

# 基于混合精度 DAC 的下行去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统能量效率研究

张 尧<sup>1,2</sup>, 赵海涛<sup>2</sup>, 夏文超<sup>2</sup>, 杨龙祥<sup>2</sup>, 朱洪波<sup>2</sup>

(1. 浙江师范大学物理与电子信息工程学院, 浙江金华 321004; 2. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏南京 210003)

**摘 要:** 本文研究了采用混合精度数模转换器 (Digital-to-Analog Converter, DAC) 架构的下行去蜂窝大规模多输入多输出无线携能 (Multiple-Input Multiple-Output Wireless Power Transfer, MIMO-WPT) 系统. 该系统中的用户 (User Equipment, UE) 收集接入点 (Access Point, AP) 发射的无线射频信号能量, 基于加性量化噪声模型对量化后的能量信号建模, 并引入混合 DAC 功耗模型, 推导出 UE 收集到的能量 (Harvested Energy, HE) 和系统能量效率 (Energy Efficiency, EE) 闭式表达式. 分析关键参数, 如 DAC 精度、高精度 DAC 占比、AP/UE 数目和 AP 发射功率等对下行 WPT 性能的影响. 设计基于加速投影梯度 (Accelerated Projected Gradient, APG) 的 EE 最大化功率控制算法. 该算法是一阶优化方法, 且能求解出最优功率控制系数的闭式解, 因此时间复杂度低, 运行耗时短. 仿真结果表明, 与全低精度 DAC 结构相比, 混合精度 DAC 结构可以同时改善 HE 和 EE; 对于不同高精度 DAC 占比的混合精度 DAC 结构, 当除高精度 DAC 外的其余 DAC 的分辨率设置为 5 bit 时, 在保证实现高 HE 的同时也可获得最优的 EE; 在中、低信噪比场景下, 可以通过增大 AP 发射功率来改善系统 EE; 在 UE 数目较多的去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统中, 所提的基于 APG 的功率优化算法不仅使等功率分配方案下的 EE 提升了约 19.5%, 而且同基于内点法的功率优化算法相比, 运行耗时也大幅降低.

**关键词:** 去蜂窝大规模多输入多输出; 无线携能; 混合精度数模转换器; 能量效率; 加速投影梯度

**基金项目:** 国家重点研发计划 (No.2020YFB1806608); 国家自然科学基金 (No.62071246, No.62201285, No.92067201); 江苏省自然科学基金-杰出青年基金 (No.BK20220054); 江苏高等学校自然科学研究 (No.21JB510034); 国家自然科学基金委区域创新发展联合基金-重点项目 (No.U22A2025)

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)10-2765-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20220392

## Energy Efficiency Research on Cell-Free Massive MIMO-WPT Systems with Mixed-Resolution DACs

ZHANG Yao<sup>1,2</sup>, ZHAO Hai-tao<sup>2</sup>, XIA Wen-chao<sup>2</sup>, YANG Long-xiang<sup>2</sup>, ZHU Hong-bo<sup>2</sup>

(1. Department of Physics and Electronic Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321004, China;

2. Department of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

**Abstract:** A downlink cell-free massive multiple-input multiple-output wireless power transfer (MIMO-WPT) system using the mixed-resolution digital-to-analog converter (DAC) architecture is studied, where the user equipments (UEs) harvest the ratio-frequency energy from downlink signal sent by the access points (APs). Using the additive quantization noise model to construct the energy signal after quantization and introducing a power consumption model to characterize the power consumed by mixed-resolution DACs, closed-form expressions of both harvested energy (HE) and energy efficiency (EE) are derived. These expressions facilitate analyzing the impacts of key parameters, such as the resolution of DACs, the proportion of high-resolution DACs, the number of APs/UEs, and the transmit power of APs on downlink WPT performance. Aside from this, an EE maximization power control algorithm based on the accelerated projected gradient (APG) technique is proposed. Specifically, the APG-based power control algorithm is a first-order optimization method and can determine the optimal solution in closed form, thus benefiting from low computational complexity and short runtime. Experimental results show that compared with the full low-resolution DAC structure, the mixed-resolution DAC architec-

ture can significantly improve both HE and EE. Besides, for mixed-resolution DAC architectures with different proportions of high-resolution DACs, an optimal EE can be approached along with a better SE when the resolution of DACs (except high-resolution DACs) is set to 5 bits. Moreover, in communication scenarios with medium and low signal-to-noise ratios, it is reasonable to increase the AP transmit power to boost the system EE. At last, in cell-free massive MIMO-WPT systems with a large number of UEs, the proposed APG-based power control algorithm not only enhances the EE related to the equal power control scheme by about 19.5% but also significantly reduces the runtime compared to the interior-point-based power control algorithm.

**Key words:** cell-free massive multiple-input multiple-output; wireless power transfer; mixed-resolution digital-to-analog converter; energy efficiency; accelerated projected gradient

**Foundation Item(s):** National Key Research and Development Program of China (No.2020YFB1806608); National Natural Science Foundation of China (No.62071246, No.62201285, No.92067201); Natural Science Foundation of Jiangsu Province for Distinguished Young Scholars (No.BK20220054); Natural Science Foundation of the Jiangsu Higher Education Institutions of China (No.21JB510034); Key Program of the Regional Innovation and Development Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China (No.U22A2025)

## 1 引言

物联网(Internet of Things, IoT)是未来10年最具前景的通信应用之一<sup>[1]</sup>. 由于地理位置和应用场景的特殊性, IoT中的一些用户(User Equipment, UE)无法采用有线电源供电方式. 因此, 如何保证UE的稳定电能供给始终是一个关键问题<sup>[2]</sup>. 无线携能(Wireless Power Transfer, WPT)技术, 即UE收集基站(Base Station, BS)发射的无线射频信号能量, 具有持续、可靠、易开展的特点, 目前已被广泛应用在IoT网络中<sup>[3,4]</sup>.

受电磁辐射传播特性的影响, WPT性能对路径损耗十分敏感. 特别是当BS距离UE较远时, 能量信号在到达UE之前遭受了严重的损耗, 这将导致UE收集到的能量(Harvested Energy, HE)比较低. 针对这一问题, 研究者提出了基于蜂窝大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术的WPT系统<sup>[5,6]</sup>. 他们通过利用大规模天线阵列实现波束赋形, 将信号能量聚焦在更窄的波束上, 有效提高了UE接收到的信号功率. 文献[5]研究了无线供能的大规模MIMO系统性能并设计了最大化-最小性能优化算法来实现最优的速率和能量效率(Energy Efficiency, EE)折中. 文献[6]在迫零预编码方案下推导了大规模MIMO-WPT系统的可达速率和HE闭式表达式. 值得注意的是, 虽然上述研究表明大规模MIMO技术可以提高WPT系统性能, 但是这种性能的改善依旧受限于蜂窝架构固有的区间干扰和长距传输带来的信号衰减.

去蜂窝大规模MIMO是解决上述问题的突破性技术之一<sup>[7-10]</sup>. 在去蜂窝大规模MIMO中, 大量配备多根天线的接入点(Access Point, AP)被分散部署在服务区内的各个位置. AP通过前传网络同中央处理器(Central Processing Unit, CPU)相连并可在相同的时频资源上服务多个UE, 具有极高的宏分集增益和覆盖率. 与

蜂窝大规模MIMO相比, 去蜂窝大规模MIMO抑制了区间干扰并大幅缩短了AP和UE之间的通信距离, 因此可以显著改善系统HE<sup>[11]</sup>. 文献[12~14]分别在万物互联、无人机通信和智能反射面场景下研究了去蜂窝大规模MIMO-WPT系统性能. 研究结果均指出, 基于去蜂窝大规模MIMO技术的WPT系统可同时实现较优的HE和EE. 然而这些研究的一个共同点是去蜂窝大规模MIMO中的所有AP均配备了高质量硬件, 这将导致部署成本高和硬件功耗大<sup>[15,16]</sup>, 不利于去蜂窝大规模MIMO-WPT系统的顺利部署. 解决该问题的一个可行技术方案是在AP端采用混合精度数模转换器(Digital-to-Analog Converter, DAC)架构, 即AP端既有低精度DAC, 也有高精度DAC. 借助加性量化噪声模型(Additive Quantization Noise Model, AQNM)对低精度DAC输出建模, 文献[17]和文献[18]分别研究了采用该结构的蜂窝和去蜂窝大规模MIMO系统性能. 两者从理论分析的角度证实了利用混合精度DAC架构可以设计一个具有高频谱效率和EE的通信系统. 此外, 文献[19]研究了采用混合精度DAC的蜂窝大规模MIMO-WPT系统, 并借助Busgang分解定理分析了系统下行WPT性能. 研究结果表明, 该架构有助于改善全低精度DAC架构下的系统性能. 考虑到去蜂窝大规模MIMO技术的高性能增益, 非常有必要在去蜂窝大规模MIMO-WPT系统中采用混合DAC架构并研究其性能. 然而, 目前还未有文献开展这方面工作.

综上所述, 本文聚焦采用混合精度DAC结构的去蜂窝大规模MIMO-WPT系统. 考虑到AQNM的易建模性, 本文基于AQNM对DAC量化失真建模, 推导出UE的HE闭式表达式, 接着, 引入DAC功耗模型对系统总功耗建模, 推导出系统EE闭式表达式. 此外, 现有的EE优化算法大都基于内点法<sup>[8]</sup>, 时间复杂度高、实时性

差. 因此, 本文借助加速投影梯度 (Accelerated Projected Gradient, APG)<sup>[20]</sup> 技术来设计 EE 最优化功率控制算法. 由于所设计的算法是一阶优化方法, 且可以求解出最优功率控制系数的闭式表达式, 因此时间复杂度低、运行耗时短. 仿真结果验证了理论分析的正确性和所提算法的有效性, 并揭示了系统关键参数与去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统性能之间的定量关系.

**符号表:** 矩阵、矢量为黑斜体, 标量为白斜体; 矩阵  $A$  的共轭、转置和共轭转置矩阵分别为  $A^*$ 、 $A^T$  和  $A^H$ ;  $\text{diag}(A)$  表示由矩阵  $A$  的对角元素按顺序排列而成的对角阵;  $[A]_n$  表示矩阵  $A$  的第  $n$  列; 函数  $f$  的梯度为  $\nabla f$ ;  $\|x\|$ 、 $|y|$  和  $\mathbb{E}\{x\}$  分别表示矢量  $x$  的欧氏范数, 标量  $y$  的模和矢量  $x$  的期望;  $\mathbf{0}_M$  和  $I_M$  表示  $M \times 1$  维和  $M \times M$  维的零向量和单位矩阵;  $n \sim \mathcal{N}_C(\mathbf{0}_M, I_M)$  表示一个循环对称复高斯随机变量, 其均值为  $\mathbf{0}_M$ , 协方差矩阵为  $I_M$ .

## 2 系统模型

下行去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统由  $L$  个多天线 AP、 $K$  个单天线 UE 和一个 CPU 组成. 每个 AP 配备  $M$  根天线且所有 AP 通过前传网络同 CPU 相连进行信息交互与协作. 为了降低硬件成本和能耗并减轻全低精度 DAC 结构引起的性能失真, 考虑在 AP 端采用混合精度 DAC 架构. 特别地, 每个 AP 有  $M_1$  根天线配备高精度 DAC, 而其余的  $M_2 = M - M_1$  根天线则采用低精度 DAC. 图 1 为 AP 端配备了混合精度 DAC 架构的去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统, 其工作在时分双工模式下, 每个相干间隔由导频训练和下行 WPT 两个阶段组成, 其长度分别为  $\tau$  和  $\tau_d$ , 定义  $\kappa = \frac{M_1}{M}$  表示高精度 DAC 占比. 为了表述方便, 令  $AP_l$  和  $UE_k$  分别表示第  $l$  个 AP 和第  $k$  个 UE. 考虑丰富散射的传播环境, 因此可将  $AP_l$  和  $UE_k$  之间的无线传播信道建模成不相关的瑞利衰落信道<sup>[21]</sup>, 即  $\mathbf{g}_{lk} = \sqrt{\beta_{lk}} \mathbf{h}_{lk} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ . 其中,  $\beta_{lk}$  表示大尺度衰落因子,  $\mathbf{h}_{lk} \sim \mathcal{N}_C(\mathbf{0}_M, I_M)$  为小尺度衰落矢量. 对于  $\beta_{lk}$ , 可将其建模成  $\beta_{lk} = \text{PL}_{lk} \cdot z_{lk}$ , 其中  $z_{lk} \sim \mathcal{N}_C(0, \sigma_{sh}^2)$  表示阴影衰落,  $\text{PL}_{lk}$  为路径损耗 (本文采用文献 [10] 中式 (52) 给出的三阶损耗模型).

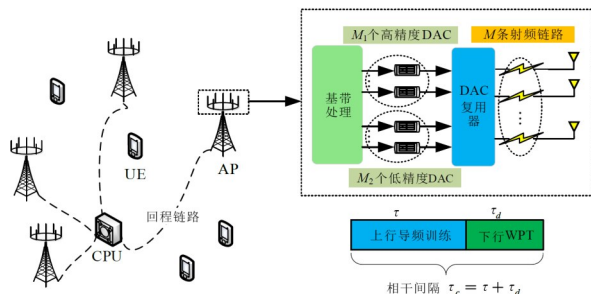


图1 MIMO-WPT 系统

假设系统工作在时分双工模式下, 每个相干区包含 2 个连续阶段, 即导频训练阶段和 WPT 阶段. 在导频训练阶段, 所有 UE 同时向 AP 发送导频, AP 根据接收到的导频信号执行信道估计. 估计出的信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 则用来编码下行能量信号, 其经 AP 端的 DAC 输出后发送至 UE.

### 2.1 上行导频训练

考虑所有 UE 同时向 AP 发送导频信号,  $AP_l$  收到的叠加导频信号可表示为

$$\mathbf{Y}_l = \sqrt{\tau P_p} \sum_{k=1}^K \mathbf{g}_{lk} \phi_k^H + \mathbf{N}_l \quad (1)$$

其中,  $P_p$  为导频传输功率;  $\phi_k \in \mathbb{C}^{\tau \times 1}$  表示 CPU 分配给  $UE_k$  且长度为  $\tau$  的导频序列, 其满足  $\|\phi_k\|^2 = 1$ . 考虑到未来网络中 UE 数目众多, 因此本文假定更具一般性的通信场景, 其中 UE 数目多于可用正交导频数目. 在这种情况下, 不同 UE 之间会复用同一导频序列, 从而导致上行训练得到的信道估计中存在导频污染. 假设 CPU 采用随机导频分配策略为 UE 分配导频并令  $UE_{P_k} \in \{1, 2, \dots, K\}$  表示与  $UE_k$  使用相同导频序列的所有 UE 的下标集合. 此外,  $\mathbf{N}_l \in \mathbb{C}^{M \times \tau}$  表示加性高斯白噪声 (Additive Gaussian White Noise, AWGN) 矩阵, 其第  $i$  列服从分布  $[N_l]_i \sim \mathcal{N}_C(\mathbf{0}_M, \sigma^2 \cdot I_M)$ , 其中  $\sigma^2$  表示噪声功率.

为了估计信道  $\mathbf{g}_{lk}$ ,  $AP_l$  借助  $UE_k$  的导频信号  $\phi_k$  对  $\mathbf{Y}_l$  解扩, 可得

$$\mathbf{y}_{lk} = \mathbf{Y}_l \phi_k = \sqrt{\tau P_p} \sum_{k'=1}^K \mathbf{g}_{lk} \phi_{k'}^H \phi_k + \mathbf{N}_l \phi_k \quad (2)$$

采用最小均方误差 (Minimum Mean Squared Error, MMSE) 准则估计上行链路 CSI. 基于式 (2), 信道  $\mathbf{g}_{lk}$  的 MMSE 估计  $\hat{\mathbf{g}}_{lk}$  可写为

$$\hat{\mathbf{g}}_{lk} = \frac{\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{lk}^H \mathbf{y}_{lk}\}}{\mathbb{E}\{\mathbf{y}_{lk}^H \mathbf{y}_{lk}\}} \mathbf{y}_{lk} = c_{lk} \mathbf{y}_{lk} = \frac{\sqrt{\tau P_p} \beta_{lk}}{\tau P_p \sum_{k' \in \mathcal{P}_k} \beta_{lk'} + \sigma^2} \mathbf{y}_{lk} \quad (3)$$

此外, 定义信道估计误差为  $\tilde{\mathbf{g}}_{lk} \triangleq \mathbf{g}_{lk} - \hat{\mathbf{g}}_{lk}$ . 由 MMSE 准则可知  $\hat{\mathbf{g}}_{lk}$  和  $\tilde{\mathbf{g}}_{lk}$  均是均值为  $\mathbf{0}_M$  的复高斯随机变量. 因此, 其协方差矩阵分别为  $\gamma_{lk} \cdot I_M$  和  $(\beta_{lk} - \gamma_{lk}) \cdot I_M$ , 其中  $\gamma_{lk} = \sqrt{\tau P_p} c_{lk} \beta_{lk}$ .

### 2.2 下行能量传输

定义  $s_k \sim \mathcal{N}_C(0, 1)$  为 AP 发送给  $UE_k$  的能量信号. 考虑到最大比传输方案具有计算复杂度低且可分布式执行的特点, 本文采用该方案对能量信号进行预编码. 此时,  $\hat{\mathbf{g}}_{lk}^*$  即为  $AP_l$  和  $UE_k$  之间的预编码矩阵. 本文考虑利用 AQNM 对 AP 端的部分低精度 DAC 的量化输出进行建模. 该模型可以分析任意精度 DAC 产生的影响, 且

已被证实可在中、高信噪比场景下提供较高的准确度<sup>[22]</sup>. 因此, AP<sub>l</sub>发射的能量信号  $\mathbf{x}_l \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  经混合精度 DAC 量化后, 可表示为

$$\mathbf{x}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{l_1} \\ \tilde{\mathbf{x}}_{l_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{l_1} \\ \lambda_l \mathbf{x}_{l_2} + \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{P_d} \sum_{k=1}^K \sqrt{\eta_{lk}} \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* s_k \\ \lambda_l \sqrt{P_d} \sum_{k=1}^K \underbrace{\sqrt{\eta_{lk}} \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* s_k}_{\mathbf{x}_{l_2}} + \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,  $P_d$  表示 AP 的最大发射功率;  $\mathbf{x}_{l_1} \in \mathbb{C}^{M_1 \times 1}$  和  $\tilde{\mathbf{x}}_{l_2} \in \mathbb{C}^{M_2 \times 1}$  分别表示 AP<sub>l</sub> 的高精度 DAC 和低精度 DAC 的输出, 用下标  $l_1$  和  $l_2$  予以区分.  $\hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* \in \mathbb{C}^{M_1 \times 1}$  和  $\hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \in \mathbb{C}^{M_2 \times 1}$  为对应的预编码矢量,  $\eta_{lk} \geq 0$  为下行功率控制系数. 此外,  $\lambda_l$  表示 AP<sub>l</sub> 的低精度 DAC 量化增益因子, 其值取决于低精度 DAC 的分辨率  $b_l$ . 当  $b_l$  等于 1, 2, 3, 4 和 5 时, 对应的  $\lambda_l$  分别为 0.636 6, 0.882 5, 0.965 5, 0.990 5 和 0.997 5. 当  $b_l \geq 5$  时, 根据文献[23]可得  $\lambda_l = 1 - \frac{\pi\sqrt{3}}{2} 2^{-2b_l}$ . 考虑 AP 发射功率约束, 功率控制系数  $\eta_{lk}$  需满足  $\mathbb{E}\{\|\mathbf{x}_l\|^2\} \leq P_d$ , 即  $\sum_{k=1}^K \eta_{lk} \gamma_{lk} \leq (M_1 + M_2 \lambda_l)^{-1}, \forall l$ . 在式(4)中,  $\tilde{\mathbf{n}}_{l_2}$  表示与  $\mathbf{x}_{l_2}$  不相关的量化噪声, 其协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{n}}_{l_2}} = \lambda_l (1 - \lambda_l) \text{diag}\left(\mathbb{E}\{\mathbf{x}_{l_2} \mathbf{x}_{l_2}^H\}\right) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_{\varepsilon k} &= \alpha P_d \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{k'=1}^K \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk'}} \left( \mathbf{g}_{l_1,k'}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k'}^* + \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k'}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k'}^* \right) s_{k'} \right|^2 \right\} + \alpha \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{l_2,k}^T \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \right|^2 \right\} \\ &= \alpha P_d \sum_{k'=1}^K \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk'}} \left( \mathbf{g}_{l_1,k'}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k'}^* + \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k'}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k'}^* \right) \right|^2 \right\} + \alpha \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{l_2,k}^T \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \right|^2 \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $\alpha \in (0, 1)$  表示能量转换效率(即由无线射频到直流电的转换效率). 基于式(7)并定义  $\mu_{lk} = \sqrt{\eta_{lk} \gamma_{lk}}$ , 下述定理 1 建立了最大比传输方案下的 UE<sub>k</sub> 的 HE 闭式表达式.

**定理 1** 考虑混合精度 DAC 并利用 AQNM 对量化失真建模, 当 AP 采用最大比传输技术发射能量信号时, UE<sub>k</sub> 的瞬时 HE 闭式表达式为

$$\mathcal{H}_{\varepsilon k}(\boldsymbol{\mu}) = P_d \left( \sum_{k'=1}^K \|\boldsymbol{\Theta}_k \bar{\boldsymbol{\mu}}_{k'}\|^2 + \sum_{k'=1}^K (\boldsymbol{\omega}_{k'k}^T \bar{\boldsymbol{\mu}}_{k'})^2 \right) \quad (8)$$

其中,

$$\boldsymbol{\Theta}_k = \text{diag} \left\{ \sqrt{(M_1 + M_2 \lambda_1) \beta_{1k}}, \sqrt{(M_1 + M_2 \lambda_2) \beta_{2k}}, \dots, \sqrt{(M_1 + M_2 \lambda_L) \beta_{Lk}} \right\},$$

$$\boldsymbol{\mu} = [\boldsymbol{\mu}_1^T, \boldsymbol{\mu}_2^T, \dots, \boldsymbol{\mu}_L^T]^T,$$

随后, UE<sub>k</sub> 收到的来自所有 AP 发射的能量信号可表示为

$$\begin{aligned} r_k &= \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{lk}^T \mathbf{x}_l + n_k \\ &= \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{l_1,k}^T \mathbf{x}_{l_1} + \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{l_2,k}^T \tilde{\mathbf{x}}_{l_2} + n_k \\ &= \sqrt{P_d} \sum_{k'=1}^K \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk'}} \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k'}^* s_{k'} \\ &\quad + \sqrt{P_d} \sum_{k'=1}^K \sum_{l=1}^L \lambda_l \sqrt{\eta_{lk'}} \mathbf{g}_{l_2,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k'}^* s_{k'} \\ &\quad + \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{l_2,k}^T \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} + n_k \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $n_k \sim \mathcal{N}_c(0, 1)$  表示 UE<sub>k</sub> 接收到的 AWGN.

### 3 能量收集和能量效率分析

本节开展性能分析并推导出相应性能的闭式表达式. 首先, 在 AP 端采用混合精度 DAC 结构的前提下, 基于 AQNM, 分析系统关键参数对 HE 产生的影响. 随后, 考虑混合精度 DAC 功耗, 建立系统总功耗模型, 进一步研究系统 EE.

#### 3.1 能量收集分析

假设 UE 可以收集除 AWGN 之外的所有信号的能量<sup>[24]</sup>(这是由于相比于其他信号能量, AWGN 能量较低), 基于文献[25]给出的能量收集模型, UE<sub>k</sub> 的瞬时 HE 可表示为

$$\boldsymbol{\mu}_l = [\mu_{l1}, \mu_{l2}, \dots, \mu_{lK}]^T,$$

$$\bar{\boldsymbol{\mu}}_k = [\mu_{1k}, \mu_{2k}, \dots, \mu_{Lk}]^T,$$

$$\boldsymbol{\omega}_{k'k} = |\boldsymbol{\phi}_{k'}^H \boldsymbol{\phi}_k| \begin{bmatrix} (M_1 + M_2 \lambda_1) \sqrt{\gamma_{1k}}, (M_1 + M_2 \lambda_2) \sqrt{\gamma_{2k}}, \\ \dots, (M_1 + M_2 \lambda_L) \sqrt{\gamma_{Lk}} \end{bmatrix}^T.$$

此外, 所有 UE 在一个相干间隔内收集的总能量可表示为  $\mathcal{H}_{\varepsilon, \text{Sum}}(\boldsymbol{\mu}) = \tau_d \sum_{k=1}^K \mathcal{H}_{\varepsilon k}(\boldsymbol{\mu})$ , 其中  $\tau_d$  表示一个相干区间内下行 WPT 的长度.

**证明** 得到  $\mathcal{H}_{\varepsilon k}$  需分别计算式(7)中的两项期望值. 下面首先计算  $\mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk'}} \left( \mathbf{g}_{l_1,k'}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k'}^* + \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k'}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k'}^* \right) \right|^2 \right\}$ . 将其展开, 可得

$$\begin{aligned}
& \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk}} \left( \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* + \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \right) \right|^2 \right\} \\
&= \mathbb{E} \left\{ \underbrace{\left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk}} \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* \right|^2}_{\Delta_1} \right\} + \mathbb{E} \left\{ \underbrace{\left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk}} \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \right|^2}_{\Delta_2} \right\} \\
&\quad + 2 \underbrace{\sum_{l=1}^L \sum_{l'=1}^L \sqrt{\eta_{lk} \eta_{l'k}} \mathbb{E} \left\{ \lambda_{l'} \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* \mathbf{g}_{l_2,k}^H \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \right\}}_{\Delta_3}
\end{aligned} \quad (9)$$

根据文献[8]中式(54)给出的结论,式(9)中的前两项分别等于

$$\begin{aligned}
\Delta_1 &= \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk}} \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* \right|^2 \right\} \\
&= M_1 \sum_{l=1}^L \eta_{lk} \beta_{lk} \gamma_{lk} + M_1^2 \left| \boldsymbol{\varphi}_k^H \boldsymbol{\varphi}_k \right|^2 \left( \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk} \gamma_{lk} \gamma_{lk}} \right)^2 \\
\Delta_2 &= \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk}} \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \right|^2 \right\} \\
&= M_2 \sum_{l=1}^L \lambda_l^2 \eta_{lk} \beta_{lk} \gamma_{lk} + M_2^2 \left| \boldsymbol{\varphi}_k^H \boldsymbol{\varphi}_k \right|^2 \left( \sum_{l=1}^L \lambda_l \sqrt{\eta_{lk} \gamma_{lk} \gamma_{lk}} \right)^2
\end{aligned} \quad (10)$$

将式(3)代入  $\Delta_3$  并结合  $\mathbb{E} \left\{ \left\| \hat{\mathbf{g}}_{lk} \right\|^2 \right\} = M \gamma_{lk}$  和  $\mathbb{E} \left\{ \left\| \hat{\mathbf{g}}_{lk} \right\|^4 \right\} = M(M+1) \gamma_{lk}^2$ , 可得

$$\begin{aligned}
\Delta_3 &= 2 \sum_{l=1}^L \sum_{l'=1}^L \sqrt{\eta_{lk} \eta_{l'k}} \mathbb{E} \left\{ \lambda_{l'} \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* \mathbf{g}_{l_2,k}^H \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \right\} \\
&= 2M_1 M_2 \sum_{l=1}^L \sum_{l'=1}^L \lambda_{l'} \sqrt{\eta_{lk} \eta_{l'k}} \sqrt{\gamma_{lk} \gamma_{l'k} \gamma_{lk}}
\end{aligned} \quad (11)$$

结合式(10)~式(12),式(9)可化简为

$$\begin{aligned}
& \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \sqrt{\eta_{lk}} \left( \mathbf{g}_{l_1,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_1,k}^* + \lambda_l \mathbf{g}_{l_2,k}^T \hat{\mathbf{g}}_{l_2,k}^* \right) \right|^2 \right\} \\
&= \sum_{l=1}^L (M_1 + M_2 \lambda_l^2) \eta_{lk} \beta_{lk} \gamma_{lk} \\
&\quad + \left| \boldsymbol{\varphi}_k^H \boldsymbol{\varphi}_k \right|^2 \left( \sum_{l=1}^L (M_1 + M_2 \lambda_l) \sqrt{\eta_{lk} \gamma_{lk} \gamma_{lk}} \right)^2
\end{aligned} \quad (12)$$

由于  $\tilde{\mathbf{n}}_{l_2}$  和  $\mathbf{g}_{l_2,k}$  不相关且  $\mathbf{g}_{l_2,k}$  的均值为  $\mathbf{0}_{M_2}$ , 式(7)中的第二项期望值可化简为

$$\begin{aligned}
& \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \mathbf{g}_{l_2,k}^T \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \right|^2 \right\} = \sum_{l=1}^L \mathbb{E} \left\{ \mathbf{g}_{l_2,k}^T \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \tilde{\mathbf{n}}_{l_2}^H \mathbf{g}_{l_2,k} \right\} \\
&= \sum_{l=1}^L \mathbb{E} \left\{ \mathbf{g}_{l_2,k}^T \mathbb{E} \left\{ \tilde{\mathbf{n}}_{l_2} \tilde{\mathbf{n}}_{l_2}^H \right\} \mathbf{g}_{l_2,k} \right\} \\
&\stackrel{(a)}{=} M_2 P_d \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L (\lambda_l - \lambda_l^2) \eta_{lk} \beta_{lk} \gamma_{lk}
\end{aligned} \quad (13)$$

其中,等式(a)是根据式(5)得到的.最后,将式(13)和式(14)代入式(7),并经过一系列化简,最终可得到式(8).证毕.

观察定理1不难发现,UE收集到的总能量  $\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}$  是关于DAC量化增益因子  $\lambda$  的单调递增函数.由第2.2节可知, $\lambda$ 会随着DAC精度的减小而减小,这意味着在AP端采用低精度DAC会削弱  $\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}$ .此外,由于混合精度DAC结构将部分低精度DAC替换成了高精度DAC,因此与全低精度DAC结构相比,混合精度DAC结构可以改善  $\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}$ .且高精度DAC占比  $\kappa$  越大,性能提升越显著,但这是以增大系统功耗为代价的.接下来,本文将继续分析混合精度DAC结构对系统EE产生的影响.

### 3.2 EE分析

考虑AP端发射单元、高精度DAC、低精度DAC、发射链路以及其余组件的功耗,系统总功耗可建模为<sup>[18]</sup>

$$\begin{aligned}
\mathcal{P}_{\text{Total}} &= \sum_{l=1}^L \left( \mathcal{P}_{\text{TX},l} + M_1 \mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{High}} + M_2 \mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{Low}} \right) \\
&\quad + (M_1 + M_2 c_l) \mathcal{P}_{\text{AGC},l} + M \mathcal{P}_{\text{Res},l}
\end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $\mathcal{P}_{\text{TX},l}$ ,  $\mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{High}}$ ,  $\mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{Low}}$ ,  $\mathcal{P}_{\text{AGC},l}$  和  $\mathcal{P}_{\text{Res},l}$  分别表示AP<sub>l</sub>的发射单元、高精度DAC、低精度DAC、自动增益控制(Automatic Gain Control, AGC)和其余组件的功耗值.进一步地,  $\mathcal{P}_{\text{TX},l}$  可建模为

$$\mathcal{P}_{\text{TX},l} = \frac{1}{\theta_l} P_d (M_1 + M_2 \lambda_l) \sum_{k=1}^K \eta_{lk} \gamma_{lk} \quad (15)$$

其中,  $\theta_l \in [0, 1]$  为功率放大器的效率.显然,参数  $\eta_{lk}$  的选取直接决定了  $\mathcal{P}_{\text{TX},l}$  的大小.此外,与低精度DAC有关的  $\mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{Low}}$  可表述为

$$\mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{Low}} = \frac{1}{2} V_{\text{dd}} I_0 (2^{b_l} - 1) + b_l C_p (2\mathcal{B} + f_{\text{cor}}) V_{\text{dd}}^2 \quad (16)$$

其中,  $V_{\text{dd}}$ ,  $I_0$ ,  $C_p$ ,  $f_{\text{cor}}$  和  $\mathcal{B}$  分别表示转换器的功率,以及对应于最低有效位的单位电流源、转换器中每个开关的寄生电容、噪声的拐点频率以及系统带宽.为了模拟高精度DAC的功耗,设定高精度DAC的分辨率为12 bit,因此将  $b_l = 12$  代入  $\mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{Low}}$  可得  $\mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{High}}$ .式(15)中的参数  $c_l$  表示与  $b_l$  有关的标志变量.当  $b_l = 1$  时,  $c_l = 0$ ; 当  $b_l > 1$  时,  $c_l = 1$ .根据式(8)和式(15),令  $\boldsymbol{\Omega} = \text{diag} \left( \sqrt{M_1 + M_2 \lambda_1}, \sqrt{M_1 + M_2 \lambda_2}, \dots, \sqrt{M_1 + M_2 \lambda_L} \right)$ , 系统EE可以定义为

$$\varepsilon_e(\boldsymbol{\mu}) = \frac{\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}(\boldsymbol{\mu})}{\mathcal{P}_{\text{Total}}(\boldsymbol{\mu})} \quad (17)$$

其中,

$$\mathcal{P}_{\text{Total}}(\boldsymbol{\mu}) = \sum_{l=1}^L \left[ \frac{1}{\theta_l} P_d \sum_{k=1}^K \left\| \boldsymbol{\Omega} \bar{\boldsymbol{\mu}}_k \right\|^2 + M_1 \mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{High}} + M_2 \mathcal{P}_{\text{DAC},l}^{\text{Low}} \right] + (M_1 + M_2 c_l) \mathcal{P}_{\text{AGC},l} + M \mathcal{P}_{\text{Res},l}$$

观察式(18)不难发现,由于  $\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}$  是关于  $M_1$  和  $M_2$

的二次函数,而  $\mathcal{P}_{\text{Total}}$  仅仅是关于  $M_1$  和  $M_2$  的一次函数,因此在原有低精度 DAC 架构的基础上使用额外的高精度和低精度 DAC 有助于提升  $\varepsilon_e$ . 然而,由于不同精度的 DAC 带来的功耗和性能增益不同,因此无法直接推断出混合精度 DAC 架构(在不改变 AP 端天线总数量的情况下)对  $\varepsilon_e$  是否起到积极作用. 但是,考虑到  $\mathcal{P}_{\text{Total}}$  会随着 DAC 精度的增大而增大,而  $\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}$  将会随着  $b_l$  的增大趋于饱和,可以推测出全高精度 DAC 下的系统  $\varepsilon_e$  不是最优的. 在第 5 节,本文将通过仿真试验定量分析混合精度 DAC 架构对  $\varepsilon_e$  产生的影响.

#### 4 基于加速共轭梯度的能量效率最大化功率优化算法

为了改善 EE,本节借助 APG 算法来设计功率控制系数,以最大化 EE. 特别地,APG 算法仅需一阶运算便可求解出最优功率控制系数的闭式表达式. 因而,所提的功率控制算法具有时间复杂度低、运行耗时短的优点.

考虑 AP 的发射功率约束,EE 最优化问题可以建模为

$$\begin{aligned} \mathcal{Q}_1: \max_{\boldsymbol{\mu}} \varepsilon_e(\boldsymbol{\mu}) &= \frac{\mathcal{H}_{e,\text{Sum}}(\boldsymbol{\mu})}{\mathcal{P}_{\text{Total}}(\boldsymbol{\mu})} = \frac{f(\boldsymbol{\mu})}{g(\boldsymbol{\mu})} \\ \text{s.t. } \boldsymbol{\mu} \in \mathbf{S} &= \left\{ \boldsymbol{\mu} \mid \mu_{lk} \geq 0; \|\boldsymbol{\mu}_l\| \leq \frac{1}{\sqrt{M_1 + M_2 \lambda_l}}, \forall l, \forall k \right\} \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $\mathbf{S}$  表示  $\boldsymbol{\mu}$  的可行集. 为了求解最优解  $\boldsymbol{\mu}^*$ , 首先将式 (19) 等价替换成

$$\begin{aligned} \mathcal{Q}_2: \min_{\boldsymbol{\mu}} \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu}) &= -\frac{f(\boldsymbol{\mu})}{g(\boldsymbol{\mu})} \\ \text{s.t. } \boldsymbol{\mu} \in \mathbf{S} &= \left\{ \boldsymbol{\mu} \mid \mu_{lk} \geq 0; \|\boldsymbol{\mu}_l\| \leq \frac{1}{\sqrt{M_1 + M_2 \lambda_l}}, \forall l, \forall k \right\} \end{aligned} \quad (20)$$

观察式 (20) 不难发现,目标函数  $f(\boldsymbol{\mu})$  关于变量  $\boldsymbol{\mu}$  是可微分的. 因此,文献 [20] 提出的 APG 算法可直接用来求解问题  $\mathcal{Q}_2$ .

在算法 1 中,圆括号内的上标数值表示迭代序号,  $\boldsymbol{\mu}^{(0)} \in \mathbf{S}$  为迭代初始解,  $\mathcal{I}$  表示最大迭代次数,  $v$  表示步长. 为了保证算法 1 是收敛的,  $v$  应小于  $\frac{1}{\mathcal{L}_{\mathcal{F}}}$ , 其中  $\mathcal{L}_{\mathcal{F}}$  为目标函数  $\mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$  梯度  $\nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$  的 Lipschitz 常数. 此外,  $P_{\mathbf{S}}(\boldsymbol{\mu})$  表示矢量  $\boldsymbol{\mu}$  到可行集  $\mathbf{S}$  上的投影.

##### 4.1 梯度 $\nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$ 分析

目标函数  $\mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$  的梯度表达式为

$$\nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu}) = \frac{f(\boldsymbol{\mu}) \cdot \nabla g(\boldsymbol{\mu}) - \nabla f(\boldsymbol{\mu}) \cdot g(\boldsymbol{\mu})}{(g(\boldsymbol{\mu}))^2} \quad (21)$$

由  $f(\boldsymbol{\mu}) = \sum_{k=1}^K \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu})$ , 可得  $\nabla f(\boldsymbol{\mu}) = \sum_{k=1}^K \nabla \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu})$ .

进一步地,在计算  $\nabla \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu})$  和  $\nabla g(\boldsymbol{\mu})$  时,可以先计算函数对每一个变量的偏导数,然后再将这些偏导数组成

##### 算法 1 求解问题 $\mathcal{Q}_2$ 的 APG 算法

输入:  $\boldsymbol{\mu}^{(0)} \in \mathbf{S}, \rho^{(0)} = \rho^{(1)} = 1, 0 < v < \frac{1}{\mathcal{L}_{\mathcal{F}}}, \mathcal{I}$

输出:  $\boldsymbol{\mu}^*$

1. 设  $i = 1$ , 令  $\boldsymbol{\mu}^{(1)} = \boldsymbol{\psi}^{(1)} = \boldsymbol{\mu}^{(0)}$
2. **WHILE**  $i \leq \mathcal{I}$
3.  $\boldsymbol{\theta}^{(i)} = \boldsymbol{\mu}^{(i)} + \frac{\rho^{(i-1)}}{\rho^{(i)}} (\boldsymbol{\psi}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}^{(i)}) + \frac{\rho^{(i-1)} - 1}{\rho^{(i)}} (\boldsymbol{\mu}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}^{(i-1)})$
4.  $\boldsymbol{\psi}^{(i+1)} = P_{\mathbf{S}}(\boldsymbol{\theta}^{(i)} + v \nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\theta}^{(i)}))$
5.  $\boldsymbol{\phi}^{(i+1)} = P_{\mathbf{S}}(\boldsymbol{\mu}^{(i)} + v \nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu}^{(i)}))$
6.  $\boldsymbol{\mu}^{(i+1)} = \begin{cases} \boldsymbol{\psi}^{(i+1)}, & \text{if } \mathcal{F}(\boldsymbol{\psi}^{(i+1)}) \geq \mathcal{F}(\boldsymbol{\phi}^{(i+1)}) \\ \boldsymbol{\phi}^{(i+1)}, & \text{if } \mathcal{F}(\boldsymbol{\psi}^{(i+1)}) < \mathcal{F}(\boldsymbol{\phi}^{(i+1)}) \end{cases}$
7.  $\rho^{(i+1)} = \left( \sqrt{4(\rho^{(i)})^2 + 1} + 1 \right) / 2$
8. 设  $i = i + 1$
9. **END WHILE**
10. 令  $\boldsymbol{\mu}^* = \boldsymbol{\mu}^{(i)}$

对应的梯度矢量即可得原来函数的梯度值. 根据这一方法,可得

$$\begin{cases} \nabla \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu}) = \left[ \frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_1} \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu}), \frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_2} \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu}), \dots, \frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_K} \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu}) \right]^T \\ \nabla g(\boldsymbol{\mu}) = \left[ \frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_1} g(\boldsymbol{\mu}), \frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_2} g(\boldsymbol{\mu}), \dots, \frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_K} g(\boldsymbol{\mu}) \right]^T \end{cases} \quad (22)$$

由于式  $\nabla \| \mathbf{A} \mathbf{x} \|^2 = 2 \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$  对于任意对称矩阵  $\mathbf{A}$  都成立,式 (22) 中的不同函数对矢量  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k$  的偏导数可进一步表示为  $\frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_k} \mathcal{H}_{ek}(\boldsymbol{\mu}) = 2 P_d \Theta_k^2 \bar{\boldsymbol{\mu}}_k + 2 P_d \omega_{kk} \omega_{kk}^T \bar{\boldsymbol{\mu}}_k$  和  $\frac{\partial}{\partial \bar{\boldsymbol{\mu}}_k} g(\boldsymbol{\mu}) = \frac{2}{b_l} P_d \Omega^2 \bar{\boldsymbol{\mu}}_k$ .

##### 4.2 投影 $P_{\mathbf{S}}(\boldsymbol{\mu})$ 分析

对于任意矢量  $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \dots, \mathbf{x}_L^T]^T \in \mathbb{C}^{LK \times 1}$ , 其中  $\mathbf{x}_l = [x_{l1}, x_{l2}, \dots, x_{lK}]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ , 投影  $P_{\mathbf{S}}(\boldsymbol{\mu})$  是优化问题  $\mathcal{Q}_3: \min_{\boldsymbol{\mu}} \left\{ \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{x}\|^2 \mid \boldsymbol{\mu} \in \mathbf{S} \right\}$  的解. 接下来,考虑到矢量  $\boldsymbol{\mu}$  和  $\mathbf{x}$  均可分解成  $L$  个  $K \times 1$  维列向量,从而对于 AP<sub>l</sub>, 优化问题  $\mathcal{Q}_3$  可等价转化为一系列子问题,即  $\mathcal{Q}_{4l}: \min_{\boldsymbol{\mu}_l} \left\{ \|\boldsymbol{\mu}_l - \mathbf{x}_l\|^2 \mid \mu_{lk} \geq 0; \|\boldsymbol{\mu}_l\| \leq (M_1 + M_2 \lambda_l)^{-1/2}, \forall k \right\}$ . 不难发现,优化问题  $\mathcal{Q}_{4l}$  的解实际上是矢量  $\mathbf{x}_l$  在半径为  $(M_1 + M_2 \lambda_l)^{-1/2}$  的欧氏球与第一象限交界面上的投影. 基于文献 [26] 中的定理 7.1, 不难得出

$$\boldsymbol{\mu}_l = \frac{1}{\sqrt{M_1 + M_2 \lambda_l}} \left[ \mathbf{x}_l \right]_+ \quad (23)$$

$$\max \left( \frac{1}{\sqrt{M_1 + M_2 \lambda_l}}, \left\| \left[ \mathbf{x}_l \right]_+ \right\| \right)$$

其中,  $[\mathbf{x}_l]_+$  表示矢量  $\mathbf{x}_l$  在第一象限上的投影. 将式(23) 得出的  $\boldsymbol{\mu}_l, \forall l$  按照 AP 序号顺序组合成矢量  $\boldsymbol{\mu}$ , 便可得到  $P_s(\boldsymbol{\mu})$ , 即原始优化问题  $\mathcal{Q}_3$  的解.

### 4.3 时间复杂度分析

显然, 目标函数  $\mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$ 、梯度  $\nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$  和投影  $P_s(\boldsymbol{\mu})$  构成了算法 1 的主要时间复杂度. 由于计算  $\mathcal{H}_{e,k}(\boldsymbol{\mu})$  需要  $LK$  次乘法运算, 因此  $\mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$  和  $\nabla \mathcal{F}(\boldsymbol{\mu})$  的时间复杂度均为  $\mathcal{O}(LK^2)$ . 此外,  $P_s(\boldsymbol{\mu})$  的时间复杂度为  $\mathcal{O}(LK)$ , 因此算法 1 中每次迭代的时间复杂度为  $\mathcal{O}(LK^2)$ . 设定算法 1 收敛所需的迭代次数为  $\bar{I}$ , 因此算法 1 的总时间复杂度为  $\mathcal{O}(\bar{I}LK^2)$ .

## 5 仿真结果和性能分析

### 5.1 仿真参数设定

仿真场地为面积等于  $1 \text{ km}^2$  的正方形区域, 假设  $L$  个 AP 和  $K$  个 UE 随机分布在该区域内. 当不考虑 EE 优化时, AP 采用等功率控制 (Equal Power Control, EPC) 方案<sup>[8]</sup>. 该方案要求所有 AP 均以最大功率向 UE 发射能量信号并且分配给每个 UE 的功率均相同, 即  $\eta_{lk} = \left( (M_1 + M_2 \lambda_l) \sum_{k'=1}^K \gamma_{lk'} \right)^{-1}, \forall l, \forall k$ . 在后续仿真中, 本文设定所有 AP 除高精度 DAC 外的其余 DAC 的分辨率均相同, 因此这些 DAC 的量化增益因子也相同, 即  $b_l = b_r = b, \lambda_l = \lambda_r = \lambda, \forall l, \forall r$ . 除非特殊说明, 本节仿真均采用表 1 列出的仿真参数.

表 1 仿真参数值

参数	设定值
噪声功率 $\sigma^2$	-126 dBW
AP 和 UE 最大发射功率 $P_d, P_u$	2 W, 0.1 W
能量转换效率 $\alpha$	0.8
导频长度 $\tau$	$K/2$
AP <sub>l</sub> 的 AGC 和其余组件功耗 $\mathcal{P}_{AGC,l}, \mathcal{P}_{Res,l}$	0.002 W, 0.02 W
AP <sub>l</sub> 功率放大器效率 $\theta_l$	0.388
转换器功率 $V_{dd}$	3 V
最低有效位单位电流源 $I_0$	10 $\mu\text{A}$
转换器中每个开关寄生电容 $C_p$	1 pF
噪声的拐点频率 $f_{cor}$	1 MHz
系统带宽 $\mathcal{B}$	20 MHz
阴影衰落标准差 $\sigma_{sh}$	8 dB

### 5.2 性能分析

本文首先研究 AP 采用 EPC 方案的通信场景. 图 2 在不同的 AP 数目  $L$ 、DAC 分辨率  $b$  和高精度 DAC 占比  $\kappa$  下对定理 1 给出的总收集能量  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  表达式的准确性进行了验证. 设定  $K=40, M=8$ . 需要说明的是, 图 2 中

基于理论分析的  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  由定理 1 给出, 而基于仿真的  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  则是对式(7)进行蒙特卡洛仿真得到的. 可以看出, 上述分析结果和仿真结果高度吻合, 这说明推导出的能量表达式可以准确地表征 UE 实际收集到的能量, 因此本文后续仿真都采用定理 1 给出的  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  表达式. 需要注意的是, 由于  $b=12$  表示所有低精度 DAC 的分辨率均为 12, 因此不同  $\kappa$  场景下的  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  均相同. 此外, 图 2 还表明当  $b$  较小时,  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  随着  $b$  和  $\kappa$  的减小而减小. 这是因为虽然 UE 可以捕获量化噪声并将其作为能量收集起来, 但是 DAC 量化失真较严重时也会导致原始信号产生大幅度衰减, 因此降低了  $\mathcal{H}_{e,Sum}$ .

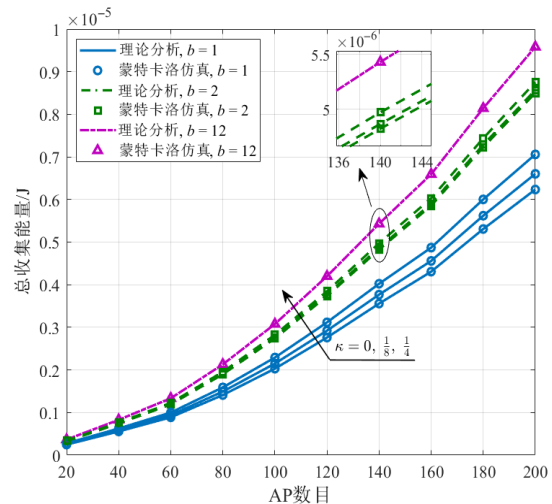
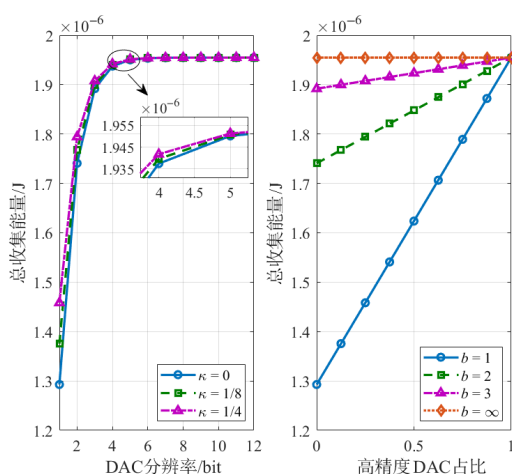


图 2 基于理论分析与蒙特卡洛仿真的总收集能量与 AP 数目和 DAC 分辨率之间的关系

图 3 展示了不同的 DAC 分辨率  $b$  和高精度 DAC 占比  $\kappa$  对 UE 收集的总能量  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  的影响. 设定  $L=80, K=40, M=8$ . 可以发现对于不同的  $\kappa$  (除  $\kappa=1$  外), 均可以通过增大  $b$  来提高  $\mathcal{H}_{e,Sum}$ . 当  $b$  比较小时, 如  $b \leq 4$ , 增大  $b$  可显著改善  $\mathcal{H}_{e,Sum}$ , 然而这种能量增益在  $b \geq 5$  时趋于饱和, 这表明当 DAC 的分辨率足够大 (如大于等于 5 bit) 时, 由 DAC 量化失真引起的能量损失可以忽略不计. 此外, 还可以发现全 1 bit DAC 结构下的  $\mathcal{H}_{e,Sum}$  非常差, 而这时少量增加高精度 DAC, 如  $\kappa = \frac{1}{4}$ , 可以很好地弥补由 1 bit DAC 引起的性能失真, 从而突显了混合精度 DAC 结构在提高 UE 收集能量上的优越性.

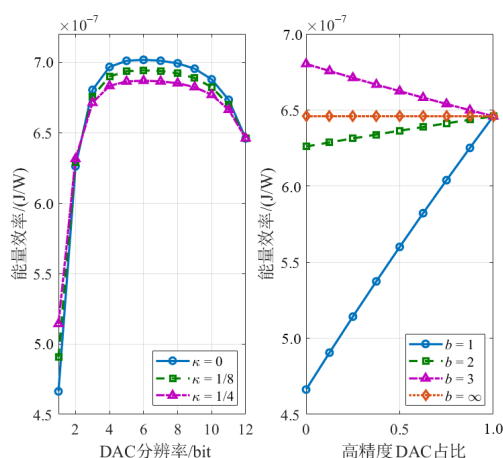
图 4 绘制了系统能量效率  $\varepsilon_e$  在不同 DAC 分辨率  $b$  和高精度 DAC 占比  $\kappa$  下的变化示意图. 设定  $L=80, K=40, M=8$ . 从图 4(a) 中可以看出, 全低精度 DAC 结构和全高精度 DAC 结构均不能实现最优的  $\varepsilon_e$ . 对于不同的  $\kappa$ , 可以设置  $b=5$  来获得最优的  $\varepsilon_e$ . 这是因为 5 bit DAC 可提供的能量增益已趋于饱和, 但继续增大  $b$  会加剧系统功耗, 从而导致  $\varepsilon_e$  不降反增. 虽然全 1 bit DAC 结构



(a) UE 总收集能量与 DAC 分辨率的关系 (b) UE 总收集能量与高精度 DAC 占比的关系

图3 UE收集的总能量与DAC分辨率和高精度DAC占比之间的关系

消耗的能量很少,但由于该结构下的 $\mathcal{H}_{e,Sum}$ 极差,因此其 $\varepsilon_e$ 性能也最差.上述结果表明,对于具有不同 $\kappa$ 的混合精度DAC结构,当除高精度DAC外的其余DAC的分辨率为5 bit时,在保证实现高 $\mathcal{H}_{e,Sum}$ 的同时也可获得最优的 $\varepsilon_e$ .此外,观察图4(b)还可以发现,对于采用较低精度DAC( $b \leq 2$ )的去蜂窝大规模MIMO-WPT系统,增加AP中的高精度DAC占比对提高 $\varepsilon_e$ 有着积极作用,即混合精度DAC结构可改善 $\varepsilon_e$ .然而,当 $b=3$ 时,混合精度DAC结构反而会降低 $\varepsilon_e$ .



(a) UE 总收集能量与 DAC 分辨率的关系 (b) UE 总收集能量与高精度 DAC 占比的关系

图4 能量效率与DAC分辨率和高精度DAC占比之间的关系

图5在不同的AP发射功率 $P_d$ 下结合不同的DAC分辨率 $b$ 进一步研究了混合精度DAC结构在改善系统 $\varepsilon_e$ 方面的潜力.设定 $L=80, K=40$ .观察图5不难发现,当 $P_d \geq 10$  dBW时,无论选取何种分辨率的DAC,增大AP端高精度DAC占比 $\kappa$ 对提高 $\varepsilon_e$ 均起着积极的作用,

并且这种性能改善随着 $\kappa$ 的增大逐渐增强.然而,随着 $P_d$ 的继续增大,尤其是 $P_d$ 超过20 dBW时,提高 $P_d$ 带来的 $\varepsilon_e$ 增益趋于饱和.这是因为虽然提高发射功率会使UE收集更多的能量,但这是以较高的功耗为代价的,因而 $\varepsilon_e$ 不会随着 $P_d$ 的增大无限增长.可以得出,当 $P_d \leq 20$  dBW时,通过增大 $P_d$ 来改善 $\varepsilon_e$ 是可行的.此外,图5还清晰地指出,当AP工作在发射功率受限的场景时,如 $P_d \leq 0$  dBW,对于 $b \geq 2$ 的去蜂窝大规模MIMO-WPT系统,混合DAC架构反而会降低其 $\varepsilon_e$ .这一现象说明,在采用了混合DAC架构的去蜂窝大规模MIMO-WPT系统中,较低的AP发射功率不能发挥出混合DAC架构在改善 $\varepsilon_e$ 方面的优势.

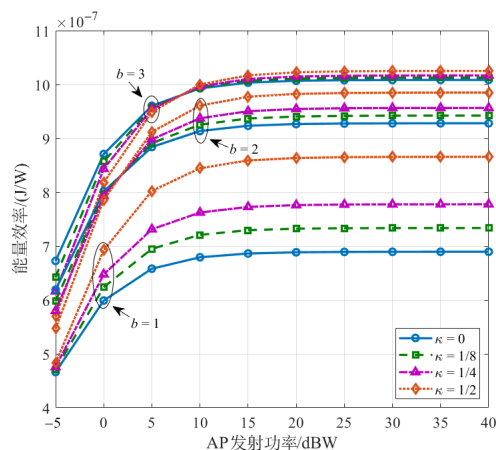
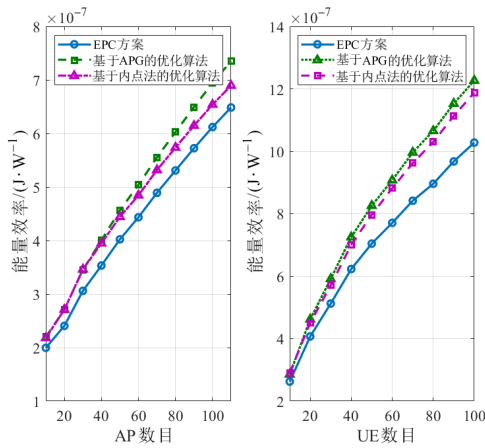


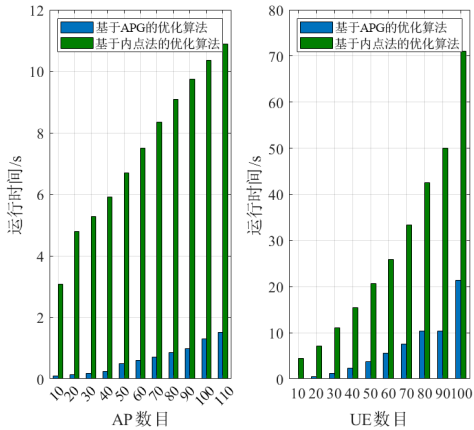
图5 能量效率和AP发射功率之间的关系

图6和图7分别在不同的AP数目 $L$ 和UE数目 $K$ 下对第4节设计的EE最优化算法的有效性进行了验证.设定 $M=8, b=2, \kappa=0.5, \tau=10$ .此外,图6(a)中 $K=20$ ,图6(b)中 $L=50$ .为了突出本文所提算法的优势,采用基于内点法的EE最优化算法得到的系统EE和所需的运行时间也一并给出.本仿真所用软件为MATLAB 2021a,计算机配置:Windows10 64位系统,32 GB内存,Intel Core i7-9700KF,3.60 GHz.观察图6(a)和(b)不难发现,随着AP和UE密度的提高,系统 $\varepsilon_e$ 一直在增大.同EPC方案相比,本文所提的算法1和基于内点法的优化算法均可显著改善 $\varepsilon_e$ .进一步地,同基于内点法的优化算法相比,本文所提的算法1在改善 $\varepsilon_e$ 方面略胜一筹,且这种性能差随着 $K$ 的增大而愈加显著.具体来讲,观察图6(b),当UE数目为40和110时,算法1可实现的 $\varepsilon_e$ 比EPC方案和基于内点法的优化算法可实现的 $\varepsilon_e$ 分别提高了16.35%,2.77%和19.45%,3.22%.另外,从图7(a)和(b)展示的运行时间可以看出,算法1可以大大降低运行耗时.这些现象充分证实了本文设计的基于APG的算法1可以在UE数目较多的去蜂窝大规模MIMO-WPT系统中以较快的运行速度获得较优的EE.



(a) 能量效率与 AP 数目的关系 (b) 能量效率与 UE 数目的关系

图 6 能量效率与 AP 数目和 UE 数目之间的关系



(a) 能量效率与 AP 数目的关系 (b) 能量效率与 UE 数目的关系

图 7 优化算法所需的运行时间与 AP 数目和 UE 数目之间的关系

## 6 结束语

本文研究了采用混合精度 DAC 结构的去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统的下行能量传输性能. 基于 AQNM 和最大比传输技术, 本文推导出了 UE 的 HE 闭式表达式. 随后, 考虑混合精度 DAC 功耗, 本文推导出了系统 EE 闭式表达式. 仿真结果验证了所推导的性能表达式的准确性. 与全低精度 DAC 结构相比, 混合精度 DAC 结构可同时改善 HE 和 EE, 并且可以通过设置 DAC 的分辨率为 5 bit 来同时实现较优的 HE 和最优的 EE. 为了充分发挥混合 DAC 架构在改善 EE 方面的潜力, AP 端的发射功率不应该设置得较低. 此外, 为了进一步提升系统 EE, 本文还设计了基于 APG 的 EE 最大化功率优化算法. 仿真结果指出, 在 UE 数目较多的去蜂窝大规模 MIMO-WPT 系统中, 本文设计的功率优化算法可以使 EPC 方案下的 EE 提高约 19.5%. 此外, 本文设计的功率优化算法提供的

性能增益优于基于内点法的优化算法提供的性能增益并且其运行耗时与后者相比也大幅降低.

## 参考文献

- [1] ZHANG Y, XIA W C, ZHAO H T, et al. Cell-free IoT networks with SWIPT: Performance analysis and power control[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(15): 13780-13793.
- [2] AL-FUQAHA A, GUIZANI M, MOHAMMADI M, et al. Internet of Things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4): 2347-2376.
- [3] ZHANG Z, PANG H L, GEORGIADIS A, et al. Wireless power transfer—An overview[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(2): 1044-1058.
- [4] LU X, WANG P, NIYATO D, et al. Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(2): 757-789.
- [5] KUDATHANTHIRIGE D, SHRESTHA R, ARUMA BADUGE G A. Max-Min fairness optimal rate-energy trade-off of SWIPT for massive MIMO downlink[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(4): 688-691.
- [6] DONG G N, ZHANG H X, YUAN D F. Optimal downlink transmission in massive MIMO enabled SWIPT systems with zero-forcing precoding[C]//2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE, 2019: 1-7.
- [7] ZHANG Y, ZHOU M, CAO H T, et al. On the performance of cell-free massive MIMO with mixed-ADC under rician fading channels[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(1): 43-47.
- [8] NGO H Q, TRAN L N, DUONG T Q, et al. On the total energy efficiency of cell-free massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2018, 2(1): 25-39.
- [9] ZHANG Y, XIA W C, ZHENG G, et al. Secure transmission in cell-free massive MIMO with low-resolution DACs over rician fading channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(4): 2606-2621.
- [10] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG H, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(3): 1834-1850.
- [11] GALAPPATHTHIGE D L, SHRESTHA R, ARUMA BADUGE G A. Exploiting cell-free massive MIMO for enabling simultaneous wireless information and power transfer[J]. IEEE Transactions on Green Communications

- and Networking, 2021, 5(3): 1541-1557.
- [12] CHEN S F, ZHANG J Y, JIN Y, et al. Wireless powered IoE for 6G: Massive access meets scalable cell-free massive MIMO[J]. China Communications, 2020, 17(12): 92-109.
- [13] ZHENG J K, ZHANG J Y, AI B. UAV communications with WPT-aided cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(10): 3114-3128.
- [14] SHI E Y, ZHANG J Y, CHEN S F, et al. Wireless energy transfer in RIS-aided cell-free massive MIMO systems: Opportunities and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(3): 26-32.
- [15] BJÖRNSON E, HOYDIS J, KOUNTOURIS M, et al. Massive MIMO systems with non-ideal hardware: Energy efficiency, estimation, and capacity limits[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(11): 7112-7139.
- [16] ZHANG Y, CAO H T, ZHOU M, et al. Power optimization in cell-free massive MIMO with non-ideal hardware transceiver[J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(1): 190-198.
- [17] ZHANG J Y, DAI L L, HE Z Y, et al. Mixed-ADC/DAC multipair massive MIMO relaying systems: Performance analysis and power optimization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(1): 140-153.
- [18] ZHANG Y, CHENG Y L, ZHOU M, et al. Analysis of uplink cell-free massive MIMO system with mixed-ADC/DAC receiver[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(4): 5162-5173.
- [19] ZHAO F R, ZHONG C J, CHEN X M, et al. Energy efficiency of massive MIMO downlink WPT with mixed-ADCs[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(12): 2316-2320.
- [20] FAROOQ M, NGO H Q, HONG E K, et al. Utility maximization for large-scale cell-free massive MIMO downlink[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(10): 7050-7062.
- [21] ZHANG Y, ZHANG Q, HU H, et al. Cell-free massive MIMO systems with non-ideal hardware: Phase drifts and distortion noise[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(11): 11604-11618.
- [22] FAN L, JIN S, WEN C K, et al. Uplink achievable rate for massive MIMO systems with low-resolution ADC[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2186-2189.
- [23] YU X C, DAI J X, YIN X H, et al. Full-duplex massive MIMO relaying systems with low-resolution ADCs over Rician fading channels[J]. IET Communications, 13(18): 3088-3096.
- [24] DONG G N, ZHANG H X, YUAN D F. Downlink achievable rate of massive MIMO enabled SWIPT systems over rician channels[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(3): 578-581.
- [25] YANG G, HO C K, ZHANG R, et al. Throughput optimization for massive MIMO systems powered by wireless energy transfer[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(8): 1640-1650.
- [26] BAUSCHKE H H, BUI M N, WANG X F. Projecting onto the intersection of a cone and a sphere[J]. SIAM Journal on Optimization, 2018, 28(3): 2158-2188.

### 作者简介



**张尧** 男,1994年生,山东济宁人.浙江师范大学物理与电子信息工程学院讲师,硕士生导师.主要研究方向为去蜂窝大规模MIMO、衰落信道性能分析等.中国电子学会会员编号:E190027600M.

E-mail: zhangyao94@126.com



**赵海涛(通讯作者)** 男,1983年生,山东潍坊人.南京邮电大学通信与信息工程学院教授,博士生导师.主要研究方向为智能网络技术、多信道建模技术、物联网、边缘计算等.中国电子学会会员编号:E190022504S.

E-mail: zhaobt@njupt.edu.cn



**夏文超** 男,1991年生,江苏盐城人.南京邮电大学通信与信息工程学院副教授,硕士生导师.主要研究方向为物联网、联邦学习等.中国电子学会会员编号:E190024955M.

E-mail: xiawenchao@njupt.edu.cn



**杨龙祥** 男,1966年生,陕西西安人.南京邮电大学通信与信息工程学院教授,博士生导师.主要研究方向为无线与移动通信、物联网、工业互联网等.

E-mail: yanglx@njupt.edu.cn



**朱洪波** 男,1956年生,江苏扬州人.南京邮电大学通信与信息工程学院教授,博士生导师.主要研究方向为移动通信与宽带无线技术、无线通信与电磁兼容等.

E-mail: zhuhb@njupt.edu.cn