队列与能耗模型

假设每个用户均维护一个用于缓存到达数据的缓冲区, 并遵循先进先出服务原则^[17]。在时隙 t 内, 各个用户的数据到达量表示为 $\mathbf{A}(t) = [A_1(t), A_2(t), \dots, A_K(t)]$ 。其中, 各用户的数据到达过程在不同时隙之间相互独立且服从相同分布, 其平均到达率满足: $E\{A_k(t)\} = \lambda_k$, 对应的离开速率表示为 $\mathbf{R}(t) = [R_1(t), R_2(t), \dots, R_K(t)]$ 。用户 k 的缓冲区可建模为一个数据队列, 其队列积压量 $Q_k(t)$ 的动态演化遵循如下更新公式

$$Q_k(t+1) = \max\{Q_k(t) - R_k(t), 0\} + A_k(t) \quad (5)$$

考虑到数据到达过程的不确定性以及动态系统的稳定性要求, 每个用户 k 需满足条件^[18]

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E\{Q_k(t)\}}{t} = 0, \forall k \quad (6)$$

其中, $Q_k(t) \geq 0$, 式(6)表明每个用户的数据队列长度不会随时间无限增长, 从而保证了队列的稳定性。AP的能耗主要由传输能耗和电路的固定能耗两部分构成。考虑 AP 的不同工作状态, 引入变量 $y_m(t)$ 表示时隙 t 时第 m 个 AP 的状态, 若第 m 个 AP 处于活跃状态, 则 $y_m(t) = 1$; 若处于休眠状态, 则 $y_m(t) = 0$ 。因此, 第 m 个 AP 在时隙 t 处消耗的功率可表示为

$$P_m(t) = \begin{cases} \frac{1}{\xi_m} \sum_{k=1}^K p_{m,k}(t) + P_A^m, & y_m = 1 \\ P_S^m, & y_m = 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中, ξ_m 是第 m 个 AP 处的功率放大器效率, 用于刻画发射功率与功率放大器实际功耗之间的转换关系, P_A^m 和 P_S^m 分别表示第 m 个 AP 在活跃和休眠状态下电路的固定功耗, 二者均为常量。此时系统的总功耗可以表示为

$$P_{\text{total}}(t) = \sum_{m=1}^M \left[y_m(t) \left(\frac{1}{\xi_m} \sum_{k=1}^K p_{m,k}(t) + P_A^m \right) + P_S^m \right] \quad (8)$$

其中, $P_\Delta^m = P_A^m - P_S^m$ 。此外, 基于 AP 的状态变量, 速率式(4)可进一步写成

$$R_k(t) = \log_2 \left(1 + \frac{\left| \sum_{m=1}^M y_m(t) \sqrt{p_{m,k}(t)}\mathbf{h}_{m,k}^H(t)\mathbf{w}_{m,k}(t) \right|^2}{\sigma^2} \right) \quad (9)$$

2.2 问题建立

本文的目标是在保证网络稳定性的前提下, 最大化长期能效。长期能效定义为系统长期时间平均和速率与长期时间平均总功耗的比值, 其具体表达式为

$$\eta_{\text{EE}} = \frac{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E\{R_{\text{total}}(t)\}}{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E\{P_{\text{total}}(t)\}} = \frac{\bar{R}_{\text{total}}}{\bar{P}_{\text{total}}} \quad (10)$$

其中, $R_{\text{total}}(t) = \sum_{k=1}^K R_k(t)$ 。考虑到功率分配和 AP 状态, 系统的优化问题可以写成以下形式

$$\begin{aligned}
& \underset{\{p_{m,k}(t)\}, \{y_m(t)\}}{\text{maximize}} \quad \bar{\eta}_{\text{EE}} \\
\text{s.t. C1: } & \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\mathbb{E}\{Q_k(t)\}}{t} = 0, \forall k \\
\text{C2: } & \sum_{k=1}^K y_m(t) p_{m,k}(t) \leq P_{\text{max}}, \forall m, t \\
\text{C3: } & y_m(t) \in \{0,1\}, \forall m, t
\end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\bar{\eta}_{\text{EE}}$ 由式(10)给出。约束C1为用户的队列稳定性约束; 约束C2为AP的功率预算约束, 其中 P_{max} 表示每个AP可支持的最大功率; 约束C3表示AP状态变量为二元变量。

2.3 问题求解

假设 $\bar{\eta}_{\text{EE}}^*$ 表示为最优能量效率, 其可以表示为

$$\bar{\eta}_{\text{EE}}^* = \underset{\{p_{m,k}(t)\}, \{y_m(t)\}}{\text{maximize}} \frac{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \mathbb{E}\{R_k(t)\}}{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{P_{\text{total}}(t)\}} \quad (12)$$

通过引入分式规划方法, 原始目标函数可进一步变换为如下形式, 其证明过程可参见文献[16]

$$\underset{\{p_{m,k}(t)\}, \{y_m(t)\}}{\text{maximize}} \quad \bar{R}_{\text{total}} - \bar{\eta}_{\text{EE}}^* \bar{P}_{\text{total}} \quad (13)$$

之后, 进一步定义 $\eta_{\text{EE}}(t)$ 为

$$\eta_{\text{EE}}(t) = \frac{\sum_{\tau=1}^{T-1} \sum_{k=1}^K R_k(\tau)}{\sum_{\tau=1}^{T-1} P_{\text{total}}(\tau)} \quad (14)$$

其中, $\eta_{\text{EE}}(0) = 0$, 式(14)表明 $\eta_{\text{EE}}(t)$ 由过去的资源分配决定。结合式(13)和式(14), 优化问题(11)可以进一步转换为

$$\begin{aligned}
& \underset{\{p_{m,k}(t)\}, \{y_m(t)\}}{\text{maximize}} \quad \bar{R}_{\text{total}} - \eta_{\text{EE}}(t) \bar{P}_{\text{total}} \\
\text{s.t. } & \text{式(11)C1, C2, C3}
\end{aligned} \quad (15)$$

进一步分析表明, 该变换在求解原优化问题(11)时具有较高的有效性。为处理优化问题(11)的时间平均约束C1, 本文引入李雅普诺夫函数, 并通过最小化其逐时隙漂移上界, 将长期队列稳定性约束转化为可在每个时隙内实施的调度决策, 从而实时抑制队列增长并保证系统稳定性。定义李雅普诺夫函数为 $U(t) \triangleq \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K Q_k^2(t)$, 对应的时隙 t 的李雅普诺夫漂移定义为 $\Delta(t) \triangleq \mathbb{E}\{U(t+1) - U(t) | \mathbf{Q}(t)\}$, 其中 $\mathbf{Q}(t)$ 表示由各用户队列长度 $Q_k(t)$ 组成的队列状态向量。基于此, 李雅普诺夫漂移的上界可进一步表示为

$$\Delta(t) \leq \varphi - \sum_{k=1}^K Q_k(t) \mathbb{E}\{R_k(t) - A_k(t) | \mathbf{Q}(t)\} \quad (16)$$

其中, φ 为一个正常量项。通过在每个时隙内最小化该上界, 可以在保证队列稳定的同时最大化目标函数。

随后, 在目标函数中引入一个非负的能效-稳定性控制参数 V 。通过采用漂移加惩罚方法, 将优化问题(15)的目标函数转化为如下的李雅普诺夫漂移加惩罚表达式

$$F_1 = \Delta(t) - V \mathbb{E}\{R_{\text{total}}(t) - \eta_{\text{EE}}(t) P_{\text{total}}(t) | \mathbf{Q}(t)\} \quad (17)$$

由于时隙 t 的决策是基于此前 $t-1$ 个时隙的已知系统状态作出的, 因此在时隙 t 进行优化时, 队列状态 $\mathbf{Q}(t)$ 可视为已知量。通过对每个时隙系统状态的观测, 可得到如下优化问题:

$$\begin{aligned}
& \underset{\{p_{m,k}(t)\}, \{y_m(t)\}}{\text{minimize}} \quad F_1 \\
\text{s.t. } & \text{式(11)C2, C3}
\end{aligned} \quad (18)$$

此外, 根据期望最小化原理[19], 最小化 $f(t)$ 可以确保条件期望 $\mathbb{E}\{f(t) | \mathbf{Q}(t)\}$ 得到最小化。在目标函数中去除不必要的常量项后, 可将其变换为

$$\begin{aligned}
F_2 = & - \sum_{k=1}^K Q_k(t) R_k(t) \\
& - V \left(\sum_{k=1}^K R_k(t) - \eta_{\text{EE}}(t) P_{\text{total}}(t) \right)
\end{aligned} \quad (19)$$

在优化问题(18)中, 决策变量包括离散变量集合 $\{y_m(t)\}$ 和连续变量集合 $\{p_{m,k}(t)\}$ 。通过将所有AP固定为活跃状态, 并引入变换后的目标函数 F_2 , 优化问题(18)可转化为以下功率分配问题

$$\begin{aligned}
& \underset{\{p_{m,k}(t)\}, \{y_m(t)\}}{\text{minimize}} \quad F_2 \\
\text{s.t. } & \text{式(11)C2}
\end{aligned} \quad (20)$$

由于平方根项的存在, 优化问题(20)为非凸问题。为简化问题形式, 引入辅助变量 $\epsilon_{m,k} = \sqrt{p_{m,k}}$ 。此外, 根据文献[20], 应用二次变换将目标函数进一步转换为式(21), 表示为以下形式

$$\begin{aligned}
F_3 = & - \sum_{k=1}^K (Q_k(t) + V) \log_2 \left(1 + 2 \text{Re} \left\{ \bar{b}_k(t) \right. \right. \\
& \left. \left. \left(\sum_{m=1}^M y_m(t) \epsilon_{m,k}(t) \mathbf{h}_{m,k}^H(t) \mathbf{w}_{m,k}(t) \right) \right\} \right) \\
& - |b_k(t)|^2 \sigma^2 \left. \right) + V \eta_{\text{EE}}(t) P_{\text{total}}(t)
\end{aligned} \quad (21)$$

其中, $b_k(t)$ 为在时隙 t 处对每个用户所引入的二次

变换辅助变量, $\bar{b}_k(t)$ 则表示 $b_k(t)$ 的共轭。在固定 $\epsilon_{m,k}(t)$ 的条件下, $b_k(t)$ 的最优解为

$$b_k^*(t) = \frac{\sum_{m=1}^M y_m(t) \epsilon_{m,k}(t) \mathbf{h}_{m,k}^H(t) \mathbf{w}_{m,k}(t)}{\sigma^2} \quad (22)$$

由此, 对应的功率分配子问题可表述为

$$\begin{aligned} & \underset{\{\epsilon_{m,k}(t)\}}{\text{minimize}} F_3 \\ & \text{s.t. 式(11)C2} \end{aligned} \quad (23)$$

可以看出, 此时优化问题已被转化为凸问题。在给定 $\{y_m(t)\}$ 的条件下, 利用SCA方法求解 $\{\epsilon_{m,k}(t)\}$ 的最优解, 求解问题(23)的计算复杂度为 $\mathcal{O}((MK)^3)$ 。在求得 $\{\epsilon_{m,k}(t)\}$ 的最优解后, 此时 $\{p_{m,k}(t)\}$ 的最优解即为 $\{\epsilon_{m,k}^2(t)\}$ 。随后, 在得到 $\{p_{m,k}(t)\}$ 的最优解后, 进一步对AP的状态变量 $\{y_m(t)\}$ 展开优化, 并再次采用二次变换对目标函数进行转换为式(24), 表示为

$$\begin{aligned} F_4 = & - \sum_{k=1}^K (Q_k(t) + V) \log_2 \left(1 + 2\text{Re} \left\{ \bar{z}_k(t) \right. \right. \\ & \left. \left. \left(\sum_{m=1}^M y_m(t) \sqrt{p_{m,k}(t)} \mathbf{h}_{m,k}^H(t) \mathbf{w}_{m,k}(t) \right) \right\} \right. \\ & \left. - |z_k(t)|^2 \sigma^2 \right) + V \eta_{\text{EE}}(t) P_{\text{total}}(t) \end{aligned} \quad (24)$$

其中, $z_k(t)$ 为在时隙 t 处对每个用户所引入的二次变换辅助变量, $\bar{z}_k(t)$ 则表示 $z_k(t)$ 的共轭。在固定 $y_m(t)$ 的条件下, $z_k(t)$ 的最优解为

$$z_k^*(t) = \frac{\sum_{m=1}^M y_m(t) \sqrt{p_{m,k}(t)} \mathbf{h}_{m,k}^H(t) \mathbf{w}_{m,k}(t)}{\sigma^2} \quad (25)$$

由此, 可得到AP开关控制子问题

$$\begin{aligned} & \underset{\{y_m(t)\}}{\text{minimize}} F_4 \\ & \text{s.t. 式(11)C2, C3} \end{aligned} \quad (26)$$

为使该子问题易于求解, 本文将式(11)的二进制约束C3放宽为连续约束: $0 \leq \tilde{y}_m(t) \leq 1, \forall m, t$ 。

此时, 由于目标函数为最小化形式, 其负加权速率项为关于 $\{\tilde{y}_m(t)\}$ 的凸函数, 功耗项为关于 $\{\tilde{y}_m(t)\}$ 的线性函数, 整体目标函数为凸函数, 约束集合为凸集。因此, 优化问题(26)被转化为一个凸优化问题。上述优化问题可采用CVX工具箱并调用Mosek求解器进行求解, 求解问题(26)的计算复杂度为 $\mathcal{O}(M^{3.5})$ 。在得到松弛的 $\{\tilde{y}_m(t)\}$ 解后, 参考文献[21], 引入阈值 $\theta \in (0,1)$, 当 $\tilde{y}_m(t) \geq \theta$ 时, 令 $y_m(t) = 1$, 否则令 $y_m(t) = 0$, 从而恢复原始的二进制解 $\{y_m(t)\}$ 。至此, 通过交替求解功率分配子问题(23)和AP开关控制子问题(26), 算法在每次迭代中分别更新 $\{p_{m,k}(t)\}$ 和 $\{y_m(t)\}$ 这两组变量, 该交替优化过程不断重复, 直至两组优化变量均收敛, 从而获得 $\{p_{m,k}(t)\}$ 与 $\{y_m(t)\}$ 的联合最优解。针对长期优化问题, 本文采用以下算法1对该优化问题进行求解。

根据收敛性分析, 可以得到: $F_3(p_{m,k}^{(\text{seq}+1)}(t), y_m^{(\text{seq})}(t)) \leq F_3(p_{m,k}^{(\text{seq})}(t), y_m^{(\text{seq})}(t))$ 。同时, 显然有 $F_4(p_{m,k}^{(\text{seq}+1)}(t), y_m^{(\text{seq}+1)}(t)) \leq F_4(p_{m,k}^{(\text{seq}+1)}(t), y_m^{(\text{seq})}(t))$ 。因此, 可得到一个点序列 $(p_{m,k}^{(\text{seq})}(t), y_m^{(\text{seq})}(t))$, 该序列至少收敛到1个局部最优解。

3 仿真结果

在仿真中, 本文考虑了一个由25个AP和20个用户组成的CF-mMIMO系统, 覆盖面积为 $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$ 。其中25个AP均匀分布于系统区域内, 而20个用户则在系统中随机分布。每个AP配备22根天线, 每个用户配备单天线。所有AP初始均为活跃状态, 并将最大发射功率平均分配给所有用户。为简化假设, 所有UE在每个时隙的业务到达率相同, 且该到达率已按单位带宽归一化。该方案在不同能效-稳定性控制参数 V 下进行测试。具体仿真参数如表2所示。

在上述仿真参数的基础上, 参考文献[21], 将阈值 θ 设为0.5, 并将每个用户的初始队列长度设置为0。同时参考文献[22], 将功率放大器效率 ξ_m 固定为0.38, 得到的仿真结果如图2所示。

算法1 长期优化算法

-
- (1) 初始化: 队列状态 $Q_k(0)$, 累计速率 $R_{\text{sum}}(0) = 0$, 累计功率 $P_{\text{sum}}(0) = 0$, 控制参数 V , 最大时隙数 T_{max} , 能效 $\eta_{\text{EE}}(0)$ 。
 - (2) for $t = 1, 2, \dots, T_{\text{max}}$
 - (3) 借助算法2求解优化问题(18), 得到 $\{p_{m,k}(t)\}$ 与 $\{y_m(t)\}$ 的最优解。
 - (4) 更新总速率 $R_{\text{total}}(t) = \sum_{k=1}^K R_k(t)$, 总功率 $P_{\text{total}}(t) = \sum_{m=1}^M P_m(t)$, 累计速率 $R_{\text{sum}}(t) = R_{\text{sum}}(t-1) + R_{\text{total}}(t)$, 累计功率 $P_{\text{sum}}(t) = P_{\text{sum}}(t-1) + P_{\text{total}}(t)$, 能效 $\eta_{\text{EE}}(t) = R_{\text{sum}}(t)/P_{\text{sum}}(t)$, 队列状态 $Q_k(t)$ 。
 - (5) end for
-

算法2 联合功率分配与AP开关控制算法

- (1) 初始化: 迭代索引 $\text{seq} = 1$, 最大迭代次数 seq_{\max} , 收敛精度 $\zeta = 10^{-3}$ 。
- (2) 输入: 队列状态 $Q_k(t)$, 能量效率 $\eta_{\text{EE}}(t)$, 功率 $p_{m,k}^{(0)}(t)$, AP状态 $y_m^{(0)}(t)$, $b_k^{(0)}(t)$ 和 $z_k^{(0)}(t)$ 。
- (3) while $\text{seq} \leq \text{seq}_{\max}$ do
- (4) 根据式(22)更新 $b_k^{(\text{seq})}(t)$ 。
- (5) 基于 $b_k^{(\text{seq})}(t)$ 求解优化问题(23), 得到 $p_{m,k}^{(\text{seq})}(t)$ 。
- (6) 根据式(25)更新 $z_k^{(\text{seq})}(t)$ 。
- (7) 基于 $z_k^{(\text{seq})}(t)$ 求解优化问题(26), 得到 $y_m^{(\text{seq})}(t)$ 。
- (8) if $\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K |p_{m,k}^{(\text{seq})}(t) - p_{m,k}^{(\text{seq}-1)}(t)|^2 \leq \zeta$ and $\sum_{m=1}^M |y_m^{(\text{seq})}(t) - y_m^{(\text{seq}-1)}(t)|^2 \leq \zeta$ then
- (9) break;
- (10) end if
- (11) 更新迭代索引 $\text{seq} = \text{seq} + 1$ 。
- (12) end while
- (13) 输出: $p_{m,k}^*(t) = p_{m,k}^{(\text{seq})}(t)$, $y_m^*(t) = y_m^{(\text{seq})}(t)$

表2 仿真参数

参数设置	数值	参数设置	数值
路径增益常量 a	1	信道带宽 B	2 MHz
阴影衰落 $e_{m,k}$	8 dB	AP最大传输功率 P_{\max}	30 dBm
路径损耗常量 α	3	活跃状态下AP固定功耗 P_{A}^m	27 dBm
噪声方差 σ^2	-80 dBm/Hz	休眠状态下AP固定功耗 P_{S}^m	20 dBm

算法2在单个时隙内的收敛性能如图2所示, 其中控制参数 V 固定为10, 由图2可以看出, 随着迭代次数的增加, 单个时隙的能效值先增加后逐渐趋于稳定, 并最终收敛。这是由于算法在每次迭代中不断优化时隙内的资源分配策略, 从而逐步逼近最优解。在不同用户数量的场景下, 算法均能保持良好的收敛特性, 表明所提出的算法具有较好的稳定性和适应性。

图3展示了CF-mMIMO系统在不同能效-稳定性控制参数下的平均功耗变化趋势。由图3可知, 随着控制参数 V 的增大, 系统平均功耗呈现先下降后趋于平稳的态势。本质上, 能效-稳定性控制参数作为调节系统权重的核心参数, 较小的控制参数数值使得算法更倾向于降低队列积压以保证稳定性, 从而不得不消耗更多功率; 而随着控制参数数值的增加, 系统优化的重心逐渐向节能倾斜, 通过容忍适度的队列积压来换取功耗的降低。除此之外, 对比不同曲线可知, 较高的数据到达率会导致系统平均功耗上升。这是因为在高数据到达率下, 系统需维持更多AP处于激活状态或分配更高功率, 以满足增长的服务需求及数据处理能力要求。

图4展示了CF-mMIMO系统长期能效在不同能效-稳定性控制参数下的变化趋势, 由图4可以看

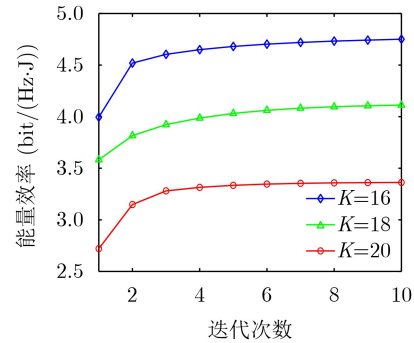


图2 不同用户数下的收敛情况

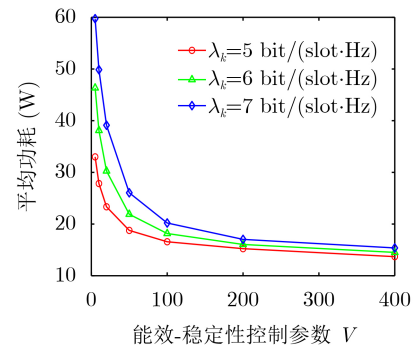


图3 不同能效-稳定性控制参数下平均功耗的变化

出, 随着控制参数的增大, 系统长期能效呈现先上升后逐渐趋于平稳的趋势。这是因为当控制参数较

小时，系统倾向于通过高资源消耗来快速清空队列；而随着控制参数的增大，系统决策逐步向节能优化倾斜，使得能效得到显著提升，直至达到饱和状态。此外，值得注意的是，随着数据到达率的增加，系统整体能效呈现下降趋势。这是因为在高数据到达率场景下，系统的稳定性压力进一步增加，为了防止用户队列溢出，系统则需要分配更多的功率或维持更多的AP处于激活状态，以满足更高流量负载的需求。

随后，在固定平均数据到达率为7 bit/(slot·Hz)条件下，图5展示了不同功率放大器效率和能效-稳定性控制参数下系统长期能效变化趋势。为验证所提策略的优越性，本文将其与以下3种基准方案进行对比。

(1)基于大尺度衰落的AP开关控制方案^[23]：系统首先计算第 m 个AP对区域内所有 K 个用户的大尺度衰落系数总和 $G_m = \sum_{k=1}^K \beta_{m,k}$ ，其中， $\beta_{m,k}$ 表示第 m 个AP与第 k 个用户之间的大尺度衰落系

数。随后，将所有AP按 G_m 降序排列，排序后的AP集合为 $\{\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(M)\}$ ，系统按照排序顺序依次开启AP，直到满足 $\sum_{i=1}^{M_{\text{active}}} G_{\pi(i)} \geq T_h \sum_{r=1}^M G_r$ ，此时排序序列中前 M_{active} 个AP被设为活跃状态，其余AP则进入休眠模式， T_h 为累积阈值，参考文献^[24]，本文取 T_h 值为0.95。

(2)基于距离的AP开关控制方案^[25]：对于系统中的第 k 个用户，计算其与所有 M 个AP之间的距离 $d_{m,k}$ ，系统将AP按照距离从小到大进行排序，并为每个用户选定距离其最近的 N 个AP组成候选服务集合，最终区域内AP的开关状态由所有用户候选集合的并集决定。本文通过对比不同 N 值下的系统表现，选定使系统能效最大的 N 值作为该方案的最优配置参数。

(3)无AP开关控制方案，即所有AP始终保持活跃状态，仅对发射功率进行优化。

通过图5可知，本文所提方案在长期能效性能上明显优于其余3种基准方案。其原因在于，本文方案在李雅普诺夫优化框架下，将AP激活状态与发射功率纳入统一的联合优化过程中，并在每个时隙内进行协同更新，从而能够及时响应信道条件与队列积压状态的动态变化。通过主动休眠对系统性能贡献有限的冗余AP，在保障队列稳定性的同时，有效降低了不必要的能耗，进而提升了系统的长期能效表现。与本文方案不同，基准方案中的AP选择策略通常在初始阶段即已确定，该类静态选择机制难以感知信道的瞬时波动以及用户队列积压状态的动态变化，从而在时变环境下容易造成AP激活与实际系统需求之间的失配，最终限制了系统能效的进一步提升。具体而言，基于大尺度衰落的AP选择方案由于综合考量了路径损耗与阴影衰落，能够较为准确地刻画接入点与用户间的平均链路质量，从而在各基准方案中展现出最稳健的性能，其能效表现也最为接近本文方案；而基于距离的AP选择方案由于仅依据几何距离进行决策，忽略了阴影衰落与环境遮挡效应，其能效性能进一步下降；相比之下，无AP开关控制方案由于所有AP始终保持激活状态，引入了较高的固定电路功耗，从而导致其能效性能最差。数值仿真表明，相较于无AP开关控制方案，本文所提方案在功率放大器效率 $\xi_m = 0.38$ 和 $\xi_m = 0.45$ 的条件下分别实现了至少13.81%和17.49%的长期能效增益。

此外，结果还表明，随着功率放大器效率 ξ_m 的增大，系统的长期能效呈现出逐渐上升的趋势。这主要是由于 ξ_m 刻画了发射功率与功率放大器实际功耗之间的转换关系；当 ξ_m 较大时，在输出相

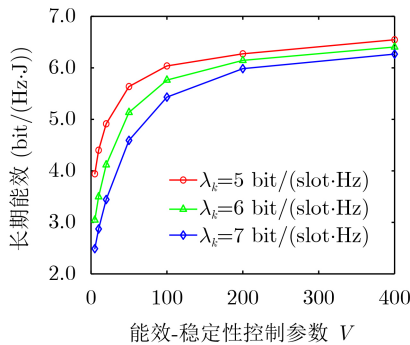


图4 不同能效-稳定性控制参数下长期能效的变化

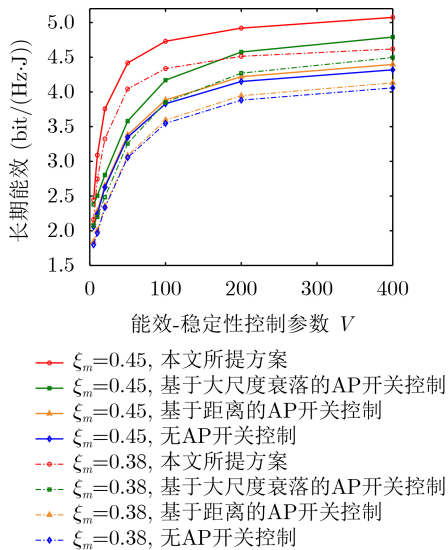


图5 不同AP开关控制策略下系统长期能效随能效-稳定性控制参数的变化

同发射功率的前提下,功率放大器的实际功耗更低,从而提高了系统的长期能效表现。

图6展示了在不同数据到达率下,长期与短期能效优化方案中平均队列长度随时间的变化情况。在实验设置中,短期方案利用SCA方法求解功率分配问题,旨在最大化单时隙瞬时能效;长期方案则固定控制参数 $V=5$ 。观察曲线可知,在同等到达率下,随着时间的推移,短期方案的平均队列长度显著上升,这是因为短期方案中,仅关注于优化当前时隙下的能效,缺乏对未来状态的预判,当信道条件较差时,为了维持较高的瞬时能效,短期方案通常采取较为保守的功率分配策略,从而导致待发送数据包无法及时服务并在缓冲区内迅速积压。相比之下,在长期能效优化方案中,引入了基于队列状态的控制机制,并通过能效-稳定性控制参数对能效优化与队列稳定性进行权衡。可以观察到,在相同数据到达率条件下,长期方案的平均队列长度在初始阶段经历短暂波动后逐渐趋于稳定,且始终保持在有限范围内。这表明长期能效优化方案能够在保证系统能效性能的同时,有效抑制队列长度的无界增长,实现系统的长期稳定运行。除此之外,随着数据到达率的增加,长期和短期方案下的平均队列长度整体均有所上升,但长期方案仍能确保队列长度保持在可控的范围内,说明所提出的长期能效优化方法对业务负载变化具有较好的适应性。

此外,为了进一步评估鲁棒性,本文考虑了一种包含所有链路估计误差的全信道不确定性模型^[26]。具体而言,本文将用户 k 的不完美信道向量建模为 $\hat{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k + \Delta \mathbf{h}_k$,其中 $\mathbf{h}_k = [\mathbf{h}_{1,k}^T(t), \mathbf{h}_{2,k}^T(t), \dots, \mathbf{h}_{M,k}^T(t)]^T \in \mathcal{C}^{ML \times 1}$ 代表用户 k 的真实信道向量, $\Delta \mathbf{h}_k$ 表示用户 k 的信道估计误差,其服从 $\Delta \mathbf{h}_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_c^2 \mathbf{I}_{ML})$ 。方差 $\sigma_c^2 = \delta \|\mathbf{h}_k\|_2^2$ 表示信道

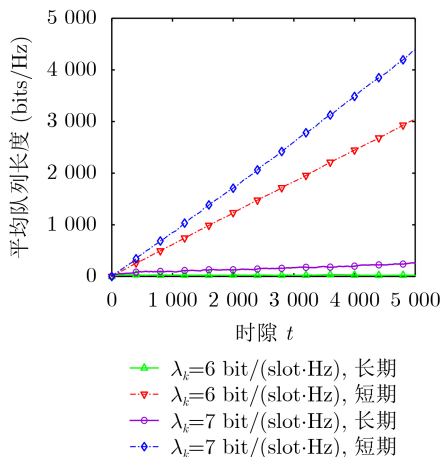


图6 长期与短期能效优化策略下平均队列长度的变化趋势

误差功率, δ 是信道不确定性参数,当 $\delta=0$ 时对应于获取到完美信道状态信息。图7展示了在平均数据到达率为5 bit/(slot·Hz)、控制参数 $V=100$ 条件下,长期能效随信道不确定性参数的变化趋势,由图7可知,随着信道不确定性参数 δ 的增大,所有方案的长期能效均呈现出下降趋势。由于无法获取真实的信道状态信息,无法根据真实的网络参数进行功率分配和AP开关控制的联合优化,从而使得所得长期能效的性能下降。同样,对比不同曲线可得,无论在完美还是不完美信道条件下,随着功率放大器效率的增大,系统的长期能效呈现上升的趋势。此外,从整体性能对比来看,本文所提方案在整个信道不确定性参数变化范围内始终优于所有基准方案,充分验证了其在非完美CSI场景下的鲁棒性。

4 结束语

本文针对随机流量到达条件下的CF-mMIMO系统,研究其长期能效优化问题。为有效处理长期平均约束,本文引入李雅普诺夫优化框架,将原始分数形式的优化目标转化为基于队列状态的时隙级漂移-惩罚问题,从而实现逐时隙的资源调度决策并保证系统队列稳定性。在此基础上,提出了一种联合功率分配与AP开关控制的高效资源调度算法,将原问题分解为功率分配子问题和AP开关控制子问题,并通过交替优化方式求解。仿真结果表明,该算法能够根据流量负载变化动态调整资源分配,在确保队列稳定的同时显著提升系统长期能效。该研究为绿色CF-mMIMO系统的设计提供了新的思路,并为实际系统中的能效优化提供了有价值的参考。

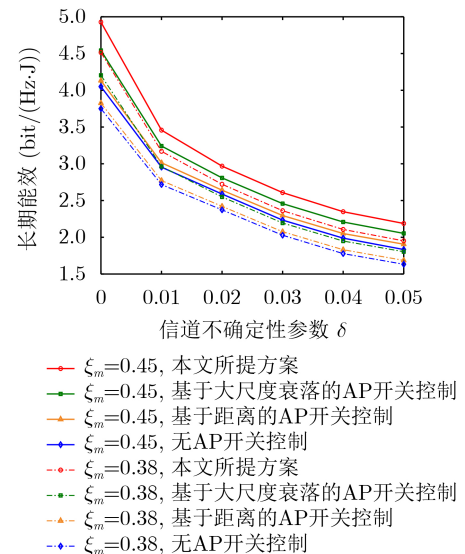


图7 长期能效随信道不确定性参数的变化趋势

参考文献

- [1] 徐勇军, 邱友静, 张海波. 智能反射面辅助的环境反向散射通信系统信道估计算法研究[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(1): 75–83. doi: [10.11999/JEIT240395](https://doi.org/10.11999/JEIT240395).
- XU Yongjun, QIU Youjing, and ZHANG Haibo. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted ambient backscatter communication systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(1): 75–83. doi: [10.11999/JEIT240395](https://doi.org/10.11999/JEIT240395).
- [2] 丁云齐, 陈东华, 陈佳凡, 等. RIS辅助的多小区无线信息能量协同传输方案[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(12): 3732–3736. doi: [10.19734/j.issn.1001-3695.2025.05.0149](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2025.05.0149).
- DING Yunqi, CHEN Donghua, CHEN Jiafan, et al. RIS-assisted multi-cell wireless information and energy cooperative transmission scheme[J]. *Application Research of Computers*, 2025, 42(12): 3732–3736. doi: [10.19734/j.issn.1001-3695.2025.05.0149](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2025.05.0149).
- [3] CHONG Baolin, GUO Fengqian, LU Hancheng, et al. On the distribution of SINR for cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, 73(2): 832–845. doi: [10.1109/TCOMM.2024.3442694](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2024.3442694).
- [4] 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](https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2655515).
- [5] CHEN Guanghui, WANG Zheng, LIN Hongxin, et al. Computationally efficient unsupervised deep learning for robust joint AP clustering and beamforming design in cell-free systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(5): 4250–4266. doi: [10.1109/TWC.2025.3535741](https://doi.org/10.1109/TWC.2025.3535741).
- [6] CHONG Baolin, LU Hancheng, QIN Langtian, et al. Performance optimization on cell-free massive MIMO-aided URLLC systems with user grouping[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 13977–13992. doi: [10.1109/TWC.2024.3407572](https://doi.org/10.1109/TWC.2024.3407572).
- [7] JAYAWEERA N, MANOSHA K B S, RAJATHEVA N, et al. Minimizing energy consumption in cell-free massive MIMO networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(9): 13263–13277. doi: [10.1109/TVT.2024.3392790](https://doi.org/10.1109/TVT.2024.3392790).
- [8] LIN Jingran, MA Mengyuan, LI Qiang, et al. Joint long-term admission control and beamforming in green downlink networks: Offline and online approaches[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(8): 8710–8724. doi: [10.1109/TVT.2020.2999905](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2999905).
- [9] 徐勇军, 姜思巧, 张海波, 等. 基于硬件损伤的认知反向散射通信网络鲁棒安全资源分配算法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(2): 652–661. doi: [10.11999/JEIT230117](https://doi.org/10.11999/JEIT230117).
- XU Yongjun, JIANG Siqiao, ZHANG Haibo, et al. Robust secure resource allocation algorithm for cognitive backscatter communication with hardware impairment[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(2): 652–661. doi: [10.11999/JEIT230117](https://doi.org/10.11999/JEIT230117).
- [10] XU Yongjun, XU Juan, LI Xingwang, et al. RIS-assisted heterogeneous backscatter communications: A robust design[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, 73(12): 13214–13225. doi: [10.1109/TCOMM.2025.3588574](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2025.3588574).
- [11] MUSSBAH M, SCHWARZ S, and RUPP M. Beam-domain-based pilot assignment for energy efficient cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(9): 2176–2180. doi: [10.1109/LCOMM.2024.3436886](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3436886).
- [12] WU Zhihui, JIANG Yanxiang, HUANG Yige, et al. Energy-efficient joint AP selection and power control in cell-free massive MIMO systems: A hybrid action space-DRL approach[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(9): 2086–2090. doi: [10.1109/LCOMM.2024.3424507](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3424507).
- [13] ZHOU Wen, JIAO Wanguo, SUO Long, et al. Max-min energy efficient optimization for RIS-aided cell-free MIMO systems with statistical CSI[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(12): 3518–3522. doi: [10.1109/LWC.2024.3475734](https://doi.org/10.1109/LWC.2024.3475734).
- [14] YAN Bin, WANG Zheng, ZHANG Jiayi, et al. Joint antenna activation and power allocation for energy-efficient cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2025, 14(1): 243–247. doi: [10.1109/LWC.2024.3497980](https://doi.org/10.1109/LWC.2024.3497980).
- [15] YIN Yuting, LIU Bo, ZHU Pengcheng, et al. Joint long-term energy efficient scheduling and beamforming design for URLLC in cell-free MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(1): 118–122. doi: [10.1109/LWC.2023.3322443](https://doi.org/10.1109/LWC.2023.3322443).
- [16] LI Yaqi, SUN Xiaoyu, LI Jiamin, et al. Long-term energy-efficient duplex mode optimization for cell-free massive MIMO systems with network-assisted full-duplex[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2025, 9(3): 1036–1049. doi: [10.1109/TGCN.2024.3507921](https://doi.org/10.1109/TGCN.2024.3507921).
- [17] CHONG Baolin and LU Hancheng. Statistical QoS provisioning for URLLC in cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(12): 7650–7663. doi: [10.1109/TCOMM.2024.3420808](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2024.3420808).
- [18] WU Guowen, CHEN Xihang, SHEN Yizhou, et al. Combining lyapunov optimization with actor-critic networks for privacy-aware IIoT computation offloading[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(10): 17437–17452. doi: [10.1109/JIOT.2024.3357110](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3357110).
- [19] NEELY M J. Stochastic Network Optimization with Application to Communication and Queueing Systems[M].

- San Rafael: Morgan & Claypool Publishers, 2010: 1–211.
- [20] SHEN Kaiming and YU Wei. Fractional programming for communication systems—Part I: Power control and beamforming[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(10): 2616–2630. doi: [10.1109/TSP.2018.2812733](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2812733).
- [21] XIA Funing, WANG Junyuan, and DAI Lin. Clustered cell-free networking with BS sleeping for downlink sum rate maximization[C]. 2025 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Milan, Italy, 2025: 1–6. doi: [10.1109/WCNC61545.2025.10978508](https://doi.org/10.1109/WCNC61545.2025.10978508).
- [22] XU Bingqian, ZHU Pengcheng, LI Jiamin, *et al.* Joint long-term energy efficiency optimization in C-RAN with hybrid energy supply[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(10): 11128–11138. doi: [10.1109/TVT.2020.3007825](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3007825).
- [23] GHIASI N, MASHHADI S, FARAHMAND S, *et al.* Energy efficient AP selection for cell-free massive MIMO systems: Deep reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(1): 29–41. doi: [10.1109/TGCN.2022.3196013](https://doi.org/10.1109/TGCN.2022.3196013).
- [24] CHONG Baolin, GUO Fengqian, GUO Cheng, *et al.* Joint semantic information extraction and resource allocation in user-centric semantic communication networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2026. doi: [10.1109/TMC.2026.3655016](https://doi.org/10.1109/TMC.2026.3655016).
- [25] INTERDONATO G, FRENGER P, and LARSSON E G. Scalability aspects of cell-free massive MIMO[C]. 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC), Shanghai, China, 2019: 1–6. doi: [10.1109/ICC.2019.8761828](https://doi.org/10.1109/ICC.2019.8761828).
- [26] ZHANG Chenwu, LU Hancheng, and CHEN Changwen. Energy efficiency optimization in reconfigurable intelligent surfaces-assisted downlink user-centric networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(8): 12449–12464. doi: [10.1109/TVT.2025.3553619](https://doi.org/10.1109/TVT.2025.3553619).
- 魏思奇: 男, 硕士生, 研究方向为无蜂窝大规模MIMO系统、无线资源优化。
- 郭凤谦: 男, 副研究员, 研究方向为无线边缘网络、无线资源优化。
- 崇保林: 男, 博士生, 研究方向为无蜂窝大规模MIMO系统、超可靠低时延通信。
- 成果: 男, 硕士生, 研究方向为语义通信、面向通信优化的机器学习。
- 卢汉成: 男, 教授, 研究方向为多媒体通信与网络、无线异构网络中的资源优化。

责任编辑: 马秀强

Joint Power Allocation and AP On-Off Control for Long-Term Energy Efficient Cell-Free Massive MIMO Systems

WEI Siqi^① GUO Fengqian^① CHONG Baolin^① CHENG Guo^① LU Hancheng^{①②}

^①(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

^②(Institute of Artificial Intelligence, Hefei Comprehensive National Science Center, Hefei 230027, China)

Abstract:

Objective With the rapid development of wireless communication technologies, Cell-Free Massive Multiple-Input Multiple-Output (CF-mMIMO) has emerged as an effective paradigm to overcome the limitations of traditional cell-centric networks, such as limited performance for edge users. By deploying a large number of distributed Access Points (APs) connected to a Central Processing Unit (CPU) to cooperatively serve users, CF-mMIMO improves spectral efficiency and macro-diversity gain. However, dense AP deployment also introduces a critical challenge: high energy consumption. In practical systems, if all APs remain continuously active, especially during periods of low traffic load, substantial and unnecessary energy consumption occurs. This behavior reduces network sustainability and conflicts with global “dual-carbon” goals. Existing studies on energy efficiency in CF-mMIMO systems mainly focus on short-term performance optimization. These short-term approaches often ignore long-term traffic dynamics and the requirement of queue stability. Therefore, they lack robustness under time-varying traffic conditions and may cause queue congestion and significant performance fluctuations, which are unacceptable for next-generation wireless networks with strict reliability requirements. Although several recent studies examine long-term energy efficiency optimization, most assume that all APs remain active at all times. Therefore, the energy-saving potential of adaptive AP on-off control is not fully utilized.

Methods To address these issues, a joint power allocation and AP on-off control strategy is proposed for downlink CF-mMIMO systems. The optimization problem aims to maximize long-term energy efficiency subject to user queue stability and AP power constraints. Because the problem has stochastic and long-term characteristics, the Lyapunov optimization framework is applied to transform the original long-term fractional programming problem into a sequence of deterministic drift-plus-penalty minimization problems solved in each time slot. The resulting per-slot problems remain nonconvex. Therefore, each problem is decomposed into two subproblems: power allocation and AP on-off control. The Successive Convex Approximation (SCA) method is used to convert the nonconvex formulations into solvable convex problems. An alternating optimization algorithm is then developed to jointly solve the two subproblems, which enables adaptive resource configuration under dynamic network conditions and stochastic traffic arrivals.

Results and Discussions The proposed algorithm is evaluated through extensive simulations. First, the convergence behavior is examined. Numerical results (Fig. 2) show that per-slot energy efficiency increases rapidly and stabilizes after several iterations, which verifies the convergence of the alternating optimization procedure. Second, the effect of the control parameter is analyzed. As the parameter increases, the algorithm places greater emphasis on energy efficiency. Average power consumption decreases and then stabilizes (Fig. 3), whereas long-term energy efficiency increases and eventually stabilizes (Fig. 4). These results confirm the trade-off between energy efficiency and queue stability. Third, the proposed scheme is compared with three baseline methods. The results (Fig. 5) show that the proposed joint optimization approach consistently achieves higher long-term energy efficiency than the baseline methods. Fourth, the necessity of long-term optimization is demonstrated by comparing queue lengths with a short-term baseline (Fig. 6). Under the same traffic arrival rate, the short-term method shows cumulative queue growth, whereas the Lyapunov-based approach maintains queue lengths within a stable range and ensures network stability. Finally, robustness under imperfect Channel State Information (CSI) is evaluated (Fig. 7). Although energy efficiency decreases as channel uncertainty increases, the proposed method consistently outperforms the baseline approaches, which demonstrates strong robustness to channel estimation errors.

Conclusions A long-term energy efficiency optimization framework is proposed for CF-mMIMO systems with stochastic traffic arrivals. By applying Lyapunov optimization theory, the stochastic long-term problem is transformed into slot-level drift-plus-penalty problems based on queue states. This transformation enables per-slot resource scheduling decisions while maintaining queue stability. On this basis, an efficient joint resource scheduling algorithm that integrates power allocation and AP on-off control is developed. The original problem is decomposed into power allocation and AP on-off control subproblems and solved through alternating optimization. Simulation results show that the proposed method adapts to dynamic traffic conditions. By placing underutilized APs into sleep mode, the algorithm improves long-term system energy efficiency and maintains queue stability. These results provide guidance for the design of green and sustainable wireless networks.

Key words: Cell-Free Massive Multiple-Input Multiple-Output (CF-mMIMO); Long-term energy efficiency; Lyapunov framework; Alternating optimization; Resource allocation