无小区大规模 MIMO-OFDM 上行链路中 ADC 与前传量化的联合影响

¨厄兹莱姆·图˘格费·德米尔* 和埃米尔·比约¨恩松†

*土耳其安卡拉比尔肯特大学电气与电子工程系
†瑞典斯德哥尔摩瑞典皇家理工学院通信系统系 电子邮箱： *ozle
mtugfedemir@bilkent.edu.tr, †emilbjo@kth.se

arXiv:2601.06483v1 [eess.SP] 10 Jan 2026

摘要——在无小区大规模 MIMO 系统的上行链路中，量化会在两个关键域影响性能：接入点（AP）处有限分辨率模数转换器（ADC）引入的时域失真，以及发送至中央处理单元（CPU）的信号所经历的前传量化。尽管两次量化看似多余，但在正交频分复用（OFDM）系统中，ADC量化发生在时域，随后必须转换到频域，而量化只能应用于有效子载波上的信号。这样既能降低前传负载，也可避免不必要的失真，因为 ADC 输出涵盖所有 OFDM 样本，而只有部分子载波承载有用信息。

尽管这两种量化效应已在窄带系统中得到广泛研究，但它们在实际宽带 OFDM 无小区大规模 MIMO 中的联合影响仍鲜有探索。本文针对这一空白，对联合失真进行建模，并提出一种前传策略：各接入点在传输前处理接收信号，以减少量化伪影。我们开发了一种高效的估计算法，可在前传传输前重建未量化的时域信号，并评估了该算法的有效性。所提出的设计为在宽带无小区架构中实现高效、感知量化的上行链路传输提供了新见解。

I. 引言

无小区大规模 MIMO 是一种新一代无线架构，其中大量分布式接入点（AP）协同服务多个用户设备（UE），并在相同的时频资源上运行，而无需依赖传统的小区边界 [1]–[3]。与蜂窝技术相比，这种密集的协作式部署可实现无缝连接，并提升频谱效率和能效。

为确保成本效益和可扩展性，每个接入点通常只配备少量天线和低成本射频（RF）组件。然而，这种经济型实现不可避免地会引入硬件损伤[4]。降低射频链成本的一种常见方法是采用低分辨率模数转换器（ADC）。虽然这种方法成本低廉，但会引入显著的量化失真，降低信号质量。此外，

本工作在项目 122C149——面向 5G 之后的高能效、硬件损伤感知型无蜂窝大规模 MIMO 智能端到端设计框架下开展。 ¨O. T. Demir 获得了土耳其科学与技术研究理事会（T¨urkiye，T ¨UB˙ITAK）资助的 2232-B 国际青年研究人员奖学金计划支持。E. Bj¨ornson 获得了克努特与爱丽丝·瓦伦堡基金会提供的 WAF 资助。

前传链路负责将接收的数据从接入点传输到中央处理单元（CPU）；当数据以有限分辨率进行量化时，前传链路也可能成为失真来源。

尽管以往研究分别或联合考察了 ADC 损伤和前传量化 [5], [6] ， [4], [7], 但这些研究均侧重于窄带模型，未能充分刻画量化如何影响基于正交频分复用（OFDM）的宽带系统中的时域信号。本工作旨在弥补这一不足，分析采用 OFDM 的宽带无蜂窝大规模 MIMO 系统的上行链路，重点关注 ADC失真与前传量化的联合影响。

与窄带系统不同，宽带 OFDM 架构中的量化发生在不同域：ADC量化在时域进行，而前传量化则在频域进行。后者降低了前传所需的数据速率，因为只有承载数据或导频符号的子载波需要量化，而非全部时域采样点。尽管已用子载波的数量仍可能占 DFT 大小的很大比例（通常为 50–75%），但时域中的额外开销——包括循环前缀以及数字滤波可能需要的过采样——使时域量化的效率较低。将信号转换到频域可以消除这种冗余。一种可行但次优的方法是在 DFT 之前（由于 ADC）和之后（由于前传分辨率有限）分别对信号进行量化，从而产生双重量化效应，降低信号保真度。

为克服这一限制，我们提出一种新的信号处理策略，在前传传输之前重建干净的时域信号，从而减轻双重量化的累积影响。通过利用符号星座的结构，我们对问题进行建模，使其能够采用基于交替方向乘子法（ADMM）的高效迭代算法，利用 ADC 输出和已知导频信息估计未量化信号。所提出的方法为量化感知信号处理带来了新的见解。

II. 系统模型与问题表述

考虑一个无小区大规模 MIMO-OFDM 系统的上行链路。网络区域内任意分布着 L 个接入点和 K 个用户设备（UE）。所有用户设备均配备

单根天线，而每个接入点配备 N 根天线。每个用户设备到每个接入点的复基带等效频率选择性信道建模为一个有限冲激响应（FIR）滤波器，包含 R 个等间隔采样的抽头。采样周期为 $T_s = 1/B$，其中 B 为 B/M 子载波间隔下 M 个 OFDM 子载波的总带宽。所有子载波的集合记为 $\mathcal{M} = \{0, \ldots, M-1\}$。

从用户设备 k 到接入点 l 的信道的第 r 个抽头记为 $\mathbf{h}_{kl}[r] \in \mathbb{C}^N$，其中 $r = 0, \ldots, R-1$。子载波数量满足 $M > R$，每个 OFDM 符号包含 $M + R - 1$ 个采样，循环前缀（CP）的长度为 $R - 1$。

我们聚焦于分配用于上行链路数据传输的一个 OFDM 符号。我们将用于数据传输的子载波集合记为 $\mathcal{M}_{\text{used}}$，其中 $\overline{M} = |\mathcal{M}_{\text{used}}|$通常小于子载波总数 M，后者也就是离散傅里叶变换的大小。集合 $\mathcal{M} \setminus \mathcal{M}_{\text{used}}$ 中的其他子载波要么用于导频传输，要么保持为空。用户设备 k 在第 m 个子载波上的频域上行链路符号表示为 $\overline{s}_k[m]$。对于用户设备 k 的导频子载波或空子载波上的零信号，我们也使用相同的记号 $\overline{s}_k[m]$。用户设备 k 在第 q 个时域采样处发送的基带等效信号由序列 $\overline{s}_k[m]$的 M 点逆离散傅里叶变换给出，即:

$$s_k[q] = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{m=0}^{M-1} \overline{s}_k[m] e^{\mathrm{j}\frac{2\pi q m}{M}}, \tag{1}$$

其中 $q = -(R-1) \ldots, M-1$，并假设在时域采样点后添加长度为 $R-1$ 的循环前缀（CP）。AP l 的 N 根天线处无失真接收信号的基带等效形式为

$$\mathbf{y}_l'[q] = \underbrace{\sum_{k=1}^{K} \sum_{r=0}^{R-1} \mathbf{h}_{kl}[r] \sqrt{p_k} s_k[q-r]}_{\triangleq \mathbf{z}_l[q]} + \mathbf{w}_l[q], \tag{2}$$

对于 $q = 0, \ldots, M-1$。令 $Q_{\text{ADC}}(\cdot)$ 表示具有 b^{ADC} 位和 $D^{\text{ADC}} = 2^{b^{\text{ADC}}}$ 个量化级的模数转换器的量化函数，$l_1, \ldots, l_{D^{\text{ADC}}}$，该量化函数定义为

$$Q_{\text{ADC}}(x) = l_d \quad \text{if } x \in [\upsilon_{d-1}, \upsilon_d), \quad d = 1, \ldots, D^{\text{ADC}}, \tag{3}$$

其中 $-\infty = \upsilon_0 < \upsilon_1 < \cdots < \upsilon_{D^{\text{ADC}}-1} < \upsilon_{D^{\text{ADC}}} = \infty$ 为阈值。对 $\mathbf{y}_l'[q]$ 的实部和虚部分别独立应用标量量化 $Q_{\text{ADC}}(\cdot)$，可得到复值量化信号 $\mathbf{y}_l[q] \in \mathbb{C}^N$，其形式为

$$\mathbf{y}_l[q] = Q_{\text{ADC}}\left(\Re(\mathbf{y}_l'[q])\right) + \mathrm{j} Q_{\text{ADC}}\left(\Im(\mathbf{y}_l'[q])\right). \tag{4}$$

前传传输的目的是确定频域量化信号 $\mathbf{z}_l[m]$，以便将其从接入点 l 传输到中央处理单元，其中 $m \in \mathcal{M}_{\text{used}}$，从而尽可能减小其与干净且无失真信号 $\mathbf{z}_l[q]$的离散傅里叶变换之间的均方距离。为此，我们提出了一种高效算法，通过利用 ADC 量化级和用户设备符号的调制结构来估计 $\mathbf{z}_l[q]$。随后，可对估计得到的未量化信号应用经典的 Lloyd–Max 算法进行压缩以便在前传传输之前对其进行压缩。在下一节中，我们将提出一种基于ADMM的算法，利用特定接入点 l的量化信号 $\mathbf{y}_l[q]$ 来估计干净的未量化信号 $\mathbf{z}_l[q]$。

III. 使用交替方向乘子法进行未量化信号估计

我们首先写出干净的未量化信号 a s

$$\mathbf{z}_l[q] = \sum_{k=1}^{K} \sum_{r=0}^{R-1} \mathbf{h}_{kl}[r] \sqrt{p_k} \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{m=0}^{M-1} \overline{s}_k[m] e^{\mathrm{j}\frac{2\pi(q-r)m}{M}}. \tag{5}$$

我们假设，$\mathcal{M} \setminus \mathcal{M}_{\text{used}}$ 中的所有子载波要么承载接入点 l 已知的确定性导频符号，要么被有意留空（零符号）。在完美信道状态信息（CSI）的假设下，上述信号中对应于导频或空子载波的部分已为接入点 l所知。我们将此信号记为 $\mathbf{p}_l[q]$，其表示为

$$\mathbf{p}_l[q] = \sum_{k=1}^{K} \sum_{r=0}^{R-1} \mathbf{h}_{kl}[r] \frac{\sqrt{p_k}}{\sqrt{M}} \sum_{m \in \mathcal{M} \setminus \mathcal{M}_{\text{used}}} \overline{s}_k[m] e^{\mathrm{j}\frac{2\pi(q-r)m}{M}}. \tag{6}$$

现在，为了构造数据信号与未量化信号之间的矩阵向量乘法关系，我们定义

$$\overline{\mathbf{S}} = \begin{bmatrix} \overline{\mathbf{s}}_1 & \overline{\mathbf{s}}_2 & \cdots & \overline{\mathbf{s}}_K \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{\overline{M} \times K}, \tag{7}$$

其中，$\overline{\mathbf{s}}_k$ 表示为

$$\overline{\mathbf{s}}_k = [\overline{s}_k[m_1], \ \ldots, \ \overline{s}_k[m_{\overline{M}}]]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^{\overline{M}}. \tag{8}$$

这里，m_1、.....、$m_{\overline{M}}$是对应于所使用子载波的索引。此外，我们定义

$$\mathbf{d}_{q-r} = \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{bmatrix} e^{\jmath\frac{2\pi(q-r)m_1}{M}} & \cdots & e^{\jmath\frac{2\pi(q-r)m_{\overline{M}}}{M}} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^{\overline{M}}, \tag{9}$$

$$\mathbf{H}_l[r] = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{1l}[r] & \mathbf{h}_{2l}[r] & \cdots & \mathbf{h}_{Kl}[r] \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{N \times K}, \tag{10}$$

$$\mathbf{P}^{1/2} = \operatorname{diag}(\sqrt{p_1}, \sqrt{p_2}, \ldots, \sqrt{p_K}), \tag{11}$$

$$\mathbf{A}_l[q] = \sum_{r=0}^{R-1} \left(\mathbf{H}_l[r] \, \mathbf{P}^{1/2} \otimes \mathbf{d}_{q-r}^{\mathrm{T}} \right) \in \mathbb{C}^{N \times (K\overline{M})}. \tag{12}$$

于是，我们可以将（5）写为

$$\mathbf{z}_l[q] = \mathbf{A}_l[q] \operatorname{vec}\left(\overline{\mathbf{S}}\right) + \mathbf{p}_l[q]. \tag{13}$$

将所有时域采样点串接起来，可得

$$\mathbf{z}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_l[0] \\ \mathbf{z}_l[1] \\ \vdots \\ \mathbf{z}_l[M-1] \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{NM}, \quad \mathbf{p}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_l[0] \\ \mathbf{p}_l[1] \\ \vdots \\ \mathbf{p}_l[M-1] \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{NM}. \tag{14}$$

然后，通过定义

$$\mathbf{x} = \operatorname{vec}\left(\overline{\mathbf{S}}\right) \in \mathbb{C}^{K\overline{M}}, \quad \mathbf{A}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_l[0] \\ \mathbf{A}_l[1] \\ \vdots \\ \mathbf{A}_l[M-1] \end{bmatrix} \mathbb{C}^{NM \times K\overline{M}}, \tag{15}$$

我们得到线性关系

$$\mathbf{z}_l = \mathbf{A}_l \mathbf{x} + \mathbf{p}_l. \tag{16}$$

我们的下一个目标是将估计未量化信号的问题表示为实值形式。为此，我们使用 $\mathbf{x}_{\mathbf{r}} = \mathrm{vec}(\mathbf{S})$ 定义实向量

$$\mathbf{x}_{\mathbf{r}} = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{x}) \\ \Im(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2K\overline{M}}. \tag{17}$$

进一步定义

$$\mathbf{z}_{\mathbf{r}l} = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{z}_l) \\ \Im(\mathbf{z}_l) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{p}_{\mathbf{r}l} = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{p}_l) \\ \Im(\mathbf{p}_l) \end{bmatrix}, \tag{18}$$

$$\mathbf{A}_{\mathbf{r}l} = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{A}_l) & -\Im(\mathbf{A}_l) \\ \Im(\mathbf{A}_l) & \Re(\mathbf{A}_l) \end{bmatrix}, \tag{19}$$

我们可以将（16）写成实值形式

$$\mathbf{z}_{\mathbf{r}l} = \mathbf{A}_{\mathbf{r}l} \mathbf{x}_{\mathbf{r}} + \mathbf{p}_{\mathbf{r}l}. \tag{20}$$

我们的方法是通过检测未知符号 $\mathbf{x}_{\mathbf{r}}$ 来估计未量化信号 $\mathbf{z}_{\mathbf{r}l}$，其中 $\mathbf{A}_{\mathbf{r}l}$ 可由接入点 l 根据 CSI 获知。

通过扩展 [8] 中的方法，将模数转换器码本以及导频信号 $\mathbf{p}_{\mathbf{r}l}$ 的存在纳入其中，符号检测任务可以表述为一个优化问题。我们将 $\mathbf{z}_{\mathbf{r}l}$ 和 $\mathbf{x}_{\mathbf{r}}$ 视为优化变量，目标是最小化 $\mathbf{z}_{\mathbf{r}l}$ 与量化信号之间的欧几里得距离

$$\mathbf{y}_{\mathbf{r}l} = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{y}_l) \\ \Im(\mathbf{y}_l) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2NM}, \tag{21}$$

其中

$$\mathbf{y}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_l[0] \\ \vdots \\ \mathbf{y}_l[M-1] \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{NM}. \tag{22}$$

给定量化信号 $\mathbf{y}_l[q]$ in (4)，每个模数转换前采样值 $[\mathbf{y}'_{\mathbf{r}l}]_n$（它是 $\mathbf{y}'_{\mathbf{r}l}$（其定义方式与前述表达式类似）的第 n 个元素）必须落在与观测到的量化级相对应的区间内。我们将其表示为

$$\nu_{\mathrm{low},n} \le [\mathbf{y}'_{\mathbf{r}l}]_n < \nu_{\mathrm{upp},n}, \qquad n = 1, \ldots, 2NM, \tag{23}$$

其中$\nu_{\mathrm{low},\,n} = \upsilon_{d-1}$ 和 $\nu_{\mathrm{upp},\,n} = \upsilon_d$ 若量化向量中对应的元素为 l_d。在我们提出的优化问题中，将用以下形式替换 (23) 中的不等式

$$\nu_{\mathrm{low},n} \le [\mathbf{z}_{\mathbf{r}l}]_n < \nu_{\mathrm{upp},n}, \qquad n = 1, \ldots, 2NM, \tag{24}$$

其中，我们忽略噪声的影响，并假设无噪信号与含噪的模数转换器前信号位于相同的区间内。

A. 交替方向乘子法表述

现在，我们通过引入未量化信号和符号向量的副本，构建一个适用于交替方向乘子法的优化问题。令

$$\mathbf{t}_l = \mathbf{z}_{\mathbf{r}l}, \qquad \mathbf{b} = \mathbf{x}_{\mathbf{r}}. \tag{25}$$

第一个关系可用于实现对量化区间的投影，而第二个关系则有助于施加离散符号星座约束。

我们假设数据信号属于有限星座集合。令 $\mathcal{O}^{\Re}$ 和 $\mathcal{O}^{\Im}$ 分别表示星座点所有可能实部和虚部的集合。对于 QAM 星座，每个符号的实部和虚部相互独立。另一方面，对于 QPSK 以外的 PSK 星座，每个符号的实部和虚部之间存在依赖关系。然而，为了简化分析，我们忽略这种依赖关系，从而得到以下带有星座约束的非凸优化问题：

$$\begin{aligned}
\underset{\mathbf{z}_{\mathbf{r}l},\, \mathbf{t}_l,\, \mathbf{x}_{\mathbf{r}},\, \mathbf{b}}{\text{minimize}} \quad & \|\mathbf{z}_{\mathbf{r}l} - \mathbf{y}_{\mathbf{r}l}\|^2 && \text{(26a)} \\
\text{subject to} \quad & \mathbf{t}_l = \mathbf{z}_{\mathbf{r}l}, && \text{(26b)} \\
& \mathbf{b} = \mathbf{x}_{\mathbf{r}}, && \text{(26c)} \\
& \mathbf{z}_{\mathbf{r}l} = \mathbf{A}_{\mathbf{r}l}\mathbf{x}_{\mathbf{r}} + \mathbf{p}_{\mathbf{r}l}, && \text{(26d)} \\
& \nu_{\mathrm{low},n} \le t_{ln} < \nu_{\mathrm{upp},n}, \quad n = 1, \ldots, 2NM, && \text{(26e)} \\
& b_i \in \mathcal{O}^{\Re}, \quad b_{K\overline{M}+i} \in \mathcal{O}^{\Im}, \quad i = 1, \ldots, K\overline{M}, && \text{(26f)}
\end{aligned}$$

其中，t_{ln} 是 $\mathbf{t}_l$ 的第 n个元素，b_i 是 $\mathbf{b}$ 的第 i 个元素。约束 (26e) 描述了一般的 b^{ADC} 比特 ADC 量化结构，而 (26f) 强制执行调制约束。该重构引入了优化变量的辅助副本，从而能够推导出闭式 ADMM 更新。

B. ADMM 更新

我们以缩放形式将 ADMM 应用于 (26)。令 $\mathbf{u}_1 \in \mathbb{R}^{2NM}$、$\mathbf{u}_2 \in \mathbb{R}^{2K\overline{M}}$ 和 $\mathbf{u}_3 \in \mathbb{R}^{2NM}$ 分别表示与等式约束 (26b)、(26c) 和 (26d) 相关联的缩放对偶变量。在第 r 次迭代中，更新方程为

$$\begin{aligned}
\mathbf{z}_{\mathbf{r}l}^{(r+1)} \leftarrow & \arg\min_{\mathbf{z}_{\mathbf{r}l}} \|\mathbf{z}_{\mathbf{r}l} - \mathbf{y}_{\mathbf{r}l}\|^2 + \rho\big\|\mathbf{t}_l^{(r)} - \mathbf{z}_{\mathbf{r}l} + \mathbf{u}_1^{(r)}\big\|_2^2 \\
& + \rho\big\|\mathbf{z}_{\mathbf{r}l} - \mathbf{A}_{\mathbf{r}l}\mathbf{x}_{\mathbf{r}}{}^{(r)} - \mathbf{p}_{\mathbf{r}l} + \mathbf{u}_3^{(r)}\big\|_2^2 \\
= & \frac{1}{1+2\rho}\Big(\mathbf{y}_{\mathbf{r}l} + \rho\Big(\mathbf{t}_l^{(r)} + \mathbf{u}_1^{(r)} + \mathbf{A}_{\mathbf{r}l}\mathbf{x}_r^{(r)} + \mathbf{p}_{\mathbf{r}l} - \mathbf{u}_3^{(r)}\Big)\Big),
\end{aligned} \tag{27}$$

其中，ρ 是惩罚参数。$\mathbf{b}$ 的更新方程为

$$\begin{aligned}
\mathbf{b}^{(r+1)} \leftarrow & \arg\min_{\mathbf{b}} \rho\Big\|\mathbf{b} - \mathbf{x}_{\mathbf{r}}{}^{(r)} + \mathbf{u}_2^{(r)}\Big\|^2 \\
& \text{subject to } b_i \in \mathcal{O}^{\Re}, \quad b_{K\overline{M}+i} \in \mathcal{O}^{\Im}, \quad i = 1, \ldots, K\overline{M}.
\end{aligned} \tag{28}$$

通过将 $\mathbf{x_r}^{(r)} - \mathbf{u}_2^{(r)}$ 的各项投影到相应的调制约束集上，可得到闭式解：

$$b_i^{(r+1)} = \Pi_s^{\Re}\Big(\Big[\mathbf{x_r}^{(r)} - \mathbf{u}_2^{(r)}\Big]_i \Big), \tag{29}$$

$$b_{K\overline{M}+i}^{(r+1)} = \Pi_s^{\Im}\Big(\Big[\mathbf{x_r}^{(r)} - \mathbf{u}_2^{(r)}\Big]_{K\overline{M}+i} \Big), \tag{30}$$

对于 $i = 1, \ldots, K\overline{M}$，其中投影函数定义为

$$\Pi_s^{\Re}(x) = \arg\min_{s \in \mathcal{O}^{\Re}} |x - s|, \quad \Pi_s^{\Im}(x) = \arg\min_{s \in \mathcal{O}^{\Im}} |x - s|. \tag{31}$$

继续进行其余更新，可得

$$\mathbf{t}_l^{(r+1)} \leftarrow \arg\min_{\mathbf{t}_l} \rho \big\| \mathbf{t}_l - \mathbf{z_r}_l^{(r+1)} + \mathbf{u}_1^{(r)} \big\|_2^2 \quad \text{subject to } \nu_{\text{low},n} \le t_{ln} < \nu_{\text{upp},n}, \qquad n = 1, \ldots, 2NM. \tag{32}$$

由此得到逐元素投影

$$t_{ln}^{(r+1)} = \Pi_{\left[\nu_{\text{low},n},\, \nu_{\text{upp},n}\right]}\Big(\Big[\mathbf{z_r}_l^{(r+1)} - \mathbf{u}_1^{(r)}\Big]_n \Big), \tag{33}$$

其中

$$\Pi_{[a,b]}(x) = \begin{cases} a, & x < a, \\ x, & a \le x \le b, \\ b, & x > b. \end{cases} \tag{34}$$

$$\mathbf{x_r}^{(r+1)} \leftarrow \arg\min_{\mathbf{x_r}} \rho \left\| \mathbf{b}^{(r+1)} - \mathbf{x_r} + \mathbf{u}_2^{(r)} \right\|^2 + \rho \big\| \mathbf{z_r}_l^{(r+1)} - \mathbf{A_r}_l \mathbf{x_r} - \mathbf{p_r}_l + \mathbf{u}_3^{(r)} \big\|_2^2 \tag{35}$$

$$= (\mathbf{I}_{2K\overline{M}} + \mathbf{A_r}_l^{\mathrm{T}} \mathbf{A_r}_l)^{-1} \cdot \Big(\mathbf{b}^{(r+1)} + \mathbf{u}_2^{(r)} + \mathbf{A_r}_l^{\mathrm{T}} \Big(\mathbf{z_r}_l^{(r+1)} - \mathbf{p_r}_l + \mathbf{u}_3^{(r)} \Big) \Big). \tag{36}$$

最后，可得对偶变量更新

$$\mathbf{u}_1^{(r+1)} = \mathbf{u}_1^{(r)} + \mathbf{t}_l^{(r+1)} - \mathbf{z_r}_l^{(r+1)}, \tag{37}$$

$$\mathbf{u}_2^{(r+1)} = \mathbf{u}_2^{(r)} + \mathbf{b}^{(r+1)} - \mathbf{x_r}^{(r+1)}, \tag{38}$$

$$\mathbf{u}_3^{(r+1)} = \mathbf{u}_3^{(r)} + \mathbf{z_r}_l^{(r+1)} - \mathbf{A_r}_l \mathbf{x_r}^{(r+1)} - \mathbf{p_r}_l. \tag{39}$$

IV. 数值实验

本节量化采用低分辨率模数转换器的无蜂窝大规模 MIMO 系统中，经前传信道传输的频域上行信号的量化误差。我们考虑一个随机部署在面积为 $500 \times 500\text{m}^2$ 的区域内的典型接入点，部署位置服从均匀分布。该接入点配备 $N = 4$ 根天线，且有 $K = 8$ 个用户设备随机分布在同一区域内。以分贝为单位的路径损耗遵循载波频率为 $f_c = 7.5$GHz 的城市微蜂窝街道峡谷模型，且表示为 $-49.9 - 31.9\log_{10}(d) + \mathcal{N}(0, 8.2_2)$，其中 d 是两个节点之间以米为单位的距离，8.2 dB 是对数正态阴影衰落的标准差 [9,表 7.4.1-1]。假设接入点与用户设备之间的高度差为 10 m。OFDM 子载波总数为 $M = 256$，信道抽头数为 $R = 6$，子载波间隔为 60 kHz。噪声方差根据带宽为 $B = 256 \cdot 60\,\text{kHz} = 15.36$ MHz、噪声系数为 7 dB 计算，结果为 $\sigma^2 = -95.14$dBm。使用 Saleh–Valenzuela 模型 [10] 生成功率时延分布，其中包含 $\Gamma = \gamma = 2$ 和五个簇 [11, 式 (7.52)]。$N = 4$ 根接入点天线排列成均匀平面阵列。所有用户设备的上行发射功率均固定为 $p_k = 0.1$W。采用关于零对称的 Lloyd–Max 算法设计 ADC 量化级。ADMM 算法执行 20 次迭代，参数为 $\rho = 10$。

在总共 $M = 256$ 个子载波中，有 $\overline{M} = 64$ 个子载波分配用于数据传输。这些承载数据的子载波在索引范围 $[0, M-1]$ 内均匀间隔选取，使相邻数据子载波之间的间隔保持恒定。在其余子载波中，随机选取 64 个子载波承载单位功率导频（即简单地将其设为 1），剩余的 128 个子载波置零（即不进行传输）。

我们评估两种方案：（i）所提方法，在将 Lloyd–Max 算法应用于有效子载波之前，由接入点运行 ADMM 算法以估计无噪时域信号；（ii）基准方案，使用 Lloyd–Max 算法直接量化经 ADC 失真的频域信号。两种方案均采用对称量化级。

我们考虑每个实维度上的三种不同前传量化分辨率：$b_{\text{frt}} = 2$、$b_{\text{frt}} = 4$ 和 $b_{\text{frt}} = \infty$，其中 $b_{\text{frt}} = \infty$ 对应于未量化的前传传输。图中的横轴表示每个实维度上的 ADC 分辨率 b_{ADC}。

图 1 展示了 QPSK 调制下，有效子载波处无噪、未量化的频域信号与其量化版本之间的归一化均方误差（NMSE）。结果对接入点和用户设备的随机位置取平均，并对接收信号功率较大的实现赋予更高权重——这是一个有意义的特性，因为此类接入点对中央处理单元处的整体数据检测贡献更大。所提出的方法始终优于未考虑量化的基准方法。所谓未考虑量化，是指该基准方法未考虑 ADC 量化结构，而所提出的方法在重建无噪信号时，同时利用了调制约束和 ADC 量化分区。

随着 ADC 分辨率提高，两种方法之间的性能差距缩小，尤其是在前传分辨率受限时。然而，即使在 $b_{\text{frt}} = \infty$、$b_{\text{ADC}} = 4$ 位的情况下，性能仍有显著提升。值得注意的是，即使 ADC 分辨率很低，所提出的算法也能有效恢复信号。

在图 2 中，我们针对 16-QAM 重复了实验。正如预期，由于星座大小增加，归一化均方误差通常更高，而且在 ADC 分辨率较低时，性能下降更为明显。尽管如此，所提出的方案仍然比

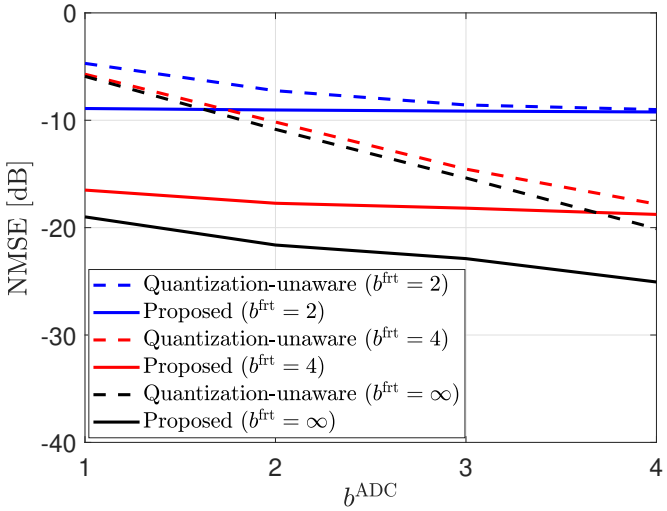

图 1. QPSK 调制下，重构的频域上行信号的归一化均方误差随 ADC 分辨率的变化。

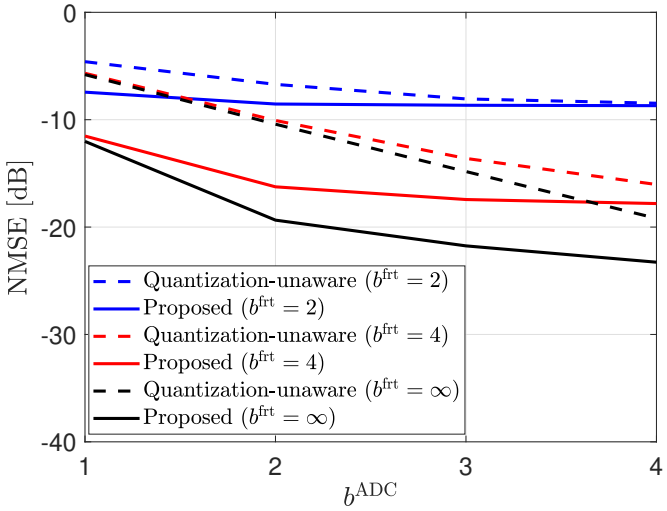

图 2. 16-QAM 调制下，重构的频域上行信号的归一化均方误差随 ADC 分辨率的变化。

基准方法。

尽管接入点仅配备 4 根天线，仍可对 8 个用户设备的信号进行足够准确的检测，从而获得高质量的干净接收信号估计。需要强调的是，这些局部估计并非最终解码符号；中央处理单元会在收集量化前传信号后执行最终的数据检测。基于这些量化观测值，在中央处理单元设计高效的解码策略，是未来研究的一个重要方向。

V. 结论

本文分析了低分辨率ADC和有限前传量化对宽带无小区大规模MIMO-OFDM系统上行链路的联合影响。不同于传统方法所面临的双重量化问题——首先是ADC导致的时域量化，其次是前传传输导致的频域量化——我们提出了一种量化感知策略，使每个接入点在进行前传压缩之前重建干净的时域信号。利用OFDM调制结构和符号星座对问题进行建模后，我们开发了一种高效的基于ADMM的算法，能够在遵循ADC量化区间约束的同时估计未量化信号。

数值结果表明，与未考虑量化的基准方法相比，所提出的方法显著降低了重构误差，并且在不同前传分辨率和星座规模下均表现一致。尽管本研究聚焦于逐接入点信号重构，但最终的数据检测是在中央处理单元完成的；基于所提出的前传结构设计先进的检测策略，是未来研究的重要方向。

参考文献

[1] H. Q. Ngo、A. Ashikhmin、H. Yang、E. G. Larsson 和 T. L. Marzetta，“无蜂窝大规模 MIMO 与小蜂窝”，IEEE无线通信汇刊，第16卷，第3期，第1834–1850页，2017年。[2] ¨Ozlem Tugfe Demir、E. Bj¨ornson 和 L. Sanguinetti，“以用户为中心的无蜂窝大规模 MIMO 基础”，《信号处理基础与趋势》，第14卷，第3-4期，第162–472页，2021年。 [在线]。可访问：http://dx.doi.org/10 1561 2000000109 。/ H. Q. Ngo、G.

[3] Interdonato、E. G. Larsson、G. Caire 和 J. G. Andrews，“面向6G的超密集无蜂窝大规模 MIMO：技术概述与待解问题”，《IEEE会刊》，2024年。[4] H. Masoumi 和 M. J. Emadi，“前传容量受限且存在硬件损伤时无蜂窝大规模 MIMO 系统的性能分析”，IEEE无线通信汇刊，第19卷，第2期，第1038–1053页，2020年。[5] X. Hu、C. Zhong、X. Chen、W. Xu、H. Lin 和 Z. Zhang，“采用低分辨率模数转换器的无蜂窝大规模 MIMO 系统”，IEEE通信汇刊，第67卷，第10期，第6844–6857页，2019年。[6] G. Femenias 和 F. Riera-Palou，“前传容量受限的无蜂窝毫米波大规模 MIMO 系统”，《IEEE开放获取期刊》，第7卷，第44 596–44 612页，2019年。[7] ——，“采用低分辨率模数转换器的前传受限无蜂窝大规模 MIMO”，《IEEE开放获取期刊》，第8卷，第116 195–116 215页，2020年。[8] ¨O. T. Demir、A. M. Elbir 和 E. Bj¨ornson，“采用低分辨率模数转换器的无蜂窝大规模 MIMO-OFDM”，载于2025年第23届移动、自组织及无线网络建模与优化国际研讨会（WiOpt），2025年，第1–7页。[9] 5G；0.5至100 GHz频段信道模型研究（第14版）。3GPP TR 38.901，2018年1月。[10] A. A. Saleh 和 R. A. Valenzuela，“室内多径传播的统计模型”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第5卷，第2期，第128–137页，1987年。[11] E. Bj¨ornson 和 ¨O. T. Demir，《多天线通信与可重构表面导论》。Now Publishers, Inc.，2024年。