面向近场无蜂窝超大规模多输入多输出系统的低复杂度分布式合并设计

Zhe Wang，Jiayi Zhang，IEEE高级会员，Bokai Xu，Dusit Niyato，IEEE会士，Bo Ai，IEEE会士，Shiwen Mao，IEEE会士，Zhu Han，IEEE会士

arXiv:2602.03581v1 [eess.SP] 3 Feb 2026

摘要—本文研究了近场无蜂窝超大规模多输入多输出（CF XL-MIMO）系统的低复杂度分布式合并方案设计。首先，我们针对集中式和分布式处理方案，构建了CF XL-MIMO系统的上行频谱效率（SE）性能分析框架。值得注意的是，我们基于任意信道估计器推导了集中式最小均方误差（CMMSE）和局部最小均方误差（LMMSE）合并方案。随后，聚焦于CMMSE和LMMSE合并方案，我们提出了五种基于矩阵近似方法或对称逐次超松弛（SSOR）算法的低复杂度分布式合并方案。具体而言，我们提出了两种基于矩阵近似方法的合并方案：全局统计信息与局部瞬时信息最小均方误差（GSLI-MMSE）方案，以及基于统计矩阵求逆的局部最小均方误差（SI-LMMSE）方案。这两种方案分别通过渐近分析和矩阵期望近似，将CMMSE合并中的全局瞬时信息和LMMSE合并中的局部瞬时信息近似为全局和局部统计信息。此外，通过应用低复杂度SSOR算法迭代求解LMMSE合并中的矩阵求逆问题，我们推导出三种基于分布式SSOR的LMMSE合并方案，这些方案根据所应用的信息和初始值加以区分。

索引词——超大规模多输入多输出、无蜂窝网络、最小均方误差处理、渐近分析、对称逐次超松弛。

I. 引言

随着无线通信的快速发展，无线通信网络已演进至第六代（6G） [1]–[3]。预计6G无线通信网络能够满足日益增长的性能需求和日趋多样化的应用场景 [4]–[6]。自第四代（4G）无线通信网络以来，多输入多输出（MIMO）技术一直被视为提升无线网络频谱效率（SE）性能的重要推动力

Z. Wang、J. Zhang、B. Xu 和 B. Ai 任职于先进轨道交通自主运行全国重点实验室，同时任职于北京交通大学电子与信息工程学院（中国北京 100044）；Z. Wang 还任职于瑞典斯德哥尔摩 11428 的 KTH皇家理工学院通信系统系（电子邮箱：{zhewang 77, jiayizhang, 20251197, boai}@bjtu.edu.cn）；D. Niyato 任职于新加坡 639798 南洋理工大学计算与数据科学学院（电子邮箱：dniyato@ntu.edu.sg）；S. Mao 任职于美国阿拉巴马州奥本 36849-5201 的奥本大学电气与计算机工程系（电子邮箱：smao@ieee.org）；Z. Han 任职于美国得克萨斯州休斯顿 77004 的休斯顿大学电气与计算机工程系（电子邮箱：hanzhu22@gmail.com）。

[7]–[9]。随着无线通信不断演进，MIMO技术涉及的天线数量持续增加，硬件设计也变得更加灵活。许多新兴的MIMO技术范式不断涌现，助力未来无线通信网络发展，例如超大规模多输入多输出（XL-MIMO）[10]–[13], 、无小区大规模MIMO [14]–[17],、可重构智能表面（RIS） [18]–[20],以及可移动天线[21]–[24]。在这些新兴MIMO技术中，XL-MIMO和无小区大规模多输入多输出技术因其各自的主要特点——天线数量极其庞大 [10] 以及突出的分布式网络拓扑 [15]——引发了广泛的研究兴趣。

对于超大规模多输入多输出技术而言，系统采用数量极大的天线，例如数百甚至数千根天线，这些天线通常以密集方式部署，天线间距远小于传统多输入多输出网络中广泛采用的半波长天线间距[10], [25]。随着这些大量天线的引入，超大规模多输入多输出的一个主要特性是近场球面波特性，这不同于传统多输入多输出系统中的远场平面波特性 [26]–[30]。就近场信道模型而言， [29] 中的作者全面介绍了近场非均匀球面波（NUSW）视距信道模型，并从数学上将NUSW模型与传统平面波模型进行了比较。 [31] 中的作者提出了一种波数域傅里叶平面波表示法，用以对近场非视距（NLoS）信道进行建模，该方法已广泛应用于超大规模MIMO系统的分析 [32], [33]。在基于球面波的信道模型基础上， [34] 中的作者探究了离散孔径与连续孔径XL-MIMO系统的自由度（DoF）性能，并发现超大规模MIMO系统的自由度（DoF）性能由阵列孔径而非天线数量决定。为解决超大规模多输入多输出所面临的高硬件成本和高功耗等实际问题，作者在 [35],中首次提出了称为阵列配置码本（ACC）的创新概念，为以经济高效的方式实现灵活的超大规模多输入多输出提供了一个新的、具有前景的框架。在 [32], 中，作者对多用户XL-MIMO系统进行了性能分析。然而，现有关于超大规模多输入多输出的研究大多聚焦于单基站（BS）场景，因此有必要考虑实际的多基站系统。

一种有前景的多基站多输入多输出拓扑是无蜂窝大规模MIMO网络 [15]–[17]。在无蜂窝大规模多输入多输出网络中，一个

大量基站（也称为接入点（AP））部署在广阔区域内，每个接入点的天线数量相对较少，例如2或 4 [15]。所有接入点都具备信号处理能力，并连接到一个或多个中央处理单元（CPU）；在CPU的协助下，所有接入点可以相互协作，为用户设备提供均匀服务。依托这一突出的范式拓扑，从完全集中式到完全分布式的多种上行链路处理方案均可应用[15]。值得注意的是，如 [15],中所研究的，集中式处理以及大尺度衰落解码（LSFD）辅助的分布式处理方案，连同各自基于最小均方误差（MMSE）的合并方案，最为先进，能够实现优异的频谱效率性能。此外， [17] 中的作者首次将新颖的信道地图技术应用于无小区大规模多输入多输出多址方案，其中利用先验信道知识有效提升传输性能，并有望降低传输复杂度和开销。受无蜂窝大规模多输入多输出网络的启发，多基站超大规模多输入多输出系统也可以采用类似无蜂窝大规模多输入多输出网络的处理思路，以分布式无蜂窝方式实现。该范式被称为“无蜂窝超大规模多输入多输出”。无蜂窝超大规模多输入多输出的基本思想是在数量适中的基站处以超大天线孔径实现无蜂窝协作。需要注意的是，与传统无小区大规模多输入多输出相比，无蜂窝超大规模多输入多输出中每个站点的天线数量要大得多，而站点数量则少得多。“无蜂窝”主要强调不同站点之间的协作范式，而不是像传统无小区大规模多输入多输出那样部署大量站点。与广泛研究的单站点超大规模多输入多输出网络相比，在无蜂窝超大规模多输入多输出网络中将天线阵列分布到相互协调的各个站点，可以提供更均匀的近场能力并增强宏分集。与无蜂窝大规模MIMO网络相比，无蜂窝超大规模多输入多输出网络依靠每个站点的超大阵列，展现出更强的每站点本地信号处理和计算能力。这减轻了集中式处理负担，并有助于在体育场和校园等热点场景中实际实现无蜂窝网络。

近期已有一些研究探讨了这种无蜂窝超大规模多输入多输出范式[36]–[38]。文献 [36] 研究了采用分布式处理方案的无蜂窝超大规模多输入多输出网络的上行链路频谱效率性能。文献 [37] 和 [38] 聚焦于多智能体强化学习（MARL）赋能的无蜂窝超大规模多输入多输出网络。具体而言，文献[37] 从天线选择和功率控制的角度研究了多智能体强化学习辅助的无蜂窝超大规模多输入多输出网络。文献 [38] 研究了一种适用于无蜂窝超大规模多输入多输出网络的双层多智能体强化学习功率控制方案，该方案能够有效抑制干扰。然而，针对无蜂窝超大规模多输入多输出网络的上行链路合并方案设计仍存在研究空白。合并设计对于高效解码信号并实现优异的频谱效率性能具有重要意义。已有许多研究探讨了无蜂窝大规模多输入多输出网络的合并方案设计 [15],[16]。然而，若要将广泛应用的合并方案直接用于无蜂窝大规模多输入多输出网络，仍面临以下主要挑战。首先，无蜂窝大规模多输入多输出网络中现有的集中式和分布式竞争性合并方案，例如 [15,式（13）] 中的集中式最小均方误差（CMMSE）以及 [15, 式（16）], 中的局部最小均方误差（LMMSE）合并，都要求预先采用MMSE信道估计器。然而，在超大规模MIMO系统中应用MMSE信道估计器会带来很高的计算复杂度，从而限制超大规模多输入多输出网络的实际部署。因此，亟需研究基于广义信道估计器的MMSE合并方案，而不是将信道估计器限定为MMSE信道估计器。其次，MMSE合并方案的计算涉及计算量很大的瞬时信息矩阵求逆；当天线数量较大时，其计算复杂度会显著增高。因此，有必要借助一些潜在的低复杂度方法，推导出若干低复杂度MMSE合并方案。

受上述陈述的启发，本文研究近场无蜂窝超大规模多输入多输出系统的低复杂度合并方案设计。我们的主要贡献如下。

- 我们为集中式和分布式处理辅助的无蜂窝超大规模多输入多输出系统提供了频谱效率性能分析框架。值得注意的是，该框架考虑了近场信道模型和互耦效应。更重要的是，我们针对任意信道估计器推导了 CMMSE 和线性最小均方误差合并方案。
- 借助矩阵近似，我们提出了两种低复杂度分布式最小均方误差合并方案。第一种称为全局统计与局部瞬时信息最小均方误差（GSLI-MMSE），其中采用矩阵近似来近似全局瞬时信息。第二种称为基于统计矩阵求逆的局部最小均方误差（SI-LMMSE），其中将矩阵求逆中的局部瞬时信息近似为局部统计信息，因此该合并方案中的矩阵求逆基于统计信息。
- 通过采用低复杂度对称逐次超松弛（SSOR）算法，迭代求解LMMSE合并中计算量巨大的矩阵求逆问题，我们提出了三种基于SSOR算法的LMMSE合并方案。前两种方案分别为瞬时SSOR算法辅助LMMSE（Ins-SSOR-LMMSE）和统计矩阵求逆SSOR算法辅助LMMSE（Sta-SSOR-LMMSE），它们分别通过将SSOR算法直接应用于LMMSE和SI-MMSE合并方案，并采用零初始值推导得出。第三种方案称为采用基于统计的初始值辅助LMMSE的瞬时SSOR算法（Ins-SI-SSOR-LMMSE），其中引入基于统计的初始值，以提升可实现性能并加快SSOR算法的收敛速度。

本文其余部分安排如下。第二节介绍所考虑的 CF XL- MIMO 网络的系统模型，包括近场

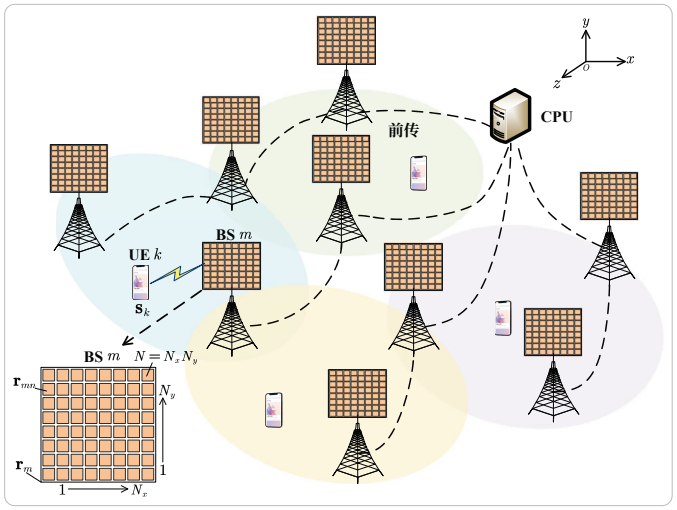


图 1. 所研究的无蜂窝超大规模多输入多输出网络示意图。

信道模型基础和互耦效应。第三节介绍上行传输基础，研究集中式和分布式处理方案，并推导相应的可达频谱效率表达式。第四节提出两种由矩阵近似辅助的低复杂度分布式最小均方误差合并方案：GSLI-MMSE 和 SI-LMMSE。第五节介绍三种基于 SSOR 算法的线性最小均方误差合并方案：Ins-SSOR-LMMSE、Sta-SSOR-LMMSE 和 Ins-SI-SSOR-LMMSE。第七节给出所有所考虑的低复杂度分布式合并方案的数值结果。最后，第八节总结主要结论。

符号说明：用粗体小写字母 $\mathbf{x}$ 和粗体大写字母 $\mathbf{X}$ 分别表示列向量和矩阵。$\mathrm{diag}(\mathbf{X}_1, \cdots, \mathbf{X}_n)$ 表示分块对角矩阵，其中方阵 $\mathbf{X}_1, \cdots, \mathbf{X}_n$ 位于对角线上。我们将 $\mathbb{E}\{\cdot\}$ 和 $\mathrm{tr}\{\cdot\}$ 定义为期望算子和迹算子。令 $(\cdot)^H$、$(\cdot)^T$ 和 $(\cdot)^*$ 分别表示共轭转置、转置和共轭。$\mathbf{I}_{n\times n}$ 表示 $n\times n$ 单位矩阵。我们将 $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$ 定义为相关矩阵为 $\mathbf{R}$ 的圆对称复高斯分布向量。

II. 系统模型

本文研究一种无蜂窝超大规模多输入多输出网络，其中 M 个基站通过前传链路连接，为位于宽阔的 $L \times L\mathrm{m}^2$ 正方形覆盖区域内的 K 个单天线用户设备提供服务，如图 1 所示。每个基站均配备超大规模均匀平面阵列，其水平方向和垂直方向的天线数量分别为 N_x 和 N_y。因此，每个超大规模均匀平面阵列共有 $N = N_x \times N_y$ 根天线。我们将覆盖区域的中心设为原点，并假设所有均匀平面阵列均平行于 $x-y$ 平面。接着，设第 m 个基站左下角的位置坐标为 $\mathbf{r}_m = [x_m, y_m, z_m]^T \in \mathbb{R}^3$，其中 $y_m = L_{BS}$ 为每个基站的高度。采用与 [34]，中类似的表示方法，我们可以推导出第 n 根天线的位置

对于第 m 个基站，天线索引从左下角开始逐行计数，其位置为 $\mathbf{r}_{mn} = [r_{mn,x}, r_{mn,y}, r_{mn,z}]^T = [x_m + \mathrm{mod}(n-1, N_x)\Delta_x, L_{BS} + \lfloor (n-1)/N_x \rfloor \Delta_y, z_m]^T \in \mathbb{R}^3$. Δ_x 和 Δ_y 分别表示水平方向和垂直方向的天线间距。此外，我们将第 k 个用户设备的位置定义为 $\mathbf{s}_k = [s_{k,x}, s_{k,y}, s_{k,z}]^T \in \mathbb{R}^3$，其中 $s_{k,y} = L_{UE}$ 为每个用户设备的高度。

A. 近场信道模型

考虑同时包含视距和非视距分量的近场信道模型。我们将第 m 个基站与第 k 个用户设备之间的上行信道向量定义为 $\mathbf{h}_{mk} = \mathbf{h}_{mk} + \check{\mathbf{h}}_{mk} \in \mathbb{C}^N$，其中 $\mathbf{h}_{mk}$ 和 $\check{\mathbf{h}}_{mk}$ 分别为视距和非视距分量。对于视距分量 $\mathbf{h}_{mk}$，我们采用 [29, 第二节] 中介绍的非均匀球面波 (NUSW) 传播模型。具体而言，有

$$\mathbf{h}_{mk} = \sqrt{\beta_{mk}^{\mathrm{LoS}}} \left[\frac{d_{mk}}{d_{m1k}} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(d_{m1k} - d_{mk})} \quad \cdots \quad \frac{d_{mk}}{d_{mNk}} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(d_{mNk} - d_{mk})} \right]^T,$$

其中，$d_{mnk} = |\mathbf{r}_{mn} - \mathbf{s}_k|$ 表示第 n 个基站 (BS) m 的第 k 根天线与第 $d_{mk} = |$ 个用户设备 (UE) $_m - $ 之间的距离，$_k|\ \mathbf{r}$ λ s $\beta_{mk}^{\mathrm{LoS}}$ 表示参考距离，m 表示波长，k 表示基站与用户设备之间视距分量的大尺度衰落系数，该系数综合反映了距离相关路径损耗、收发器硬件和天线增益等多种影响。

对于非视距分量 $\check{\mathbf{h}}_{mk}$，采用傅里叶平面波表示方法 [31]–[33] 对其建模。注意，$\mathbf{h}$ n 的第 mk 个元素可根据四维 (4D) 傅里叶平面波表示 [31] 建模为

$$[\check{\mathbf{h}}_{mk}]_n = \frac{1}{4\pi^2} \iiiint_{\mathcal{D}\times\mathcal{D}} a_r(k_x, k_y, \mathbf{r}_{mn})\, H_a(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y) \times a_s(\kappa_x, \kappa_y, \mathbf{s}_k) dk_x dk_y d\kappa_x d\kappa_y, \tag{1}$$

其中，$a_r(k_x, k_y, \mathbf{r}_{mn}) = e^{j[k_x r_{mn,x} + k_y r_{mn,y} + \gamma(k_x,k_y) r_{mn,z}]}$ 表示接收响应，$a_s(\kappa_x, \kappa_y, \mathbf{s}_k) = e^{-j[\kappa_x s_{k,x} + \kappa_y s_{k,y} + \gamma(\kappa_x,\kappa_y) s_{k,z}]}$ 表示发射响应，$\boldsymbol{k} = [k_x, k_y, k_z]^T$ 表示接收波矢，$\boldsymbol{\kappa} = [\kappa_x, \kappa_y, \kappa_z]^T$ 表示发射波矢，$\gamma(\kappa_x, \kappa_y) = (\kappa^2 - \kappa_x^2 - \kappa_y^2)^{1/2}$，而 $\mathcal{D} = \{(k_x, k_y) \in \mathbb{R}^2 | k_x^2 + k_y^2 \le \kappa^2\}$ 表示积分区域，其中 $\kappa = 2\pi/\lambda$ 为波数。此外，角度响应 $H_a(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y)$ 建模为

$$H_a(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y) = \frac{A(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y)\, W(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y)}{\gamma^{1/2}(k_x, k_y)\, \gamma^{1/2}(\kappa_x, \kappa_y)},$$

其中，$A(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y)$ 表示谱因子，在各向同性散射环境中设为 $A(k_x, k_y, k_z) = \frac{2\pi}{\sqrt{\kappa}}$，而 $W(k_x, k_y, \kappa_x, \kappa_y) \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ 则包含随机特性。此外，根据傅里叶平面波展开理论 [31]–[33]，可将式 (1) 近似展开为

$$\check{\mathbf{h}}_{mk} \approx \sqrt{N} \sum_{(\ell_x, \ell_y) \in \mathcal{E}_r} H_{a,mk}(\ell_x, \ell_y)\, \mathbf{a}_{mk}(\ell_x, \ell_y), \tag{2}$$

其中，$\mathbf{a}$ 的第 n mk $[\ mk\ \ell_x\ \ell_y\ ]_n$ = 个元素为 $\frac{1}{\sqrt{N}} a_r \frac{2\pi\ell_x}{L_{r\,x}} \frac{2\pi\ell_y}{L_{r\,y}}$ $_{mn}\ e^{-j\kappa s_{k\,z}}$ $L_{r\,x} = N_x\Delta_x$ (,) (,,r),，其中，且

$L_{r,y} = N_y\Delta_y$ 和 $\mathcal{E}_r = \{(\ell_x,\ell_y) \in \mathbb{Z}^2 : (\ell_x\lambda/L_{r,x})^2 + (\ell_y\lambda/L_{r,y})^2 \le 1\}$ 是接收端处的格点椭圆。此外，我们有 $H_{a,mk}(\ell_x,\ell_y) \sim \mathcal{CN}(0,\beta_{mk}^{\mathrm{NLoS}}\bar{\sigma}_{mk}^2(\ell_x,\ell_y))$，其中 $\beta_{mk}^{\mathrm{NLoS}}$表示基站 m 与用户设备 k 之间非视距分量的大尺度衰落系数，$\bar{\sigma}_{mk}^2(\ell_x,\ell_y)$ 是采样点 (ℓ_x,ℓ_y) 处的归一化方差，其中$\bar{\sigma}_{mk}^2(\ell_x,\ell_y) = \sigma_{mk}^2(\ell_x,\ell_y)/\sum_{(\ell_x,\ell_y)\in\mathcal{E}_r}\sigma_{mk}^2(\ell_x,\ell_y)$，其中 $\sigma_{mk}^2(\ell_x,\ell_y)$ 是 (ℓ_x,ℓ_y) 处的方差，可按 [31, 附录]中的方法计算。根据式 (2) 的结构，我们可以进一步构造 $\mathbf{h}_{mk}$，其形式为

$$\begin{aligned}\check{\mathbf{h}}_{mk} &= \sqrt{N}\sum_{(\ell_x,\ell_y)\in\mathcal{E}_r} H_{a,mk}(\ell_x,\ell_y)\mathbf{a}_{mk}(\ell_x,\ell_y) \\ &= \mathbf{U}_{mk}\boldsymbol{\Sigma}_{mk}^{1/2}\check{\mathbf{h}}_{mk,\mathrm{iid}},\end{aligned} \tag{3}$$

其中，$\mathbf{U}_{mk} \in \mathbb{C}^{N\times n_r}$ 是一个确定性的半酉矩阵，用于收集 n_r向量 $\{\mathbf{a}_{mk}(\ell_x,\ell_y)\in\mathbb{C}^N\}_{(\ell_x,\ell_y)\in\mathcal{E}_r}$，满足 $\mathbf{U}_{mk}\mathbf{U}_{mk}^H = \mathbf{I}_{n_r}$；$n_r = |\mathcal{E}_r|$，$\boldsymbol{\Sigma}_{mk} \in \mathbb{C}^{n_r\times n_r}$ 是一个对角矩阵，其对角元素为$\{N\beta_{mk}^{\mathrm{NLoS}}\bar{\sigma}_{mk}^2(\ell_x,\ell_y)\}_{(\ell_x,\ell_y)\in\mathcal{E}_r}$，且 $\check{\mathbf{h}}_{mk,\mathrm{iid}} \sim \mathcal{CN}(0,\mathbf{I}_{n_r})$。此外，我们可以计算 $\check{\mathbf{h}}_{mk}$的空间相关矩阵为 $\mathbf{R}_{mk} = \mathbb{E}\{\check{\mathbf{h}}_{mk}\check{\mathbf{h}}_{mk}^H\} = \mathbf{U}_{mk}\boldsymbol{\Sigma}_{mk}\mathbf{U}_{mk}^H \in \mathbb{C}^{N\times N}$，其满足 $\beta_{mk}^{\mathrm{NLoS}} = \mathrm{tr}(\mathbf{R}_{mk})/N$。总之，我们可以轻松推导出 $\mathbf{h}_{mk}$，它由视距和非视距分量共同构成。

注释1。随着传输距离增加，上述介绍的近场球面波信道可以退化为远场平面波信道。值得注意的是，正如注12中将要讨论的那样，本文研究的合并方案展现出对多种信道模型的良好适用性，而不仅仅适用于近场特定信道模型。因此，近场信道模型方法是一种具有代表性的选择，而非我们所提出合并方案的必要条件。

注释2. 用于区分近场和远场的距离边界有很多，其中研究较为充分的一种是瑞利距离。对于单个天线阵列，该距离可计算为 $2D^2/\lambda$，其中 D 为阵列孔径。请注意，该瑞利距离是根据天线阵列上的最大相位误差 *[39]*计算得出的。然而，这种基于单个阵列确定的距离边界可能并不直接适用于无蜂窝超大规模多输入多输出网络，因为该网络采用协作处理方式，包含多个天线阵列。因此，仅根据某个天线阵列来推断网络级近场边界并不严谨。事实上，无蜂窝超大规模多输入多输出网络的网络级近场区域边界仍是一个具有挑战性的开放研究方向。基于整个网络中协作基站的天线阵列增益或自由度 *[39]* 提出的某些判据，可能是潜在的解决方案。

B. 互耦效应

在超大规模多输入多输出系统中，天线数量极其庞大。为了部署如此众多的天线，天线间距通常远小于大规模MIMO系统中传统的半波长天线间距 [10]。当天线间距较小时，互耦效应会非常严重。本部分介绍互耦效应的建模方法。

我们将每个基站处的互耦矩阵定义为 $\mathbf{Z}_{BS} \in \mathbb{C}^{N\times N}$，记作 [40],[41]

$$\mathbf{Z}_{BS} = (Z_A + Z_L)(\mathbf{Z}_{BS,C} + Z_L\mathbf{I}_N)^{-1}, \tag{4}$$

其中，Z_A、Z_L和 $\mathbf{Z}_{BS}$分别表示基站侧的天线阻抗、负载阻抗和互阻抗矩阵。我们还可以将 Z_A 表示为 $Z_A = R_{Z_A} + jX_{Z_A}$，其中 R_{Z_A} 和 X_{Z_A} 分别为电阻和电抗。此外，根据 [41]，我们有 $R_{Z_A} = \frac{\eta}{2\pi}\sin^2(\frac{\kappa\Delta_l}{2})\{\gamma_0 + \ln(\kappa\Delta_l) - C_i(\kappa\Delta_l) + \sin(\kappa\Delta_l)[S_i(2\kappa\Delta_l) - 2S_i(\kappa\Delta_l)] + \cos(\kappa\Delta_l)[\gamma_0 + \ln(\frac{\kappa\Delta_l}{2}) + C_i(2\kappa\Delta_l) - 2C_i(\kappa\Delta_l)]\}$ 以及 $X_{Z_A} = \frac{\eta}{4\pi}\sin^2(\frac{\kappa\Delta_l}{2})\{2S_i(\kappa\Delta_l) + \cos(\kappa\Delta_l)[2S_i(\kappa\Delta_l) - S_i(2\kappa\Delta_l)] - \sin(\kappa\Delta_l)[2C_i(\kappa\Delta_l) - C_i(2\kappa\Delta_l) - C_i(\frac{2\kappa r^2}{\Delta_l})]\}$，其中，$\Delta_l$ 为每个天线单元的偶极子长度，r 表示导线半径，η 表示本征阻抗，γ_0 为欧拉常数。此外，$S_i(\cdot)$和 $C_i(\cdot)$分别表示正弦积分函数和余弦积分函数。$\mathbf{Z}_{BS}$的建模见附录 B。

III. 上行传输

依托图 1 所示的分布式部署，每个基站都具备接收和处理信号的能力。在所研究的集中式协作超大规模多输入多输出系统中，主要可采用两种上行链路处理方案：集中式处理和分布式处理。这两种方案均源自颇具前景的无小区大规模多输入多输出技术 [15], [16]。为保持本文的整体结构，我们先介绍信道估计阶段，然后简要介绍这两种处理方案。

A. 导频传输与信道估计

在导频传输阶段，τ_p 个相互正交的导频信号 $\boldsymbol{\phi}_1$、...、$\boldsymbol{\phi}_{\tau_p}$ 被采用[1],其中 $\|\boldsymbol{\phi}_t\|^2 = \tau_p$。所有用户设备均向所有基站发送各自的导频信号，基站 m 接收到的导频信号可表示为

$$\mathbf{Y}_m^p = \sum_{k=1}^{K}\sqrt{p_k}\mathbf{Z}_{BS}\mathbf{h}_{mk}\boldsymbol{\phi}_{t_k}^T + \mathbf{N}_m^p \in \mathbb{C}^{N\times\tau_p}, \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{\phi}_{t_k}$ 表示用户设备 k 发送的导频信号，$t_k \in \{1,\ldots,\tau_p\}$；$p_k$是用户设备 k的发射功率，而 $\mathbf{N}_m^p \in \mathbb{C}^{N\times\tau_p}$ 是基站 m 接收到的噪声，其元素相互独立$\mathcal{N}_{\mathbb{C}}\left(0,\sigma^2\right)$，其中 σ^2 为上行噪声功率。引入互耦效应后，我们将基站 m 与用户设备 k 之间的有效信道定义为

$$\mathbf{g}_{mk} \triangleq \mathbf{Z}_{BS}\mathbf{h}_{mk} = \mathbf{Z}_{BS}\bar{\mathbf{h}}_{mk} + \mathbf{Z}_{BS}\check{\mathbf{h}}_{mk} \triangleq \bar{\mathbf{g}}_{mk} + \check{\mathbf{g}}_{mk} \in \mathbb{C}^N \tag{6}$$

其中 $\check{\mathbf{R}}_{mk}$，$\mathbb{E}\{\check{\mathbf{g}}_{mk}\check{\mathbf{g}}_{mk}^H\} = \mathbf{Z}_{BS}\mathbf{R}_{mk}\mathbf{Z}_{BS}^H$ 是基站 m 与用户设备 k 之间有效非视距分量 $\check{\mathbf{g}}_{mk}$ 的有效空间相关矩阵。

[1]这种正交导频设置在用户密度较高的场景中面临挑战，这些场景展现了在严重导频污染下应用非正交导频 [42] 和鲁棒信号处理方案的情况。

借助 [15,第 II-A 节], 中的理论，我们可以轻松推导出 g $_{mk}$ 的MMSE估计为

$$\hat{\mathbf{g}}_{mk}^{\mathrm{MMSE}} = \bar{\mathbf{g}}_{mk} + \sqrt{p_k}\check{\mathbf{R}}_{mk}\boldsymbol{\Psi}_{mk}^{-1}(\mathbf{y}_{mk}^{p} - \bar{\mathbf{y}}_{mk}^{p}), \quad (7)$$

其中， $\boldsymbol{\Psi}_{mk}$ $\mathbb{E}\{$ $^{p}_{mk}$ − $^{-p}_{mk}$ $^{p}_{mk}$ − $^{-p}_{mk}$ $^{H}\}/\tau_p$ =、 $\sum_{l\in\mathcal{P}_k} p_l\tau_p$ $_{ml}$ + σ^2 $_{N}$ $^{p}_{mk}$ = (y y) (y y) ˇR I、y Y $^{p}_{m}\phi^{*}_{t_k}$ = $\sum_{l\in\mathcal{P}_k}\sqrt{p_l}\tau_p$ $_{ml}$ + $^{p}_{mk}$ $^{-p}_{mk}$ = $\sum_{l\in\mathcal{P}_k}\sqrt{p_l}\tau_p$ $^{-}_{ml}$ g n、y g, 以及 n^{p}_{mk} =$\mathrm{N}^{p}_{m}\phi^{*}_{k}$ $\sim$ $\mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0,\tau_p\sigma^2\mathrm{I}_N)$, 其中 $\mathcal{P}_k$为与用户设备 k 使用相同导频的用户设备子集，且包含用户设备 k 本身。注意，计算 MMSE 估计需要进行$N\times N$ 矩阵求逆，当 N 较大时，计算开销很大。受 MMSE 估计结构的启发，通过将 ˆg$^{\mathrm{MMSE}}_{mk}$中的 ˇR$_{mk}\boldsymbol{\Psi}^{-1}_{mk}$ 替换为任意基于信道统计信息的矩阵 A$_{mk}$，我们推导出一种广义估计器，如下所示:

$$\hat{\mathbf{g}}_{mk} = \bar{\mathbf{g}}_{mk} + \mathbf{A}_{mk}(\mathbf{y}_{mk}^{p} - \bar{\mathbf{y}}_{mk}^{p}). \quad (8)$$

接下来，我们将信道估计误差定义为 ˜g$_{mk}$ ，g$_{mk}$ −ˆg$_{mk}$。请注意，对于最小均方误差估计器，信道估计值 ˆg$_{mk}$ 与估计误差 ˜g$_{mk}$ 相互独立 [15]。然而，对于任意矩阵 A$_{mk}$，信道估计值和估计误差可能并不独立，而是存在相关性。具体而言，根据式 (8)，我们可以推导出 ˆg$_{mk}$ 和 ˜g$_{mk}$的协方差矩阵，以及 ˆg$_{mk}$与 ˜g$_{mk}$ 之间的相关矩阵，分别为 ¯R$_{mk}$, $\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{g}}_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{mk}^{H}\}$ = ¯g $_{ml}$ ¯g$^{H}_{ml}$ +ˆR$_{ml}$，其中 ˆR $_{ml}$ = $\mathbb{E}\{$ $_{mk}$ $^{p}_{mk}$ − $^{-p}_{mk}$ $^{p}_{mk}$ − $^{-p}_{mk}$ ^{H} $^{H}_{mk}\}$ =A (y τ_p $_{mk}\boldsymbol{\Psi}_{mk}$ $^{H}_{mk}$ $_{mk}$ $\mathbb{E}\{\tilde{}_{mk}\tilde{}^{H}_{mk}\}$ = y)(y y) A A A , C , g g ˇR $\sqrt{p_k}\tau_p$ $_{mk}$ $^{H}_{mk}$ − $_{mk}\sqrt{p_k}\tau_p$ $_{mk}$ +τ_p $_{mk}\boldsymbol{\Psi}_{mk}$ ^{mk} $^{-}_{H}$ˇR A A ˇR A A , and B$_{mk}$, $\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{g}}_{mk}\tilde{\mathbf{g}}^{H}_{mk}\} = \sqrt{p_k}\tau_p\mathbf{A}_{mk}\check{\mathbf{R}}_{mk} - \tau_p$A $_{mk}\boldsymbol{\Psi}_{mk}A^{H}_{mk}$。这些矩阵也将在后续的合并设计中使用。请注意，式 (7) 中的 MMSE 信道估计器是式 (8) 中广义信道估计器的一个特例。令 A$_{mk}$ = $\sqrt{p_k}$ ˇR$_{mk}\boldsymbol{\Psi}^{-1}_{mk}$，式 (8) 中的广义信道估计器便可简化为式 (7) 中的 MMSE 信道估计器。如果系统无法充分获取准确的信道协方差矩阵信息，或者信道协方差矩阵存在严重的估计误差，则无法基于准确的信道矩阵实现 MMSE 信道估计器。另一种可选的信道估计器是逐元素MMSE（EW-MMSE）信道估计器 A$_{mk}$ = $\sqrt{p_k}$D$_{mk}\boldsymbol{\Gamma}^{-1}_{mk}$，它仅使用信道矩阵的对角分量，其中 D$_{mk}$ =diag([ˇR$_{mk}$]$_{nn}$: $n = 1,\ldots,N$) 且 $\boldsymbol{\Gamma}_{mk}$ =diag([$\boldsymbol{\Psi}_{mk}$]$_{nn}$: $n = 1,\ldots,N$)。

B. 数据传输

在上行数据传输阶段，每个相干块内所有用户设备同时发送 $\tau_c - \tau_p$ 数据符号，基站 m 处接收的数据信号可表示为

$$\mathbf{y}_m^d = \sum_{k=1}^{K}\mathbf{Z}_{BS}\mathbf{h}_{mk}x_k + \mathbf{n}_m = \sum_{k=1}^{K}\mathbf{g}_{mk}x_k + \mathbf{n}_m, \quad (9)$$

其中， $x_k \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0,p_k)$ 表示 UEk 发送的数据符号，n$_m$ $\sim$ $\mathcal{N}_{\mathbb{C}}$($0,\sigma^2\mathrm{I}_N$) 表示 APm处的接收噪声。请注意，在接收到式 (9) 所示的数据信号后，每个基站可以仅充当中继，也可以执行分布式数据检测，这分别对应于下文的集中式或分布式处理方案。

1）集中式处理：在集中式处理过程中，所有基站接收到的导频和数据信号都会传输至 CPU，信道估计和数据检测的所有任务均由 CPU 执行。依据 [15], 中的理论，我们可以推导出集体有效信道 g$_k$ = $[\mathbf{g}_{1k}^T,\ldots,\mathbf{g}_{Mk}^T]^T$ = ¯g$_k$ + ˇg$_k$ $\in\mathbb{C}^{MN}$的估计值，其中 ˇR$_k$, $\mathbb{E}\{$ˇg$_k$ˇg$^{H}_{k}\}$ = diag(ˇR$_{1k}$, . . . , ˇR$_{Mk}$) $\in\mathbb{C}^{MN\times MN}$为

$$\hat{\mathbf{g}}_k = \bar{\mathbf{g}}_k + \mathbf{A}_k(\mathbf{y}_k^{p} - \bar{\mathbf{y}}_k^{p}), \quad (10)$$

其中 A$_k$, diag(A$_{1k}$, . . . , A$_{Mk}$) $\in$ $\mathbb{C}^{MN\times MN}$, y$^{p}_{k}$, [$^{p}_{1k}$ ^{T} · · · $^{p}_{Mk}$ $^{T}]^T$ $\in$ $\mathbb{C}^{MN}$ $^{-p}_{k}$ [$^{-p}_{1k}$ ^{T} · · · $^{-p}_{Mk}$ ^{T}] $\in$y , , ,y , , y , y , , , y ,$\mathbb{C}^{MN}$, $\boldsymbol{\Psi}_k$, diag($\boldsymbol{\Psi}_{1k}$, . . . , $\boldsymbol{\Psi}_{Mk}$) $\in$ $\mathbb{C}^{MN\times MN}$。此外，我们有 ˆR $_{k}$ $\mathbb{E}\{$ $_{k}$ $^{p}_{k}$ − $^{-p}_{k}$ $^{p}_{k}$ − $^{-p}_{k}$ ^{H} $^{H}_{k}\}$ =, τ_p $_{k}\boldsymbol{\Psi}_{k}$ $^{H}_{k}$ = $_{1k}$ · · · $_{Mk}$ $\in$ $\mathbb{C}^{MN\times MN}$ A (y y)(y y) A A A diag(ˆR , , ˆR) , B$_k$, $\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{g}}_k\tilde{\mathbf{g}}_k^H\}$ = $\sqrt{p_k}\tau_p$ A$_k$ˇR$_k$ − τ_pA$_k\boldsymbol{\Psi}_k$A^H_k =diag(B$_{1k}$, . . . , B$_{Mk}$) $\in\mathbb{C}^{MN\times MN}$, 以及 C$_k$, $\mathbb{E}\{\tilde{\mathbf{g}}_k\tilde{\mathbf{g}}_k^H\}$ =ˇR$_k$ − $\sqrt{p_k}\tau_p$ ˇR$_k$A^H_k −A$_k\sqrt{p_k}\tau_p$ ˇR$_k$ + τ_pA$_k\boldsymbol{\Psi}_k$ A^H_m =diag(C$_{1k}$, . . . , C$_{Mk}$) $\in\mathbb{C}^{MN\times MN}$, 分别对应，其中 ˜g$_k$, g$_k$ −ˆg$_k$ 是 g$_k$的估计误差。

此外，集体接收数据信号可表示为 y^d = $\sum_{k=1}^{K}$g$_k$x$_k$ + n，其中 n $\sim\mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0,\sigma^2\mathrm{I}_{MN})$。CPU 可选择任意接收合并方案 v$_k$ $\in\mathbb{C}^{MN}$ 来解码用户设备 k 的数据符号，表示为

$$\hat{x}_k = \mathbf{v}_k^H\mathbf{y}^d = \mathbf{v}_k^H\mathbf{g}_k x_k + \sum_{l\neq k}^{K}\mathbf{v}_k^H\mathbf{g}_l x_l + \mathbf{v}_k^H\mathbf{n}. \quad (11)$$

一种经过深入研究的合并方案是 MMSE 合并，它可以使条件均方误差 MSE$_k$ = $\mathbb{E}\{|x_k - \hat{x}_k|^2|\hat{\mathbf{g}}_k\}$最小化。然而，大多数现有的 MMSE 合并公式，例如 [15, 式（13）] 和 [16, 式（12）],, 都是基于 MMSE 信道估计器的，这与本文采用广义估计器的场景不匹配。因此，有必要推导出基于广义估计器的 MMSE 合并方案，如以下推论所示。

推论 1. 在式（10）所示的广义估计器下，使 MSE$_k$ = $\mathbb{E}\{|x_k - \hat{x}_k|^2|\hat{\mathbf{g}}_k\}$ 最小化的集中式最小均方误差（CMMSE）合并方案可表示为

$$\mathbf{v}_k = p_k\left[\sum_{l=1}^{K}p_l\left(\hat{\mathbf{g}}_l\hat{\mathbf{g}}_l^H + \mathbf{B}_l + \mathbf{B}_l^H + \mathbf{C}_l\right) + \sigma^2\mathbf{I}_{MN}\right]^{-1}\hat{\mathbf{g}}_k. \quad (12)$$

证明：条件均方误差可展开为 MSE$_k$ = $\mathbb{E}\{|x_k - \hat{x}_k|^2|\hat{\mathbf{g}}$ $_k\}$ = $\mathbb{E}\{x_k x_k^H|\hat{\mathbf{g}}_k\}$ −$\mathbb{E}\{x_k\hat{x}_k^H|\hat{\mathbf{g}}_k\}$−$\mathbb{E}\{\hat{x}_k x_k^H|\hat{\mathbf{g}}_k\}$+$\mathbb{E}\{\hat{x}$ p_k $^{H}_{k}$ $_{k}$ + ^{H}[$\sum_{l=1}^{K}$ p_l $_{l}$ $^{H}_{l}$ + p_l $_{l}$ + p_l $^{H}_{l}$ + p_l $_{l}$ + $\hat{x}_k x_k^H|\hat{\mathbf{g}}_k\} = p_k - p_k\hat{}$ $\mathbf{g}_k^H$v v ˆg v (ˆg ˆg B B C) $\sigma^2\mathrm{I}_{MN}$]v$_k$, 其中 $\mathbb{E}\{\hat{x}_k\hat{x}_k^H|\hat{\mathbf{g}}_k\}$ =v^H_k($\mathbb{E}\{\sum_{l=1}^{K}p_l(\hat{\mathbf{g}}_l + \tilde{\mathbf{g}}_l)(\hat{\mathbf{g}}_l + \tilde{\mathbf{g}}_l)^H|\hat{\mathbf{g}}_k\}$ + $\sigma^2\mathrm{I}_{MN}$)v$_k$, 且 $\mathbb{E}\{\sum_{l=1}^{K}p_l$ $_{l}$ + ˜$_{l}$ $_{l}$ + ˜$^{H}_{l}|$ $_{k}\}$ =(ˆg g)(ˆg g) ˆg ˆg ˆ $\mathbb{E}\{\sum_{l=1}^{K}p_l$ $_{l}$ $^{H}_{l}|$ $_{k}\}$ + $\mathbb{E}\{\sum_{l=1}^{K}p_l$ $_{l}$ ˜$^{H}_{l}|$ $_{k}\}$ + g ˆg ˆg g ˆg$\mathbb{E}\{\sum_{l=1}^{K}p_l$ ˜$_{l}$ $^{H}_{l}|$ $_{k}\}$ + $\mathbb{E}\{\sum_{l=1}^{K}p_l$ ˜$_{l}$ ˜$^{H}_{l}|$ $_{k}\}$ = ˆg ˆg ˆg g g ˆg$\sum_{l=1}^{K}$ p_l $_{l}$ $^{H}_{l}$ + p_l $_{l}$ + p_l $^{H}_{l}$ + p_l $_{l}$ (ˆg ˆg B B C), 这是基于上述推导结果得到的。接着，令 $\frac{\partial \text{均方误差}_k}{\partial\ ^{k}}$ = 0$_v$，即可轻松

推导出使 MSE_k 最小的 MMSE合并，如式 (12) 所示。■

此外，我们还可以评估集中式处理方案的可达频谱效率（SE）性能。一种经过深入研究的评估方法是利用“先用后忘”（UatF）容量界 [43] 计算可达 SE，具体如下：

$$\mathrm{SE}_k^{\mathrm{c,UatF}} = \frac{\tau_c - \tau_p}{\tau_c} \log_2(1 + \gamma_k^{\mathrm{c,UatF}}), \tag{13}$$

其中，信干噪比（SINR）$\gamma^{\mathrm{c}}{}_{,\ k}{}^{\mathrm{UatF}}$ 为

$$\gamma_k^{\mathrm{c,UatF}} = \frac{p_k |\mathbb{E}\{\mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_k\}|^2}{\sum\limits_{l=1}^{K} p_l \mathbb{E}\{|\mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_l|^2\} - p_k |\mathbb{E}\{\mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_k\}|^2 + \sigma^2 \mathbb{E}\{\|\mathbf{v}_k\|^2\}}. \tag{14}$$

请注意，该容量界适用于任何信道估计器。当采用 MMSE估计器时，信道估计值与估计误差相互独立，即 $\mathbf{B}_k = \mathbf{0}$。还可以应用一个更紧的标准容量界 [43] 来评估用户设备 k 的可达 SE，具体如下：

$$\mathrm{SE}_k^{\mathrm{c,stan}} = \frac{\tau_c - \tau_p}{\tau_c} \mathbb{E}\{\log_2(1 + \gamma_k^{\mathrm{c,stan}})\} \tag{15}$$

with

$$\gamma_k^{\mathrm{c,stan}} = \frac{p_k \left|\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{g}}_k\right|^2}{\sum\limits_{l \neq k}^{K} p_l |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{g}}_l|^2 + \mathbf{v}_k^H (\sum\limits_{l=1}^{K} p_l \mathbf{C}_l + \sigma^2 \mathbf{I}_{MN})^{-1} \mathbf{v}_k}. \tag{16}$$

这两种容量界在无小区大规模多输入多输出研究中都得到了广泛应用。标准容量界基于瞬时信息计算，前提是采用 MMSE 信道估计器。相反，UatF 容量界适用于任何类型的信道估计器，并基于统计信息计算。这两个容量界之间的性能差异很小， [16, 图 2]对此进行了评估。

2）分布式处理：每个基站都能够借助多个天线处理信号。本小节介绍一种分布式处理方案，其中信道估计和第一层软数据检测在每个基站执行，而第二层最终数据检测则在 CPU 执行。该分布式处理方案借鉴了无小区大规模多输入多输出网络 [15]。

更具体地说，借助本地信道估计值，每个基站都可以为用户设备 k $\mathbf{v}_{mk} \in \mathbb{C}^N$ 设计本地合并方案，以在本地执行软数据检测：

$$\hat{x}_{mk} = \mathbf{v}_{mk}^H \mathbf{y}_m^d = \mathbf{v}_{mk}^H \mathbf{g}_{mk} x_k + \sum_{l \neq k}^{K} \mathbf{v}_{mk}^H \mathbf{g}_{ml} x_l + \mathbf{v}_{mk}^H \mathbf{n}_m. \tag{17}$$

可以应用许多分布式合并方案 [15], [16]。一种广泛应用的合并方案是 LMMSE 方案，如 [15, 式（16）], 所示，它可以使局部条件均方误差 $\mathrm{MSE}_{mk} = \mathbb{E}\{|x_k - \hat{x}_{mk}|^2 | \hat{\mathbf{g}}_{mk}\}$最小。请注意，已有充分研究的 LMMSE 合并公式，包括 [15, 式（16）] ，也仅适用于 MMSE 信道估计器。我们可以推导出适用于任意信道估计器的 LMMSE 合并方案，如下述推论所示。

推论2。采用式（8）中的广义信道估计器时，使 MSE $_{mk} = \mathbb{E}\{|x_k - \hat{x}_{mk}|^2 | \hat{\mathbf{g}}_{mk}\}$ 最小的 LMMSE 合并方案为

$$\mathbf{v}_{mk} = p_k \left[\sum_{l=1}^{K} p_l (\hat{\mathbf{g}}_{ml} \hat{\mathbf{g}}_{ml}^H + \mathbf{B}_{ml} + \mathbf{B}_{ml}^H + \mathbf{C}_{ml}) + \sigma^2 \mathbf{I}_N \right]^{-1} \hat{\mathbf{g}}_{mk}. \tag{18}$$

证明：根据推论1中的方法，很容易证明这一结果。■

然后，所有基站都将各自的本地数据估计值发送至 CPU，CPU 借助大规模衰落解耦合权重系数 $\{a_{mk} : m = 1 \ldots , , M\}$，即可执行最终解码：$\check{x}_k = \sum_{m=1}^{M} a_{mk}^* \hat{x}_{mk}$。根据 UatF 容量界，我们可以计算用户设备 k 的可达频谱效率：

$$\mathrm{SE}_k^{\mathrm{d}} = \frac{\tau_c - \tau_p}{\tau_c} \log_2(1 + \gamma_k^{\mathrm{d}}), \tag{19}$$

with

$$\gamma_k^{\mathrm{d}} = \frac{p_k \left|\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}\}\right|^2}{\mathbf{a}_k^H (\sum_{l=1}^{K} p_l \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kl} \mathbf{b}_{kl}^H\} - p_k \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}\} \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}^H\} + \sigma^2 \mathbf{D}_k) \mathbf{a}_k}, \tag{20}$$

其中 $\mathbf{b}_{kl} = [\mathbf{v}_{1k}^H \mathbf{g}_{1l}, \ldots, \mathbf{v}_{Mk}^H \mathbf{g}_{Ml}]^T \in \mathbb{C}^M$, $\mathbf{a}_k = [a_{1k}, \ldots, a_{Mk}] \in \mathbb{C}^M$, 以及 $\mathbf{D}_k = \mathrm{diag}[\mathbb{E}\{\|\mathbf{v}_{1k}\|^2\}, \ldots, \mathbb{E}\{\|\mathbf{v}_{Mk}\|^2\}] \in \mathbb{C}^{M \times M}$。更重要的是，根据 [15,推论 2], 可通过 $\mathbf{a}_k^* = (\sum_{l=1}^{K} p_l \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kl} \mathbf{b}_{kl}^H\} - p_k \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}\} \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}^H\} + \sigma^2 \mathbf{D}_k)^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}\}$ 使式（20）达到最大值，其最大值为 $\gamma^{\mathrm{d}}{}_{,\ k}{}^* = p_k \mathbb{E}\{\mathbf{b}_{kk}^H\} \mathbf{a}_k^*$。

IV. 矩阵近似辅助的分布式合并设计

在我们研究的无蜂窝超大规模多输入多输出网络中，基站通常配备大量天线。因此，可以采用一些矩阵近似方法，对上述基于MMSE的合并方案中的某些组成部分进行近似，从而得出高效的低复杂度分布式合并方案。本节将介绍两种由矩阵近似辅助的分布式合并方案。

A. GSLI-MMSE 合并方案

首先，我们研究一种基于全局统计信息和局部瞬时信息（GSLI）的最小均方误差合并方案。我们从式（12）中的 CMMSE合并开始。注意，式（12）还可以进一步构造为

$$\mathbf{v}_k = p_k \left(\hat{\mathbf{G}} \mathbf{P} \hat{\mathbf{G}}^H + \mathbf{Q} \right)^{-1} \hat{\mathbf{G}} \mathbf{e}_k, \tag{21}$$

其中 $\hat{\mathbf{G}} \triangleq [\hat{\mathbf{g}}_{\quad 1} \cdots \quad = \sum_{l=1}^{K} p_l \quad _l + \quad _l^H + \quad _l + \sigma^2 \ _{MN} \quad = \quad p_1 \ \ldots \ p_K \ \in , , \hat{\mathbf{g}}_K] \in \mathbb{C}^{MN \times K}$, $\mathbf{Q} \ (\mathbf{B} \ \mathbf{B} \ \mathbf{C}) \ \mathbf{I}$, $\mathbf{P} \ \mathrm{diag}(, ,) \in \mathbb{C}^{K \times K}$, 且 $\mathbf{e}_k$ 是 $\mathbf{I}_K$的第 k 列。根据引理 1 中的矩阵求逆方法，我们可以进一步将 (21) 表述为

$$\mathbf{v}_k = p_k \mathbf{Q}^{-1} \hat{\mathbf{G}} \left(\hat{\mathbf{G}}^H \mathbf{Q}^{-1} \hat{\mathbf{G}} + \mathbf{P}^{-1} \right)^{-1} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{e}_k, \tag{22}$$

ˆ 分别令引理 1 中的矩阵为 A = Q、B = G 和 C = P。注意，$\mathbf{v}_k$ 还可以表示为 $\mathbf{v}_k = [\mathbf{v}_{1k}^T, \ldots, \mathbf{v}_{Mk}^T]^T$，其中 $\mathbf{v}_{mk} \in \mathbb{C}^N$。利用 $\mathbf{B}_k$ 和 $\mathbf{C}_k$的块对角特性，我们还可以将 Q 表示为块对角形式：$\mathbf{Q} = \text{diag}[\mathbf{Q}_1, \ldots, \mathbf{Q}_M]$，其中 $\mathbf{Q}_m = \sum_{l=1}^K p_l(\mathbf{B}_{ml} + \mathbf{B}_{ml}^H + \mathbf{C}_{ml}) + \sigma^2\mathbf{I}_N \in \mathbb{C}^{N\times N}$。借助 Q 的块对角特性，我们可以进一步构造 $\mathbf{v}_{mk}$，表示为

$$\mathbf{v}_{mk} = p_k\mathbf{Q}_m^{-1}\hat{\mathbf{G}}_m\left(\hat{\mathbf{G}}^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{G}} + \mathbf{P}^{-1}\right)^{-1}\mathbf{e}_k. \tag{23}$$

其中，$\hat{\mathbf{G}}_m = [\hat{\mathbf{g}}_{m1}, \ldots, \hat{\mathbf{g}}_{mK}] \in \mathbb{C}^{N\times K}$表示基站 m处的本地信道估计值。理想情况下，可在每个接入点 m 以分布式方式应用 $\mathbf{v}_{mk}$。然而，在每个基站直接实现式 (23) 需要全局瞬时信道状态信息（CSI），这需要通过前传链路从其他基站传输大量信令，造成显著的信令传输负担。为便于实际实现式 (23)，我们采用渐近分析，用统计信息近似式 (23) 中的某些项，并推导出如下推论所示的 GSLI-MMSE 合并方案（由于该方案由 MMSE 合并方案得到，我们称其为 GSLI-MMSE）。

推论 3. 基于全局统计信息和局部瞬时信息、用于基站 m 为用户设备 k 提供服务的高效分布式 GSLI-MMSE 合并方案表示为

$$\mathbf{v}_{mk} = \frac{p_k}{MN}\mathbf{Q}_m^{-1}\hat{\mathbf{G}}_m\left(\mathbf{\Sigma} + \frac{1}{MN}\mathbf{P}^{-1}\right)^{-1}\mathbf{e}_k, \tag{24}$$

其中，$\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{C}^{K\times K}$ 的第（k,l）个元素为

$$[\mathbf{\Sigma}]_{kl} = \begin{cases} \frac{1}{MN}\bar{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\bar{\mathbf{g}}_l, \text{ if } l \notin \mathcal{P}_k \\ \frac{1}{MN}\bar{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\bar{\mathbf{g}}_l + \frac{1}{MN}\tau_p\text{tr}(\mathbf{A}_l\mathbf{\Psi}_k\mathbf{A}_k^H\mathbf{Q}^{-1}). \text{if } l \in \mathcal{P}_k \end{cases} \tag{25}$$

证明：我们首先将 (23) 表述为

$$\mathbf{v}_{mk} = \frac{p_k}{MN}\mathbf{Q}_m^{-1}\hat{\mathbf{G}}_m(\frac{1}{MN}\hat{\mathbf{G}}^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{G}} + \frac{1}{MN}\mathbf{P}^{-1})^{-1}\mathbf{e}_k. \tag{26}$$

然后，我们关注项 $\frac{1}{MN}\hat{\mathbf{G}}^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{G}} \in \mathbb{C}^{K\times K}$。注意，该项的第 (k,l) 个元素为

$$\left[\frac{1}{MN}\hat{\mathbf{G}}^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{G}}\right]_{kl} = \frac{1}{MN}\hat{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{g}}_l. \tag{27}$$

对于 $l \notin \mathcal{P}_k$，我们有

$$\begin{aligned} \frac{1}{MN}\hat{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{g}}_l &= \frac{1}{MN}(\bar{\mathbf{g}}_k^H + \hat{\mathbf{g}}_{k,(1)}^H)\mathbf{Q}^{-1}(\bar{\mathbf{g}}_l + \hat{\mathbf{g}}_{l,(1)}) \\ &\overset{(a)}{\asymp} \frac{1}{MN}\bar{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\bar{\mathbf{g}}_l, \end{aligned} \tag{28}$$

其中，步骤 (a) 依据附录中引理 2 的标准渐近分析结果 (39) 得出，因为 $\hat{\mathbf{g}}_{k,(1)}$ 和 $\hat{\mathbf{g}}_{l,(1)}$ 相互独立，且 $\hat{\mathbf{g}}_{k,(1)} = \mathbf{A}_k(\mathbf{y}_k^p - \bar{\mathbf{y}}_k^p)$ 和 $\bar{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{g}}_{l,(1)} \asymp 0$ [44]。对于 $l \in \mathcal{P}_k$，$\hat{\mathbf{g}}_{k,(1)}$ 和 $\hat{\mathbf{g}}_{l,(1)}$ 相关。根据附录中引理 2 的标准结果 (38)，我们有

$$\frac{1}{MN}\hat{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{g}}_l \asymp \frac{1}{MN}[\bar{\mathbf{g}}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\bar{\mathbf{g}}_l + \tau_p\text{tr}\left(\mathbf{A}_l\mathbf{\Psi}_k\mathbf{A}_k^H\mathbf{Q}^{-1}\right)]. \tag{29}$$

基于这些推导结果，通过利用式 (28) 和 (29) 中渐近分析辅助结果对$\in \frac{1}{MN}\hat{\mathbf{G}}^H\mathbf{Q}^{-1}\hat{\mathbf{G}} \in \mathbb{C}^{K\times K}$ 进行近似，我们可以轻松推导出式 (24) 中的合并方案。

■

备注 3. 如推论 3 所示，(24) 中的合并方案是由渐近分析辅助得到的 (23) 的形式，可基于全局统计信息（由 $\mathbf{\Sigma}$ 表示）和局部瞬时信息（由 $\hat{\mathbf{G}}_m$ 表示）计算。由于 (24) 仅需要全局统计信息，而不需要全局瞬时信息，因此可以在每个基站以分布式方式实现 (24) 中的合并方案。需要注意的是，信道统计信息在较长时间内保持不变。因此，要以分布式方式实现 (24)，只需在基站/用户设备位置的每次实现中向各基站传输一次全局统计信息。随后，每个基站便可借助接收到的全局统计信息，根据推论 3 在本地设计 GSLI-MMSE 合并方案。

备注 4. 基于与推论 3 相似的思路，*[45]* 针对传统无蜂窝大规模MIMO网络研究了一种称为低复杂度 MMSE（RC-MMSE）合并的分布式合并方案。值得注意的是，*[45]* 中的 RC-MMSE 合并仅适用于采用瑞利衰落信道模型且仅包含非视距分量的单天线基站场景。即使采用 MMSE 信道估计器，本文中的 GSLI-MMSE 合并仍是 RC-MMSE 合并的更一般化版本，其中考虑了多天线基站，以及同时包含视距和非视距分量的近场球面波信道模型。这些推广涉及矩阵级推导方法和更复杂的信道特性，因此需要采用不同的推导方法，并非对 *[45]* 的直接扩展。请注意，通过令 $\bar{\mathbf{g}}_k = \mathbf{0}$ 和 $N = 1$，推论 3 中的 GSLI-MMSE 合并可以化简为 *[45,* 式（8）*]* 中的 RC-MMSE 合并。

B. SI-LMMSE 合并方案

注意，我们应用推论 3 中的渐近分析方法来近似基于全局瞬时信息的项。在本部分中，我们提出一种基于统计矩阵求逆的 LMMSE（SI-LMMSE）合并方案。具体而言，我们从式（2）中的 LMMSE 方案出发。如式（2）所示，在矩阵求逆部分，只有项 $\hat{\mathbf{g}}_{ml}\hat{\mathbf{g}}_{ml}^H$ 基于局部瞬时信息，而其他项均基于局部统计信息。值得注意的是，通过将项 $\hat{\mathbf{g}}_{ml}\hat{\mathbf{g}}_{ml}^H$ 近似为其长期二阶期望，我们可以得到如下推论中的 SI-LMMSE 合并方案。

推论 4. 通过用其长期二阶期望近似 $\hat{\mathbf{g}}_{ml}\hat{\mathbf{g}}_{ml}^H$，我们推导出 SI-LMMSE 合并方案如下

$$\mathbf{v}_{mk} = p_k\left[\sum_{l=1}^K p_l\left(\bar{\mathbf{R}}_{ml} + \mathbf{B}_{ml} + \mathbf{B}_{ml}^H + \mathbf{C}_{ml}\right) + \sigma^2\mathbf{I}_N\right]^{-1}\hat{\mathbf{g}}_{mk}, \tag{30}$$

算法1：瞬时SSOR-LMMSE合并方案

输入：由式（35）给出的 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$ 和所有用户设备的 $\mathrm{b}_{mk}=p_k\hat{}\mathrm{g}_{mk}$ 接入点-用户设备对；算法迭代次数 N_{Iter}；松弛参数 ω 由式（33）计算；

输出：瞬时SSOR-LMMSE合并方案 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}}$ 对于所有接入点-用户设备对；

初始化：$i=0$，$\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR},(0)}=\mathbf{0}$；

重复

  $i=i+1$

  根据式（31）对 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$进行分解；

  更新前半次迭代结果 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-逐次超松弛},(i+\frac{1}{2})}$ 通过 (32)；

  更新第二个半迭代的结果 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR},(i)}$ 通过 (34)；

直到 $i\geqslant N_{Iter}$；

其中，$\bar{}\mathrm{R}_{ml}$, $\mathbb{E}\left\{\hat{}\mathrm{g}_{ml}\hat{}\mathrm{g}_{ml}^H\right\}=\bar{}\mathrm{g}_{ml}\bar{}\mathrm{g}_{ml}^H+\hat{}\mathrm{R}_{ml}$ 是 $\hat{}\mathrm{g}_{ml}\hat{}\mathrm{g}_{ml}^H$ 的期望。

注释 5. 该合并方案主要受到式 (4.8) *[43,* Eq. (4.8)*]*,中介绍的单小区最小均方误差（S-MMSE）合并方案的启发，其中部分项被其期望值取代。从推论 4 可以看出，SI-LMMSE 合并方案可基于各基站的本地信道信息进行设计。更重要的是，SI-LMMSE 借助基于统计的矩阵求逆进行设计，其计算复杂度远低于 LMMSE 合并方案中基于瞬时信息的矩阵求逆。

注释 6. 请注意，式 (30) 是一种分布式合并方案，它由式 (18) 中的 LMMSE 合并方案推导而来。值得注意的是，采用类似的方法，也可以通过式 (12) 中的 CMMSE，近似将式 (12) 中的 $\hat{}\mathrm{g}_l\hat{}\mathrm{g}_l^H$替换为其期望值 $\bar{}\mathrm{g}_l\bar{}\mathrm{g}_l^H+\hat{}\mathrm{R}_l$，$\bar{}\mathrm{R}_l$，从而推导出一种基于统计矩阵求逆的集中式最小均方误差（SI-CMMSE）合并方案。

V. 基于 SSOR 的分布式合并设计

我们注意到，式 (2) 中的 LMMSE合并涉及$N\times N$基于瞬时信息的矩阵求逆，其计算复杂度为 $\mathcal{O}(N^3)$，当 N 较大时，计算复杂度很高。为便于实际实现该方案，我们采用低复杂度的SSOR算法来求解计算量较大的矩阵求逆问题。

A. SSOR 算法基础

本部分首先介绍 SSOR 算法的基本原理。我们考虑线性方程组 Ax =b，其中 $\mathrm{A}\in\mathbb{C}^{n_1\times n_1}$ 是厄米正定矩阵，且 x 、 $\mathrm{b}\in\mathbb{C}^{n_1}$。使用 SSOR 算法求解该线性方程组的基本原理详述如下。

1) 首先，将 A 分解为

$$\mathbf{A}=\mathbf{D}+\mathbf{L}+\mathbf{L}^H, \tag{31}$$

其中，D 是 A 的对角部分，L 和 L^H 分别表示 A 的严格下三角部分和上三角部分。

2）然后，我们按正向顺序应用逐次超松弛（SOR）法，得到前半次迭代结果：

$$(\mathbf{D}+\omega\mathbf{L})\mathbf{x}^{(i+1/2)}=(1-\omega)\mathbf{D}\mathbf{x}^{(i)}-\omega\mathbf{L}^H\mathbf{x}^{(i)}+\omega\mathbf{b}, \tag{32}$$

其中，i 为迭代次数，ω 为松弛参数，其计算方式为

$$\omega=\frac{2}{1+\sqrt{2\left(1-\mu\right)}} \tag{33}$$

with $\mu=(1+\sqrt{K/N})^2-1$ [46].

3) 最后，我们按照相反的顺序应用 SOR 方法，以获得后半部分的迭代结果：

$$(\mathbf{D}+\omega\mathbf{L}^H)\mathbf{x}^{(i+1)}=(1-\omega)\mathbf{D}\mathbf{x}^{(i+1/2)}-\omega\mathbf{L}\mathbf{x}^{(i+1/2)}+\omega\mathbf{b}. \tag{34}$$

注 7. 采用这种 SSOR 方法后，可以避免计算复杂度为 $\mathcal{O}(N^3)$ 的高计算量矩阵求逆，因为在式 (32) 和式 (34) 的每次迭代中，只需总计算复杂度为 $\mathcal{O}(N^2)$ *[46]* 。

B. 瞬时SSOR-LMMSE合并方案

本部分介绍一种瞬时SSOR算法辅助的线性最小均方误差（Ins-SSOR-LMMSE）合并方案 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}}$。具体而言，将 V-A节中介绍的 SSOR算法应用于求解式 (18) 中基于瞬时信息的矩阵求逆。令 V-A节中 SSOR算法的变量分别为

$$\mathbf{A}=\sum_{l=1}^{K}p_l(\hat{\mathbf{g}}_{ml}\hat{\mathbf{g}}_{ml}^H+\mathbf{B}_{ml}+\mathbf{B}_{ml}^H+\mathbf{C}_{ml})+\sigma^2\mathbf{I}_N\triangleq\mathbf{A}_m^{\mathrm{Ins}}, \tag{35}$$

$\mathrm{b}=p_k\hat{}\mathrm{g}_{mk}$ 、b_{mk} 和 $\mathrm{x}=\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}}$。因此，按照 SSOR算法的步骤，Ins-SSOR-LMMSE合并方案 $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}}$ 的主要步骤总结于算法 1 中。

注释8. 从算法1可以看出，所有变量（包括 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$）均基于瞬时信息。因此，对于每个信道实现，都应计算 $(\mathrm{D}^{\mathrm{Ins}}+\omega\mathrm{L}^{\mathrm{Ins}})$ 或 $(\mathrm{D}^{\mathrm{Ins}}+\omega\mathrm{L}^{\mathrm{Ins},\ H})$ 与 $\mathrm{A}^{\mathrm{Ins}}=\mathrm{D}^{\mathrm{Ins}}+\mathrm{L}^{\mathrm{Ins}}+\mathrm{L}^{\mathrm{Ins},\ H}$ 的矩阵求逆。

C. Sta-SSOR-LMMSE 合并方案

然后，我们研究一种由统计矩阵求逆SSOR算法辅助的LMMSE（Sta-SSOR-LMMSE）合并方案$\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Sta-SSOR}}$。更具体地说，我们应用SSOR

算法2：Sta-SSOR-LMMSE合并方案

输入：式(36)中给出的 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Sta}}$ 和所有接入点-用户设备对的 $\mathrm{b}_{mk}=p_k\hat{\mathrm{g}}_{mk}$；算法迭代次数 N_{Iter}；松弛参数 ω 由式(33)计算；

输出：瞬时SSOR-LMMSE合并方案 $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}}$ 适用于所有接入点-用户设备对；

初始化：$i=0$, $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}\ (0)}=\mathbf{0}$;

重复

  $i=i+1$

  根据（31）分解 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Sta}}$;

  更新前半次迭代结果 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Sta-SSOR},(i+\frac{1}{2})}$ 通过 (32);

  更新第二半次迭代的结果 $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Sta-SSOR},\ (i)}$ 通过 (34);

直至 $i\geqslant N_{Iter}$;

算法3：Ins-SI-SSOR-LMMSE 合并方案

输入：式（35）中给出的 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$ 和 $\mathrm{b}_{mk}=p_k\hat{\mathrm{g}}_{mk}$，适用于所有接入点-用户设备对；算法的数量迭代 N_{Iter}；松弛参数 ω 在（33）中计算；

输出：Ins-SI-SSOR-LMMSE合并方案 对所有接入点-用户设备对，$\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SI-SSOR}}$；

初始化：$i=0$, $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SI-SSOR}\ (0)}=p_k$, $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Sta}\ -1}$, $\hat{\mathrm{g}}_{mk}$;

重复

  $i=i+1$

  根据 (31) 分解 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$;

  更新前半次迭代结果 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SI-逐次超松弛},(i+\frac{1}{2})}$ 通过 (32);

  更新后半次迭代结果 $\mathbf{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SI-逐次超松弛},(i)}$ 通过（34）；

直至 $i\geqslant N_{Iter}$;

算法来求解如(30)所示的SI-LMMSE合并方案中的统计矩阵求逆，方法是将V-A节中SSOR算法的变量设为

$$\mathbf{A}=\sum_{l=1}^{K}p_l(\bar{\mathbf{R}}_{ml}+\mathbf{B}_{ml}+\mathbf{B}_{ml}^H+\mathbf{C}_{ml})+\sigma^2\mathbf{I}_N\triangleq\mathbf{A}_m^{\mathrm{Sta}},\tag{36}$$

$\mathrm{b}=p_k\hat{\mathrm{g}}_{mk}$、$\mathrm{b}_{mk}$和$\mathrm{x}=\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Sta-SSOR}}$ 分别。基于 SSOR算法的基本原理，我们在算法2中总结了Sta-SSOR-LMMSE合并方案 $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Sta-SSOR}}$ 的主要步骤。

注9. 与算法1中的 Ins-SSOR-LMMSE 合并相比，后者中的 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$ 基于瞬时信息，而算法2中的 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Sta}}$仅基于统计信息，在每次基站/用户设备位置实现中保持不变。因此，对于每次基站/用户设备位置实现，矩阵 $(\mathrm{D}^{\mathrm{Sta}}+\omega\mathrm{L}^{\mathrm{Sta}})$ 或 $(\mathrm{D}^{\mathrm{Sta}}+\omega\mathrm{L}^{\mathrm{Sta},\ H})$ 的求逆（其中 $\mathrm{A}^{\mathrm{Sta}}=\mathrm{D}^{\mathrm{Sta}}+\mathrm{L}^{\mathrm{Sta}}+\mathrm{L}^{\mathrm{Sta},\ H}$）只需计算一次，其计算复杂度远低于 Ins-SSOR-LMMSE 合并方案。

D. 瞬时信息与统计信息初值辅助的逐次超松弛线性最小均方误差合并方案

如上文两种由 SSOR 方法辅助的合并方案所示，初始值 $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Ins-SSOR}\ (0)}$，、 $\mathrm{v}_{mk}^{\mathrm{Sta-SSOR}\ (0)}$ 均设为 0。为提升可实现性能并加快 SSOR 算法的收敛速度，受 启发，我们提出一种初始值由统计信息辅助的瞬时 SSOR 线性最小均方误差（Ins-SI-SSOR-LMMSE）合并方案 v。具体而言，我们将 SSOR 算法的初始值定义为 xv，$\mathrm{A}_m^{\mathrm{Sta}\ -1}$, $\hat{\mathrm{g}}_{mk}$，其中 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Sta}}$的定义见式（36）。随后，我们采用基于瞬时信息的矩阵 $\mathrm{A}_m^{\mathrm{Ins}}$设计 Ins-SI-SSOR-LMMSE 合并方案，主要步骤见算法3。

注释1. 如下文仿真结果所示，引入基于统计矩阵的初始值不仅能提升性能，还能加快 SSOR方法的收敛速度。此外，采用该初始值需要进行 $N\times N$ 矩阵求逆，其计算复杂度为 $\mathcal{O}(N^3)$。不过，计算初始值时所需的矩阵求逆基于统计信息，因此对于每种基站/用户设备位置实现只需计算一次，其计算复杂度远低于式（18）中的LMMSE合并。

注释11. 本部分为SSOR算法提供了一种可能的初始值选择。请注意，第V-B节和第V-C节中采用的零初始值简单且稳健，但并非最优选择。鉴于仿真结果所示的可实现性能与收敛速度之间的权衡，我们建议在瞬时SSOR算法辅助的LMMSE方案中采用基于统计信息的初始值。对于Sta-SSOR-LMMSE合并方案，未来还可以进一步探索其他可能的初始值选择。例如，在用户移动性较低的场景中，我们可以将先前计算出的合并方案结果用作新一轮SSOR迭代的初始值，相较于零初始值情形，进一步节省迭代次数并提升性能。

第六节. 所研究合并方案的概述与实际实施指南

为全面概述本文研究的所有合并方案，我们从基本思想、所应用的信息类型和计算复杂度三个角度，对这些方案进行比较，如表 I 所示。请注意，术语 Ins-SSOR、Sta-SSOR 和 Ins-SI-SSOR 分别表示上文介绍的基于 SSOR 的 LMMSE 合并方案。计算复杂度针对每种基站/用户设备位置实现进行计算，其中 N_{Iter}为 SSOR 算法的迭代次数。我们假设统计信息随每种基站/用户设备位置实现而变化，且 N_r 为每种基站/用户设备位置实现对应的瞬时

表 I 本文所研究的所有合并方案对比。

方案	基本思路	应用信息	计算复杂度 组合向量的 计算	计算复杂度 基于预计算的 基于统计数据
CMMSE	最小化全局 条件均方误差	全局瞬时 信息	$\mathcal{O}(M^2N^2KN_r + M^3N^3N_r)$	$\mathcal{O}(MN^3K)$
GSLI-MMSE	应用渐近 分析来近似 全局瞬时 信息矩阵	全局统计信息与 局部瞬时 信息	$\mathcal{O}(MN^3 + MN^2KN_r + K^3 + MNK^2N_r)$	$\mathcal{O}(M^3N^3K^2)$
线性最小均 方误差	最小化局部 条件均方误差	局部瞬时 信息	$\mathcal{O}(MN^2KN_r + MN^3N_r)$	$\mathcal{O}(MN^3K)$
SI-LMMSE	应用矩阵 期望来近似 局部瞬时 信息矩阵	局部瞬时 信息与局部 统计信息 矩阵求逆	$\mathcal{O}(MN^3 + MN^2KN_r)$	$\mathcal{O}(MN^3K)$
Ins-SSOR	应用逐次超松弛 算法求解局部 瞬时信息 矩阵求逆	局部瞬时 信息	$\mathcal{O}(MN^2KN_rN_{Iter})$	$\mathcal{O}(MN^3K)$
Sta-SSOR	应用 SSOR 算法求解局部 统计信息矩阵 求逆	局部瞬时 信息与局部 统计信息 矩阵求逆	$\mathcal{O}(MN^2KN_rN_{Iter})$	$\mathcal{O}(MN^3K)$
Ins-SI-SSOR	结合统计数据 基于信息的初始 值应用于 Ins-SSOR方案	本地瞬时 信息与局部 统计数据 基于信息的 初始值	$\mathcal{O}(MN^2KN_rN_{Iter} + MN^3)$	$\mathcal{O}(MN^3K)$

信道实现次数。此外，除非另有说明，特定方案中的矩阵求逆均基于“应用信息”中所述的信息类型实现，其中 I_r 表示每种接入点/用户设备位置实现对应的信道实现次数。

为了为各个所提出的合并方案提供实用的应用指导，我们根据可用信息、每个相干块的计算/时延预算以及二阶统计量的稳定性，说明各方案适用的场景。当希望获得接近 CMMSE 的性能，但无法交换全局瞬时信道状态信息、而交换变化缓慢的全局统计信息是可行的情况下，建议采用 GSLI-MMSE。在在线复杂度/时延要求严格时，建议采用 SI-LMMSE，因为基于统计信息的项可在多个瞬时信道实现之间重复使用。然而，该方案无法有效利用依赖于瞬时信道实现的干扰抑制；当天线阵列数量较大时，与 LMMSE 方案相比，其性能差距可能更大，如图 6 所示。基于逐次超松弛的方案可通过调整迭代次数，在性能与复杂度之间实现可调折衷。当每个块的迭代处理成本可以接受，且目标是在不进行显式矩阵求逆的情况下实现接近 LMMSE 的性能时，Ins-SSOR-LMMSE 适用。当二阶统计量稳定，且需要通过重复使用基于统计量的系统矩阵进一步降低在线开销时，Sta-SSOR-LMMSE 更为合适，但在瞬时条件快速变化时会产生额外的不匹配。当迭代预算较少但仍追求优异性能时，建议采用 Ins-SI-SSOR-LMMSE，因为基于统计信息的热启动能够加快收敛，并在迭代次数较少时实现更有利的精度—复杂度折衷。

注12. 所提出的合并方案并非专门针对任何特定的近场信道模型而设计。相反，它们是根据估计信道响应$\hat{\mathbf{g}}_{mk}$ 以及长期二阶统计量（例如与信道协方差矩阵相关的项）来表述的。因此，当这些输入是在第二节所述的近场球面波模型和互耦条件下获得时，相应的近场效应和互耦效应便嵌入在$\hat{\mathbf{g}}_{mk}$ 及相关统计数据中，从而所得组合向量自然地包含这些特性。需要注意的是，所有具有可处理表达式的所研究合并方案不仅适用于近场信道模型，也适用于按$\mathbf{g}_{mk} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\bar{\mathbf{g}}_{mk}, \check{\mathbf{R}}_{mk})$分布的广义信道模型。例如，$\check{\mathbf{R}}_{mk}$ 可以基于Weichselberger模型、Kronecker模型等进行建模 *[48]*。这一事实体现了所研究合并方案的可推广性与可扩展性。

注13. 所提出的方案可以以分布式方式实现，其中每个基站可利用其自身的瞬时信道状态信息以及不同层次的统计信息进行本地合并。这些方案对有限的信道带宽和不可忽略的时延具有鲁棒性，因为不同基站之间只需交换长期统计信息。然而，在资源受限的网络中（例如信道带宽有限或时延严重），可以灵活利用空分复用（空分复用）和空中（空中）技术，以增强所研究合并方案的实际可行性。

VII. 数值结果

我们考虑一个无蜂窝超大规模多输入多输出系统，其中基站和用户设备随机分布在一个 $1 \times 1\text{km}^2$ 区域内。假设所有基站和用户设备之间均存在视距路径，因此，视距和非视距部分的大尺度衰落系数分别可建模为 $\beta_{mk}^{\text{LoS}} = \frac{\kappa_{mk}}{\kappa_{mk}+1}\beta_{mk}$ 和 $\beta_{mk}^{\text{NLoS}} = \frac{1}{\kappa_{mk}+1}\beta_{mk}$，其中 β_{mk} 根据 3GPP COST 231 Walfish-Ikegami模型建模，如 [49, 式（5.2-3）]所示；$\kappa_{mk} = 10^{1.3-0.003d_{mk}}$ 是接入点 m与用户设备 k之间的莱斯 κ 因子。此外，我们分别将基站和用户设备的高度设为 $L_{BS} = 12.5\,\text{m}$和 $L_{UE} = 1.5\text{m}$。除此之外，载波频率为 $f_c = 3\text{GHz}$， $\tau_c = 200$、 $\tau_p = 1\text{mW}$和$p_k = 200\text{dBm}$分别为 $\sigma^2 = -94$。对于互耦效应的参数，我们分别设置为 $\eta = 120\,\pi$、$\gamma_0 = 0.577$、 $Z_L = 50\Omega$、 $\Delta_l = 0.1\lambda$和 $r = 10^{-5}\lambda$。除非另有说明，我们采用 $N_{Iter} = 5$，并使用 MMSE 信道估计器。对于每次基站/用户设备位置实现，我们生成 $N_r = 800$ 个信道实现。此外，我们在每个基站处采用方形均匀平面阵列，其中$N_x = N_y$ 和 $\Delta_x = \Delta_y$。需要注意的是，网络规模可以通过系统负载指标来表征，即总基站天线数与总用户设备天线数之比，本文中记为MN_xN_y/K 。负载比相对较大或较小的场景，分别可以代表天线阵列规模极大和用户密度极高的场景。基于这一标准，可以在下述仿真结果中考察各种网络规模。与此同时，不同于单站点超大规模多输入多输出网络在单个基站处配置数百甚至数千根天线，无蜂窝超大规模多输入多输出网络将天线阵列分布在覆盖区域内的协作基站之间。因此，在这种协作范式下，无蜂窝超大规模多输入多输出中的有效天线数就是基站天线总数，即 MN_xN_y。在接下来的仿真中，我们将考虑天线数从数百根到两千多根不等的集中式协作超大规模多输入多输出配置。

在图2中，我们研究了 GSLI-MMSE 合并方案相对于 N_x 的平均频谱效率性能。可以看到，GSLI-MMSE 合并方案展现出优异的频谱效率性能，接近 CMMSE 合并方案，并显著优于线性最小均方误差合并方案。例如，在 $N_x = 16$ 时，GSLI-MMSE 与 CMMSE 合并方案之间的性能差距仅为 0.38%，而 GSLI-MMSE 合并方案相较于线性最小均方误差合并方案的性能提升为 42.38%，分别。此外，随着 N_x 增大，GSLI-MMSE 与 CMMSE 合并方案之间的频谱效率性能差距逐渐缩小；在 $N_x = 4$ 和 $N_x = 16$ 时，性能差距分别为 1.96% 和 0.42%。这一观察表明，天线数量较多时，GSLI-MMSE 合并能够实现更优异的性能，这也验证了推论 3 中的渐近行为。值得注意的是，GSLI-MMSE 在天线数量较少的场景中也表现良好，进一步体现了其良好的应用前景。所有这些发现都表明，与线性最小均方误差合并方案相比，所提出的 GSLI-MMSE 合并方案仅需额外的全局统计信息，便能展现出优异的性能。

图3展示了 GSLI-MMSE 合并方案在不同 M 下的总频谱效率性能。我们观察到，在 M 较小和较大的两种情形下，GSLI-MMSE 均表现出出色的频谱效率性能。此外，随着 M 增加，GSLI-MMSE 与 LMMSE 合并方案之间的性能差距会扩大。例如，对于 $M = 2$ 和 $M = 6$，与 LMMSE 合并相比，GSLI-MMSE 合并分别可实现 25.95% 和 44.63% 的频谱效率提升。这是因为 GSLI-MMSE 合并方案能够利用来自所有基站的全局统计信息来提升频谱效率性能。与此同时，在基站数量不同时，GSLI-MMSE 与 C-MMSE 合并方案之间的性能差距都很小。

图4研究了不同信道估计器下 GSLI-MMSE 合并方案的平均频谱效率性能。由于式（16）中的标准容量界仅适用于 MMSE 信道估计器，因此采用 UatF容量界来评估集中式处理可实现的频谱效率性能。EW-MMSE 和广义最小二乘（GLS）估计器分别涉及 $\mathbf{A}_{mk} = \sqrt{p_k}\mathbf{D}_{mk}\mathbf{\Gamma}_{mk}^{-1}$ 和 $\mathbf{A}_{mk} = 1/(\sqrt{p_k}\tau_p)\mathbf{I}_N$，其中 $\mathbf{D}_{mk} = \text{diag}([\check{\mathbf{R}}_{mk}]_{nn}: n = 1,\ldots,N)$，而 $\mathbf{\Gamma}_{mk} = \text{diag}([\mathbf{\Psi}_{mk}]_{nn}: n = 1,\ldots,N)$。观察结果表明，对于任何合并方案，MMSE 估计器都能在这些估计器中实现最高的频谱效率。此外，GSLI-MMSE合并在所有考虑的信道估计器下均表现良好；在 MMSE 估计器下，GSLI-MMSE 与 CMMSE 合并之间的性能差距最小，仅为 0.59%。

图5展示了 GSLI-MMSE 合并方案在不同 λ/Δ_x下的总频谱效率性能，表明 λ/Δ_x 的值越大，天线间距越小。如图5所示，存在一个能够实现最佳频谱效率性能的最优天线间距。例如，对于 GSLI-MMSE 合并方案，在不存在互耦效应的场景下， $\lambda/\Delta_x = 2$ 与 $\lambda/\Delta_x = 6$ 之间的性能差距为 35.11%。这一观察结果表明，为了提升性能，每个基站上的天线都应以适当的天线间距进行部署。不过，我们确认，本文中的这一观察结果是直接根据仿真结果得出的，并未作进一步研究，因为这并非本文的关键技术问题。 [38, 图12], 中也观察到了这一现象，值得在未来进一步研究。

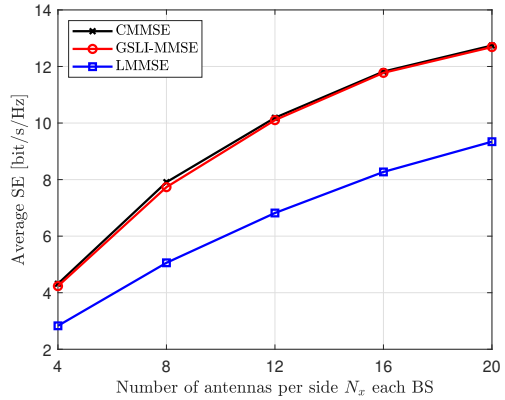


图2. GSLI-MMSE 合并方案相对于每个基站每侧天线数量的平均频谱效率性能 N_x，其中 $M = 4$、 $K = 20$和 $\Delta_x = \lambda/4$。

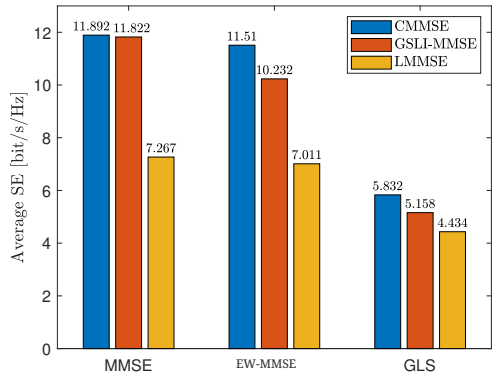


图4. 在不同信道估计器下由UatF界评估的GSLI-MMSE 合并方案的平均频谱效率性能，其中 $M = 8$、 $N_x = 8$ $K = 20$ $\Delta_x = \lambda/4$ 、和。

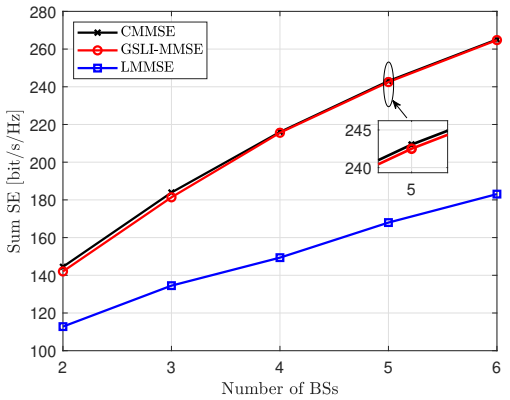


图3. GSLI-MMSE 合并方案相对于基站数量的和频谱效率性能 M，其中 $N_x = 16$、 $K = 20$和 $\Delta_x = \lambda/4$。

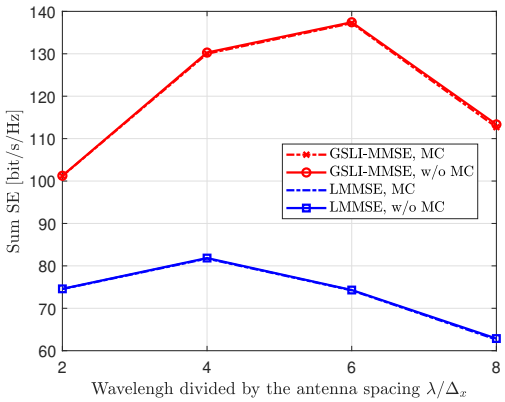


图5. GSLI-MMSE 合并方案相对于λ/Δ_x 的和频谱效率性能，其中 $M = 8$、 $N_x = 8$和 $K = 20$。

此外，我们发现，互耦效应可能不会显著降低可实现性能。即使对于$\Delta_x = \lambda/8$，GSLI-MMSE 合并在不存在和存在互耦效应的场景下，性能差距也仅为 0.24%。

图 6 研究了 SI-LMMSE 合并方案相对于 N_x 的总频谱效率性能。可以看出，SI-LMMSE 表现良好，尤其是在每个基站的天线数量较少时。对于 $N_x = 4$ 和 $N_x = 12$，SI-LMMSE 与 LMMSE 合并方案之间的性能差距分别为 32.04% 和 53.02%。同时，对于 $N_x = 4$ 和 $N_x = 12$，SI-LMMSE 相较于 LMR 合并方案的性能提升分别为 106.35% 和 39.26%。这些观察结果源于这样一个事实：SI-MMSE 中的近似（如式 (30) 所示）去除了由 $\hat{\mathbf{g}}_{ml}\hat{\mathbf{g}}_{ml}^H$ 携带的瞬时干扰子空间信息。随着阵列维度增大，式 (18) 中的 LMMSE 合并能够越来越充分地利用瞬时信道方向，更有效地抑制干扰；而 SI-LMMSE 合并依赖于 $\mathbf{R}_{ml}$ 所描述的平均子空间，因此无法有效利用 $\hat{\mathbf{g}}_{ml}\hat{\mathbf{g}}_{ml}^H$ 中编码的干扰子空间瞬时变化性。不过，SI-LMMSE 合并方案在可实现性能与计算复杂度之间展现出了出色的权衡。该方案的计算复杂度显著低于 LMMSE 合并方案（这一点可从表 I 中看出，且将在下文进一步验证），并且 SI-LMMSE 方案的性能显著优于 LMR 方案。

接下来，我们关注三种基于 SSOR 算法的合并方案。图 7 研究了不同N_x条件下基于 SSOR 算法的合并方案的平均频谱效率性能。可以看出，Ins-SI-SSOR 合并方案（为简洁起见，我们省略“LMMSE”这一术语）在三种基于 SSOR 的合并方案中实现了最佳频谱效率性能；对于 $N_x = 8$，Ins-SI-SSOR 与 LMMSE 合并方案之间的性能差距仅为 12.68%。同时，对于 $N_x = 16$，与局部最大比（LMR）合并方案 $\mathbf{v}_{mk} = \hat{\mathbf{g}}_{mk}$ 相比，Ins-SSOR 和 Sta-SSOR 合并方案的频谱效率分别提升了 81.16% 和 23.67%。此外，Ins-SSOR 合并方案优于 Sta-SSOR 合并方案，因为后者是前者的矩阵期望辅助近似版本。我们还观察到，随着 N_x 增大，Sta-SSOR 与 Ins-SSOR 合并方案之间的性能差距也随之扩大。

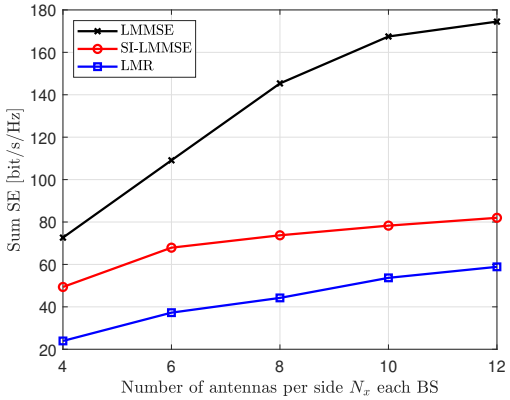


图 6. SI-LMMSE 合并方案的总频谱效率性能随每个基站每侧天线数的变化， N_x ， $M = 6$ $K = 20$ 和 $\Delta_x = \lambda/4$。

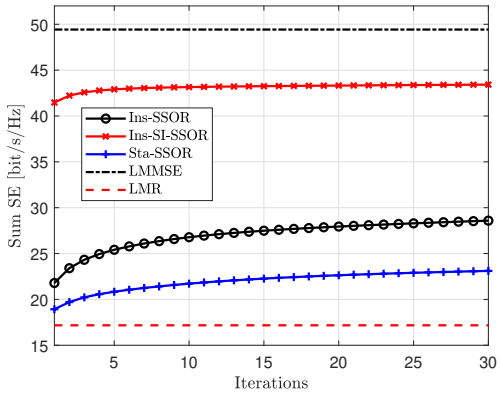


图 8. 基于 SSOR算法的合并方案的收敛示例， $M = 8$、 $N_x = 8$、 $K = 10$ 和 $\Delta_x = \lambda/8$。

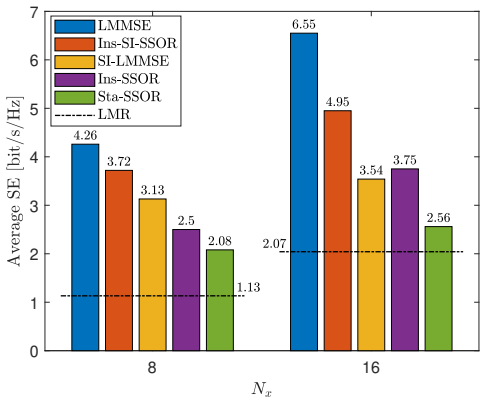


图 7. 基于 SSOR算法的合并方案的平均频谱效率性能， $M = 8$、 $K = 10$ 和 $\Delta_x = \lambda/8$。

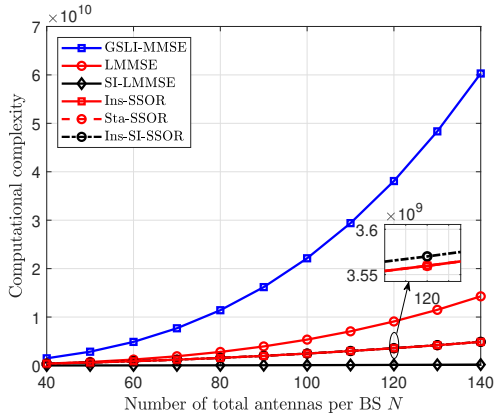
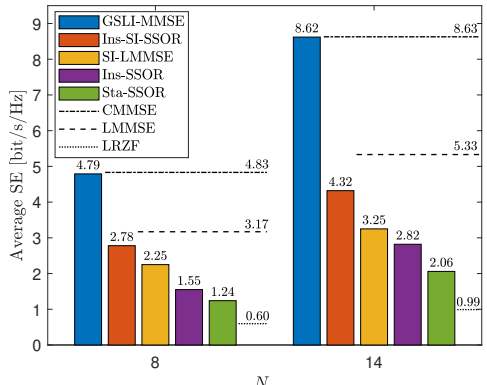


图 9. 所研究的所有合并方案的计算复杂度，$M = 6$、 $K = 10$、 $N_{Iter} = 5$ 和 $N_r = 800$。

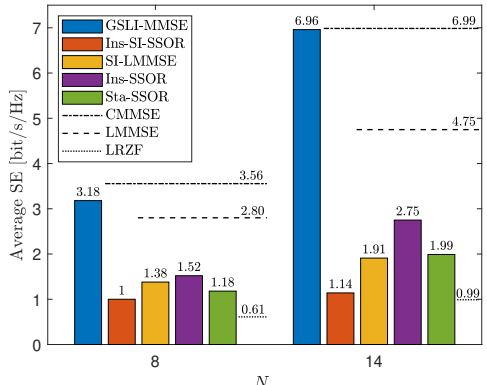
图 8 展示了三种基于 SSOR 算法的合并方案的收敛示例。可以看出，在初始值的帮助下，无论从可实现性能还是收敛速度来看，Ins-SI-SSOR 都显著优于另外两种基于 SSOR 算法的合并方案。具体而言，例如，对于 $N_{Iter} = 10$，与 Ins-SSOR 和 Sta-SSOR 方案相比，Ins-SI-SSOR 方案的频谱效率分别提升了 20.24% 和 49.04%。此外，Ins-SI-SSOR 方案收敛速度非常快，只需极少的迭代即可实现优异性能。

为了全面了解本文所考虑的所有合并方案，下面从计算复杂度和可实现性能两个方面对本文研究的所有方案进行比较。图 9 比较了所有所提出的合并方案的计算复杂度与每个基站的天线总数之间的关系 N。如图所示，GSLI-MMSE 合并方案涉及最大的计算复杂度，其中主要的计算复杂度来自基于统计信息的预计算，如表 I 所示。与此同时，SI-LMMSE 合并方案展现出显著低于其他方案的计算复杂度，因为在所有N_r 信道实现中，统计矩阵求逆只需针对每一种基站/用户设备位置的实现计算一次。此外，基于 SSOR算法的方案具有远低于 LMMSE合并方案的计算复杂度。由于式 (32) 和式 (34) 中的正向计算和逆序计算分别需要在每次迭代和每个信道实现中执行，因此，基于 SSOR算法的方案的计算复杂度高于 SI-LMMSE 方案。

最后，在图 10 中，我们比较了本文研究的所有合并方案在采用 MMSE 和 EW-MMSE 信道估计器时的平均频谱效率性能。我们将 CMMSE、LMMSE 和局部正则化迫零（LRZF）合并作为 [43, 式 (4.9)] 中的基准方法。需要注意的是，LRZF 合并被视为一种低复杂度方法，它通过忽略矩阵求逆中与协方差矩阵相关的项，并应用标准矩阵求逆结果，由式 (18) 推导而来。从图 10 可以清楚地看出，与基准方法相比，本文研究的合并方案能够实现出色的频谱效率性能。具体而言，无论采用 MMSE 还是 EW-MMSE 信道估计器，GSLI-MMSE 合并方案都能达到接近 CMMSE 合并方案的性能。需要注意的是，基于 SSOR 的合并方案和 SI-LMMSE 合并方案采用 MMSE 信道估计器时的表现优于采用



(a) MMSE 信道估计器



(b) EW-MMSE 信道估计器

图 10. 在 $M = 4$、 $K = 10$ 和 $\Delta_x = \lambda/8$ 条件下，所有研究的合并方案采用 MMSE 和 EW-MMSE 信道估计器时的平均频谱效率性能。

EW-MMSE 信道估计器时的表现。例如，对于 $N_x = 8$，Ins-SI-SSOR 合并方案与 LMMSE 合并方案在采用 MMSE 和 EW-MMSE 信道估计器时的性能差距分别为 12.3% 和 64.29%。这一观察结果表明，准确估计信道协方差矩阵对于实现低复杂度合并方案、获得出色的频谱效率性能至关重要。此外，所有这些方案的表现都显著优于由 LRZF 合并方案构成的较低基准方法。

VIII. 结论

本文研究了近场 CF XL-MIMO 的低复杂度分布式合并方案设计。首先，我们为采用集中式和分布式处理方案的 CF XL-MIMO 网络建立了上行链路频谱效率性能分析框架。我们推导了适用于任意信道估计器的 CMMSE 和 LMMSE 合并方案。随后，我们应用矩阵近似方法，推导出 GSLI-MMSE 和 SI-LMMSE 合并方案，分别用全局和局部统计信息近似 CMMSE 合并中的全局瞬时信息，以及 LMMSE 合并中的局部瞬时信息。

此外，我们应用低复杂度 SSOR 算法，推导出三种基于分布式 SSOR 的 LMMSE 合并方案：Ins-SSOR-LMMSE、Sta-SSOR-LMMSE 和 Ins-SI-SSOR-LMMSE 合并方案。这些方案根据所应用的信息和初始值加以区分。数值结果表明，与传统 MMSE 合并方案相比，所提出的低复杂度合并方案能够以低得多的计算复杂度实现出色的频谱效率性能。

附录 A 有用引理

引理 1. 对于矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n_1 \times n_1}$、$\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n_1 \times n_2}$ 和 $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{n_1 \times n_2}$，有

$$(\mathbf{A} + \mathbf{BCB}^H)^{-1}\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}(\mathbf{B}^H\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{C}^{-1})^{-1}\mathbf{C}^{-1}, \tag{37}$$

根据标准矩阵求逆引理（如 *[43,*引理 B.*3]*中所示），可以很容易地证明。

引理 2. 对于 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n_1 \times n_1}$，$\mathbf{x} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \frac{1}{n_1}\mathbf{I}_{n_1})$ ~ $\mathcal{N}_{\mathbb{C}}$ **0** —), y (, $\frac{1}{n_1}\mathbf{I}_{n_1}$)，假设 x 和 y 彼此独立，且均独立于 A。此外，我们假设 A 的谱范数一致有界。根据 *[50],* 中的标准结果，有

$$\mathbf{x}^H\mathbf{A}\mathbf{x} \asymp \frac{1}{n_1}\mathrm{tr}(\mathbf{A}), \tag{38}$$

$$\mathbf{x}^H\mathbf{A}\mathbf{y} \asymp 0. \tag{39}$$

附录 B $\mathbf{Z}_{BS,\,C}$ 在（4）中的建模

对于 $\mathbf{Z}_{BS,C}$，对于图 1 所示的阵列配置，受 [34]，启发，$\mathbf{Z}_{BS,\,C}$ 可由 $N_y \times N_y$ 个维度均为 $N_x \times N_x$ 的子矩阵构成，即 $\mathbf{Z}_{BS,\,C} = [\mathbf{Z}^{ab}_{BS,C}]_{N_y \times N_y}$，其中 $\mathbf{Z}^{ab}_{BS,C} \in \mathbb{C}^{N_x \times N_x}$ 是第 a 行天线与第 b 行天线之间的互阻抗矩阵，且 $\{a, b\} = \{1, \ldots, N_y\}$。从左到右计数，第 a 行的第 n_1 根天线与第 b 行的第 n_1' 根天线之间的互阻抗可记为 $z^{ab}_{BS,n_1n_1'}$，它是 $\mathbf{Z}^{ab}_{BS,C}$ 的第 (n_1, n_1') 个元素。我们可以将 $z^{ab}_{BS,n_1n_1'}$ 统一表示为 $z^{ab}_{BS,n_1n_1'} = R^{ab}_{BS,n_1n_1'} + jX^{ab}_{BS,n_1n_1'}$，并将 $d_{n_1n_1'}$, $_h = |n_1 - n_1'|\Delta_x$, $d_{ab,v} = |a - b|\Delta_y$ 和 $d^{ab}_{n_1n_1'} = \sqrt{(n_1 - n_1')^2\Delta_x^2 + (a-b)^2\Delta_y^2}$ 分别记作第 p 行的第 n_1 根天线与第 q 行的第 n_1' 根天线之间的水平距离、垂直距离和距离。根据 [40, 第 8.6 节 2],，我们可以针对 p, q 和 n_1, n_1' 的四种可能组合计算 $z^{ab}_{BS,n_1n_1'}$。对于 ~~$a = b, n_1 = n_1', z^{ab}_{BS,n_1n_1'} = Z_A$。对于 $a = b, n_1 \neq n_1'$~~，根据 [40, 第 8.6 节2], 中的“并排”情形，我们有

$R^{ab}_{BS\,n_1n_1'} = \frac{\eta}{4\pi}\{2C_i[v_0\ d_{n_1n_1'\,h}] - C_i[v_1\ d_{n_1n_1'\,h}] -$, (,) (,) $C_i[v_2\ d_{n_1n_1'\,h}]\}$ $X^{ab}_{BS\,n_1n_1'} = -\frac{\eta}{4\pi}\{2S_i[v_0\ d_{ab\,v}$ (,) and , (,) $]$ − $S_i[v_1\ d_{n_1n_1'\,h}] - S_i[v_2\ d_{n_1n_1'\,h}]\}$ $v_0\ d_{n_1n_1'\,h}$ (,) (,) = with (,) $\kappa d_{n_1n_1'\,h}$ $v_1\ d_{n_1n_1'\,h} = \kappa[\sqrt{d^2_{n_1n_1',h} + \Delta_l^2} + \Delta_l]$, v_2(,) , and $n_1 = n_1'$ 40 41 $(d_{n_1n_1'},)$ $= \kappa[\sqrt{d^2_{n_1n_1',h} + \Delta_l^2} - \Delta_l]$。对于 $a \neq b$，根据 ( ) 和 ( ) 中的情形，分别有 , ,

$$R^{ab}_{BS,n_1n_1'}=-\frac{\eta}{8\pi}\cos\left[u_0\left(d_{ab,v}\right)\right]\left\{\begin{array}{l}-2C_i\left[u_1\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-2C_i\left[u_1'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]+C_i\left[u_2\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\\+C_i\left[u_2'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]+C_i\left[u_3\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]+C_i\left[u_3'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\end{array}\right\}$$
$$+\frac{\eta}{8\pi}\sin\left[u_0\left(d_{ab,v}\right)\right]\left\{\begin{array}{l}2S_i\left[u_1\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-2S_i\left[u_1'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-S_i\left[u_2\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\\+S_i\left[u_2'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-S_i\left[u_3\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]+S_i\left[u_3'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\end{array}\right\}\tag{40}$$

$$X^{ab}_{BS,n_1n_1'}=-\frac{\eta}{8\pi}\cos\left[u_0\left(d_{ab,v}\right)\right]\left\{\begin{array}{l}2S_i\left[u_1\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]+2S_i\left[u_1'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-S_i\left[u_2\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\\-S_i\left[u_2'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-S_i\left[u_3\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-S_i\left[u_3'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\end{array}\right\}$$
$$+\frac{\eta}{8\pi}\sin\left[u_0\left(d_{ab,v}\right)\right]\left\{\begin{array}{l}2C_i\left[u_1\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-2C_i\left[u_1'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-C_i\left[u_2\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\\+C_i\left[u_2'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]-C_i\left[u_3\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]+C_i\left[u_3'\left(d_{ab,v},d_{n_1n_1',h}\right)\right]\end{array}\right\}\tag{41}$$

$u_0\ d_{ab\,v}\ =\ \kappa d_{ab\,v}\ \ u_1\ d_{ab\,v}\ d_{n_1n_1'\,h}\ \ =\ \ \kappa[\ d^2_{n_1n_1'\,h}\ +(\ ),),(\ ,,)(\ ,),,\ d^2_{ab\,v}\ ^{1/2}\ +\ d_{ab\,v}]\ \ u_1'\ d_{ab\,v}\ d_{n_1n_1'\,h}\ \ =\ \ \kappa[\ d^2_{n_1n_1'}\ (\ ,,)(\ ,\ \ \ \

[24] B. Ning、S. Yang、Y. Wu、P. Wang、W. Mei、C. Yuen 和 E. Bj¨ornson，“可移动天线增强型无线通信：通用架构与实现方法”，IEEE Wireless Communications，第32卷，第5期，第108–116页，2025年10月。[25] K. Chen、C. Qi、C.-X. Wang 和 G. Y. Li，“超大规模MIMO通信中的波束训练与跟踪”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第23卷，第5期，第5048–5062页，2024年5月。[26] Y. Liu、C. Ouyang、Z. Wang、J. Xu、X. Mu 和 A. L. Swindlehurst，“近场通信：全面综述”，IEEE Commun. Surveys Tuts.，第27卷，第3期，第1687–1728页，2025年6月。[27] B. Xu、Z. Wang、H. Xiao、J. Zhang、B. Ai 和 D. W. K. Ng，“非平稳信道下超大规模MIMO的低复杂度预编码”，载于2023年IEEE国际通信会议（ICC）论文集，2023年5月，第6516–6522页。[28] B. Xu、J. Zhang、H. Du、Z. Wang、Y. Liu、D. Niyato、B. Ai 和 K. B. Letaief，“近场通信中的资源分配：基础、工具与展望”，IEEE Wireless Communications，第31卷，第5期，第42–50页，2024年10月。[29] H. Lu、Y. Zeng、C. You、Y. Han、J. Zhang、Z. Wang、Z. Dong、S. Jin、C.-X. Wang、T. Jiang、X. You 和 R. Zhang，“面向6G的近场XL-MIMO通信教程”，IEEE Commun. Surveys Tuts.，第26卷，第4期，第2213–2257页，2025年第4季度。[30] J. Zhao、S. Xue、K. Cai、X. Mu、Y. Liu 和 Y. Zhu，“面向安全无人机网络的近场通感一体化”，IEEE通信领域精选期刊，第1–1页，即将发表，2025年。[31] A. Pizzo、L. Sanguinetti 和 T. L. Marzetta，“用于全息MIMO通信的傅里叶平面波级数展开”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第21卷，第9期，第6890–6905页，2022年3月。[32] L. Wei、C. Huang、G. C. Alexandropoulos、W. E. I. Sha、Z. Zhang、M. Debbah 和 C. Yuen，“多用户全息MIMO表面：信道建模与频谱效率分析”，IEEE J. Sel. Top. Sign. Process.，第16卷，第5期，第1112–1124页，2022年8月。[33] B. Zhao、C. Ouyang、X. Zhang 和 Y. Liu，“全息MIMO通感一体化的性能分析”，IEEE Trans. Commun.，第73卷，第8期，第6655–6672页，2025年8月。[34] Z. Wang、J. Zhang、W. Yi、H. Xiao、H. Du、D. Niyato、B. Ai 和 D. W. K. Ng，“近场XL-MIMO有效自由度的分析框架”，IEEE Trans. Wireless Commun.，2025年4月。[35] H. Lu、H. Min、Y. Zeng 和 S. Ma，“通过阵列配置码本实现灵活XL-MIMO：码本设计与阵列配置训练”，IEEE Trans. Commun.，第73卷，第12期，第15 190–15 204页，2025年12月。[36] H. Lei、Z. Wang、H. Xiao、J. Zhang 和 B. Ai，“无蜂窝超大规模MIMO系统的上行链路性能”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第74卷，第5期，第8339–8344页，2025年5月。[37] Z. Liu、J. Zhang、Z. Liu、H. Du、Z. Wang、D. Niyato、M. Guizani 和 B. Ai，“无蜂窝XL-MIMO与多智能体强化学习：架构、挑战与未来方向”，IEEE Wireless Communications，第31卷，第4期，第155–162页，2024年8月。[38] Z. Liu、J. Zhang、Z. Liu、H. Xiao 和 B. Ai，“基于多智能体强化学习的移动无蜂窝XL-MIMO双层功率控制”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第23卷，第5期，第4658–4674页，2024年5月。[39] S. Sun、R. Li、C. Han、X. Liu、L. Xue 和 M. Tao，“如何区分近场与远场：重新审视瑞利距离”，IEEE通信杂志，第63卷，第1期，第22–28页，2025年1月。[40] C. A. Balanis，《天线理论：分析与设计》。John Wiley & Sons，2016年。[41] A. Li 和 C. Masouros，“通过模数相位对齐利用点对点MIMO中的建设性互耦”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第16卷，第3期，第1948–1962页，2017年3月。[42] Y. Wu、S. Ma 和 Y. Gu，“面向多小区大规模MIMO系统的非正交导频设计统一框架”，IEEE Trans. Commun.，第68卷，第12期，第7623–7633页，2020年12月。[43] E. Bj¨ornson、J. Hoydis 和 L. Sanguinetti，《大规模MIMO网络：频谱效率、能效与硬件效率》，2017年。[44] L. Sanguinetti、A. Kammoun 和 M. Debbah，“非相关莱斯衰落信道下大规模MIMO的理论性能极限”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第67卷，第3期，第1939–1955页，2019年3月。[45] A. ´A. Polegre、L. Sanguinetti 和 A. G. Armada，“无蜂窝大规模MIMO中的导频去污染处理”，IEEE Commun. Lett.，第25卷，第12期，第3990–3994页，2021年12月。[46] T. Xie、L. Dai、X. Gao、X. Dai 和 Y. Zhao，“大规模MIMO系统的低复杂度SSOR预编码”，IEEE Commun. Lett.，第20卷，第4期，第744–747页，2016年4月。[47] J. Liu、Y. Ma 和 R. Tafazolli，“利用静态信道分量进行快速迭代ELAA-MIMO 检测”，载于《2024年IEEE信息论研讨会（ITW）》。IEEE，2024年，第436–441页。[48] Z. Wang、J. Zhang、B. Ai、C. Yuen 和 M. Debbah，“具有多天线用户的无小区大规模MIMO在联合相关瑞利衰落信道上的上行链路性能”，《IEEE无线通信汇刊》，第21卷，第9期，第7391–7406页，2022年9月。[49] 3第三代合作伙伴计划无线接入网技术规范组，“多输入多输出（MIMO）仿真的空间信道模型”，第三代合作伙伴计划，技术报告3GPP TR 25.996 V18.0.0，2024年3月。[50] J. Hoydis、S. Ten Brink 和 M. Debbah，“蜂窝网络上行链路/下行链路中的大规模MIMO：我们需要多少根天线？”，《IEEE通信领域精选期刊》，第31卷，第2期，第160–171页，2013年2月。