

北京交通大学

博士学位论文

去蜂窝大规模多天线系统初始接入与干扰抑制研究

**Initial Access and Interference Suppression for
Cell-Free Massive MIMO Systems**

作者：陈帅飞

导师：章嘉懿

北京交通大学

2023年 5月

学校代码: 10004

密级: 公开

北京交通大学

博士学位论文

去蜂窝大规模多天线系统初始接入与干扰抑制研究

Initial Access and Interference Suppression for Cell-Free Massive
MIMO Systems

作者姓名: 陈帅飞

学 号: 18111008

导师姓名: 章嘉懿

职 称: 教授

学位类别: 工学博士

学位级别: 博士

学科专业: 信息与通信工程

研究方向: 多天线传输

北京交通大学

2023年 5月

摘要

以用户为中心的去蜂窝大规模多天线技术通过部署大量分布式接入点协同服务所有用户以克服小区间干扰并提供宏分集增益，采用“接入点-中央处理器”分级信号处理以抑制用户间干扰，能够有效地增强服务覆盖并提供均匀一致的用户体验，被视为第六代移动通信系统（the 6th Generation Mobile Communication, 6G）的关键使能技术之一。然而，网络架构的范式转变在提升系统性能上限的同时还引入了新的系统特征与技术挑战。首先，去蜂窝架构中干扰关系相较于蜂窝架构更为复杂，若无准确的干扰关系刻画以及初始接入管理，则极易造成无线资源分配不合理从而降低用户体验；其次，分级信号处理机制仍有待完善，一方面是该机制假设各接入点均服务所有用户，在密集化部署下势必造成巨大的系统能量损耗，另一方面是该机制目前只适用于上行传输，针对下行分级信号处理的研究较少。因此，解决去蜂窝大规模多天线系统中的初始接入与干扰抑制问题，对于提升系统的频谱效率和能量效率具有重要意义。

为此，本文以频谱效率和能量效率提升为目标，采用用户聚类、随机几何、机器学习以及稀疏优化等理论工具，通过模型构建、架构扩展、算法设计、性能分析、仿真验证等研究手段，针对去蜂窝大规模多天线系统的初始接入与干扰抑制两大关键问题展开研究。

论文的创新性工作主要包括如下几点：

1. 针对 6G 上行传输中的初始接入与干扰抑制问题，以提升频谱效率为目标，构建可扩展的上行分级信号处理架构，研究接入点选择、导频分配以及大尺度衰落解码。具体而言，基于竞争机制设计一种接入点选择方案，采用聚类算法设计两种导频分配方案，通过干扰分析设计一种次优的部分大尺度衰落解码方案，并从理论上证明其可扩展性。仿真结果展示了所提出的接入点选择方案与导频分配方案对于频谱效率性能的提升，以及部分大尺度衰落解码方案能够在几乎不损失频谱效率的同时实现可扩展性。
2. 针对 6G 下行传输中的初始接入与干扰抑制问题，以提升最小频谱效率为目标，采用可扩展的下行分布式信号处理架构，研究干扰分布特性、接入点选择以及导频分配。具体而言，采用随机几何工具分析面向去蜂窝大规模多天线系统的视干扰为噪声条件，并推导获得其成立概率的闭合表达式。基于视干扰为噪声条件对干扰关系的刻画，采用聚类算法设计联合接入点选择与导频分配方案。仿真结果验证了所提出视干扰为噪声成立概率分析的准确性，

展示了基于视干扰为噪声刻画的联合初始接入方案对于频谱效率公平性的提升。

3. 针对 6G 无线供能物联网场景中的初始接入和干扰抑制问题，以提升频谱效率为目标，面向数据传输和能量传输分别采用上行分级和下行分布式的信号处理架构，研究用户活跃检测、接入点选择以及导频分配。具体而言，通过在导频序列之外添加标识序列来解耦用户活跃检测和信道估计，采用机器学习工具设计活跃检测方案、通过聚类算法设计联合接入点选择与导频分配方案，并推导获得下行收集能量的闭合表达式。仿真结果验证了所推导闭合表达式的准确性，展示了所提出活跃检测方案的高检测精度以及所提出联合初始接入方案对于频谱效率性能的提升。
4. 针对 6G 能效优先场景中的初始接入和干扰抑制问题，以实现频谱效率与能量效率最佳折中为目标，构建可扩展的上下行分级信号处理架构，研究接入点选择、接入点开关以及大尺度衰落预编码。具体而言，基于上下行对偶特性设计一种近优的大尺度衰落预编码方案，以完善下行分级信号处理的研究。采用稀疏优化工具，构建并求解带有非光滑稀疏诱导函数的均方误差最小化问题，在限制各用户服务接入点数量（实现接入点选择）和限制活跃接入点数目（实现接入点开关）的同时最大化频谱效率。仿真结果展示了所提出近优大尺度衰落预编码方案对于频谱效率的提升，以及所提出稀疏方案能够在几乎不损失频谱效率的同时大幅提升能量效率，以实现频谱效率与能量效率的最佳折中。

关键词： 去蜂窝大规模多天线；初始接入；干扰抑制；分级信号处理

ABSTRACT

User-centric cell-free massive multiple-input multiple-output (CF mMIMO), which enlarges the network coverage and provides an almost uniform service experience, is envisioned as one of the key enablers for the upcoming sixth Generation (6G) mobile communication networks. More precisely, in such systems, each user equipment (UE) is cooperatively served by a preferred set of surrounding access points (APs), which overcomes inter-cell interference and provides macro diversity gains. Additionally, the multi-layer signal processing performed by the APs and the central processing unit suppresses the inter-user interference. Nevertheless, as a novel network paradigm shift, CF mMIMO increases the ceiling of system performance and introduces new system features and technical challenges as well. First, in CF networks, the interference relationship is more complex compared to that in cellular systems. Without accurate interference relationship characterization and corresponding initial access management, it easily leads to inefficient wireless resource allocation, which deteriorates the service experience. Second, the multi-layer signal processing needs to be improved. On one hand, it assumes that all APs serve all UEs, which will inevitably cause huge system energy loss in dense deployments. On the other hand, it is only applied to the uplink with limited research on the downlink multi-layer signal processing. Therefore, it is of great significance to research the initial access for interference suppression in CF mMIMO systems to improve spectral efficiency (SE) and energy efficiency (EE).

To this end, with the goal of improvements in SE and EE, this dissertation employs the advantages in terms of user clustering, stochastic geometry, machine learning, and sparse optimization, and studies the initial access and interference suppression for CF mMIMO systems. Both performance limit and practical algorithm frameworks are presented following by the model construction, framework expansion, theoretical analysis and simulation verification.

The novelties and contributions of the dissertation are listed as follows:

1. The AP selection, pilot assignment, and large-scale fading decoding (LSFD) are investigated for the uplink transmission aiming to improve the SE, where a scalable uplink multi-layer signal processing framework is proposed. More precisely, one contention-based AP selection scheme and two pilot assignment schemes based

on user clustering are proposed. A suboptimal partial LSFD (P-LSFD) scheme is developed via interference analysis, of which the scalability is verified theoretically. The numerical results demonstrate the advantages of the proposed AP selection and pilot assignments schemes on SE compared to the benchmarks and verify that the proposed P-LSFD scheme can achieve scalability with negligible SE loss.

2. The interference relationship characterization, AP selection, and pilot assignment are investigated for the downlink transmission aiming to improve the minimum SE, where the scalable downlink distributed signal processing framework is adopted. More precisely, using stochastic geometry tools, the TIN condition for CF mMIMO systems is proposed and analyzed, and the closed-form expressions for the probability that the TIN condition holds are derived. One joint AP selection and pilot assignment scheme based on the TIN conditions, which characterize the interference relationship, is proposed by using user clustering. The numerical results verify the correctness of the derived closed-form expression and demonstrate the improvement in SE fairness provided by the joint AP selection and pilot assignment scheme.
3. The user activity detection, AP selection, and pilot assignment are investigated for the wireless powered Internet of Things aiming to improve the SE, where the scalable downlink distributed signal processing framework is adopted for the energy transmission, and the scalable uplink multi-layer signal processing framework is adopted for the data transmission. More precisely, the user activity detection and channel estimation are decoupled by adding extra identifier sequences. One activity detection scheme based on machine learning is proposed, and one joint AP selection and pilot assignment scheme using user clustering as well. Closed-form expressions for harvested energy in the downlink are derived. The numerical results verify the correctness of the derived closed-form expression and demonstrate the high detection accuracy of the proposed activity detection scheme and the improvement in SE provided by the joint AP selection and pilot assignment scheme.
4. The AP selection, pilot assignment, and large-scale fading precoding (LSFP) are investigated for the energy-efficient scenarios aiming to achieve the optimal trade-off between SE and EE, where a scalable multi-layer signal processing framework is proposed for both uplink and downlink transmissions. More precisely, a virtually optimized LSFP (V-LSFP) scheme is developed based on the channel uplink-downlink duality, which complements the downlink multi-layer signal processing

research. A mean-square error minimization problem with non-smooth sparsity-inducing functions is formulated and solved using sparse optimization tools. This maximizes the SE when limiting the number of serving APs per UE (i.e., AP selection) and the number of active APs (i.e., AP on/off). The numerical results demonstrate the improvement in SE provided by the proposed V-LSFP scheme and verify that the proposed sparse schemes can significantly improve the EE with negligible SE loss and, thus, achieve the optimal trade-off between SE and EE.

KEYWORDS: Cell-free massive MIMO; initial access; interference suppression; multi-layer signal processing

目 录

1 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.1.1 移动通信系统的发展与目标.....	1
1.1.2 网络的密集化与去蜂窝化.....	3
1.1.3 当前存在的技术挑战与科学问题.....	7
1.2 研究现状与不足.....	8
1.2.1 信号处理机制.....	8
1.2.2 初始接入管理.....	16
1.2.3 当前研究不足.....	19
1.3 研究内容与创新点.....	20
1.4 章节安排.....	22
2 去蜂窝大规模多天线系统理论基础	25
2.1 频谱效率与能量效率.....	25
2.2 系统模型与传输机制.....	27
2.2.1 上行导频传输与信道估计.....	28
2.2.2 上行数据传输与接收合并.....	30
2.2.3 下行数据传输与发射预编码.....	37
2.3 网络可扩展性.....	42
2.4 本章小结.....	44
3 基于 UE 聚类的上行传输初始接入管理	45
3.1 引言.....	45
3.2 系统模型.....	47
3.3 基于竞争机制的 AP 选择方案	51
3.4 基于聚类算法的导频分配方案	53
3.4.1 IB-KM 导频分配方案.....	54
3.4.2 iUC 导频分配方案.....	59
3.4.3 复杂度分析.....	61
3.5 可扩展的分式功率控制方案	62
3.6 仿真结果与分析.....	64
3.6.1 基于竞争机制的 AP 选择方案性能	64
3.6.2 基于聚类算法的导频分配方案性能.....	66
3.6.3 P-LSFD 机制与 O-LSFD 机制	69
3.6.4 可扩展的分式功率控制方案性能.....	70
3.7 本章小结.....	71

4 基于视干扰为噪声的下行传输初始接入管理	73
4.1 引言	73
4.2 系统模型	74
4.2.1 移动场景系统模型	75
4.2.2 非移动场景系统模型	76
4.2.3 CF mMIMO 系统 TIN 特性分析与刻画	78
4.3 基于随机几何分析的 TIN 条件成立概率	79
4.3.1 求解随机变量 $d_{ap}^{\min}$ 的 PDF	81
4.3.2 求解随机变量 $d_{ue}^{\min}$ 的 CDF	82
4.3.3 求解 TIN 概率 p_{tin} 的闭合表达式	84
4.4 基于 TIN 刻画的初始接入管理方案	85
4.4.1 mAP 选择方案设计	86
4.4.2 导频分配方案设计	88
4.4.3 全面 AP 选择方案设计	88
4.4.4 算法复杂度分析	89
4.5 仿真结果与分析	90
4.5.1 不同系统参数对 TIN 条件统计特性的影响	91
4.5.2 基于 TIN 刻画的 IAMA 接入管理方案性能分析	94
4.6 本章小结	97
5 基于检测估计解耦的无线传能物联网初始接入	99
5.1 引言	99
5.2 系统模型	101
5.2.1 WPT 相干传输	102
5.2.2 能量与功率分配	105
5.3 基于卷积神经网络的 UE 活跃检测方案	105
5.3.1 非正交标识序列设计	105
5.3.2 基于信号强度的活跃检测方案设计	106
5.3.3 基于 CNN 的活跃检测方案设计	107
5.4 面向 IoT 场景的初始接入管理方案	108
5.5 仿真结果与分析	111
5.5.1 基于 CNN 的 UADNet 检测方案性能分析	111
5.5.2 无线功能 IoT 场景中去蜂窝架构性能分析	112
5.5.3 联合 AP 选择与导频分配方案性能分析	115
5.6 本章小结	117
6 基于稀疏优化的初始接入与收发机联合设计	119
6.1 引言	119
6.2 系统模型	121
6.3 基于 LSFD 机制的上行数据传输	122

6.4 最小化数据 MSE 的稀疏 LSFD 机制设计	124
6.4.1 问题建模.....	125
6.4.2 逐元稀疏性与近似点梯度法.....	125
6.4.3 逐组稀疏性与 BCD 近似点梯度法	127
6.4.4 算法实现.....	129
6.5 基于 LSFP 机制的下行数据传输	130
6.5.1 集中式下行功率分配.....	134
6.5.2 下行传输中的稀疏优化.....	134
6.6 功率损耗模型设计.....	134
6.7 仿真结果.....	136
6.7.1 传输方案及其对照组.....	137
6.7.2 上行传输方案性能分析.....	139
6.7.3 下行传输方案性能分析.....	142
6.7.4 稀疏算法收敛性分析.....	145
6.8 本章小结.....	147
7 结论与展望.....	149
7.1 论文工作总结.....	149
7.2 研究工作展望.....	151
附录.....	153
参考文献.....	157

插图索引

图 1.1	网络的密集化与去蜂窝化	4
图 1.2	分布式多天线系统: (a) CoMP; (b) CF mMIMO	5
图 1.3	时-频资源: (a) 块衰落模型时-频资源规划; (b) TDD 相干时-频资源 块帧结构	8
图 1.4	CF mMIMO 系统信号处理机制: (a) 集中式; (b) 分布式	10
图 1.5	CF mMIMO 系统初始接入	16
图 1.6	本文研究内容	20
图 1.7	本文逻辑架构	22
图 2.1	以 x 为输入、 $y = hx + v + n$ 为输出的离散无记忆干扰信道, 其中 h 为信道响应, v 为随机干扰, n 为独立噪声	26
图 3.1	采用分布式上行传输的 CF mMIMO 系统: 信号处理任务在 AP 和 CPU 处分别执行, 包括 1) 信道估计, 2) 本地接收合并和 3) 数据估计	47
图 3.2	IB-KM 导频分配图例, 其中 9 个 UE 被归入 2 个 UE 簇中。同一簇 内的 UE 分配彼此正交的导频序列	56
图 3.3	iUC 导频分配图例, 其中 9 个 UE 被归入 5 个 UE 簇中。同一簇内的 UE 复用同一个导频序列	59
图 3.4	iUC 导频分配示例, 包含 5 个 UE 和 9 个 AP	60
图 3.5	AP 部署模式: (a) 网格部署; (b) 随机部署	63
图 3.6	95%-likely 频谱效率与 AP 选择方案、导频分配方案和 UE 数目 (LP-MMSE, P-LSFD, $\theta = 1$)	65
图 3.7	频谱效率与导频分配方案和 UE 数目: (a) 频谱效率的 CDF; (b) 95%-likely 频谱效率 (LP-MMSE, P-LSFD, $\theta = 1$)	66
图 3.8	频谱效率与导频分配方案和 UE 数目: (a) 频谱效率的 CDF; (b) 95%-likely 频谱效率 (MR, P-LSFD, $\theta = 0$)	67
图 3.9	频谱效率与导频分配方案和正交导频数目: (a) 95%-likely 频谱效率; (b) 频谱效率的极差 (MR, P-LSFD, $K = 50$, $\theta = 0$)	68
图 3.10	95%-likely 频谱效率与 LSFD 机制和 UE 数目 (LP-MMSE, iUC 导 频分配方案, $\theta = 1$)	69
图 3.11	频谱效率与功率控制系数和导频分配方案: (a) 频谱效率的极差; (b) 平均频谱效率 (LP-MMSE, P-LSFD, $K = 50$)	70

图 4.1	在 CF mMIMO 系统中, 分配同一导频序列的 UE 及其服务 AP 之间的干扰关系	75
图 4.2	采用分布式下行传输的 CF mMIMO 系统: 信号处理任务在 AP 和 CPU 处分别执行, 包括 1) 信道估计, 2) 数据编码和 3) 本地发射预编码	76
图 4.3	随机变量 $d_{ap}^{\min}$ (即 X) 和 $d_{ue}^{\min}$ (即 Y) 的图例	81
图 4.4	所提 IAMA 方案的执行步骤: (a) mAP 选择; (b) 导频分配; (c) 全面 AP 选择	86
图 4.5	PDF f_X 和概率 p_X 与影响区域半径 ($K = 400$)	91
图 4.6	CDF F_Y 与随机变量 Y 、影响区域半径和 UE 数目	92
图 4.7	TIN 条件成立概率 p_{tin} 与影响区域半径、UE 数目、AP 数目以及参数 α , κ 和 μ	93
图 4.8	频谱效率与预编码方案和接入方案 ($K = 50$)	94
图 4.9	90%-likely 频谱效率与预编码方案、接入方案和 UE 数目	95
图 4.10	平均频谱效率与预编码方案、接入方案和 UE 数目	96
图 5.1	采用 WPT 的物联网 CF mMIMO 系统	101
图 5.2	传输帧结构	102
图 5.3	面向非正交标识序列的 UADNet 检测网络	107
图 5.4	误检测概率与活跃检测方案、活跃 UE 数目、AP 数目和标识序列数目	112
图 5.5	SE 的 CDF 与活跃 UE 数目和单位 AP 天线数目	113
图 5.6	平均 SE 和 SE 的极差与活跃 UE 数目和网络架构	114
图 5.7	平均 SE 与接入方案和时间切换比	115
图 5.8	平均 SE 和 SE 的极差与接入方案和功率控制系数	116
图 6.1	采用分布式传输的 CF mMIMO 系统: 信号处理任务在 AP 和 CPU 处分别执行, 包括 1) 信道估计, 2) 本地接收合并, 3) 数据估计, 4) 数据编码 5) 本地发射预编码	120
图 6.2	上行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与 LSFD 方案和稀疏参数 λ 和 γ (L-MMSE, $L = 40, N = 4$)	139
图 6.3	上行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与 LSFD 方案和稀疏参数 λ 和 γ (MR, $L = 40, N = 4$)	140
图 6.4	上行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与接收合并方案、LSFD 方案和稀疏参数 λ ($\gamma = 0, L = 160, N = 1$)	141

图 6.5	下行 SE 的 CDF 与发射预编码方案、非稀疏功率控制和 LSFP 方案和 AP 天线部署设置	143
图 6.6	下行平均 EE 与发射预编码方案、非稀疏功率控制和 LSFP 方案和 AP 部署设置	144
图 6.7	下行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与 LSFP 方案和稀疏参数 λ (L-MMSE, $\gamma = 0$, $L = 40, N = 4$)	145
图 6.8	收敛准确性与稀疏参数 λ 和 γ ($L = 40, N = 4$)	146
图 6.9	图 6.8 中的收敛运行时间与稀疏参数 λ 和 γ ($L = 40, N = 4$)	146

表格索引

表 1.1	4G、5G 以及 6G 的关键性能指标对比	2
表 1.2	蜂窝 mMIMO、CoMP 以及 CF mMIMO 的对比	6
表 2.1	在集中式传输中不同接收合并方案计算 UE k 的接收合并向量所需的复乘法运算数目（单位相干资源块）	33
表 2.2	在分布式传输中不同接收合并方案计算 UE k 的本地接收合并向量所需的复乘法运算数目（单位相干资源块）	38
表 3.1	LSFD 传输机制的前传链路总负载：单位相干资源块内传递 $\{\hat{s}_{kl}\}$ 所对应的复标量数目，以及每更新一次 LSFD 向量 $\{\mathbf{a}_k\}$ 所对应的复标量数目	50
表 3.2	参数 δ 的参考初始值（ $K = 40$ ）	61
表 6.1	系统仿真参数	136
表 6.2	上行传输方案及其对照组	137
表 6.3	下行传输方案及其对照组	138

缩略语对照表

3GPP	3rd Generation Partnership Project	第三代合作伙伴计划
4G	The 4th Generation Mobile Communication	第四代移动通信系统
5G	The 5th Generation Mobile Communication	第五代移动通信系统
5G PPP	5G Infrastructure Public Private Partnership	5G 基础设施公私合作伙伴
6G	The 6th Generation Mobile Communication	第六代移动通信系统
AP	Access Point	接入点
BCD	Block Coordinate Descent	分块坐标下降法
BPP	Binomial Point Process	二项点过程
CDF	Cumulative Distribution Function	累积分布函数
CF	Cell-Free	去蜂窝
CNN	Convolutional Neural Network	卷积神经网络
CPU	Central Processing Unit	中央处理器
CSI	Channel State Information	信道状态信息
EE	Energy Efficiency	能量效率
eMBB	Enhanced Mobile Broadband	增强型移动宽带
EW	Element-Wise	逐元
FPA	Fractional Power Allocation	分式功率分配
FDD	Frequency-Division Duplexing	频分双工
GW	Group-Wise	逐组
HMM	Hidden Markov Models	隐式马尔科夫模型
IMT-2020	International Mobile Telecommunications-2020	全球移动通信系统-2020
IMT-2030	International Mobile Telecommunications-2030	全球移动通信系统-2030
IoT	Internet of Things	物联网
IRS	Intelligent Reflection Surface	智能反射面技术
ITU	International Telecommunications Union	国际电信联盟
LS	Least-Square	最小二乘
LSFC	large-Scale Fading Coefficient	大尺度衰落系数
LSFD	large-Scale Fading Decoding	大尺度衰落解码

LSFP	large-Scale Fading Precoding	大尺度衰落预编码
MR	Maximum Ratio	最大比
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output	多天线技术
mMIMO	Massive MIMO	大规模多天线技术
mMTC	Massive Machine-Type Communications	大规模机器类通信
mmWave	Millimeter Wave	毫米波
MSE	Mean-Square Error	均方误差
MMSE	Minimum MSE	最小均方误差
NR	New Radio	新空口
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing	正交频分复用
PDF	Probability Density Function	概率密度函数
PPP	Poisson Point Process	泊松点过程
SINR	Signal-to-Interference-plus Noise Ratio	信干噪比
SE	Spectral Efficiency	频谱效率
TDD	Time-Division Duplexing	时分双工
TIN	Treating Interference as Noise	视干扰为噪声
UatF	Use-and-then-Forget	用后即忘
UDN	Ultra-Dense Network	超密集网络
UE	User Equipment	用户设备
URLLC	Ultra-Reliable Low-Latency Communications	高可靠低时延通信
WPT	Wireless Power Transfer	无线传能技术

主要数学符号

$\mathbb{R}^{M \times N}$	维度为 $M \times N$ 的实数空间
$\mathbb{C}^{M \times N}$	维度为 $M \times N$ 的复数空间
x	标量 x
$\mathbf{x}$	列向量 $\mathbf{x}$, 其第 i 个元素写作 $[\mathbf{x}]_i$
$\mathbf{X}$	矩阵 $\mathbf{X}$, 其第 i 行第 j 列的元素写作 $[\mathbf{X}]_{ij}$, 其第 j 列的向量写作 $[\mathbf{X}]_{:,j}$
$\mathcal{X}$	集合 $\mathcal{X}$; 若 $\mathcal{X}$ 为有序集合, 则其第 i 个元素写作 $[\mathcal{X}]_i$, 其第 i 到第 j 个元素组成的有序子集写作 $[\mathcal{X}]_{i,\dots,j}$
$(\cdot)^T$	矩阵或向量的转置
$(\cdot)^\star$	矩阵或向量的共轭
$(\cdot)^H$	矩阵或向量的共轭转置
$\text{tr}(\cdot)$	矩阵的迹
$\Re(x)$	标量 x 的实数分量
$\Im(x)$	标量 x 的虚数分量
$ x $	标量 x 的模, 有 $ x = \sqrt{\Re^2(x) + \Im^2(x)}$
$ \mathcal{X} $	集合 $\mathcal{X}$ 的基数, 即集合 $\mathcal{X}$ 中元素的数量
$\ \mathbf{x}\ _2$	向量 $\mathbf{x}$ 的 ℓ_2 范数 (或写作 $\ \mathbf{x}\ $), 有 $\ \mathbf{x}\ = \sqrt{\sum_i x_i ^2}$
$\ \mathbf{x}\ _1$	向量 $\mathbf{x}$ 的 ℓ_1 范数, 有 $\ \mathbf{x}\ _1 = \sum_i x_i $
$\text{diag}(\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_N)$	以一系列方阵 $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_N$ 生成的块对角矩阵
$\mathbf{I}_N$	维度为 $N \times N$ 的单位矩阵
$\mathbb{E}\{\cdot\}$	数学期望
$\mathbb{P}\{\cdot\}$	概率
$\mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{R})$	均值为 $\boldsymbol{\mu}$, 协方差矩阵为 $\mathbf{R}$ 的循环对称复高斯分布
$b(\mathbf{x}, r)$	以 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2$ 为圆心坐标向量、 r 为半径的二维球

1 绪论

1.1 研究背景与意义

1.1.1 移动通信系统的发展与目标

自蜂窝移动通信技术诞生至今，移动通信系统便按照平均每十年一代的更新频率飞速演进发展着，通过逐步地将最初的语音服务扩展为更加多元化的数据服务，已然成为了连接世界、促进社会信息化水平、拉动国民经济发展、改善国民生活质量的主要驱动引擎之一^[1]。毫无疑问，无线通信技术的发展已经深深地改变了人民的日常生活，而人民日益增长的美好生活需求又将反过来再推动无线通信技术的发展，促使着移动通信系统从实现了人与人之间交互沟通的“移动互联”走向扩展了千行百业实体终端的“万物互联”，并最终朝向融合了人机物智能互联、协同共生的“万物智联”^[2-5]。

第五代移动通信系统（the 5th Generation Mobile Communication, 5G）^[6,7]，又名全球移动通信系统-2020（International Mobile Telecommunications-2020, IMT-2020），自2020年起已经陆续完成了相关无线通信标准化并开始在全球范围内大规模部署。根据爱立信^[8]报告，截至2022年底，全球已有10.5亿的5G订阅量，而预计到2028年，全球5G订阅量将达到49.7亿。中国作为目前全球5G部署最为快速的国家之一，自2019年10月启动5G商用以来，已经建成了世界上最大的5G网络，覆盖超过300个城市和地区，5G基站数量超过60万个，截至2022年底，中国已经有超过6亿5G订阅量，而预计到2028年，这一数字将达到14亿。不同于第四代移动通信新系统（the 4th Generation Mobile Communication, 4G）着重于实现人与人之间的移动互联，5G具有更广泛的业务场景，包括满足用户超大流量需求的增强型移动宽带（enhanced mobile broadband, eMBB）、满足物联网海量连接需求的大规模机器类通信（massive machine-type communications, mMTC）以及满足可靠性以及时延敏感需求的高可靠低时延通信（ultra-reliable low-latency communications, URLLC）。如表1.1所示，通过使用如毫米波（millimeter wave, mmWave）、大规模多天线（massive multiple-input multiple-output, mMIMO）以及超密集网络（ultra-dense network, UDN）等关键物理层技术，5G可以实现20 Gbps的峰值速率、100 Mbps的用户体验速率、1 ms的端到端时延、10 Mbps/m²的流量密度、10⁶/km²的连接密度、3倍于4G的频谱效率（spectral efficiency,

表 1.1 4G、5G 以及 6G 的关键性能指标对比

Table 1.1 Comparison of key performance indices of 4G, 5G, and 6G.

移动通信系统	4G	5G	6G
峰值速率	1 Gbps	20 Gbps	≥ 1 Tbps
用户体验速率	10 Mbps	100 Mbps	1 Gbps
端到端时延	10 ms	1 ms	< 1 ms
流量密度	0.1 Mbps/m^2	10 Mbps/m^2	1 Gbps/m^2
连接密度	$10^5/\text{km}^2$	$10^6/\text{km}^2$	$\geq 10^7/\text{km}^2$
频谱效率	1 倍	3 倍	≥ 9 倍
能量效率	1 倍	100 倍	10000 倍
移动速度	350 km/h	500 km/h	≥ 800 km/h

SE) 以及 100 倍于 4G 的能量效率 (energy efficiency, EE)^①, 并支持 500 km/h 的移动速度^[9]。

面向 2030 年及其之后的未来, 移动通信网络将不再以具体的应用或数据为中心, 而将是以人为中心^[10], 能够实现全覆盖、全频谱、全应用和强安全的网络服务^[11]。届时, 受到能量、频谱以及成本等多重限制, 5G 将无法满足未来移动通信网络的超大流量、超低时延、超大连接和超高可靠等持续发展需求。于是, 全球各国政府、标准化组织、电信运营商以及科研院所都开始着眼于第六代移动通信系统 (the 6th Generation Mobile Communication, 6G) 的研发。2018 年 4 月, 芬兰启动了世界上第一个 6G 科研项目“6G 支持的无线智能社会和生态系统”, 计划在八年内提供约 2.5 亿欧元研究经费。在随后的几年内, 美国、欧盟、韩国等国家或组织相继启动了 6G 相关的科研项目。2021 年 6 月, 由欧盟委员会牵头成立的 5G 基础设施公私合作伙伴 (5G Infrastructure Public Private Partnership, 5G PPP) 组织发布了《欧洲 6G 网络生态系统愿景》白皮书^[12], 从技术、社会、政策和商业角度介绍了与 6G 研究相关的核心领域以及 6G 的基本愿景。而后, 2023 年 2 月, 5G PPP 组织发布了《6G 框架格局-欧洲视角》白皮书^[13], 其中首次总结了欧洲关于 6G 框架的研究成果, 包括了各项关键使能技术以及首个端到端系统的介绍。而我国早在 2018 年 10 月便已经开始进行 6G 相关的概念设计和研发工作。2019 年 6 月, 在工信部等部委的指导下, 中国信通院全球移动通信系统-2030 (International Mobile Telecommunications-2030, IMT-2030) (6G) 推进组正式成立, 并在 2021 年 6 月发布了《6G 总体愿景与潜在关键技术》白皮书^[4]。

① 频谱效率和能量效率分别简称“谱效”和“能效”, 在本文之后的叙述中将结合语境分别与其英文缩写“SE”和“EE”交替使用。

2020年8月,东南大学联合国内外多所知名科研院所发布了《6G无线网络:愿景、使能技术与新应用范式》白皮书^[5],详细介绍了6G的总体愿景、典型业务应用场景以及关键的使能技术。2021年11月,工信部发布了《“十四五”信息通信行业发展规划》^[1],将开展6G基础理论以及关键技术研发列为移动通信核心技术演进和产业推进工程,并提出构建6G愿景、典型应用场景和关键技术指标体系。综上所述,6G有望实现1 Tbps以上的峰值速率、1 Gbps的用户体验速率、1 ms以内的端到端时延、1 Gbps/m²的流量密度、10⁷/km²的连接密度、相较于5G网络3倍以上的SE以及100倍以上的EE,并支持远高于500 km/h的移动速度。

1.1.2 网络的密集化与去蜂窝化

移动通信系统的性能主要是通过其能提供给用户的数据速率(data rate)来量化的。由于网络覆盖区域内分布着大量的用户设备(user equipment, UE),而每个UE都经历着彼此不同的传播环境,故而系统所能支持的数据速率往往高度依赖于UE及其空间位置。例如,国际电信联盟(International Telecommunications Union, ITU)对5G网络便规定要求,下行的峰值速率应大于用户体验速率200倍,其中用户体验速率指网络中95%的UE都可以达到的数据速率^[14]。而在实际的通信系统中,是由用户体验速率来决定哪些应用可以在不中断系统的情况下运行,而非平均速率或者峰值速率。故而,尽管丰富的性能指标可以结合多种需求从多个维度更加全面地评估6G网络的性能,但为了使数字化社会具有较高的用户公平感知和均匀一致的体验,6G网络在未来的演变过程中应当特别重视用户体验速率这一性能指标的提升^[2]。

从移动通信系统建立至今,蜂窝架构一直是通信网络的主要部署形式,即服务区域被划分为由不同接入点(access point, AP)或者基站提供服务的小区。蜂窝架构的流量密度由可用带宽、采用的物理层技术以及小区密度决定。在5G之前的几十年里,流量密度的提升很大程度上都依赖于网络中AP站点部署的密集化来增加小区密度,其一方面可以提升网络能够同时服务的活跃UE数目,另一方面可以提升这些活跃UE的信噪比,从而提升每个活跃UE的数据速率。而5G引入了另外一种密集化途径来提升网络的流量密度,如图1.1所示,即为每个AP站点装配大量的有源天线以实现更高精度的波束赋形和更强的空间分集增益,从而大幅度提升系统的干扰抑制能力和数据传输能力。这种天线密集化技术被称为mMIMO^[15,16],或者大规模多输入多输出天线阵列技术。为了能够在空间域中有效地抑制干扰,mMIMO系统的一个特征便是AP所装配的天线数要大于其服务

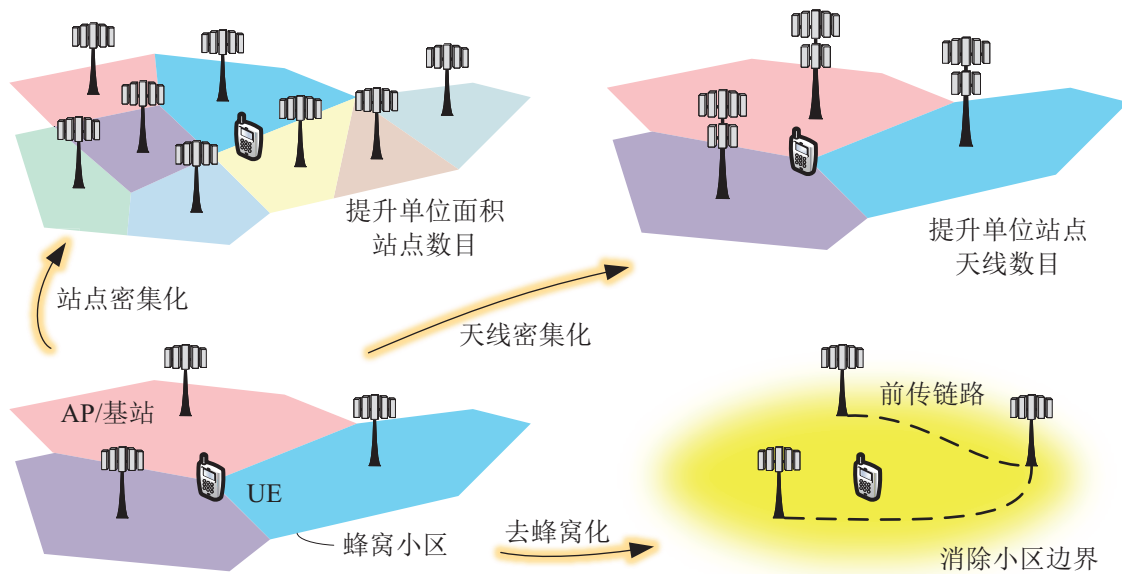


图 1.1 网络的密集化与去蜂窝化

Figure 1.1 Network densification and cell-free implementation.

小区内所有活跃 UE 的天线数。广义而言，天线密集化和站点密集化一样均可以提升网络的服务活跃 UE 数目并提升这些 UE 的信息速率，但实现方式有所不同。相较于站点密集化，天线密集化的优势在于可以使用更少的 AP 来实现相同的流量密度，而劣势是每个 AP 所需的硬件设备更为复杂。

为了满足 6G 网络的高数据速率需求，网络部署还将进一步密集化，但在蜂窝架构下无论是站点密集化和天线密集化都存在根本局限性。对于站点密集化，随着蜂窝小区面积的缩小，尽管小区内的信噪比会获得提升，但是来自邻近小区的干扰也会随之增加，并最终占据主导地位。根据文献 [17] 显示，当 AP 密度达到 $10/\text{km}^2$ 时，上述局限性就已经相当明显。而对于天线密集化，mMIMO 能够根据需要服务 UE 数量按比例的扩张其天线阵列维度，是一种具有高度可扩展性的技术，但其并不能有效地消除不同 UE 在小区内的巨大的信噪比差异。而上述局限性本质来自于蜂窝架构的边界效应，即处在蜂窝网络小区边界的 UE 由于路径损耗的原因仅能接收到来自所属小区微弱的有效信号和来自其他小区的强干扰信号，造成这些边缘 UE 的性能相较于网络中其他位置 UE 的性能差距明显。综上所述，在 6G 网络中，采用站点密集化和天线密集化或将有效地提升网络的峰值速率和平均速率，但是由于存在不可忽视的小区间干扰和信噪比波动，网络的用户体验速率却难以获得提升。

为了解决上述问题，科研人员提出了一种全新的 mMIMO 技术^[18]，其本质上结合了站点密集化和天线密集化的优势，同时通过去除了蜂窝小区的边界来克服两者的局限性，故而得名去蜂窝（cell-free, CF）mMIMO 技术^[19-24]。如图 1.2

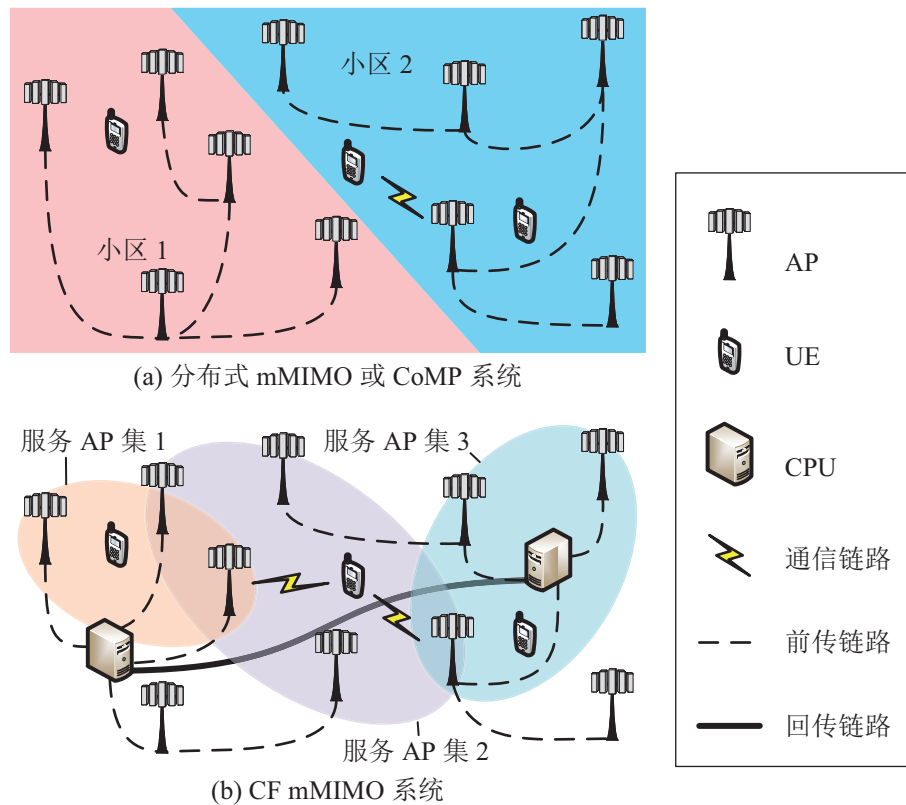


Figure 1.2 Implementations of distributed antenna systems: (a) CoMP; (b) CF mMIMO.

(b) 所示，大量 AP 通过前传网络与其所属的中央处理器（central processing unit, CPU），并经由 CPU 协调和辅助，利用相同的时-频资源，通过联合相干发射和接收来协同服务网络中所有的 UE。CF mMIMO 系统的本质特征和核心理念是“以用户为中心的去蜂窝化^[19,25-28]”，即服务覆盖区域并没有被划分以诸多 AP 为中心且互不交叠的小区，而是由每个 UE 的服务 AP 集交错填满，其中每一个服务 AP 集包含了围绕在某一 UE 周围的多个服务 AP，而不同 UE 的服务 AP 集之间又或许存在交集。通过部署大量分布式 AP，相较于传统的蜂窝 mMIMO 系统，CF mMIMO 一方面可以拉近 UE 和 AP 之间的平均距离以增强宏分集增益，另一方面可以降低不同 UE 之间的信噪比差异以实现均匀一致的服务质量。另外，通过 AP 之间的联合信号处理，CF mMIMO 可以有效地抑制用户间干扰，从而进一步提升各 UE 数据速率。值得注意的是，CF mMIMO 的最初设计动机是实现一种新的网络范式，能够在服务区域内提供均匀一致的数据传输服务；换句话说，CF mMIMO 并非专注于提升当前网络的峰值速率或平均速率，而是更加侧重于提升用户体验速率，这对于实现未来 6G 网络中的超低时延、超大连接和超高可靠需求至关重要。故而，全球国内外多家标准化组织^[4,12,13]、电信运营商^[29,30] 以及科研院所^[5] 分别将 CF mMIMO 和以用户为中心的 CF 架构列为 6G 的关键使能技术

表 1.2 蜂窝 mMIMO、CoMP 以及 CF mMIMO 的对比

Table 1.2 Comparison of cellular mMIMO, CoMP, and CF mMIMO.

网络架构	蜂窝 mMIMO	CoMP	CF mMIMO
覆盖范围	小	中	大
	以网络为中心	以网络为中心	以用户为中心
协作分簇	彼此不交叠	彼此不交叠	部分重叠
	固定	固定	动态
单个 UE 服务关系	受单个 AP 服务	受少量 AP 服务	受大量 AP 服务
信号处理所需 CSI	瞬时	瞬时	瞬时或统计
前传链路负载	—	大	小
同步要求	低	高	高
用户体验速率	低	中	高

之一和 6G 网络架构的重大范式转变之一，并启动了多项针对 6G CF mMIMO 的科研项目，包括欧盟资助的 REINDEER 项目^[31]和 MARSAL 项目^[32]，其中前者计划在 3.5 年内提供 464.4 万欧元科研经费。

需要注意的是，CF mMIMO 作为一种分布式多天线系统，与其他基于蜂窝架构的分布式多天线系统，例如网络多天线技术^[33–36]（network multiple-input multiple-output, network MIMO）和第三代合作伙伴计划（3rd Generation Partnership Project, 3GPP）的协同多点传输技术^[37–41]（Coordinated MultiPoint, CoMP）存在三个本质的差别，一是 CF mMIMO 系统采用了用户为中心的 CF 架构，二是 CF mMIMO 系统中 AP 数目往往多于 UE 数目，三是 CF mMIMO 可以一定程度上采用借鉴 mMIMO 系统的物理层操作。例如，如图 1.2 (a) 所示，在 CoMP 系统中尽管也使用多个 AP 来协同服务 UE，但网络仍旧采用蜂窝架构，而边界效应依旧存在。表 1.2 罗列了蜂窝 mMIMO、CoMP 以及 CF mMIMO 的基本对比和区别。其中，一个关键的区别体现在协作分簇。具体而言，蜂窝 mMIMO 系统和 CoMP 系统均采用以“网络为中心”的协作分簇模式，即各个 AP 依照实际的无线网络用户需求组成互不交叠的 AP 簇，当 UE 进入某一 AP 簇的覆盖范围（即“小区”）时便受到该 AP 簇的协同服务。而 CF mMIMO 系统采用“以用户为中心”的协作分簇模式，即各个 UE 受到其周围的部分 AP 协同服务，这些 AP 便组成了以该 UE 为中心的 AP 簇；当 UE 的空间位置发生变化时，以该 UE 为中心的 AP 簇也随之动态变化。另一个关键的区别体现在 CF mMIMO 系统除了可以采用瞬时 CSI 来进行信号处理之外，还可以采用统计 CSI 来进行信号处理，这使得前传网络负载压力和发送接收机制复杂度大大降低。

1.1.3 当前存在的技术挑战与科学问题

CF mMIMO 技术作为极具潜力的 6G 关键使能技术之一，以用户为中心并消除了小区边界，通过部署大量分布式 AP 协同服务覆盖区域内的所有 UE，能够有效地抑制用户间干扰并增强服务覆盖，从而提升系统的用户体验速率。然而，要大规模地部署 CF mMIMO，仍旧需要解决以下两个关键的技术挑战：

- **挑战一：无线网络节点干扰关系复杂**

尽管以用户为中心部署大量分布式 AP 协同进行相干传输在提升通信传输效率和增强通信服务覆盖等方面具有诸多优势，但其对 CF mMIMO 系统的干扰刻画和抑制提出了相应的挑战。在 CF mMIMO 系统中，单个 UE 同时受多个 AP 所服务，而相应地单个 AP 也同时服务多个 UE，造成无线网络节点间的干扰关系相较于传统的蜂窝架构更为复杂。由于移动通信网络中干扰的产生往往源于无线信道资源的不合理复用，因而面向 CF mMIMO 系统更为复杂的干扰关系，若无准确的干扰关系刻画以及相应的初始接入管理，则极易产生强用户间干扰，从而降低系统的通信传输效率。因此，针对该挑战的科学问题就是**如何准确刻画网络干扰关系并有效抑制干扰**。

- **挑战二：分级信号处理机制尚不完善**

由于采用了“UE-AP-CPU”的分层网络架构，CF mMIMO 系统中的信号处理任务可以通过不同的方式分配给 AP 和 CPU 执行。若所有 AP 仅作为射频头端而 CPU 负责集中处理所有 UE 的信息，尽管此时具有最佳的信号处理性能，但 AP 与 CPU 之间的前传网络则需要传递大量的瞬时信道状态信息（channel state information, CSI），这在网络规模扩大时将造成 CF mMIMO 系统无法运行。而由于 AP 站点的运算能力有限，将所有的信号处理任务交由 AP 本地处理并不现实。故而，在 CF mMIMO 系统中应采用“AP-CPU”分级信号处理机制，即由各 AP 先利用本地的 CSI 执行算力要求不高的信号处理任务，而将基于信道大尺度衰落信息的本地处理结果通过前传网络传递给 CPU 做最终处理以抑制用户间干扰，这样既可以保证信号处理的性能，又不会导致前传网络过载。尽管分级信号处理机制在处理性能和系统复杂度之间取得了较好的折中，但出于以下两方面主要原因，该机制仍有待完善：一方面是该机制假设各接入点均服务所有用户，在密集化部署下势必造成巨大的系统能量损耗，另一方面是该机制目前只应用于上行传输，针对下行分级信号处理的研究较少。因此，针对该挑战的科学问题就是**如何获得信号处理性能与复杂度的最佳折中**。

以上两个关键技术挑战并非独立存在，而是彼此耦合、共同制约着 CF mMIMO 的进一步发展。应对上述技术挑战，一方面可以采用干扰协作（interference

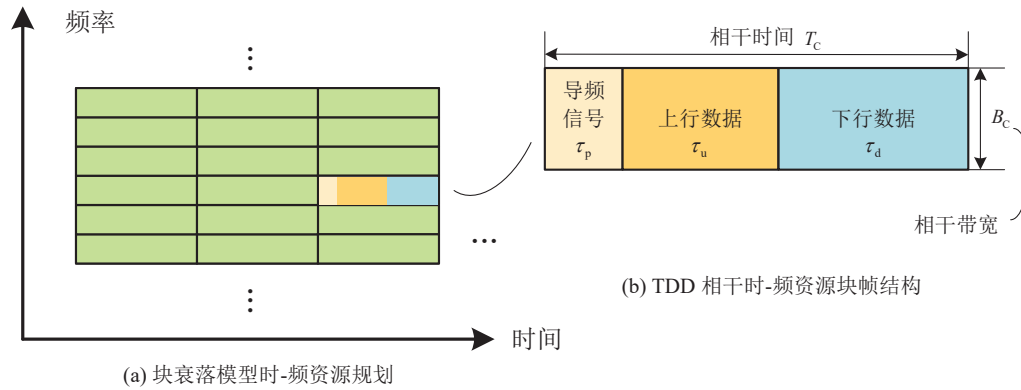


图 1.3 时-频资源: (a) 块衰落模型时-频资源规划; (b) TDD 相干时-频资源块帧结构

Figure 1.3 Time-frequency resources: (a) Diagram of the time-frequency resources in the block-fading model; (b) Frame structure of the TDD coherence blocks.

cooperation) 的思路, 在潜在干扰形成之前通过初始接入管理尽可能将其避免, 另一方面可以可以采用干扰消除 (interference cancellation) 的思路, 通过精进的信号处理机制在干扰形成之后尽可能将其抑制。故而, 需要探索和完善 CF mMIMO 系统的分级信号处理机制、细化无线网络节点干扰分析与刻画并提出相应的初始接入管理方案以抑制用户间干扰, 从传输和能耗两方面实现 CF mMIMO 系统的整体性能提升。

1.2 研究现状与不足

在过去的几年间, CF mMIMO 受到了学术界和工业界的广泛关注, 其中信号处理机制和初始接入管理更是广大科研人员研究的热点。尽管当前关于 CF mMIMO 系统中的信号处理机制和初始接入管理已有大量的研究工作, 但其均存在一些不足。本节将给出上述两项研究点的发展情况, 并深入分析现有研究工作存在的不足, 为后续介绍本文创新工作做好铺垫。

1.2.1 信号处理机制

当前绝大多数的 CF mMIMO 研究均采用如图 1.3 所示的块衰落信道模型和时分双工 (time-division duplexing, TDD) 的通信协议。如图 1.3 (a) 所示, 当采用块衰落模型来描述无线传播信道时, 系统的时-频资源被分为若干大小为 τ_c (单位为 s·Hz) 的相干资源块, 其中每一个相干资源块上信道保持时不变 (time-invariant) 且频率平坦 (frequency-flat), 不同相干资源块上信道彼此独立。通常 $\tau_c = T_c B_c$

传输符号，其中 T_C 为相干时间（单位为 s）， B_C 为相干频率（单位为 Hz）。值得注意的是，块衰落模型简化自实际正交频分复用（orthogonal frequency-division multiplexing, OFDM）系统中的多载波调制模型，而本文采用块衰落模型是为了避免引入 OFDM 系统庞杂的数学符号，从而突出展示 CF mMIMO 系统的主要概念。尽管如此，通过将组成可用带宽的多个多载波视为上述的相干资源块，依旧可以将实际的多载波调制模型映射到本文所采用的块衰落模型中。如图 1.3 (b) 所示，当采用 TDD 协议来进行数据传输时，每一个相干资源块在时域上拆分为三份，各自用于不同的传输任务：

- τ_p 用于传输上行导频；
- τ_u 用于传输上行数据；
- τ_d 用于传输下行数据，

且有 $\tau_c = \tau_p + \tau_u + \tau_d$ 。尽管本文主要讨论基于 TDD 的 CF mMIMO 系统中的初始接入和干扰抑制，此处仍列出与采用频分双工（frequency-division duplexing, FDD）通信协议的 CF mMIMO 相关的研究工作^[42-46]，以供参考。

1.2.1.1 整体处理架构

如图 1.4 所示，具有“UE-AP-CPU”分层架构的 CF mMIMO 系统依据信号处理任务是否完全交由 CPU 执行，可以分为集中式和分布式两种信号处理机制。而 CF mMIMO 这一概念在被提出之初^[18]便采用如图 1.4 (b) 所示的分布式信号处理架构以揭示其与现有的 CoMP 或小小区^[41,47-49]（small cell）等技术的区别。具体而言，文献 [18] 首次提出了 CF mMIMO 的概念，区别于在小小区系统中每个 UE 只能接入单个 AP，在 CF mMIMO 系统中每个 UE 均由系统中所有的 AP 协同服务，因而消除了小区边界的概念。在信号处理过程中，针对上行数据，每个 AP 通过其本地获得的信道估计值设计经典的匹配滤波器（matched filter），或称最大比（maximum ratio, MR）合并，以实现接收合并和数据解码，而后将获得的本地数据估计值经由前传网络发送至 CPU 处；而 CPU 对接收来自各 AP 的数据估计值求平均，并最终获得 UE 上行数据的最终估计值。针对下行数据，每个 AP 将本地信道估计视为真实信道，并基于此设计共轭波束赋形（conjugate beamforming），或称 MR 预编码，并将经过预编码的下行数据发送到 UE 处。需要注意的是，各 AP 发送给 CPU 的数据估计值均基于大尺度信道统计信息，故而不会对前传网络带来太大的负载压力。另外，相较于小小区系统，CF mMIMO 系统的多 AP 协同相干传输在带来天线分集增益的同时带来了信号处理增益，故而大幅度提升了系统的平均数据速率以及用户体验速率。这种在 CPU 处仅仅简单

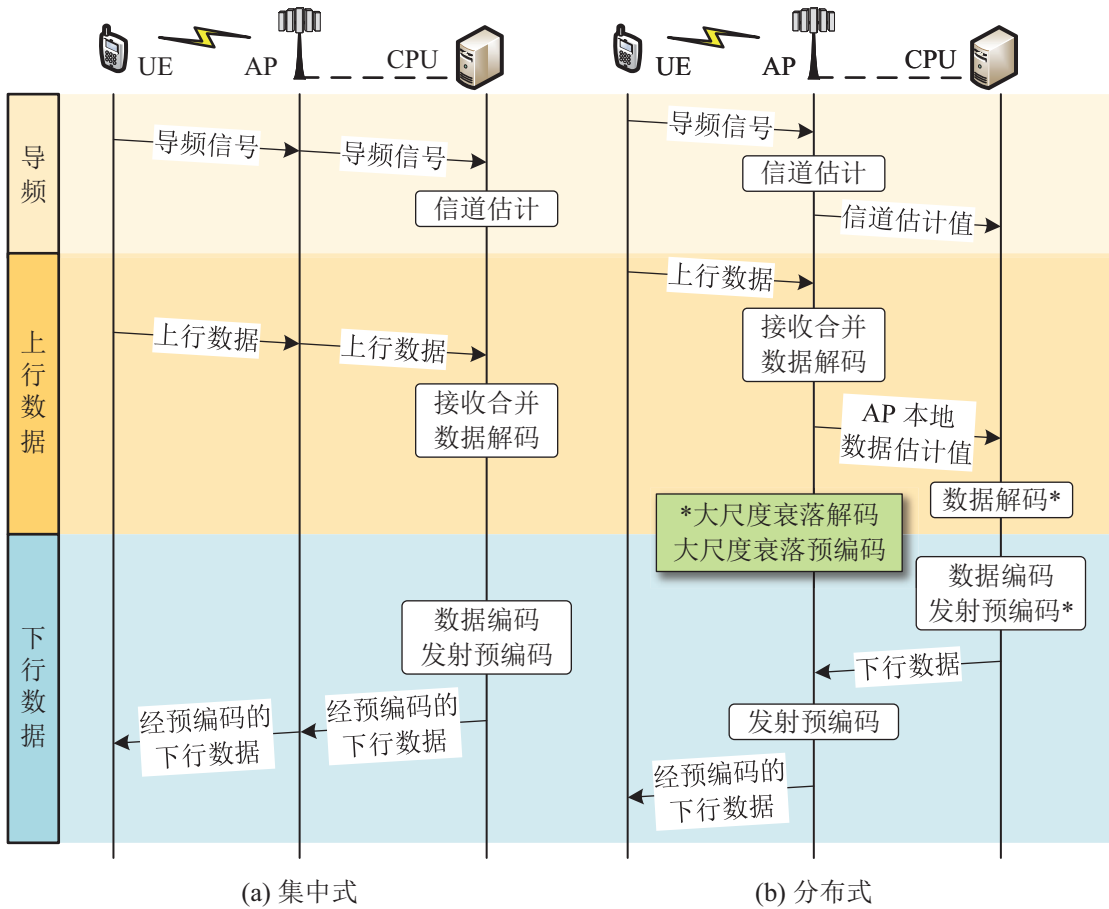


图 1.4 CF mMIMO 系统信号处理机制: (a) 集中式; (b) 分布式

Figure 1.4 Signal processing for CF mMIMO systems: (a) Centralized implementation; (b) Distributed implementation.

对各 AP 的本地数据估计求平均的分布式处理方式多用于 CF mMIMO 的早期研究中^[18,50], 但其并没有充分考虑到各 AP 的差异性以及充分利用到 CPU 的运算能力。为了进一步探索 CF mMIMO 分布式信号处理的性能上限, 文献[51]首次将蜂窝 mMIMO 系统中的大尺度衰落解码^[52] (large-scale fading decoding, LSFD) 技术应用于 CF mMIMO 中, 并从信息论角度证明 LSFD 在上行 CF mMIMO 分布式信号处理方案中的最优性。具体而言, 在上行传输过程中, 当 CPU 收到来自各 AP 的本地数据估计值后, CPU 会基于各 AP 反馈的大尺度信道衰落信息针对各 AP 设计最佳的权值, 并利用这些权值对各 AP 的本地数据加权求和而非简单地求平均, 其具体技术细节将在下一章给出。除了 LSFD 的最佳权值之外, CPU 还可以基于其他 CSI 为各 AP 设计权值, 但需要注意的是这些 CSI 必须是大尺度的统计信道信息, 否则网络规模扩大时的系统将会因为前传网络负载过重而无法运行。为了区别 CF mMIMO 系统其他形式的分布式信号处理机制, 本文特将采用了 LSFD 的处理机制称为分级信号处理机制, 以强调数据信号在 AP 和 CPU 处的

处理过程。

得益于“UE-AP-CPU”的分层架构，CF mMIMO 可以提供灵活的信号处理模式，除了上述 AP 和 CPU 均参与信号处理的分布式处理机制外，CF mMIMO 还具有如图 1.4 (a) 所示的全集中式处理机制和 CPU 完全不参与信号处理的全分布式处理机制。在全集中式的处理机制中，所有信号处理任务均由 CPU 执行，而所有 AP 仅承担射频头端的功能，负责射频发送和接收以及与 CPU 之间的信息传递，并不参与任何的信号处理。在这种模式下，CPU 由于可以在最大程度上直接获取与各 UE 间的瞬时 CSI，故而在理论上可以获得 CF mMIMO 系统的数据速率上限，但也正因为各 AP 与 CPU 之间频繁的瞬时 CSI 交互，受制于前传网络容量，这种模式无法应用于大规模的网络部署。而反观另一个极端：全分布式处理机制，所有信号处理任务均交由各 AP 基于其自身获得的 CSI 进行本地处理，而 CPU 只负责充当网络边缘与核心网之间的接口。此时，由于 AP 之间缺少协调，CF mMIMO 系统便退化为了小小区系统。文献 [53] 依据信号处理的集中化程度将 CF mMIMO 系统的信号处理机制分为四级：

- Level 4，全集中式信号处理：
所有信号处理任务交由 CPU，各 AP 仅作为射频头端；
- Level 3，最佳分布式信号处理（分级信号处理）：
各 AP 做本地信号处理，CPU 采用 LSFD 做加权汇总；
- Level 2，简单分布式信号处理：
各 AP 做本地信号处理，CPU 做简单的加权汇总；
- Level 1，全分布式信号处理：
所有信号处理任务交由各 AP，系统退化到小小区系统。

在这四级处理机制中，Level 1 缺少 AP 间协作故而性能不佳，Level 2 是 CF mMIMO 的初期形态，与 Level 3 所需要的网络资源相同但性能远不及 Level 3，故而均不推荐；Level 3 在数据速率性能和网络复杂度之间取得了很好的折中，是 CF mMIMO 最为均衡的一种信号处理机制；Level 4 尽管前传网络负载较大但是可以达到数据速率的上限，适用于网络规模不大的应用场景。

值得注意的是，在蜂窝 mMIMO 系统的下行数据传输中存在与上行 LSFD 对应的分级信号处理机制，被称为大尺度衰落预编码^[54,55]（large-scale fading precoding, LSFP），而在现有的 CF mMIMO 下行数据传输研究工作中却并没有类似上行 Level 3 中 LSFD 的下行 LSFP。换句话说，CF mMIMO 的下行分级信号处理研究目前尚属空白。其原因在于，CF mMIMO 系统中各 UE 的下行数据均是由 CPU 完成编码后再通过前传网络发给各 AP 进行预编码操作和射频发送，这从信息维度来看便是天然的 LSFP。尽管如此，依旧可以将 LSFP 机制的分级处理概念

应用到下行传输的其他过程中。

1.2.1.2 导频训练与信道估计

无论是用于上行数据传输的接收合并还是用于下行数据传输的发射预编码,其方案性能以及相关计算都很大程度上依赖于获得的 CSI 质量,故而信道估计对于提升 CF mMIMO 系统的 SE 和 EE 至关重要。

在 CF mMIMO 系统中,采用不同的双工协议时,所使用的信道估计方法不同。在采用 TDD 协议时,现有的工作大多采用基于导频训练的信道估计方法,即 UE 向 AP 发射长度为 τ_p 的导频序列,各 AP 再基于接收到的导频信号估计出其与 UE 之间的信道。依据是否可以获得大尺度信道统计信息,基于导频训练的信道估计器主要包括两种类型:最小二乘(least-square, LS)估计器和最小均方误差(minimum mean-square error, MMSE)型估计器。LS 估计器常应用于大尺度信道统计信息不便获得或者并不可信的场景^[26,56,57],如考虑多天线 UE^[26]。MMSE 型估计器得名于其可以最小化信道估计与原始信道的均方误差最小均方误差(mean-square error, MSE)^[58],包含 MMSE 估计器、逐元 MMSE(element-wise MMSE, EW-MMSE)估计器^[59,60],相位感知 MMSE(phase-aware MMSE, PA-MMSE)估计器^[61,62],线性 MMSE(linear MMSE, LMMSE)估计器^[61]。其中,MMSE 估计器和 EW-MMSE 估计器可用于瑞利(Rayleigh)衰落信道,EW-MMSE 估计器对 MMSE 估计器进行简化,忽略信道响应向量各个元素之间的相关性而仅对逐个元素进行估计。PA-MMSE 估计器和 LMMSE 估计器可应用于莱斯(Rician)衰落信道,其中直射路径相移(phase-shift)建模为在 $[0, 2\pi]$ 均匀分布的随机变量;前者在信道估计过程中假设直射路径相移已知,而后者假设该信息未知。值得注意的是,上述五种信道估计器中,LS 估计器的信道估计值和信道估计误差之间彼此相关,而 MMSE 型的四种估计器的信道估计值和其相应信道估计误差之间彼此独立^[58]。另外,在信道估计过程中,估计器能够正确使用的先验信息越多,其估计性能也越好,于是针对瑞利衰落信道,上述信道器的估计质量由高至低依次为 MMSE 估计器,EW-MMSE 估计器和 LS 估计器^[26],而针对莱斯衰落信道,上述信道器的估计质量由高至低依次为 PA-MMSE 估计器,L-MMSE 估计器和 LS 估计器^[61]。

尽管 MMSE 型估计器从最小化 MSE 的角度而言对于瑞利和莱斯衰落信道是最优的,但其估计过程中涉及矩阵求逆的复杂度与 AP 的天线数目呈正比,故而在 AP 装配较多天线数会对 AP 的运算能力带来巨大的挑战。另外,瑞利和莱斯衰落信道模型是对现实中无线信道(如 mmWave 信道)的理想化假设,故

而 MMSE 型估计器在实际应用中并不是最优的。针对上述问题,科研人员提出基机器学习工具来估计真实的无线信道,并通过数据驱动的信号处理算法来降低在线计算的复杂性,从而提升信道估计质量。文献 [63] 提出了一种面向 CF mMIMO 系统信道估计的快速灵活去噪卷积神经网络 (fast and flexible denoising convolutional neural network, FFDNet)。该网络通过引入噪声等级图作为输入子图,采用神经网络以鉴别不同的噪声等级,并减少训练和测试的等待时间,从而实现高效准确的信道估计。而为了进一步提高实际噪声图像的盲去噪性能,文献 [64] 面向 mmWave CF mMIMO 系统提出了基于卷积盲去噪网络 (convolutional blind denoising network, CBDNet) 的信道估计方法。该方法利用 mmWave 信道的稀疏性特征,将信道矩阵视为图像,用于提高信道估计质量,从而在宽信噪比范围和快速收敛的情况下实现了可观的性能增益。

而对于采用 FDD 的系统,由于下行 CSI 反馈量与 AP 数目和天线数目呈线性正比关系,CSI 获取和反馈开销巨大,因而常基于角度互易性而非信道响应互易性来进行信道估计^[43,44]。

1.2.1.3 上行数据处理

在上行数据传输中,各 AP 通过信道估计值等 CSI 来对服务 UE 的上行数据进行相干检测,称为接收合并。多天线 AP 的接收合并是一种将矢量信道转换为等效标量信道的线性映射,相较于单天线 AP 对于所服务的 UE 来说支持更高的 SE^[19]。接收合并的目标是通过线性合并使目标信号远强于干扰信号和噪声之和^[65-67]。不同的接收合并方案所需要的 CSI 不同,其所能提供的 SE 以及造成的计算复杂度也有差异。

在 CF mMIMO 系统中,计算复杂度最低的接收合并方案为 MR 接收合并,其得名于能够最大化目标信号的功率与合并向量的模值平方之间的比值。文献 [68,69] 指出,由于 MR 合并向量与目标 UE 的信道响应相匹配,因而 MR 能够相干地合并来自目标信号的所有接收能量。

尽管 MR 接收合并方案能最大限度地提高所需信号的增益,但由于缺少了对干扰信号的有效抑制,因而当存在较强的干扰信号时,MR 接收合并可能并非最佳选择。MMSE 型的接收合并可以用于在最大化目标信号增益和抑制干扰信号强度之间实现一个理想的折中。在集中式处理架构和分布式处理架构中,MMSE 类接收合并各有不同的实现方式。集中式的 MMSE 类接收合并方案包括 MMSE 接收合并^[70] 和部分 MMSE (partial MMSE, P-MMSE) 接收合并^[27],分布式的接收合并方案包括本地 MMSE (local MMSE, L-MMSE) 接收合并^[53] 和

本地 P-MMSE (local partial MMSE, LP-MMSE) 接收合并^[27]。当考虑如图 1.4 (a) 的集中式处理架构时, MMSE 接收合并可以最小化目标 UE 数据与接收合并信号之间的条件 MSE, 等价于最大化目标 UE 的 SE^[51,53]①。MMSE 接收合并的计算复杂度较高, 但由于其计算通常由具有较高运算力的 CPU 执行, 故而通常假设其网络规模不大的情况下可以实现。得益于 CF mMIMO 以用户为中心的分布式网络架构, 其中每个 UE 的服务 AP 集互不相同, 而只有服务 AP 集相似程度较高的 UE 在通信过程中才会产生较大的用户间干扰^[51]。依据这一利好特征, P-MMSE 接收合并可在 MMSE 接收合并的干扰抑制过程中仅需考虑服务 AP 集相似程度较高的 UE 而非所有 UE, 从而大大降低接收合并的计算复杂度而又取得了与最佳的 MMSE 接收合并接近的性能。当考虑如图 1.4 (b) 的分布式处理架构时, L-MMSE 接收合并针对某一 AP 同样可以最小化目标 UE 数据与接收合并信号之间的条件 MSE 并最大化目标 UE 的 SE。与 MMSE 接收合并与 P-MMSE 接收合并的关系类似, LP-MMSE 接收合并也是通过在干扰抑制过程中聚焦关键的干扰 UE 来在保持与 L-MMSE 接收合并接近的干扰抑制性能的同时降低接收合并的计算复杂度。

从干扰抑制性能与计算复杂度这两个维度来看, MMSE 型接收合并方案和 MR 接收合并方案分别占据了两个极端, 前者具有理论上最佳的干扰抑制能力但计算复杂度较高, 而后者计算复杂度最低但是缺乏干扰抑制能力。迫零 (zero-forcing, ZF) 型接收合并方案由于在干扰抑制过程中相较于 MMSE 型接收合并方案忽略了信道估计的干扰矩阵, 因而在干扰抑制性能上逊于 MMSE 型方案但优于 MR 方案, 相应地, 在计算复杂度上也处于 MMSE 型方案和 MR 方案之间, 在干扰抑制性能和计算复杂度之间达到一个合适的折中, 故而被广泛应用于实际的网络部署中。类似地, 在集中式处理架构和分布式处理架构中, ZF 类接收合并也各有不同的实现方式。集中式的 ZF 类接收合并方案包括 ZF 接收合并^[68,71]和正则 ZF (regularized ZF, RZF) 接收合并^[68], 分布式的接收合并方案包括本地 RZF (local RZF, L-RZF) 接收合并^[68]、全导频 ZF (full-pilot ZF, FZF) 接收合并^[72,73]、部分 FZF (partial FZF) 接收合并^[73]和护弱 P-FZF (protective weak P-FZF, PWP-FZF) 接收合并^[73,74]。

本文中主要考虑 MR 接收合并方案和 MMSE 型接收合并方案, 其具体技术细节将在下一章给出。

① 上述等价关系在采用 SE 的用后即忘 (use-and-then-forget, UatF) 下界时成立, 详见第 6 章。

1.2.1.4 下行数据处理

在下行数据传输中，各 AP 通过信道估计值等 CSI 来对将要发射的 UE 下行数据进行相干预编码，称为发射预编码。多天线 AP 的发射预编码对每个数据信号的振幅和相位进行调整，并通过多天线在空域实现不同方向的定向发射^[61]。在下行预编码过程，目标 UE 的预编码向量与其所有服务 AP 的信道响应相乘，但这些服务 AP 所服务的其他 UE 的预编码向量同样也与这些服务 AP 的信道响应相乘，因而可能造成干扰。换句话说，不同于在上行传输中每个 UE 仅受到其自身合并向量的影响，在下行传输中每个 UE 会受到其他所有 UE 的预编码向量的影响。故而，在依据 CSI 设计发射预编码方案时应当相较于设计接收合并方案更加谨慎小心^[75-77]。

在采用 TDD 协议的 CF mMIMO 系统中，利用上行链路和下行链路的信道互易性（channel reciprocity）是发射预编码设计中最常用的方法。具体而言，各 AP 可以先利用上行链路中获得信道估计值来面向一个“虚拟”的上行通信系统设计接收合并方案，由于假设 TDD 系统中上行链路和下行链路的信道响应一致，各 AP 可以启发式地将面向上行系统设计的接收合并方案直接对偶应用到真实的下行系统中^[19,27,70,78,79]。基于此，上文中所介绍的上行接收合并方案均可在下行传输中找到对应的发射预编码方案。本文中主要考虑 MR 发射预编码方案和 MMSE 型发射预编码方案，其具体技术细节将在下一章给出。

需要注意的是，上述基于上下行信道互易性的预编码设计方法是一种启发式方法，通过该方法获得的发射预编码向量并不具有其上行对偶的全部利好特性，故而还需要配合下行功率控制来进一步优化系统中各 UE 的性能。尽管不可能像上行传输一样针对某一个 UE 获得最佳的接收合并方案，但依旧可以从系统层面上针对某一个具体的效用函数（优化目标）通过优化方法获得最佳的发射预编码方案^[80,81]。假设优化目标是最大化系统内所有 UE 的最小瞬时信干噪比（signal-to-interference-plus noise ratio, SINR），则可以通过建模并求解二阶锥规划（second-order cone program）来获得最优的预编码向量集合^[80]，同时可以在该优化问题上添加任意的功率约束^[81]。而对于其他的优化目标，如最大化总数据速率，尽管通过优化方法依旧可以求解，但是通常只能获得优化目标的局部最优解。这种基于效用函数最优化的预编码设计方法，其优势在于可以获得最优的预编码向量集合以及功率分配系数，而劣势在于计算复杂度高，因为求解优化问题的每一个实例都需要大量的计算复杂度，且在每一个相干资源块上都得重新求解一次。因此，这种预编码设计方法并不适用于大规模的实际网络部署。

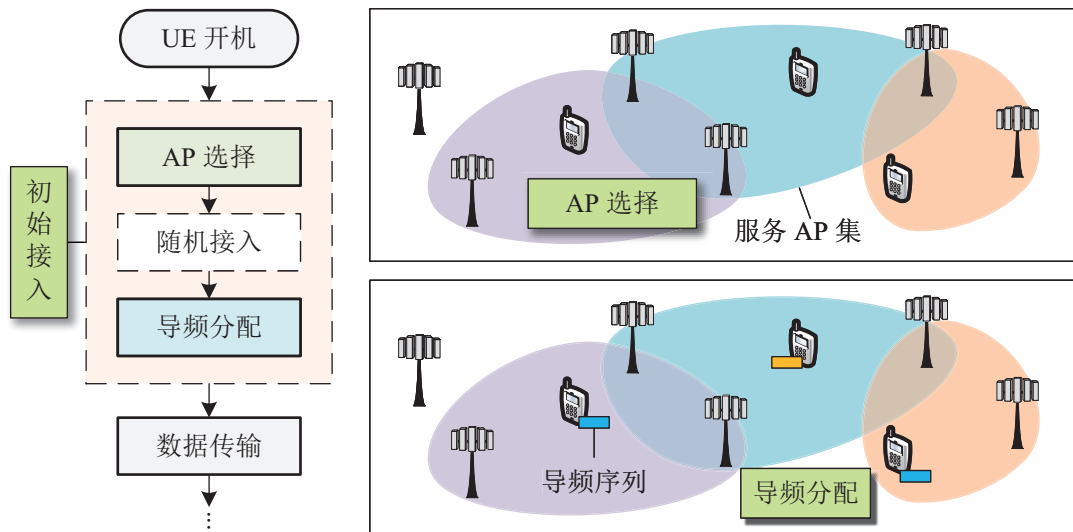


图 1.5 CF mMIMO 系统初始接入

Figure 1.5 Initial access for CF mMIMO systems.

1.2.2 初始接入管理

在 3GPP 的 5G 新空口 (new radio, NR) 标准中, 初始接入 (initial access) 是指 UE 在进入新的小区或者从关机状态重新开机时, 需要执行的一系列过程^[82]。初始接入的目的是使 UE 与系统建立起物理层和控制层的链接, 为 UE 分配无线信道资源, 以便后续的数据传输和通信^[83]。在 5G NR 中, 初始接入一般包括小区搜索 (cell search)、随机接入 (random access)、系统信息获取以及建立连接^[84,85]。具体而言, 小区搜索是 UE 在接入网络时需要执行的第一个操作, 用以明确当前所处的小区。当 UE 确定接入小区后, 便开始进行随机接入, 其目的是获取临时的物理层标识以及上行同步信道资源, 以便后续的数据传输。完成随机接入后, UE 还需要进一步地获取系统信息, 以便了解小区的特性和配置。最后, UE 与小区建立起物理层和控制层的连接, 完成初始接入并开始之后的数据传输和通信。CF mMIMO 系统的初始接入很大程度上将会延续 5G NR 的流程, 但具体细节会依据自身特点进行调整。

由于在相干传输中无线节点间的服务关系以及 CSI 的获取质量很大程度上决定了干扰抑制的效果, 进而决定了系统的传输性能。于是, 抛开具体的接入流程, 在 CF mMIMO 系统的初始接入研究中, 主要考虑解决 AP 选择和导频分配两个问题, 其分别对应 5G NR 中的小区搜索和解调参考信号 (demodulation reference signal) 分配^[86]。如图 1.5 所示, AP 选择用于在 UE 接入网络时确定 UE 的服务 AP 集, 而导频分配用于在 UE 完成随机接入后确定 UE 使用的导频信号。

1.2.2.1 接入点选择

在蜂窝系统中每个 UE 只接入一个 AP，相比之下，CF 系统中每个 UE 需要庞大的前传网络来保持每个 UE 与多个 AP 之间的通信，而若每个 UE 的服务 AP 数目过多便会造成更多的前传负载和能量消耗。另外，由于正交导频资源的短缺，每个 AP 只能服务一定数量的 UE 以避免产生强导频污染^[19,71]。基于上述观察，如早期文献 [18] 中令各 AP 服务所有 UE 的设置并不适用于 CF mMIMO 的大规模实际部署。因此，在 CF mMIMO 系统中单个 UE 应当选择网络中的部分合适 AP，而非所有的 AP，作为其服务 AP，这一过程被称为 AP 选择。

由于 AP 选择是一个组合优化问题，要在多项式时间复杂度内获得所有 UE 的最佳 AP 选择结果是不现实的，故而现有的研究工作大多采用启发式的方法为各个 UE 选择服务 AP^[87-90]。具体而言，各个 UE 会依据其接收到的来自各个 AP 的信号强度选择与自身之间信道状况最好的若干 AP 作为其服务 AP^[87]。这种以用户为中心的 AP 选择方案由于实施简单，被大量的 CF mMIMO 研究工作所采纳。但这种方式还存在一个巨大缺陷，即存在某一 AP 使用单个导频序列服务多个 UE 的情况，从而造成强用户间干扰。造成这一现象的底层逻辑是，上述 AP 选择方法在设计之初便没有考虑 CF mMIMO 系统的潜在用户间干扰与 AP 选择和导频分配均存在关联。考虑到这一点，文献 [27] 提出了一种联合 AP 选择与导频分配方案。该方案首先依据大尺度衰落系数（large-scale fading coefficient, LSFC）的强弱为每个 UE 选择信道状态最好的主 AP（master AP），然后通过主 AP 为各个 UE 分配潜在干扰最小的导频序列，最后再基于各个主 AP 所服务 UE 的导频分配情况为这些服务 UE 选择更多的服务 AP。文献 [27] 的方案由于在选择 AP 的过程中考虑了现有的导频分配结果，故而能够更高的避免潜在用户间干扰的产生，从而提升了系统的传输性能。另外，文献 [91] 针对动态的 mmWave CF mMIMO 系统，以最小化各个 UE 的服务 AP 集的更新频次为目标，提出将传统的小区切换概念扩展至 AP 选择中。然而，随着网络规模的持续扩大，活跃 UE 的密度持续增加，而单个 AP 所能服务的 UE 数目又存在上限，UE 之间势必会为了接入相同的 AP 而产生竞争碰撞，而现有的 AP 选择方案由于缺少对于网络中干扰关系的准确刻画，难以有效地调度 UE 与 AP 之间的服务关系，故而研究基于竞争机制的 AP 选择方案对于避免潜在干扰、提升 CF mMIMO 系统传输性能至关重要。

1.2.2.2 导频分配

在采用相干传输的多天线系统中,通过上行导频传输以及信道估计获得用户与其服务接入点之间的 CSI,其准确性很大程度上影响着上行接收合并以及下行发射预编码的设计以及相干传输的有效性,从而影响着多天线系统的传输效率。然而由于无线信道在时域和频域的天然波动变化,相干资源块长度往往有限,系统无法为每个活跃 UE 分配彼此正交的导频序列,于是多个 UE 之间需要复用同一个导频序列,从而导致导频污染。导频污染会降低信道估计质量以及相关传输效率,并使得干扰抑制更加困难。因此,设计合理的导频分配方案以抑制导频污染,对于提升 CF mMIMO 系统的传输性能至关重要。

与 AP 选择一样,导频分配同样是组合优化问题,因此只能通过设计启发式算法来完成导频分配。随机分配^[18,21]是一种被广泛采用的简单导频分配方法,其中每个 UE 随机地从导频池中选取一个作为其用于信道估计的导频序列,并在之后的整个传输过程中使用该导频。尽管随机分配方案具有很低的复杂度,但由于相邻的 UE 之间有可能因为复用同一导频序列而产生难以抑制的导频污染,随机导频分配只能作为一种基线方案使用,在大规模的实际部署中并不可取。相较于随机分配,基于贪婪算法的导频分配方案^[18,92]通过不断迭代更新性能最差 UE 的分配导频,可以提升系统的整体传输性能。然而,贪婪算法在导频分配中可以收敛至局部最优的分配结果,但是无法达到全局最优的分配结果。采用以用户为中心的聚类算法是实现导频分配的另一种有效途径^[88-90,93-95]。这类算法利用系统的特征信息,如大尺度衰落系数 LSFC、UE 和 AP 各自的位置以及 UE 和 AP 之间的距离等,将系统中的 UE 化入不同的 UE 簇,并在这些 UE 簇中或者簇间复用导频序列以降低潜在的导频污染。具体而言,文献 [88,93] 采用图染色 (graph coloring) 算法来分配导频,其中 UE 之间的干扰关系被建模成了干扰图,UE 为干扰图的顶点,顶点的颜色为 UE 的分配导频,若两 UE 之间至少有一个共同的服务 AP,则该两个 UE 所对应的顶点之间便有边相连。通过上述建模,不同 UE 的导频分配问题便转化成了图染色问题,采用经典的图染色算法便可更新迭代获得产生最少导频污染的导频分配结果。但是图染色算法同样存在陷入局部最优的问题。为此,文献 [94] 在导频分配过程中使用了禁忌搜索 (tabu search),即通过向禁忌列表中加入之前的导频分配结果来不断修正求解空间以实现高效的搜索过程。另外,文献 [90] 提出了另一种基于图论的导频分配方法,通过构建和求解最大 K 割 (Max K -cut) 问题来为各个 UE 分配导频序列。相较于文献 [88,93] 的方案,文献 [90] 所提出方案的优势在于其不需要迭代过程,因而分配过程更加高效。文献 [95] 提出了一种基于 K-means 聚类的导频分配方法,其中利用各 UE 和 AP

之间的空间距离来作为聚类依据,并将距离相近的 UE 聚唯一簇;同一簇内的 UE 使用彼此正交的导频序列,而簇与簇之间复用同一组导频序列。文献 [89] 提出了一种基于匈牙利 (Hungarian) 算法的导频分配方法,其中通过不断迭代每个 UE 及其邻近 UE 的导频分配结果来实现整体 UE 的导频分配。尽管上述导频分配研究在不同程度上都可以抑制导频污染,但其对于系统中无线节点间的干扰关系刻画还停留在空间位置的程度,并没有结合 CF mMIMO 系统的分布式架构特征以及考虑 AP 选择和导频分配对于潜在干扰的影响,故而从抑制潜在干扰的角度而言导频分配方案设计仍有很大提升空间。

1.2.3 当前研究不足

从上述 CF mMIMO 系统信号处理机制和初始接入管理的文献综述中,可以发现面向 CF mMIMO 系统的初始接入和干扰抑制研究仍存在如下不足:

- 无线网络节点干扰关系刻画不够准确

准确的干扰关系刻画是干扰抑制的关键。在蜂窝网络中由于每个 UE 仅接入一个 AP,故而在刻画干扰关系的时候只需要从 UE 和导频两个维度考虑不同小区间的导频复用情况。而在 CF 网络中每个 UE 接入多个 AP,且其服务 AP 集之间或有交叠,故而在刻画干扰关系的时候应当从 UE、AP 和导频三个维度考虑“哪些 AP 用哪个导频服务了哪些 UE”。然而,现有针对 CF mMIMO 系统干扰刻画的工作还是沿用蜂窝网络的刻画方式,没有考虑 CF 网络所独有的“AP-UE-导频”关联关系,导致干扰刻画不够精确,从而限制干扰抑制的效果。

- 缺乏联合的 AP 选择和导频分配方案

初始接入方案主要涉及 AP 选择和导频分配两个方面,前者确定各个 UE 与其多个服务 AP 之间的关联关系,而后者确定各个 UE 的分配导频。而在 CF mMIMO 系统中,得益于各个 AP 与 UE 在空间上差异性分布这一特征,可以通过联合的 AP 选择和导频分配设计来规避潜在干扰,即允许服务 AP 集差异较大的 UE 之间复用同一导频。然而,现有的工作大多忽略了 AP-UE 服务关联对于 CF mMIMO 系统的初始接入方案设计的影响,而是简单地将 AP 选择和导频分配视为两个独立的无线资源分配问题,从而导致初始接入和干扰抑制失效。

- 缺乏针对下行传输的分级信号处理机制

得益于“UE-AP-CPU”的分层架构,CF mMIMO 可以将信号处理任务分别交由 AP 和 CPU 执行,其中前者接近 UE 可以负责诸如射频收发、信道估计和本地的数据接收合并等任务,而后者拥有更大的运算里可以基于各 AP 反馈的本地信号处理结果做集中的信号处理。这种分级信号处理机制能够在系统的传输性能与

四个创新工作		主要内容	信号处理机制	设计目标
第3章	基于用户聚类 的上行传输初始接入管理	大尺度衰落解码 AP 选择, 导频分配	上行分级信号处理	频谱效率 提升
第4章	基于视干扰为噪声的 下行传输初始接入管理	用户间干扰分析 AP 选择, 导频分配	下行分布信号处理	频谱效率 提升
第5章	基于检测估计解耦的 无线传能物联网初始接入	活跃用户检测 AP 选择, 导频分配	上行分级信号处理 下行分布信号处理	频谱效率 提升
第6章	基于稀疏优化的 初始接入与收发机联合设计	大尺度衰落预编码 AP 选择, AP 开关	上行分级信号处理 下行分级信号处理	频谱效率与 能量效率最 佳折中
第2章	去蜂窝大规模多天线系统理论基础			

图 1.6 本文研究内容

Figure 1.6 The content of the dissertation.

复杂度之间取得很好的折中, 是 CF mMIMO 系统最为主要的信号处理机制。然而, 现有针对 CF mMIMO 系统分级信号处理的工作仅考虑了上行传输, 而针对下行传输的分级信号处理研究较少, 限制了 CF mMIMO 系统传输性能的提升。

• 信号处理难以实现谱效与能效最佳折中

在 CF mMIMO 系统中各个 AP 仅需依据 AP 选择结果来处理其各自服务 UE 的数据而无需服务其他远端 UE, 这种以用户为中心的信号处理模式一方面可以降低各 AP 不必要的能耗, 另一方面可以降低各 AP 无意产生的干扰。然而, 现有的工作大多将 AP 选择和信号处理视为两个独立的干扰抑制问题, 先通过启发式方法获得 AP 选择结果以避免潜在的干扰, 而后再依据 AP 选择结果调整信号处理机制以抑制产生的干扰, 并没有针对两者进行联合设计, 从而难以实现谱效与能效的最佳折中。

1.3 研究内容与创新点

针对上述现有工作的不足, 本文就 CF mMIMO 系统初始接入与干扰抑制展开研究, 研究内容如图 1.6 所示, 在以下四个方面做出了创新工作:

1. 基于竞争机制提出了一种 AP 选择方案, 通过比较各个 AP 与 UE 之间的信道状况来尽可能多地为各个 UE 分配更多的服务 AP。采用聚类算法提出了两种导频分配方案, 前者通过 K-means 算法将干扰环境相近的 UE 归为一

- 簇并在不同簇间复用导频，后者依据 AP-UE 服务关联将干扰环境迥异的 UE 归为一簇并在同一簇内复用导频。基于干扰分析设计了一种次优的部分 LSFD (partial LSFD, P-LSFD) 方案，通过在干扰抑制过程中聚焦关键的干扰 UE 来在接近最优干扰抑制性能的同时降低计算复杂度。通过数据仿真结果，展示了所提出 AP 选择与导频分配方案对于谱效的提升，以及 P-LSFD 方案能在几乎不损失谱效的同时实现可扩展性。相关研究成果发表在 IEEE Journal on Selected Areas in Communications 期刊。
2. 采用随机几何工具提出了面向 CF mMIMO 系统的视干扰为噪声条件，并推导获得其成立概率的闭合表达式以揭示 CF mMIMO 系统中的干扰关系。基于视干扰为噪声条件对干扰关系的刻画，并采用聚类算法设计了联合的 AP 选择与导频分配方案，通过分析各种“AP-UE-导频”分配结果产生潜在干扰来优化求解空间，从而实现提升最小谱效的目标，提升系统的用户公平性。通过数据仿真结果，验证了所提出视干扰为噪声成立概率分析的准确性，展示了基于视干扰为噪声刻画的联合 AP 选择与导频分配方案对于谱效公平性的提升。相关研究成果发表在 IEEE International Conference on Communications 会议、IEEE Transactions on Vehicular Technology 期刊、IEEE Communications Letters 期刊和 IEEE Globecom Workshops 会议。
 3. 提出了一种面向无线供能物联网场景的初始接入框架，通过在导频序列之外添加标识序列来解耦用户活跃检测和信道估计。采用机器学习工具设计了一种活跃检测方案，通过分析接收到的标识序列张量特征来训练卷积神经网络并判断 UE 的活跃性。面向活跃 UE，采用聚类算法设计了一种联合的 AP 选择与导频分配方案，该方案联合考虑了 AP 选择和导频分配对于避免潜在干扰的影响。采用矩阵分析工具推导获得了下行收集能量的闭合表达式以揭示无线供能系统的能量关系。通过数据仿真结果，验证了所推导闭合表达式的准确性，展示了所提出活跃检测方案的高检测精度以及所提出联合 AP 选择与导频分配方案对于谱效的提升。相关研究成果发表在 China Communications 期刊。
 4. 基于信道上下行对偶特性设计了一种近优的 LSFP 方案以及其对应的部分 LSFP (partial LSFP, P-LSFP) 方案，以完善 CF mMIMO 系统的下行传输分级信号处理研究。采用稀疏优化工具构建并求解了带有非光滑稀疏诱导函数的 MSE 最小化问题，在限制各 UE 服务 AP 数量（实现 AP 选择）和限制活跃 AP 数量（实现 AP 开关）的同时最大化谱效。通过数据仿真结果，展示了所提出近优 LSFP 方案对于谱效的提升，以及所提出稀疏方案能够在几乎不损失 UE 谱效的同时大幅度提升系统能效，从而实现了谱

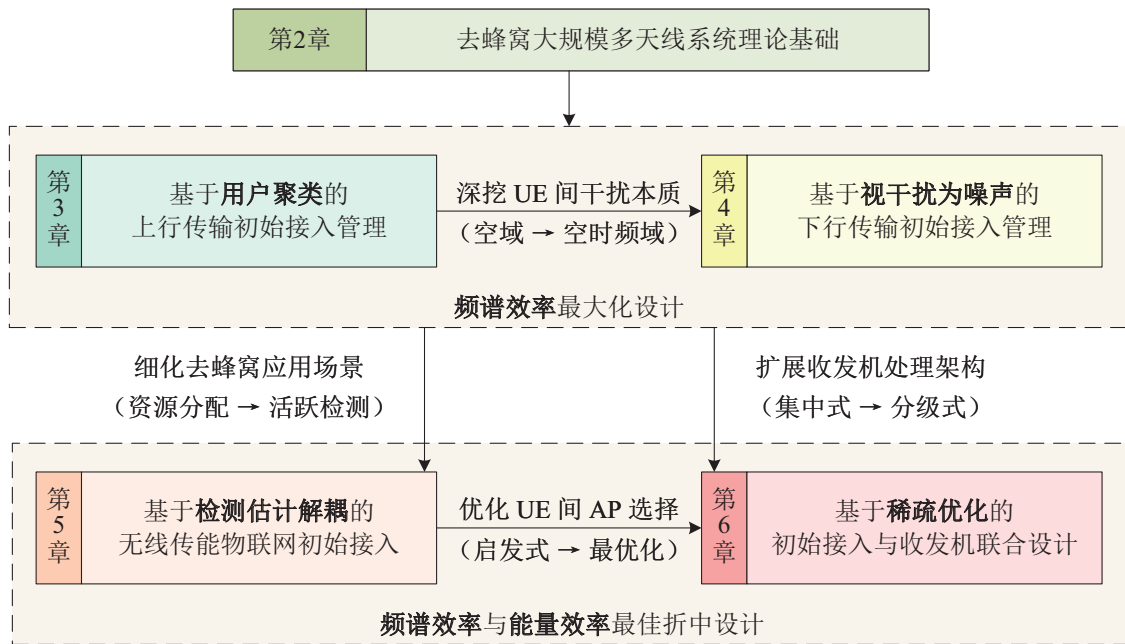


图 1.7 本文逻辑架构

Figure 1.7 The structure of the dissertation.

效与能效的最佳折中。相关研究成果发表在 IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communication 和 IEEE Transactions on Wireless Communications 期刊。

1.4 章节安排

本文围绕 CF mMIMO 系统的初始接入与干扰抑制展开研究，具体包括 CF mMIMO 系统的理论基础（第 2 章）、初始接入方案设计研究（第 3、4、5 和 6 章）以及分级信号处理机制设计研究（第 3 和 6 章）等主要内容。图 1.7 归纳了本文各个研究内容之间的逻辑关系。具体而言，基于 CF mMIMO 系统的理论分析基础（第 2 章），分别从 CF mMIMO 系统的上行传输（第 3 章）和下行传输（第 4 章）过程中的初始接入和干扰抑制入手，构建性能分析和方案设计框架，为后续的深化研究奠定基础；然后沿着细化应用场景（第 5 章）和扩展处理架构（第 6 章）两条路线，分别研究无线传能物联网场景的初始接入方案设计以及能效优先场景的初始接入与收发机联合设计，完善 CF mMIMO 系统初始接入与干扰抑制研究框架，为 CF mMIMO 系统的大规模实际部署提供理论支持与建议。

本文具体的章节安排如下：

第 1 章以下一代 6G 网络的发展与目标为背景，介绍了以提升系统谱效与能效为主要目标的多天线系统发展主要驱动力，即网络的密集化与去蜂窝化，并

以此引出了极具潜力的 6G 使能技术 CF mMIMO。随后重点综述了现有针对 CF mMIMO 系统中相关初始接入与干扰抑制的研究，并分析了其中的研究不足。

第 2 章着重于介绍 CF mMIMO 系统的基础理论分析框架，包括了主要的性能指标、典型的系统模型与传输流程和其中涉及的信号处理机制与结论，并针对网络的可扩展性给出了相关要求和建议。

第 3 章针对 CF mMIMO 的上行传输，具体研究 AP 选择、导频分配以及 LSFD，提出了一种基于竞争机制的 AP 选择方案、两种基于聚类算法的导频分配方案以及一种次优的 P-LSFD 分级信号处理方案。所提的 AP 选择和导频分配方案可以合理有效地为各个 UE 分配服务 AP 和导频序列等无线资源以避免潜在干扰。所提的 P-LSFD 分级信号处理方案可以有效地利用 AP 和 CPU 各自的运算资源，在干扰抑制性能和运算复杂度之间取得很好的折中。最后，数据仿真展示了所提出 AP 选择和导频分配方案对于系统谱效的提升，以及 P-LSFD 方案能在几乎不损失谱效的同时实现可扩展性。

第 4 章针对 CF mMIMO 的下行传输，具体研究干扰分布特征分析、AP 选择以及导频分配，提出了面向 CF mMIMO 系统的视干扰为噪声（treating interference as noise, TIN）条件以刻画干扰关系，并基于二项点过程（Binomial Point Process, BPP）和泊松点过程（Poisson Point Process, PPP）分析和推导系统中 TIN 条件成立概率的闭合表达式。基于 TIN 条件对于干扰的刻画，采用聚类算法提出了一种联合的 AP 选择和导频分配方案，以实现提升最小谱效的目标。最后，数据仿真验证了所提出视干扰为噪声成立概率分析的准确性，展示了基于视干扰为噪声刻画的联合 AP 选择与导频分配方案对于谱效公平性的提升。

第 5 章针对无线传能的物联网场景，具体研究活跃性检测、AP 选择以及导频分配，提出通过在导频序列之外添加标识序列来解耦用户活跃检测和信道估计，以同时满足系统的海量接入和高谱效传输需求。针对活跃检测，提出了一种基于卷积神经网络的活跃检测方案，通过分析接收到的标识序列张量特征来训练卷积神经网络并判断 UE 的活跃性。针对活跃 UE，设计了一种采用聚类算法的联合 AP 选择与导频分配方案，该方案联合考虑了 AP 选择和导频分配对于避免潜在干扰的影响。另外，采用矩阵分析工具推导获得了下行收集能量的闭合表达式以揭示无线供能系统的能量关系。最后，数据仿真验证了所推导闭合表达式的准确性，展示了所提出活跃检测方案的高检测精度以及所提出联合 AP 选择与导频分配方案对于谱效的提升。

第 6 章针对能效优先场景，具体研究 AP 选择、导频分配以及 LSFP，提出了一种近优的 LSFP 方案以及一种能够实现谱效与能效最佳折中的稀疏分级信号处理方案。所提的近优 LSFP 方案，基于信道上下行对偶特性，利用上行的 LSFD

向量设计下行的 **LSFP** 向量，并在上下行分级信号处理机制之间建立了闭合的映射关系。所提的稀疏方案采用系数优化工具构建并求解了带有非光滑稀疏诱导函数的 **MSE** 最小化问题，在精简 **AP-UE** 服务关联的同时最大化谱效。最后，数据仿真展示了所提出近优 **LSFP** 方案对于谱效的提升，以及所提出稀疏方案能够在几乎不损失 **UE** 谱效的同时大幅度提升系统能效，从而实现了谱效与能效的最佳折中。

第 7 章对本文进行了总结，指出本文尚可继续完善之处，并探讨了 **CF mMIMO** 的未来研究趋势。

2 去蜂窝大规模多天线系统理论基础

为方便后续章节的展开，本章简要介绍了 CF mMIMO 系统的理论基础。具体而言，第 2.1 节首先介绍了 CF mMIMO 系统的关键性能指标，即频谱效率 SE 以及能量效率 EE，以及其相关的基本结论。第 2.2 节是本章的重点，主要介绍了 CF mMIMO 系统的基本性能分析框架，包含了典型的系统模型、传输机制以及各个传输环节中所涉及的信号处理机制，以及在该框架下的可达 (achievable) SE 表达式。随后，第 2.3 节给出了 CF mMIMO 系统中网络可扩展性的定义以及满足网络可扩展性的充分条件。最后，第 2.4 节对本章所述内容做出总结。

2.1 频谱效率与能量效率

频谱效率 SE 和能量效率 EE 是 5G 以及未来 6G 移动通信系统中的两个关键性能指标，前者反映了系统传输信息的“多少和快慢”，后者从能耗角度反映了系统传输的“经济与否”。因此，本文也采用了 SE 和 EE 作为主要的系统性能指标，并在本小节给出其定义以及相关的基本结果。

频谱效率

在宽带移动通信中，所需传输的信息数量往往十分庞大。在这样的场景中，SE 可用于衡量系统传输信息的有效性。

定义 2.1 (频谱效率 SE): 对于一个编码或解码方案，其可达 SE 是指在所考虑的信道上，于单位复值样本 (complex-valued sample, 单位: s·Hz) 内可靠传输信息的平均数目 (单位: bit)。

当通信带宽为 B Hz 时，由奈奎斯特-香农采样定理 (Nyquist-Shannon sampling theorem) 可知，传输信号可以由每秒 B 个复值样本或 $2B$ 个实值样本 (real-valued sample) 完全确定。在通信过程中经编码后的数据经由这些样本进行传输，而 SE 则描述了这些样本可以传输的数据量，故而 SE 的单位为 bit/s/Hz。

需要注意的是，在 SE 之外，还有两个常用的性能指标可用于描述信息传输的有效性，分别为信息速率 (information rate, 单位: bit/s) 和信道容量 (channel capacity, 单位: bit/s)。前者定义为 SE 与带宽 B 的乘积，而后者决定了在带宽为 B Hz 时 SE 的上限，其正式定义可参考 Claude E. Shannon 教授在 1948 年所著

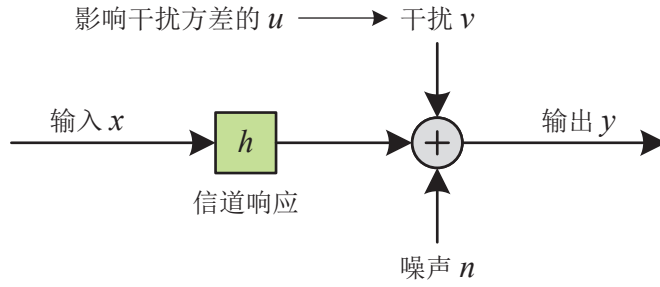


图 2.1 以 x 为输入、 $y = hx + v + n$ 为输出的离散无记忆干扰信道，其中 h 为信道响应， v 为随机干扰， n 为独立噪声

Figure 2.1 A discrete memoryless interference channel with input x and output $y = hx + v + n$, where h is the channel response, v is the random interference, and n is the independent noise.

的信息论奠基论文^[96]或其他信息论相关教材，如文献 [97]。另外，若考虑随机衰落信道，即信道是一个随机变量且在有限个复值样本之后便采取新的独立实现（realization），则需要定义遍历容量（ergodic capacity）来描述系统的传输有效性。其中，“遍历”表明信道的所有统计特性均可以从单个有限长的信道实现序列中推导出来。

本文考虑如随机衰落信道，且传输过程中存在其他并发传输的干扰。此时，无法得出精确的遍历容量，但可以通过将干扰视为噪声，从而得到一个便于使用的遍历容量下界，如引理 2.1 所述。

引理 2.1: 考虑如图 2.1 所示的离散无记忆干扰信道，其中输入为 $x \in \mathbb{C}$ ，输出为 $y \in \mathbb{C}$ ，具体可以表示为：

$$y = hx + v + n, \quad (2-1)$$

其中 $n \in \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma^2)$ 为独立的加性高斯噪声， $h \in \mathbb{C}$ 为信道响应且在输出端已知， $v \in \mathbb{C}$ 为任意分布的随机干扰。另外，输入 x 需满足功率受限条件 $\mathbb{E}\{|x|^2\} \leq p$ 。

假定，信道响应 $h \in \mathbb{C}$ 为一个随机变量的实现， u 是另一个随机变量的实现并且 u 可以影响干扰 v 的方差，且 h 和 u 均在输出端已知。给定 h 和 u ，若

- 噪声 n 在与干扰 v 条件独立；
- 干扰 v 条件均值为 0，即 $\mathbb{E}\{v | h, u\} = 0$ ；
- 干扰 v 在与输入 x 条件非相关，即 $\mathbb{E}\{x^* v | h, u\} = 0$ ，

则可以得到遍历信道容量 C 的下界为：

$$\text{SE} \triangleq \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left(1 + \frac{p|h|^2}{p_v(h, u) + \sigma^2} \right) \right\}, \quad (2-2)$$

其中 $p_v(h, u) \triangleq \mathbb{E}\{|v|^2 | h, u\}$ 为干扰的条件方差，期望是关于 h 和 u 。且当输入为高斯输入，即 $x \in \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, p)$ 时，公式 (2-2) 所示下界可以实现。

证明 引理 2.1 的证明详见文献 [70] 的附录 C.1.2, 本文在此省略。 $\square$

公式 (2-2) 中的下界即为可达 SE, 其中的分式部分 $p|h|^2/(p_v(h, u) + \sigma^2)$ 则称为等效瞬时 SINR。

能量效率

与前几代移动通信系统相比, 5G 系统采用了更庞大的天线阵列和更密集的基站部署以应对更庞大的数据流量传输需求, 同时也造成了更高的功率能量损耗。因此, EE 作为关键的系统性能指标, 可用于从能耗角度衡量系统传输的有效性。

定义 2.2 (能量效率 EE): 对于一个通信系统, 其 EE 是指以单位能量 (单位: Joule) 可以可靠传输的信息数目 (单位: bit)。

根据定义 2.2, 可以从数学上定义 EE 为:

$$EE \triangleq \frac{\text{和信息速率 [bit/s]}}{\text{功率损耗 [W]}}, \quad (2-3)$$

单位为 bit/Joule, 可视为系统的服务质量 (即和信息速率, 或称系统吞吐量) 与相关成本 (即功率损耗) 之间的效益成本比 (benefit-cost ratio)。在公式 (2-4) 中, 和信息速率可由引理 2.1 以及第 2.2 节中的具体 SE 表达式算出, 而功率损耗则主要来自两个部分:

$$\text{功率损耗} = \text{发射功耗} + \text{电路功耗}, \quad (2-4)$$

即, 信号发射所需要的功率损耗和硬件运行所需要的功率损耗, 如硬件固有功耗、信令收发功耗和编解码功耗等, 可由具体的功率损耗模型以及 SE 表达式算出, 于第 6 章详述。

2.2 系统模型与传输机制

考虑典型 CF mMIMO 系统模型, 包含 K 个单天线 UE 以及 L 个多天线 AP, 其中每个 AP 装配有 N 根天线且 AP 数目大于 UE 数目, 即 $L > K$ 。如图 1.2 (b) 所示, 每个 AP 以任意的拓扑形式经由前传网络连接到所属的 CPU 上, 而 CPU 之间通过回传链路彼此相连。通过上述链路连接, 系统中的所有 AP 在 CPU 的协调下彼此协作进行相干联合传输 (coherent joint transmission and reception) 以服务系统中的所有 UE。为揭示 CF mMIMO 系统的主要系统性能, 上述前传链路与回传链路均假设具有无限容量且可以实现无差错传输。

采用以用户为中心的架构以构建系统中 AP 与 UE 之间的服务关系。如图 1.2 (b) 所示, 每一个 UE 并非与系统中所有 AP 建立服务关系, 而是仅受到以该 UE 为中心所划定的特定子集的 AP 服务。对于任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 称这一特定 AP 子集为 UE k 的服务 AP 集, 记作 $\mathcal{M}_k \subset \{1, \dots, L\}$, 而属于 $\mathcal{M}_k$ 的 AP, 则称为 UE k 的服务 AP。对应的, 每一个 AP 也仅服务一个特定子集的 UE。对于任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 称这一特定 UE 子集为 AP l 的服务 UE 集, 记作 $\mathcal{D}_l \subset \{1, \dots, K\}$, 而属于 $\mathcal{D}_l$ 的 UE, 则称为 AP l 的服务 UE。

采用如图 1.3 所示的块衰落模型和 TDD 通信协议, 第 l 个 AP 与第 k 个 UE 之间的信道响应可以表示为服从某一平稳遍历衰落分布的随机变量 $\mathbf{h}_{kl} \in \mathbb{C}^N$, 且不同 AP 与 UE 之间的衰落信道彼此独立。对于采用多天线 AP 的场景, 常见的衰落信道模型有空间相关瑞利衰落信道模型。在该模型下, AP 天线阵列被远超其天线数目的散射物体所包围, 即处于仅包含随机性的非直射 (non-line of sight, NLoS) 路径分量的散射丰富场景, 其信道响应可以表示为:

$$\mathbf{h}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{kl}), \quad (2-5)$$

其中 $\mathbf{R}_{kl} = \mathbb{E}\{\mathbf{h}_{kl}\mathbf{h}_{kl}^H\} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为描述 NLoS 分量空间相关性的半正定协方差矩阵, 有 $\beta_{kl} \triangleq \text{tr}(\mathbf{R}_{kl})/N$ 为描述路径损耗和阴影衰落的大尺度衰落系数 LSFC。由于大尺度信道统计信息 $\{\mathbf{R}_{kl}\}$ 和 $\{\beta_{kl}\}$ 在相当多个相干资源块 (约上千个) 内均保持不变, 故假设上述大尺度信道统计信息已知。

2.2.1 上行导频传输与信道估计

当 UE 接入网络时, 系统需要分给该 UE 一个导频序列以进行信道估计从而获得 CSI, 同时指定该 UE 的服务 AP 集以进行相干传输。上述两步操作, 即导频分配和 AP 选择, 组成了初始接入管理的主要内容, 也是本文的研究重点, 将在后续章节中详细展开。由上节可知, 一个相干资源块内共有 τ_p 传输符号用于上行导频信号传输, 因此假设系统内有 τ_p 个长度为 τ_p 的导频序列, 记为 $\boldsymbol{\varphi}_1, \dots, \boldsymbol{\varphi}_{\tau_p} \in \mathbb{C}^{\tau_p}$, 满足 $\|\boldsymbol{\varphi}_t\|^2 = \tau_p$, $t = 1, \dots, \tau_p$, 且导频序列之间彼此正交, 有:

$$\boldsymbol{\varphi}_{t_k}^H \boldsymbol{\varphi}_{t_i} = \begin{cases} \tau_p & t_k = t_i, \\ 0 & t_k \neq t_i \end{cases}, \quad (2-6)$$

由于信道时延扩展 (channel delay spread)、UE 移动以及载波频段等实际因素的影响, 导频资源往往不足以给每一个 UE 分配彼此正交的导频序列, 即 $\tau_p < K$, 故而存在多个 UE 分配到同一个导频序列的情况, 称之为导频复用。记 t_k 为分配

给 UE k 的导频索引, 则与 UE k 复用导频 t_k 的 UE 集合 (包括 UE k 本身) 可以表示为:

$$\mathcal{P}_k = \{i : t_i = t_k, i = 1, \dots, K\} \subset \{1, \dots, K\}. \quad (2-7)$$

记 $p'_k \geq 0$ 为 UE k 的上行导频发射功率, 则在长度为 τ_p 的连续传输符号上, 集合 $\mathcal{P}_k$ 里的导频复用 UE 发送信号 $\sqrt{p'_k} \boldsymbol{\varphi}_{t_k}$, 而任一 AP $l, l = 1, \dots, L$, 观测到的导频信号可以表示为:

$$\mathbf{Y}_l^p = \sum_{i=1}^K \sqrt{p'_i} \mathbf{h}_{il} \boldsymbol{\varphi}_{t_i}^T + \mathbf{N}_l \in \mathbb{C}^{N \times \tau_p}, \quad (2-8)$$

其中 $\mathbf{N}_l \in \mathbb{C}^{N \times \tau_p}$ 为接收机噪声, 其每个元素均为独立同分布且服从 $\mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{ul}^2)$, σ_{ul}^2 为上行的噪声功率。通过观察到的导频信号 $\mathbf{Y}_l^p$, AP l 可以估计其服务 UE 集中所有 UE 的信道 $\{\mathbf{h}_{kl} : l \in \mathcal{M}_k\}$ 。如图 1.4 所示, 这一信道估计既可以在各 AP 处分布式进行, 而后各 AP 将估计的信道 $\{\hat{\mathbf{h}}_{kl} : k = 1, \dots, K, l \in \mathcal{M}_k\}$ 通过前传链路汇总到 CPU 处, 也可以在 CPU 处集中式进行, 此时各 AP 仅作为中继传递观察到的导频信号 $\{\mathbf{Y}_l^p : l \in \mathcal{M}_k\}$ 。由于信道向量之间彼此独立, 因而采用分布式信道估计相较于集中式信道估计并不会损失估计的最优性。故, 本小节之后所展示的信道估计结果对于两种传输机制的信道估计都适用。

要从公式 (2-8) 中的导频信号 $\mathbf{Y}_l^p$ 中估计出目标信道 $\mathbf{h}_{kl}$, 首先需要从 $\mathbf{Y}_l^p$ 中移除集合 $\mathcal{P}_k$ 以外的 UE 所造成的干扰。具体可以通过向 $\mathbf{Y}_l^p$ 右乘以导频信号 $\boldsymbol{\varphi}_{t_k}$ 的归一化共轭 $\boldsymbol{\varphi}_{t_k}^* / \sqrt{\tau_p}$, 得到 $\mathbf{y}_{t_k l}^p = \mathbf{Y}_l^p \boldsymbol{\varphi}_{t_k}^* / \sqrt{\tau_p} \in \mathbb{C}^N$, 具体为:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{t_k l}^p &= \sum_{i=1}^K \frac{\sqrt{p'_i}}{\sqrt{\tau_p}} \mathbf{h}_{il} \boldsymbol{\varphi}_{t_i}^T \boldsymbol{\varphi}_{t_k}^* + \frac{1}{\sqrt{\tau_p}} \mathbf{N}_l \boldsymbol{\varphi}_{t_k}^* \\ &= \underbrace{\sqrt{\tau_p p'_k} \mathbf{h}_{kl}}_{\text{目标部分}} + \underbrace{\sum_{i \in \mathcal{P}_k \setminus \{k\}} \sqrt{\tau_p p'_i} \mathbf{h}_{il}}_{\text{干扰}} + \underbrace{\mathbf{n}_{t_k l}}_{\text{噪声}}, \end{aligned} \quad (2-9)$$

其中第一项包含了目标信道 $\mathbf{h}_{kl}$, 第二项为导频复用造成的干扰, 第三项为噪声 $\mathbf{n}_{t_k l} = \mathbf{N}_l \boldsymbol{\varphi}_{t_k}^* / \sqrt{\tau_p} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 。值得注意的是, 导频复用造成的干扰会降低信道估计的质量, 从而一方面使得相干传输效用降低, 另一方面混淆 AP 对于不同 UE 信道的区分从而使得干扰抑制更加困难。这一现象被称为导频污染。

通过充分统计量 $\mathbf{y}_{t_k l}^p$, 可以获得目标信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 的信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_{kl}$ 。常用的估计器有 MMSE 估计器, 如引理 2.2 所述。

引理 2.2: 基于公式 (2-9) 中的导频信号 $\mathbf{y}_{t_k l}^p$, 可以得到目标信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 的 MMSE 信道估计值为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{kl} = \sqrt{\tau_p p_k'} \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{y}_{t_k l}^p, \quad (2-10)$$

其中,

$$\mathbf{\Psi}_{t_k l} = \mathbb{E} \{ \mathbf{y}_{t_k l}^p (\mathbf{y}_{t_k l}^p)^H \} = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \tau_p p_i' \mathbf{R}_{il} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N \quad (2-11)$$

为公式 (2-9) 中导频信号的相关矩阵。所获得的信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_{kl}$ 与其信道估计误差值 $\tilde{\mathbf{h}}_{kl} = \mathbf{h}_{kl} - \hat{\mathbf{h}}_{kl}$ 为彼此独立的随机变量, 且各自服从以下分布:

$$\hat{\mathbf{h}}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{B}_{kl}) \quad (2-12)$$

$$\tilde{\mathbf{h}}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{C}_{kl}) \quad (2-13)$$

其中

$$\mathbf{B}_{kl} = \tau_p p_k' \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{R}_{kl} \quad \text{和} \quad \mathbf{C}_{kl} = \mathbf{R}_{kl} - \tau_p p_k' \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{R}_{kl} \quad (2-14)$$

分别为信道估计的相关矩阵和估计误差的相关矩阵。

证明 引理 2.2 的证明详见文献 [70] 的附录 B.4, 本文在此省略。 $\square$

2.2.2 上行数据传输与接收合并

在上行数据传输阶段, 每个 AP 都会接收到来自所有 UE 发送数据的叠加信号。对于任一 AP $l, l = 1, \dots, L$, 其接收到的信号记为 $\mathbf{y}_l^u \in \mathbb{C}^N$, 具体可以表示为

$$\mathbf{y}_l^u = \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_{il} s_i + \mathbf{n}_l, \quad (2-15)$$

其中 $s_i \in \mathbb{C}$ 为 UE i 在本阶段所发送的数据信号, 其发射功率为 $p_i = \mathbb{E}\{|s_i|^2\}$ 。 $\mathbf{n}_l \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 为 AP l 处的加性接收机噪声。要计算目标数据信号 s_i 的估计值 $\hat{s}_i$, 有集中式和分布式两种实现途径: 前者是在 CPU 处集中进行数据解码; 后者是先在各 AP 处做本地的数据估计, 然后将各自的本地数据估计值 $\hat{s}_{il}, l \in \mathcal{M}_i$, 通过前传网络汇总到 CPU 处进行最终的数据解码。两种实现途径细节如下所述。

2.2.2.1 集中式上行传输

在集中式上行传输中, 各 AP 将其接收信号 $\mathbf{y}_l^u, l = 1, \dots, L$, 通过前传网络传递到 CPU 处, 并由 CPU 集中进行数据估计。由于 AP 并不参与任何信号处理,

CPU 观测到的是各 AP 接收信号的集体 $\mathbf{y}^{\text{ul}} = [(\mathbf{y}_1^{\text{ul}})^T, \dots, (\mathbf{y}_L^{\text{ul}})^T]^T \in \mathbb{C}^{LN}$, 即:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^{\text{ul}} \\ \vdots \\ \mathbf{y}_L^{\text{ul}} \end{bmatrix}}_{\triangleq \mathbf{y}^{\text{ul}}} = \sum_{i=1}^K \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{h}_{i1} \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{iL} \end{bmatrix}}_{\triangleq \mathbf{h}_i} s_i + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{n}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{n}_L \end{bmatrix}}_{\triangleq \mathbf{n}} \quad \text{或} \quad \mathbf{y}^{\text{ul}} = \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i s_i + \mathbf{n}, \quad (2-16)$$

其中 $\mathbf{h}_i \triangleq [\mathbf{h}_{i1}^T, \dots, \mathbf{h}_{iL}^T]^T \in \mathbb{C}^{LN}$ 和 $\mathbf{n} \triangleq [\mathbf{n}_1^T, \dots, \mathbf{n}_L^T]^T \in \mathbb{C}^{LN}$ 分别为 UE i 与各 AP 的全体信道和全体噪声。另外, 由于信道向量之间彼此独立, 因而 CPU 处获得的各 UE 的全体信道估计向量集合为 $\{\hat{\mathbf{h}}_k \in \mathbb{C}^{LN} : k = 1, \dots, K\}$, 其中

$$\hat{\mathbf{h}}_k \triangleq \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{h}}_{k1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{h}}_{kL} \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \tau_p p'_k \mathbf{R}_k \mathbf{\Psi}_{t_k}^{-1} \mathbf{R}_k), \quad (2-17)$$

$\mathbf{R}_k \triangleq \text{diag}(\mathbf{R}_{k1}, \dots, \mathbf{R}_{kL}) \in \mathbb{C}^{LN \times LN}$, $\mathbf{\Psi}_{t_k}^{-1} \triangleq \text{diag}(\mathbf{\Psi}_{t_k1}^{-1}, \dots, \mathbf{\Psi}_{t_kL}^{-1}) \in \mathbb{C}^{LN \times LN}$ 。相应的, 有各 UE 的全体信道估计误差集合为 $\{\tilde{\mathbf{h}}_k \in \mathbb{C}^{LN} : k = 1, \dots, K\}$, 其中 $\tilde{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k - \hat{\mathbf{h}}_k \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{C}_k)$, $\mathbf{C}_k \triangleq \text{diag}(\mathbf{C}_{k1}, \dots, \mathbf{C}_{kL}) \in \mathbb{C}^{LN \times LN}$ 。

基于各 UE 的全体信道估计向量, 对于任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, CPU 可以设计恰当的接收合并向量 $\mathbf{v}_k \in \mathbb{C}^{LN}$ 以获得目标数据信号 s_k 的估计值 $\hat{s}_k$, 具体为:

$$\begin{aligned} \hat{s}_k &= \mathbf{v}_k^H \mathbf{y}^{\text{ul}} \\ &= \underbrace{\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k s_k}_{\text{估计信道上的目标信号}} + \underbrace{\mathbf{v}_k^H \tilde{\mathbf{h}}_k s_k}_{\text{未知信道上的目标信号}} + \underbrace{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_i s_i}_{\text{干扰}} + \underbrace{\mathbf{v}_k^H \mathbf{n}}_{\text{噪声}}, \end{aligned} \quad (2-18)$$

其中 $\bar{\mathbf{v}}_k \in \mathbb{C}^{LN}$ 确定了接收合并向量 $\mathbf{v}_k$ 的方向。值得注意的是, 对于任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 由于 AP l 不需要服务 $\mathcal{D}_l$ 之外的 UE, 因而不妨令接收合并向量 $\mathbf{v}_i$ 中与 AP l 对应的部分 $\mathbf{v}_{il} \triangleq [\mathbf{v}_i]_{(k-1)N+1}, \dots, [\mathbf{v}_i]_{kN}]^T \in \mathbb{C}^N$ 为:

$$\mathbf{v}_{il} = \begin{cases} \mathbf{v}_{il} & i \in \mathcal{D}_l \\ \mathbf{0}_N & i \notin \mathcal{D}_l \end{cases}, \quad (2-19)$$

有 $\mathbf{v}_i = [\mathbf{v}_{i1}^T, \dots, \mathbf{v}_{iL}^T]^T$ 。

公式 (2-18) 中的目标信号分为两个部分, 分别接收自估计信道 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 和未知信道 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 。通过在信号检测过程中将未知信道上的信号视为额外的干扰, 依据引理 2.1, 可以计算得到集中式上行传输的可达 SE, 如引理 2.3 所述。

引理 2.3: 在集中式上行传输中, 当假设信道为瑞利衰落且采用 MMSE 信道估计时, UE k 的可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{ul,c}} = \frac{\tau_u}{\tau_c} \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{ul,c}} \right) \right\} \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (2-20)$$

其中, 等效瞬时 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,c}} = \frac{p_k |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k|^2}{\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_i|^2 + \mathbf{v}_k^H \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{C}_i \mathbf{v}_k + \sigma_{\text{ul}}^2 \|\mathbf{v}_k\|^2}. \quad (2-21)$$

公式 (2-20) 中的 SE 表达式对于任何接收合并方案均成立。

证明 引理 2.3 的证明详见文献 [19] 的附录 C.2.1, 本文在此省略。 $\square$

公式 (2.3) 中, τ_u/τ_c 表示相干资源块中用于上行传输的比例。而在公式 (2-21) 中, 分子 $p_k |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k|^2$ 表示估计信道上的接收信号功率, 分母第一项 $\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_i|^2$ 表示估计信道上的来自其他干扰信道的干扰功率, 分母第二项 $\mathbf{v}_k^H \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{C}_i \mathbf{v}_k$ 表示未知信道上经接收合并过的接收信号空间相关矩阵, 分母第三项表示经接收合并后的噪声功率。

由于公式 (2-20) 在对数运算前面有一个期望运算, 因而引理 2.3 中的 SE 表达式不是闭合表达式。尽管如此, 引理 2.3 中的 SE 可以很容易地通过蒙特-卡洛 (Monte-Carlo) 方法进行数值计算, 即可以在大量的相资源干块中生成信道估计的实现, 并计算每个相资源干块的对数值, 然后取这些值的样本平均值, 以此通过大量随机实现的平均值来近似公式 (2-20) 中的可达 SE。

经过观察, 可发现公式 (2-21) 中的 $\text{SINR}_k^{\text{ul,c}}$ 具有广义瑞利商 (generalized Rayleigh quotient) 的形式, 即:

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,c}} = \frac{p_k |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k|^2}{\mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i \hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{C}_i + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_{LN} \right) \mathbf{v}_k}. \quad (2-22)$$

因此, 可以获得最大化 $\text{SINR}_k^{\text{ul,c}}$ 的最佳接收合并方案, 如推论 2.1 所述。

推论 2.1: 采用如下的 MMSE 接收合并向量:

$$\mathbf{v}_k^{\text{MMSE}} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i (\hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \mathbf{C}_i) + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_{LN} \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k, \quad (2-23)$$

可最大化公式 (2-20) 中的等效瞬时 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,c}} = p_k \hat{\mathbf{h}}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i \hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{C}_i + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_{LN} \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k. \quad (2-24)$$

表 2.1 在集中式传输中不同接收合并方案计算 UE k 的接收合并向量所需的复乘法运算数目（单位相干资源块）

Table 2.1 The number of complex multiplications required per coherence block to compute the combining vector of UE k considering different centralized combining schemes.

方案	信道估计	计算合并向量
MMSE	$(N\tau_p + N^2)K \mathcal{M}_k $	$\frac{(N \mathcal{M}_k)^2 + N \mathcal{M}_k }{2}K + (N \mathcal{M}_k)^2 + \frac{(N \mathcal{M}_k)^3 - N \mathcal{M}_k }{3}$
P-MMSE	$(N\tau_p + N^2) \mathcal{S}_k \mathcal{M}_k $	$\frac{(N \mathcal{M}_k)^2 + N \mathcal{M}_k }{2} \mathcal{S}_k + (N \mathcal{M}_k)^2 + \frac{(N \mathcal{M}_k)^3 - N \mathcal{M}_k }{3}$
MR	$(N\tau_p + N^2) \mathcal{M}_k $	—

证明 推论 2.1 遵循广义瑞利商的性质，详见文献 [70] 的引理 B.10，本文在此省略。□

在数据检测的过程中，公式 (2-23) 中的接收合并向量不仅可以最大化等效瞬时 SINR，还可以最小化 MSE^[70]：

$$\text{MSE}_k = \mathbb{E} \left\{ |s_k - \hat{s}_k|^2 \mid \{\hat{\mathbf{h}}_i : i = 1, \dots, K\} \right\}, \quad (2-25)$$

因而得名“MMSE”接收合并。

尽管 MMSE 接收合并从 MSE 以及 SINR 的角度上而言是最佳的接收合并方案，但如表 2.1 所示，MMSE 接收合并方案的运算复杂度会随着 UE 数目 K 的不断增加而趋于无穷大。这在大型 CF mMIMO 系统的初始接入场景中会造成巨大的运算负担，进而拉低系统运行效率甚至会导致系统由于运算性能受限而无法正常运行。因而，寻找运算复杂度不会随系统规模（主要是 UE 数目 K ）的扩大而趋于无穷大的接收合并方案，是实现 CF mMIMO 实际部署的关键。

最简单的解决方案便是 MR 接收合并，如下：

$$\mathbf{v}_k^{\text{MR}} = \hat{\mathbf{h}}_k. \quad (2-26)$$

MR 接收合并 $\mathbf{v}_k^{\text{MR}}$ 可以最大化公式 (2-21) 中等效瞬时 SINR 的目标信号功率 $p_k |\mathbf{v}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k|^2$ ，但无法有效抑制用户间干扰，因此性能相比 MMSE 接收合并方案以及下面要介绍的 P-MMSE 接收合并方案相去甚远。

由公式 (2-21) 可知，UE k 的用户间干扰来自于系统中的其他所有 UE，但由于电磁信号的功率会随着传播路径的增加而迅速降低，位于 UE k 附近的一小部分其他 UE 所产生的干扰占据了 UE k 的用户间干扰的绝大部分。基于这一观察，可以假设仅有与 UE k 具有相同服务 AP 的 UE 才会在信号检测过程中对 UE k 产生干扰。称这些 UE 为 UE k 的干扰 UE，其组成的集合为 UE k 的干扰 UE 集，记

为 $\mathcal{S}_k$, 有:

$$\mathcal{S}_k \triangleq \{i: \mathcal{M}_i \cap \mathcal{M}_k \neq \emptyset, i \in \{1, \dots, K\} \setminus \{k\}\}. \quad (2-27)$$

依据上述假设, 在计算公式 (2-23) 的 MMSE 接收合并向量时, 仅考虑来自 $\mathcal{S}_k$ 中 UE 的干扰。因而称这种接收合并方案为 P-MMSE 接收合并, 有接收合并向量为:

$$\mathbf{v}_k^{\text{P-MMSE}} = p_k \left(\sum_{i \in \mathcal{S}_k} p_i (\hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \mathbf{C}_i) + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_{LN} \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k. \quad (2-28)$$

相较于公式 (2-23) 中的 $\mathbf{v}_k^{\text{MMSE}}$, $\mathbf{v}_k^{\text{P-MMSE}}$ 的矩阵求逆的运算中仅包含了 $\mathcal{S}_k$ 中 UE 的分量, 因此运算复杂度更小 (见表 2.1), 且与 UE 数目 K 无关。

另外一种 SE 表达式: 用后即忘下界

需要注意的是, 引理 2.3 中的 SE 表达式在使用时需满足信道估计 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 与信道估计误差 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 相互独立这一条件, 譬如假设瑞利衰落信道模型且采用 MMSE 信道估计。而在此之外, 有另外一种广泛应用于蜂窝 mMIMO 系统和 CF mMIMO 系统中的信道容量下界, 称为用后即忘 (use-and-then-forget, UatF) 下界。该下界的 SE 表达式可应用与任意的信道模型和信道估计器。而 UatF 下界的名称“用后即忘”是指信道估计仅用于计算上述的接收合并向量, 而在之后的信号检测过程中被“等效地忘记”了。

引理 2.4: 在集中式上行传输中, 采用 UatF 下界, UE k 的可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{ul,c-UatF}} = \frac{\tau_u}{\tau_c} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{ul,c-UatF}} \right) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (2-29)$$

其中, 等效瞬时 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,c-UatF}} = \frac{p_k \left| \mathbb{E} \left\{ \mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_k \right\} \right|^2}{\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E} \left\{ \left| \mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_i \right|^2 \right\} - p_k \left| \mathbb{E} \left\{ \mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_k \right\} \right|^2 + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbb{E} \left\{ \left\| \mathbf{v}_k \right\|^2 \right\}}. \quad (2-30)$$

证明 引理 2.4 的证明详见文献 [19] 的附录 C.2.2, 本文在此省略。 $\square$

由于引理 2.4 中 CPU 的信号检测采用了信道响应 $\mathbf{h}_k$ 而非信道估计 $\hat{\mathbf{h}}_k$, 因而公式 (2-29) 中的 $\text{SE}_k^{\text{ul,c-UatF}}$ 小于公式 (2-20) 中的 $\text{SE}_k^{\text{ul,c}}$ 。尽管引理 2.4 中 UatF 下界会低估系统的可达性能, 但其应用不再受限于具体的信道模型和信道估计器, 并且通过将期望运算移至对数运算内降低了计算复杂度。

2.2.2.2 分布式上行传输

在分布式上行传输中，各 AP 先各自进行本地数据估计，然后将各自的本地数据估计值 $\hat{s}_{il}$, $l = 1, \dots, L$ ，通过前传网络传递到 CPU 处，由 CPU 进行最终数据估计。在本地数据估计阶段，任一 AP l , $l = 1, \dots, L$ ，基于其本地信道估计向量集合 $\{\hat{\mathbf{h}}_{kl} \in \mathbb{C}^N : k \in \mathcal{D}_l\}$ 为其所有服务的任一 UE k , $k \in \mathcal{D}_l$ ，设计归一化接收合并向量 $\mathbf{v}_{kl} = \bar{\mathbf{v}}_{kl} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|^2\}} \in \mathbb{C}^N$ 以获得目标数据信号 s_k 的本地估计值 $\hat{s}_{kl}$ ，具体为：

$$\hat{s}_{kl} = \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{y}_l^{\text{ul}} = \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{h}_{kl} s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{h}_{il} s_i + \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{n}_l, \quad (2-31)$$

其中 $\mathbf{v}_{kl}$ 确定了接收合并向量 $\bar{\mathbf{v}}_{kl}$ 的方向。值得注意的是，此处的接收合并向量 $\mathbf{v}_{il}$ 与公式 (2-19) 中的 $\mathbf{v}_{il}$ 不同。另外，对于任一 AP l , $l = 1, \dots, L$ ，由于 AP l 不需要服务 $\mathcal{D}_l$ 之外的 UE，因而不妨令其接收合并向量

$$\mathbf{v}_{il} = \begin{cases} \mathbf{v}_{il} & i \in \mathcal{D}_l \\ \mathbf{0}_N & i \notin \mathcal{D}_l \end{cases}. \quad (2-32)$$

然后，本地估计值 $\{\hat{s}_{kl} : l \in \mathcal{M}_k\}$ 通过前传网络被送往 CPU 处，由 CPU 进行线性加权合并获得最终的数据估计值：

$$\hat{s}_k = \sum_{l \in \mathcal{M}_k} a_{kl}^* \hat{s}_{kl} = \sum_{l \in \mathcal{M}_k} a_{kl}^* \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{y}_l^{\text{ul}}, \quad (2-33)$$

其中 $a_{kl} \in \mathbb{C}$ 为 CPU 分配给本地估计值 $\hat{s}_{kl}$ 的加权系数。这种两阶段的信号处理机制被称为 LSFD。与集中式操作不同，LSFD 允许利用各 AP 的本地信号处理能力。

与公式 (2-32) 中的接收合并向量类似，可令 $a_{il} = 0$, $i \in \mathcal{D}_l$ ，而不改变数据估计值 $\hat{s}_k$ 。由于各 AP 仅向 CPU 传送本地的数据估计 $\{\hat{s}_{kl} : l \in \mathcal{M}_k\}$ 而非信道估计 $\{\hat{\mathbf{h}}_{kl} : l \in \mathcal{M}_k\}$ ，因而 CPU 无法通过引理 2.3 来计算系统的可达 SE，且需要将加权系数 $\{a_{kl} : k = 1, \dots, K, l \in \mathcal{M}_k\}$ 选作大尺度信道统计信息的确定性函数。

令 $\mathbf{g}_{ki} \triangleq [\mathbf{v}_{k1}^H \mathbf{h}_{i1}, \dots, \mathbf{v}_{kL}^H \mathbf{h}_{iL}]^T \in \mathbb{C}^L$ 表示 UE i 和所有 UE i 的服务 AP（即 AP $l \in \mathcal{M}_k$ ）之间的接收合并信道（receive-combined channel），则公式 (2-33) 中的最终数据估计值表达式可以改写如下：

$$\hat{s}_k = \underbrace{\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk} s_k}_{\text{等效信道上的目标信号}} + \underbrace{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{ki} s_i}_{\text{干扰}} + \underbrace{n'_k}_{\text{等效噪声}}, \quad (2-34)$$

其中 $\mathbf{a}_k \triangleq [a_{k1}, \dots, a_{kL}]^T \in \mathbb{C}^L$ 为 LSFD 向量, $n'_k = \sum_{l \in \mathcal{M}_k} a_{kl}^* \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{n}_l$ 为等效噪声, $\{\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{ki} : i = 1, \dots, K\}$ 为等效信道。尽管等效信道 $\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk}$ 在 CPU 处不可知, 但通过选择恰当的接收合并方案, 其均值 $\mathbb{E}\{\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk}\} = \mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}$ 是确定且非零的。因此, 可以假设 $\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}$ 已知, 并用于计算以下的可达 SE。

引理 2.5: 在分布式上行传输中, UE k 的可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{ul,d}} = \frac{\tau_u}{\tau_c} \log_2 (1 + \text{SINR}_k^{\text{ul,d}}) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (2-35)$$

其中, 等效 SINR 为:

$$\begin{aligned} \text{SINR}_k^{\text{ul,d}} &= \frac{p_k |\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}|^2}{\mathbf{a}_k^H \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right) \mathbf{a}_k - p_k |\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}|^2} \\ &= \frac{p_k |\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}|^2}{\mathbf{a}_k^H \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} - p_k \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}^H\} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right) \mathbf{a}_k}. \end{aligned} \quad (2-36)$$

证明 引理 2.5 的证明详见文献 [19] 的附录 C.2.3, 本文在此省略。 $\square$

引理 2.5 采用了 UatF 下界, 因此适用于任何的信道模型, 信道估计器, 本地接收合并机制和 LSFD 机制。由于各 AP 仅基于本地信息设计其接收合并向量, 而不考虑其他 AP 的设计, 因而并不存在全局层面上的最佳接收合并方案。但从各 AP 依旧可以设计出本地的最佳接收合并方案以获得最佳的本地数据估计 $\hat{s}_{kl} = \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{y}_l^{\text{ul}}$ 。称这种接收合并方案为 L-MMSE 接收合并, 并有接收合并向量为:

$$\bar{\mathbf{v}}_{kl}^{\text{L-MMSE}} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i (\hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H + \mathbf{C}_{il}) + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_N \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl}, \quad (2-37)$$

其中 $\mathbf{C}_{il}$ 为公式 (2-14) 中的信道估计误差相关矩阵。与推论 2.1 类似, $\bar{\mathbf{v}}_k^{\text{L-MMSE}}$ 不仅可以最大化 SE (若 AP l 在本地检测 s_k), 还可以最小化 MSE:

$$\text{MSE}_k = \mathbb{E} \{ |s_k - \hat{s}_{kl}|^2 \mid \{\hat{\mathbf{h}}_{il} : i = 1, \dots, K\} \}. \quad (2-38)$$

对于任何给定的本地接收合并向量, CPU 可以优化 $\mathbf{a}_k$ 以最大化其可达 SE。由于 $\mathbf{a}_k$ 是一个确定向量, 可以基于信道统计信息对其优化。通过观察可知, 公式 (2-36) 中的 $\text{SINR}_k^{\text{ul,d}}$ 是关于 $\mathbf{a}_k$ 的广义瑞利商。因此, 利用广义瑞利商的性质, 可以获得最优 LSFD (optimal LSFD, O-LSFD) 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$, 如推论 2.2 所述。

推论 2.2: 采用如下的 LSFD 向量:

$$\mathbf{a}_k^{\text{opt}} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}, \quad (2-39)$$

可最大化公式 (2-36) 中的等效 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,d}} = p_k \mathbb{E} \{ \mathbf{g}_{kk}^H \} \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E} \{ \mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H \} - p_k \mathbb{E} \{ \mathbf{g}_{kk} \} \mathbb{E} \{ \mathbf{g}_{kk}^H \} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \mathbb{E} \{ \mathbf{g}_{kk} \}. \quad (2-40)$$

证明 推论 2.2 由广义瑞利商的性质与矩阵求逆引理可得, 详见文献 [70] 的引理 B.4 和引理 B.10, 本文在此省略。□

尽管在分布式上行传输中, 公式 (2-37) 中的 L-MMSE 合并方案以及公式 (2-39) 中的 O-LSFD 机制具有比较好的可达 SE 性能, 但前者的计算复杂度会随着系统中的 UE 数目 K 的增加而直线增加, 而后者对于前传链路信令负载也会随着 K 的增加而增加 (详细分析见第 3 章命题 3.1)。因而上述两种方案不适用于大型 CF mMIMO 系统的初始接入场景。

受公式 (2-28) 中 P-MMSE 接收合并方案的启发, 各 AP 在计算各自的本地接收合并向量时, 仅需考虑其服务 UE 集内的 UE。于是, 参考公式 (2-37) 中的 L-MMSE 接收合并, 可定义 LP-MMSE 接收合并方案如下:

$$\bar{\mathbf{v}}_{kl}^{\text{LP-MMSE}} = p_k \left(\sum_{i \in \mathcal{D}_l} p_i (\hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H + \mathbf{C}_{il}) + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_N \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl}. \quad (2-41)$$

类似地, 也可以针对 O-LSFD 定义具有可扩展的部分 LSFD (partial LSFD, P-LSFD) 机制, 这部分内容作为本文的主要创新工作之一, 将于第 3 章详述。

相较于公式 (2-37) 中的 $\mathbf{v}_{kl}^{\text{L-MMSE}}$, $\bar{\mathbf{v}}_{kl}^{\text{LP-MMSE}}$ 地运算复杂度和前传链路信令负载均有所降低 (见表 2.2), 且与 UE 数目 K 无关。另外, MR 接收合并也可应用于分布式上行传输中, 如下:

$$\bar{\mathbf{v}}_{kl}^{\text{MR}} = \hat{\mathbf{h}}_{kl}. \quad (2-42)$$

将公式 (2-42) 带入引理 2.5 所示的可达 SE 表达式中, 可获得该可达 SE 的闭合表达式, 详见文献 [19] 的推论 5.6, 本文在此省略。

2.2.3 下行数据传输与发射预编码

在下行数据传输阶段, 令 $\mathbf{s}_i \in \mathbb{C}$ 表示为 UE i 准备的单位功率下行数据信号, 有 $\mathbb{E} \{ |\mathbf{s}_i|^2 \} = 1$, 且用于不同 UE 的数据信号之间彼此独立。对于任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 其发送的数据信号

$$\mathbf{x}_l = \sum_{i \in \mathcal{D}_l} \mathbf{w}_{il} \mathbf{s}_i \quad (2-43)$$

表 2.2 在分布式传输中不同接收合并方案计算 UE k 的本地接收合并向量所需的复乘法运算数目（单位相干资源块）

Table 2.1 The number of complex multiplications required per coherence block to compute the local combining vectors of UE k considering different distributed combining schemes.

方案	信道估计	计算合并向量
O-LSFD	–	$ \mathcal{M}_k ^2 + \frac{ \mathcal{M}_k ^3 - \mathcal{M}_k }{3}$
L-MMSE	$(N\tau_p + N^2)K \mathcal{M}_k $	$\frac{N^2+N}{2}K \mathcal{M}_k + N^2 \mathcal{M}_k + \frac{N^3-N}{3} \mathcal{M}_k $
LP-MMSE	$(N\tau_p + N^2)\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \mathcal{D}_l $	$\frac{N^2+N}{2}\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \mathcal{D}_l + N^2 \mathcal{M}_k + \frac{N^3-N}{3} \mathcal{M}_k $
MR	$(N\tau_p + N^2) \mathcal{M}_k $	–

为其所有服务 UE 数据信号（即 $\{\mathbf{s}_i : i \in \mathcal{D}_l\}$ ）经预编码之后的累加，且需要满足 AP 自身的发射功率限制，即

$$\mathbb{E}\{\|\mathbf{x}_l\|^2\} \leq \rho_{\max}, \quad (2-44)$$

其中 $\mathbf{w}_{il} \in \mathbb{C}^N$ 表示 AP l 为其服务 UE i 准备的预编码向量， $\rho_{\max} \geq 0$ 表示一个 AP 的最大下行发射功率。

对于任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 其接收到的信号记为 $y_k^{\text{dl}} \in \mathbb{C}$, 是到所有 AP 发送数据信号经过信道之后的叠加信号，即：

$$y_k^{\text{dl}} = \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{x}_l + n_k, \quad (2-45)$$

其中 $n_k \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{\text{dl}}^2)$ 为 UE k 处的加性接收机噪声。如图 1.4 所示，要将数据信号 $\mathbf{s}_i$, $i = 1, \dots, K$, 发送至对应的 UE 处，有集中式和分布式两种实现途径：前者是由 CPU 集中进行基带信号处理，包括预编码向量设计和信源编码等，而各 AP 仅负责数字基带信号向模拟通带信号的转换以及射频发送；后者是各 AP 也可以通过自身的处理器以执行各自负责的基带处理任务。两种实现途径细节如下所述。

2.2.3.1 集中式下行传输

在集中式下行传输中，CPU 进行信源编码得到用于各 UE 的下行数据信号 $\{\mathbf{s}_i : i = 1, \dots, K\}$, 并基于各 UE 的全体信道估计向量设计出对应的全体预编码向量 $\{\mathbf{w}_i : i = 1, \dots, K\}$, 其中 $\mathbf{w}_i \triangleq [\mathbf{w}_{i1}^T, \dots, \mathbf{w}_{iL}^T]^T \in \mathbb{C}^{LN}$ 。同时，基于各 UE 的全体预编码向量和下行数据信号，CPU 设计出公式 (2-43) 中的各 AP 发送数据信号 $\{\mathbf{x}_l : l = 1, \dots, L\}$, 并将其通过前传网络发送至各 AP。值得注意的是，对于任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 由于 AP l 不需要服务 $\mathcal{D}_l$ 之外的 UE，因而不妨令其预编码向

量

$$\mathbf{w}_{il} = \begin{cases} \mathbf{w}_{il} & i \in \mathcal{D}_l \\ \mathbf{0}_N & i \notin \mathcal{D}_l \end{cases}. \quad (2-46)$$

利用公式 (2-46), 公式 (2-43) 中的 AP l 发送数据信号表达式可以改写为:

$$\mathbf{x}_l = \sum_{i=1}^K \mathbf{w}_{il} s_i. \quad (2-47)$$

将公式 (2-47) 带入到公式 (2-48) 中, 则任一 UE k 的接收信号表达式可以等价地改写为:

$$y_k^{\text{dl}} = \underbrace{\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k s_k}_{\text{目标信号}} + \underbrace{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_i s_i}_{\text{用户间干扰}} + \underbrace{n_k}_{\text{噪声}}, \quad k = 1, \dots, K, \quad (2-48)$$

其中第一项 $\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k s_k$ 为 UE k 的目标信号, 第二项和第三项分别为用户间干扰和噪声, $\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k$ 为等效信道。

由于实际的传输过程通常持续相当多个传输符号和相干资源块, 在系统 SE 分析过程中可以假设等效信道的均值 $\mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k\}$ 在 UE 处已知。因而此处并不采用引理 2.3 中用于集中式上行传输的信道容量下界, 而是使用引理 2-30 中的 UatF 下界来计算可达 SE。

引理 2.6: 在集中式下行传输中, 采用 UatF 下界, UE k 的可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{dl,c}} = \frac{\tau_d}{\tau_c} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{dl,c}} \right) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (2-49)$$

其中, 等效 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{dl,c}} = \frac{\left| \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k \right\} \right|^2}{\sum_{i=1}^K \mathbb{E} \left\{ \left| \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_i \right|^2 \right\} - \left| \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k \right\} \right|^2 + \sigma_{\text{dl}}^2}. \quad (2-50)$$

证明 引理 2.4 的证明详见文献 [19] 的附录 C.3.1, 本文在此省略。□

引理 2.6 采用了 UatF 下界, 因此适用于任何的信道模型, 信道估计器和发射预编码机制。通过蒙特-卡洛方法, 可以计算出公式 (2-50) 中的每一项, 进而获得集中式下行传输的可达 SE。

通过对比公式 (2-30) 和公式 (2-50) 的分母可以看出, 不同于集中式上行传输中仅需考虑 UE 本身的接收合并向量, 在集中式下行传输中, UE k 的 SE 表达式依赖于整个系统中所有 UE 的预编码向量 $\{\mathbf{w}_i : i = 1, \dots, K\}$ 。这使得选择发射预编

码向量比选择接收合并向量要复杂得多, 因为后者可以一次只针对一个 UE 进行设计或优化。具体表现在等效 SINR 表达式上, 可以观察到公式 (2-30) 中的上行等效 SINR 具有广义瑞利商的形式, 因而可以获得闭合的最佳接收合并向量以最大化上行等效 SINR。而反观公式 (2-50) 中的下行等效 SINR 表达式, 则不具有这样的结论。这种上下行差异背后直观上的解释是, 预编码向量决定了各 AP 如何发射信号, 而无论选择了什么样的预编码方案, 每个 UE 都将受到本应传输到其他 UE 的信号的干扰。相反, 在上行传输中, 接收信号不受其他 UE 的接收合并向量的影响。综上所述, 在下行传输中, 无法在从单个 UE 的角度上去优化预编码方案, 因而也不存在一个最佳的预编码方案。尽管如此, 在大多数情况下, 依旧可以采用一种基于上下行对偶 (uplink-downlink duality) 的启发式方法来推导获得最优的预编码结构, 如引理 2.7 所述。

引理 2.7: 令 $\{\mathbf{v}_i : i = 1, \dots, K\}$ 和 $\{p_i : i = 1, \dots, K\}$ 分别表示一组接收合并向量和上行发射功率。若选择如下的发射预编码向量:

$$\mathbf{w}_i = \sqrt{\rho_i} \frac{\mathbf{v}_i}{\sqrt{\mathbb{E}\{\|\mathbf{v}_i\|^2\}}}, \quad (2-51)$$

则存在一组满足 $\sum_{i=1}^K \rho_i / \sigma_{\text{dl}}^2 = \sum_{i=1}^K p_i / \sigma_{\text{ul}}^2$ 的下行发射功率 $\{\rho_i : i = 1, \dots, K\}$, 使得公式 (2-50) 中的下行等效 SINR 与公式 (2-30) 中的上行等效 SINR 相等, 即:

$$\text{SINR}_k^{\text{dl,c}} = \text{SINR}_k^{\text{ul,c-UatF}}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (2-52)$$

证明 引理 2.7 的证明详见文献 [19] 的附录 C.3.2, 本文在此省略。□

引理 2.7 表明, 在上行传输中可实现的等效 $\text{SINR}_k^{\text{ul,c-UatF}}$ 也可以在下行传输中实现。因而, 在集中式下行传输中, 依据公式 (2-51) 选择发送预编码向量 $\{\mathbf{w}_i : i = 1, \dots, K\}$, 则可以获得 UE k 的可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{dl,c}} = \frac{\tau_d}{\tau_c} \log_2 (1 + \text{SINR}_k^{\text{ul,c-UatF}}). \quad (2-53)$$

引理 2.7 中上下行链路对偶性背后直观上的解释是, 信号在上行传输中最佳接收合并的方向与信号在下行传输中应当传输的方向一致。需要注意的是, 此处的“方向”一词特指在接收和发送信号存所的 LN -维向量空间中一个向量的方向。

基于引理 2.7 中上下行对偶性, 上一小节中所述的上行接收合并向量均可转换并用于设计下行的发射预编码向量。为了方便这一转换, 可定义 UE k 的集中式下行预编码向量为:

$$\mathbf{w}_k = \sqrt{\rho_k} \frac{\bar{\mathbf{w}}_k}{\sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{w}}_k\|^2\}}}, \quad (2-54)$$

其中 $\rho_k \geq 0$ 为 UE k 的所有服务 AP 分配给 UE k 的总发射功率, $\bar{\mathbf{w}}_k \in \mathbb{C}^{LN}$ 可以有任意模值, $\mathbf{w}_k$ 确定了预编码向量的方向。另外, 公式 (2-54) 中的归一化保证了预编码向量 $\mathbf{w}_k$ 的功率为 ρ_k , 即 $\mathbb{E}\{\|\mathbf{w}_k\|^2\} = \rho_k$ 。于是, 在集中式下行传输中, 有 MMSE 发射预编码:

$$\bar{\mathbf{w}}_k^{\text{MMSE}} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i (\hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \mathbf{C}_i) + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_{LN} \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k, \quad (2-55)$$

P-MMSE 发射预编码:

$$\bar{\mathbf{w}}_k^{\text{P-MMSE}} = p_k \left(\sum_{i \in S_k} p_i (\hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \mathbf{C}_i) + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_{LN} \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k, \quad (2-56)$$

以及 MR 发射预编码:

$$\bar{\mathbf{w}}_k^{\text{MR}} = \hat{\mathbf{h}}_k. \quad (2-57)$$

2.2.3.2 分布式下行传输

在分布式下行传输中, CPU 负责信源编码以获得 $\{\mathbf{s}_i : i = 1, \dots, K\}$, 并将其通过前传网络发送至各 AP, 而各 AP 则负责剩余的信号处理任务, 包括设计各自本地的预编码向量 $\{\mathbf{w}_{il} : i \in \mathcal{D}_l\}$, $l = 1, \dots, L$ 。由于此时 UE 上用于信号检测的可用信息与集中式下行传输中 UE 上的可用信息相同, 因此, 可以采用引理 2.6 中的结论来计算分布式下行传输中的可达 SE, 如推论 2.3 所述。

推论 2.3: 在分布式下行传输中, 采用 UatF 下界, UE k 的可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{dl,d}} = \frac{\tau_d}{\tau_c} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{dl,d}} \right) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (2-58)$$

其中, 等效 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{dl,d}} = \frac{\left| \sum_{l=1}^L \mathbb{E} \{ \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{w}_{kl} \} \right|^2}{\sum_{i=1}^K \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{w}_{il} \right|^2 \right\} - \left| \sum_{l=1}^L \mathbb{E} \{ \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{w}_{kl} \} \right|^2 + \sigma_{\text{dl}}^2}. \quad (2-59)$$

与集中式下行传输类似, 在分布式下行传输中, 可定义 AP l 分配给 UE k 的分布式下行预编码向量为:

$$\mathbf{w}_{kl} = \sqrt{\rho_{kl}} \frac{\bar{\mathbf{w}}_{kl}}{\sqrt{\mathbb{E} \{ \|\bar{\mathbf{w}}_{kl}\|^2 \}}}, \quad (2-60)$$

其中 $\rho_{kl} \geq 0$ 为 AP l 分配给 UE k 的发射功率, $\bar{\mathbf{w}}_{kl} \in \mathbb{C}^N$ 为一个可任意缩放的向量, 其确定了预编码向量的方向。同样, 公式 (2-60) 中的归一化保证了预编码向量 $\mathbf{w}_{kl}$ 的功率为 ρ_k , 即 $\mathbb{E}\{\|\mathbf{w}_{kl}\|^2\} = \rho_{kl}$ 。对应地, 在分布式下行传输中, 有 L-MMSE 发射预编码:

$$\bar{\mathbf{w}}_{kl}^{\text{L-MMSE}} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i (\hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H + \mathbf{C}_{il}) + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl}, \quad (2-61)$$

LP-MMSE 发射预编码:

$$\bar{\mathbf{w}}_{kl}^{\text{LP-MMSE}} = p_k \left(\sum_{i \in \mathcal{D}_l} p_i (\hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H + \mathbf{C}_{il}) + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl}. \quad (2-62)$$

以及 MR 发射预编码:

$$\bar{\mathbf{w}}_{kl}^{\text{MR}} = \hat{\mathbf{h}}_{kl}. \quad (2-63)$$

值得注意的是, 与分布式上行传输中的 LSFD 机制类似, 在分布式下行传输中也存在 LSFP。而现有的 CF mMIMO 相关文献中均未提及 LSFP 机制, 是因为从信息的分级信号处理角度而言 CF mMIMO 系统可以天然地进行 LSFP, 因为不同 AP 的发送数据都在 CPU 上进行编码, 而在不同 AP 处进行了不同的缩放。尽管如此, 依旧可以将 LSFP 机制的分级处理概念应用到下行的功率分配中。这部分内容作为本文的主要创新工作之一, 将于第 6 章详述。

2.3 网络可扩展性

由于实际部署的通信网络需要覆盖相当广的服务区域, 因此需要可扩展的相关通信技术, 以适应不断扩大的网络规模 (即新部署的 AP) 和网络负载 (即新加入的 UE), 而同时不需要现有的网络终端提升其服务能力。传统的蜂窝网络通过“分而治之”的方法实现可扩展性, 即将服务区域划分为多个小区, 各小区内的网络可以独立运行, 各小区间可以复用通信资源。而在 CF 网络中, 情况则更加复杂, 因为每个 UE 受到多个 AP 的协同服务, 这使得网络中的所有 AP 都会直接或者间接地服务所有的 UE。在 CF mMIMO 的实际部署中, 即使网络规模和网络负载不断增加, 也需要保证网络的运算资源和前传网络容量始终保持充足。

要判断一个 CF mMIMO 网络是否可扩展, 可以令 UE 数目趋于无穷, 即 $K \rightarrow \infty$, 然后观察每个 AP 是否能够继续下列任务:

1. 信道估计所需的信号处理;
2. 数据接收与发送所需的信号处理;

3. 数据与 CSI 共享所需的前传信令传递;
4. 功率分配优化。

基于以上四点, 给出网络可扩展性的定义如下:

定义 2.3 (网络可扩展性): 当 $K \rightarrow \infty$ 时, 若每个 AP 执行上述任务的运算复杂度以及所需的资源都是有限的, 则该 CF mMIMO 网络具有可扩展性。

定义 2.3 并非要求所有的信号处理和优化都必须在 AP 处本地进行。各 AP 可以将数据和 CSI 发送到 CPU 处进行处理或优化, 只要相应的复杂度和前传信令负载不随 K 增长而趋于无穷, 则可以认为该网络具有可扩展性。

在前文中, 定义了任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 的服务 UE 集为 $\mathcal{D}_l \subset \{1, \dots, K\}$, 即 AP l 只需要服务集合 $\mathcal{D}_l$ 中的 UE 而非网络中的所有 UE。通过限制集合 $\mathcal{D}_l$ 中元素的数量, 即可以满足定义 2.3 中的前三个要求, 如引理 2.8 所述。

引理 2.8: 当 $K \rightarrow \infty$ 时, 若任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 的服务 UE 集的基数 $|\mathcal{D}_l|$ 为有限整数, 则可满足 CF mMIMO 网络可扩展性定义 2.3 的前三个要求。

证明 AP l 只需要计算 $|\mathcal{D}_l|$ 个 UE 的信道估计值和接收合并向量与发射预编码向量。若当 $K \rightarrow \infty$ 时 $|\mathcal{D}_l|$ 为有限整数, 则 AP l 执行上述运算的复杂度有限。另外, AP l 只需要经由前传网络收发与 $|\mathcal{D}_l|$ 个 UE 相关的数据, 因而当 $K \rightarrow \infty$ 时其前传信令负载有限。□

通过引理 2.8 可知, 在 CF mMIMO 网络的实际部署中, 需要限制每个 AP 的活跃服务 UE 数目。更准确地说, 需要保证每个 UE 有足够数量的服务 AP 以获得足够的服务和可达 SE, 但同时也要保证每个 AP 的服务 UE 数目保持小而有限以达到网络可扩展。因而, 要获得网络可扩展性与网络可达 SE 性能的最佳折中, 在初始接入过程中确定 AP 与 UE 之间的服务关系, 即确定集合 $\{\mathcal{D}_l : l = 1, \dots, L\}$ 和集合 $\{\mathcal{M}_k : k = 1, \dots, K\}$, 至关重要。这部分内容作为本文的研究重点, 将于之后的章节中详细讨论。

需要注意的是, 在引理 2.8 不能保证满足定义 2.3 中要求的第四个要求, 即关于功率控制优化复杂度的条件。引理 2.9 给出了满足该要求的一个充分条件。

引理 2.9: 首先, 假设每个 AP 仅根据与其服务 UE 有关的信息确定其下行发射功率。另外, 再假设每个 UE 仅由其服务 AP 集中的一个服务 AP 来确定分配到该 UE 的发射功率, 且这一个服务 AP 仅根据与其服务 UE 有关的信息确定分配给该 UE 的发射功率。此时, 若满足引理 2.8 的条件, 则可满足 CF mMIMO 网络可扩展性定义 2.3 的所有要求

证明 AP l 只需要计算获得 $|\mathcal{D}_l|$ 个 UE 的下行发射功率, 且这一过程中所需要的信息集与其所服务的 UE 数目 $|\mathcal{D}_l|$ 成比例, 而非全体 UE 数目 K 。另外, AP l 至多需要计算获得 $|\mathcal{D}_l|$ 个 UE 的上行发射功率。因而, 若满足引理 2.8 的条件, 再遵循本引理中指定的功率分配要求选择功率分配方案, 则网络可扩展性定义 2.3 的四个要求在 $K \rightarrow \infty$ 时亦可满足。□

结合引理 2.8 与引理 2.9 可知, 本章前文中所述 P-MMSE 接收合并, LP-MMSE 接收合并, MR 接收合并以及 P-LSFD 均为可扩展的上行传输机制, 而 P-MMSE 发射预编码, LP-MMSE 发射预编码以及 MR 发射预编码均为可扩展的下行传输机制。

2.4 本章小结

本章梳理展示了 CF mMIMO 系统的理论分析基础, 主要包括了 CF mMIMO 系统的性能指标、系统模型、传输机制以及信号处理机制。基于 CF mMIMO 系统的两级传输机制, 在集中式和分布式两种模式下集中介绍了 CF mMIMO 系统分别在上下行传输过程中所涉及的接收合并方案和发射预编码方案以及其各自对应的可达 SE 表达式。这些可达 SE 分析结果将作为主要的性能指标而应用于本文后续章节所提初始接入管理方案的性能评估与对比。最后, 给出了 CF mMIMO 系统满足网络可扩展性的充分条件, 为后续章节的方案设计指明方向。

本章主要研究成果发表在 2019 年的 IEEE Access 期刊、2021 年的 Digital Communications and Networks 期刊和 2021 年的 IEEE International Conference on Communications 会议。

3 基于 UE 聚类的上行传输初始接入管理

本章研究 CF mMIMO 系统上行传输中的初始接入管理问题, 采用 UE 聚类算法, 提出了面向 CF mMIMO 系统的可扩展初始接入框架, 包括了可扩展的 P-LSFD 传输机制、一种 AP 选择方案、两种导频分配方案和一种上行分式 (fractional) 功率控制方案。其中, P-LSFD 在解码过程中聚焦考虑各 UE 的干扰 UE 集, 以极小的可达 SE 性能损失换取了系统可扩展性。所提出的 AP 选择方案与两种导频分配方案, 分别基于竞争机制和聚类算法, 以实现 UE 的接入管理。分式上行功率控制通过最小化大尺度信干比 (signal-interference ratio, SIR) 的方差, 以实现轻量化的可扩展上行功率控制。仿真结果表明, 所提出的 AP 选择方案与两种导频分配方案均优于其相应的对比组。P-LSFD 与最优的 O-LSFD 相比实现了可扩展性, 且 SE 性能损失可以忽略。另外, 分式上行功率控制可以在 UE 公平性和平均 SE 之间提供可控的性能折中。

3.1 引言

在 6G 典型的室内以及热点 (hot-spot) 覆盖场景中, UE 数目 K 会接近甚至超过 AP 数目 L , 但不会像 IoT 场景中 $K \gg L$ ^[98]。因而, 在这类应用场景中, 相比较于随机初始接入方案, 为每个 UE 分配专属导频序列的结构化初始接入方案可以获得更高的服务质量 (即可达 SE), 因而更具有优势^[99], 并受到了学界和业界的广泛关注^[100,101]。其中, 文献 [100] 针对多载波多 UE MIMO 系统提出了一种波束分多址接入 (beam division multiple access) 方案。该方案利用不同的波束的空间差异性以同时服务系统中的多个 UE。另外, 文献 [101] 从天线阵列信号处理的角度出发, 将多 UE mMIMO 系统视为一种非正交波束分多址接入 (angle division multiple access) 架构, 从而同时服务多个 UE。

结构化的初始接入管理依赖于系统对用户间干扰的抑制, 从而在保证系统中各 UE 的服务质量的同时, 尽可能多地服务更多的 UE。由第 2 章的理论分析结果可知, 用户间干扰主要来自于非理想 CSI 所造成的导频污染, 其源于 UE 之间的导频复用, 并会降低信道估计质量以及相干传输效率, 令抑制用户间干扰变得更加困难^[70]。另外, 用户间干扰还与各 UE 的 AP 服务集 (即 AP 选择结果) 密切相关。因而, 在多 UE 接入场景中, 如何通过有效地为各 UE 分配接入资源 (如服务 AP 集和导频序列) 以降低由非理想 CSI 所带来的用户间干扰, 是亟需解决的关键问题。

在以用户为中心的 CF mMIMO 系统中,大量的 AP 在 CPU 的协调和计算辅助下协同服务系统中的所有 UE。由于 CF mMIMO 系统一方面可以凭借其强宏分集增益提供相较于小区 mMIMO 系统更高的服务覆盖范围,另一方面可以通过其多 AP 间的联合相干传输有效地管理用户间干扰,故被视为大规模 UE 接入的一种结构化解决方案。尽管如此,但要实现可扩展的 CF mMIMO 系统依旧非常具有挑战性。由第 2 章的第 2.3 节可知,在 UE 数目 $K \rightarrow \infty$ 时,可扩展的 CF mMIMO 系统需要满足其每一个 AP 进行信号处理以及功率分配优化的复杂性和资源需求是有限的。尽管文献 [27] 针对典型的可扩展 CF mMIMO 系统 (有 $L \gg K$) 提出了一种进行联合 AP 选择和导频分配的方案,但该方案相对简单,且并不适用于 $K \approx L$ 的多 UE 接入场景。而针对 CF mMIMO 系统的导频分配方案设计,迄今为止已有不少的研究工作 [18,21,94,95],但这些方案要么无法有效抑制导频污染,要么复杂度会随着 UE 数目的增加而增加,因而不具有可扩展性。具体而言,文献 [21] 考虑了两种导频分配方案,分别基于随机分配和暴力 (brute-force) 分配。文献 [18] 考虑了一种基于贪婪算法的导频分配方案,但该方案仅抑制了相干干扰而忽略了导频污染的其他主导部分,而且不可扩展。文献 [94] 和文献 [95] 分别提出了基于禁忌搜索和基于 K-means 聚类的导频分配方案。前者不具备可扩展性,而后者仅考虑了系统中 UE 的空间位置而忽视了各 UE 的服务 AP 集对于其用户间干扰的影响。

综上,本章面向 CF mMIMO 系统,考虑上行导频传输以及上行数据传输,提出了一个可扩展的结构化初始接入管理框架,并在该框架下设计了相应的 AP 选择方案、导频分配方案、分级传输机制和功率控制方案。本章的主要创新点罗列如下:

- 针对多天线 AP,本章提出了一种可扩展的 P-LSFD 传输机制,其与最优的 O-LSFD 机制 SE 性能几乎一致;
- 基于竞争机制,本章提出了一种可扩展的 AP 选择方案,其倾向于提升系统内 UE 的整体 SE 性能;
- 基于聚类算法,本章提出了两种导频分配方案,分别为改进的 UE 分簇 (improved user clustering, iUC) 方案和基于干扰的 K-means (interference-based K-means, IB-KM) 方案,其设计原则均为通过适当的方式划分 UE 来抑制 UE 间由于导频复用所带来的干扰;
- 本章提出了一种可扩展的分式功率控制方案,其通过调整参数可以在公平性和平均 SE 之间找到合适的性能折中。
- 针对采用 MR 接收合并和 LSFD 机制的场景,本章推导了一种可达 SE 的闭合表达式,其适用于任意 AP 选择方案和导频分配方案。

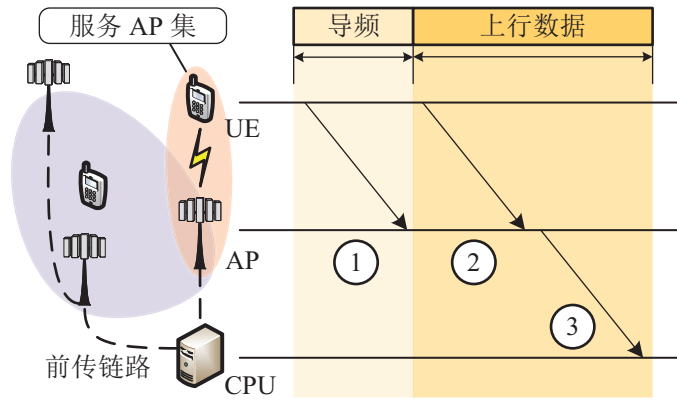


图 3.1 采用分布式上行传输的 CF mMIMO 系统：信号处理任务在 AP 和 CPU 处分别执行，包括 1) 信道估计，2) 本地接收合并和 3) 数据估计

Figure 3.1 An illustration of uplink CF mMIMO systems with distributed operation, where the signal processing tasks are divided between the APs and the CPU as indicated for 1) channel estimation, 2) local receive combining, and 3) data decoding.

本章的其余各节内容组织如下：第 3.2 节介绍了本章所考虑的 CF mMIMO 系统模型，同时给出了 P-LSFD 传输机制以及在该机制下采用 MR 接收合并时的可达 SE 闭合表达式。第 3.3 节给出了基于竞争机制的 AP 选择方案，通过该方案可以确定各 UE 以及 AP 之间的服务关系。第 3.4 节中给出了两种基于 UE 分簇的导频分配方案。第 3.5 给出了可扩展的分式功率控制方案。第 3.6 节对所提出的结构化初始接入管理框架下各方案的性能进行了数值对比、评估与分析。最后，第 3.7 节对本章内容进行了总结。

3.2 系统模型

考虑如图 3.1 所示的 CF mMIMO 系统，包含 K 个单天线 UE 以及 L 个多天线 AP，其中每个 AP 装配有 N 根天线。每个 AP 以任意的拓扑形式经由理想的前传网络连接到所属的 CPU 上，并由 CPU 负责协调和辅助处理所有 UE 的信号。采用以用户为中心的架构，即每个 UE 仅受到以该 UE 为中心所划定的特定子集的 AP 服务。这一过程称为 AP 选择，并将于本章第 3.3 节详述。当前，记 $\mathcal{M}_k \subset \{1, \dots, L\}$ 为 UE k 的服务 AP 集， $\mathcal{D}_l \subset \{1, \dots, L\}$ 为 AP l 的服务 AP 集，并用二元变量 ι_{kl} 标记 AP l 与 UE k 之间服务关系。对于任一 AP l 和 UE k ， $l = 1, \dots, L$ ， $k = 1, \dots, K$ ，当 $l \in \mathcal{M}_k$ 时，有 $\iota_{kl} = 1$ ，否则， $\iota_{kl} = 0$ 。

采用块衰落模型以描述无线传播信道^[70]，并记第 l 个 AP 与第 k 个 UE 之间的信道响应为 $\mathbf{h}_{kl} \in \mathbb{C}^N$ ，且在大小为 τ_c 的相干资源块内保持恒定。在不同的相关

资源块内, 信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 彼此独立, 且服从公式 (2-5) 所示的空间相关瑞利分布, 有:

$$\mathbf{h}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{kl}), \quad (3-1)$$

其中 $\mathbf{R}_{kl} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为空间相关矩阵, 有 $\beta_{kl} \triangleq \text{tr}(\mathbf{R}_{kl})/N$ 为描述路径损耗和阴影衰落的 LSFC。不同 AP 与 UE 之间的衰落信道彼此独立, 且假设大尺度信道统计信息 $\{\mathbf{R}_{kl}\}$ 和 $\{\beta_{kl}\}$ 已知。

如图 3.1 所示, 仅考虑上行数据传输, 即在每个相干资源块中, 有 τ_p 用于上行导频信号传输, 而剩余的 $\tau_c - \tau_p$ 则用于分布式上行数据传输。在上行导频传输中, 各 AP 基于接收到的导频信号进行信道估计并获得相应的 CSI。随后, 各 AP 在上行数据传输过程中利用获得的 CSI 设计接收合并向量并做本地的数据估计, 而后将本地的数据估计值通过前传网络汇至 CPU 处做 LSFD 以获得最终的上行数据估计值。具体细节请详见第 2 章的第 2.2 节, 在此仅给出关键步骤以保证叙述连贯。

在信道估计之前, 任一 UE $k, k = 1, \dots, K$, 自 τ_p 个彼此正交的导频序列中分配到一个导频序列, 记为导频 t_k 。这一过程称为导频分配, 并将于本章第 3.4 节详述。在多 UE 接入场景中, 由于信道在时域和频域的自然变化导致了相干资源块长度 τ_c 受限, 为保证有足够的相干资源供数据传输, 往往导频资源不足以给分配给每个 UE 彼此正交的导频序列, 即 $\tau_p < K$, 故而存在导频复用。记 $\mathcal{P}_k$ 为复用导频 t_k 的 UE 集合, 包括 UE k 。在上行导频传输过程中, 集合 $\mathcal{P}_k$ 中的 UE 发射导频 t_k , 则任一 AP $l, l = 1, \dots, L$, 处经解扩 (despreading) 后得到的导频信号为:

$$\mathbf{y}_{t_k l}^p = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \sqrt{\tau_p p'_i} \mathbf{h}_{il} + \mathbf{n}_{t_k l}, \quad (3-2)$$

其中 $p'_i \geq 0$ 为 UE k 的上行导频发射功率, $\mathbf{n}_{t_k l} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 为接收噪声, σ_{ul}^2 为上行的噪声功率。由引理 2.2 可知, 信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 的 MMSE 估计值为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{kl} = \sqrt{\tau_p p'_k} \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{y}_{t_k l}^p \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \tau_p p'_k \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{R}_{kl}), \quad (3-3)$$

其中 $\mathbf{\Psi}_{t_k l} = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \tau_p p'_i \mathbf{R}_{il} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N$ 为导频信号 $\mathbf{y}_{t_k l}^p$ 的相关矩阵。公式 (3-2) 中对于导频 t_k 的复用, 造成了导频污染。

在上行数据传输过程中, 任一 AP $l, l = 1, \dots, L$, 接收到了来自所有 UE 的叠加数据信号:

$$\mathbf{y}_l^u = \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_{il} s_i + \mathbf{n}_l, \quad (3-4)$$

其中 $s_i \in \mathbb{C}$ 为 UE i 所发送的数据信号, $p_i = \mathbb{E}\{|s_i|^2\}$ 为其相应的发射功率, $\mathbf{n}_l \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 为接收噪声。随后, AP l 为其服务 UE k 选取归一化的本地接收

合并向量 $\mathbf{v}_{kl} = \bar{\mathbf{v}}_{kl} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|_2^2\}} \in \mathbb{C}^N$, 并计算出目标数据 s_k 的本地估计值:

$$\hat{s}_{kl} = \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{y}_l^{\text{ul}}. \quad (3-5)$$

随后, 各 AP 将其本地数据估计值 $\{\hat{s}_{kl}\}$ 发送至 CPU 处, 并由 CPU 做 LSFD 加权合并以获得目标数据 s_k 的最终估计值:

$$\hat{s}_k = \sum_{l=1}^L a_{kl}^* \hat{s}_{kl} = \mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk} s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{ki} s_i + n'_k, \quad (3-6)$$

其中 $a_{kl} \in \mathbb{C}$ 为本地估计值 $\hat{s}_{kl}$ 的 LSFD 加权系数, $\mathbf{a}_k = [a_{k1}, \dots, a_{kL}] \in \mathbb{C}^L$ 为 UE k 的 LSFD 向量, $\mathbf{g}_{ki} = [\mathbf{v}_{k1}^H \mathbf{h}_{i1}, \dots, \mathbf{v}_{kL}^H \mathbf{h}_{iL}]^T \in \mathbb{C}^L$ 为 UE i 和所有 AP $l \in \mathcal{M}_k$ 之间的接收合并信道, $n'_k = \sum_{l=1}^L a_{kl}^* \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{n}_l \in \mathbb{C}$ 为等效接收噪声。称 $\{\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{ki} : i = 1, \dots, K\}$ 为等效信道。尽管等效信道 $\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk}$ 在 CPU 处未知, 但可以假设其均值 $\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}$ 已知。采用引理 2.5 中的 UatF 下界表达式, 可得任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 的上行可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{ul,d}} = \frac{\tau_u}{\tau_c} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{ul,d}} \right) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (3-7)$$

其中, 等效 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,d}} = \frac{p_k |\mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}|^2}{\mathbf{a}_k^H \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} - p_k \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}^H\} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right) \mathbf{a}_k} \quad (3-8)$$

$$\leq p_k \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}^H\} \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} - p_k \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}^H\} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}. \quad (3-9)$$

由推论 2.2 可知, 公式 (3-9) 中的不等式在 LSFD 向量 $\mathbf{a}_k$ 为

$$\mathbf{a}_k^{\text{opt}} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\} \quad (3-10)$$

时取等号。故而, 采用公式 (3-10) 所示的 LSFD 向量被称为 O-LSFD 向量。

命题 3.1: 公式 (3-10) 中的 O-LSFD 传输机制不具备可扩展性。

证明 当采用分布式的 O-LSFD 传输机制, 任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, 需要通过前传网络向 CPU 发送其服务 UE $k \in \mathcal{D}_l$ 的本地数据估计值 $\hat{s}_{kl}$, 实现这一操作需要在单位相干资源块内传输 $\tau_u |\mathcal{D}_l|$ 个复标量。因而在 LSFD 机制中, 单位相干资源块内传递 $\{\hat{s}_{kl}\}$ 所对应的前传链路总负载为 $\tau_u \sum_{l=1}^L |\mathcal{D}_l|$, 见表 3.1。在本章中, 为了避免造成严重的导频污染, 规定在 AP 处每个正交导频序列仅用于服务至多一个 UE,

表 3.1 LSFD 传输机制的前传链路总负载：单位相干资源块内传递 $\{\widehat{s}_{kl}\}$ 所对应的复标量数目，以及每更新一次 LSFD 向量 $\{\mathbf{a}_k\}$ 所对应的复标量数目

Table 3.1 The total fronthaul loads of the LSFD schemes: the number of the complex-valued scalars responding to sending $\{\widehat{s}_{kl}\}$ and the one responding to computing $\{\mathbf{a}_k\}$.

传输机制	单位相干资源块内传递 $\{\widehat{s}_{kl}\}$	每更新一次 LSFD 向量 $\{\mathbf{a}_k\}$
O-LSFD	$\tau_u \sum_{l=1}^L \mathcal{D}_l $	$\frac{3K+1}{2} \sum_{l=1}^L \mathcal{D}_l $
P-LSFD	$\tau_u \sum_{l=1}^L \mathcal{D}_l $	$\sum_{l=1}^L \sum_{k \in \mathcal{D}_l} \frac{3 \mathcal{S}_k +1}{2}$

则每个 AP 至多服务 τ_p 个 UE，因而单位相干资源块内传递 $\{\widehat{s}_{kl}\}$ 所对应的前传链路总负载至多为 $L\tau_u\tau_p$ 。这一数值不会随着 UE 数目 K 的增长而增长，符合定义 2.3 中对于前传信令传递可扩展性的描述。

此外，每一次更新 UE 的位置都会导致大尺度统计信息发生变化，各 AP 则需要通过前传网络向 CPU 发送更新后的相关统计信息，以供 CPU 重新计算公式 (3-10) 中的 O-LSFD 向量。具体而言，任一 AP l ， $l = 1, \dots, L$ ，需要向 CPU 发送其服务 UE $k \in \mathcal{D}_l$ 的接收合并信道 $\{\mathbf{g}_{ki} : i = 1, \dots, K\}$ 的一阶统计量 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}_l$ ，二阶统计量 $\mathbb{E}\{[\|\mathbf{g}_{ki}\|_l]^2\}$ ，和接收合并向量 $\bar{\mathbf{v}}_{kl}$ 的模值 $\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|^2\}$ 。这其中，更新 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}_l$ 需要传输 K 个复标量，更新 $\mathbb{E}\{[\|\mathbf{g}_{ki}\|_l]^2\}$ 需要传输 K 个实标量，更新 $\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|^2\}$ 需要传输 1 个实标量，合计需要传输 $(3K + 1)/2$ 个复标量。因而要更新一次 O-LSFD 向量，传递相关统计信息所对应的前传链路总负载为 $(3K + 1)/2 \sum_{l=1}^L |\mathcal{D}_l|$ ，见表 3.1。显然，这一数值会随着 UE 数目 K 的增长而增长，不符合定义 2.3 中对于前传信令传递可扩展性的描述。综上，O-LSFD 传输机制不具备可扩展性。□

为获得可扩展的 LSFD 机制，且尽量接近 O-LSFD 的可达 SE 性能，本章提出了次优的部分 LSFD（partial LSFD，P-LSFD）机制：

$$\mathbf{a}_k^{\text{par}} = p_k \left(\sum_{i \in \mathcal{S}_k} p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}, \quad (3-11)$$

其中 $\mathcal{S}_k \triangleq \{i : \mathcal{M}_i \cap \mathcal{M}_k \neq \emptyset, i \in \{1, \dots, K\} \setminus \{k\}\}$ 为 UE k 的干扰 UE 集。受公式 (2-28) 中 P-MMSE 接收合并方案的启发，公式 (3-11) 中的 P-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{par}}$ 在 O-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$ 的基础上，仅考虑 $\mathcal{S}_k$ 中 UE 所产生的干扰。

命题 3.2： 公式 (3-11) 中的 P-LSFD 传输机制具备可扩展性。

证明 每更新一次 P-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{par}}$ ，任一 AP l ， $l = 1, \dots, L$ ，需要向 CPU 发送其服务 UE $k \in \mathcal{D}_l$ 的接收合并信道 $\{\mathbf{g}_{ki} : i \in \mathcal{S}_k\}$ 的一阶统计量 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}_l$ ，二阶统计量 $\mathbb{E}\{[\|\mathbf{g}_{ki}\|_l]^2\}$ ，和接收合并向量 $\bar{\mathbf{v}}_{kl}$ 的模值 $\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|^2\}$ ，合计在前传网络上传递

(3) $|\mathcal{S}_k| + 1)/2$ 个复标量。因而要更新一次 P-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{par}}$, 传递相关统计信息所对应的前传链路总负载为 $\sum_{l=1}^L \sum_{k \in \mathcal{D}_l} (3|\mathcal{S}_k| + 1)/2$, 见表 3.1。通过合适的 AP 选择方案, 这一数值不会随着 UE 数目 K 的增长而增长, 符合定义 2.3 中对于前传信令传递可扩展性的描述。

另外, 由于 P-LSFD 传输机制不会改变传递 $\{\hat{s}_{kl}\}$ 的数量, 因此单位相干资源块内相应的前传链路总负载依旧为 $\tau_u \sum_{l=1}^L |\mathcal{D}_l|$, 见表 3.1。综上, P-LSFD 传输机制具备可扩展性。□

公式 (3-8) 适用于任何接收合并方案, 如公式 (2-41) 所示的 LP-MMSE 接收合并方案以及公式 (2-42) 所示的 MR 接收合并方案。在采用 MR 接收合并时可以求得公式 (3-8) 中的期望 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}$ 和 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\mathbf{g}_{ki}^H\}$ 的闭合表达式, 而在采用 LP-MMSE 接收合并时则无法做到, 但可以通过蒙特-卡洛方法轻松获得其仿真值。

引理 3.1: 在分布式上行传输中, 当采用公式 (2-42) 所示的 MR 接收合并方案 $\hat{\mathbf{v}}_{kl}^{\text{MR}} = \hat{\mathbf{h}}_{kl}$ 时, 可以求得公式 (3-8) 中各期望的闭合表达式。具体而言, 期望 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}$ 中第 l 个元素为:

$$[\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}]_l = \begin{cases} \sqrt{\frac{p'_i}{p'_k}} \frac{\iota_{kl} \text{tr}(\mathbf{R}_i \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{B}_{kl})}{\sqrt{\text{tr}(\mathbf{B}_{kl})}} & i \in \mathcal{P}_k \\ 0 & i \notin \mathcal{P}_k \end{cases}. \quad (3-12)$$

期望 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\mathbf{g}_{ki}^H\}$ 中位于第 l 行第 j 列的元素 $[\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\mathbf{g}_{ki}^H\}]_{lj}$, 其闭合表达式则需要分情况讨论。当 $l \neq j$ 时, 有

$$[\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\mathbf{g}_{ki}^H\}]_{lj} = [\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}]_l [\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}^*\}]_j. \quad (3-13)$$

当 $l = j$ 时, 有

$$[\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\mathbf{g}_{ki}^H\}]_{ll} = \frac{\iota_{kl}}{\text{tr}(\mathbf{B}_{kl})} \text{tr}(\mathbf{R}_{il} \mathbf{B}_{kl}) + \frac{\iota_{kl}}{\text{tr}(\mathbf{B}_{kl})} \begin{cases} \frac{p'_i}{p'_k} \left| \text{tr}(\mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{B}_{kl}) \right|^2 & i \in \mathcal{P}_k \\ 0 & i \notin \mathcal{P}_k \end{cases}. \quad (3-14)$$

证明 引理 3.1 的证明详见附录 1。□

3.3 基于竞争机制的 AP 选择方案

在蜂窝 mMIMO 系统中, 由于一个 UE 仅受到一个 AP 的服务, 因而确定其服务 AP 的过程相对简单, 例如依据其到各 AP 之间的接收信号强度指示 (Received Signal Strength Indicator, RSSI) 接入其中 RSSI 最强一个的作为其服务 AP。而在 CF mMIMO 系统中, 由于一个 UE 会受到多个 AP 的服务, 且邻近 UE 的服务 AP

集往往会有重叠,因而 AP 的选择很大程度上会影响到用户间干扰的强弱,其过程比较蜂窝 mMIMO 系统也会相对复杂。一种比较简单的 AP 选择方案是以用户为中心,每个 UE 选择与其之间 RSSI (或 LSFC) 最强的若干 AP 作为其服务 AP。这种方案的优势在于每个 UE 都得到了足够充足的服务,但存在个别 AP 需要通过一个导频序列服务多个 UE 从而产生强烈导频污染的风险。另一中常见的 AP 选择方案是以网络为中心,每个 AP 仅服务与其之间 RSSI (或 LSFC) 最强的若干 UE。这种方案的优势在于可以避免产生强烈的导频污染,但存在个别 UE 由于处在劣势位置而无法接入到任何一个 AP 的风险。为规避上述两种风险,本章提出在 CF mMIMO 系统中进行 AP 选择和导频分配时应遵循如下假设。

假设 3.1: 在 CF mMIMO 系统中,新 UE 接入网络时,需要分配一个导频序列以用于其服务 AP 们获得 CSI 并进行相干传输。在设计 AP 选择方案以及导频估计方案以确认系统中的 AP-UE-导频关联关系时,需要满足如下两个限制条件:

- 每个 UE 选择至少一个 AP 为其服务;
- 每个 AP 通过一个导频序列最多服务一个 UE。

假设 3.1 意味着每个 AP 至多服务 τ_p 个 UE。

依据假设 3.1,本章提出了一种基于竞争机制的 AP 选择方案。该方案的核心思想是在保证每个 UE 至少有一个服务 AP 的前提下,每个 UE 尽可能多地选择服务 AP。当某一 AP l 被超过 τ_p 个 UE 所选中时,则这些 UE 需要通过竞争来获得该 UE 的服务,其中与该 AP 之间 LSFC 最大的 τ_p 个 UE 将赢得竞争并留在 AP l 的服务 UE 集 $\mathcal{D}_l$ 中。记 UE k^* 为在竞争 AP l 的过程中失败的一个 UE。由于赢得竞争的 UE 均相较于 UE k^* 有更好的信道状况,因而 UE k^* 之后不会再赢得任何一场关于 AP l 的竞争。于是,UE k^* 将 AP l 纳入其黑名单 $\mathcal{B}_{k^*} \subset \{1, \dots, L\}$ 中,并在之后的 AP 选择中不再考虑 AP l 。另外,若一旦 $|\mathcal{B}_{k^*}| = L - 1$,便意味着 UE k^* 已经输掉了其所参与的所有竞争。此时将 UE k^* 纳入白名单 $\mathcal{W}$,并令 $\mathcal{B}_{k^*}$ 之外仅剩的唯一 AP 为 UE k^* 的服务 AP,且 UE k^* 将一直持有该 AP 并不再参与之后的任何一场竞争。白名单 $\mathcal{W}$ 的存在避免了处于劣势位置的 UE 从服务中掉线。

记 $\mathcal{U} \subset \{1, \dots, K\}$ 为尚未完成 AP 选择的有序 UE 集合,其在所提 AP 选择方案开始时初始化为 $\mathcal{U} = \{1, \dots, K\}$ 。另外,前述其他参数在所提 AP 选择方案开始时分别初始化为: $\mathcal{W} = \emptyset$, $\mathcal{M}_k = \emptyset$ 和 $\mathcal{B}_k = \emptyset$, $k = 1, \dots, K$ 。本章所提 AP 选择方案通过以下步骤执行:

1. 取集合 $\mathcal{U}$ 中的第一个 UE k , 有 $k = [\mathcal{U}]_1$ 。记 $\mathcal{A}_k = \{1, \dots, L\} \setminus \{\mathcal{M}_k \cup \mathcal{B}_k\}$ 为 UE k 的候选 AP 集,并测量 UE k 与集合 $\mathcal{A}_k$ 中的 AP 之间的 LSFC $\{\beta_{kl} : l \in \mathcal{A}_k\}$ 。

2. 寻找集合 $\mathcal{A}_k$ 中与 UE k 之间 LSFC 最大的 AP

$$l = \arg \max_{j \in \mathcal{A}_k} \beta_{kl}. \quad (3-15)$$

如果 $|\mathcal{D}_l| < \tau_p$, 则 UE k 将 AP l 纳入其服务 AP 集, 有 $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{M}_k \cup \{l\}$, 然后更新 $\mathcal{A}_k$, 并重复步骤 2 继续选择更多的服务 AP; 否则, UE k 则需要与 $\mathcal{D}_l$ 中的 UE 竞争 AP l , 这一过程详见步骤 3。

3. 此时 AP l 被 UE 集合 $\mathcal{D}_l \cup \{k\}$ 中的 UE 所选中。排除白名单 $\mathcal{W}$ 中的 UE, 寻找集合 $\mathcal{D}_l \cup \{k\} \setminus \mathcal{W}$ 中与 AP l 之间 LSFC 最小的 UE

$$k^* = \arg \min_{i \in \mathcal{D}_l \cup \{k\} \setminus \mathcal{W}} \beta_{il}. \quad (3-16)$$

如果 $k = k^*$, 则 UE k 输掉了竞争, 并将 AP l 纳入其黑名单, 有 $\mathcal{B}_k \leftarrow \mathcal{B}_k \cup \{l\}$; 否则, UE k 赢得了竞争, 并将取代 UE k^* 进入 AP l 的服务 UE 集, 有 $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{M}_k \cup \{l\}$ 和 $\mathcal{M}_{k^*} \leftarrow \mathcal{M}_{k^*} \setminus \{l\}$, 并更新 $\mathcal{A}_k$ 。同时 UE k^* 将 AP l 纳入其黑名单, 有 $\mathcal{B}_{k^*} \leftarrow \mathcal{B}_{k^*} \cup \{l\}$ 。

4. 竞争结束之后, UE k 返回步骤 2 继续选择更多的服务 AP, 直到 $\mathcal{A}_k = \emptyset$ 或 $k \in \mathcal{W}$ 。若 $k \in \mathcal{W}$, 则 UE k 将 $\mathcal{A}_k$ 中仅剩的 AP l' 纳入其服务 AP 集, 有 $\mathcal{A}_k = \{l'\}$, $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{A}_k$ 。如果 AP l' 此时已经有 τ_p 个服务 UE, 则寻找集合 $\mathcal{D}_{l'} \setminus \mathcal{W}$ 中与 AP l' 之间 LSFC 最小的 UE

$$k' = \arg \min_{i \in \mathcal{D}_{l'} \setminus \mathcal{W}} \beta_{il}, \quad (3-17)$$

并将 UE k' 移出 AP l' 的服务 UE 集, 有 $\mathcal{M}_{k'} \leftarrow \mathcal{M}_{k'} \setminus \{l'\}$, 同时 UE k' 将 AP l' 纳入其黑名单, 有 $\mathcal{B}_{k'} \leftarrow \mathcal{B}_{k'} \cup \{l'\}$ 。至此, UE k 完成了其 AP 选择, 有 $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus \{k\}$ 。

5. 返回步骤 1 为下一个 UE 选择 AP, 直到 $\mathcal{U} = \emptyset$ 。

上述过程的伪代码详见算法 3-1。

通过所提 AP 选择方案, 可以确定系统中的 AP-UE 关联关系, 即可以确定任一服务 AP 集 $\mathcal{M}_k$, 服务 UE 集 $\mathcal{D}_l$ 和二元变量 ι_{kl} , $k = 1, \dots, K$, $l = 1, \dots, L$ 。

3.4 基于聚类算法的导频分配方案

在相干传输中, 适当的导频分配方案可以优化初始接入管理并有效抑制导频污染, 从而提升系统的 SE 性能。随机导频分配是一种常见的导频分配基线方案。在随机导频分配方案中, 新接入网络的 UE 随机从 τ_p 个正交导频序列中随机分配到一个导频, 并在之后的所有相干资源块中使用该导频进行相干传输。由于随机

算法 3-1： 基于竞争机制的 AP 选择方案执行步骤

输入: $\{\beta_{kl} : \forall k, l\}$
 输出: $\{\mathcal{M}_k : \forall k\}$
 初始化: $\mathcal{U} = \{1, \dots, K\}$, $\mathcal{W} = \emptyset$, $\{\mathcal{M}_k = \emptyset, \forall k\}$, $\{\mathcal{B}_k = \emptyset : \forall k\}$, $\{\mathcal{D}_l = \emptyset, \forall l\}$

```

1  for  $k \in \mathcal{U}$  do
2      repeat
3          确定 UE  $k$  的候选服务集  $\mathcal{A}_k \leftarrow \{1, \dots, L\} \setminus \{\mathcal{M}_k \cup \mathcal{B}_k\}$ ;
4          if  $\mathcal{U} = \emptyset$  then
5              中断 repeat 循环;
6          else
7              if  $k \in \mathcal{W}$  then
8                  UE  $k$  选择 AP  $l'$ , 有  $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{A}_k = \{l'\}$ ;
9                  if  $|\mathcal{D}_{l'}| = \tau_p$  then
10                     寻找 UE  $k' = \arg \min_{i \in \mathcal{D}_{l'} \setminus \mathcal{W}} \beta_{il}$ ;
11                     将 UE  $k'$  移出 AP  $l'$  的服务 UE 集, 有  $\mathcal{M}_{k'} \leftarrow \mathcal{M}_{k'} \setminus \{l'\}$ ;
12                     UE  $k'$  将 AP  $l'$  纳入其黑名单, 有  $\mathcal{B}_{k'} \leftarrow \mathcal{B}_{k'} \cup \{l'\}$ ;
13                     中断 repeat 循环;
14              else
15                  寻找 AP  $l = \arg \max_{j \in \mathcal{A}_k} \beta_{kl}$ ;
16                  UE  $k$  选择 AP  $l$ , 有  $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{M}_k \cup \{l\}$ ;
17                  if  $|\mathcal{D}_l| > \tau_p$  then
18                     寻找 UE  $k^* = \arg \min_{i \in \mathcal{D}_l \cup \{k\} \setminus \mathcal{W}} \beta_{il}$ ;
19                     UE  $k^*$  将 AP  $l$  纳入其黑名单, 有  $\mathcal{B}_{k^*} \leftarrow \mathcal{B}_{k^*} \cup \{l\}$ ;
20                     if  $|\mathcal{B}_{k^*}| = L - 1$  then
21                         将 UE  $k^*$  纳入白名单, 有  $\mathcal{W} \leftarrow \mathcal{W} \cup \{k^*\}$ ;
22                     将 AP  $l$  移出 UE  $k^*$  的服务 AP 集, 有  $\mathcal{M}_{k^*} \leftarrow \mathcal{M}_{k^*} \setminus \{l\}$ ;
23      until repeat 循环被中断;

```

导频分配方案无法有效抑制导频污染, 本节随后提出了两种基于聚类算法的导频分配方案。

3.4.1 IB-KM 导频分配方案

经过前文分析已知, 在 CF mMIMO 系统中, 邻近 UE 其空间位置接近且通常服务 AP 集相似, 故而当邻近 UE 复用同一个导频序列时会造成严重的导频污染。为避免造成上述情况发生, 在进行导频分配时应尽量为临近 UE 分配彼此正交的导频序列。一种解决思路是基于 UE 之间“相似度”, 将 UE 分为不同的 UE 簇, 其中相似性高的 UE 被归为一簇; 同一簇中的 UE 使用彼此正交的导频序列, 不

同簇之间导频复用。这里的相似度可以由 UE 之间的空间位置、服务 AP 集等信息来定义。文献 [95] 便是基于这一思路，提出了一种基于 K-means 算法的导频分配方案。该方案认为地理位置越接近的 UE 其相似度越高，并使用 K-means 算法将网络中的 UE 分为互不相交的 UE 簇，其中地理位置最接近的 UE 被分到一簇，并随机分配正交导频。由于该方案是基于 UE 的地理位置来定义 UE 之间的相似度，因此本章称该方案为基于地理位置的 K-means (geography-based K-means, GB-KM) 导频分配方案。然而，在 CF mMIMO 系统中，在设计导频分配方案时，各 UE 服务 AP 集之间的相似程度也是不可忽视的正要因素，这是由于只有在不同 UE 复用同一导频序列且受到相同的 AP 服务时才会产生强烈的导频污染。为此，本章提出如下干扰距离 (interference distance) 以刻画 CF mMIMO 系统中各 UE 的相似度。

命题 3.3: 在 CF mMIMO 系统中，任一 UE k 和 UE i , $k, i = 1, \dots, K$ ，之间的相似度可以由如下干扰距离刻画，

$$\|\text{diag}(\mathbf{d}_k) \mathbf{A}_{:,k} - \text{diag}(\mathbf{d}_i) \mathbf{A}_{:,i}\|^2 \quad m, \quad (3-18)$$

其中 $\mathbf{d}_k \triangleq [d_{k1}, \dots, d_{kL}]^T$ 为 UE k 到各 AP 的距离向量，有 $d_{kl} \geq 0$ 表示 UE k 与 AP l 之间的距离。 $\mathbf{A}_{:,k} = [\iota_{k1}, \dots, \iota_{kL}]^T \in \{0, 1\}^L$ 为 AP-UE 服务矩阵 $\mathbf{A} \in \{0, 1\}^{L \times K}$ 的第 k 列，表示 UE k 和各 AP 的服务关系，其中

$$[\mathbf{A}]_{lk} = \iota_{kl}. \quad (3-19)$$

干扰距离越小，表示 UE k 和 UE i 的相似度越高，其复用同一导频时会产生导频污染也更强烈。

证明 由于各 AP 仅负责处理其服务 UE 的信号，采用具有干扰抑制能力的信号处理方案（如 MMSE 接收合并或发射预编码）可以很大程度上消除其服务 UE 以外的 UE 所产生的干扰，所以干扰主要来自于其服务 UE 之间的导频复用。另外，由于不同 UE 到同一 AP 的随机信道分布与发射功率大致相同，所以导频污染的强度取决于复用同一导频的不同 UE 同一到 AP 的信号强度，其主要由信号的空间传播距离决定。综上，考虑了各 UE 空间位置和 AP 服务关系的干扰距离可以从干扰角度有效刻画各 UE 的相似度。□

依据命题 3.3 所提的干扰距离，本章提出了一种基于 UE 聚类的 IB-KM 导频分配方案。该方案的核心思想是将系统中的 K 个 UE 按照其相似度划为互不相交的 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个 UE 簇，每个 UE 簇包含至多 τ_p 个 UE，同一簇内的 UE 分配彼此正交的导频序列，且每个 UE 簇的质心 (centroid) 应当尽可能地远离彼此，如图 3.2

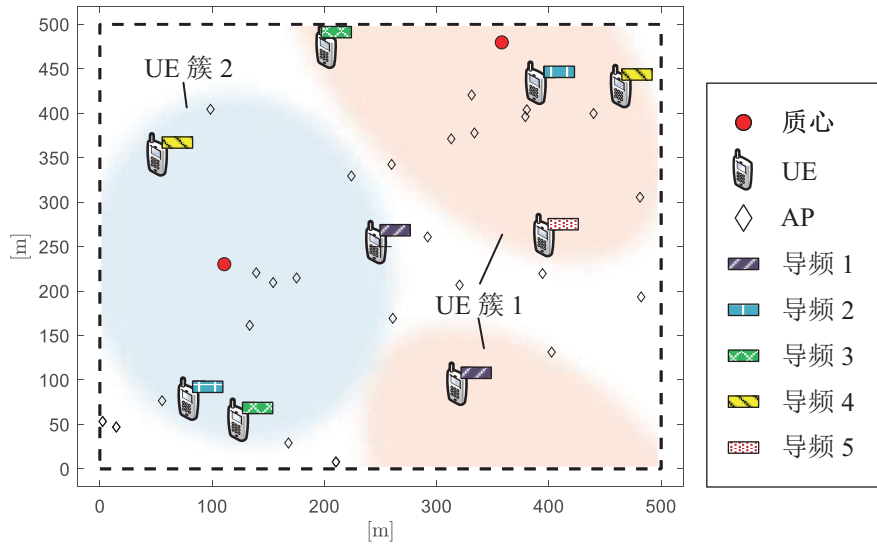


图 3.2 IB-KM 导频分配图例，其中 9 个 UE 被归入 2 个 UE 簇中。同一簇内的 UE 分配彼此正交的导频序列

Figure 3.2 An illustration of the IB-KM pilot assignment, where 9 UEs are separated into 2 clusters. UEs in the same cluster are assigned with mutually orthogonal pilots.

所示。记 C_m 和 $\mu_m \triangleq [\mu_{m1}, \dots, \mu_{mL}]^T$ 分别为第 m 个 UE 簇以及其质心到各 AP 的距离向量，其中 $d_{ml} \geq 0$ 表示质心 m 与 AP l 之间的距离。在 IB-KM 导频分配方案开始时各 UE 簇初始化为 $C_m = \emptyset$, $m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$ 。本章所提 IB-KM 导频分配方案通过以下步骤执行：

1. 在覆盖范围内随机撒点生成 $\bar{K}$ 个测试点以及 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个质心。记 $\mathbf{d}_p \triangleq [d_{p1}, \dots, d_{pL}]^T$ 为第 p 个测试点到各 AP 的距离向量，其中 $d_{pl} \geq 0$ 表示测试点 p 与 AP l 之间的距离。
2. 每一个测试点在 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个质心中选择距离最近的一个，

$$m^* = \arg \min_{1 \leq m \leq \lceil K/\tau_p \rceil} \|\mathbf{d}_p - \mu_m\|^2, \quad p = 1, \dots, \bar{K}, \quad (3-20)$$

并加入该质心所对应的 UE 簇 C_{m^*} 。

3. 每一个质心通过以下方式更新其距离向量，

$$\mu'_m = \frac{1}{|C_m|} \sum_{p \in C_m} \mathbf{d}_p, \quad m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil, \quad (3-21)$$

其中 μ'_m 是质心 m 更新后的距离向量。观察所有质心更新前后的距离是否满足如下条件，

$$\max_{1 \leq m \leq \lceil K/\tau_p \rceil} \|\mu'_m - \mu_m\|^2 < \varepsilon, \quad (3-22)$$

并更新所有质心的距离向量，即 $\mu_m \leftarrow \mu'_m$, $m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$ ，其中 ε 为预设的阈值。若满足公式 (3-22) 中的条件，则确定 μ_m 为质心 m 的最终距离向

量，并向下执行；否则，返回步骤 2 更新各 UE 簇以及其质心的距离向量，直到公式 (3-22) 中的条件。

4. 每一个 UE 簇依次选择 τ_p 个距离其质心最近的 UE，直到所以 K 个 UE 被划入互不相交的 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个 UE 簇中，

$$\begin{aligned} C_m &= \arg \operatorname{sort}_{k \in \mathcal{U}} \left\| \operatorname{diag}(\mathbf{d}_k) \mathbf{A}_{:,k} - \boldsymbol{\mu}_m \right\|^2, \\ C_m &\leftarrow [C_m]_{1, \dots, \tau_p}, \\ \mathcal{U} &\leftarrow \mathcal{U} \setminus C_m, \quad m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil, \end{aligned} \quad (3-23)$$

其中 $\mathcal{I} = \arg \operatorname{sort}_{i \in \mathcal{S}} x_i$ 表示对元素 $\{x_i : i \in \mathcal{S}\}$ 按升序排列后得到的索引集， $\mathcal{U} \subset \{1, \dots, K\}$ 为尚未加入 UE 簇的 UE 集合，其在本步骤开始时初始化为 $\mathcal{U} = \{1, \dots, K\}$ 。

5. 任意选择一个 UE 簇并向其中的 UE 随机分配彼此正交的导频序列。在不失一般性的前提下，不妨假设选择了 UE 簇 C_1 。
6. UE 簇 C_1 中的每一个 UE k 在其余的每一个 UE 簇 C_m 中选择与其干扰距离最远的一个 UE i^* ，并与 UE i^* 复用其分配到的导频序列 t_k ，

$$i^* = \arg \max_{i \in C_m} \left\| \mathbf{d}_p - \boldsymbol{\mu}_m \right\|^2, \quad m = 2, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil. \quad (3-24)$$

若 UE 簇 C_m 中的某一个 UE i^* 被 UE 簇 C_1 中的多个 UE 所选，则 UE i^* 选择 UE 簇 C_1 中与其干扰距离最大的 UE 复用导频，而其余 UE 则根据公式 (3-24) 在寻找其他 UE 簇 C_m 中的其他 UE 复用导频，直到所有 UE 都完成导频分配。

上述过程的伪代码详见算法 3-2。

K-means 类型的导频分配方案，其执行过程可以理解为动态地将整个覆盖区域划分为了由质心所定义的多个子区域，而不同区域之间的 UE 可以复用同一个导频序列。尽管 IB-KM 导频分配方案尽可能地分离不同的 UE 簇，但其仍是在 UE 簇级别或质心级别上执行的，因而存在所属不同 UE 簇但具有相似服务 AP 集的 UE 分配到同一个导频，如图 3.2 复用导频 1 的两个 UE。为了进一步抑制导频污染，需要在 UE 级别上直接将复用同一导频的 UE 尽可能地分开，而这是以质心为中心（centroid-centric）的 K-means 类型导频分配方案所无法达成的。故而，下一小节提出了以用户为中心的导频分配方案。

算法 3-2：IB-KM 导频分配方案执行步骤

输入: $\{\mathbf{d}_k : \forall k\}$, ε
 输出: $\{t_k : \forall k\}$
 初始化: $\{C_m = \emptyset : \forall m\}$, $\mathcal{U} \subset \{1, \dots, K\}$, 随机生成 $\{\mathbf{d}_p : \forall p\}$, $\{\mu'_m : \forall m\}$

```

1 repeat
2   更新各质心的距离向量, 有  $\mu_m \leftarrow \mu'_m$ ,  $m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$ ;
3   for  $p = 1, \dots, \bar{K}$  do
4     寻找与测试点  $p$  干扰距离最近的质心  $m^* = \arg \min_{1 \leq m \leq \lceil K/\tau_p \rceil} \|\mathbf{d}_p - \mu_m\|^2$ ;
5     测试点  $p$  加入 UE 簇  $C_{m^*}$ , 有  $C_{m^*} \leftarrow C_{m^*} \cup \{p\}$ ;
6   for  $m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$  do
7     UE 簇  $C_m$  更新其质心的位置向量, 有  $\mu'_m \leftarrow \frac{1}{|C_m|} \sum_{p \in C_m} \mathbf{d}_p$ ;
8 until 满足  $\max_m \|\mu'_m - \mu_m\|_2^2 < \varepsilon$ ;
9 更新各质心的距离向量, 有  $\mu'_m \leftarrow \mu_m$ ,  $m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$ ;
10 for  $m = 1, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$  do
11   按照与质心  $m$  干扰距离对 UE 簇  $C_m$  中的 UE 做升序排列, 有
       $C_m = \arg \text{sort}_{k \in \mathcal{U}} \|\text{diag}(\mathbf{d}_k) \mathbf{A}_{:,k} - \mu_m\|^2$ ;
12   UE 簇  $C_m$  选择  $\tau_p$  个距离其质心最近的 UE, 若  $m < \lceil K/\tau_p \rceil$ , 则
       $C_m \leftarrow [C_m]_{1, \dots, \tau_p}$ , 并更新 UE 集合  $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus C_m$ ;
13 为 UE 簇  $C_1$  中的 UE 分配正交导频, 有  $\{t_k : k \in C_m\} \leftarrow \{1, \dots, \tau_p\}$ ;
14 for  $m = 2, \dots, \lceil K/\tau_p \rceil$  do
15   添加中间变量  $C'_1 \leftarrow C_1$  和  $C'_m \leftarrow C_m$ ;
16   repeat
17     添加中间变量  $\mathcal{L}_i \leftarrow \emptyset$ ,  $i \in C'_m$ ;
18     for  $k \in C'_1$  do
19       UE  $k$  选择 UE 簇  $C'_m$  中与其干扰距离最大的 UE
          $i^* = \arg \max_{i \in C'_m} \|\text{diag}(\mathbf{d}_k) \mathbf{A}_{:,k} - \text{diag}(\mathbf{d}_i) \mathbf{A}_{:,i}\|^2$ ;
20       UE  $i^*$  将 UE  $k$  纳入  $\mathcal{L}_{i^*}$  中, 有  $\mathcal{L}_{i^*} \leftarrow \mathcal{L}_{i^*} \cup \{k\}$ ;
21     for  $i \in C'_m$  且  $|\mathcal{L}_i| \neq 0$  do
22       if  $|\mathcal{L}_i| = 1$  then
23         UE  $i$  与  $\mathcal{L}_i$  中的唯一 UE 复用导频, 并有  $C'_i \leftarrow C'_i \setminus \mathcal{L}_i$ ;
24       else if  $|\mathcal{L}_i| > 1$  then
25         UE  $i$  选择集合  $\mathcal{L}_i$  中与其干扰距离最大的 UE
            $k^* = \arg \max_{k' \in \mathcal{L}_i} \|\text{diag}(\mathbf{d}_{k'}) \mathbf{A}_{:,k'} - \text{diag}(\mathbf{d}_i) \mathbf{A}_{:,i}\|^2$ ;
26         UE  $i$  与 UE  $k^*$  复用导频, 即  $t_i \leftarrow t_{k^*}$ , 并有  $C'_i \leftarrow C'_i \setminus \{k^*\}$ ;
27       UE  $i$  完成导频分配, 有  $C'_m \leftarrow C'_m / \{i\}$ ;
28   until  $C'_m = \emptyset$ ;
```

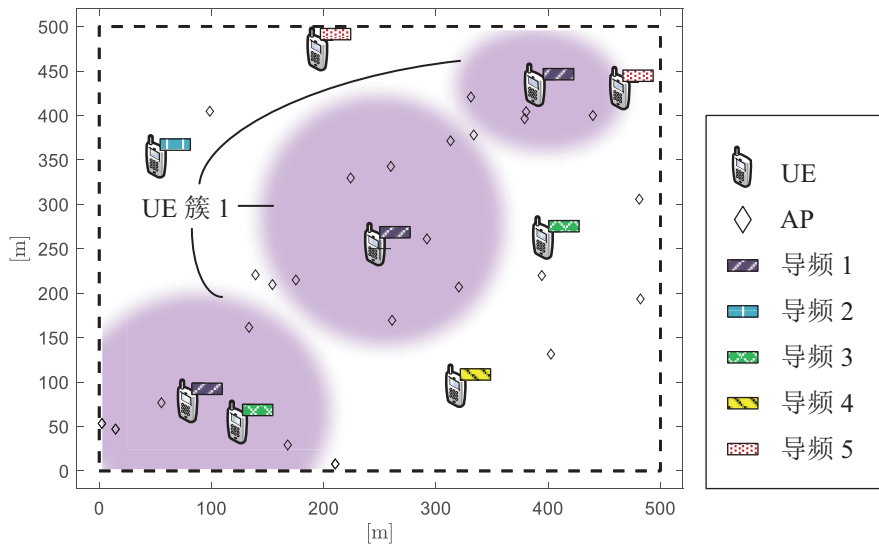


图 3.3 iUC 导频分配图例，其中 9 个 UE 被归入 5 个 UE 簇中。同一簇内的 UE 复用同一个导频序列

Figure 3.3 An illustration of the iUC pilot assignment, where 9 UEs are separated into 5 clusters. UEs in the same cluster are assigned with the same pilot.

3.4.2 iUC 导频分配方案

与 IB-KM 方案不同，iUC 导频分配方案将系统中的 K 个 UE 划为互不相交的 τ_p 个 UE 簇，同一个 UE 簇中的 UE 彼此之间相似度尽可能低，且复用同一个导频序列，如图 3.3 所示。具体而言，iUC 导频分配方案比较不同 UE 之间的服务 AP 集，并将交集最小的 UE 们归入同一 UE 簇中。这是由于两个 UE 的共同服务 AP 越少，其复用同一导频时产生的导频污染也越小。基于这一点，本章提出了 iUC 导频分配方案。记 $\mathcal{U} \subset \{1, \dots, K\}$ 和 $C_{m_k} \subset \{1, \dots, K\}$ 分别为尚未加入 UE 簇的 UE 集合和 UE k 所组成的 UE 簇，其在 iUC 导频分配方案开始时各自初始化为 $\mathcal{U} = \{1, \dots, K\}$ 和 $C_{m_k} = \emptyset$, $m_k \leq K$ 。本章所提 iUC 导频分配方案通过以下步骤执行：

1. 基于 AP 与 UE 之间的服务关系 $\{\iota_{kl}\}$ 以及大尺度衰落系数 LSFC $\{\beta_{kl}\}$ ，构建有序集合

$$\mathcal{I} = \{\beta_{kl} : \iota_{kl} = 1, k = 1, \dots, K, l = 1, \dots, L\}, \quad (3-25)$$

其中元素为降序排列的 LSFC，且其索引满足 $\iota_{kl} = 1$ 。有序集合 $\mathcal{I}$ 表示了具有服务关系的 AP 和 UE 之间的大尺度信道状况。

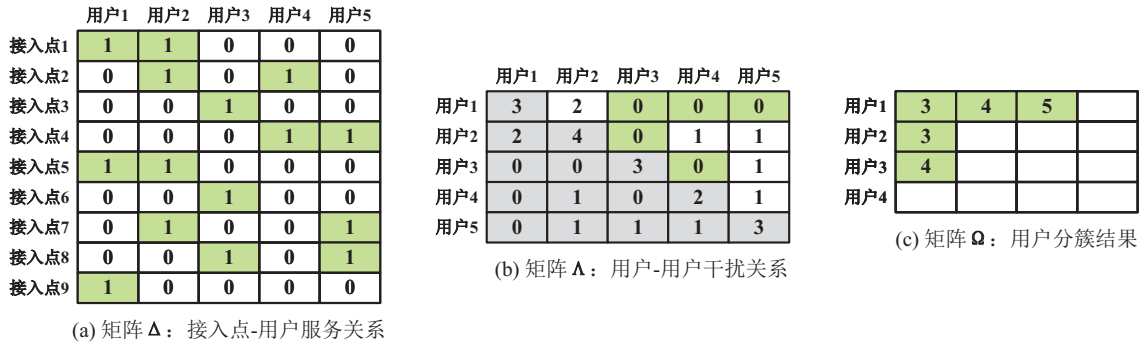


图 3.4 iUC 导频分配示例, 包含 5 个 UE 和 9 个 AP

Figure 3.4 An example of User-Group pilot assignment consisting of 5 UEs and 9 APs.

2. 构建 AP 与 UE 之间的服务矩阵 $\Delta \in \{0, 1\}^{L \times K}$, 有

$$[\Delta]_{lk} = \begin{cases} 1 & \beta_{kl} \in [I]_{1, \dots, [\delta|I|]} \\ 0 & \beta_{kl} \notin [I]_{1, \dots, [\delta|I|]}, \end{cases} \quad (3-26)$$

其中 $[\delta|I|]$ 表示在 iUC 导频分配方案中纳入参考的 AP-UE 服务关系数目, 这一数目由预设参数 $0 < \delta \leq 1$ 决定。通过调节参数 δ , 可以改变服务矩阵 Δ 中元素 1 的数目, 进而调整 UE 簇的数目。

3. 构建 UE 之间的干扰矩阵 $\Lambda \triangleq \Delta^T \Delta \in \mathbb{R}^{K \times K}$ 。记 $\mathcal{M}'_k \triangleq \{l : [\Delta]_{lk} = 1, l = 1, \dots, L\}$ 为在当前 δ 下 UE k 的主要 AP 集。于是有 $[\Lambda]_{ki} = 0$ 表示在当前的 δ 下 UE k 与 UE i 没有共同的主要 AP, 即 $\mathcal{M}'_k \cap \mathcal{M}'_i = \emptyset$ 。这意味着, 若 UE k 想要组成一个 UE 簇并在其中复用导频, 则应当考虑满足 $[\Lambda]_{ki} = 0$ UE。需要注意的是, 干扰矩阵 Λ 是一个对称矩阵, 因此在之后的分簇过程中只需要考虑其主对角线以上的部分。

4. 构建矩阵 $\Omega \in \mathbb{R}^{(K-1) \times (K-1)}$, 其中第 k 行的非零元素为干扰 Λ 第 k 行中元素 0 所对应的索引按照升序排列 (主对角线以上部分), 即标记出了 UE k 组成 UE 簇的候选成员。为了更好地阐述矩阵 Ω 与矩阵 Λ 的关系, 图 3.4 展示了一个简单的示例, 其包含 5 个 UE 和 9 个 AP。可以观察到, 矩阵 Ω 第 1 行的非零项为 $\{3, 4, 5\}$, 即是矩阵 Λ 主对角线以上部分中第 1 行的元素 0 所对应的索引。

5. UE k 组成其 UE 簇 C_{m_k} , 其中的所有 UE 应两两之间满足

$$\mathcal{M}'_k \cap \mathcal{M}'_i = \emptyset, \quad \forall k, i \in C_{m_k}, \quad (3-27)$$

通过记 $\mathcal{R}_k \triangleq \{i : [\Omega]_{ki} \neq 0, i = 1, \dots, K-1\}$ 为矩阵 Ω 第 k 行中的非零元素, 即 UE 簇 C_{m_k} 的候选 UE 集, 有 $C_{m_k} \subset \mathcal{R}_k$, 公式 (3-27) 中的约束条件可以重

表 3.2 参数 δ 的参考初始值 ($K = 40$)Table 3.2 Reference initial value of δ ($K = 40$).

参数 δ	$\tau_p = 4$	$\tau_p = 6$	$\tau_p = 8$	$\tau_p = 10$
$L = 121$	0.24	0.27	0.30	0.32
$L = 196$	0.21	0.23	0.25	0.27

新表述为

$$(i, j \in \mathcal{R}_k) \cap (j \notin \mathcal{R}_i) \Rightarrow j \notin \mathcal{C}_{m_k}, \quad \forall i, j \in \mathcal{C}_{m_k}. \quad (3-28)$$

需要注意的是，最后一个 UE K 需要单独处理因为干扰矩阵 $\mathbf{\Lambda}$ 的对角线元素恒为非零。另外，若是一个 UE 没有被纳入任何其他 UE 组成的 UE 簇，则其自成一簇。

在给定参数 δ 下，上述过程可以将 K 个 UE 分为 M 个 UE 簇，然而，此时的 UE 簇数目 M 并不一定等于正交导频数目 τ_p 。由于每个 UE 的服务 AP 数目 $|\mathcal{M}_k|$, $k = 1, \dots, K$ ，会随着 δ 的缩小而缩小，这使得公式 (3-27) 的成立条件增加，因而可以通过二分法动态调整参数 δ ，从而使得 $M = \tau_p$ 。表 3.2 给出了不同网络规模下的参数 δ 的初始参考值。所提 iUC 导频分配方案的伪代码详见算法 3-3。

3.4.3 复杂度分析

随机导频分配方案面向 K 个 UE，每个 UE 随机选择一个导频序列，因此，其相应的复杂度为 $O(K)$ 。IB-KM 导频分配方案的执行过程分为两大步，即确定 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个质心的距离向量，和将 K 个 UE 分配到这 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个质心所对应的 UE 簇中。由于质心的距离向量由各 AP 的地理位置决定，因此 IB-KM 方案的第一步可以在传输开始之前便在 CPU 处离线完成，并在相当长的相干资源块内保持不变，故其复杂度可以忽略。于是，IB-KM 方案的复杂度主要来自于其第二步，其中每个 UE 在 $\lceil K/\tau_p \rceil$ 个 UE 簇中选择一个，并在其他 $\lceil K/\tau_p \rceil - 1$ 个 UE 簇中各挑选一个 UE 复用导频，故 IB-KM 导频分配方案的复杂度为 $O(K^2/\tau_p + \tau_p^2(\lceil K/\tau_p \rceil - 1))$ 。iUC 导频分配方案需要计算矩阵 $\mathbf{\Lambda}$ ， $\mathbf{\Lambda}$ 和 $\mathbf{\Omega}$ ，其中矩阵 $\mathbf{\Lambda}$ 只需要考虑其主对角线以上的部分，因此，iUC 导频分配方案的复杂度为 $O(KL + K^2L + K/2)$ 。在多 UE 接入场景中，正交导频的数目远远小于 AP 和 UE 的数目，故 IB-KM 导频分配方案在复杂度上相较 iUC 方案更具优势。

算法 3-2: iUC 导频分配方案执行步骤

输入: $\{\mathcal{R}_k : \forall k\}$, δ , $\delta_{\max}$, $\delta_{\min}$
 输出: $\{t_k : \forall k\}$
 初始化: $\{C_m = \emptyset : \forall m\}$, $\mathcal{U} \subset \{1, \dots, K\}$, $m \leftarrow 0$, $\text{idx} \leftarrow 1$

```

1 repeat
2   while  $\mathcal{U} \neq \emptyset$  do
3     更新  $m \leftarrow m + 1$ , 并记  $i^* \leftarrow [\mathcal{U}]_1$ ;
4     if  $i^* = K$  then
5       UE  $K$  组成 UE 簇  $C_m \leftarrow \{K\}$ , 并将置零标记  $\text{idx} \leftarrow 0$ ;
6     UE  $i^*$  组成 UE 簇  $C_m \leftarrow \{i^*\}$  并更新  $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus \{i^*\}$ ;
7     更新  $\mathcal{R}_k \leftarrow \mathcal{R}_k \setminus \{i^*\}$ ,  $\forall k \in \mathcal{U}$ ;
8      $\mathcal{L}_{\text{UE}} \leftarrow \mathcal{L}_{\text{UE}} / \{i^*\}$ ;
9      $\mathcal{R}_k \leftarrow \mathcal{R}_k / \{i^*\}$ ,  $\forall k \in \mathcal{L}_{\text{UE}}$ ;
10    while  $\mathcal{R}_{i^*} \neq \emptyset$  do
11      记  $j^* \leftarrow [\mathcal{R}_{i^*}]_1$ ;
12      if  $j^* = K$  then
13        置零标记  $\text{idx} \leftarrow 0$ ;
14      UE  $j^*$  加入 UE 簇  $C_m \leftarrow C_m \cup \{j^*\}$ , 并更新  $\mathcal{R}_{i^*} \leftarrow \mathcal{R}_{i^*} \cap \mathcal{R}_{j^*}$  和
         $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus \{j^*\}$ ;
15      更新  $\mathcal{R}_k \leftarrow \mathcal{R}_k \setminus \{j^*\}$ ,  $\forall k \in \mathcal{U}$ ;
16  if  $\text{idx} = 1$  then
17    更新  $m \leftarrow m + 1$ , 并由 UE  $K$  组成 UE 簇  $C_m \leftarrow \{K\}$ ;
18  记  $M \leftarrow m$  为获得的 UE 簇数目;
19  if  $M = \tau_p$  then
20    for  $m = 1, \dots, \tau_p$  do
21      UE 簇  $C_m$  内的 UE 分配到同一个导频  $m$ , 有  $t_k = m$ ,  $k \in C_m$ ;
22    中断 repeat 循环;
23  else if  $M < \tau_p$  then
24    记当前的  $\delta$  为二分法迭代的下界, 有  $\delta_{\min} \leftarrow \delta$ ;
25  else
26    记当前的  $\delta$  为二分法迭代的上界, 有  $\delta_{\max} \leftarrow \delta$ ;
27  更新  $\delta \leftarrow (\delta_{\min} + \delta_{\max}) / 2$ ;
28 until repeat 循环被中断;

```

3.5 可扩展的分式功率控制方案

在实际的网络部署中, 具有可扩展性和低复杂度的功率控制方案是必要的。受文献 [102] 的启发, 本章针对上行 CF mMIMO 的数据传输提出了一种可扩展的分式功率控制方案。该方案仅利用 AP 与 UE 之间的 LSFC, 可以在本地在最小化

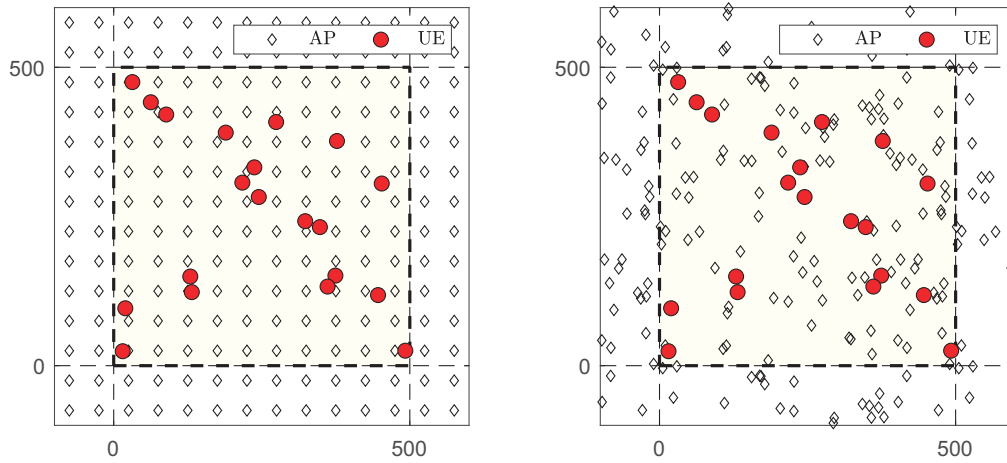


图 3.5 AP 部署模式: (a) 网格部署; (b) 随机部署

Figure 3.5 Deployments of the APs: (a) Deployed on a square grid; (b) Deployed randomly.

大尺度信干比 SIR 的方差, 即:

$$\text{SIR}_k = \frac{p_k \left(\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl} \right)^2}{\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i \sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl} \beta_{il}}. \quad (3-29)$$

引理 3.2: 在分布式上行传输中, UE k 的上行数据发射功率 p_k 可以由以下分式功率控制方案获得:

$$p_k = \frac{\min_{1 \leq i \leq K} \left(\sum_{l \in \mathcal{M}_i} \beta_{il} \right)^\theta}{\left(\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl} \right)^\theta} p_{\max}, \quad (3-30)$$

其中指数项 $\theta \in [0, 1]$ 用于调节功率控制的模式, $\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl}$ 表示了 UE k 与其所有服务 AP 之间的信道增益之和。公式 (3-30) 的分子确保了 UE k 的上行发射功率不会超过其最大值 $p_{\max}$, 即 $p_k \in [0, p_{\max}]$ 当 $\theta \rightarrow 0$ 则表示每个 UE 都采用全功率 $p_{\max}$ 进行上行数据传输。而当 $\theta \rightarrow 1$ 则表示每个 UE 完全补偿了不同 UE 与其服务 AP 之间总信道增益的差距, 有 $p_1 \sum_{l \in \mathcal{M}_1} \beta_{1l} = \dots = p_K \sum_{l \in \mathcal{M}_K} \beta_{Kl}$, 此时的分式功率控制促进了最大-最小公平 (max-min fairness)。

证明 引理 3.2 的证明可参考文献 [102] 的附录 A, 其中本地的平均期望信号功率对应本章中的 $\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl}$ 。□

3.6 仿真结果与分析

本节通过数据仿真评估了所提多 UE 接入框架及其所包含的信号处理方案和接入管理方案的性能，并验证了引理 3.1 中可达 SE 闭合表达式的紧密性 (tightness)。仿真考虑了 K 个 UE，其独立且均匀得分布在 $0.5 \times 0.5 \text{ km}^2$ 的正方形覆盖范围内。通过改变 UE 数目 K 可以评估所提方案的性能。同时，在覆盖范围内部署了 $L = 100$ 个 AP，其既可采用等距的网格部署也可采用随机部署，如图 3.5 所示。每个 AP 都装配有 $N = 4$ 根天线，组成半波长的均匀间距线列阵 (half-wavelength-spaced uniform linear arrays)。通过环绕 (wrap-around) 网络部署^[70]，采用上述参数规格的仿真场景可以近似为一个服务天线密度为 1600 天线/km^2 的无限大网络。采用 3GPP Urban Microcell 模型^[103]计算信道的大尺度传播参数，如路径损耗和阴影衰落。另外，其他仿真参数参考文献 [53]，其中 UE 的最大上行数据发射功率为 $p_{\max} = 100 \text{ mW}$ ，通信带宽为 20 MHz ，单位相干资源块大小为 $\tau_c = 200$ ，其可对应如 2 ms 的相干时间和 100 kHz 的相干带宽组合。若非特别标明，相干资源块内的 $\tau_p = 10$ 用于传输上行导频信号，其余部分 $\tau_u = \tau_c - \tau_p$ UE 传输上行数据信号。在上行导频传输阶段，所有 UE 采用全功率传输，有 $p'_k = p_{\max}$ ， $k = 1, \dots, K$ ，而在上行数据传输阶段，各 UE 采用分式上行功率控制 (公式 (3-30)) 计算其上行传输功率。若非特别说明，本章所有的数值结果均通过蒙特-卡洛数值计算仿真获得。

在本章之后的性能对比与分析中，针对所提多 UE 接入框架的各个组成部分有不同的对照方案和基线方案。针对 AP 选择，考虑基线方案，其中每个 AP 服务与其之间 LSFC 最大的 τ_p 个 UE。针对导频分配，考虑文献 [27] 中的导频分配方案，记为 Scalable 导频分配分配方案，文献 [95] 中的 GB-KM 导频分配方案以及随机导频分配方案为对照方案。针对 LSFD 机制，考虑文献 [53] 中的 O-LSFD 机制作为对照方案。

3.6.1 基于竞争机制的 AP 选择方案性能

为了贴近实际的热点覆盖场景以评估所提 AP 选择方案的性能，考虑在覆盖范围内如图 3.5 (b) 所示随机部署 AP。采用 LP-MMSE 接收合并和 P-LSFD 机制并设置功率控制系数为 $\theta = 1$ ，图 3.6 对比了所提 AP 选择方案与基线方案在不同 UE 数目下配合不同导频分配方案时的 95%-likely SE。其中，95%-likely SE 是一个常用的性能标准，又称 UE 体验速率 (user-experienced data rate)，代表系统中 95% 的 UE 可以达到的 SE。在图 3.6 中，首先可以观察到对于所考虑的四种导频分配

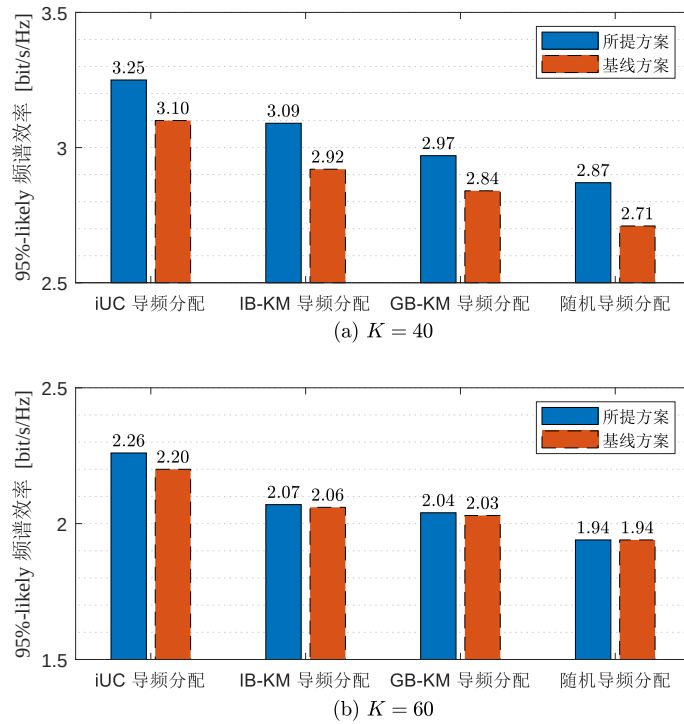


图 3.6 95%-likely 频谱效率与 AP 选择方案、导频分配方案和 UE 数目 (LP-MMSE, P-LSFD, $\theta = 1$)

Figure 3.6 95%-likely SE with different AP selection schemes, pilot assignment schemes, and numbers of UEs (LP-MMSE, P-LSFD, $\theta = 1$).

方案以及两种 UE 规模 (即 $K = 40$ 和 $K = 60$)，所提的 AP 选择方案均优于基线方案。其原因在于，在满足假设 3.1 中要求的前提下，所提 AP 选择方案的竞争机制允许每个 UE 被尽可能多的 AP 所服务。对比图 3.6 (a) 和图 3.6 (b) 可以发现，随着 UE 数目 K 的增加，两种 AP 选择方案的 95%-likely SE 均降低了 30%。且由于每个 UE 的可选服务 UE 数都无可避免地减少，因此所提方案相较基线方案的优势也有所下降。另外，可以观察到，所提的导频分配方案相比较与对照方案有更高的 95%-likely SE，其更加具体的对比以及分析将在下一小节给出。

若采用如图 3.5 (a) 所示的网格模式部署 AP，则系统中 UE 处于劣势位置的概率将大幅降低，故而系统整体的可达 SE 性能将有所提升。因此，在本章之后的仿真对比与分析中，均采用网格模式部署 AP。另外，由于图 3.6 已经验证了所提 AP 选择方案的优势，故而在本章之后的仿真对比与分析中，均采用所提方案为各 UE 分配服务 AP。

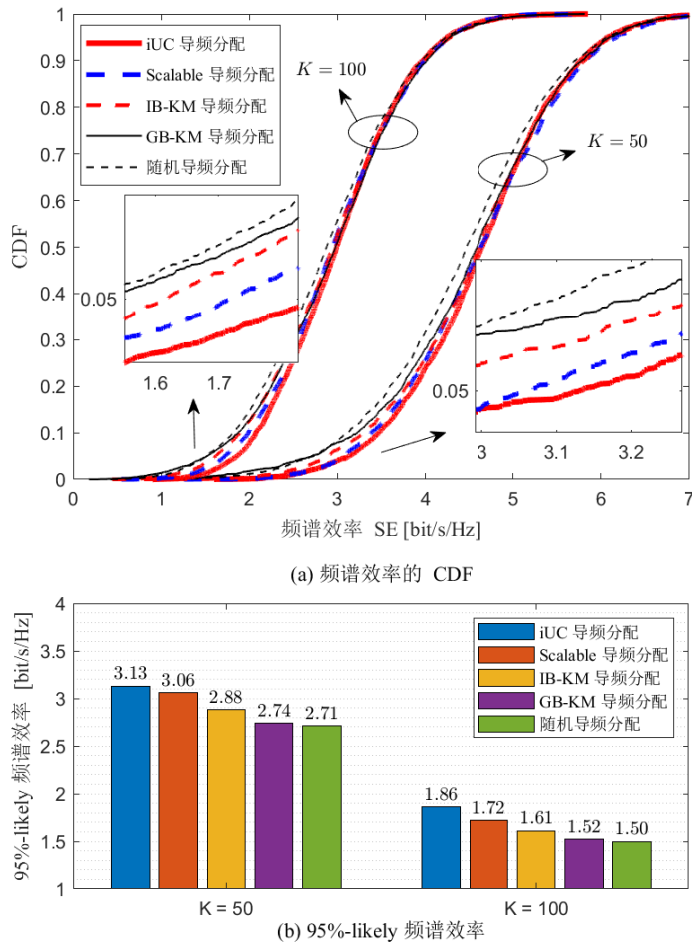


图 3.7 频谱效率与导频分配方案和 UE 数目: (a) 频谱效率的 CDF; (b) 95%-likely 频谱效率 (LP-MMSE, P-LSFD, $\theta = 1$)

Figure 3.7 SE with different pilot assignment schemes and numbers of UEs: (a) CDF of SE; (b) 95%-likely SE (LP-MMSE, P-LSFD, $\theta = 1$).

3.6.2 基于聚类算法的导频分配方案性能

采用 LP-MMSE 接收合并和 P-LSFD 机制并设置功率控制系数为 $\theta = 1$, 图 3.7 对比了所提导频分配方案与对照方案在不同 UE 数目下的 SE 性能, 其中图 3.7 (a) 通过 SE 的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 展示了系统中单位 UE 的 SE 性能的整体趋势, 图 3.7 (b) 则具体到了其对应的 95%-likely SE。通过图 3.7 (a) 可以观察到, 在两种 UE 规模 (即 $K = 50$ 和 $K = 100$) 下, 所提方案中 iUC 方案的 SE 性能优于 IB-KM 方案, 且其均优于对照方案 GB-KM 方案和随机分配方案, 其中随机分配方案由于在分配导频过程中没有进行任何的优化, 代表了导频分配方案的性能下限。另外, Scalable 方案的 SE 性能优于 IB-KM

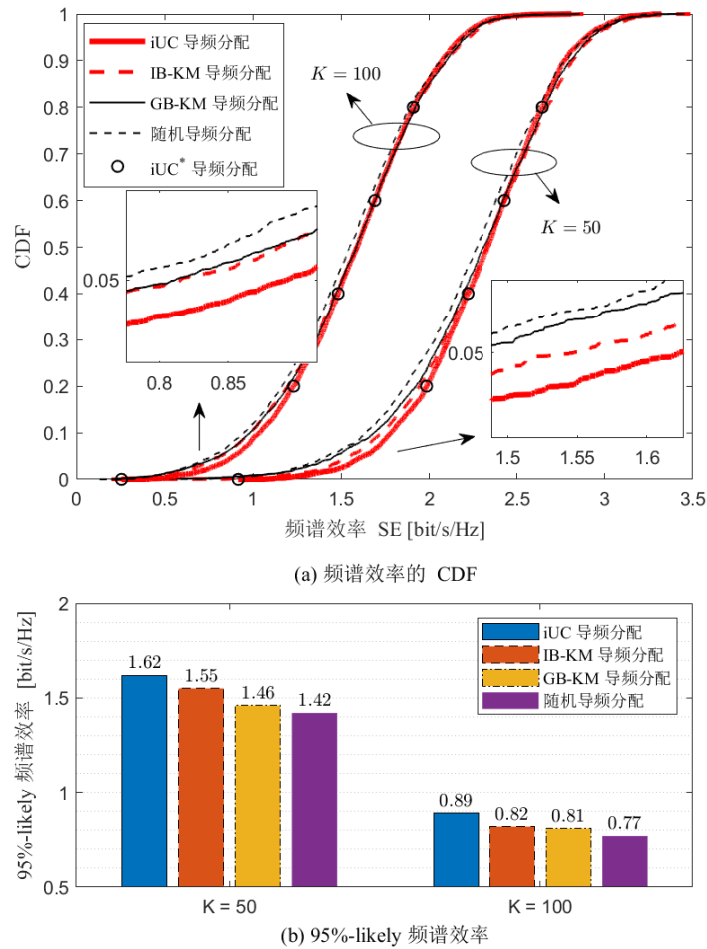


图 3.8 频谱效率与导频分配方案和 UE 数目: (a) 频谱效率的 CDF; (b) 95%-likely 频谱效率 (MR, P-LSFD, $\theta = 0$)

Figure 3.8 SE with different pilot assignment schemes and numbers of UEs: (a) CDF of SE; (b) 95%-likely SE (MR, P-LSFD, $\theta = 0$).

方案,但逊于 iUC 方案。这是由于 iUC 方案和 Scalable 方案均基于以用户为中心的原则设计,从 UE 层面上尽可能地将复用同一导频的 UE 分开,故而 SE 性能较以质心为中心的 IB-KM 方案和 GB-KM 方案更优。对比 iUC 方案和 Scalable 方案,前者在分配导频的过程中相较于后者充分考虑了各 UE 之间服务 AP 集的关系,于是可以提供更高的 SE。同样,IB-KM 方案相较于 GB-KM 方案的优势也是在于其描述 UE 间相似度时考虑了各 UE 之间服务 AP 集的关系。从具体数值上来看,图 3.7 (b) 显示,相较于 GB-KM 方案,在 $K = 50$ 和 $K = 100$ 两种 UE 规模下,iUC 方案就 95%-likely SE 分别提升了 14.2% 和 22.4%,而 IB-KM 方案就 95%-likely SE 则分别提升了 5.1% 和 5.9% 此外,相较于 Scalable 方案,iUC 方案在 $K = 50$ 和 $K = 100$ 两种 UE 规模下就 95%-likely SE 分别提升了 2.3% 和 8.1%。

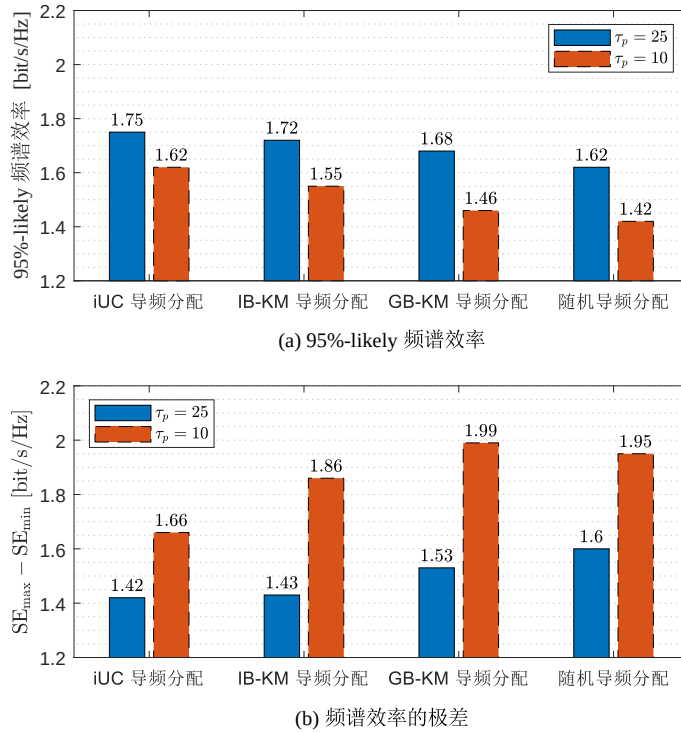


图 3.9 频谱效率与导频分配方案和正交导频数目：(a) 95%-likely 频谱效率；(b) 频谱效率的极差（MR, P-LSFD, $K = 50$, $\theta = 0$ ）

Figure 3.9 SE with different pilot assignment schemes and numbers of pilots: (a) 95%-likely SE; (b) Range of SE (LP-MMSE, P-LSFD, $K = 50$, $\theta = 1$).

通过对比各导频分配方案在两种 UE 数目下的 SE 性能，可以发现所提方案在 UE 数目较大时更具优势。这是因为所提导频分配方案均针对抑制导频污染而设计，而导频污染在 UE 数目较大时越加严重，故所提方案可以在 UE 数目增加时尽可能地维持 SE。

与图 3.7 类似，图 3.8 对比了在采用 MR 接收合并时，所提导频分配方案与对照方案在不同 UE 数目下的 SE 性能。另外，为了展示简洁，图 3.8 中仅包含了 iUC 方案所对应的 SE 解析值以代表其他导频分配方案的解析值，在图例中标记为“iUC* 导频分配”，表示其 SE 解析值通过引理 3.1 中的闭合 SE 表达式获得。可以看到，通过引理 3.1 获得的解析值与蒙特-卡洛仿真值几乎一致，验证引理 3.1 中的闭合 SE 表达式具有相当显著的紧密性。与图 3.7 类似，可以观察到在两种 UE 规模（即 $K = 50$ 和 $K = 100$ ）下，所提方案中 iUC 方案和 IB-KM 方案的 SE 性能均优于对照方案 GB-KM 方案和随机分配方案，其中 iUC 方案优于 IB-KM 方案且 GB-KM 方案优于随机分配方案。对比图 3.7 和图 3.8，可以很明显看到采用 LP-MMSE 接收合并相较于采用 MR 接收合并能够获得更高的 SE 性能。这归功于 LP-MMSE 接收合并出色的干扰抑制能力。

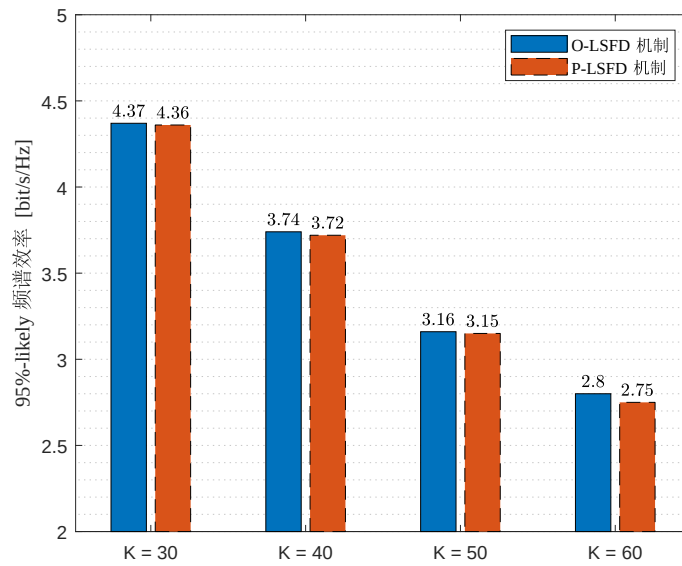


图 3.10 95%-likely 频谱效率与 LSFD 机制和 UE 数目 (LP-MMSE, iUC 导频分配方案, $\theta = 1$)

Figure 3.10 95%-likely SE with different LSFD schemes and numbers of UEs (LP-MMSE combining, iUC pilot assignment, $\theta = 1$).

图 3.9 着重从 95%-likely SE 和 SE 的极差两个角度分别展示了正交导频数目 τ_p 对于各导频分配方案的影响, 其中 SE 的极差为 SE 的最大值与最小值之间的差值, 即 $SE_{\max} - SE_{\min}$, 可以在一定程度上体现 UE 之间的公平性。通过图 3.9 可以观察到, 使用更多的正交导频资源可以提升各导频分配方案的 95%-likely SE 和 UE 公平性。这是由于系统 SE 性能提升的瓶颈便在于由正交导频资源受限所引起的强导频污染, 故而在有更多的正交导频资源时, 系统中的每个 UE 都可以获得更好的服务。

3.6.3 P-LSFD 机制与 O-LSFD 机制

图 3.10 对比了所提 P-LSFD 机制与最优的 O-LSFD 机制的 95%-likely SE, 着重关注 P-LSFD 机制相较于 O-LSFD 的 SE 性能损失。图 3.10 采用 LP-MMSE 接收合并和 P-LSFD 机制并设置功率控制系数为 $\theta = 1$, 同时考虑 UE 数目 $K = \{30, 40, 50, 60\}$ 时的场景。可以看到, 随着 UE 数目 K 的增加, 两种 LSFD 机制的 95%-likely SE 均有所下降, 且 P-LSFD 机制相较于 O-LSFD 的 SE 性能损失有所增加。这是由于在 P-LSFD 机制中每个 AP 至多只能服务一定数量的 UE, 而随着 K 的增加, 每个 UE 的服务 AP 数目势必减少, 从而导致 P-LSFD 机制的性能损失。即便如此, 在 $K = 60$ 时 P-LSFD 机制相较于 O-LSFD 的最大 95%-likely

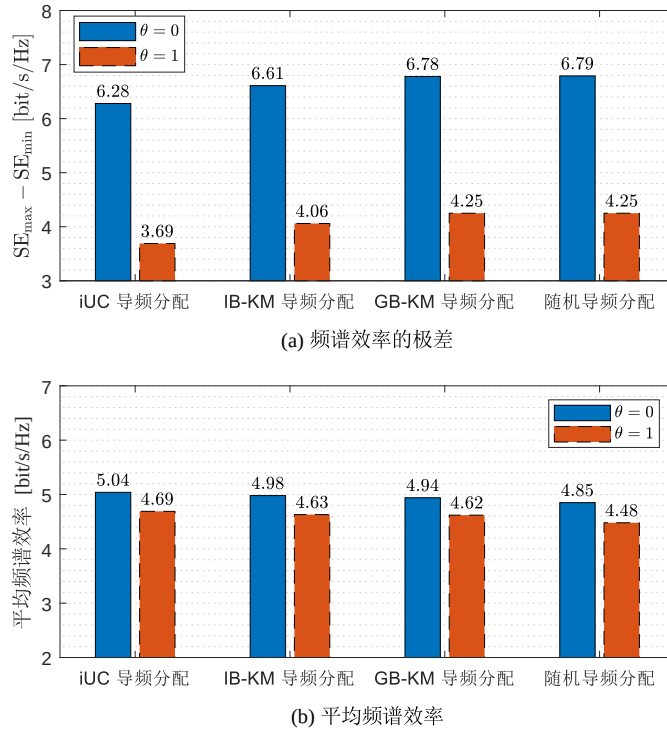


图 3.11 频谱效率与功率控制系数和导频分配方案: (a) 频谱效率的极差; (b) 平均频谱效率 (LP-MMSE, P-LSFD, $K = 50$)

Figure 3.11 SE with different power control parameters and pilot assignment schemes: (a) Range of SE; (b) Average SE (LP-MMSE, P-LSFD, $K = 50$).

SE 损失也仅为 1.8%。这意味着 P-LSFD 机制可以在实现其可扩展性的同时, 将 SE 性能损失维持一个近乎可以忽略不计的范围内。

3.6.4 可扩展的分式功率控制方案性能

图 3.11 着重从 SE 的极差和平均 SE 两个角度分别展示了所提分式功率控制系数 θ 对于各导频分配方案的影响, 其中前者体现 UE 之间的公平性, 后者则强调系统的整体 SE 性能。通过图 3.11 (a) 可以观察到, $\theta = 1$ 时各导频分配方案 SE 极差均有大幅度下降, UE 之间的公平性得到了提升。这是由于在 $\theta = 1$ 时, 每个 UE 可以通过其上行发射功率来弥补其服务 AP 总信道增益的差距。由公式 (3-30) 可知, 随着 $\theta \rightarrow 1$, 功率弥补的程度就越高, UE 公平性也随之提升。而从图 3.11 (b) 可以看到, 平均 SE 会随着 θ 的降低而提升。这是因为当 $\theta \rightarrow 0$ 时, 各 UE 的发射功率就越趋近于其最大上行发射功率 $p_{\max}$, 从而系统的整体 SE 性能得到了提升。

3.7 本章小结

本章研究了 CF mMIMO 系统上行传输中的初始接入管理问题，提出了在分配接入资源（服务 AP 和导频资源）时所应遵循的基本原则。针对接入过程中的 AP 选择、导频分配、数据传输以及功率分配，分别提出了基于竞争机制的 AP 选择方案、基于 UE 聚类的 iUC 导频分配方案和 IB-KM 导频分配方案、可扩展的 P-LSFD 传输机制以及分式功率控制方案。本章在不同的仿真场景中，如采用不同的接收合并方案、UE 数目 K 和正交导频数目 τ_p ，对比了所提方案与其各自对照方案的 SE 性能，分析了造成其性能差异的原因，并给出了各方案的优势适用场景。仿真结果表明所提 AP 选择方案和导频分配方案在初始接入管理中相比对照方案能够有效地抑制用户间干扰，尤其是抑制导频污染，从而提升系统的 SE 性能。针对所提 P-LSFD 传输机制的有效性，仿真结果验证了其在实现可扩展性的同时可以获得与最佳的 O-LSFD 传输机制几乎一致的 SE 性能。此外，仿真结果还表明所提分式功率控制方案可以在 UE 公平性和平均 SE 之间提供可控的性能折中。

本章相关研究成果发表在 2021 年的 IEEE Journal on Selected Areas in Communications 期刊。

4 基于视干扰为噪声的下行传输初始接入管理

本章研究 CF mMIMO 系统下行传输中的初始接入管理问题，首次提出面向 CF mMIMO 系统的视干扰为噪声 TIN 条件。借助随机几何工具，分别通过二项点过程 BPP 和泊松点过程 PPP 描述系统中各 AP 和 UE 的分布，以分析系统中的干扰特征和 TIN 条件的成立概率，并推导获得基于 PPP 刻画的 TIN 条件成立概率闭合表达式。由于所提 TIN 可以有效描述系统中目标信号与干扰信号之间的强度关系，故而基于 TIN 条件提出可实现联合 AP 选择与导频分配的初始接入管理方案。通过该方案可以最大化 UE 公平性或最大化平均 SE。仿真结果验证了所推导的 TIN 条件成立概率闭合表达式在大规模网络中的准确性，同时表明所提基于 TIN 刻画的初始接入方案相较于对比方案，能够通过有效地分配导频和接入 AP 等接入资源来抑制用户间干扰，从而提升系统的 SE 性能，尤其是提升 UE 公平性。

4.1 引言

网络基础设施的密集化是推动无线通信技术长足发展的重要因素之一^[104]。特别是在未来的 6G 无线通信中，海量的无线设备协同提供了几乎无所不在的高网络吞吐量通信服务，但同时也使得干扰抑制成为一个不可避免的挑战，特别是在大规模网络部署中^[105]。因而，分析无线网络中干扰的表现特征，并基于此设计接入管理方案以合理地分配接入资源，对于抑制干扰、提升系统的传输效率具有重要意义。

在无线通信中，TIN 最优性条件（TIN optimality conditions）从信息论的角度反映了目标链路信号与最具影响的两路干扰信号之间的强弱关系，刻画了系统中的干扰特征^[106,107]。如图 4.1 所示，这两路干扰分别为目标 UE 所接收到的干扰与目标 AP 所产生的干扰。当目标信号强于两路最具影响的干扰信号，则 TIN 最优性条件成立，此时便可将干扰视为噪声，无需采用非线性的传输方案也可以逼近信道容量域（capacity region）并将差距保持在一个恒定范围内^[106]。由于 TIN 最优性条件可以有效地刻画干扰特征，且实现简单、具有良好的鲁棒性，常被用于设计初始接入管理方案^[108,109]。其中文献 [108] 和文献 [109] 分别面向终端直通（device-to-device, D2D）场景和蜂窝网络场景提出了基于 TIN 刻画的初始接入方案，中心思想为只有当 AP 和 UE 之间的链路满足 TIN 条件时，该 UE 才被允许接入该 AP。

然而, 由于在以用户为中心的 CF mMIMO 系统中各 UE 被不同的 AP 集合所服务, 且不同 UE 的服务 AP 集之间或有交集, 因而在 CF mMIMO 系统中各节点间的干扰关系也相较于蜂窝 mMIMO 系统变得更为复杂。当前文献中尚无有关 CF mMIMO 系统中 TIN 条件特性的研究。另外, 从干扰抑制的角度出发, CF mMIMO 系统中的 AP 之间协同优化各 UE 的接入资源分配, 在初始接入阶段便通过 AP 选择和导频分配尽可能地避免干扰产生^[28,89,90,94], 但其大多仅基于 AP 与 UE 之间的 RSSI 差异来刻画干扰, 故相关初始接入管理方案性能仍有提升的空间。

为此, 本章考虑 CF mMIMO 系统的上行导频传输以及下行数据传输, 首次提出了面向 CF mMIMO 系统的 TIN 条件, 并分析和推导了其成立的概率。基于所提 TIN 条件, 提出了可实现联合 AP 选择与导频分配的初始接入管理方案。本章的主要创新点罗列如下:

- 利用随机几何, 本章提出了面向 CF mMIMO 系统的 TIN 条件, 其中采用 BPP 描述各 AP 和 UE 的分布, 并推导获得 TIN 条件成立概率的表达式;
- 利用 PPP 近似 BPP, 本章推导获得了 TIN 条件成立概率的闭合表达式, 并验证了其在大规模网络下的准确性;
- 基于 TIN 刻画, 本章提出了一种初始接入管理方案, 称为干扰感知多址接入 (interference-aware massive access, IAMA) 方案, 其中 TIN 条件被转化为性能指标用于表征系统中的干扰特征;
- 本章提出了两种可用于 AP 选择和导频分配的分配算法, 以实现最大化 UE 公平或最大化 SE。

本章的其余各节内容组织如下: 第 4.2 节介绍了本章所考虑的 CF mMIMO 系统模型, 包括用于 TIN 条件统计特性分析的移动场景系统模型与用于 IAMA 方案性能评估的静态场景系统模型。第 4.3 节给出了面向 CF mMIMO 系统的 TIN 条件以及 TIN 条件成立概率的表达式。第 4.4 节中给出了基于 TIN 刻画的 IAMA 初始接入管理方案以及其中的两种分配算法。第 4.5 节对所提出的 TIN 条件成立概率及其表达式的准确性、以及 IAMA 方案的性能进行了数值验证、对比、评估与分析。最后, 第 4.6 节对本章内容进行了总结。

4.2 系统模型

本节分别考虑移动场景系统模型与静态场景系统模型。在前者中, 各 AP 与 UE 空间位置的随机性体现在假设其空间位置由彼此独立的随机点过程动态生成, 以便分析 CF mMIMO 系统中 TIN 条件的统计特性。在后者中, 各 AP 与 UE 空间

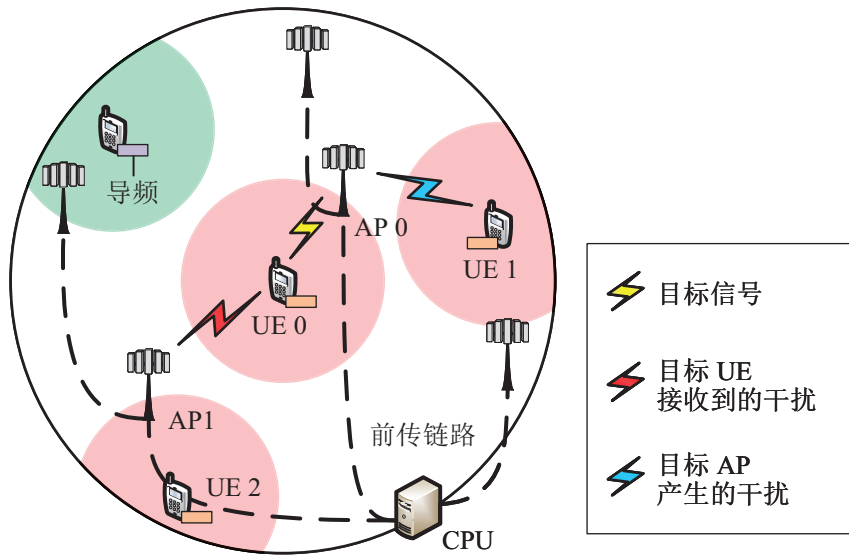


图 4.1 在 CF mMIMO 系统中，分配同一导频序列的 UE 及其服务 AP 之间的干扰关系
Figure 4.1 An illustration of the interference relationship among the UE assigned with the same pilot sequence and their serving APs in CF mMIMO systems.

位置的随机性则由大尺度信道统计信息的独立更新来体现，在每次更新之前假设各 AP 与 UE 的空间位置已知且不变，以便分析所提初始接入管理方案的可达 SE 性能。

4.2.1 移动场景系统模型

考虑一个有限区域 $\mathcal{A}$ 中的 CF mMIMO 系统，该系统包含 K 个 UE 以及 L 个 AP。如图 4.1 所示， L 个 AP 根据二项点过程 BPP Φ_{ap} 独立均匀分布于二维欧几里得平面（two-dimensional Euclidean plane）上。类似地， K 个 UE 的空间位置也由另一个独立的 BPP Φ_{ue} 生成。各 AP 通过前传网络到 CPU 上，并由 CPU 负责协调和辅助处理所有 UE 的信号。采用以用户为中心的架构，其中任一 UE k ， $k = 1, \dots, K$ ，依据信道状况信息选择其服务 AP 集，并记为 $\mathcal{M}_k \subset \{1, \dots, L\}$ 。

如图 4.1 所示，考虑一个位于区域 $\mathcal{A}$ 中心原点处的参考 UE 0。假设区域 $\mathcal{A}$ 规模足够大，则可以近似地以 UE 0 所观察到的空间统计信息代表系统中其他随机位置处的 UE 所观察到的空间统计信息。另外，考虑一个参考 AP 0，其位于距离 UE 0 为 r 的位置。UE 0 和 AP 0 分别包含于 BPP Φ_{ue} 和 BPP Φ_{ap} 中，且 $\mathcal{A}$ 是以 UE 0 为中心、 R 为半径的圆形区域。

由于本小节主要研究 TIN 条件的统计特性，其主要与各 AP 和 UE 的空间位置和服务关系相关，故不妨令各 UE 选择位于以该 UE 为中心、 r 为半径的圆形区域内的 AP 为其服务 AP。对于任一 UE k ， $k = 1, \dots, K$ ，称这一圆形区域为 UE k

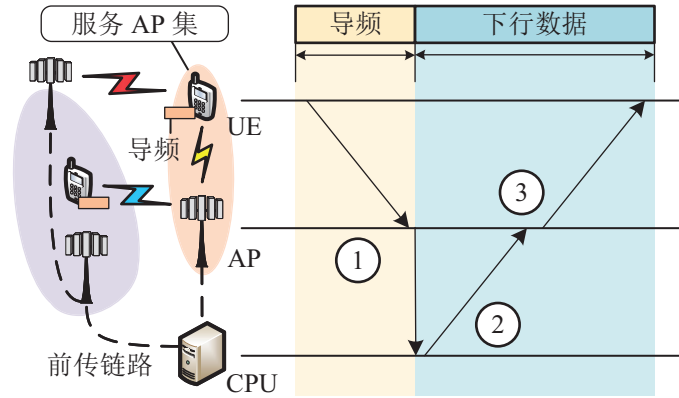


图 4.2 采用分布式下行传输的 CF mMIMO 系统：信号处理任务在 AP 和 CPU 处分别执行，包括 1) 信道估计，2) 数据编码和 3) 本地发射预编码

Figure 4.2 An illustration of downlink CF mMIMO systems with distributed operation, where the signal processing tasks are divided between the APs and the CPU as indicated for 1) channel estimation, 2) data encoding, and 3) local transmit precoding.

的影响区域，记为 $b(\mathbf{u}_k, r)$ ，其中 $\mathbf{u}_k \in \mathbb{R}^2$ 为 UE k 的二维空间位置向量。于是有

$$\mathcal{M}_k = \{l : l \in b(\mathbf{u}_k, r), l = 1, \dots, L\}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (4-1)$$

通过上述简单的 AP 选择方案，UE 0 与 AP 0 之间的性能便代表了系统中任意一对具有服务关系的 UE 和 AP 之间性能的下界。另外，不妨假设各 AP 和 UE 均只装配有单天线。采用块衰落模型，且在每一个相干时间块内，UE k 与 AP l 之间的信道响应 $h_{kl} \in \mathbb{C}$ 服从瑞利衰落模型，有：

$$h_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \beta(d_{kl})), \quad (4-2)$$

其中 $\beta(d_{kl}) = d_{kl}^{-\alpha}$ 为 UE k 与 AP l 之间的 LSFC，其与 UE k 与 AP l 之间距离 d_{kl} 有关，结合路径损耗系数 $\alpha > 1$ 可用于描述 UE k 与 AP l 之间的路径损耗。

上述系统模型可用于分析 CF mMIMO 系统中 TIN 条件的统计特性，详见本章第 4.3 节。

4.2.2 非移动场景系统模型

经分析后可知 TIN 条件可用于刻画 CF mMIMO 系统中 AP 与 UE 之间的关系，因此可以设计基于 TIN 刻画的初始接入管理方案。本小节主要研究所提初始接入管理方案的可达 SE 性能，故可考虑无限区域中的 CF mMIMO 系统，包含 K 个单天线 UE 以及 L 多天线个 AP，其中每个 AP 装配有 N 根天线。采用块衰落模型，且在每一个相干时间块内，UE k 与 AP l 之间的信道响应 $\mathbf{h}_{kl} \in \mathbb{C}^N$ 服从空间相

关瑞利衰落模型, 有:

$$\mathbf{h}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{kl}), \quad (4-3)$$

其中 $\mathbf{R}_{kl} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为空间相关矩阵, 有 $\beta_{kl} \triangleq \text{tr}(\mathbf{R}_{kl})/N$ 为描述路径损耗和阴影衰落的 LSFC。假设大尺度信道统计信息 $\{\mathbf{R}_{kl}\}$ 和 $\{\beta_{kl}\}$ 在相当长的相干资源块内已知, 且随着每次 UE 的随机移动而更新, 并由 3GPP Urban Microcell 模型^[103] 算出其更新值。

同样采用以用户为中心的架构, 记为 $\mathcal{M}_k \subset \{1, \dots, L\}$ 为 UE k 的服务 AP 集, 并引入二元变量 ι_{kl} 标记 AP l 与 UE k 之间服务关系。当 $l \in \mathcal{M}_k$ 时, 有 $\iota_{kl} = 1$, 否则, $\iota_{kl} = 0$ 。基于 TIN 刻画的初始接入管理方案详见本章第 4.4 节。

如图 4.2 所示, 仅考虑下行数据传输, 即在每个长度为 τ_c 的相干资源块中, 有 τ_p 用于上行导频信号传输, 而剩余的 $\tau_c - \tau_p$ 则用于分布式下行数据传输。在上行导频传输中, 各 AP 基于接收到的导频信号进行信道估计, 并将所获得的 CSI 通过前传网络汇至 CPU 处。随后, CPU 负责信源编码而各 AP 负责其他的信号处理任务, 如发射预编码。具体细节请详见第 2 章的第 2.2 节, 在此仅给出关键步骤以保证叙述连贯。

在多 UE 接入场景中, 假设正交导频数目 τ_p 小于 UE 数目 K , 故而在上行导频传输过程中 UE 之间需要复用同一个正交导频。记导频 t_k 为 UE 所分配到的导频, $\mathcal{P}_k$ 为复用导频 t_k 的 UE 集合, 包括 UE k 。在上行导频传输过程中, 集合 $\mathcal{P}_k$ 中的 UE 发射导频 t_k , 则 AP l 处接收到的导频信号, 经解扩后为:

$$\mathbf{y}_{t_{kl}}^p = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \sqrt{\tau_p p'_i} \mathbf{h}_{il} + \mathbf{n}_{t_{kl}}, \quad (4-4)$$

其中 $p'_k \geq 0$ 为 UE k 的上行导频发射功率, $\mathbf{n}_{t_{kl}} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 为接收噪声, σ_{ul}^2 为上行的噪声功率。由引理 2.2 可知, 信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 的 MMSE 估计值为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{kl} = \sqrt{\tau_p p'_k} \mathbf{R}_{kl} \Psi_{t_{kl}}^{-1} \mathbf{y}_{t_{kl}}^p \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \tau_p p'_k \mathbf{R}_{kl} \Psi_{t_{kl}}^{-1} \mathbf{R}_{kl}), \quad (4-5)$$

其中 $\Psi_{t_{kl}} = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \tau_p p'_i \mathbf{R}_{il} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N$ 为导频信号 $\mathbf{y}_{t_{kl}}^p$ 的相关矩阵。

在下行数据传输过程中, CPU 将各 UE 的单位功率数据信号 $s_i \in \mathbb{C}$, $\mathbb{E}\{|s_i|^2\} = 1$, 通过前传网络发送到各 UE 的服务 AP 处, 并由各 AP 经预编码后发射到各自的服务 UE。记 $\mathbf{w}_{kl} = \sqrt{\rho_{kl}} \tilde{\mathbf{w}}_{kl} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\tilde{\mathbf{w}}_{kl}\|^2\}} \in \mathbb{C}^N$ 为 AP l 为 UE k 挑选的发射预编码向量, 有 $\mathbb{E}\{\|\mathbf{w}_{kl}\|^2\} = \rho_{kl}$, 其中 ρ_{kl} 为下行发射功率。则 UE k 处的接收信号为:

$$y_k^{\text{dl}} = \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \sum_{i=1}^K \iota_{il} \mathbf{w}_{il} s_i + n_k, \quad (4-6)$$

其中 $n_k \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{dl}^2)$ 为 UE k 处的接收噪声, σ_{dl}^2 为下行的噪声功率。

采用推论 2.3 中的 UatF 下界表达式, 可得任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 的下行可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{dl,d}} = \frac{\tau_d}{\tau_c} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{dl,d}} \right) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (4-7)$$

其中, 等效 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{dl,d}} = \frac{\left| \sum_{l=1}^L \iota_{kl} \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{w}_{kl} \right\} \right|^2}{\sum_{i=1}^K \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \iota_{il} \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{w}_{il} \right|^2 \right\} - \left| \sum_{l=1}^L \mathbb{E} \left\{ \iota_{kl} \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{w}_{kl} \right\} \right|^2 + \sigma_{\text{dl}}^2}. \quad (4-8)$$

公式 (4-8) 适用于任何发射预编码方案, 如公式 (2-62) 所示的 LP-MMSE 发射预编码方案以及公式 (2-63) 所示的 MR 发射预编码方案。

上述系统模型可用于分析所提基于 TIN 刻画的初始接入管理方案的可达 SE 性能, 具体接入管理方案详见本章第 4.4 节。

4.2.3 CF mMIMO 系统 TIN 特性分析与刻画

从信息论的角度而言, TIN 最优性条件指出了在一个无线通信系统中, 干扰信号处于何种功率范围时便可以将其视为噪声, 从而不需要使用非线性传输方案也可以在一个恒定的差距内逼近其信道容量域^[106]。在蜂窝网络中, 文献 [109] 基于以下 TIN 条件设计了干扰感知的初始接入管理方案:

$$\kappa \text{SNR}^\mu \geq \max \text{INR}_{\text{ap}} \cdot \max \text{INR}_{\text{ue}}, \quad (4-9)$$

其中 SNR 表示目标链路的信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR), INR_{ap} 表示目标 UE 与干扰 AP 之间链路的信干比 (interference-to-noise ratio, INR), INR_{ue} 表示目标 AP 与干扰 UE 之间链路的信干比。公式 (4-9) 中的 SNR, INR_{ap} 和 INR_{ue} 仅依赖于大尺度信道统计信息, 参数 $\kappa \geq 1$ 和 $1 \leq \mu \leq 2$ 则用于优化接入管理方案。

公式 (4-9) 中的 TIN 条件无法直接应用于 CF mMIMO 系统的接入管理, 这是因为在 CF mMIMO 系统中一个 UE 会被多个 AP 所服务, 从而导致 AP 与 UE 之间的干扰关系变得更为复杂。这其中主要的用户间干扰来源于导频复用所导致的非理想 CSI, 这既降低了信道估计的质量, 又使导频复用 UE 之间的干扰抑制变得更加困难。为此, 本章针对 CF mMIMO 系统提出如下的 TIN 条件以刻画系统中 AP 与 UE 之间的干扰关系。

命题 4.1: 在 CF mMIMO 系统中, 记

$$\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}} = \mathcal{P}_t \setminus \{k\} \quad (4-10)$$

为除 UE k 之外复用导频 t 的 UE 的集合。当 UE k 使用导频 t 时, 则称集合 $\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}$ 中的 UE 为 UE k 的干扰 UE。在此基础上, 记

$$\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}} = \bigcup_{i \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}} \mathcal{M}_i \setminus \mathcal{M}_k \quad (4-11)$$

为当 UE k 使用导频 t 时, UE k 的干扰 AP 集, 其包含了除 UE k 的服务 AP 之外, 干扰 UE 集 $\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}$ 中所有 UE 的服务 AP。于是, 在 CF mMIMO 系统中, 可采用如下的 TIN 条件来刻画系统中 AP 与 UE 之间的干扰关系:

$$\kappa (\beta_{kl})^\mu \geq \max_{i \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}} \beta_{il} \cdot \max_{j \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}} \beta_{kj}, \quad \forall k, l, t, \quad (4-12)$$

其中参数 $\kappa \geq 1$ 和 $1 \leq \mu \leq 2$ 用于调节目标链路信道增益 β_{kl} 与两个最大的干扰链路信道增益 $\max_{i \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}} \beta_{il}$ 和 $\max_{j \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}} \beta_{kj}$ 之间的对比程度。

证明 在 CF mMIMO 系统的相干传输过程中, 用户间干扰与 AP、UE 和导频三者之间的所属分配关系紧密相关。假设目标 AP l 使用导频 t 服务目标 UE k 。对于目标 AP l , 集合 $\mathcal{P}_t$ 中的 UE 复用导频 t 造成导频污染, 降低信道估计的质量, 导致非理想 CSI。于是, $\max_{i \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}} \beta_{il}$ 代表了目标 AP l 由于复用导频 t 而对集合 $\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}$ 中的 UE 所产生的最大干扰。对于目标 UE k , 除了集合 $\mathcal{M}_k$ 中 UE k 的服务 AP, 集合 $\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}$ 中所有 UE 的服务 AP 都会因为导频复用所产生的非理想 CSI, 对 UE k 产生干扰。于是, $\max_{j \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}} \beta_{kj}$ 代表了目标 UE k 由于复用导频 t 而受到来自集合 $\mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}$ 中 AP 的最大干扰。综上, 公式 (4-12) 中考虑了 AP、UE 和导频三者之间的分配关系的 TIN 条件可以有效刻画 CF mMIMO 系统中由于导频复用所产生的干扰关系。□

4.3 基于随机几何分析的 TIN 条件成立概率

采用公式 (4-2) 中的瑞利衰落模型, 并不妨假设各 AP 均采用相同的发射功率 $\bar{\rho}$ 。考虑参考 AP 0 使用导频 t_0 服务参考 UE 0, 记 $\mathcal{S}_0^{\text{ue}} \triangleq \mathcal{S}_{t_0,0}^{\text{ue}}$ 和 $\mathcal{S}_0^{\text{ap}} \triangleq \mathcal{S}_{t_0,0}^{\text{ap}}$ 分别为干扰 UE 集和干扰 AP 集, 则公式 (4-12) 中的 TIN 条件可以改写为:

$$\kappa \left(\frac{\bar{\rho}}{\sigma_{\text{dl}}^2} r^{-\alpha} \right)^\mu \geq \left(\frac{\bar{\rho}}{\sigma_{\text{dl}}^2} \right)^2 (d_{\text{ap}}^{\min} d_{\text{ue}}^{\min})^{-\alpha}, \quad (4-13)$$

其中 $d_{\text{ap}}^{\min} = \min_{k \in \mathcal{S}_0^{\text{ue}}} d_{k0}$ 为 AP 0 与其最近的干扰 UE 之间的距离, $d_{\text{ue}}^{\min} = \min_{l \in \mathcal{S}_0^{\text{ap}}} d_{0l}$ 为 UE 0 与其最近的干扰 AP 之间的距离。由于系统中各 AP 与 UE 的空间位置分

别由彼此独立的 BPP Φ_{ap} 和 Φ_{ue} 随机产生, 因此 $d_{\text{ap}}^{\min}$ 和 $d_{\text{ue}}^{\min}$ 为彼此独立的两个随机变量。记 $X = d_{\text{ap}}^{\min}$, $Y = d_{\text{ue}}^{\min}$ 以及 $g_r = \kappa^{-\frac{1}{\alpha}} \left(\frac{\bar{p}}{\sigma_{\text{dl}}^2} \right)^{\frac{2-\mu}{\alpha}} r^\mu$, 则公式 (4-13) 中 TIN 条件的成立概率可以写为:

$$p_{\text{tin}} = \mathbb{P}\{XY \geq g_r\} \mathbb{P}\{|\mathcal{M}_0| > 0\}, \quad (4-14)$$

其中 $\mathbb{P}\{|\mathcal{M}_0| > 0\}$ 为 UE 0 至少有一个服务 AP 的概率, 换句话说, 即为 UE 0 的影响区域 $b(\mathbf{u}_0, r)$ 中至少存在一个 AP 的概率, 有:

$$\mathbb{P}\{|\mathcal{M}_0| > 0\} = 1 - \left(1 - \frac{r^2}{R^2}\right)^L. \quad (4-15)$$

另外, 概率 $\mathbb{P}\{XY \geq g_r\}$ 可以写为:

$$\mathbb{P}\{XY \geq g_r\} = 1 - \int_0^{R+r} f_X(x) F_Y|_{r^{\frac{g_r}{x}}} dx, \quad (4-16)$$

其中 $f_X(x)$ 为随机变量 X (即 $d_{\text{ap}}^{\min}$) 的概率密度函数 (probability density function, PDF), $F_Y(y)$ 为随机变量 Y (即 $d_{\text{ue}}^{\min}$) 的累积分布函数 CDF。另外, 有 $X \in [0, R+r]$ 和 $Y \in [r, R]$ 。

通过求解出 $f_X(x)$ 和 $F_Y(y)$ 的闭合表达式, 则可以求解出 TIN 条件成立概率 p_{tin} 的闭合表达式。由于各 AP 与 UE 的空间位置分别服从 BPP Φ_{ap} 和 Φ_{ue} , 因而在求解 $f_X(x)$ 和 $F_Y(y)$ 之前, 首先给出 BPP 的一些会用到的重要结果。

引理 4.1: 二项点过程 BPP 对有限服务区域内, 由独立均匀分布有限数量节点所产生的随机行为模式进行建模。记随机变量 d_n 为参考点 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2$ 到第 n 个最近相邻点的距离, 则对于在有限区域 $\mathcal{W}$ 内有 N 个随机分布节点的 BPP, 随机变量 d_n 的累积分布函数 CDF 为在区域 $b(\mathbf{x}, r)$ 内存在超过 n 个节点的概率, 即^[110]:

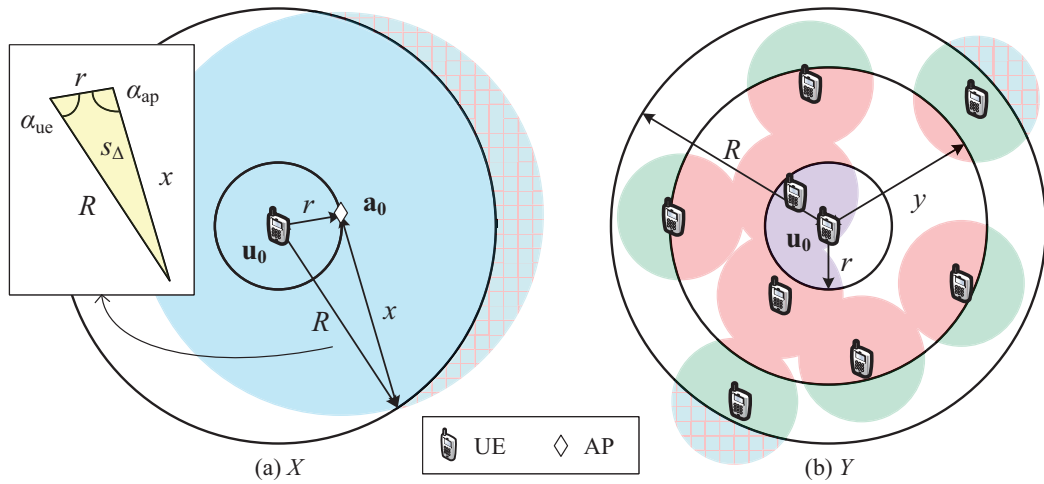
$$F_{d_n}(r) = 1 - I_{1-p}(N - n + 1, n), \quad 0 \leq r \leq R, \quad (4-17)$$

其中 $p = |b(\mathbf{x}, r) \cap \mathcal{W}|/|\mathcal{W}|$, $I(\cdot, \cdot)$ 为归一化的不完全 beta 函数^[111] (normalized incomplete beta function)。基于此, 随机变量 d_n 的概率分布函数 PDF 为:

$$f_{d_n}(r) = -\frac{d\bar{F}_{d_n}(r)}{dr} = \frac{dp}{dr} \frac{(1-p)^{N-n} p^{n-1}}{B(N-n+1, n)}, \quad (4-18)$$

其中 $\bar{F}_{d_n}(r) \triangleq 1 - F_{d_n}(r)$ 为随机变量 d_n 的互补累积分布函数, $B(\cdot, \cdot)$ 为 beta 函数^[111] (beta function)。

证明 引理 4.1 的证明可参考文献 [110], 本文在此省略。 □

图 4.3 随机变量 $d_{\text{ap}}^{\min}$ (即 X) 和 $d_{\text{ue}}^{\min}$ (即 Y) 的图例Figure 4.3 An illustrations of $d_{\text{ap}}^{\min}$ (i.e., X) and (b) $d_{\text{ue}}^{\min}$ (i.e., Y).

虽然 BPP 可以很好地近似存在有限节点数目的有限区域网络, 但其分析过程在本章所考虑的 CF mMIMO 系统中较为复杂, 尤其是在分析随机变量 Y 的精确分布时, 甚至难以获得可分析的结果。而当网络规模足够大时, 为了获得可分析的结果, 可以使用等效且独立的齐次 PPP Φ'_{ac} 和 Φ'_{ue} 来近似 AP 和 UE 的分布, 其对应的强度分别为 $\lambda_{\text{ap}} = \frac{L}{\pi R^2}$ 和 $\lambda_{\text{ue}} = \frac{K}{\pi R^2}$ 。

4.3.1 求解随机变量 $d_{\text{ap}}^{\min}$ 的 PDF

4.3.1.1 使用 BPP 刻画随机变量 $d_{\text{ap}}^{\min}$

已知 $d_{\text{ap}}^{\min}$ 表示 AP 0 到最近的干扰 UE 的距离。另外, 对于任意给定的导频分配结果, 记 $K' = |\mathcal{S}_0^{\text{ue}}|$ 为干扰 UE 的数目。于是, 对于参考 AP 0, 使用公式 (4-18) 以及等式 $B(n, 1) = 1/n^{[11]}$, 可以获得 $d_{\text{ap}}^{\min}$ 的 PDF 如下:

$$f_X(x) = \frac{dp_X}{dx} \frac{(1-p_X)^{K'-1}}{B(K', 1)} = \frac{dp_X}{dx} K' (1-p_X)^{K'-1}, \quad (4-19)$$

其中, $p_X = s_X/|\mathcal{A}|$ 为图 4.3 (a) 中的蓝色重叠区域 $s_X = |b(\mathbf{a}_0, x) \cap \mathcal{A}|$ 与全局区域 $|\mathcal{A}|$ 之间的比值。由于全局区域 $\mathcal{A}$ 规模有限, p_X 可表示为如下的 x 的分段函数:

$$p_X = \begin{cases} \frac{x^2}{R^2}, & 0 < x \leq R - r \\ \frac{s_X}{\pi R^2}, & R - r < x \leq R + r \end{cases}, \quad (4-20)$$

使用海伦公式 (Heron's formula) 和余弦定理 (cosine rule), 可计算出重叠区域面积为

$$s_X = R^2 \alpha_{ue} + x^2 \alpha_{ap} - 2s_{\Delta}, \quad (4-21)$$

其中

$$\alpha_{ue} = \arccos \frac{r^2 + R^2 - x^2}{2rR}, \quad \alpha_{ap} = \arccos \frac{r^2 + x^2 - R^2}{2rx},$$

$$s_{\Delta} = \frac{\sqrt{(R+r+x)(R-r+x)(R+r-x)(r+x-R)}}{4}$$

如图 4.3 (a) 所示。基于此, 可以获得 p_X 对 x 的求导 dp_X/dx 如下:

$$\frac{dp_X}{dx} = \begin{cases} \frac{2x}{R^2}, & 0 < x \leq R-r \\ \frac{x}{\pi R r \sin \alpha_{ue}} + \frac{2x \alpha_{ap}}{\pi R^2} - \frac{x^2 - r^2 + R^2}{2\pi R^2 r \sin \alpha_{ap}} \\ - \frac{s_{\Delta}}{\pi R^2} \left(\frac{1}{R+r+x} + \frac{1}{R-r+x} + \frac{1}{r+x-R} - \frac{1}{R+r-x} \right), & R-r < x \leq R+r \end{cases} \quad (4-22)$$

将公式 (4-20), 公式 (4-21) 以及公式 (4-22) 代入公式 (4-19) 中, 便可获得采用 BBP 刻画时, 随机变量 $d_{ap}^{\min}$ 的 PDF 的闭合表达式。

4.3.1.2 使用 PPP 刻画随机变量 $d_{ap}^{\min}$

通过使用强度为 λ_{ue} 的 PPP Φ'_{ue} 来等效地近似 UE 的分布, 可以很大程度上简化随机变量 $d_{ap}^{\min}$ 的 PDF 表达式。

当采用随机导频分配方案时, 每一个导频序列被选中的概率为 $1/\tau_p$ 。给定 UE 强度 λ_{ue} , 则 UE 0 的干扰 UE 的密度为:

$$\lambda_0 = 1/\tau_p \lambda_{ue}. \quad (4-23)$$

于是, 在采用 PPP 刻画时, 可获得如下随机变量 $d_{ap}^{\min}$ 的 PDF 的闭合表达式^[112]:

$$f_X(x) = 2\pi\lambda_0 x \exp(-\pi\lambda_0 x^2). \quad (4-24)$$

4.3.2 求解随机变量 $d_{ue}^{\min}$ 的 CDF

4.3.2.1 使用 BPP 刻画随机变量 $d_{ue}^{\min}$

已知 $d_{ue}^{\min} = \min_{l \in S_0^{\text{ap}}} d_{0l}$ 表示 UE 0 与其最近的干扰 AP 之间的距离。由于 $S_0^{\text{ap}} = \bigcup_{k \in S_0^{\text{ue}}} \mathcal{M}_k / \mathcal{M}_0$, 因此 UE 0 的干扰 AP 应位于 S_0^{ue} 中所有干扰 UE 的影响区域

的并集内, 即图 4.3 (b) 中以干扰 UE 为圆心、 r 为半径的所有小圆形区域的并集, 记为 s_u 。这极大地提升了精确分析随机变量 Y 的分布的难度。具体而言, 给定全局区域 $\mathcal{A}$ 中干扰 AP 的数目 $L' = |\mathcal{S}_0^{\text{ap}}|$, 由公式 (4-17) 可知, 在采用 BPP 刻画时, 以 UE 0 为圆心、 y 为半径的区域 $b(\mathbf{u}_0, y)$ 中不存在干扰 AP 的概率为:

$$\mathbb{P}\{L^* = 0\} = I_{1-p_Y}(L' - L^*, 1), \quad (4-25)$$

其中 L^* 为区域 $b(\mathbf{u}_0, y)$ 中干扰 AP 的数目, 且

$$p_Y = \frac{s_u \cup b(\mathbf{u}_0, y) \setminus b(\mathbf{u}_0, r)}{s_u \cup b(\mathbf{u}_0, R) \setminus b(\mathbf{u}_0, r)}, \quad (4-26)$$

表示图 4.3 (b) 中红色区域占红色与绿色联合区域的比值。于是, 随机变量 $d_{\text{ue}}^{\min}$ 的 CDF 可以写作:

$$F_Y(y) = 1 - \sum_{L^*=0}^{L'-1} \binom{L'-1}{L^*} \left(\frac{r^2}{R^2}\right)^{L^*} \left(1 - \frac{r^2}{R^2}\right)^{L'-L^*-1} I_{1-p_Y}(L' - L^*, 1). \quad (4-27)$$

尽管要求出公式 (4-27) 中基于 BPP 刻画的 CDF 的闭合表达式极其困难, 但通过蒙特-卡洛仿真可以轻松获得其仿真数值。

4.3.2.2 使用 PPP 刻画随机变量 $d_{\text{ue}}^{\min}$

从干扰 AP 的定义可知, 干扰 AP 的空间位置取决于干扰 UE 的空间位置。具体来说, 干扰 AP 总是聚集在干扰 UE 的四周, 以干扰 UE 为中心形成一个干扰 AP 簇。当分别使用强度为 λ_{ap} 的齐次 PPP Φ'_{ap} 和强度为 λ_0 的另一个独立的 PPP 来近似全局区域 $\mathcal{A}$ 中 AP 和干扰 UE 的分布, 则集合 $\mathcal{S}_0^{\text{ap}}$ 中的干扰 AP 服从 Matérn 簇过程^[113] (Matérn Cluster Process)。为了简化分析的难度, 可以将干扰 AP 的分布视作是一个稀释 PPP^[114] (thinned PPP)。当采用随机导频分配方案时, 其稀释概率 p_{th} 为:

$$p_{\text{th}} = 1 - \exp(-\lambda_0 \pi r^2). \quad (4-28)$$

需要注意的是, 在分析本章所考虑的条件时, UE 0 的干扰 AP 位于其影响区域 $b(\mathbf{u}_0, r)$ 以外。这意味着随机变量 $d_{\text{ue}}^{\min} \geq r$ 。于是, 依据稀释 PPP 的性质, 可以得到随机变量 $d_{\text{ue}}^{\min}$ 的 PDF 如下:

$$f_Y(y) = \begin{cases} 0, & \text{if } y < r \\ c \cdot 2\pi p_{\text{th}} \lambda_{\text{ap}} y \exp(-\pi p_{\text{th}} \lambda_{\text{ap}} y^2), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4-29)$$

其中 $c = \exp(\pi p_{\text{th}} \lambda_{\text{ap}} r^2)$ 为归一化系数, 使得 $f_Y(y)$ 在区间 $[0, \infty]$ 上积分为 1。使用文献 [111] 的公式 (3.321.4), 可以计算获得在采用 PPP 刻画时, 随机变量 $d_{\text{ue}}^{\min}$ 的 CDF 的闭合表达式, 如下:

$$F_Y^{(2)}(y) = \begin{cases} 0, & \text{if } y < r \\ 1 - \exp(\pi p_{\text{th}} \lambda_{\text{ap}} (r^2 - y^2)), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4-30)$$

4.3.3 求解 TIN 概率 p_{tin} 的闭合表达式

将公式 (4-24) 和公式 (4-30) 代入公式 (4-16), 可以将概率 $\mathbb{P}\{XY \geq g_r\}$ 可以写为:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}\{XY \geq g_r\} = 1 - 2\pi\lambda_0 & \left(\underbrace{\int_0^{\frac{gr}{r}} x \exp(-\pi\lambda_0 x^2) dx}_{\text{积分 } I_1} - \exp(\pi p_{\text{in}} \lambda_{\text{ap}} r^2) \right. \\ & \left. \times \underbrace{\int_0^{\frac{gr}{r}} x \exp\left(-\pi\lambda_0 x^2 - \frac{\pi p_{\text{in}} \lambda_{\text{ap}} g_r^2}{x^2}\right) dx}_{\text{积分 } I_2} \right). \end{aligned} \quad (4-31)$$

使用文献 [111] 的公式 (3.321.4), 可以计算出公式 (4-31) 中的积分 I_1 的闭合表达式, 如下:

$$I_1 = \frac{1}{2\pi\lambda_0} \left(1 - \exp(-\pi\lambda_0(R+r)^2) \right). \quad (4-32)$$

积分 I_2 的闭合表达式则由引理 4.2 给出。

引理 4.2: 公式 (4-31) 中的积分 I_2 的闭合表达式, 如下:

$$I_2 = \frac{1}{2} \left(1 - \int_{\frac{g_r^2}{r^2}}^{\infty} \exp\left(-\pi\lambda_0 t - \frac{\pi p_{\text{th}} \lambda_{\text{ap}} g_r^2}{t}\right) dt \right) \quad (4-33)$$

$$= \frac{1}{2} \left(1 - \frac{g_r^2}{r^2} G_{11;10;01}^{10;01;10} \left(\begin{matrix} -1 & 1 & - \\ 0 & - & 0 \end{matrix} \middle| \frac{r^2}{g_r^2 \pi \lambda_0}, \pi p_{\text{th}} \lambda_{\text{ap}} r^2 \right) \right), \quad (4-34)$$

其中 $G_{\square}(\cdot)$ 表示扩展广义二元 Meijer G -函数^[115] (extended generalized bivariate Meijer G -function)。

证明 引理 4.2 的证明详见附录 2。 □

将公式 (4-32) 和公式 (4-34) 代回公式 (4-31)，可以获得概率 $\mathbb{P}\{XY \geq g_r\}$ 的闭合表达式，如下：

$$\begin{aligned} \mathbb{P}\{XY \geq g_r\} = & \exp\left(-\pi\lambda_0\left(\frac{g_r}{r}\right)^2\right) + \exp\left(\pi p_{\text{th}}\lambda_{\text{ap}}r^2\right)\pi\lambda_0 \\ & \times \left(1 - \frac{g_r^2}{r^2} G_{11;10;01}^{10;01;10} \left(\begin{matrix} -1 & 1 & - \\ 0 & - & 0 \end{matrix} \middle| \frac{r^2}{g_r^2\pi\lambda_0}, \pi p_{\text{th}}\lambda_{\text{ap}}r^2 \right) \right). \end{aligned} \quad (4-35)$$

结合公式 (4-15) 和公式 (4-35)，可以获得在采用 PPP 刻画时，TIN 条件成立概率 p_{tin} 的闭合表达式。通过分析 TIN 条件成立概率 p_{tin} 在不同系统参数下的变化，可以研究 CF mMIMO 系统中各 AP 与 UE 之间的干扰关系，并基于此提出适用于 CF mMIMO 系统的初始接入管理方案。

4.4 基于 TIN 刻画的初始接入管理方案

公式 (4-12) 中的 TIN 条件可以改写为如下的性能指标：

$$\text{iar}_{kl}^t \triangleq \kappa(\beta_{kl})^\mu - \max_{i \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ue}}} \beta_{il} \cdot \max_{j \in \mathcal{S}_{t,k}^{\text{ap}}} \beta_{kj}, \quad \forall k, l, t, \quad (4-36)$$

其仅使用大尺度信道统计信息 LSFC，可用于描述当使用导频 t 时，AP l 和 UE k 之间的目标链路与系统中最主要的两个干扰链路的强度对比。由于 iar_{kl}^t 可以刻画系统中的干扰特征，于是称 iar_{kl}^t 为 AP l 、UE k 以及导频 t 的干扰感知系数 (interference-aware reward, IAR)。

基于所提出的干扰感知系数 IAR，本章提出可用于下行 CF mMIMO 系统的初始接入管理方案，称为 IAMA 方案。所提 IAMA 方案依据假设 3.1 的要求，在 AP 选择以及导频分配的过程中保证每个 UE 选择至少一个 AP 为其服务，且每个 AP 通过一个导频序列最多服务一个 UE。IAMA 方案的主要目标是提升系统中绝大多数 UE 的可达 SE 性能，例如 90%-likely SE，同时也可以提升系统的整体 SE 性能，如平均 SE。其中，90%-likely SE 是一个被广泛使用的性能标准，表示系统中 90% 的 UE 可以达到的 SE^[19]。

所提 IAMA 方案如图 4.4 所示，包含以下三个执行步骤：1) 主 AP (master AP, mAP) 选择；2) 导频分配；3) 全面 AP 选择。其中 mAP 负责协助之后的导频分配以及全面 AP 选择。由于 IAMA 方案基于公式 (4-36) 中 IAR 的 TIN 刻画，仅采用系统中各 AP 和 UE 之间的 LSFC，故而可适用于相当长的相干资源块中。

上述三个执行步骤将于之后的小节中详述。在此之前，回顾本章使用二元变量 ι_{kl} , $\forall kl$ 来表示 AP 和 UE 之间的服务关系， $\iota_{kl} = 1$ 表示 AP l 为 UE k 的服务 AP。为保证 IAMA 方案中所涉及算法的有效收敛，本章再引入另一个二元变量

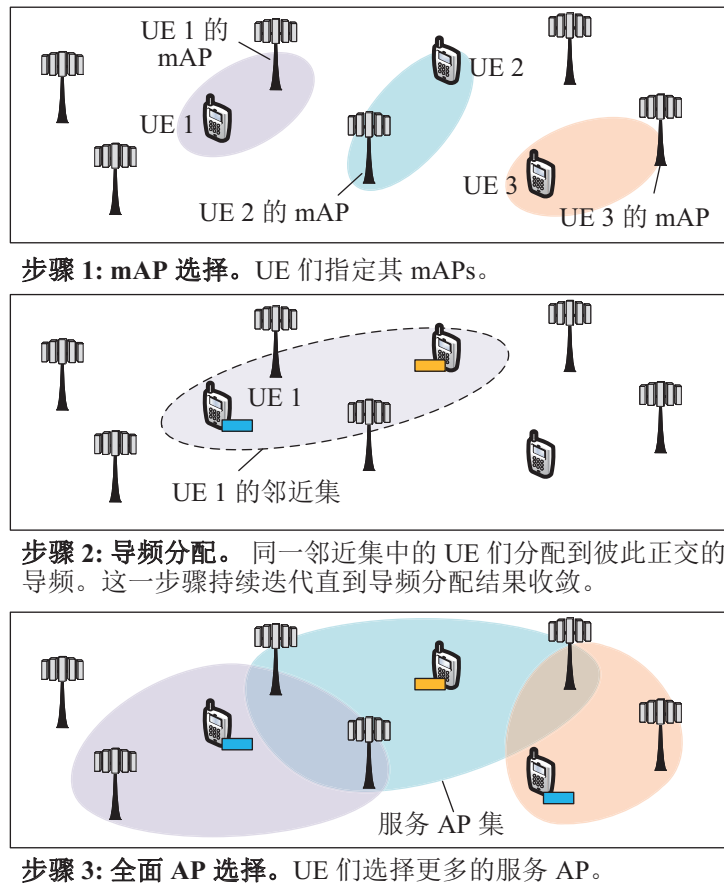


图 4.4 所提 IAMA 方案的执行步骤: (a) mAP 选择; (b) 导频分配; (c) 全面 AP 选择

Figure 4.4 The proposed IAMA scheme operates through three steps: (a) mAP selection; (b) Pilot assignment; and (c) Further AP-UE association.

χ_{kl} , $\forall kl$ 。具体而言, 在多 UE 接入过程中, $\chi_{kl} = 1$ 表示不再考虑更改 AP l 与 UE k 之间的服务关系, 否则 $\chi_{kl} = 0$ 。

4.4.1 mAP 选择方案设计

类似于文献 [27], 在接入网络时每个 UE 首先选择一个 mAP 来协助之后的导频分配以及全面 AP 选择。一种常用的 mAP 选择方案是让每个 UE 选择与其之间 LSFC 最大的 AP 作为其 mAP, 但是, 该方案存在有个别 AP 被超过 τ_p 个 UE 选择为其 mAP 的风险, 则不符合假设 3.1 的要求。为此, 本章提出了一种多 UE 单选 AP (Multiple-UEs Single-AP-each, MUSA) 分配算法, 该算法为每个 UE 分配给一个 mAP, 而保证每个 AP 分配给最多 τ_p UE 作为其共同 mAP。MUSA 算法的目标是最大化所有具有服务关系的 AP-UE 对的信道增益之和, 即 LSFC 之和 $\sum_{k,l} \beta_{kl} \cdot \iota_{kl}$ 。通过以下步骤, 所提 MUSA 算法可完成 mAP 选择:

1. 各 UE 先选择与其之间 LSFC 最大的 AP 作为其候选 mAP。

算法 4-1： MUSA 分配算法执行步骤

输入: $\{\beta_{kl} : \forall k, l\}$, τ_p
 输出: $\{\iota_{kl} : \forall k, l\}$
 初始化: $\{\iota_{kl} = 0 : \forall k, l\}$, $\{\chi_{kl} = 0 : \forall k, l\}$

```

1 for UE  $k = 1, \dots, K$  do
2   寻找其候选 AP  $\ell = \arg \max_l \beta_{kl}$ , 并令  $a_{k\ell} \leftarrow 1$ ;
3 寻找过载 AP 并将其归入集合  $C_{ap} = \{l : \sum_k a_{kl} > \tau_p\}$ ;
4 while  $C_{ap} \neq \emptyset$  且  $\sum_k b_{kl} < K, \exists l \in C_{ap}$  do
5   for 过载 AP  $l \in C_{ap}$  do
6     将选择  $l$  为 mAP 的 UE 归入集合  $C_{ue} = \{k : a_{kl} = 1, l \in C_{ap}\}$ ;
7     令 LSFC 损失  $\Delta_k = 0, k \in C_{ue}$ ;
8     for UE  $k \in C_{ue}$  do
9       寻找除过载 AP  $l$  之外与其之间 LSFC 最大的 AP
           $\ell_k = \arg \max_{j \neq l, b_{kj} \neq 1} \beta_{kj}$ , 并计算选择 AP  $\ell_k$  而非 AP  $l$  时的 LSFC 损
          失  $\Delta_k = \beta_{kl} - \beta_{k\ell_k}$ ;
10      寻找集合  $C_{ue}$  中 LSFC 损失最小的 UE  $i = \arg \min_{k \in C_{ue}} \Delta_k$ , 令 UE  $i$  选择
          其 AP  $\ell_i$  作为其 mAP, 有  $a_{il} \leftarrow 0$  and  $a_{i\ell_i} \leftarrow 1$ , 并通过  $\chi_{il} = 1$  标记 AP
           $l$  与 UE  $i$  之间的服务关系;
11      更新集合  $C_{ap} = \{l : \sum_k a_{kl} > \tau_p\}$ ;

```

2. 寻找被超过 τ_p 个 UE 选择为其 mAP 的 AP, 称其为过载 AP 并将其归入集合 $C_{ap} = \{l : \sum_k a_{kl} > \tau_p\}$ 。
3. 对于每一个过载 AP $l \in C_{ap}$, 将选择其为 mAP 的 UE 归入集合 $C_{ue} = \{k : a_{kl} = 1, l \in C_{ap}\}$ 。
4. 对于每一个 UE $k \in C_{ue}$, 寻找除过载 AP l 之外与其之间 LSFC 最大的 AP

$$\ell_k = \arg \max_{j \neq l, b_{kj} \neq 1} \beta_{kj}, \quad (4-37)$$

并计算选择 AP ℓ_k 而非 AP l 时的 LSFC 损失

$$\Delta_k \triangleq \beta_{kl} - \beta_{k\ell_k}. \quad (4-38)$$

5. 寻找集合 C_{ue} 中 LSFC 损失最小的 UE

$$i = \arg \min_{k \in C_{ue}} \Delta_k, \quad (4-39)$$

令 UE i 选择其 AP ℓ_i 作为其 mAP, 并通过 $\chi_{il} = 1$ 标记 AP l 与 UE i 之间的服务关系。

6. 重复步骤 2 至步骤 5, 直至 $C_{ap} = \emptyset$ 或 $\sum_k b_{kl} = K, \forall l \in C_{ap}$.

上述过程的伪代码详见算法 4-1。

4.4.2 导频分配方案设计

为了抑制导频污染，各 UE 更倾向于与其相邻 UE 分配彼此正交的导频。基于这一点考虑，本章提出了以下基于 TIN 刻画的导频分配方案：

1. 各 UE 先从 τ_p 个正交导频序列中随机选择一个作为其导频。
2. 考虑任一 UE k , $k = 1, \dots, K$ ，寻找与 UE k 的 mAP l_k 之间 LSFC 最大的 $\tau_p - 1$ 邻近 UE，连同 UE k 一起归入到集合 $\mathcal{N}_k$ 中。称集合 $\mathcal{N}_k$ 为 UE k 的邻近集，有 $|\mathcal{N}_k| = \tau_p$ 。
3. 使用公式 (4-36)，针对邻近集 $\mathcal{N}_k$ 中的所有 UE 以及 τ_p 个正交导频，计算所有潜在的 IAR，即 $\{\text{iar}_{il_k}^t : i \in \mathcal{N}_k, t = 1, \dots, \tau_p\}$ 。
4. 通过算法 4-1 中的 MUSA 分配算法为邻近集 $\mathcal{N}_k$ 中的 UE 分配彼此正交的导频序列，其中设定 MUSA 算法的输入为 $\{\text{iar}_{il_k}^t : i \in \mathcal{N}_k, t = 1, \dots, \tau_p\}$ 以及整数 1，输出为邻近集 $\mathcal{N}_k$ 中各 UE 的导频分配结果。
5. 重复步骤 2 至步骤 4，直至导频分配收敛或达到最大允许的迭代次数，其中方案收敛由系统中所有 UE 的 IAR 之和，即 $\sum_{i=1}^K \text{iar}_{il_i}^t$ ，的变化来衡量。

上述过程中，步骤 3 意味着 MUSA 分配方案可以依据 IAR $\{\text{iar}_{il_k}^t : i \in \mathcal{N}_k, t = 1, \dots, \tau_p\}$, $\forall k$ ，为每一个邻近集 $\mathcal{N}_k$ 中的每一个 UE 分配一个导频序列，且每个导频序列最多分配给一个 UE。

4.4.3 全面 AP 选择方案设计

在分配到 mAP 和导频之后，各 UE 都倾向于接入更多的接入 AP，以提升分集增益。基于这一点考虑，本章提出了一种多 UE 多选 AP (Multiple-UEs Multiple-AP-each, MUMA) 分配算法。该算法针对系统中的 K 个 UE 以及 τ_p 个正交导频，计算所有潜在的 IAR

$$\{\text{iar}_{kl}^t : k = 1, \dots, K, l = 1, \dots, L\}, \quad (4-40)$$

并基于此优化各 AP 和 UE 的服务关系。尽管所提 IAMA 方案主要旨在提升大多数 UE 的 SE，但也可以 MUMA 分配算法提升系统的平均 SE。具体而言，MUMA 算法既可以最大化 UE 公平性，即：

$$\max_{\{t_{kl}\}} \min_k \Sigma_k, \quad (4-41)$$

其中 $\Sigma_k \triangleq \sum_l \text{iar}_{kl}^{t_k} \iota_{kl}$ 为单位 UE 和 IAR。另外, MUMA 算法也可以最大化全体 IAR 之和, 即:

$$\max_{\{\iota_{kl}\}} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \text{iar}_{kl}^{t_k} \iota_{kl}. \quad (4-42)$$

在全面 AP 选择开始时, 使用各 UE 和其 mAP 之间的服务关系来初始化二元变量 $\{\chi_{kl}, \forall k, l\}$, 即 $\{\chi_{kl} = \iota_{kl} : \forall k\}$ 。通过以下步骤, 所提 MUMA 算法可完成全面 AP 选择:

1. 使用公式 (4-36), 针对所有 AP 和 UE, 计算公式 (4-40) 中所有潜在的 IAR。
2. 每个 AP 选择与其之间 IAR 最大的 τ_p 个 UE 作为其服务 UE。
若 MUMA 算法的目标是最大化全体 IAR 之和 $\max_{\{\iota_{kl}\}} \sum_{k,l} \text{iar}_{kl}^{t_k} \iota_{kl}$, 则结束算法并返回 $\{\iota_{kl} : \forall k, l\}$; 否则, 继续下一步骤。
3. 寻找单位 UE 和 IAR 最小的 UE $k' = \arg \min_k \Sigma_k$ 。
4. 寻找与 UE k' 之间 IAR 最大的 AP $l' = \arg \max_{l, \chi_{k'l'} \neq 1} \text{iar}_{k'l'}^{t_{k'}}$, 且要满足 $\chi_{k'l'} \neq 1$ 。
5. 寻找与 AP l' 之间 IAR 最小的 UE $k^* = \arg \min_{k, \chi_{kl'} \neq 1} \text{iar}_{kl'}^{t_k}$, 且要满足 $\chi_{k^*l'} \neq 1$ 。
6. 标记 AP l' 之间 UE k' 的服务关系, 有 $\chi_{k'l'} \leftarrow 1$ 。如果 UE k' 在获得 AP l' 作为其服务 AP 后, UE k' 的单位 UE 和 IAR $\Sigma_{k'} + \text{iar}_{k^*l'}^{t_{k^*}}$ 依旧小于 UE k^* 的单位 UE IAR Σ_{k^*} , 则 UE k' 从 UE k^* 处获得 AP l' ; 否则, UE k' 、UE k^* 以及 AP l' 的服务关系维持现状。
7. 重复步骤 3 至步骤 6, 直到 $\sum_l b_{kl} = L, \exists k$ 。

上述过程的伪代码详见算法 4-2。

4.4.4 算法复杂度分析

本章考虑三种初始接入管理方案作为对比方案, 分别为文献 [27] 中的“Scalable 方案”, 其复杂度为 $O(KL + K\tau_p + L\tau_p)$, 文献 [18] 中的“贪婪方案”, 其复杂度为 $O(3KL + L)$, 以及文献 [90] 中的“图论方案”, 其复杂度为 $O(KL + K^2/2 + K/2 + \tau_p)$ 。由于文献 [90] 指出图论方案的 SE 性能优于文献 [89] 中的“匈牙利方案”, 故而本章并未在接入管理方案性能评估中将匈牙利方案纳入对比。为了对比公平, 要求每个 AP 服务最多 τ_p 个 UE 且依据文献 [27] 中的分式功率分配 (fractional power allocation, FPA) 方案为其服务 UE 分配发射功率。

针对本章所提 IAMA 方案, 考虑两种具体的使用模式, 分别为最大化 IAR 之和 (即最大 SE 之和) 的“IARsum 方案”和最大化 UE 公平性的“IARmin 方

算法 4-2： MUMA 分配算法执行步骤

输入: $\{\text{iar}_{kl}^{t_k} : \forall k, l\}$, $\{\iota_{kl} : \forall k, l\}$, τ_p
 输出: $\{\iota_{kl} : \forall k, l\}$
 初始化: $\{\chi_{kl_k} = \iota_{kl_k} : \forall k\}$

```

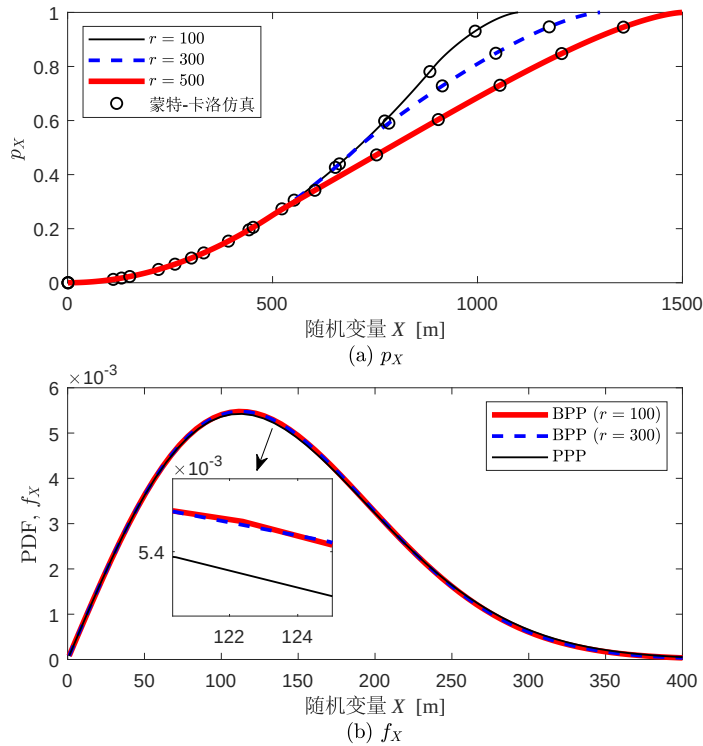
1 for AP  $l = 1, \dots, L$  do
2   升序排列  $\{\text{iar}_{1l}^{t_1}, \dots, \text{iar}_{Kl}^{t_K}\}$  并将其中 IAR 最大的  $\tau_p$  个 UE 归入集合  $C_{ue}$ ;
3   AP  $l$  选择集合  $C_{ue}$  中 UE 作为其服务 UE, 有  $\iota_{il} = 1, i \in C_{ue}$ ;
4 if 若算法目标为  $\max_{\{\iota_{kl}\}} \sum_{k,l} \text{iar}_{kl}^{t_k} \iota_{kl}$  then
5   结束算法并返回分配结果  $\{\iota_{kl} : \forall k, l\}$ ;
6 else if 若算法目标为  $\max_{\{\iota_{kl}\}} \min_k \sum_k$  then
7   while  $\sum_l \chi_{kl} < L, \forall k$  do
8     计算所有 UE 的单位 UE 和 IAR  $\Sigma_k, \forall k$ ;
9     寻找单位 UE 和 IAR 最小的 UE  $k' = \arg \min_k \Sigma_k$ ;
10    寻找与 UE  $k'$  之间 IAR 最大的 AP  $l' = \arg \max_{l, \chi_{k'l'} \neq 1} \text{iar}_{k'l'}^{t_{k'}}$ , 且要满足
       $\chi_{k'l'} \neq 1$ ;
11    寻找与 AP  $l'$  之间 IAR 最小的 UE  $k^* = \arg \min_{k, \chi_{kl'} \neq 1} \text{iar}_{kl'}^{t_k}$ , 且要满足
       $\chi_{k^*l'} \neq 1$ ;
12    令  $\chi_{k'l'} \leftarrow 1$ ;
13    if  $\Sigma_{k^*} - \text{iar}_{k^*l'}^{t_{k^*}} \leq \Sigma_{k'}$  then
14      则令  $b_{k^*l} \leftarrow 1$ , 其中  $l \in \{j : \iota_{k^*j} = 1\}$ ;
15      跳出并继续下次迭代;
16    令  $\chi_{k'l} \leftarrow 1$ , 其中  $l \in \{j : \iota_{k'j} = 1\}$ ;
17    令  $\iota_{k^*l'} \leftarrow 0, \iota_{k'l'} \leftarrow 1$ ;

```

案”。两种方案的复杂度取决于 MUSA 分配算法和 MUMA 分配算法的复杂度。其中, MUSA 算法的复杂度来源于算法 4-1 第 4 行至第 11 行中计算集合单位 UE 和 IAR Δ_k , 其中 $k \in C_{ue}$, 而 C_{ue} 与集合 C_{ap} 中各 AP 对应。这一计算过程最多遍历集合 $\{\text{iar}_{kl}^{t_k} : \forall k, l\}$ 中的元素 L 次, 因而 MUMA 分配算法的复杂度为 $O(KL^2)^{[116]}$ 。MUMA 算法的复杂度来源于算法 4-2 第 7 行至第 17 行中比较劣势 UE 们的 IAR。这一计算过程最多遍历集合 $\{\beta_{kl}, \forall k, l\}$ 中的元素 K 次, 因而 MUSA 分配算法的复杂度为 $O(K^2L)^{[116]}$ 。综上, 所提 IAMA 方案的最大总复杂度为 $O(K^2L + K\tau_p^3 + KL^2)$ 。在所考虑的多 UE 介入场景中, 有 $K \approx L \gg \tau_p$, 所提 IAMA 方案的最大总复杂度可视为 $O(K^3)$ 。

4.5 仿真结果与分析

在本节中, 首先量化验证本章第 4.3 节所推导出有关最短干扰距离 $d_{ap}^{\min}$ 和 $d_{ue}^{\min}$ 的分布以及 TIN 条件成立概率 p_{tin} 的理论结果, 并以此分析研究 TIN 条件在

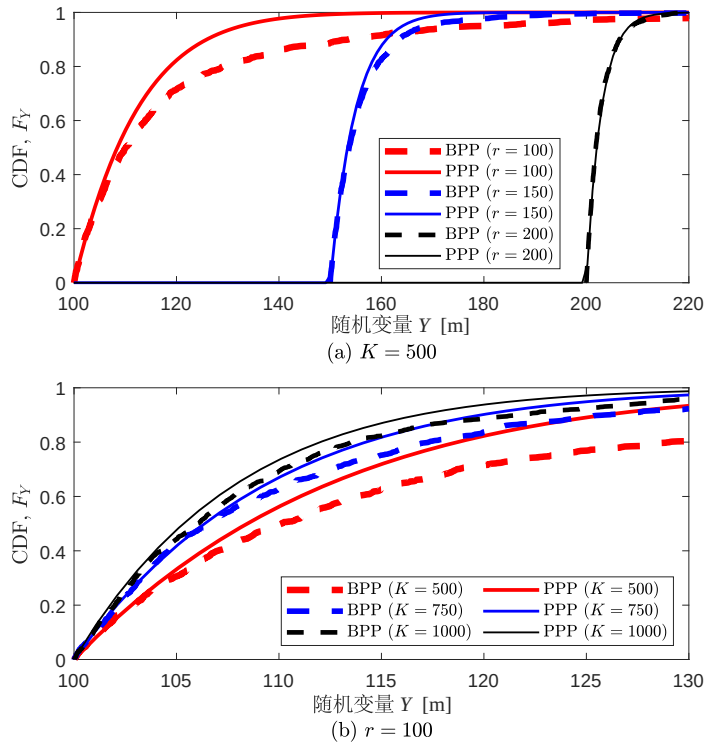
图 4.5 PDF f_X 和概率 p_X 与影响区域半径 ($K = 400$)Figure 4.5 PDF f_X and p_X with different radii of influence region ($K = 400$).

CF mMIMO 系统中的统计特性。随后, 通过数据仿真评估本章第 4.4 节所提出基于 TIN 刻画的 IAMA 初始接入管理方案的性能。

4.5.1 不同系统参数对 TIN 条件统计特性的影响

考虑如图 4.1 所示的半径为 $R = 1$ km 的有限圆形覆盖区域, 其中 AP 和 UE 均匀随机分布。采用 3GPP Urban Microcell 模型^[103]计算信道的大尺度传播参数, 如路径损耗和阴影衰落。为了在 BPP 和 PPP 之间进行等效转换, 记 $K' = K/\tau_p$, 于是在 PPP 刻画下有 $\lambda_0 \pi R^2 = K'$ 。若非特别标明, 在本小节中采用如下默认参数: 正交导频数目为 $\tau_p = 10$, AP 数目为 $L = 1000$, 各 AP 下行发射功率为 $\bar{\rho} = 1$ W, 路径损耗系数为 $\alpha = 3.76$, UE 处接收噪声功率为 $\sigma_{\text{dl}}^2 = -94$ dBm。

首先评估所推导出有关 $d_{\text{ap}}^{\text{min}}$ 的解析结果。设定 UE 数目为 $K = 400$, 图 4.5 (a) 通过与蒙特-卡洛仿真值进行对比, 验证了公式 (4-21) 中面积 s_X 的闭合表达式的准确性 (概率 p_X 可由面积 s_X 直接推导出)。从图 4.5 (b) 中则可以看出, 针对最短干扰距离 $d_{\text{ap}}^{\text{min}}$, PPP 刻画可以有效地近似 BPP 刻画, 其中 BPP 和 PPP 的数值分别由公式 4-19 和公式 4-24 求得。值得注意的是, 在图 4.5 (b) 中, 由于采用了大

图 4.6 CDF F_Y 与随机变量 Y 、影响区域半径和 UE 数目Figure 4.6 CDF F_Y with different radii of influence region and numbers of UEs.

规模的网络部署（即 $R \gg r$ ），干扰区域半径 r 的变化几乎没有影响到基于 BPP 刻画 PDF f_X 。

图 4.6 展示了针对最短干扰距离 $d_{\text{ue}}^{\min}$ ，BPP 刻画与其 PPP 近似表达式之间的紧密性。首先可以看到，PPP 近似到 BPP 之间的差距随着 UE 数目 K 以及影响区域半径 r 的增加而减小。这是因为在影响区域半径 r 很小的情况下，干扰 AP 的空间位置与干扰 UE 的空间位置高度耦合，导致干扰 AP 的统计特征相比于 PPP 更倾向于 Matérn 簇过程。而随着影响区域半径 r 逐渐变大，PPP 与 Matérn 簇过程之间的差距逐渐消失，最短干扰距离 $d_{\text{ue}}^{\min}$ 的分布也趋于确定，同时也使得 CDF 曲线趋于陡峭。从 UE 数目 K 的角度来看，更大的强度 λ_{ue} 提升了系统中 UE 的随机性，从而缩小了 PPP 近似和 BPP 之间的差距。

对于最短干扰距离 $d_{\text{ap}}^{\min}$ 和 $d_{\text{ue}}^{\min}$ 的分布，由于图 4.5 和图 4.6 已经验证了 BPP 和其 PPP 近似在大规模的网络部署时具有良好的紧密性，因而可以使用 PPP 来计算所考虑大规模 CF MIMO 系统中的 TIN 条件成立概率 p_{TIN} 。在图 4.7 中，首先通过对比由公式 (4-35) 算得的解析值和公式 (4-16) 获得的蒙特-卡洛仿真值，验证了所推导出的 TIN 条件成立概率 p_{tin} 的闭合表达式的紧密性。随后，分析了影响区域半径 r 、UE 数目 K 、AP 数目 L ，路径损耗系数 α 以及 TIN 参数 κ 和 μ 等

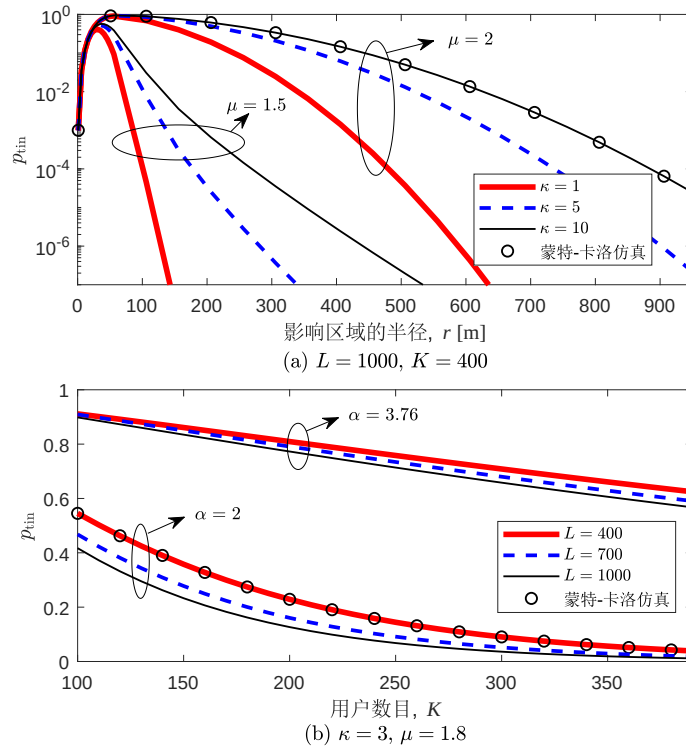
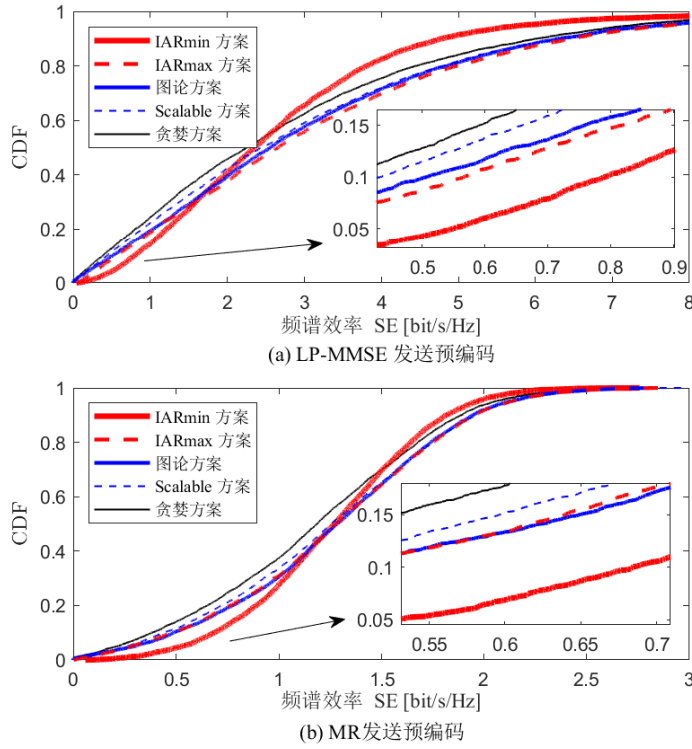


图 4.7 TIN 条件成立概率 p_{tin} 与影响区域半径、UE 数目、AP 数目以及参数 α , κ 和 μ
 Figure 4.7 Probability of TIN conditions p_{tin} with different radii of influence region, number of UEs, number of APs, and parameters of α , κ , and μ .

系统参数对于 TIN 条件成立概率 p_{tin} 的影响。具体而言, 在图 (4.7) (a), 首先可以观察到 TIN 条件成立概率 p_{tin} 是关于影响区域半径 r 的凹函数。当影响区域半径 r 趋于 0 或者 R 时, 概率 p_{tin} 的数值都会出现明显的下降。这是因为当影响区域半径 r 非常小时, 影响区域 $b(\mathbf{u}_0, r)$ 内存在 AP 的概率非常小, 换句话说, UE 0 很大概率上没有服务 AP 为其服务, 从而迫使概率 $p_{\text{tin}} \rightarrow 0$ 。反之, 若影响区域半径 r 太大, 则会使得 $\text{SNR} \approx \text{INR}_{\text{ue}}$, 而此时 $\max \text{INR}_{\text{ap}} \gg \text{SNR}$, 从而同样导致概率 $p_{\text{tin}} \rightarrow 0$ (留意 $1 \leq \mu \leq 2$)。此外, 如公式 (4-12) 所示, 图 4.7 (a) 显示了提升 TIN 参数 κ 和 μ 可以提升目标链路信号功率的权重, 从而提升 TIN 条件成立概率 p_{tin} , 其中指数项参数 μ 的影响要显著得多。在图 4.7 (b) 中, 可以观察到 TIN 条件成立概率 p_{tin} 随着 UE 数目 K 的增加而减少, 这是因为更大的 UE 强度 λ_{UE} 带来了更大干扰比 $\max \text{INR}_{\text{ap}}$ 和 $\max \text{INR}_{\text{UE}}$ 。值得注意的是, 增大 AP 强度 λ_{AP} 也会降低 TIN 条件成立概率 p_{tin} 。这似乎与当前 CF mMIMO 研究中的主流观点, 即提升 AP 数目将提高系统性能相反, 实则不然。因为 TIN 条件成立概率 p_{tin} 仅表征了 UE 0 与其影响区域 $b(\mathbf{u}_0, r)$ 边缘处的单个 AP 之间的干扰关系, 而非与 $b(\mathbf{u}_0, r)$ 内所有服务 AP 之间的干扰关系。因此, 提升 AP 强度 λ_{AP} 只会增大 $\max \text{INR}_{\text{ue}}$,

图 4.8 频谱效率与预编码方案和接入方案 ($K = 50$)Figure 4.8 SE with different precoding schemes and access schemes ($K = 50$).

而不会对 SNR 产生积极影响, 故而使得 TIN 条件成立概率 p_{tin} 降低。出于与 AP 数目 L 相似的原因, TIN 条件成立概率 p_{tin} 会随着提升路径损耗系数 α 的提升而降低, 因为 α 对 $\max \text{INR}_{\text{ap}}$ 和 $\max \text{INR}_{\text{ue}}$ 的乘积的负面影响比对 SNR 更加显著。这表明当 α 增大时, $\max \text{INR}_{\text{ap}} \cdot \max \text{INR}_{\text{ue}}$ 比 SNR 下降得更快。

4.5.2 基于 TIN 刻画的 IAMA 接入管理方案性能分析

在本小节中, 考虑 $0.5 \times 0.5 \text{ km}^2$ 的正方形覆盖区域, 并采用环绕技术来使其近似为一个无限大网络。正方形覆盖区域内部署有 $L = 50$ 个多天线 AP, 每个 AP 都装配有 $N = 4$ 根天线, 组成半波长的均匀间距线列阵。考虑两种多 UE 接入场景: 1) UE 数目为 $K = 50$, 对应 UE 密度为 200 UEs/km^2 ; 2) UE 数目为 $K = 100$, 对应 UE 密度为 400 UEs/km^2 。若非特别标明, 在本小节所采用的仿真参数参考文献 [27,117], 其中相干资源块长度为 $\tau_p = 200$, 正交导频数目为 $\tau_p = 5$, 各 UE 上行导频发射功率 $p'_1 = \dots = p'_K = 100 \text{ mW}$, 各 AP 最大下行数据发射功率为 $\rho_{\text{max}} = 1 \text{ W}$, TIN 参数 $\kappa = 10$, $\mu = 1.8$, UE 处接收噪声功率为 $\sigma_{\text{dl}}^2 = -94 \text{ dBm}$ 。

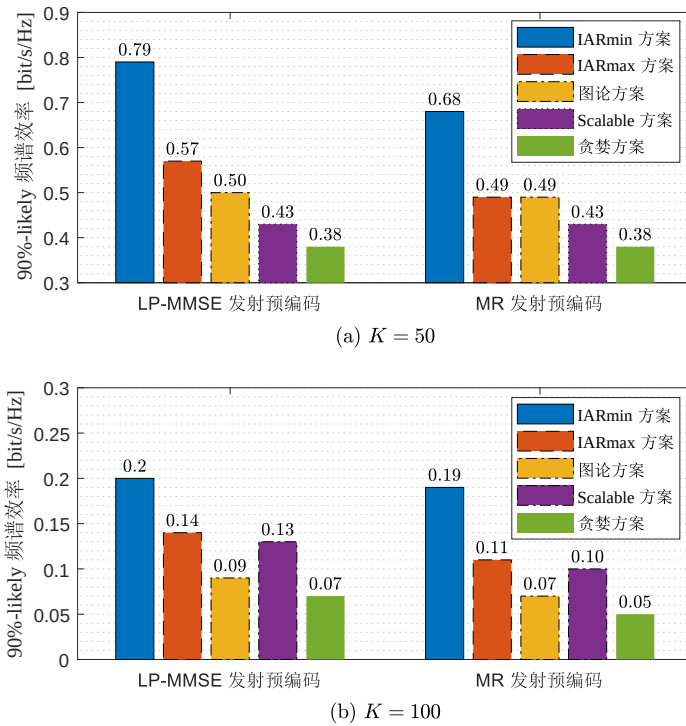


图 4.9 90%-likely 频谱效率与预编码方案、接入方案和 UE 数目

Figure 4.9 90%-likely SE with different precoding schemes, access schemes, and number of UEs.

图 4.8 通过 SE 的 CDF 展示了各接入方案在 UE 数目为 $K = 50$ 时，单位 UE 下行 SE 性能的整体趋势，其中图 4.8 (a) 采用了 LP-MMSE 发射预编码方案，图 4.8 (b) 采用了 MR 发射预编码方案。首先可以观察到的是，IARmin 方案在两种预编码器下的 90%-likely SE（表征 UE 公平性）明显优于 IARsum 方案和其他对比方案。其原因在于两方面，一方面是 MUSA 分配算法保证每个处于劣势信道状况的 UE 至少可以接入一个服务 AP，且同时满足每个 AP 使用每个导频序列最多服务一个 UE；另一方面是在 IARmin 方案下 MUMA 分配算法尽可能地为劣势 UE 接入更多的服务 AP，以促进系统整体的 UE 公平性。IARsum 方案由于在 MUMA 分配过程中缺少了最大-最小 AP 选择调整（即算法 4-2 中的第 6 行至第 17 行），因此在 UE 公平性上逊于 IARmin 方案。但得益于公式 (4-36) 中 IAR 对于干扰关系的精确刻画，IARsum 方案依旧可以分配给各 UE 造成最小导频污染的导频，故而依旧可以获得比其他对比组更高的 90%-likely SE 性能。

图 4.9 对比了各接入方案在不同 UE 数目以及不同发射预编码方案下的 90%-likely SE。图 4.9 (a) 量化展示了图 4.8 中的 90%-likely SE，从中可以看出当 UE 数目为 $K = 50$ 时，IARmin 方案相较于最佳对比方案（即图论方案）在采用 LP-MMSE 预编码和 MR 预编码时分别提升了 58% 和 39% 的 90%-likely SE。图

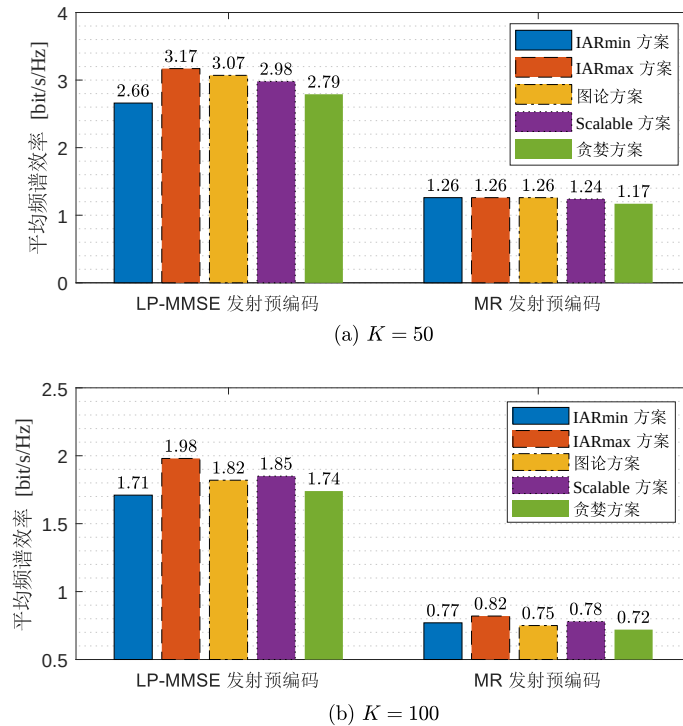


图 4.10 平均频谱效率与预编码方案、接入方案和 UE 数目

Figure 4.10 Average SE with different precoding schemes, access schemes, and number of UEs.

4.9 (b) 则对比了在 UE 数目更多时 ($K=100$) 各接入方案的 90%-likely SE。与图 4.9 (a) 中对应的数值相比, 图 4.9 (b) 中的 90%-likely SE 由于经历了更严重的导频污染而有所降低, 但同时 IARmin 方案的优势也更加凸现出来。更准确地说, 可以观察到 IARmin 方案相较于最佳对比方案 (即 Scalable 方案) 在采用 LP-MMSE 预编码和 MR 预编码时分别提升了 67% 和 90% 的 90%-likely SE。

图 4.10 对比了各接入方案在不同 UE 数目以及不同发射预编码方案下的平均 SE。虽然提高系统的平均 SE 并不是所提 IAMA 方案的主要目标, 但在所有考虑的场景中, IARsum 方案仍然优于其他对比方案。对比图 4.10 (a) 和图 4.10 (b), 可以观察到 IARsum 方案的优势随着 UE 数目的增加而逐渐凸显, 这受益于 MUSA 分配算法对弱势 UE 的保护机制。譬如, 当采用 LP-MMSE 预编码方案时, IARsum 方案的平均 SE 略高于 UE 数目为 $K=50$ 时的最佳的图论方案, 而当 UE 数目提升至 $K=100$ 时, IARsum 方案则相较于最佳的 Scalable 方案提升了 7% 的平均 SE。反观 IARmin 方案, 为了提升 UE 公平性而损失了平均 SE 性能, 因此稍逊于 IARsum 方案, 但在采用 MR 预编码方案时其平均 SE 性能仍旧优于部分对比方案, 这是因为此时弱势 UE 更加依赖于接入更多的服务 AP 来抑制干扰。

4.6 本章小结

本章研究了 CF mMIMO 系统下行传输中的初始接入管理问题，提出了用于刻画系统中各 AP 与 UE 之间干扰关系的 TIN 条件，借助随机几何工具分析了所提 TIN 条件的统计特性，并基于所提 TIN 条件设计了初始接入管理方案，以实现 AP 选择与导频分配。具体而言，本章首先通过 BPP 描述各 AP 与 UE 的分布，并基于该框架分析了在不同系统参数下所提 TIN 条件的成立概率。同时引入了更易于分析处理的 PPP 来近似各节点的分布，推导了基于 PPP 刻画的 TIN 条件成立概率闭合表达式，并验证了在大规模网络中该表达式的准确性。随后，基于 TIN 条件设计了用于描述目标链路强度与最强干扰链路强度关系的干扰感知系数 IAR，并以 IAR 为性能指标，提出了可实现最大化 UE 公平性或最大化平均 SE 的联合 AP 选择与导频分配方案，即 IAMA 方案。仿真结果表明所提 IAMA 方案能够通过有效地分配导频和接入 AP 等接入资源来抑制用户间干扰，从而提升系统的 SE 性能。特别是在密集场景中使用 LP-MMSE 预编码方案时，IAMA 方案相较于对比方案对于 UE 公平性的提升尤为突出。

本章相关研究成果发表在 2022 年的 IEEE International Conference on Communications 会议、2022 年的 IEEE Transactions on Vehicular Technology 期刊、2018 年的 IEEE Communications Letters 期刊和 2018 年的 IEEE Global Communications Conference Workshops 会议。

5 基于检测估计解耦的无线传能物联网初始接入

本章研究 CF mMIMO 系统在无线供能 (wireless powered) 物联网 (Internet of Things, IoT) 场景中的初始接入管理问题, 采用机器学习架构, 通过解耦海量 UE 在接入过程中的活跃检测与信道估计, 提出了面向无线供能 IoT CF mMIMO 系统的海量 UE 接入框架, 包括一种基于深度卷积神经网络的活跃检测方案和一种可实现联合 AP 选择与导频分配的初始接入管理方案。另外, 推导出了在采用 MR 发射预编码时的下行收集能量 (harvested energy) 闭合表达式。仿真结果验证了所推导闭合表达式的准确性, 同时表明所提出的 UE 接入框架可以有效地从海量 UE 中检测出活跃 UE, 并为活跃 UE 分配适当的服务 AP 以及导频序列以进行相干传输, 从而在保证系统服务 UE 容量的同时提升系统的可达 SE 性能。

5.1 引言

在未来的 6G 无线通信中, 能量自持续 (energy self-sustainability, ESS) 的 IoT 是一个典型的应用场景, 可容纳海量的 UE 接入并处理其相应的负载数据, 同时为整个网络中提供更加均匀的服务质量 (quality of service, QoS) [11,104,118]。

ESS 网络可以通过无线传能技术 (wireless power transfer, WPT) 实现, 即网络中的 UE 可以通过收集周边环境中的射频 (radio-frequency, RF) 信号的能量来维持自身的运行 [119–121]。采用 TDD 协议, WPT 技术可以通过时间切换 (time-switching) 在时域上将相干资源块划分为用于能量收集的部分和用于信号传输的部分。而要实现 ESS, 关键在于保证收集到的能量足以弥补 UE 运行所产生的能量损失。针对这一需求, CF mMIMO 系统相较于现有的蜂窝 mMIMO 系统具有天然的优势, 这是因为在 CF mMIMO 系统中, 由拉近 AP 与 UE 之间的平均物理间距所带来的强宏分集增益降低射频能量信号的路径损耗, 从而提升了 UE 处的能量收集效果。因此, 近年来利用 WPT CF mMIMO 的研究引起了学术界的广泛关注 [57,98,122–124], 其中文献 [57] 研究了 WPT CF mMIMO 系统中的最大-最小公平功率控制问题, 文献 [98] 展示了在 WPT IoT 场景中 CF mMIMO 相较于蜂窝 mMIMO 在 SE 与 EE 性能上的优势, 文献 [122] 考虑了 CF mMIMO 系统中同时存在需要 WPT 的 UE 以及不需要 WPT 的 UE 并提出了相应的最大和 SE 功率控制算法, 文献 [123] 提出在 WPT CF mMIMO 系统中使用叠加导频传输以缓解导频污染从而提升能量收集效果以及 SE 性能, 文献 [124] 针对 WPT CF mMIMO 系统提出了一种能量自循环方案能够保证在 UE 最低数据速率的前提下最小化 UE 端的

电池能量损耗。然而，上述研究中各 UE 均通过导频传输来同时完成 UE 的身份鉴别和无线信道的估计，这在 IoT 场景中会造成 UE 接入数量以及 UE 可达 SE 性能之间的不可调和。更准确地说，如果采用正交导频，则网络中的海量 UE 中势必存在数目庞大的导频复用现象从而造成严重的导频污染；而如果采用非正交导频，则尽管每一个 UE 都可以分到唯一的导频序列，但每一个 UE 的 CSI 质量都不可避免地产生恶化，这会严重影响能量收集效果，甚至导致 EES IoT 网络不可运行。

基于此，本章提出在导频序列之外额外添加标识序列（identifier）来解耦接入过程中的 UE 活跃检测与信道估计。具体而言，基于 IoT UE 数据传输的阵发性（sporadic）特征，为每一个 UE 分配唯一的非正交标识序列用于活跃检测，而后为活跃 UE 从彼此正交的导频序列池中挑选一个导频序列用于信道估计，这样便可以在保证系统获取到高质量的 CSI 的同时兼顾海量 IoT UE 的接入。针对多天系统系统中的 UE 活跃检测，无论是蜂窝 mMIMO 系统^[125-128]还是 CF mMIMO 系统^[129-131]，迄今均已有不少的研究工作，其中主要基于跳频（pilot-hopping）^[125,130]、压缩感知^[126-129]以及最大似然检测^[131]等方法。然而，上述方法的线上检测复杂度过高，面对阵发的 IoT 数据存在处理时效性不足的问题。机器学习工具因可以通过线下训练来大幅度降低线上处理的复杂度，被认为是 6G 无线通信的关键使能技术^[118]，其中深度卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）可以有效地识别数据结构并针对特定目标做出响应决策，故而被广泛应用于分类和检测^[63,64]。另外，对于活跃 UE 的 AP 选择以及导频分配，现有的工作^[28,89,90,94]大多将其视为两个独立的过程分而设计，而忽略了在 CF mMIMO 系统中 UE 间的干扰主要是来自于具有相同服务 AP 的 UE 之间的导频复用（见命题 3.3 和命题 4.1）。

综上，本章针对 WPT IoT 场景中的 CF mMIMO 系统，考虑上行导频传输、下行能量传输以及上行数据传输，提出了一种基于机器学习的海量 UE 接入管理框架，其中 UE 活跃检测与信道估计分别在不同的序列信号上通过相应的方案执行。本章的主要创新点罗列如下：

- 针对 WPT IoT 海量 UE 接入，本章提出通过解耦接入过程中的 UE 活跃检测与信道估计来兼顾系统的 UE 接入数量以及 UE 可达 SE 性能；
- 针对 UE 活跃检测，本章提出了两种面向非正交表示序列的活跃检测方案，分别为基于接收强度的活跃检测方案和基于 CNN 的活跃检测方案；
- 针对活跃 UE 接入，本章提出了一种基于竞争机制的联合 AP 选择与导频分配方案，其将服务 AP 和导频的组合视为对象进行联合分配；
- 本章提出了一种面向 WPT 的分式能量与功率分配方案，通过调整能量传输

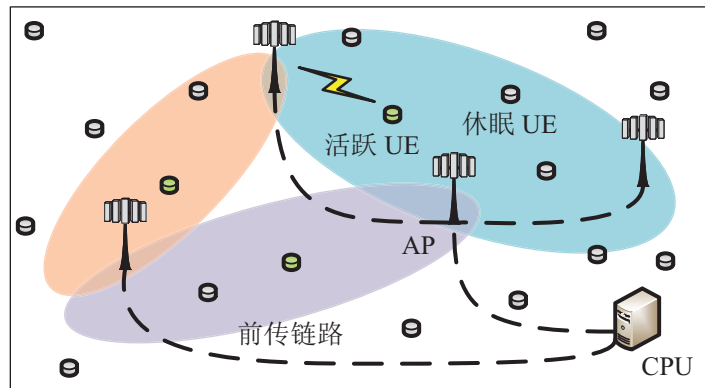


图 5.1 采用 WPT 的物联网 CF mMIMO 系统

Figure 5.1 An illustration of IoT CF mMIMO systems with WPT.

和数据传输的比例可以实现平均 SE 性能的最大化。

- 本章推导出了在采用 MR 发射预编码时的下行收集能量闭合表达式以及在采用 MR 接收合并时的上行可达 SE 闭合表达式。

本章的其余各节内容组织如下：第 5.2 节介绍了本章所考虑的 WPT CF mMIMO 系统模型，包括传输帧结构、传输机制以及采用 MR 信号处理时的下行收集能量和上行可达 SE 闭合表达式。第 5.3 节给出了非正交表示序列设计、基于 CNN 的活跃检测方案以及基于接收信号强度的对比方案。第 5.4 节中给出了面向 IoT 场景的联合 AP 选择与导频分配 UE 接入管理方案。第 5.5 节对所提出的 UE 活跃检测方案以及活跃 UE 接入管理方案的性能进行了数值对比、评估与分析。最后，第 5.6 节对本章内容进行了总结。

5.2 系统模型

考虑如图 5.1 所示的无线供能 IoT CF mMIMO 系统，包含 K 个可无线供能的单天线 UE 以及 L 个多天线 AP，其中每个 AP 装配有 N 根天线。每个 AP 以任意的拓扑形式经由理想的前传网络连接到所属的 CPU 上，并由 CPU 负责协调和辅助处理所有 UE 的信号。在本章所考虑的 IoT 场景中，UE 数目 K 十分庞大，且绝大多数 UE 均处于休眠状态以降低能量消耗，仅有一小部分 UE 在有负载数据需要传输时处于活跃状态，其活跃概率为 ϵ 。令 $\mathcal{K} \subset \{1, \dots, K\}$ 为活跃 UE 集合， $|\mathcal{K}| = K'$ 为活跃 UE 数目。采用块衰落模型，并令 $\mathbf{h}_{kl} \in \mathbb{C}^N$ 表示任一个相干时间块内活跃 UE k 与 AP l 之间的信道响应，且 $\mathbf{h}_{kl}$ 服从空间相关瑞利衰落模型，有：

$$\mathbf{h}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{kl}), \quad (5-1)$$

其中 $\mathbf{R}_{kl} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为空间相关矩阵， $\beta_{kl} \triangleq \text{tr}(\mathbf{R}_{kl})/N$ 为描述路径损耗和阴影衰落的

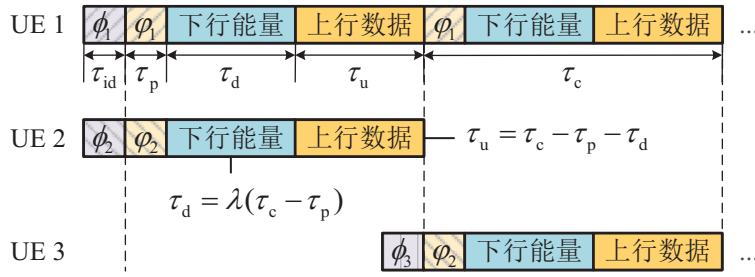


图 5.2 传输帧结构

Figure 5.2 An illustration of the transmission frame.

LSFC。采用以用户为中心的架构，记 $\mathcal{M}_k \subset \{1, \dots, L\}$ 和 $\mathcal{D}_l \subset \{1, \dots, K\}$ 分别为 UE k 的服务 AP 集和 AP l 的服务 UE 集，并引入二元变量 ι_{kl} 标记 AP l 与 UE k 之间服务关系。当 $l \in \mathcal{M}_k$ 时，有 $\iota_{kl} = 1$ ，否则， $\iota_{kl} = 0$ 。

考虑如图 5.2 所示的传输帧结构，其中每一个相干资源块包含 τ_c 个传输符号且在时域上拆分为三份，其中 τ_p 用于传输上行导频， τ_d 用于传输下行能量， τ_u 用于传输上行数据，有 $\tau_c = \tau_p + \tau_d + \tau_u$ 。令 $\lambda = \tau_d / (\tau_u + \tau_d)$ 表示时间切换比，可用于动态调整下行能量和上行数据的传输资源。另外，不同于以往的研究在 MTC 或 IoT 场景中单独使用导频序列来同时承担 UE 活跃检测和信道估计的功能，本章通过在导频序列之外额外添加标识序列来解耦接入过程中的 UE 活跃检测与信道估计。如图 5.2 所示，任一活跃 UE k ， $i = 1, \dots, K$ ，在有数据传输需求时激活，首先广播其专属的标识序列 $\phi_k \in \mathbb{C}^{\tau_{id}}$ ，以便系统通过检测标识信号来判定 UE k 处于活跃状态，并从 τ_p 个正交导频池中选取一个分配给 UE k ，记为 $\varphi_{t_k} \in \mathbb{C}^{\tau_p}$ ，且满足 $\|\phi_k\|^2 = \tau_{id}$ 和 $\|\varphi_{t_k}\|^2 = \tau_p$ 。UE k 在之后的活跃状态下使用导频序列 φ_{t_k} 与其服务 AP 进行相干通信。具体而言，UE k 的服务 AP 通过导频序列 φ_{t_k} 进行信道估计并获得与 UE k 之间的 CSI，并经由下行链路向 UE k 发送经预编码的能量信号，UE k 收集能量并以此经由上行链路发送其数据信号。需要注意的是，各 UE 之间标识序列彼此不同，而导频序列可以复用。另外，由于 IoT 场景中各 UE 的传输并非一直持续而是具有阵发性，因此当 UE k 完成其数据传输而后进入休眠状态，导频序列 φ_{t_k} 则被释放并由系统伺机重新分配给新的活跃 UE。例如，在图 5.2 中，在 UE 2 完成数据传输后，其导频序列 φ_{t_2} 便被重新分配给了 UE 3。

5.2.1 WPT 相干传输

在考虑 WPT 的多天线通信场景中，活跃 UE 传输上行数据所需的能量来自于其在下行链路中的能量收集。高效的相干传输可以提升能量收集的质量，从而提升系统的可达 SE 性能。在 IoT 场景中，尽管仅有一小部分的 UE 处于活跃状态

(例如活跃概率为 $\epsilon \approx 0.01$), 但由于 UE 数目 K 十分庞大, 活跃 UE 数目 K' 依旧大于正交导频数目 τ_p 。因此, 在上行导频传输过程中各 UE 间需要复用同一个正交导频。记 $\mathcal{P}_k$ 为复用导频 t_k 的活跃 UE 集合, 包括 UE k 。在上行导频传输过程中, 集合 $\mathcal{P}_k$ 中的活跃 UE 发射导频 t_k (即 φ_{t_k}), 任一 AP l , $l = 1, \dots, L$ 基于接收到的导频信号, 依据引理 2.2, 计算出信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 的 MMSE 估计值为

$$\hat{\mathbf{h}}_{kl} = \sqrt{\tau_p p'_k} \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{y}_{t_k l}^p \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{B}_{kl}), \quad (5-2)$$

其中 $p'_k \geq 0$ 为 UE k 的上行导频发射功率, $\mathbf{y}_{t_k l}^p$ 为经解扩后的接收导频信号, $\mathbf{\Psi}_{t_k l} = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \tau_p p'_i \mathbf{R}_{il} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N$ 为导频信号 $\mathbf{y}_{t_k l}^p$ 的相关矩阵, $\mathbf{B}_{kl} = \tau_p p'_k \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{R}_{kl}$ 为信道估计 $\hat{\mathbf{h}}_{kl}$ 的相关矩阵。

在获得信道估计值 $\{\hat{\mathbf{h}}_{kl}\}$ 后, 各 AP 对能量信号进行预编码并在下行能量传输过程中向其服务 UE 发射能量信号。记 $s_i \in \mathbb{C}$ 为用于活跃 UE i 的单位功率能量信号, $\mathbf{w}_{kl} = \sqrt{\rho_{kl}} \bar{\mathbf{w}}_{kl} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{w}}_{kl}\|^2\}} \in \mathbb{C}^N$ 为 AP l 为 UE k 挑选的发射预编码向量, 有 $\mathbb{E}\{|s_i|^2\} = 1$, $\mathbb{E}\{\|\mathbf{w}_{kl}\|^2\} = \rho_{kl}$, 其中 ρ_{kl} 为下行发射功率。于是, 活跃 UE k 处的接收能量信号可以表示为:

$$e_k^{\text{dl}} = \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \sum_{i \in \mathcal{K}} \iota_{il} \mathbf{w}_{il} s_i + n_k, \quad (5-3)$$

其中 $n_k \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{\text{dl}}^2)$ 为 UE k 处的接收噪声, σ_{dl}^2 为下行的噪声功率。同时, 各 AP 的发射功率需要满足如下限制:

$$\mathbb{E} \left\{ \left\| \sum_{i \in \mathcal{K}} \iota_{il} \mathbf{w}_{il} s_i \right\|^2 \right\} = \sum_{i \in \mathcal{K}} \iota_{il} \rho_{il} \leq \rho_{\max}, \quad (5-4)$$

其中 $\rho_{\max} \leq 0$ 表示一个 AP 的最大下行发射功率。

由于接收噪声 n_k 的强度相较于能量信号 e_k^{dl} 显得微不足道, 故而参考文献 [132] 和文献 [57], 在计算平均收集能量时忽略接收噪声 n_k 的影响。于是, 在下行能量传输过程中, 活跃 UE k 处收集到的平均能量为

$$\begin{aligned} \bar{E}_k &= \mathbb{E} \left\{ \left| \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \sum_{i \in \mathcal{K}} \iota_{il} \mathbf{w}_{il} s_i \right|^2 \right\} \\ &= \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L \sum_{i \in \mathcal{K}} \sqrt{\frac{\rho_{il} \rho_{ij}}{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{w}}_{il}\|^2\} \mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{w}}_{ij}\|^2\}}} \iota_{il} \iota_{ij} \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_{kl}^H \bar{\mathbf{w}}_{il} \bar{\mathbf{w}}_{ij}^H \mathbf{h}_{kj} \right\}, \end{aligned} \quad (5-5)$$

其中第二个等式成立是因为不同 AP 之间的信道响应与能量信号之间彼此独立。公式 (5-5) 适用于任何发射预编码方案, 如公式 (2-62) 所示的 LP-MMSE 发射预编

码方案以及公式 (2-63) 所示的 MR 发射预编码方案。在采用 MR 接收合并时可以求得公式 (5-5) 中平均收集能量的闭合表达式。

引理 5.1: 在分布式下行能量传输中, 当采用公式 (2-63) 所示的 MR 发射预编码方案 $\bar{\mathbf{w}}_{kl}^{\text{MR}} = \hat{\mathbf{h}}_{kl}$ 时, 可以求得公式 (5-5) 中平均收集能量的闭合表达式为

$$\begin{aligned} \bar{E}_k = & \sum_{l=1}^L \sum_{i \in \mathcal{K}} \frac{\rho_{il}}{\text{tr}(\mathbf{B}_{il})} \iota_{il} \mathbb{E} \{ \mathbf{h}_{kl}^H \bar{\mathbf{w}}_{il} \bar{\mathbf{w}}_{il}^H \mathbf{h}_{kl} \} \\ & + \sum_{l=1}^L \sum_{j=1, j \neq l}^L \sum_{i \in \mathcal{K}} \sqrt{\frac{\rho_{il} \rho_{ij}}{\text{tr}(\mathbf{B}_{il}) \text{tr}(\mathbf{B}_{ij})}} \iota_{il} \iota_{ij} \mathbb{E} \{ \mathbf{h}_{kl}^H \bar{\mathbf{w}}_{il} \} \mathbb{E} \{ \bar{\mathbf{w}}_{ij}^H \mathbf{h}_{kj} \} \end{aligned} \quad (5-6)$$

$$= \sum_{l=1}^L \sum_{i \in \mathcal{K}} \iota_{il} \frac{\rho_{il} \text{tr}(\mathbf{B}_{il} \mathbf{R}_{kl})}{\text{tr}(\mathbf{B}_{il})} + \begin{cases} \left| \sum_{l=1}^L \sum_{i \in \mathcal{K}} \iota_{il} \sqrt{\frac{\rho_{il}}{\text{tr}(\mathbf{B}_{il})}} \text{tr}(\mathbf{B}_{il} \mathbf{R}_{il}^{-1} \mathbf{R}_{kl}) \right|^2 & i \in \mathcal{P}_k \\ 0 & i \notin \mathcal{P}_k. \end{cases} \quad (5-7)$$

证明 引理 5.1 的证明与引理 3.1 的证明类似, 故而在省略。 $\square$

值得注意的是, 在非相干传输中, 各 AP 之间不需要同步且允许传输各自想要传输的能量信号, 此时公式 (5-6) 中的第二项则不复存在。另外, 由于公式 (5-6) 中的第二项恒取非负值, 可知相较于采用非相干传输, 采用相干传输时各 UE 总是能获得更大的平均收集能量。从公式 (5-6) 中可以看出, 所有 AP 发出的所有信号, 包括发射给目标 UE 的目标信号和发射给其他 UE 的干扰信号, 均可被被 UE 收集为能量。此外, 公式 (5-6) 中的第二项来自导频污染, 其一方面降低了信道估计的质量, 但另一方面确实为 UE 带来了一些额外的能量。因此, 仅依据引理 5.1 中的表达式难以判断导频污染是否可以增加平均收集能量。

在收集到能量后, 各活跃 UE 在上行数据传输过程中广播发射其数据信号, 而各 AP 利用在上行导频传输过程中获得的 CSI 设计接收合并向量并做本地的数据估计, 而后将本地的数据估计值通过前传网络汇至 CPU 处做 LSFD 以获得最终的上行数据估计值。具体细节请详见第 2 章的第 2.2 节。经此分布式上行数据处理, 采用引理 2.5 中的 UatF 下界表达式, 可得任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 的上行可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{ul,d}} = \frac{\tau_u}{\tau_c} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_k^{\text{ul,d}} \right) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (5-8)$$

其中, $\text{SINR}_k^{\text{ul,d}}$ 参见公式 (3-8), 其适用于任何接收合并方案, 如公式 (2-41) 所示的 LP-MMSE 接收合并方案以及公式 (2-42) 所示的 MR 接收合并方案。在采用 MR 接收合并时可以求得公式 (5-8) 中的上行可达 SE 的闭合表达式。

5.2.2 能量与功率分配

采用线性能量收集模型^[98], 任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 在长度为 τ_d 传输符号的下行能量传输过程中收集到的总能量为

$$E_k = \eta \tau_d \bar{E}_k, \quad (5-9)$$

其中 $\eta \in [0, 1]$ 为能量转换效率系数。

由于考虑系统中的 UE 可实现能量自持续, 于是用于上行导频传输和上行数据传输的能量不应大于下行能量传输过程中所收集到的总能量。记 $\bar{p}_k \geq 0$ 为活跃 UE k 的最大上行发射功率, 则 $\bar{p}_k$ 需要满足如下功率限制:

$$\tau_p p'_k + \tau_u \bar{p}_k \leq E_k. \quad (5-10)$$

对于下行能量传输, 考虑文献 [27] 中的可扩展下行 FPA 方案:

$$\rho_{kl} = \begin{cases} \rho_{\max} \frac{(\beta_{kl})^\gamma}{\sum_{i \in \mathcal{D}_l} (\beta_{il})^\gamma}, & k \in \mathcal{D}_l \\ 0, & k \notin \mathcal{D}_l \end{cases}. \quad (5-11)$$

对于上行数据传输, 考虑引理 3.2 中的可扩展上行分式功率控制方案:

$$p_k = \frac{\min_{1 \leq i \leq K} \left(\sum_{l \in \mathcal{M}_i} \beta_{il} \right)^\theta}{\left(\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl} \right)^\theta} \bar{p}_k, \quad (5-12)$$

其中, 活跃 UE k 的最大上行发射功率为 $\bar{p}_k$, 指数项 $\theta \in [0, 1]$ 用于调节功率控制的模式。

5.3 基于卷积神经网络的 UE 活跃检测方案

当某一个活跃 UE k 有上行负载数据要传输时, 该 UE 首先广播其专属的标识序列 ϕ_k , 而系统中的各 AP 则通过检测接收到的标识信号来判定 UE k 的活跃性。

5.3.1 非正交标识序列设计

由于信道在时域和频域的自然变化导致了相干时频资源有限, 因而在 IoT 场景中为海量 UE 各自分配一个正交的标识序列是不可行的。又由于正确地识别活跃 UE 是后续的能量收集以及数据传输的前提, 因而不应允许各 UE 彼此之间复

用正交标识序列以尽量避免造成误识别。综上，本章采用非正交的标识序列设计。由于本章的重点在于 UE 活跃检测方案的设计，因而本小节仅介绍一种利用组合数来构造标识序列的方案。

记 $\phi_k \triangleq \sqrt{\tau_{\text{id}}/m} [\phi_{k1}, \dots, \phi_{k\tau_{\text{id}}}]^T \in \mathbb{C}^{\tau_{\text{id}}}$ 为 UE k 的标识序列，其中 $m \leq \tau_{\text{id}} \leq \tau_{\text{c}}$ 。另外， ϕ_k 的 τ_{id} 个元素中，有 m 个元素取值为 1，其余 $\tau_{\text{id}} - m$ 个元素取值为 0，满足 $\sum_{n=1}^{\tau_{\text{id}}} \phi_{kn} = m$, $k = 1, \dots, K$ 。于是，共可产生 $C(\tau_{\text{id}}, m)$ 个唯一的标识序列，其中 $C(\tau_{\text{id}}, m)$ 表示从 τ_{id} 个不同元素中取出 k 个元素的组合数。通过上述描述可知，可以通过从独立同分布的伯努利分布（Bernoulli distribution）采样来获得非正交标识序列，其中任一 $\phi_{kn} = 1$ 的概率为 m/τ_{id} ， $\phi_{kn} = 0$ 的概率为 $1 - m/\tau_{\text{id}}$ 。

一旦活跃 UE 广播了其标识序列，各 AP 则根据接收到的标识信号进行联合的活跃性检测。本节后续提供了两种活跃性检测方案。

5.3.2 基于信号强度的活跃检测方案设计

引入二元变量 δ_k 标记 UE k 的活跃性。当 UE k 活跃时，有 $\delta_k = 1$ ，否则， $\delta_k = 0$ 。某一活跃 UE k 广播其标识信号 ϕ_k ，任一 AP l , $l = 1, \dots, L$ ，处经解扩后得到的标识信号为：

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{kl}^{\text{id}} &= \sqrt{\frac{p_{\text{id}}}{\tau_{\text{id}}}} \sum_{i=1}^K \delta_i \mathbf{h}_{il} \phi_i^T \phi_k^* + \mathbf{n}_{kl} \\ &= \sqrt{\tau_{\text{id}} p_{\text{id}}} \sum_{i=1}^K \delta_i \mathbf{h}_{il} \frac{\hat{m}_{ik}}{m} + \mathbf{n}_{kl}, \end{aligned} \quad (5-13)$$

其中 p_{id} 为 UE 的标识发射功率， $\hat{m}_{ik} = \phi_i^T \phi_k^* m / \tau_{\text{id}}$ ， $\mathbf{n}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_N)$ 为接收噪声， σ_{ul}^2 为上行的噪声功率。随后，各 AP 将其解扩后的标识信号通过前传网络汇至 CPU 处，并计算判断 UE k 在各个 AP 处信号功率之和来判断 UE k 的活跃性：

$$\begin{aligned} \mathcal{Y} &\triangleq \sum_{l=1}^L \text{tr} \left(\mathbb{E}_{\mathbf{h}} \left\{ \|\mathbf{y}_{kl}^{\text{id}}\|^2 \right\} \right) \\ &= \tau_{\text{id}} p_{\text{id}} \sum_{l=1}^L \beta_{kl} + \tau_{\text{id}} p_{\text{id}} \sum_{l=1}^L \sum_{i=1, i \neq k}^K \delta_i \beta_{il} \left(\frac{\hat{m}_{ik}}{m} \right)^2 + L \sigma_{\text{ul}}^2, \end{aligned} \quad (5-14)$$

其中 $\mathbb{E}_{\mathbf{h}} \{\cdot\}$ 标识对信道响应以及噪声取期望。由于 CPU 处没有 $\{\delta_k\}$ 和 $\{\hat{m}_{ik}\}$ 的先验信息，因此只能根据如下的统计信息作出假设：

$$\bar{\mathcal{Y}} = \mathbb{E} \{\mathcal{Y}\} = \tau_{\text{id}} p_{\text{id}} \sum_{l=1}^L \beta_{kl} + \tau_{\text{id}} p_{\text{id}} \epsilon \sum_{l=1}^L \sum_{i=1, i \neq k}^K \beta_{il} \left(\frac{\mathbb{E} \{\hat{m}_{ik}\}}{m} \right)^2 + L \sigma_{\text{ul}}^2, \quad (5-15)$$

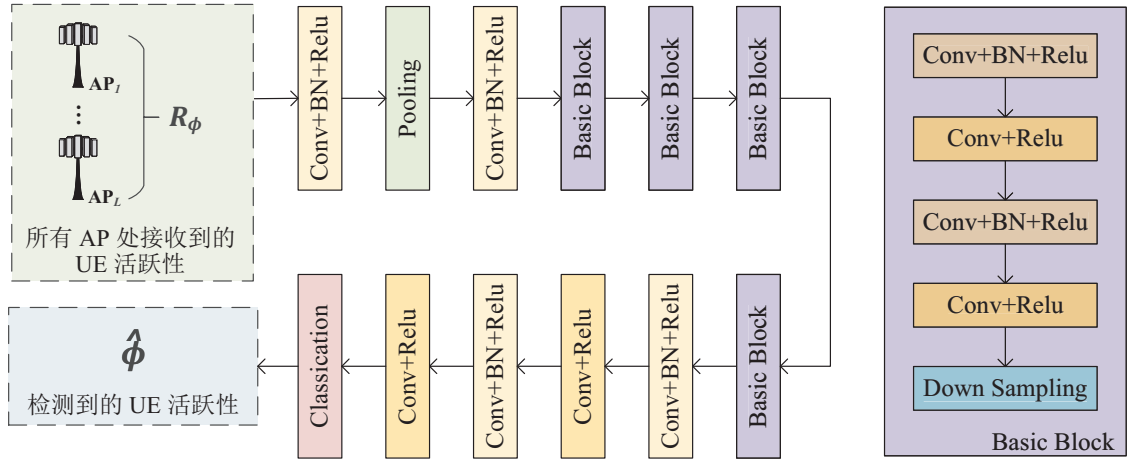


图 5.3 面向非正交标识序列的 UADNet 检测网络

Figure 5.3 UADNet for non-orthogonal identifier sequences.

其中 $\mathbb{E}\{\hat{m}_{ik}\} = \sum_{n=1}^{m-1} n \frac{C(m,n)C(\tau_{id}-m, m-n)}{C(\tau_{id}, m)}$, 第二个等号源于 $\mathbb{E}\{\delta_k\} = \epsilon$ 。令 $\mathcal{H}_0$ 表示假设 UE k 处于休眠状态成立, $\mathcal{H}_1$ 表示假设 UE k 处于活跃状态成立, 于是在两种可能假设下, $\bar{\mathcal{Y}}$ 有以下取值:

$$\bar{\mathcal{Y}}_{|\mathcal{H}_0} = \tau_{id} p_{id} \epsilon \sum_{l=1}^L \sum_{i=1, i \neq k}^K \beta_{il} \left(\frac{\mathbb{E}\{\hat{m}_{ik}\}}{m} \right)^2 + L\sigma_{ul}^2, \quad (5-16)$$

$$\bar{\mathcal{Y}}_{|\mathcal{H}_1} = \tau_{id} p_{id} \sum_{l=1}^L \beta_{kl} + \tau_{id} p_{id} \epsilon \sum_{l=1}^L \sum_{i=1, i \neq k}^K \beta_{il} \left(\frac{\mathbb{E}\{\hat{m}_{ik}\}}{m} \right)^2 + L\sigma_{ul}^2. \quad (5-17)$$

显然, 在标识发射功率 $p_{id} > 0$ 的条件下, 总有 $\bar{\mathcal{Y}}_{|\mathcal{H}_1} > \bar{\mathcal{Y}}_{|\mathcal{H}_0}$ 成立。于是, CPU 可以仅简单通过对比 $\mathcal{Y}$ 与 $\bar{\mathcal{Y}}_{|\mathcal{H}_0}$ 来判定任一 UE K 的活跃性, 若满足 $\mathcal{Y} > \bar{\mathcal{Y}}_{|\mathcal{H}_0}$, 则判定 UE k 处于活跃状态; 否则, 则判定 UE k 处于休眠状态。

5.3.3 基于 CNN 的活跃检测方案设计

结合 CNN 架构, 本小节提出了一种面向非正交标识序列的 UADNet 检测网络。相较于之前所提基于信号强度的检测方案或基于压缩感知方法的检测方案, UADNet 检测网络具有更高的检测精度或更低的在线计算复杂度。

如图 5.3 所示, 所提 UADNet 检测网络以接收到的标识张量 $\mathbf{R}_\phi$ 为输入, 以检测到的活跃性标签 $\hat{\phi}$ 为输出, 包含了池化层 (pooling)、分类层 (classification), 多个基本块 (basic block) 层, 以及卷积 (convolution, Conv)、线性整流 (rectified linear unit, ReLU) 激活函数、批处理归一化 (batch normalization, BN) 所组合成的功能单元 “Conv+BN+RelU” 和 “Conv+RelU”。其中,

每个基本块包含两个“Conv+BN+ReLU”、两个“Conv+ReLU”以及一个下采样(down sampling)单元,每个卷积层使用相同数量的卷积核,而不同的卷积核对应不同的特征(feature)。针对每个特征图,使用大小为 3×3 的滑动卷积以获取目标特征。

如图 5.3 所示,在所提 UADNet 检测网络中,接收到的标识张量在通过 UADNet 的主体前首先需要进行归一化。而后, UADNet 检测网络通过四个具有强大拟合能力的基本块,可以从归一化标识张量信息中检测出活跃 UE。随后,在 UADNet 检测网络的尾部,采用全连接层来构成分类层以实现分类功能,其中最后一层的输入和输出连节点数目分别为 $0.25\tau_{id}LD$ 和 K ,其中 D 为 UADNet 网络中卷积层的特征数目。具体而言,所提 UADNet 检测网络可以表述为 $\hat{\phi} = f(\mathbf{R}_{\phi}, \Theta)$,其中 Θ 表示 UADNet 网络的模型参数,而输出标签 $\hat{\phi}$ 可以表示为一个独热(one-hot)向量 $e_k = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]$,其中第 k 个位置的取值为 1,其他位置的取值为 0。

为评估所提 UADNet 检测网络的性能,采用一系列 CNN 网络和全连接的深度神经网络(deep neural network, DNN)作为基线方案。在每一次仿真实验中,可以通过大颗粒度地优化输入网络的小批量(mini-batch)规模大小、优化器以及学习率(learning rate)以获得更高的分类精度。

对于传统的 UE 活跃检测方案,其检测性能瓶颈在于过高的计算复杂度,使其难以应对海量 UE 的阵发性数据传输需求。在所提的 UADNet 检测方案中,计算复杂度主要来自于前向传播和后向传播两个部分。在网络的训练阶段, UADNet 的计算复杂度为

$$O(2st\tau_{id}L(\kappa^2(N_B + 2.25)D^2 + 0.25DK)), \quad (5-18)$$

其中 s 表示批处理的规模大小, t 表示迭代数目, κ^2 表示卷积核(kernel)的大小, K_B 表示基本块层的数目。

5.4 面向 IoT 场景的初始接入管理方案

当系统检测到 UE k 处于活跃状态后,即可为活跃 UE k 分配接入资源,即用于相干通信的服务 AP 和用于进行信道估计的导频序列。但由于接入资源有限,针对活跃 UE k 的接入管理仍需满足假设 3.1 的要求,即在 AP 选择以及导频分配的过程中保证每个 UE 选择至少一个 AP 为其服务,且每个 AP 通过一个导频序列最多服务一个 UE。于是,本章提出了一种基于竞争机制的联合 AP 选择与导频分配初始接入管理方案,其目的在于为活跃 UE k 分配潜在干扰最小的导频 φ_i 以及

在满足假设 3.1 的前提下从使用导频 φ_t 的 AP 中为活跃 UE k 尽可能多地选择服务 AP。假设 AP l 已经使用导频 φ_t 服务活跃 UE k' ，若活跃 UE k 要选择 AP l 作为其服务 AP，则活跃 UE k 需要与活跃 UE k' 进行竞争。若活跃 UE k 与 AP l 之间的 LSFC β_{kl} 大于活跃 UE k' 与 AP l 之间的 LSFC $\beta_{k'l}$ ，则活跃 UE k 赢得了竞争并将 AP l 纳入其服务 AP 集 $\mathcal{M}_k$ ，而活跃 UE k' 则将导频 φ_t 与 AP l 的组合 (t, l) 纳入其黑名单 $\mathcal{B}_{k'} \subset C = \{(t, l) : t = 1, \dots, \tau_p, l = 1, \dots, L\}$ 并在之后的接入过程中不再考虑导频-AP 组合 (t, l) ，其中集合 C 包含了为所有可能的导频-AP 组合。这是因为已经存在活跃 UE k 相较于活跃 UE k' 拥有更好的信道状况，因而活跃 UE k' 在之后不会再赢得任何一场关于导频-AP 组合 (t, l) 的竞争。另外，若一旦 $|\mathcal{B}_{k'}| = \tau_p L - 1$ ，便意味着活跃 UE k' 已经输掉了其所参与的所有竞争。此时将活跃 UE k 纳入白名单 $\mathcal{W}$ ，并令 $\mathcal{B}_{k'}$ 之外仅剩的唯一导频-AP 组合为活跃 UE k' 的导频和服务 AP，且 UE k' 将一直持有该导频和 AP 并不再参与之后的任何一场竞争，直到其完成数据传输并进入休眠状态。白名单 $\mathcal{W}$ 的存在避免了处于劣势位置的 UE 从服务中掉线。

记 $\mathcal{U} \subset \{1, \dots, K\}$ 为尚未完成联合 AP 选择与导频分配的有序活跃 UE 集合，其在所提初始接入方案开始时初始化为 $\mathcal{U} = \mathcal{K}$ 。另外，前述其他参数在所提 AP 选择方案开始时分别初始化为： $\mathcal{W} = \emptyset$ ， $\mathcal{M}_k = \emptyset$ 和 $\mathcal{B}_k = \emptyset$ ， $k \in \mathcal{K}$ 。本章所提联合 AP 选择与导频分配初始接入管理方案通过以下步骤执行：

1. 取集合 $\mathcal{U}$ 中的第一个活跃 UE k ，有 $k = [\mathcal{U}]_1$ 。针对所有可能导频-AP 组合 $(t, l) \in C$ ，计算 $\text{tr}(\Psi_{tl})/\beta_{kl}$ ，其中 $\Psi_{tl} = \sum_{i \in \mathcal{P}_t} \tau_p p_i' \mathbf{R}_{il} + \sigma_{\text{ul}}^2 \mathbf{I}_N$ ，集合 $\mathcal{P}_t = \{i : t_k = t\}$ 包含了当前所有复用导频 φ_t 的活跃 UE。
2. 寻找集合 $C \setminus \mathcal{B}_k$ 中与活跃 UE k 之间 $\text{tr}(\Psi_{tl})/\beta_{kl}$ 最小的导频

$$\varphi_t = \arg \max_{(s, j) \in C \setminus \mathcal{B}_k} \frac{\text{tr}(\Psi_{sj})}{\beta_{kj}}. \quad (5-19)$$

如果当 AP l 没有使用导频 φ_t 服务任何活跃 UE，则将导频 φ_t 分配给活跃 UE k ，并将 AP l 纳入活跃 UE k 的服务 AP 集，有 $\varphi_{t_k} \leftarrow \varphi_t$ 和 $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{M}_k \cup \{l\}$ ，然后活跃 UE k 重复步骤 4 继续竞争获得更多的服务 AP；否则，活跃 UE k 则需要首先竞争获得导频 φ_t ，这一过程详见步骤 3。

3. 记此时 AP l 用导频 φ_t 服务的活跃 UE 为 UE k' 。若 $\beta_{kl} > \beta_{k'l}$ ，则活跃 UE k 赢得了竞争，于是 AP l 转而使用导频 φ_t 服务活跃 UE k ，活跃 UE k' 将导频-AP 组合 (t, l) 纳入其黑名单 $\mathcal{B}_{k'}$ ，而活跃 UE k 重复步骤 4 继续竞争获得更多的服务 AP；否则，活跃 UE k 将导频-AP 组合 (t, l) 纳入其黑名单 $\mathcal{B}_k$ 并返回步骤 2 寻找另一个导频序列，直到活跃 UE k 进入白名单，即 $k \in \mathcal{W}$ 。在 $k \in \mathcal{W}$ 的情况下，活跃 UE k 将选择集合 $C \setminus \mathcal{B}_k$ 中仅剩的导频-AP 组合 (t, l) 。

算法 5-1：联合 AP 选择与导频分配初始接入管理方案执行步骤

输入: $\{\beta_{kl} : \forall k, l\}$
 输出: $\{\mathcal{M}_k : \forall k\}, \{\varphi_{t_k} : \forall k\}$
 初始化: $\mathcal{U} = \mathcal{K}, \mathcal{W} = \emptyset, \{\mathcal{M}_k = \emptyset, \forall k\}, \{\mathcal{B}_k = \emptyset : \forall k\}, C = \{(t, l) : \forall t, \forall l\}$

```

1  for  $k \in \mathcal{U}$  do
2      repeat
3          确定活跃 UE  $k$  的候选导频-AP 组合集  $C_k \leftarrow C \setminus \{\bar{\mathcal{M}}_k \cup \mathcal{B}_k\}$ , 其中集合
               $\bar{\mathcal{M}}_k = \{(t_k, l) : l \in \mathcal{M}_k\}$ ;
4          if  $C_k = \emptyset$  then
5              中断 repeat 循环;
6          else if  $k \in \mathcal{W}$  then
7              记  $\{(t', l')\} = C_k$ , 活跃 UE  $k$  分配到导频  $\varphi_{t'}$  并选择 AP  $l'$ , 有
               $\varphi_{t_k} \leftarrow \varphi_{t'}$  和  $\mathcal{M}_k \leftarrow \{l'\}$ ;
              中断 repeat 循环;
9          else
10             if 活跃 UE  $k$  尚未分配到导频 then
11                 寻找导频-AP 组合  $(t, l) = \arg \max_{(s, j) \in C \setminus \mathcal{B}_k} \text{tr}(\Psi_{s, j}) / \beta_{k, j}$ ;
12             else
13                 寻找导频  $\varphi_t = \arg \max_j \text{tr}(\Psi_{t, j}) / \beta_{k, j}$ ;
14             暂将 AP  $l$  纳入活跃 UE  $k$  的服务 AP 集, 有  $\mathcal{M}_k \leftarrow \mathcal{M}_k \cup \{l\}$ ;
15             if AP  $l$  已经使用导频  $\varphi_t$  服务某一活跃 UE, 记为 UE  $k'$  then
16                 寻找 UE  $k^* = \arg \min_{i \in \{k, k'\} \setminus \mathcal{W}} \beta_{i, l}$ ;
17                 if  $k^* \neq k$  then
18                     将导频  $\varphi_t$  分配给活跃 UE  $k$ , 有  $\varphi_{t_k} \leftarrow \varphi_t$ ;
19                     UE  $k^*$  将导频-AP 组合  $(t, l)$  纳入其黑名单, 有
                      $\mathcal{B}_{k^*} \leftarrow \mathcal{B}_{k^*} \cup \{(t, l)\}$ ;
20                     if  $|\mathcal{B}_{k^*}| = \tau_p L - 1$  then
21                         将 UE  $k^*$  纳入白名单, 有  $\mathcal{W} \leftarrow \mathcal{W} \cup \{k^*\}$ ;
22                     将 AP  $l$  移出 UE  $k^*$  的服务 AP 集, 有  $\mathcal{M}_{k^*} \leftarrow \mathcal{M}_{k^*} \setminus \{l\}$ ;
23             until repeat 循环被中断;

```

至此, 活跃 UE k 完成了其联合 AP 选择与导频分配, 有 $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus \{k\}$ 。

4. 当活跃 UE k 分配到导频 φ_t , 活跃 UE k 需要和集合 $\mathcal{P}_t$ 中的活跃 UE 们竞争服务 AP。与步骤 3 类似, AP 优先服务信道状况较好的 UE。于是, 对于集合 $\mathcal{P}_t$ 中任一活跃 UE k' , 记其服务 AP 为 AP l , 若 $\beta_{kl} > \beta_{k'l}$, 则 AP l 转而使用导频 φ_t 服务活跃 UE k , 活跃 UE k' 将导频-AP 组合 (t, l) 纳入其黑名单 $\mathcal{B}_{k'}$; 否则, 活跃 UE k 将导频-AP 组合 (t, l) 纳入其黑名单 $\mathcal{B}_k$ 。至此, 活跃 UE k 完成了其联合 AP 选择与导频分配, 有 $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus \{k\}$ 。
5. 返回步骤 1 为下一个 UE 分配导频以及接入 AP, 直到 $\mathcal{U} = \emptyset$ 。

上述过程的伪代码详见算法 5-1。

5.5 仿真结果与分析

考虑 $50 \times 50 \text{ m}^2$ 的正方形覆盖区域，并采用环绕技术来使其近似为一个无限大网络。正方形覆盖区域内部署有 L 个多天线 AP，每个 AP 都装配有 N 根天线，组成半波长的均匀间距线列阵。考虑 IoT 场景，在覆盖区内有 $K' = 20$ 个活跃 UE，对应活跃 UE 密度为 $8 \times 10^4 \text{ UE/km}^2$ 。这意味着当活跃概率 $\epsilon = 0.01$ 时，覆盖范围内共有 $K = 2 \times 10^4$ 个 UE，对应 UE 密度为 $8 \times 10^6 \text{ UEs/km}^2$ 。

若非特别标明，在本小节所采用的仿真参数参考文献 [57,98]，其中相干资源块长度为 $\tau_p = 200$ ，正交导频数目为 $\tau_p = 10$ ，各 UE 上行导频发射功率 $p'_1 = \dots = p'_K = -40 \text{ dBm}$ ，各 AP 最大下行数据发射功率为 $\rho_{\max} = 5 \text{ W}$ ，能量转换效率系数 $\eta = 0.3$ ，UE 和 AP 处接收噪声功率均为 $\sigma_{\text{ul}}^2 = \sigma_{\text{dl}}^2 = -92 \text{ dBm}$ 。

关于 CNN 的仿真数据由 PyCharm Community Edition（Python 3.7 环境）获得，其中仿真平台包含一颗基本频率为 3.6GHz 的英特尔（Intel）i7-9700K 处理器，一块英伟达（Nvidia）GeForce RTX 2080Ti 显卡和大小为 32 GB 的随机存取存储器。在该平台和仿真环境下，CNN 网络的平均运行时间为 0.11 秒。

5.5.1 基于 CNN 的 UADNet 检测方案性能分析

首先，图 5.4 评估了所提基于 CNN 的 UADNet 检测方案的检测性能，以误检测概率为性能指标，其定义为检测过程中出现误差的概率。考虑两种标识序列，其结构分别为长度为 $\tau_{\text{id}} = 20$ 的标识序列中有 $m = 3$ 个元素取值为 1 其余取值为 0 和长度为 $\tau_{\text{id}} = 50$ 的标识序列中有 $m = 2$ 个元素取值为 1 其余取值为 0。这两种表示序列结构分别可以产生 $C(20, 3) = 1140$ 和 $C(50, 2) = 1225$ 个唯一的标识序列。考虑所提出的基于信号强度的活跃检测方案为对比方案，在图 5.4 中标记为“信号强度方案”。在图 5.4 中，首先可以观察到在所考虑的每个仿真设置中，所提 UADNet 检测方案的误检测概率均小于基于信号强度的检测方案的误检测概率。另外，可以看到随着 AP 数目 L 的增加，两种检测方案的误检测概率均有所下降，这得益于多 AP 协作带来的分集增益。分别对比图 5.4 (a) 和图 5.4 (b) 以及图 5.4 (c) 和图 5.4 (d)，可以观察到在活跃 UE 数目 K' 较小时有较高的检测精度。这是因为在活跃 UE 数目 K' 越小，各个活跃 UE 所使用的标识序列之间彼此正交的概率就越大，从而降低了误检测概率。分别对比图 5.4 (a) 和图 5.4 (c) 以及图 5.4 (b) 和图 5.4 (d)，可以观察到在具有接近的唯一标识序列数目的情况下，对比标识序

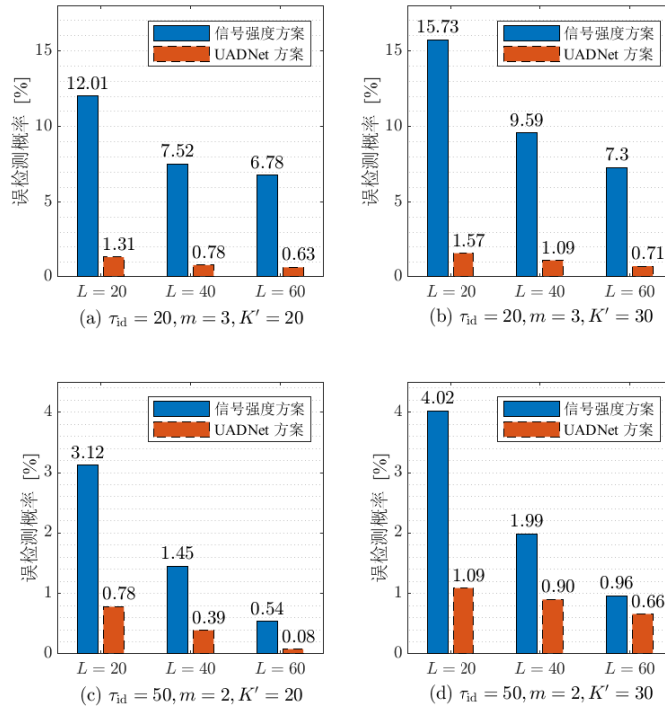


图 5.4 误检测概率与活跃检测方案、活跃 UE 数目、AP 数目和标识序列数目

Figure 5.4 Error probability with different activity detection schemes, numbers of active UEs, numbers of APs, and numbers of unique identifier sequences.

列结构 $\tau_{id} = 50, m = 2$ 和标识序列结构 $\tau_{id} = 20, m = 3$ ，采用前者能够获得更高的检测精度。其原因在于采用前者时，各个活跃 UE 所使用的标识序列之间彼此正交的概率更大。这意味着通过设计更精细的标识序列结构，可以进一步提高所提 UADNet 检测网络的检测性能。

5.5.2 无线功能 IoT 场景中去蜂窝架构性能分析

本小节展示了在所考虑的无线功能 IoT 应用场景中，相比较于以网络为中心的蜂窝架构，以用户为中心的去蜂窝架构所具有的可达 SE 优势。在蜂窝小区架构中，任一活跃 UE 选择能够最大化其可达 SE 的 AP 作为其唯一的服务 AP，并由该 AP 负责其所有的信号传输服务。在这种情况下，信号处理过程可以通过服务 AP 自身所获得的 CSI 在本地进行，从而无需与 CPU 进行任何信息交互。在本小节之后关于去蜂窝架构和蜂窝架构的 SE 性能对比中，两种架构均采用所提的 UADNet 检测方案来检测活跃 UE。而针对活跃 UE 的接入管理，去蜂窝架构采用本章所提的联合 AP 选择与导频分配方案，蜂窝架构则采用文献 [53] 中的 AP

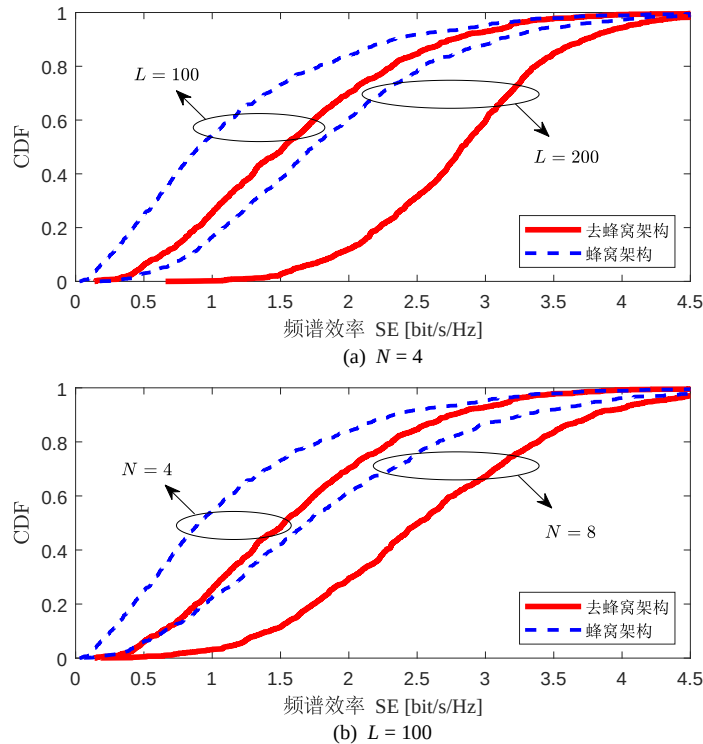


图 5.5 SE 的 CDF 与活跃 UE 数目和单位 AP 天线数目

Figure 5.5 CDF of SE with different numbers of APs and numbers of antennas per AP.

选择与导频分配方案。

图 5.5 通过 SE 的 CDF 展示了在无线供能 IoT 场景中去蜂窝架构与蜂窝架构的 SE 性能对比。在图 5.5 中, 考虑 LP-MMSE 发射预编码和 LP-MMSE 接收合并并分别用于下行能量传输和上行数据传输, 功率控制系数 $\theta = 1$ 以及时间切换比 $\lambda = 0.1$ 。另外, 还考虑了三种不同的 AP 数目 L 和单位 AP 天线数目 N 的组合, 即 $(L, N) \in \{(100, 4), (200, 4), (100, 8)\}$, 分别记为 AP 配置 1, 配置 2 以及配置 3。其中, 图 5.5 (a) 考虑了配置 1 和配置 2, 着重于体现 AP 数目 L 对两种网络架构的 SE 性能影响, 而图 5.5 (b) 考虑了配置 1 和配置 3, 着重于体现单位 AP 天线数目 N 对两种网络架构的 SE 性能影响。通过图 5.5 中首先可以观察到, 在三种 AP 配置中, 去蜂窝结构的 SE 性能均优于蜂窝架构。具体而言, 相比较于蜂窝架构, 去蜂窝架构在三种 AP 配置中分别将用户体验速率 (即 95%-likely SE) 提升了 0.31 bit/s/Hz, 1.00 bit/s/Hz 和 0.70 bit/s/Hz。这说明在当前仿真环境下 AP 数目 L 对于可达 SE 性能的影响比单位 AP 天线数目 N 的影响更大, 这也可以通过分别观察图 5.5 (a) 和图 5.5 (b) 的对比可以直观看出。这是因为在所考虑的无线供能 IoT 场景中, 各 UE 收集到的能量多少直接决定了其发射数据的功率大小, 而增加 AP 数目 L 能够有效地提升去蜂窝架构的宏分集增益, 即降低活跃 UE 与 AP

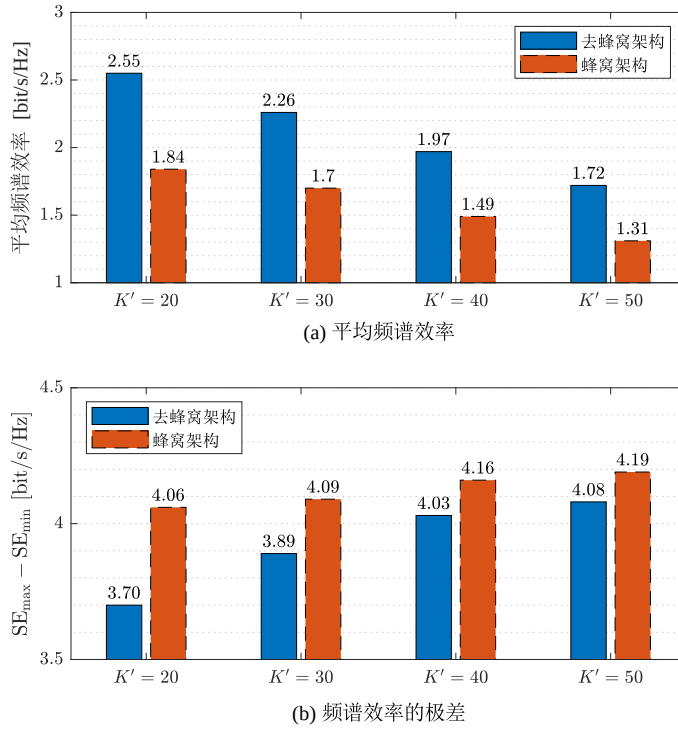


图 5.6 平均 SE 和 SE 的极差与活跃 UE 数目和网络架构

Figure 5.6 Average SE and range of SE with different numbers of active UEs and network architectures.

之间的平均距离，从而提升能量收集性能以及可达 SE 性能。

图 5.6 着重从平均 SE 和 SE 的极差两个角度分别展示了活跃 UE 数目 K' 在无线供能 IoT 场景中对去蜂窝架构与蜂窝架构的影响，其中平均 SE 体现了系统的整体 SE 性能，而 SE 的极差体现各 UE 之间的公平性。在图 5.6 中，考虑 LP-MMSE 发射预编码和 LP-MMSE 接收合并， $L = 100$ 个 $N = 8$ 天线 AP，功率控制系数 $\theta = 1$ 以及时间切换比 $\lambda = 0.1$ 。通过图 5.6 (a) 可以看出，考虑平均 SE 性能，去蜂窝架构要优于蜂窝架构，且随着活跃 UE 数目 K' 的增加，网络中的用户间干扰愈发严重，使得去蜂窝架构和蜂窝架构的平均 SE 均有所降低。此外，可以注意到去蜂窝架构相对于蜂窝架构的优势随着活跃 UE 数目 K' 的增加而逐渐降低，如在 $K' = 20$ 时去蜂窝架构相比较于蜂窝架构获得了 38.59% 的平均 SE 提升，而这一提升在 $K' = 50$ 时变成了 31.30%。这是因为当系统变得拥挤时，各个活跃 UE 到其最近服务 AP 的平均距离会响应缩短，而各个 AP 也更倾向于服务其周边的活跃 UE，这使得各个 UE 的最近服务 AP 对于该 UE 可达 SE 的影响逐渐提升，从而缩小了去蜂窝架构和蜂窝架构之间的平均 SE 差距。在图 5.6 (b) 中可以观察到，随着活跃 UE 数目 K' 的增加，各个活跃 UE 的平均服务 AP 数目相应减少，这使得去蜂窝架构和蜂窝架构中各活跃 UE 之间的 SE 极差均有所增加。

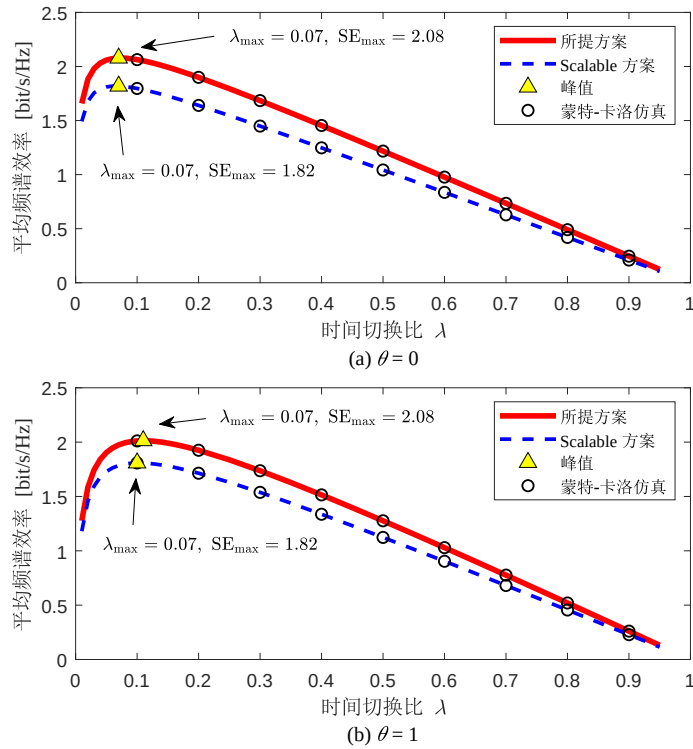


图 5.7 平均 SE 与接入方案和时间切换比

Figure 5.7 Average SE with different access schemes and time switch ratios.

5.5.3 联合 AP 选择与导频分配方案性能分析

由于前文已经展示了在考虑的无线供能 IoT 场景中所提 UADNet 检测网络以及去蜂窝架构的优势，于是本小节的讨论将集中于评估所提联合 AP 选择与导频分配方案的性能，分析各类系统参数如功率控制系数 θ 和时间切换比 λ 对系统性能的影响，以及考虑 MR 发送预编码和 MR 接收合并验证引理 5.1 中所推导的平均收集能量闭合表达式的紧密性。

图 5.7 对比了所提联合 AP 选择与导频分配方案（标记为“所提方案”）与文献 [27] 中的初始接入方案（标记为“Scalable 方案”）的平均 SE 性能，并在 $\theta = 0$ 和 $\theta = 1$ 两种功率控制模式下分析时间切换比 λ 对于两种接入方案平均 SE 性能的影响。首先可以观察到，借由引理 5.1 获得的平均 SE 分析数值与其蒙特-卡洛仿真值十分吻合，从而验证了引理 5.1 所推导的平均收集能量闭合表达式的紧密性。随后，可以观察到平均 SE 是时间切换比 λ 的凹函数，即在 $\lambda \rightarrow 0$ 和 $\lambda \rightarrow 1$ 时平均 SE 性能均产生了恶化。这是因为当时间切换比 λ 过小时，用于下行能量传输的时间太短而导致收集到的能量不足以供应后续的上行导频传输和上行数据传输；而 λ 过大则会导致收集到过多不必要的能量以至于没有时间传输负载数据。

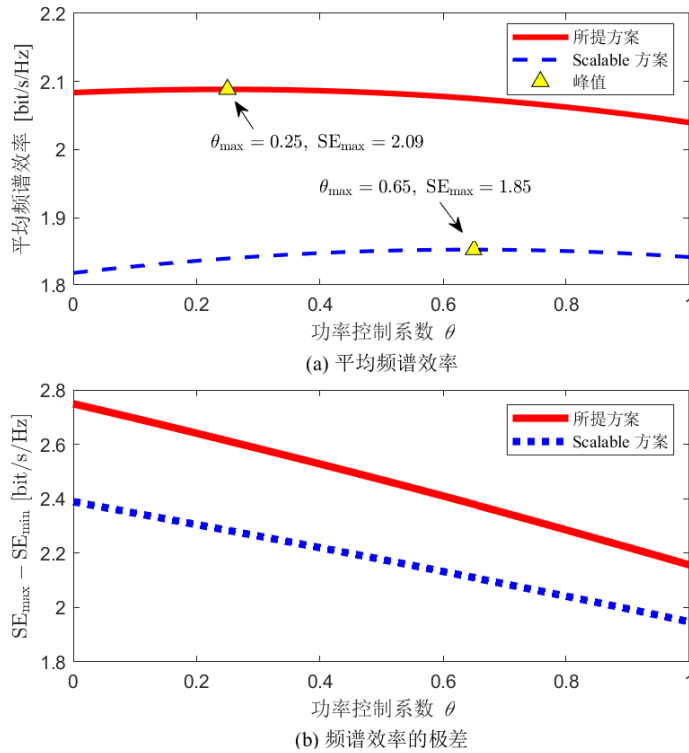


图 5.8 平均 SE 和 SE 的极差与接入方案和功率控制系数

Figure 5.8 Average SE and range of SE with different access schemes and power control parameters.

因而, 存在一个时间切换比 $\lambda_{\max} \in (0, 1)$ 使得下行能量传输与上行数据传输所用的时间达到一个最佳平衡, 从而最大化系统的平均 SE 性能。另外, 可以明显看出所提方案在平均 SE 性能上优于对比组 Scalable 方案, 这得益于所提方案联合考虑了 AP 选择和导频分配结果可能产生的潜在干扰, 并允许活跃 UE 在满足假设 3.1 的前提下选择尽可能多的服务 AP, 从而提升活跃 UE 的可达 SE 性能。对比图 5.7 (a) 和图 5.7 (b), 可以看到在 $\lambda = 1$ 时两种接入方案的最佳时间切换比 $\lambda_{\max}$ 均大于 $\lambda = 1$ 时的最佳时间切换比, 这意味着当优先考虑活跃 UE 之间的公平性时, 需要收集更多的能量来实现系统的最大平均 SE。此外, 为了尽可能实现 UE 公平性, 在 $\lambda = 1$ 时两种接入方案的最大平均 SE 均小于 $\lambda = 0$ 时的最大平均 SE。另外, 通过对比图 5.6 (a) 和图 5.7 (b), 可以观察到在活跃 UE 数目 $K' = 20$ 、功率控制系数 $\theta = 1$ 、时间切换比 $\lambda = 0.1$ 时, LP-MMSE 信号处理机制可以获得 2.55 bit/s/Hz 的平均 SE, 而 MR 信号处理机制可以获得的平均 SE 为 2.01 bit/s/Hz, 说明在所考虑的无线供能 IoT 场景中 LP-MMSE 信号处理机制相较于 MR 信号处理机制具有更好的可达 SE 性能。

随后, 图 5.8 着重展示了功率控制系数 θ 在无线供能 IoT 场景中对两种接

入方案的影响, 其中考虑了平均 SE 和 SE 的极差两个性能指标, 时间切换比 $\lambda = 0.1$ 。与图 5.7 类似, 可以看出所提方案在各活跃 UE 的公平性上同样优于对比组 Scalable 方案。另外, 从图 5.8 (a) 可以观察到平均 SE 是上行功率控制系数 θ 的凹函数, 而非随着上行发射功率的增加而单调增加。这是因为当 $\theta \rightarrow 0$, 每个活跃 UE 都使用其最大功率发射上行数据时, 各活跃 UE 之间的用户间干扰会增加, 从而降低 AP 处接收数据信号的信噪比。而通过图 5.8 (b) 可以观察到, 功率控制系数 θ 越大, SE 的极差越小, 各活跃 UE 之间的公平性越高。其原因在于当 $\theta \rightarrow 1$ 时, 由公式 (5-12) 和引理 3.2 可知, 各活跃 UE 与其服务 AP 之间的 LSFC 差距由传输功率补齐, 从而促进了各活跃 UE 之间的公平性。

5.6 本章小结

本章研究了 CF mMIMO 系统无线供能 IoT 场景中的初始接入管理问题, 提出了将 UE 活跃检测与信道估计功能解耦的初始接入策略, 其中所有 UE 各分得唯一的非正交标识序列以用于活跃检测, 而检测出的活跃 UE 则复用彼此正交的导频序列以用于信道估计。具体而言, 本章首先提出了一种面向非正交标识序列的 UADNet 检测网络, 该网络基于深度 CNN 架构, 以接收到的标识序列张量为输入, 经过线下训练后可以快速地完成线上 UE 活跃检测。随后, 针对活跃 UE, 本章提出了一种基于竞争机制的联合 AP 选择与导频分配方案, 能够为活跃 UE 在分配最小潜在干扰的导频序列的同时, 尽可能多地为其选择服务 AP 以提升分集增益。仿真结果表明所提 UADNet 检测方案相较于基于接收信号强度的检测方案能够大幅度的降低误检测概率, 以及去蜂窝架构在无线供能 IoT 场景中相较于蜂窝架构在可达 SE 性能方面占据优势。另外, 还在各种系统参数下验证了所推导的下行收集能量闭合表达式的准确性、展示了所提联合 AP 选择与导频分配方案相较于对比方案的可达 SE 性能优势、并就最大化平均 SE 给出了多项系统参数的优化建议。

本章相关研究成果发表在 2020 年的 China Communications 期刊。

6 基于稀疏优化的初始接入与收发机联合设计

本章研究 CF mMIMO 系统在分级信号处理架构下的初始接入管理与收发机联合设计问题,采用稀疏优化工具,建模带有非光滑稀疏诱导函数的数据 MSE 最小化问题并提出基于分块坐标下降法(block coordinate descent, BCD)和近似点梯度法(proximal gradient method)的求解算法,以实现在限制各 UE 服务 AP 数量的同时最大化各 UE 的可达 SE。另外,针对下行数据传输,提出一种基于上下行对偶特性的近优 LSFP(virtually optimized large-scale fading precoding, V-LSFP)传输方案,以填补 CF mMIMO 系统下行分级传输机制的空白。仿真结果表明,V-LSFP 可以有效地提升下行用户体验速率,而得益于恰当地降低了不必要的信号处理和信令传输开销,所提出的稀疏分级信号处理机制相较于现有的 LSFD/LSFP 机制可以实现大约 98% 的可达 SE 性能以及大约 2-4 倍的 EE 性能。

6.1 引言

随着移动通信终端设备数量的持续增长^[133],学术界和工业界不仅要关注信息可以“传多少”和“传多快”,还要从 EE 的角度关注信息可以“传得多绿色”。这一观念上的转变使得 EE 这一性能指标开始逐步变得同 SE 一样重要^[134]。蜂窝 mMIMO 作为 5G 的关键物理层技术,能够同时提升 SE 和 EE 性能^[6,7,15,16]。展望未来,日益增长的小区间干扰、终端间路径损耗以及基站设备内部的硬件功耗将成为限制 SE 和 EE 的主要原因^[135]。而要解决上述瓶颈问题,实现 6G 愿景中相较于 5G 的 100 倍网络 EE 和 3 倍 SE,则需要采用更加密集化的网络基础设施部署,通过“以用户为中心”的 CF 运行模式提供泛在的网络覆盖,从而提升网络的 SE 和 EE 性能^[22,105,136]。

由于采用了 UE-AP-CPU 的分层架构,CF mMIMO 系统中的信号处理任务可以通过不同的方式分配给 AP 和 CPU 执行^[51,53]。如第 2 章所述,依据分配给 AP 处理的任务数量,CF mMIMO 的信号处理方式可以分为集中式和分布式。尽管集中式操作相较于分布式操作具有更高的用户体验速率(即 95%-likely SE),但所需的计算复杂度以及所产生的前传链路负载也更高。相较之下,如图 6.1 所示的分布式操作,采用了分级信号处理架构,即各 AP 负责信道估计以及本地的信号处理,而 CPU 仅基于各 AP 反馈的信道大尺度统计信息来进行信息的解码与编码。这种分级信号处理框架最初提出于蜂窝 mMIMO 的小区间干扰消除相关研究中,分别被称为上行 LSFD^[52]和下行 LSFP^[54,55]。文献提出了面向 CF mMIMO 系

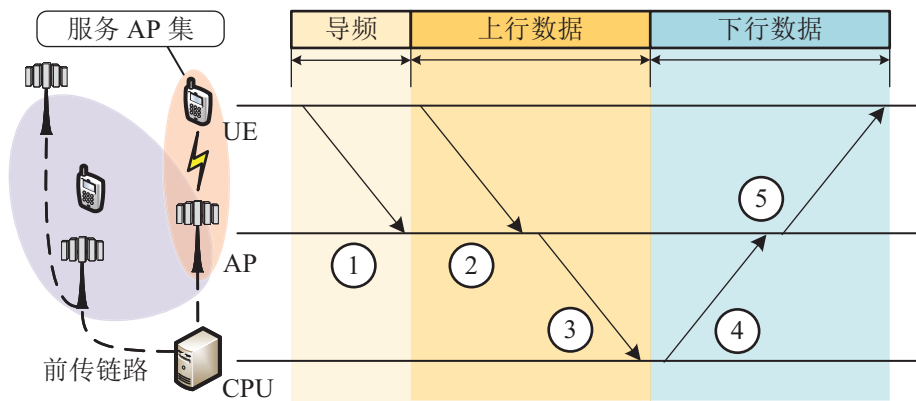


图 6.1 采用分布式传输的 CF mMIMO 系统: 信号处理任务在 AP 和 CPU 处分别执行, 包括 1) 信道估计, 2) 本地接收合并, 3) 数据估计, 4) 数据编码 5) 本地发射预编码

Figure 6.1 An illustration of CF mMIMO systems with distributed operation, where the signal processing tasks are divided between the APs and the CPU as indicated for 1) channel estimation, 2) local receive combining, 3) data decoding, 4) data encoding, and 5) local transmit precoding.

统的上行 LSFD^[51], 而针对 CF mMIMO 下行分级信号处理的研究, 目前仍处空白。

另外, 尽管与集中式操作相比, CF mMIMO 的分布式操作可以在信息速率和计算复杂度之间取得很好的折中^[19], 但其原始形态 (即推论 2-39 中的 O-LSFD) 并不能能效优先 (energy efficient)。这是因为 O-LSFD 采用了 AP-UE 全关联^[51,53], 即每个 AP 均需要服务所有的 UE, 而事实上一个 AP 并没有必要去耗费其功率、计算和前传链路资源去服务一个与自身之间信道状况并不好的远端 UE, 且该 UE 周边另有信道状态更好的服务 AP^[26]。换句话说, CF mMIMO 的分布式架构导致其所有 AP 和 UE 之间的信道强度呈现稀疏性。先前的研究大多建议先进行 AP 选择, 而后基于 AP 选择结果在计算 LSFD 向量的时候仅考虑部分 AP 所产生的影响, 如本文第 3 章所提出的 P-LSFD。然而, 将 AP 选择作为一个独立于 LSFD 设计之外的组合问题, 于“最大化 SE”这一 LSFD 的设计目标而言是次优的。于是, 本文提出将 AP 选择作为上行 LSFD 和下行 LSFP 设计的一部分, 采用稀疏优化来进行 AP 选择和分级信号处理的联合设计, 其中稀疏优化方法已被广泛应用于无线通信领域, 包括随机接入^[137]、活跃性检测^[138] 以及 AP 休眠状态选择^[139]。

为此, 本章提出了一种能效优先的 CF mMIMO 分级信号处理架构, 包括了基于稀疏优化的 AP 选择和 LSFD/LSFP 联合设计和基于上下行对偶的下行 V-LSFP 设计。本章的主要创新点如下:

- 基于稀疏优化, 本章提出了一种具有稀疏性的分级信号处理机制, 通过建模带有非光滑稀疏诱导函数的 MSE 最小化问题来将 LSFD/LSFP 向量上数值较

小的权值置零;

- 针对所建模的稀疏优化问题, 本章提出了基于分块坐标下降法和近似点梯度法的求解方法, 由于可获得每次更新迭代的闭合表达式, 故而相较于常用的 CVX 优化工具^[140]具有更快的求解速度;
- 基于上下行对偶性, 本章提出了一种下行 V-LSFP 传输方案, 相较于现有的 FPA 对比方案^[27,141]可以提升 95%-likely SE 至 1.7 倍;
- 本章将所提出的稀疏分级信号处理机制与全关联的^[51]以及部分关联的^[19,28]分级信号处理架构机制进行对比, 表明所提出的稀疏方案能够在几乎不损失系统 SE 性能的同时大幅度提升系统的 EE 性能。

本章的其余各节内容组织如下: 第 6.2 节介绍了本章所考虑的 CF mMIMO 系统模型。第 6.3 节详细展示了上行 LSFD 的传输过程。第 6.4 节给出了稀疏问题的建模以及求解算法。第 6.5 节给出了下行 V-LSFP 的传输设计, 并将上行的稀疏方案扩展至下行。第 6.6 节中给出了一种通用的功率损耗模型以及 EE 的详细定义。第 6.7 节对比评估了所提出的稀疏分级信号处理机制的 SE 和 EE 性能。最后, 第 6.8 节对本章内容进行了总结。

6.2 系统模型

考虑如图 6.1 所示的分布式 CF mMIMO 系统, 包含 K 个单天线 UE 以及 L 个多天线 AP, 其中每个 AP 装配有 N 根天线。采用以用户为中心的架构, 即每个 UE 仅受到一个的特定子集的 AP 服务, 称为该 UE 的服务 AP 集。各 UE 依据其信道质量以及业务需求选择其服务 AP 集, 且不同 UE 的服务 AP 集或有重叠。本章将通过稀疏优化来优化这些子集的选择, 于第 6.4 节详述。当前, 记 $\mathcal{M}_k \subset \{1, \dots, L\}$ 和 $\mathcal{D}_l \subset \{1, \dots, L\}$ 分别为 UE k 的服务 AP 集和 AP l 的服务 UE 集。另外, 所有 AP 均通过前传网络链接到所属的 CPU, 并由 CPU 负责协调各 AP 处理所有 UE 的信号。

采用 TDD 协议以及块衰落模型以描述无线传播信道^[70], 并记 AP l 与 UE k 之间的信道响应为 $\mathbf{h}_{kl} \in \mathbb{C}^N$, 且在大小为 τ_c 的相干资源块内保持恒定。在不同的相关资源块内, 信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 彼此独立, 且服从公式 (2-5) 所示的空间相关瑞利分布:

$$\mathbf{h}_{kl} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{kl}), \quad (6-1)$$

其中 $\mathbf{R}_{kl} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为空间相关矩阵, 有 $\beta_{kl} \triangleq \text{tr}(\mathbf{R}_{kl})/N$ 为描述路径损失和阴影衰落的 LSFC。不同 AP 与 UE 之间的衰落信道彼此独立, 且假设大尺度信道统计信息 $\{\mathbf{R}_{kl}\}$ 和 $\{\beta_{kl}\}$ 已知。

如图 6.1 所示, 仅考虑上行与下行数据传输, 即在每个相干资源块中, 有 τ_p 用于上行导频信号传输, 有 τ_u 用于上行数据传输, 而剩余的 $\tau_d = \tau_c - \tau_p - \tau_u$ 则用于下行数据传输。采用第 2 章第 2.2 节所提的分级信号处理方案, 即只有数据的解码和编码在 CPU 处进行, 而其他的信号处理任务则在各 AP 处完成。

在上行导频传输中, 各 UE 自 τ_p 个彼此正交的导频序列中分配到一个导频序列并通过上传信道发送其导频信号, 而各 AP 则基于接收到的导频信号进行信道估计并获得相应的 CSI, 有 $\tau_p < K$ 。记 t_k 为分配给 UE k 的导频序号, $\mathcal{P}_k$ 为复用导频 t_k 的 UE 集合, 包括 UE k 。集合 $\mathcal{P}_k$ 中的 UE 发射导频 t_k , 则 AP l 处经解扩后得到的导频信号为:

$$\mathbf{y}_{t_k l}^p = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \sqrt{\tau_p p'_i} \mathbf{h}_{il} + \mathbf{n}_{t_k l}, \quad (6-2)$$

其中 $p'_i \geq 0$ 为 UE k 的上行导频发射功率, $\mathbf{n}_{t_k l} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 为接收噪声, σ_{ul}^2 为上行的噪声功率。由引理 2.2 可知, 信道 $\mathbf{h}_{kl}$ 的 MMSE 估计值为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{kl} = \sqrt{\tau_p p'_k} \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{y}_{t_k l}^p \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \mathbf{B}_{kl}), \quad (6-3)$$

其中 $\mathbf{\Psi}_{t_k l} = \sum_{i \in \mathcal{P}_k} \tau_p p'_i \mathbf{R}_{il} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N$ 为导频信号 $\mathbf{y}_{t_k l}^p$ 的相关矩阵, $\mathbf{B}_{kl} = \tau_p p'_k \mathbf{R}_{kl} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{R}_{kl}$ 。公式 (6-2) 中对于导频 t_k 的复用, 造成了导频污染。

6.3 基于 LSFD 机制的上行数据传输

为了更好地展示本章所提出的最小化数据 MSE 的 S-LSFD 机制设计, 本节详细介绍了分布式上行传输的详细过程细节, 并展示了最大化可达 SE 与最小化数据 MSE 之间的联系。

具体而言, 在上行数据传输过程中, 任一 AP $l, l = 1, \dots, L$, 接收到了来自所有 UE 的叠加数据信号:

$$\mathbf{y}_l^u = \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_{il} s_i + \mathbf{n}_l, \quad (6-4)$$

其中 $s_i \in \mathbb{C}$ 为 UE i 所发送的数据信号, $p_i = \mathbb{E}\{|s_i|^2\}$ 为其相应的发射功率, $\mathbf{n}_l \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N)$ 为接收噪声。随后, AP l 为其服务 UE k 选取归一化的本地接收合并向量 $\mathbf{v}_{kl} = \bar{\mathbf{v}}_{kl} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|_2^2\}} \in \mathbb{C}^N$, 并计算出目标数据 s_k 的本地估计值:

$$\hat{s}_{kl} = \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{y}_l^u. \quad (6-5)$$

可以选择公式 (2-37) 中的 L-MMSE 本地接收合并方案

$$\bar{\mathbf{v}}_{kl} = p_k \left(\sum_{i=1}^K p_i (\widehat{\mathbf{h}}_{il} \widehat{\mathbf{h}}_{il}^H + \mathbf{R}_{il} - \mathbf{B}_{il}) + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_N \right)^{-1} \widehat{\mathbf{h}}_{kl}, \quad (6-6)$$

其可以抑制干扰并最小化本地数据 MSE $\mathbb{E}\{|s_k - \widehat{s}_{kl}|^2 | \{\widehat{\mathbf{h}}_{il} : \forall i\}\}$ 。另外也可以选择公式 (2-42) 中的 MR 接收合并方案 $\bar{\mathbf{v}}_{kl} = \widehat{\mathbf{h}}_{kl}$ 。需要注意的是, 对于任一 UE k , 尽管理论上所有 AP 关于 UE k 的合并向量均 $\mathbf{v}_{kl} \neq \mathbf{0}$, $l = 1, \dots, L$, 但只有 UE k 的服务 AP 集 $\mathcal{M}_k$ 中的 AP 需要计算合并向量 $\mathbf{v}_{kl}$ 。

随后, 各 AP 将其本地数据估计值 $\{\hat{s}_{kl}\}$ 发送至 CPU 处, 而 CPU 则通过线性加权合并本地估计 $\{\hat{s}_{kl}\}$ 以获得目标数据 s_k 的最终估计值:

$$\hat{s}_k = \sum_{l=1}^L a_{kl}^* \hat{s}_{kl} = \sum_{l=1}^L a_{kl}^* \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{y}_l^{\text{ul}}, \quad (6-7)$$

其中 $a_{kl} \in \mathbb{C}$ 为 CPU 分配给本地估计值 $\hat{s}_{kl}$ 的加权系数。在 LSFD 机制中, 为避免在前传网络中传递庞大的瞬时信道估计信息, CPU 选择权重 $\{a_{kl}\}$ 作为信道统计信息的确定性函数^[19]。给定一组 LSFD 权重 $\{a_{kl}\}$, 只有 LSFD 权重 $\{a_{kl}\} \neq 0$ 的 AP 为 UE k 的服务 AP, 需要参与到 UE k 的解码过程中, 有 $\mathcal{M}_k = \{l : a_{kl} \neq 0\}$ 。

令 $\mathbf{g}_{ki} = [\mathbf{v}_{k1}^H \mathbf{h}_{i1}, \dots, \mathbf{v}_{kL}^H \mathbf{h}_{iL}]^T \in \mathbb{C}^L$ 表示各 AP 接收到 UE k 的信号时针对 UE i 的接收合并信道响应, 以及 $\mathbf{a}_k = [a_{k1}, \dots, a_{kL}]^T \in \mathbb{C}^L$ 表示 UE k 的 LSFD 权重向量, 则公式 (6-7) 中目标数据 s_k 的最终估计值可以重写为

$$\widehat{s}_k = \mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk} s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{ki} s_i + n'_k, \quad (6-8)$$

其中 $n'_k = \sum_{l=1}^L a_{kl}^* \mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{n}_l$ 为等效接收噪声。CPU 处没有公式 (6-8) 的等效上行信道响应 $\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk}$ 的瞬时值, 但若选择如上所述的本地接收合并方案, 则等效信道的均值 $\mathbb{E}\{\mathbf{a}_k^H \mathbf{g}_{kk}\} = \mathbf{a}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}$ 为非零的确定值。故而, 可以认为 CPU 能够获得这些等效信道的均值。基于此, 并采用引理 2.5 中的 UatF 下界表达式, 可得任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 的上行可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{ul,d}} = \frac{\tau_u}{\tau_c} \log_2 (1 + \text{SINR}_k^{\text{ul}}) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (6-9)$$

其中

$$\text{SINR}_k^{\text{ul,d}} = \frac{|\mathbf{a}_k^H \boldsymbol{\xi}_k|^2}{\mathbf{a}_k^H \Delta_k \mathbf{a}_k - |\mathbf{a}_k^H \boldsymbol{\xi}_k|^2} = \frac{|\mathbf{a}_k^H \boldsymbol{\xi}_k|^2}{\mathbf{a}_k^H (\Delta_k - \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^H) \mathbf{a}_k} \quad (6-10)$$

为等效 SINR, 并有

$$\Delta_k = \sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma_{ul}^2 \mathbf{I}_L \in \mathbb{C}^{L \times L}, \quad (6-11)$$

$$\boldsymbol{\xi}_k = \sqrt{p_k} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\} \in \mathbb{C}^L. \quad (6-12)$$

可以观察到公式 (6-10) 中的等效上行 SINR 为 LSFD 向量 $\mathbf{a}_k$ 的广义瑞利商，于是借助广义特征向量引理与矩阵求逆引理（分别见文献 [70] 的引理 B.10 与引理 B.4），可以获得最大化 SINR 的 O-LSFD 权值向量为

$$\mathbf{a}_k^{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{a}_k \in \mathbb{C}^L} \text{SINR}_k^{\text{ul,d}} = c_k \boldsymbol{\Delta}_k^{-1} \boldsymbol{\xi}_k, \quad (6-13)$$

其中 $c_k \in \mathbb{C}$ 为一个任意大小的非零比例系数。通过 O-LSFD 机制得到的 SINR 最大值为 $\text{SINR}_k^{\text{ul,d}} = \boldsymbol{\xi}_k^H (\boldsymbol{\Delta}_k - \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^H)^{-1} \boldsymbol{\xi}_k$ 。

另外，UE k 在数据解码时的上行 MSE 为：

$$\text{MSE}_k^{\text{ul}} = \mathbb{E}\{|s_k - \widehat{s}_k|^2\} = \mathbf{a}_k^H \boldsymbol{\Delta}_k \mathbf{a}_k - 2 \sqrt{p_k} \Re(\mathbf{a}_k^H \boldsymbol{\xi}_k) + p_k. \quad (6-14)$$

通过如下的 LSFD 向量可以最小化公式 (6-14) 中的上行 MSE：

$$\mathbf{a}_k^{\text{mse}} = \arg \min_{\mathbf{a}_k \in \mathbb{C}^L} \text{MSE}_k^{\text{ul}} = \sqrt{p_k} \boldsymbol{\Delta}_k^{-1} \boldsymbol{\xi}_k. \quad (6-15)$$

可以观察到，令公式 (6-13) 中的比例系数 $c_k = \sqrt{p_k}$ ，则有公式 (6-15) 中的 $\mathbf{a}_k^{\text{mse}}$ 等于公式 (6-15) 中的 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$ ，这意味着虽然只有一个 LSFD 向量可以最小化上行 MSE，但可以使用任何比例系数来最大化上行 SINR。于是可以得出如下结论：可以通过最小化 MSE 来求解获得最大化 SINR 的最优 LSFD 向量。本章之后的 LSFD 机制均是基于这一结论而提出。

令 $\mathbf{a} = [\mathbf{a}_1^T, \dots, \mathbf{a}_K^T]^T \in \mathbb{C}^{KL}$ ， $\boldsymbol{\xi} = [\sqrt{p_1} \boldsymbol{\xi}_1^T, \dots, \sqrt{p_K} \boldsymbol{\xi}_K^T]^T \in \mathbb{C}^{KL}$ 以及 $\boldsymbol{\Delta} = \text{diag}(\boldsymbol{\Delta}_1, \dots, \boldsymbol{\Delta}_K) \in \mathbb{C}^{KL \times KL}$ ，可以将所有 UE 的上行和 MSE 表示为：

$$\sum_{k=1}^K \text{MSE}_k^{\text{ul}} = \mathbf{a}^H \boldsymbol{\Delta} \mathbf{a} - 2 \Re(\mathbf{a}^H \boldsymbol{\xi}) + \sum_{k=1}^K p_k. \quad (6-16)$$

回顾公式 (6-14) 可知，任一 UE k 的上行 MSE 仅取决于 UE k 的 LSFD 向量 $\mathbf{a}_k$ 。因此，求解最小化上行和 MSE $\sum_{k=1}^K \text{MSE}_k^{\text{ul}}$ 的最优全体 LSFD 向量 $\mathbf{a}^{\text{opt}}$ 等价于并行求解最小化各 UE 上行 MSE 的 O-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$ ， $k = 1, \dots, K$ 。

6.4 最小化数据 MSE 的稀疏 LSFD 机制设计

通过设计 LSFD 机制可以隐式地实现 UE k 的 AP 选择，即首先假设各 AP 均服务所有 UE 并基于此设计一个合适的 LSFD 向量 $\mathbf{a}_k$ ，然后进让 LSFD 权值非零的 AP 服务 UE k ，有 $\mathcal{M}_k = \{l : a_{kl} \neq 0, l = 1, \dots, L\}$ 。这种方法存在一个问题，即公式 (6-13) 中的 O-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$ 通常只包含非零值元素，这意味所有 AP 必须

服务所有 UE。所幸的是，由于分布式部署的 AP 和 UE 之间天然地存在路径损耗差异，因而 O-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$ 通常仅包含一些数值较大的权值和许多数值很小的权值。基于这一观察，本节提出一种最小化数据 MSE 的 S-LSFD 机制，该机制类似于 O-LSFD 机制，但将 LSFD 向量中数值较小的权值置零，从而极大地限制了各 UE 的服务 AP 的数目。

6.4.1 问题建模

回顾公式 (6-16) 可知，上行和 MSE 为具有全体 LSFD 向量 $\mathbf{a}$ 的二次形式，且全体 O-LSFD 向量 $\mathbf{a}^{\text{opt}}$ 可由最小化上行和 MSE 获得。受此启发，结合稀疏重构 (sparse reconstruction) 方法，可以提出如下通用的实值 MSE 最小化问题：

$$\min_{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{2KL}} \mathbf{a}^T \underline{\Delta} \mathbf{a} - 2\mathbf{a}^T \underline{\xi} + \Omega(\mathbf{a}), \quad (6-17)$$

其中实值变量分别为 $\mathbf{a} = [\mathbf{a}_1^T, \dots, \mathbf{a}_K^T]^T \in \mathbb{R}^{2KL}$ ， $\underline{\xi} = [\sqrt{p_1}\underline{\xi}_1^T, \dots, \sqrt{p_K}\underline{\xi}_K^T]^T \in \mathbb{R}^{2KL}$ 以及 $\underline{\Delta} = \text{diag}(\underline{\Delta}_1, \dots, \underline{\Delta}_K) \in \mathbb{R}^{2KL \times 2KL}$ ，其中

$$\mathbf{a}_k = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{a}_k) \\ \Im(\mathbf{a}_k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2L}, \quad \underline{\xi}_k = \begin{bmatrix} \Re(\underline{\xi}_k) \\ \Im(\underline{\xi}_k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2L}, \quad \underline{\Delta}_k = \begin{bmatrix} \Re(\Delta_k) & -\Im(\Delta_k) \\ \Im(\Delta_k) & \Re(\Delta_k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2L \times 2L}. \quad (6-18)$$

公式 (6-17) 的目标函数中前两项 $\mathbf{a}^T \underline{\Delta} \mathbf{a} - 2\mathbf{a}^T \underline{\xi}$ 表示关于“MSE”的损失函数，为实值变量 $\mathbf{a}$ 的凹函数。而目标函数中的第三项 $\Omega(\mathbf{a})$ 为稀疏诱导函数 (sparsity-inducing function)，其通过设计可以将最优解向量中数值小的权值置零。本章将最小化问题 (6-17) 的解称为 S-LSFD 向量。通过选择不同的稀疏诱导函数 $\Omega(\mathbf{a})$ ，可以在 LSFD 向量 $\mathbf{a}$ 上实现不同的稀疏模式。本节之后的内容将介绍两种关键的稀疏模式。

6.4.2 逐元稀疏性与近似点梯度法

通过使用 ℓ_1 -范数可以在 LSFD 向量上诱导出逐元 (element-wise, EW) 稀疏性，即令稀疏诱导函数

$$\Omega(\mathbf{a}) = \lambda \|\mathbf{a}\|_1, \quad (6-19)$$

其中 $\lambda \geq 0$ 为可调节的 EW 正则化参数。EW 稀疏性背后的物理解释是通过稀疏优化来决定 LSFD 向量中的哪些权值会被保留而不被置零，从而限制每个 AP 服务的 UE 的平均数量。换句话说，EW 稀疏优化可以确定系统中哪些关键的

AP-UE 服务关联会被保留，且在给定 EW 正则化参数 λ 的前提下最小化 MSE。参数 λ 的数值越大，诱导出的 EW 稀疏性越强。当使用公式 (6-19) 中的 EW 稀疏诱导函数，公式 (6-17) 中的优化问题则变为

$$\mathbf{P}^{\text{ew}} : \min_{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{2KL}} \mathbf{a}^T \underline{\Delta} \mathbf{a} - 2\mathbf{a}^T \underline{\xi} + \lambda \|\mathbf{a}\|_1. \quad (6-20)$$

由于 ℓ_1 -范数惩罚项为实值变量 $\mathbf{a}$ 的凸函数，公式 (6-20) 中的 $\mathbf{P}^{\text{ew}}$ 为凸优化问题。而事实上，由于 MSE 损失函数以及稀疏诱导函数均可在各 UE 之间解耦，故而通过并行求解求解如下 K 个子问题：

$$\mathbf{P}_k^{\text{ew}} : \min_{\mathbf{a}_k \in \mathbb{R}^{2L}} f(\mathbf{a}_k) + \lambda \|\mathbf{a}_k\|_1, \quad k = 1, \dots, K \quad (6-21)$$

便可以获得公式 (6-20) 中原始问题 $\mathbf{P}^{\text{ew}}$ 的解，其中 $f(\mathbf{a}_k) = \mathbf{a}_k^T \underline{\Delta}_k \mathbf{a}_k - 2\sqrt{p_k} \mathbf{a}_k^T \underline{\xi}_k$ 。

由于公式 (6-21) 中的子问题 $\{\mathbf{P}_k^{\text{ew}}\}$ 为凸问题，且具有非光滑的稀疏诱导惩罚项，因而可以利用近似点梯度法来有效地求解 $\{\mathbf{P}_k^{\text{ew}}\}$ [142]。

近似点梯度法开始于起始点 $\mathbf{a}_k^0$ ，并通过反复迭代获得一系列的更新点 $\mathbf{a}_k^n$ ，而后逐渐收敛至公式 (6-21) 中优化子问题的最优解，其中 n 为迭代索引，而起始点可以通过其对应的 O-LSFD 向量 $\mathbf{a}_k^{\text{opt}}$ 来初始化。给定第 n 次迭代时获得的更新点 $\mathbf{a}_k^n$ ，可以通过求解如下的近似点问题来获得下一次迭代中的更新点 $\mathbf{a}_k^{n+1}$ ：

$$\min_{\mathbf{a}_k \in \mathbb{R}^{2L}} \frac{1}{2} \|\mathbf{a}_k - G(\mathbf{a}_k^n)\|_2^2 + \mu \lambda \|\mathbf{a}_k\|_1, \quad (6-22)$$

其中 $G(\mathbf{a}_k^n) = \mathbf{a}_k^n - \mu \nabla f(\mathbf{a}_k^n)$ 便是所谓的“梯度更新”，而 μ 是每次梯度下降的步长，其在实际应用中可以通过线搜索计算出 [142]。由于公式 (6-22) 具有强凸性，因而可以求得唯一解 [142]，由如下引理给出。

引理 6.1: 已知 MSE 损失函数 $f(\mathbf{a}_k)$ 的梯度为 $\nabla f(\mathbf{a}_k) = 2\underline{\Delta}_k \mathbf{a}_k - 2\sqrt{p_k} \underline{\xi}_k$ ，可以获得公式 (6-22) 中优化问题的唯一解为：

$$\text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\mathbf{a}_k^n)) = \arg \min_{\mathbf{a}_k \in \mathbb{R}^{2L}} \frac{1}{2} \|\mathbf{a}_k - G(\mathbf{a}_k^n)\|_2^2 + \mu \lambda \|\mathbf{a}_k\|_1, \quad (6-23)$$

由于公式 (6-23) 中的解为 ℓ_1 -范数的邻近算子 (proximal operator)，故而其第 i 个分量， $i = 1, \dots, 2L$ ，可以由下式计算获得 [142]：

$$[\text{Prox}_{\mu, \ell_1}(\mathbf{u})]_i = \text{sign}(u_i) \cdot (|u_i| - \mu)_+. \quad (6-24)$$

证明 引理 6.1 的证明详见文献 [142]，本文在此省略。 $\square$

采用 Nesterov 加速算法 [142]，按照如下方式迭代更新 LSFD 向量：

$$\mathbf{a}_k^{n+1} \leftarrow \text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\hat{\mathbf{a}}_k^n)), \quad (6-25)$$

便可以获得公式 (6-21) 中优化问题 $\mathbf{P}_k^{\text{ew}}$ 的解, 其中 $\hat{\mathbf{a}}_k^n = \mathbf{a}_k^n + \frac{n-1}{n+2}(\mathbf{a}_k^n - \mathbf{a}_k^{n-1})$ 为 Nesterov 步长, 用以加速算法收敛。通过公式 (6-18) 的逆转换, 便可获得复值的 EW S-LSFD 向量。

6.4.3 逐组稀疏性与 BCD 近似点梯度法

尽管 EW 稀疏性限制了一个 AP 服务的 UE 的平均数量, 但不会对 UE 负载如何在 AP 之间分配产生任何倾向。而在实际网络部署中, 考虑到各 UE 的负载不均衡, 存在某些 AP 不需要为任何 UE 提供服务。对于这类 AP, 系统倾向于将其设置为休眠模式以降低功耗。通过向 LSFD 向量引入逐组 (group-wise, GW) 稀疏性可以实现上述目的。更准确地说, 本小节提出使用如下复合 $\ell_1 + \ell_1/\ell_2$ -范数来同时诱导出 EW 和 GW 稀疏性:

$$\Omega(\mathbf{a}) = \gamma \sum_{l=1}^L \|\mathbf{x}_l\|_2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1, \quad \mathbf{x}_l = [\Re(\mathbf{a}_l)^T, \Im(\mathbf{a}_l)^T]^T \in \mathbb{R}^{2K}, \quad (6-26)$$

其中 $\gamma \leq 0$ 为可调节的 GW 正则化参数, $\mathbf{a}_l = [a_{1l}, \dots, a_{KL}]^T \in \mathbb{C}^K$ 为向量 $\mathbf{a}$ 中与 AP l 相关的元素重组构成的子向量。参数 γ 的数值越大, 诱导出的 GW 稀疏性越强。公式 (6-26) 中的第一项为 ℓ_1/ℓ_2 -范数, 其产生的效果类似于对向量 $[\|\mathbf{x}_1\|_2, \dots, \|\mathbf{x}_L\|_2]^T$ 施加 ℓ_1 -范数运算。若 AP l 对于数据解码的影响很小, 则元素 $\|\mathbf{x}_l\|_2$ 的数值就很很小, 而 ℓ_1/ℓ_2 -范数则倾向于将这些数值较小的元素置零 (即将相应的 AP 休眠)。而公式 (6-26) 中的第二项则进一步限制了剩余的各活跃 AP 的服务 UE 数量。于是, 公式 (6-17) 中的优化问题变为

$$\mathbf{P}^{\text{gw}} : \min_{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{2KL}} \mathbf{a}^T \mathbf{A} \mathbf{a} - 2\mathbf{a}^T \mathbf{\xi} + \gamma \sum_{l=1}^L \|\mathbf{x}_l\|_2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1, \quad (6-27)$$

由于复合 $\ell_1 + \ell_1/\ell_2$ -范数惩罚项为实值变量 $\mathbf{a}$ 的凸函数, 公式 (6-27) 中的 $\mathbf{P}^{\text{gw}}$ 为凸优化问题。

需要注意的是, 与公式 (6-20) 中的 EW 案例不同, 公式 (6-27) 中的 ℓ_1/ℓ_2 -范数惩罚项使得优化问题 $\mathbf{P}^{\text{gw}}$ 无法分解为 K 个可以并行求解的子问题。但幸运的是, 优化问题 $\mathbf{P}^{\text{gw}}$ 在各 AP 之间是可分离的, 因此采用 BCD 方法可以保证收敛获得 $\mathbf{P}^{\text{gw}}$ 的全局最优解^[142]。通过观察, 可以将公式 (6-27) 中的原始优化问题重写为

$$\min_{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{2KL}} \left\| \mathbf{\xi} - \sum_{l=1}^L \mathbf{X}_l \mathbf{x}_l \right\|_2^2 + \gamma \sum_{l=1}^L \|\mathbf{x}_l\|_2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1, \quad (6-28)$$

其中有 $\mathbf{X}^T \mathbf{X} = \underline{\mathbf{A}}$, $\mathbf{X}_l \in \mathbb{R}^{2KL \times 2K}$ 为从矩阵 $\mathbf{X}$ 中提取出与第 l 分组 (即 $\mathbf{A}P_l$) 相关的列向量而重组构成的子矩阵, 且有 $\mathbf{X}\underline{\mathbf{a}} = \sum_{l=1}^L \mathbf{X}_l \mathbf{x}_l$ 。另外, 有 $\bar{\boldsymbol{\xi}} = (\mathbf{X}^T)^{-1} \underline{\boldsymbol{\xi}} \in \mathbb{R}^{2KL}$ 。需要注意的是, 公式 (6-28) 与所谓的“稀疏分组 LASSO (sparse-group LASSO) [143]”问题具有相同的形式。因此, 采用 BCD 方法, 通过迭代最小化如下关于第 l 分组的子问题, 同时固定其他组的系数, 可以有效地求解公式 (6-28) 中的优化问题:

$$\mathbf{P}_l^{\text{gw}} : \min_{\mathbf{x}_l \in \mathbb{R}^{2K}} g(\mathbf{x}_l) + \Omega'(\mathbf{x}_l), \quad l = 1, \dots, L, \quad (6-29)$$

其中, 有 $g(\mathbf{x}_l) = \|\mathbf{r}_l - \mathbf{X}_l \mathbf{x}_l\|_2^2$, $\Omega'(\mathbf{x}_l) = \gamma \|\mathbf{x}_l\|_2 + \lambda \|\mathbf{x}_l\|_1$ 以及 $\mathbf{r}_l = \bar{\boldsymbol{\xi}} - \sum_{j \neq l} \mathbf{X}_j \mathbf{x}_j$ 为 $\bar{\boldsymbol{\xi}}$ 减去第 l 分组以外的其他分组的系数之后的剩余部分。通过 $\Omega'(\mathbf{x}_l)$ 可以看出, 在对第 l 分组进行优化时, 其他分组的系数都可以认为是固定不变的, 因而其惩罚项也可以忽略不纳入考虑。

与求解 $\mathbf{P}_k^{\text{ew}}$ 类似, 采用近似点梯度法, 对于第 l 分组的子问题 $\mathbf{P}_l^{\text{gw}}$, 给定第 n 次迭代时获得的更新点 $\mathbf{x}_l^n$, 可以通过求解如下的近似点问题来获得下一次迭代中的更新点 $\mathbf{x}_l^{n+1}$:

$$\min_{\mathbf{x}_l \in \mathbb{R}^{2K}} \frac{1}{2} \|\mathbf{x}_l - G(\mathbf{x}_l^n)\|_2^2 + \mu \Omega'(\mathbf{x}_l), \quad (6-30)$$

其中 $G(\mathbf{x}_l^n) = \mathbf{x}_l^n - \mu \nabla g(\mathbf{x}_l^n)$ 。由于公式 (6-30) 具有强凸性, 因而可以求得唯一解 [142], 由以下引理给出。

引理 6.2: 已知 MSE 损失函数 $g(\mathbf{x}_l)$ 的梯度为 $\nabla g(\mathbf{x}_l) = 2\mathbf{X}_l^T(\mathbf{X}_l \mathbf{x}_l - \mathbf{r}_l)$, 可以获得公式 (6-30) 中优化问题的唯一解为:

$$\text{Prox}_{\mu, \Omega'}(G(\mathbf{x}_l^n)) = \text{Prox}_{\mu\gamma, \ell_2} \circ \text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\mathbf{x}_l^n)), \quad (6-31)$$

其中, 对于任意的函数 f 和 g 有复合函数 $f \circ g(x) \triangleq f(g(x))$, 且有

$$\text{Prox}_{\mu, \ell_2}(\mathbf{u}) = \begin{cases} \frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|_2} (\|\mathbf{u}\|_2 - \mu)_+, & \text{if } \mathbf{u} \neq \mathbf{0}, \\ \mathbf{0}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6-32)$$

为 ℓ_2 -范数的邻近算子 [142] 以及 $\text{Prox}_{\mu, \ell_1}(\mathbf{x})$ 为 ℓ_1 -范数的近端算子, 其在公式 (6-24) 中给出。

证明 引理 6.2 的证明详见附录 3。 □

采用 Nesterov 加速算法 [142], 按照如下方式迭代第 l 分组的 LSFD 分量:

$$\mathbf{x}_l^{n+1} \leftarrow \text{Prox}_{\mu, \Omega'}(G(\hat{\mathbf{x}}_l^n)). \quad (6-33)$$

算法 6-1：连续化策略执行步骤

输入: $\lambda, \bar{\lambda}, \eta \in (0, 1)$
 输出: $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{KL}$

- 1 选择大数值正则化系数 $\lambda' = \bar{\lambda}$;
- 2 (外层循环) **while** $\lambda' \geq \lambda$ **do**
- 3 (内层循环) 求解采用正则化系数 λ' 的稀疏优化问题并更新其解 $\mathbf{a}$;
- 4 **if** $\lambda' = \lambda$ **then**
- 5 └ 中断外层循环;
- 6 **else**
- 7 └ 以比例系数 η 缩小正则化系数 λ' , 有 $\lambda' \leftarrow \max(\eta\lambda', \lambda)$;

随后在优化其他分组的 LSFD 分量时保持 $\mathbf{x}_l$ 固定, 直至下一次迭代, 其中 Nesterov 步长为 $\hat{\mathbf{x}}_l^n = \mathbf{x}_l^n + \frac{n-1}{n+2}(\mathbf{x}_l^n - \mathbf{x}_l^{n-1})$ 。通过迭代求解 $\{\mathbf{P}_l^{\text{sw}} : l = 1, \dots, L\}$, 最终可收敛获得公式 (6-28) 中优化问题的最优解。通过公式 (6-26) 的逆转换, 便可获得复值的 GW S-LSFD 向量。

6.4.4 算法实现

可以注意到, 使用更大的正则化系数 λ 时可以加速 EW 以及 GW 稀疏优化问题求解过程中近似点梯度法的收敛速。基于此, 在采用近似点梯度法的基础上对正则化系数 λ 采用连续化策略 (warm-restart strategy) [144], 以通过求解一系列更易求解的子问题来加速算法的收敛。具体而言, 连续化策略从求解一个采用很大正则化系数 $\bar{\lambda} \gg \lambda$ 的子问题开始, 然后逐步迭代将 $\bar{\lambda}$ 缩小到原本的正则化系数 λ , 并在这个过程中求解相应的子问题。在每次的迭代中, 上一次迭代中子问题的解均用于初始化当前迭代中子问题的优化系数。换句话说, 在本章所考虑的场景中, 连续化策略是在原本的近似点梯度法外侧嵌套了一层循环操作, 具体过程于算法 6-1 中有详细的描述。而在每一层的外侧循环内, 针对 EW 稀疏优化问题 $\mathbf{P}^{\text{ew}}$ 和 GW 稀疏优化问题 $\mathbf{P}^{\text{gw}}$, 均可以通过近似点梯度法进行求解, 其对应的具体求解过程分别于算法 6-2 和算法 6-3 中详述。算法 6-2 和算法 6-3 均可以使用不具备稀疏性的 O-LSFD 向量来进行初始化, 且在满足收敛条件或达到最大迭代次数 $n_{\max}$ 时停止, 其中收敛条件以目标函数值的变化来衡量。这些算法可以由 O-LSFD 向量初始化, 且不具有稀疏性, 当达到最大迭代次数 $n_{\max}$ 或收敛时终止, 以目标函数值的变化来衡量。

算法 6-2: EW 稀疏优化问题 $\mathbf{P}^{\text{ew}}$ 求解步骤

输入: $\underline{\mathbf{A}} \in \mathbb{R}^{2KL \times 2KL}$, $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{KL}$, $\underline{\boldsymbol{\xi}} \in \mathbb{R}^{2KL}$, γ , λ , μ , $n_{\max}$

输出: $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{KL}$

1 **for** UE $k = 1, \dots, K$ **do**

2 初始化迭代索引 $n = 1$;

3 初始化前次迭代中的解 $\underline{\mathbf{a}}_k^- \leftarrow \mathbf{a}_k$;

4 **repeat**

5 计算 Nesterov 步长 $\hat{\mathbf{a}}_k = \underline{\mathbf{a}}_k + \frac{n-1}{n+2}(\underline{\mathbf{a}}_k - \underline{\mathbf{a}}_k^-)$;

6 基于公式 (6-24) 计算邻近算子 $\text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\hat{\mathbf{a}}_k))$;

7 更新当前迭代中的解 $\underline{\mathbf{a}}_k \leftarrow \text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\hat{\mathbf{a}}_k))$;

8 更新前次迭代中的解 $\underline{\mathbf{a}}_k^- \leftarrow \underline{\mathbf{a}}_k$;

9 更新迭代索引 $n \leftarrow n + 1$;

10 **until** $n = n_{\max}$ 或算法收敛;

11 通过公式 (6-18) 的逆转换获得复值解 $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{KL}$ 。

6.5 基于 LSFP 机制的下行数据传输

本节考虑分布式下行传输, 提出了一种进行两阶段信号处理的 LSFP 机制。具体而言, CPU 首先将用于各 UE 的下行数据发送至其服务 AP; 随后各 AP 基于其本地获得信道估计信息设计本地的预编码方案; 最后各 AP 通过设计功率分配系数对数据信息进行加权并发射到其服务 UE。这些功率控制系数可以基于长期的信道统计信息设计, 类似于蜂窝架构中的 LSFP 机制^[54], 不同的是后者针对数据预编码系数进行设计, 而前者是针对功率控制系数进行设计。另外, 本节将本章第 6.4 节中的应用于上行数据传输的稀疏化方案扩展至下行数据传输场景中, 以限制各 UE 的服务 AP 数量以及限制活跃 AP 的数量为目标, 提出了可以实现联合的 AP 选择和 LSFP 处理的稀疏 LSFP (S-LSFP) 机制。

在下行数据传输过程中, 通过构造来自各 AP 的线性合并预编码信号来实现分布式操作。令 $\mathbf{s}_i \in \mathbb{C}$ 表示用于 UE i 的单位功率下行数据信号, 有 $\mathbb{E}\{\|\mathbf{s}_i\|^2\} = 1$, 且不同 UE 之间的数据信号 $\{\mathbf{s}_i : i = 1, \dots, K\}$ 彼此独立。对于任一 AP l , $l = 1, \dots, L$, CPU 将其服务 UE 的数据信号通过前传网络发送到 AP l 处, 而 AP l 对数据信号进行预编码, 构造出如下发送信号:

$$\mathbf{x}_l = \sum_{i=1}^K \sqrt{\rho_{il}} \mathbf{w}_{il} \mathbf{s}_i \quad (6-34)$$

其中 $\mathbf{w}_{il} = \bar{\mathbf{w}}_{il} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{w}}_{il}\|_2^2\}} \in \mathbb{C}^N$ 为 AP l 为 UE i 挑选的归一化预编码向量, 有 $\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{w}}_{il}\|_2^2\} = 1$ 。归一化预编码向量 $\bar{\mathbf{w}}_{il}$ 可以有任意大小的模值, 而其长期信号功率为单位功率。这说明 $\mathbf{w}_{il}$ 仅明确了预编码的向量方向, 而其功率由功率控制系数

算法 6-3: GW 稀疏优化问题 $\mathbf{P}^{\text{GW}}$ 求解步骤

输入: $\underline{\Delta} \in \mathbb{R}^{2KL \times 2KL}$, $\underline{\mathbf{a}} \in \mathbb{R}^{2KL}$, $\underline{\xi} \in \mathbb{R}^{2KL}$, λ , μ , $n_{\max}$

输出: $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{KL}$

- 1 计算矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{2KL \times 2KL}$, 有 $\mathbf{X}^T \mathbf{X} = \underline{\Delta}$;
- 2 计算向量 $\bar{\xi} = (\mathbf{X}^T)^{-1} \underline{\xi}$;
- 3 **for** $AP\ l = 1, \dots, L$ **do**
- 4 从向量 $\mathbf{a}$ 中提取出与 $AP\ l$ 相关的元素并重组构成向量 $\mathbf{a}_l$,
 有 $\mathbf{a}_l = [a_{1l}, \dots, a_{KL}]^T \in \mathbb{C}^K$ 以及 $\mathbf{x}_l = [\Re(\mathbf{a}_l)^T, \Im(\mathbf{a}_l)^T]^T \in \mathbb{R}^{2K}$;
- 5 从矩阵 $\mathbf{X}$ 中提取出与 $AP\ l$ 相关的列向量并重组构成矩阵 $\mathbf{X}_l \in \mathbb{R}^{2KL \times 2K}$;
- 6 计算剩余部分 $\mathbf{r}_l = \bar{\xi} - \sum_{j \neq l} \mathbf{X}_j \mathbf{x}_j \in \mathbb{R}^{2KL}$;
- 7 初始化迭代索引 $n = 1$;
- 8 初始化前次迭代中的解 $\mathbf{x}_l^- \leftarrow \mathbf{x}_l$;
- 9 **repeat**
- 10 计算 Nesterov 步长 $\hat{\mathbf{x}}_l = \mathbf{x}_l + \frac{n-1}{n+2}(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_l^-)$;
- 11 基于公式 (6-31), 公式 (6-24) 以及公式 (6-32) 计算邻近算子
 $\text{Prox}_{\mu, \Omega'}(G(\hat{\mathbf{x}}_l))$;
- 12 更新当前迭代中的解 $\mathbf{x}_l \leftarrow \text{Prox}_{\mu, \Omega'}(G(\hat{\mathbf{x}}_l))$;
- 13 更新前次迭代中的解 $\mathbf{x}_l^- \leftarrow \mathbf{x}_l$;
- 14 更新迭代索引 $n \leftarrow n + 1$;
- 15 **until** $n = n_{\max}$ 或算法收敛;
- 16 更新向量 $\mathbf{a}$ 中与 $AP\ l$ 相关的元素;
- 17 通过公式 (6-26) 的逆转换获得复值解 $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{KL}$.

ρ_{il} 决定。在 CF mMIMO 的相关研究中, 通常采用引理 2.7 中的上下行对偶来启发式地选择下行预编码向量, 有

$$\mathbf{w}_{kl} = \mathbf{v}_{kl} = \frac{\bar{\mathbf{v}}_{kl}}{\sqrt{\mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{v}}_{kl}\|^2\}}}, \quad (6-35)$$

其中 $\mathbf{v}_{kl}$ 对应的归一化上行合并向量。

经过下行信道, UE k 处接收到的数据信号为

$$y_k^{\text{dl}} = \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \mathbf{x}_l + n_k = \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \sqrt{\rho_{kl}} \mathbf{w}_{kl} S_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \left(\sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{kl}^H \sqrt{\rho_{il}} \mathbf{w}_{il} S_i \right) + n_k, \quad (6-36)$$

其中 $n_k \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{\text{dl}}^2)$ 为独立地接收噪声。

基于公式 (6-35) 中的上行合并向量, 有 $\mathbf{g}_{ik} = [\mathbf{w}_{i1}^H \mathbf{h}_{k1}, \dots, \mathbf{w}_{iL}^H \mathbf{h}_{kL}]^T \in \mathbb{C}^L$ 表示各 AP 向 UE i 发射信号时针对 UE k 的预编码信道。定义如下 UE k 的 LSFP 向量:

$$\mathbf{b}_k = [\sqrt{\rho_{k1}}, \dots, \sqrt{\rho_{kL}}]^T = \sqrt{\rho_k} \boldsymbol{\omega}_k \in \mathbb{C}^L, \quad (6-37)$$

其中第 l 个元素为 $AP\ l$ 分配给 UE k 的功率平方根, ρ_k 为各 AP 分配给 UE k 的总功率。另外, 单位模值非负向量 $\boldsymbol{\omega}_k = [\omega_{k1}, \dots, \omega_{kL}]^T$ 用于标明各 AP 分配给 UE k

的功率在总功率 ρ_k 中的比值, 这是本章主要的关注点。需要注意的是, LSFP 向量 $\{\mathbf{b}_k : k = 1, \dots, K\}$ 可以在 CPU 处使用大尺度信道统计信息来集中设计以最大化某一决定效用函数, 故而得名“LSFP”。

将公式 (6-36) 中 UE k 处的接收信号 y_k^{dl} 重写为

$$y_k^{\text{dl}} = \mathbf{g}_{kk}^H \mathbf{b}_k s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{g}_{ik}^H \mathbf{b}_i s_i + n_k, \quad (6-38)$$

其中 $\{\mathbf{g}_{ik}^H \mathbf{b}_i : i = 1, \dots, K\}$ 表示等效下行信道响应。采用推论 2.3 中的 UatF 下界表达式, 可得任一 UE k , $k = 1, \dots, K$, 的下行可达 SE 为:

$$\text{SE}_k^{\text{dl,d}} = \frac{\tau_d}{\tau_c} \log_2 (1 + \text{SINR}_k^{\text{dl,d}}) \quad \text{bit/s/Hz}, \quad (6-39)$$

其中, 等效 SINR 为:

$$\text{SINR}_k^{\text{dl,d}} = \frac{|\mathbf{b}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}|^2}{\sum_{i=1}^K \mathbb{E}\{|\mathbf{b}_i^H \mathbf{g}_{ik}|^2\} - |\mathbf{b}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}|^2 + \sigma_{\text{dl}}^2}. \quad (6-40)$$

值得注意的是, 公式 (6-39) 中的 SE 表达式适用于任何本地预编码以及 LSFP 向量。相较于上行的 LSFD, 公式 (6-40) 中的 SINR 并不是关于 LSFP 向量的广义瑞利商。另外, 从公式 (6-40) 可以看出, UE k 的下行 SINR 并不单独仅受到其 LSFP 向量 $\mathbf{b}_k$ 的影响, 而是收到所有 UE 的 LSFP 向量的影响, 即 $\{\mathbf{b}_i : i = 1, \dots, K\}$ 。因此, 要在不影响其他 UE 的情况下获得最大化某一 UE 可达 SE 的 LSFP 权值是不可行的。另外, 应当基于最大化某种效用函数来优化设计 LSFP 权值, 一般来说难以获得其闭合表达式。

为了设计合适的 LSFP 权值向量, 本节参考引理 2.7 中预编码向量与合并向量之间的上下行对偶特性, 在下行 LSFP 向量和上行 LSFD 向量之间建立一种新的上下行对偶性, 如下引理所示。

引理 6.3: 考虑具有一组归一化上行合并向量以及上行功率控制系数 p_k 的上行传输系统, $k = 1, \dots, K$ 。令 $\{\tilde{\mathbf{a}}_k : k = 1, \dots, K\}$ 便是单位模值的 LSFD 权值向量。若按照如下方式选择下行 LSFP 权值向量:

$$\tilde{\mathbf{b}}_k = \sqrt{\rho_k} \tilde{\mathbf{a}}_k, \quad (6-41)$$

并且按照公式 (6-35) 令下行预编码向量与上行合并向量一致, 则每个 UE 可以获得与其上行 SINR $\widetilde{\text{SINR}}_k^{\text{ul}}$ 数值相同的下行 SINR。更准确地说, 对于满足 $\sum_{k=1}^K \rho_k \leq \sum_{k=1}^K p_k$ 的一种确定功率分配方案 $\{\rho_k : k = 1, \dots, K\}$, 有

$$\text{SINR}_k^{\text{dl}} = \widetilde{\text{SINR}}_k^{\text{ul}} = \frac{|\tilde{\mathbf{a}}_k^H \boldsymbol{\xi}_k|^2}{\tilde{\mathbf{a}}_k^H (\Delta_k - \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^H) \tilde{\mathbf{a}}_k}, \quad k = 1, \dots, K, \quad (6-42)$$

其中参数 Δ_k 和 ξ_k 分别在公式 (6-11) 和公式 (6-12) 中给出。

证明 引理 6.3 的证明采用与文献 [19] 的定理 6.2 和文献 [27] 的命题 4 相似的方法，不同处在于针对长期的 LSFP 和 LSFD 向量，详见附录 4。□

引理 6.3 保证了在功率分配系数唯一确定并且 LSFP 向量与 LSFD 向量一致的前提下，下行传输和上行传输可以获得相同的等效 SINR。这意味着，若能正确地优化 LSFD 权重向量，例如采用本章第 6.3 节以及第 6.4 节中所提的 LSFD 机制，则可以对 LSFP 采用相同的信号处理机制。特别是，可以采用上行 S-LSFD 机制为下行传输提供联合的 AP 选择与功率分配。需要注意的是，由引理 6.3 的上下行对偶性获得的 LSFP 权值可能不符合每个 AP 的发射功率限制。这可以通过设计适当的集中式下行功率分配方案来解决，即选择适当的 $\{\rho_k\}$ ，本节稍后将对此进行详细说明。此外，由于 LSFD 和 LSFP 向量均是在 CPU 处基于长期的信道统计信息计算获得的，并可在相当长的时-频相干资源块上被视为准静态，故而实际系统部署中的前传网络能够支持本章所提出的分布式处理方案。

值得注意的是，公式 (6-42) 中的上行等效 SINR 是关于 $\tilde{\mathbf{a}}_k$ 的广义瑞利商，因此，可以如公式 (6-13) 一样计算获得如下最大化 $\widehat{\text{SINR}}_k^{\text{ul}}$ 的最佳 LSFD 向量 $\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}}$ ：

$$\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}} = \tilde{c}_k \Delta_k^{-1} \xi_k, \quad (6-43)$$

其中 $\tilde{c}_k \in \mathbb{C}$ 为任意大小的非零比例系数。然后依据引理 6.3，可以获得如下 LSFP 向量：

$$\tilde{\mathbf{b}}_k = \sqrt{\rho_k} \frac{\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}}}{\|\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}}\|_2}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (6-44)$$

由于在公式 (6-44) 中使用最优的 LSFD 以获得了一个性能不错的启发式功率分配策略，故而称公式 (6-44) 中的 LSFP 向量为“V-LSFP”向量。

因此，UE k 的虚拟上行 MSE 变为

$$\widehat{\text{MSE}}_k^{\text{ul}} = \tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{H}} \Delta_k \tilde{\mathbf{a}}_k - 2 \sqrt{\rho_k} \Re(\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{H}} \xi_k) + p_k, \quad (6-45)$$

其最小值可在 $\tilde{c}_k = \sqrt{\rho_k}$ 时由公式 (6-43) 中的虚拟 LSFD 向量 $\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}}$ 获得。换句话说，虚拟 LSFD 向量 $\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}}$ 可以最小化 $\widehat{\text{MSE}}_k^{\text{ul}}$ ，有

$$\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}} = \arg \min_{\tilde{\mathbf{a}}_k \in \mathbb{C}^L} \widehat{\text{MSE}}_k^{\text{ul}}. \quad (6-46)$$

与公式 (6-14) 中的上行 MSE 类似，任一 UE k 的虚拟上行 MSE 仅取决于该 UE 的虚拟 LSFD 向量 $\tilde{\mathbf{a}}_k$ 。这意味着通过并行解得一组虚拟 LSFD 向量 $\{\tilde{\mathbf{a}}_k : k =$

$1, \dots, K$ 来获得最小化虚拟上行和 MSE 的全体虚拟 LSFD 向量 $\tilde{\mathbf{a}}^{\text{opt}} \in \mathbb{C}^{KL}$ 。更准确地说, 有

$$\tilde{\mathbf{a}}^{\text{opt}} = [(\tilde{\mathbf{a}}_1^{\text{opt}})^T, \dots, (\tilde{\mathbf{a}}_K^{\text{opt}})^T]^T = \arg \min_{\tilde{\mathbf{a}} \in \mathbb{C}^{KL}} \sum_{k=1}^K \widetilde{\text{MSE}}_k^{\text{ul}}, \quad (6-47)$$

其中 $\{\tilde{\mathbf{a}}_k^{\text{opt}} : k = 1, \dots, K\}$ 通过求解公式 (6-46) 获得。

6.5.1 集中式下行功率分配

回顾公式 (6-37) 可知, ω_{kl} 标志着功率 ρ_k 中有多少比例来自于 AP l 。因此, AP l 应满足如下发射功率限制:

$$\sum_{k \in \mathcal{D}_l} \rho_k |\omega_{kl}|^2 \leq \rho_{\max}, \quad (6-48)$$

其中 $\rho_{\max} \geq 0$ 为一个 AP 的最大发射功率。假定 $\{\omega_{kl}\}$ 已经确定, 文献 [19] 给出了诸多可用于集中式功率控制的方案。下面给出一种满足 AP 发射功率限制、且计算复杂度不随 UE 数目增长的可扩展集中式下行功率分配方案:

$$\rho_k = \rho_{\max} \frac{\left(\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl}^{\vartheta}\right)^{\kappa} \varpi_k^{-\mu}}{\max_{j \in \mathcal{M}_k} \sum_{i \in \mathcal{D}_j} \left(\sum_{l \in \mathcal{M}_i} \beta_{il}^{\vartheta}\right)^{\kappa} \varpi_i^{1-\mu}}, \quad (6-49)$$

其中指数项 ϑ 用于调整 LSFC β_{kl} , 指数项 $\kappa \in [-1, 1]$ 用于调整下行功率分配模式, 指数项 $\mu \in [0, 1]$ 用于调整不同 UE 之间的功率分配比例, $\varpi_i = \max_{l \in \mathcal{M}_i} |\omega_{il}|^2$ 表示 UE i 的所有服务 AP 在总发射功率 ρ_i 中占比最大的一份 (见公式 (6-37))。公式 (6-49) 的基本原理在于 $\rho_k \propto \left(\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl}^{\vartheta}\right)^{\kappa} \varpi_k^{-\mu}$, 这意味着 UE k 的各个服务 AP 都应按照要以发送功率为 $\rho_k \varpi_k^{\mu}$ 来调整管理其自身的功率限制。

6.5.2 下行传输中的稀疏优化

与上行传输中的 O-LSFD 向量类似, 通过引理 6.3 获得的 LSFP 向量, 其所有元素均非零。通过观察可知, 公式 (6-45) 中的 $\widetilde{\text{MSE}}_k^{\text{ul}}$ 同样具有虚拟 LSFD 向量 $\tilde{\mathbf{a}}_k$ 的二次形式, 因此本章第 6.4 节中所提出的上行稀疏方案均可应用于本节所提出的下行 LSFP 中, 从而获得相对应的 S-LSFP 机制。

6.6 功率损耗模型设计

相较于令各 AP 均服务所有 UE, 本章所提稀疏方案可以获得近乎一致的可达

SE 性能, 同时大幅度降低前传信令以及信号处理的复杂度。为了量化展示稀疏方案在能耗以及信息速率上的优势, 本节定义了一种通用的功率损耗模型, 其突出涵盖了 CF mMIMO 系统功率损耗的两个主要组成部分: a) 终端射频功率损耗, 包括 UE 处的功率损耗 $\{P_k^{\text{ue}} : \forall k\}$ 、活跃 AP 处的功率损耗 $\{P_l^{\text{ap}} : \forall l\}$ 以及前传网络中的功率损耗 $\{P_l^{\text{fh}} : \forall l\}$; b) CPU 处的功率损耗 P_{cpu} 。于是, 有如下总体功率损耗模型:

$$P_{\text{tot}} = \sum_{k=1}^K P_k^{\text{ue}} + \sum_{l=1}^L P_l^{\text{ap}} + \sum_{l=1}^L P_l^{\text{fh}} + P_{\text{cpu}}, \quad (6-50)$$

其中各项的详细建模如下文所述。

对于任一 UE k , 其功率损耗为

$$P_k^{\text{ue}} = P_k^{\text{c,ue}} + \frac{\tau_p p_p + \tau_u p_k}{\tau_c \eta_{\text{ue}}}, \quad (6-51)$$

其中第一项 $P_k^{\text{c,ue}}$ 为内部电路产生的功率损耗, 第二项表示上行传输所产生的功率损耗, 其中 p_p 为上行导频传输功率, p_k 为上行数据传输功率, $\eta_{\text{ue}} \in (0, 1]$ 为 UE 处的功率放大效率。此外, τ_p/τ_c 和 τ_u/τ_c 分别表示上行导频和上行数据在 τ_c 个传输符号中所占的比例。

对于任一 AP l , 其功率损耗为

$$P_l^{\text{ap}} = N P_l^{\text{c,ap}} + N |\mathcal{D}_l| \cdot P_l^{\text{pro}} + \frac{\tau_d}{\tau_c \eta_{\text{ap}}} \sum_{k \in \mathcal{D}_l} \rho_{kl}, \quad (6-52)$$

其中 $P_l^{\text{c,ap}}$ 为每一根天线的内部电路功率损耗, P_l^{pro} 为处理与其服务 UE (即集合 $\mathcal{D}_l$ 中的 UE) 相关的接收或发射信号而产生的功率损耗, ρ_{kl} 为 AP l 分配给 UE k 的发射功率, $\eta_{\text{ap}} \in (0, 1]$ 为 AP 处的功率放大效率。

已知前传网络用于在 AP 和 CPU 之间传递信号。假设前传网络呈星型拓扑, 则每一条前传链路上的功率损耗为

$$P_l^{\text{fh}} = P_l^{\text{fix}} + \frac{\tau_u + \tau_d}{\tau_c} |\mathcal{D}_l| \cdot P_l^{\text{sig}}, \quad (6-53)$$

其中 P_l^{fix} 为链路自身的固定功率损耗, 其与前传负载的多少无关。除 P_l^{fix} 外剩余部分则用于量化前传链路上与上行以及下行信令负载相关的功率损耗, 其中 P_l^{sig} 与单位 UE 进行信令交互产生的功率损耗。

已知 CPU 负责处理来自所有 UE 的信号, 于是其功率损耗为

$$P_{\text{cpu}} = P_{\text{cpu}}^{\text{fix}} + B \sum_{k=1}^K \left(\text{SE}_k^{\text{ul}} \cdot P_{\text{cpu}}^{\text{dec}} + \text{SE}_k^{\text{dl}} \cdot P_{\text{cpu}}^{\text{cod}} \right), \quad (6-54)$$

表 6.1 系统仿真参数

Table 6.1 System simulation parameters

参数	参考值	参数	参考值
B, τ_c, τ_p	20 MHz, 200, 10	η_{ue}, η_{ap}	0.4, 0.4
θ, ν	0.5, 0.5	ϑ, κ, μ	0.2, -0.4, 0.5
$p_p, p_{\max}$	0.1 W, 0.1 W	$\rho_{\max}$	1 W
$P_{\text{cpu}}^{\text{fix}}, P_l^{\text{fix}}$	5 W, 0.825 W	$P_k^{c,ue}, P_l^{c,ap}$	0.1 W, 0.2 W
P_l^{sig}	0.01 W	P_l^{pro}	0.8 W
$P_{\text{cpu}}^{\text{dec}}$	0.8 W/(Gbit/s)	$P_{\text{cpu}}^{\text{cod}}$	0.1 W/(Gbit/s)

其中 $P_{\text{cpu}}^{\text{fix}}$ 为 CPU 自身的固定能量损耗， B 为系统的通信带宽， $P_{\text{cpu}}^{\text{dec}}$ 为在 CPU 处进行最终解码所产生的单位 bit 能量损耗， $P_{\text{cpu}}^{\text{cod}}$ 为在 CPU 处进行初始编码所产生的单位 bit 能量损耗。上述参数的典型参考值与表格 6.1 中给出。

依据上述定义的功率损耗模型，以及定义 2.2 中的能量效率定义，可以获得本章所考虑 CF mMIMO 系统的能量效率为

$$EE = B \cdot \sum_{k=1}^K (SE_k^{\text{ul}} + SE_k^{\text{dl}}) / P_{\text{tot}} \quad \text{bit/Joule.} \quad (6-55)$$

6.7 仿真结果

本节考虑了不同的接收合并方案、发射预编码方案和 AP 天线部署设置，以量化评估本章所提出的 LSFD 和 LSFP 方案的可达 SE、EE 以及单位 UE 服务 AP 数目（在仿真图中标记为“AP/UE”）。具体而言，L-MMSE 和 MR 接收合并方案用于上行数据传输，L-MMSE 和 MR 发射预编码方案用于下行数据传输。考虑两种 AP 天线部署设置：a) $L = 40$ 个 AP，每个配备有 $N = 4$ 根天线；b) $L = 160$ 个 AP，每个配备有 $N = 1$ 单天线。在这两种天线部署设置中天线的总数均为 $LN = 160$ 根。所有 AP 以及 $K = 20$ 个 UE 彼此独立同分布地均匀随机分布在 $0.5 \times 0.5 \text{ km}^2$ 的正方形覆盖区域内，并采用环绕技术来使其近似为一个无限大网络。采用 3GPP Urban Microcell 模型^[103]计算信道的大尺度传播参数，如路径损耗和阴影衰落。采用如文献 [19] 中所述的高斯本地散射模型（Gaussian local scattering model）生成空间相关矩阵，其中方位角（azimuth angle）和仰角（elevation angle）的标准差分别为 10° 和 10° 。采用 L-MMSE 接收合并或者发射预编码方案时的 SE 数值均由蒙特-卡洛仿真获得，采用 MR 接收合并或者发射预编码方案时的 SE 数值可由引

表 6.2 上行传输方案及其对照组

Table 6.2 Uplink transmission schemes and the benchmarks.

方案	AP 选择	LSFD: $\mathbf{a}_k = [a_{k1}, \dots, a_{kL}]^T, k = 1, \dots, K$
O-LSFD ^[51]	各 AP 均服务 所有 UE	LSFD 向量 $\mathbf{a}_k$ 由公式 (6-13) 求得
P-LSFD ^[19]	文献 [27] 中 的启发式方案	LSFD 向量 $\mathbf{a}_k = c_k \left(\sum_{i \in \mathcal{S}_k} p_i \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \boldsymbol{\xi}_k$, 其中 $\mathcal{S}_k = \{i : \mathcal{M}_i \cap \mathcal{M}_k \neq \emptyset, i = 1, \dots, K\}$
S-LSFD	采用公式 (6-17) 中的稀疏优化方法在由 O-LSFD 方案所获得的 LSFD 向量 $\mathbf{a}_k$ 上诱导出稀疏性	

理 3.1 中的闭合表达式计算获得。在获得 AP 选择结果以及可达 SE 数值后，可以依据公式 (6-55) 以及本章所提的功率损耗模型计算出系统的 EE。对于本章第 6.4 节中所提的近似点梯度法，可以通过与 CVX SDPT3 求解器 (Ver. 2.2)^[140] 对比来验证其收敛性。另外，当评估上行传输性能的时候，令 $\tau_d = 0$ ，而当评估下行传输性能的时候，令 $\tau_u = 0$ 。若非特别标明，本节所采用的系统参数取值均参考文献 [53,145,146]，且于表 6.1 中给出。

6.7.1 传输方案及其对照组

在上行传输中，各 UE 采用引理 3.2 中的分式功率控制方案来选择发射功率

$$p_k = \frac{\min_{1 \leq i \leq K} \left(\sum_{l \in \mathcal{M}_i} \beta_{il} \right)^\theta}{\left(\sum_{l \in \mathcal{M}_k} \beta_{kl} \right)^\theta} p_{\max}, \quad (6-56)$$

其中 $p_{\max}$ 为 UE 处的最大发射功率，指数项 $\theta \in [0, 1]$ 用于调节功率控制模式。具体而言，当 $\theta = 0$ 时各 UE 倾向于使用最大发射功率 $p_{\max}$ ，而当 $\theta \rightarrow 1$ 时更有益于促进 UE 间公平。

本节将所提出的 S-LSFD 方案与 O-LSFD 和 P-LSFD 两组对照方案进行对比，以展示进行 AP 选择和 LSFD 联合设计对于系统性能的提升。S-LSFD 方案、O-LSFD 方案以及 P-LSFD 方案的关键步骤汇总于表 6.2 中。

在下行传输中，依据公式 (6-35) 计算获得发射预编码向量。分布式功率控制

表 6.3 下行传输方案及其对照组

Table 6.3 Downlink transmission schemes and the benchmarks.

方案	AP 选择	LSFP: $\mathbf{b}_k = [\sqrt{\rho_{k1}}, \dots, \sqrt{\rho_{kL}}]^T, k = 1, \dots, K$
FPA ^[19]	文献 [27] 中的启发式方案	LSFP 向量 $\mathbf{b}_k = [\sqrt{\rho_{k1}}, \dots, \sqrt{\rho_{kL}}]^T$, 其中 $\{\rho_{kl}\}$ 依据公式 (6-56) 求得
H-FPA	文献 [27] 中的启发式方案	LSFP 向量 $\mathbf{b}_k = \sqrt{\rho_k} \frac{\boldsymbol{\rho}_k}{\ \boldsymbol{\rho}_k\ _2}$, 其中 $\boldsymbol{\rho}_k = [\rho_{k1}, \dots, \rho_{kL}]^T$, $\{\rho_{kl}\}$ 与 $\{\rho_k\}$ 分别依据公式 (6-56) 和公式 (6-49) 求得
V-LSFD	各 AP 均服务所有 UE	LSFP 向量 $\mathbf{b}_k$ 由公式 (6-44) 求得, 其中 $\{\rho_k\}$ 依据公式 (6-49) 求得
P-LSFP	文献 [27] 中的启发式方案	LSFP 向量 $\mathbf{b}_k = \sqrt{\rho_k} \frac{\tilde{\mathbf{a}}_k}{\ \tilde{\mathbf{a}}_k\ _2}$, 其中 $\{\rho_k\}$ 依据公式 (6-49) 求得, $\tilde{\mathbf{a}}_k = \tilde{c}_k \left(\sum_{i \in \mathcal{P}_k} \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\} + \sigma^2 \mathbf{I}_L \right)^{-1} \boldsymbol{\zeta}_k$
S-LSFP	采用公式 (6-17) 中的稀疏优化方法在由 V-LSFP 方案所获得的 LSFP 向量 $\mathbf{b}_k$ 上诱导出稀疏性	
SV-LSFP	基于 S-LSFD 方案	LSFP 向量 $\mathbf{b}_k$ 由公式 (6-44) 求得, 其中 $\{\rho_k\}$ 依据公式 (6-49) 求得

系数 $\{\rho_{kl}\}$ 可依据以下 FPA 方案进行挑选^[27,141]:

$$\rho_{kl} = \begin{cases} \rho_{\max} \frac{(\beta_{kl})^\nu}{\sum_{i \in \mathcal{D}_l} (\beta_{il})^\nu}, & k \in \mathcal{D}_l \\ 0, & k \notin \mathcal{D}_l \end{cases}, \quad (6-57)$$

其中指数项 $\nu \in [0, 1]$ 用于调节功率分配模式。具体而言, 当 $\theta = 0$ 时倾向于等功率分配, 而当 $\theta \rightarrow 1$ 时倾向于给信道状态更好的 UE 分配更多功率。若 LSFP 向量 $\{\mathbf{b}_k\}$ 的方向已经确定, 则可以按照公式 (6-49) 中的集中方式选择功率 $\{\rho_k\}$ 。

为了揭示引理 6.3 中的 V-LSFP 方案以及进行 AP 选择和 LSFP 联合设计对于系统性能的提升, 除了前文提到的 V-LSFP 方案和 S-LSFP 方案, 本章还额外提出以下几种功率控制和 LSFP 方案, 分别为: 启发式 FPA (heuristic FPA, H-FPA) 方案、部分 LSFP (partial LSFP, P-LSFP) 方案以及稀疏 V-LSFP (sparse V-LSFP, SV-LSFP) 方案。另外, 将依据公式 (6-56) 来计算分布式功率分配系数 $\{\rho_{kl}\}$ 的功率分配方案当作对比方案, 并在之后的仿真图中标记为“FPA”。上述功率控制和 LSFP 方案的关键步骤汇总于表 6.3 中。

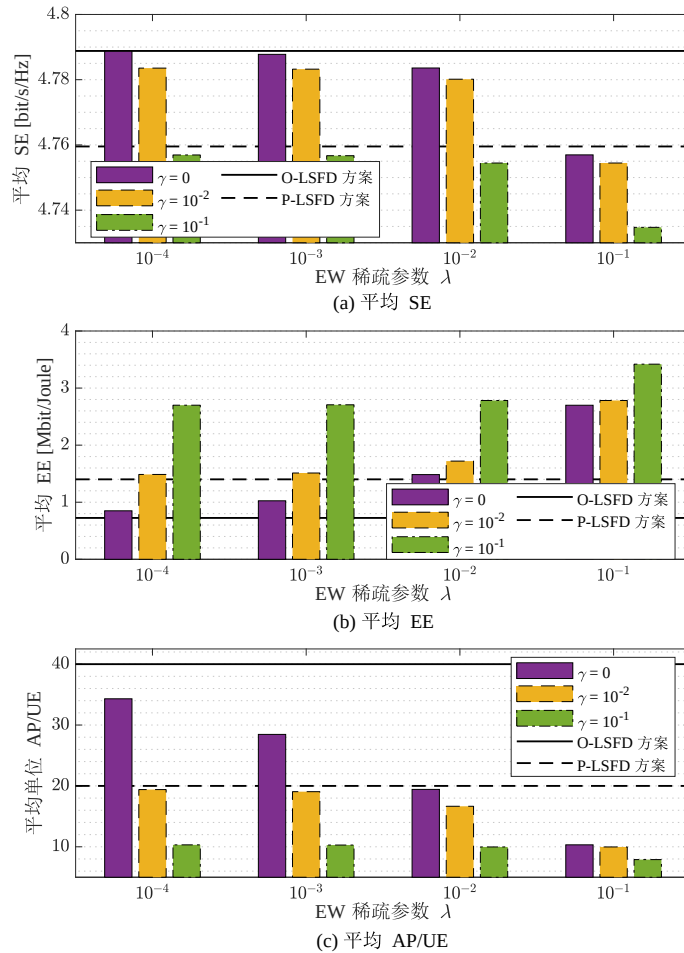


图 6.2 上行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与 LSFD 方案和稀疏参数 λ 和 γ (L-MMSE, $L = 40, N = 4$)

Figure 6.2 Uplink average SE, EE, and number of serving APs per UE with different LSFD schemes and sparsity parameters λ and γ (L-MMSE, $L = 40, N = 4$).

6.7.2 上行传输方案性能分析

图 6.2 评估了当使用 L-MMSE 接收合并方案以及多天线 AP 设置 (即 $L = 40, N = 4$) 时所考虑的各上行传输方案在不同的稀疏参数 λ 和 γ 下的性能, 其中图 6.2 (a)、图 6.2 (b) 和图 6.2 (c) 分别展示了平均 SE、平均 EE 以及平均单位 UE 服务 AP 数目, $\gamma = 0$ 表示仅考虑 EW 稀疏性。首先可以观察到, S-LSFD 方案的平均 SE 会随着稀疏参数 λ 的 γ 的增大而减小, 这是因为此时每个 UE 的服务 AP 也随之减少。需要注意的是, 图 6.2 (a) 是为了凸显平均 SE 的变化才放大显示仿真图的纵向间隔, 而事实上 S-LSFD 方案的 SE 损失非常微小。更准确地说, 在 λ 和 γ 比较大的时候, 此时 S-LSFD 方案中的各 UE 仅由其最重要的若干 AP 提供服

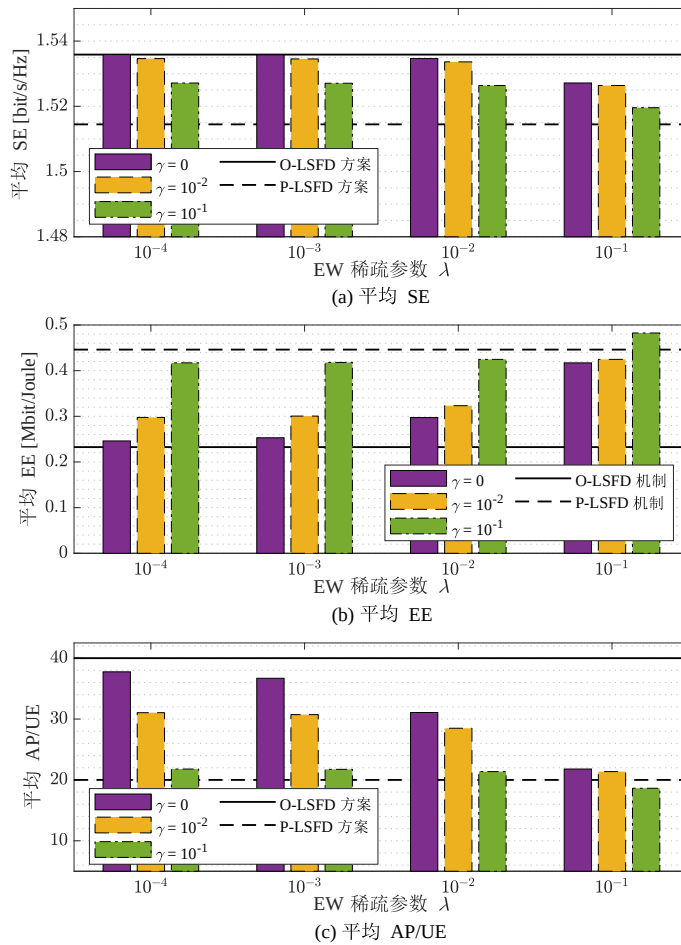


图 6.3 上行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与 LSFD 方案和稀疏参数 λ 和 γ (MR, $L = 40, N = 4$)

Figure 6.3 Uplink average SE, EE, and number of serving APs per UE with different LSFD schemes and sparsity parameters λ and γ (MR, $L = 40, N = 4$).

务, 此时相较于 O-LSFD 方案的平均 SE 损失仅约为 1%, 而平均 EE 却提升至 4 倍。而与 P-LSFD 方案相比, S-LSFD 方案在 $\lambda = 10^{-4}, \gamma = 10^{-2}$ 时以近似相等的单位 UE 服务 AP 实现了更高的平均 SE 和 EE, 而在 $\lambda = 10^{-1}, \gamma = 0$ 时以大约一半的单位 UE 服务 AP 实现了近似的平均 SE 和 1.92 倍的平均 EE。造成 S-LSFD 方案上述优势的原因正是其采用了 AP 选择和 LSFD 联合设计, 而在 P-LSFD 方案中 AP 选择和 LSFD 的设计是彼此孤立的。这也意味着 S-LSFD 方案可以通过调整稀疏参数 λ 和 γ , 在 SE 和 EE 之间取得比 P-LSFD 方案更好的性能折中。

图 6.3 则展示了使用 MR 接收合并方案以及多天线 AP 设置时各上行传输方案的性能。对比图 6.2 可以看出, 由于 L-MMSE 接收合并相较于 MR 接收合并能更好地抑制干扰, 故而在相同系统参数下图 6.3 (a) 中的平均 SE 要远低于图 6.2

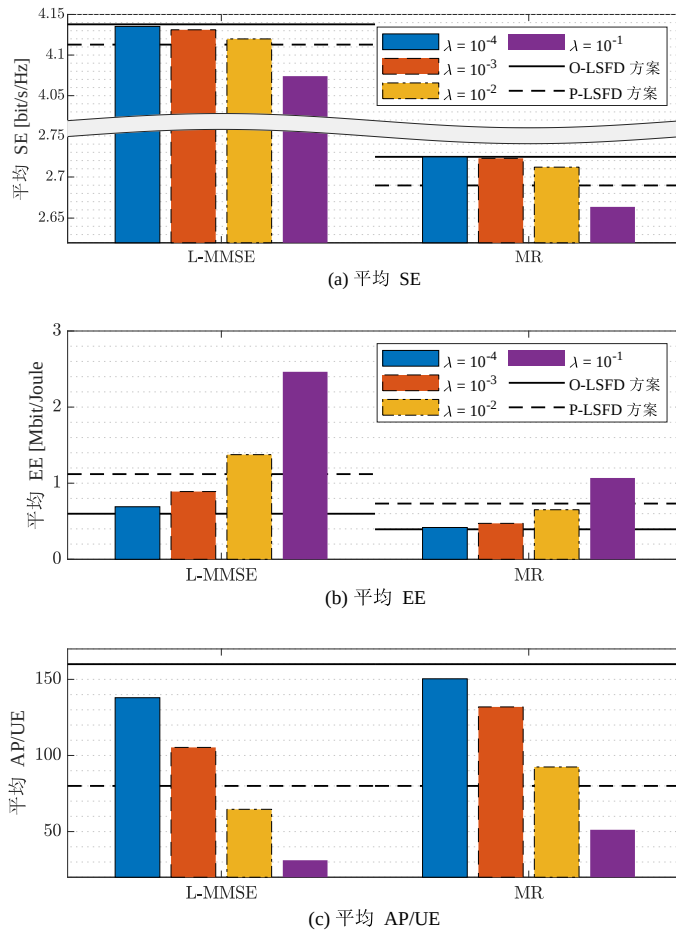


图 6.4 上行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与接收合并方案、LSFD 方案和稀疏参数 λ ($\gamma = 0, L = 160, N = 1$)

Figure 6.4 Uplink average SE, EE, and number of serving APs per UE with different combining schemes, LSFD schemes, and sparsity parameter λ ($\gamma = 0, L = 160, N = 1$).

(a) 中的平均 SE。尽管相较于 L-MMSE 接收合并, MR 接收合并所需用于信号处理的功率损耗更少, 但依旧不能弥补其在 SE 性能上的劣势, 因而造成其平均 EE 更低。除此以外, 可以观察到在图 6.3 中平均 SE 和 EE 关于随参数 λ 和 γ 的变化趋势与图 6.2 几乎一致。值得注意的是, 对比图 6.2 (c) 和图 6.3 (c), 可以看到在相同的稀疏参数下使用 MR 接收合并时各 UE 能够保留更多的服务 AP, 其原因在于经 MR 合并后的信道之间区分度不够, 致使不能有效地在 LSFD 向量上诱导出稀疏性。

通过图 6.2 和图 6.3 的观察可知, 稀疏参数 γ 对于系统性能的影响与 λ 类似, 故而在之后关于稀疏优化的数据分析中仅考虑 EW 稀疏场景, 即 $\gamma = 0$ 。图 6.4 着重于展示单天线 AP 场景 (即 $L = 160, N = 1$) 下各上行传输方案的性能, 其

中 L-MMSE 和 MR 接收合并方案均在考虑。由于在采用 L-MMSE 和 MR 两种接收合并方案时所获得的平均 SE 性能差距过大,图 6.4 (a) 移除了不必要的空白间隔以更好地展示数据。通过与图 6.2 和图 6.3,可以观察到在采用 L-MMSE 接收合并时多天线 AP 设置要优于单天线 AP 设置,而在采用 MR 接收合并时则恰恰相反。这是因为在采用 L-MMSE 接收合并时,AP 装配多天线带来的干扰抑制增益要比多 AP 带来的宏分集增益更加明显;而在采用 MR 接收合并时,宏分集增益则占据了主导地位,而 MR 也是依赖于此来降低干扰带来的影响。另外一个观察结果是,由于干扰抑制的影响,采用多天线 AP 时 L-MMSE 与 MR 之间的平均 EE 差距(对比图 6.2(b) 和图 6.3 (b))要大于采用单天线 AP 时 L-MMSE 与 MR 之间的平均 EE 差距(见图 6.4 (b))。

6.7.3 下行传输方案性能分析

依据其是否涉及稀疏优化,本章所考虑的下行传输方案可以分为非稀疏方案和稀疏方案,其中非稀疏方案包括 FPA 方案、H-FPA 方案、V-LSFP 方案以及 P-LSFP 方案,而稀疏方案包括 S-LSFP 方案和 SV-LSFP 方案。本小节首先评估上述非稀疏方案的 SE 和 EE 性能,以展示引理 6.3 中的 V-LSFP 方案对于系统性能的提升。

图 6.5 对比了不同非稀疏方案在不同采用发射预编码时的下行 SE 的 CDF,其中两种 AP 天线部署设置均在考虑。首先可以观察到,得益于公式 (6-49) 的集中式功率分配,H-FPA 方案可以实现相较于 FPA 方案 1.5 倍的 95%-likely SE。而当采用 V-LSFP 和 P-LSFP 方案时,这一 95%-likely SE 提升被扩大到了 1.7 倍。其原因在于这两种 LSFP 方案均基于引理 6.3 来设计 LSFP 权值向量的方向。此外,V-LSFP 和 P-LSFP 方案所使用的虚拟 LSFD 向量 $\{\tilde{\mathbf{a}}_k\}$ 均经由公式 (6-43) 优化以抑制干扰,因此相较于 H-FPA 方案能够更好地为明确各个服务 AP 在总功率 ρ_k 中所占的份额。对比 P-LSFP 方案和 V-LSFP 方案,由于前者的平均单位 UE 服务 AP 数目更少,故而 SE 性能略小于后者。另外,通过对比图 6.5 (a) 和图 6.5 (b),可以看到当采用 L-MMSE 预编码时,多天线 AP 场景中所提方案与对比方案 FPA 之间的 SE 差距比单天线 AP 场景中的 SE 差距更大,而当采用 MR 预编码时恰好相反。这是因为 L-MMSE 预编码方案更多地受益于多天线带来的干扰抑制增益而非部署更多 AP 所带来的宏分集增益,而 MR 预编码方案则相反。

图 6.6 着重于评估非稀疏方案的平均 EE 性能,其中可以观察到 FPA 方案相较于令各 AP 均服务所有 UE 的 V-LSFP 方案具有更高的平均 EE。而 P-LSFP 方案和 H-FPA 方案由于可以可以更好地分配下行发射功率,可以获得比 FPA 更高的

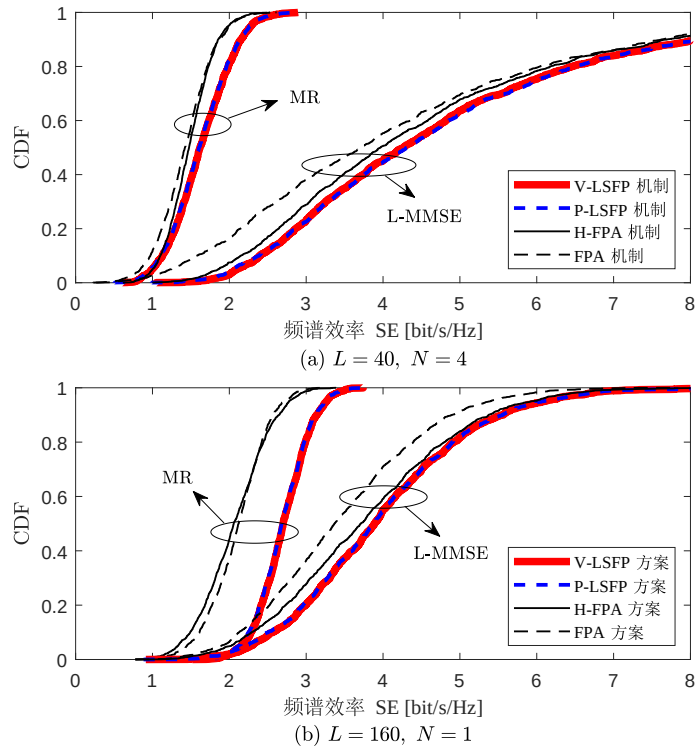


图 6.5 下行 SE 的 CDF 与发射预编码方案、非稀疏功率控制和 LSFP 方案和 AP 天线部署设置

Figure 6.5 CDF of downlink SE with different precoding schemes, non-sparse power allocation and LSFP schemes, and AP deployment setups.

平均 EE。当比较两种 AP 天线部署设置造成的 EE 差距时,可以得到与图 6.5 相似的结果,其原因也与图 6.5 中的相似。

通过图 6.5 和图 6.6 可以得出结论: V-LSFP 方案和 P-LSFP 方案相较于另外两个非稀疏方案在 SE 性能上具有显著的优势,且在考虑 EE 性能时分别作为性能的下界和上界。因此,为了着重展示进行 AP 选择和 LSFP 联合设计对于系统性能的提升,在之后的性能比较中仅包含 V-LSFP 和 P-LSFP 两种非稀疏方案。此外,正如之前观察到的, L-MMSE 预编码的性能明显优于 MR 预编码,且在多天线 AP 场景中优势更加明显。因此,在之后的性能分析中仅考虑采用 L-MMSE 预编码的多天线场景。

图 6.7 评估了当使用 L-MMSE 发射预编码方案以及多天线 AP 设置时所考虑的各 LSFP 方案的平均 SE、EE 以及平均单位 UE 服务 AP 数目。与图 6.2 中的上行案例不同, V-LSFP 方案的平均 SE 性能并没有相较于 P-LSFP 方案更高,反而略低。造成这一结果的原因之一是,在下行数据传输中来自远处 AP 并不一定能为 UE 提供目标信号,甚至反而会对其他 UE 产生干扰,因此令各 AP 均服务所有 UE 并不总能提升 UE 的 SE 性能。另一个原因在于下行的 L-MMSE 预编码并不具

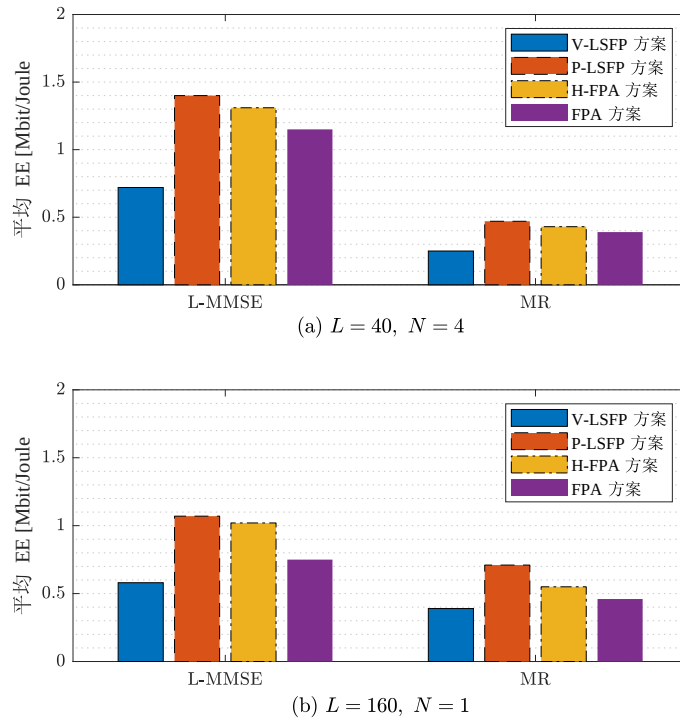


图 6.6 下行平均 EE 与发射预编码方案、非稀疏功率控制和 LSFP 方案和 AP 部署设置
Figure 6.6 Downlink average SE with different precoding schemes, non-sparse power allocation and LSFP schemes, and AP deployment setups.

备上行 L-MMSE 合并的最优性，因而对于 UE 而言并不能保证使用更多的服务天线就能获得更高的 SE 性能。对于采用稀疏优化的 S-LSFP 方案和 SV-LSFP 方案，前者针对下行传输直接在下行 V-LSFP 向量上诱导稀疏性，而后者是将上行传输中获得的稀疏 AP-UE 关联结果应用于下行传输，但通过观察发现 S-LSFP 方案对 SV-LSFP 方案在平均 SE 和 EE 上并不总是具有优势。而事实上，这两种稀疏的 LSFP 方案在不同的系统参数下性能互有胜负，若有一方拥有更多的单位 UE 服务 AP，则其便会在 SE 性能上占优，而在 EE 性能上处于劣势。也是因为 V-LSFP 方案本质上是一种基于上下行对偶的启发式方案，其 LSFP 权值向量以及预编码向量均通过与上行对偶来计算获得。因此，相较于将上行的稀疏性直接应用于下行传输，并不能保证对下行 V-LSFP 向量直接进行稀疏优化就一定能带来性能提升。而相较于非稀疏方案，S-LSFP 方案和 SV-LSFP 方案可以提供与 P-LSFP 方案近似的 SE 性能，比 V-LSFP 方案更高的 EE 性能，以及在 SE 和 EE 之间取得更好的性能折中，故而是具有相当竞争力的下行传输方案。此外，还可以在图 6.7 (a) 中观察到 S-LSFP 和 SV-LSFP 方案的平均 SE 是关于稀疏参数 λ 的凹函数，这意味着存在一个最佳的 λ 可以提供最大的平均 SE。

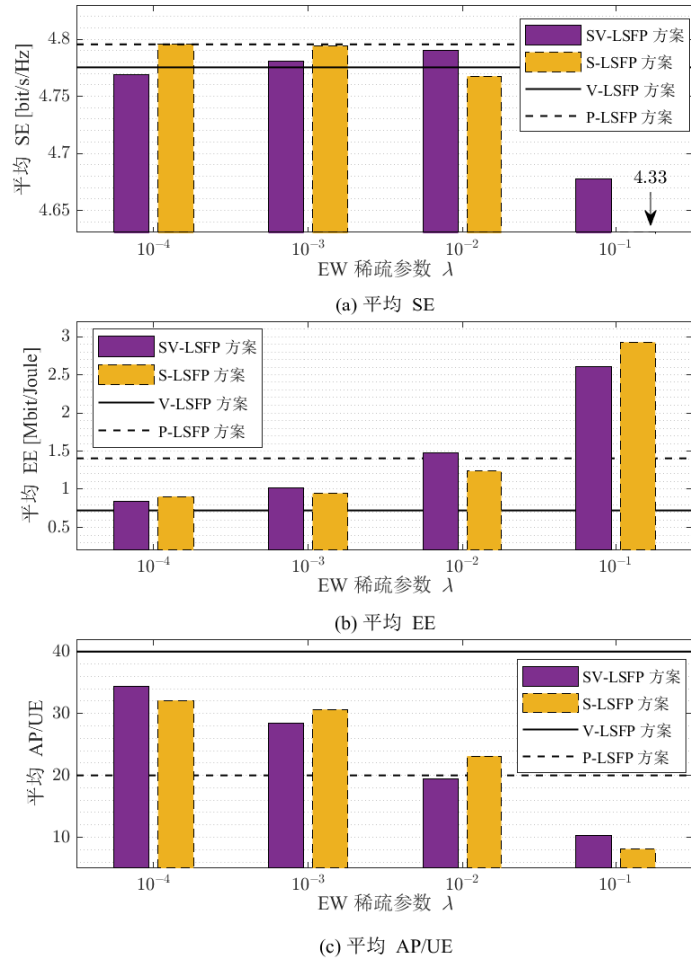
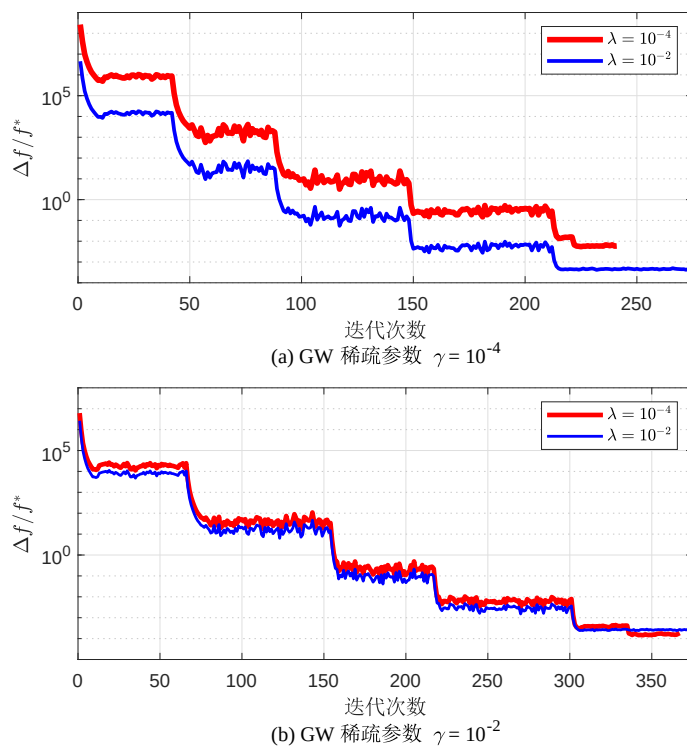
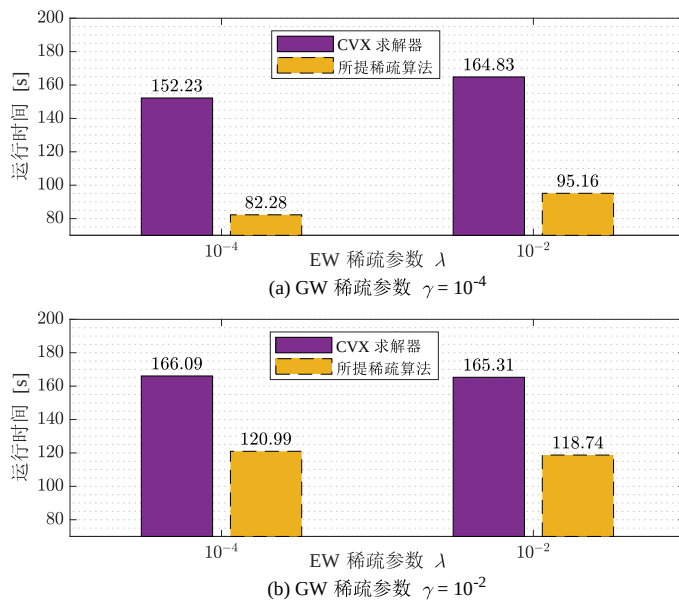


图 6.7 下行平均 SE、EE 和服务 AP 数目与 LSFP 方案和稀疏参数 λ (L-MMSE, $\gamma = 0$, $L = 40, N = 4$)

Figure 6.7 Downlink average SE, EE, and number of serving APs per UE with different LSFP schemes and sparsity parameter λ (MR, $\gamma = 0$, $L = 40, N = 4$).

6.7.4 稀疏算法收敛性分析

本小节考虑两个性能指标来验证所提稀疏算法的收敛性，分别为收敛准确性以及算法运行时间。图 6.8 展示了在多天 AP 场景中不同系数参数 γ 和 λ 下的收敛准确性，其定义为 $\Delta f/f^*$ ，其中 f^* 表示由 CVX 求解器获得“最佳值”，而 $\Delta f = f - f^*$ 表示所提算法获得的函数值 f 与 f^* 之间的差值。图 6.9 展示了达到图 6.8 中收敛状态时所提算法以及 CVX 求解器所需的运行时间。从图 6.8 中可以看到所提算法对比 CVX 求解器具有 10^{-4} 的精度，因而验证了所提算法的准确性。另外，可以观察到所提算法在稀疏参数 λ 较大时具有更高的收敛速度，且由于算法运行中采用了连续化策略，故而图 6.8 呈阶梯状下降。图 6.9 中的数据表明了

图 6.8 收敛准确性与稀疏参数 λ 和 γ ($L = 40, N = 4$)Figure 6.8 Convergence accuracy with different sparsity parameters λ and γ ($L = 40, N = 4$).图 6.9 图 6.8 中的收敛运行时间与稀疏参数 λ 和 γ ($L = 40, N = 4$)Figure 6.9 Elapsed time for convergence in Figure 6.8 with different sparsity parameters λ and γ ($L = 40, N = 4$).

所提算法的有效性,其中所提算法的收敛运行时间远小于 CVX 的收敛运行时间,尤其是当稀疏参数 λ 和 γ 较小时其运行时间的优势更为明显。

6.8 本章小结

本章研究了 CF mMIMO 系统中的 AP 选择以及上行 LSFD 和下行 LSFP 问题,提出了一种联合优化框架。该框架基于稀疏优化,通过构建和求解两种带有非光滑稀疏诱导函数的 MSE 最小化问题,在 LSFD 以及 LSFP 向量上分别诱导出 EW 和 GW 稀疏性,以分别限制各 UE 的平均服务 AP 数目和促使非必要服务任何 UE 的 AP 进入休眠状态,从而降低不必要的信号处理和信令交互开销并可忽略的 SE 性能损失换取显著的 EE 性能提升。本章采用了近似点梯度法来求解上述稀疏优化问题,并针对上行数据传输提出了 S-LSFD 方案,其中针对 GW 场景特别使用了 BCD 方法。而针对下行传输,本章首次提出了基于上下行对偶的 V-LSFP 方案,并在此基础上进一步提出了 P-LSFP、S-LSFP 以及 SV-SLFP 方案。仿真结果展示了所提初始接入与联合收发机设计和 V-LSFP 设计在 SE 和 EE 性能上的优势。具体而言,在上行传输中 S-LSFD 方案相较于 O-LSFD 方案仅以不到 1% 的平均 SE 损失换取了 4 倍的平均 EE,而在下行传输中, P-LSFP 和 V-LSFP 方案相较于 FPA 方案可以提升 95%-likely SE 至 1.7 倍,而 S-LSFP 和 SV-LSFP 方案相较于 V-LSFP 方案同样可以通过不到 5% 的平均 SE 损失换取 4 倍的平均 EE。上述优势在使用 L-MMSE 信号处理方案和多天线 AP 时更加突出。

本章相关研究成果发表在 2022 年的 IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communication 会议和 2023 年 IEEE Transactions on Wireless Communications 期刊。

7 结论与展望

7.1 论文工作总结

随着 5G 网络的大规模商用,学术界和业界均将目光投向了面向 2030 年的 6G 网络研究。以用户为中心的 CF mMIMO 结合了网络密集化与去蜂窝化的优势,通过大量的分布式 AP 协同服务所有 UE,能够增强服务覆盖并提供均匀一致的通信服务,被视极具潜力的 6G 关键使能技术之一。而如何依托 CF mMIMO 的架构特征来进一步可扩展地实现 6G 网络谱效、能效双提升,是未来 CF mMIMO 大规模实际落地部署所需要回答的关键问题。针对现有 CF mMIMO 研究中存在的“如何准确刻画网络干扰关系并有效抑制干扰”和“如何获得信号处理性能与复杂度的最佳折中”两个关键科学问题,本文深入研究了面向 CF mMIMO 系统的初始接入与干扰抑制方案,发掘谱效与能效的联合性能增长点,为 6G CF mMIMO 的发展与部署提供有力的论支撑。

首先,针对典型的上行传输场景,研究分级信号处理、AP 选择与导频分配方案设计,分析了网络可用无线资源对于初始接入方案的影响,证明了 P-LSFD 方案的干扰抑制性能与可扩展性,并揭示了 AP 选择与导频分配对于干扰避免的影响机理。然后,针对典型的下行传输场景,研究干扰特征分析、AP 选择与导频分配方案设计,分析了 CF mMIMO 系统的干扰关系并提出了面向 CF mMIMO 系统的 TIN 条件以描述干扰分布,并基于 TIN 刻画提出了联合的 AP 选择和导频分配方案。随后,针对无线传能物联网场景,研究活跃性检测、AP 选择与导频分配方案设计,提出通过解耦活跃检测与信道估计来在保证海量接入的同时提升系统谱效,提出了基于卷积神经网络的活跃检测方案并采用聚类算法针对活跃 UE 提出了联合的 AP 选择与导频分配方案。最后,针对能效优先场景,研究分级信号处理、AP 选择与 AP 开关,提出了基于上下行信道互易性的近优 LSFP 方案,并采用 BCD 近似点梯度法提出了联合的 AP 选择与分级信号处理方案,在几乎不损失谱效的同时大幅度提升能效,实现了谱效与能效的最佳折中。

本文的主要创新性工作与结论归纳为以下几点:

1. 针对上行传输中的初始接入与干扰抑制问题,以最大化谱效为目标,首先提出了具有可扩展性的 P-LSFD 传输机制,相较于最优的 O-LSFD 机制在干扰抑制过程中聚焦关键的干扰 UE,从而在及几乎不损失谱效同时降低接收合并的计算复杂度。其次,为了避免潜在的用户间干扰,分别提出了基于竞争机制的 AP 选择方案和基于 UE 聚类的 iUC 导频分配方案和 IB-KM 导频

分配方案, 其中 AP 选择方案能够为每个 UE 分配尽可能多地服务 AP, iUC 方案相较于 IB-KM 方案具有更佳的干扰刻画与规避能力, 但复杂度也更高。仿真结果展示了所提出的 AP 选择方案与导频分配方案对于系统谱效的提升, 以及 P-LSFD 方案能够在有效抑制干扰的同时实现可扩展性。

2. 针对下行传输中的初始接入与干扰抑制问题, 以最大化最小谱效为目标, 首先提出了面向 CF mMIMO 系统的 TIN 条件并以此分析了系统的干扰特性。随后, 采用 BPP 描述各个 AP 与 UE 的分布、基于此分析 TIN 成立条件的统计特性并引入 PPP 来近似分析 TIN 成立条件并推导获得 TIN 成立条件的闭合表达式。最后, 为了规避潜在干扰, 基于 TIN 刻画提出了能够联合进行 AP 选择与导频分配的 IAMA 初始接入方案仿真结果验证了所提出 TIN 成立概率分析的准确性, 展示了基于 TIN 刻画的 IAMA 初始接入方案对于谱效公平性的提升。
3. 针对无线供能物联网场景中的初始接入与干扰抑制问题, 以最大化谱效为目标, 首先提出了将活跃检测与信道估计解耦的初始接入策略, 其中各个 UE 具有唯一的标识序列用于活跃检测, 而令检测出的活跃 UE 复用彼此正交的导频序列以用于信道估计。具体而言, 针对活跃检测提出了基于 CNN 的 UADNet 检测网络, 通过分析接收到的标识序列张量来判断 UE 的活跃性。针对活跃 UE, 采用聚类算法提出了联合的 AP 选择与导频分配方案, 从而为系统分配潜在干扰最小的“UE-AP-导频”关联。另外, 采用矩阵分析工具推导了收集能量的闭合表达式, 以揭示无线供能系统的能量关系。仿真结果验证了所推导闭合表达式的准确性, 展示了所提出 UADNet 检测网络的高检测精度以及所提出联合初始接入方案对于系统谱效的提升, 并就最大化平均谱效给出了多项系统参数的优化建议。
4. 针对能效优先场景中的初始接入和干扰抑制问题, 以实现谱效与能效最佳折中为目标, 首先构建了带有非光滑稀疏诱导函数的 MSE 最小化问题并采用 BCD 近似点梯度法进行求解, 通过在 LSFD 和 LSFP 向量上诱导出稀疏性来降低不必要的信号处理与信令开销, 从而以极低的谱效损失换取极大的能效提升。另外, 基于信道上下行互易性提出了近优的下行 V-LSFP 传输机制, 从而填补了 CF mMIMO 系统下行分级信号处理的空白, 并在此基础上结合上述稀疏优化提出了上行 S-LSFD 方案和下行的 P-LSFP、S-LSFP 以及 SV-LSFP 方案。仿真结果展示了所提出 V-LSFP 方案对于谱效的提升, 以及所提出稀疏方案能够以不到 5% 的谱效损失将能效提升至 4 倍, 并指出上述优势在采用相对高阶的信号处理方案和多天线 AP 时更加突出。

7.2 研究工作展望

以用户为中心的 CF mMIMO 作为极具潜力的 6G 关键空口使能技术之一，有望能够为 UE 提供无处不在的高用户体验速率，为实现全覆盖、全频谱、全应用和强安全的 6G 网络服务提供物理层支持。尽管如此，CF mMIMO 距离真正地走向人民群众日常生活仍有诸多关键问题需要进一步研究，尤其是在实现落地部署等方面。为此，总结下一阶段 CF mMIMO 的主要研究方向如下：

1. 多 CPU 协作与前传拓扑设计。当前 CF mMIMO 的信号处理设计对于底层网络的拓扑结构都是透明的，以便 CF mMIMO 在实际部署中可以兼容多个 CPU^[21,141,147,148] 以及多种前传网络拓扑结构^[149–153]，从而实现网络可扩展性。现有的 CF mMIMO 研究大多假设所有 AP 通过星型拓扑且具有无限容量的前传网络连接至单个 CPU。然而，这样的假设一方面由于实际前传网络容量受限、线缆布置成本受限以及实地站点安装受限等因素，无法在大规模网络中实际部署，另一方面也无法满足日益飞速增长的通信流量以及无处不在的网络覆盖需求。因此，如何实现面向实际前传网络拓扑的多 CPU 协作是当前 CF mMIMO 需要解决的关键问题。
2. 多 AP 间相位同步与校准设计。保持 CF mMIMO 系统中各个 AP 具有足够精准的相对时序与相位同步是实现相干信号处理的基石^[154–157]。当前的 CF mMIMO 相关研究均假设 AP 之间具有完美同步，然而由于各 AP 内部彼此独立的本地晶振，即使系统提供了共同的参考时钟和时序，各 AP 之间仍无法完全消除相位偏移，从而导致系统实际的传输性能远低于理论性能。一种同步解决思路是将采用分层校准，即首先将网络划分为不同的 AP 簇，然后进行簇间校准，而后再进行簇内校准，从而实现全网校准，但其具体细节仍尚待完善。因此，如何实现多 AP 间的相位同步与校准是当前 CF mMIMO 实现实际部署所面临的核心挑战。
3. 结合电磁信息论的传输机制设计。随着材料科学与天线技术的发展，针对超表面（metasurface）应用于无线通信的研究受到了学术界和工业界的广泛关注，包括将超表面作为无源站点的智能反射面技术^[158–163]（intelligent reflection surface, IRS）和作为有源站点的全息多天线技术^[164–169]（holographic MIMO）。上述新型的多天线技术将会对 6G 乃至之后的移动通信网络造成变革性的影响，尤其是在信息传输与信号处理等方面，具体体现在电磁信息论与现有的物理层技术的结合。因此，如果结合电磁信息论与 CF 网络结构特征与物理层技术是 CF mMIMO 下一阶段的关键研究方向。
4. 分布式智能辅助的网络架构设计。实现人机物智能互联、协同共生的“万

物智联”是 6G 网络的基本发展愿景。届时将有大量的分布式新型智能设备与应用涌现并产生海量的数据，并引入了高运算能力与强数据安全等需求。分布式的人工智能概念，例如联邦学习^[170-174]，可以促进分布式设备之间复杂模型的协作学习过程，并维护其本地训练数据的隐私性，是 6G 网络的重要潜在使能技术之一。因此，将分布式人工智能的信号处理机制与 CF mMIMO 的分布式网络架构相结合将是未来 CF mMIMO 的重要发展趋势。

附录

1. 引理 3.1 的证明

引理 3.1 可以通过计算公式 (3-8) 中的两个期望的闭合表达式来证明。

首先计算第一个向量期望 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}$ 的闭合表达式。由于采用了 MR 接收合并方案, 有 $\mathbf{v}_{kl} = \hat{\mathbf{h}}_{kl} / \sqrt{\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{kl}\|^2\}}$, $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}$ 的第 l 个元素可以写作:

$$\begin{aligned} [\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}]_l &= \mathbb{E}\{\mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{h}_{il}\} = \frac{1}{\sqrt{\mathbb{E}\{\|\mathbf{v}_{kl}\|^2\}}} \mathbb{E}\{\mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{h}_{il}\} = \frac{1}{\sqrt{\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{kl}\|^2\}}} \mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{h}_{il}\} \\ &\stackrel{(a)}{=} \frac{1}{\sqrt{\text{tr}(\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{kl} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H\})}} \text{tr}(\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H\}), \end{aligned} \quad (\text{A-1})$$

其中 $\stackrel{(a)}{=}$ 成立是基于文献 [19] 的引理 B.2 以及 MMSE 信道估计 $\hat{\mathbf{v}}_{kl}$ 与信道误差 $\tilde{\mathbf{v}}_{kl}$ 彼此独立。由于相关矩阵 $\mathbf{R}_{kl}$ 可逆, 对于用户 k 以外也使用导频 t_k 的另一个用户 i , $i \in \mathcal{P}_k \setminus \{k\}$, 可以得到其信道估计为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{il} = \sqrt{\tau_p p'_i} \mathbf{R}_{il} \mathbf{\Psi}_{t_k l}^{-1} \mathbf{y}_{t_k l}^p = \sqrt{\frac{p'_i}{p'_k}} \mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl}. \quad (\text{A-2})$$

公式 (A-2) 意味着集合 $\mathcal{P}_k$ 内的任意两个用户 k 与用户 i , 其信道估计彼此相关, 并有其互相关矩阵为:

$$\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H\} = \sqrt{\frac{p'_i}{p'_k}} \iota_{kl} \mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{B}_{kl}, \quad k, i \in \mathcal{P}_k, \quad (\text{A-3})$$

其中二元变量 ι_{kl} 用于标记接入点 l 与用户 k 之间的服务关系。已知 $\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{kl} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H\} = \mathbf{B}_{kl}$, 将公式 (A-3) 带入公式 (A-1) 中, 即可得到期望 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}$ 中第 l 个元素的闭合表达式如公式 (3-12) 所示。

然后计算第二个矩阵期望 $\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\}$ 中各元素的闭合表达式。由于不同接入点的信道彼此独立, 因此当 $l \neq j$ 时, 有

$$[\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\}]_{lj} = \mathbb{E}\{[\mathbf{g}_{ki}]_l [\mathbf{g}_{ki}^*]_j\} = [\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}\}]_l [\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki}^*\}]_j, \quad l \neq j, \quad (\text{A-4})$$

其闭合表达式可通过公式 (3-12) 获得。而当 $l = j$ 时, 有:

$$[\mathbb{E}\{\mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H\}]_{ll} = \mathbb{E}\{\mathbf{v}_{kl}^H \mathbf{h}_{il} \mathbf{h}_{il}^H \mathbf{v}_{kl}\} = \frac{\iota_{kl}}{\text{tr}(\mathbf{B}_{kl})} \mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{h}_{il} \mathbf{h}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl}\}. \quad (\text{A-5})$$

如果 $i \notin \mathcal{P}_k$, 则公式 (A-5) 中期望的闭合表达式为:

$$\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{h}_{il} \mathbf{h}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} = \text{tr} \left(\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \right\} \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_{il} \mathbf{h}_{il}^H \right\} \right) = \text{tr} (\mathbf{B}_{kl} \mathbf{R}_{il}). \quad (\text{A-6})$$

如果 $i \in \mathcal{P}_k$, 则有:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{h}_{il} \mathbf{h}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} &= \mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H (\hat{\mathbf{h}}_{il} + \tilde{\mathbf{h}}_{il}) (\hat{\mathbf{h}}_{il}^H + \tilde{\mathbf{h}}_{il}^H) \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} + \underbrace{\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \tilde{\mathbf{h}}_{il} \tilde{\mathbf{h}}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\}}_{=0} + \underbrace{\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \tilde{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\}}_{=0} + \mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \tilde{\mathbf{h}}_{il} \tilde{\mathbf{h}}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\}. \end{aligned} \quad (\text{A-7})$$

其中

$$\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \tilde{\mathbf{h}}_{il} \tilde{\mathbf{h}}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} = \text{tr} \left(\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \right\} \mathbb{E} \left\{ \tilde{\mathbf{h}}_{il} \tilde{\mathbf{h}}_{il}^H \right\} \right) = \text{tr} (\mathbf{B}_{kl} \mathbf{R}_{il}) - \text{tr} (\mathbf{B}_{kl} \mathbf{B}_{il}) \quad (\text{A-8})$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \hat{\mathbf{h}}_{il} \hat{\mathbf{h}}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} &= \frac{p'_i}{p'_k} \text{tr} \left(\mathbb{E} \left\{ \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl} \hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{R}_{il}^H \hat{\mathbf{h}}_{kl} \right\} \right) = \frac{p'_i}{p'_k} \text{tr} \left(\mathbb{E} \left\{ |\hat{\mathbf{h}}_{kl}^H \mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{kl}|^2 \right\} \right) \\ &\stackrel{(b)}{=} \frac{p'_i}{p'_k} \left| \text{tr} (\mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{B}_{kl}) \right|^2 + \text{tr} (\mathbf{B}_{kl} \mathbf{B}_{il}) \end{aligned} \quad (\text{A-9})$$

其中 $\stackrel{(b)}{=}$ 成立是基于文献 [19] 的引理 B.5 以及 $p'_i/p'_k \mathbf{R}_{il} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{B}_{kl} \mathbf{R}_{kl}^{-1} \mathbf{R}_{il} = \mathbf{B}_{il}$ 。将公式 (A-6) 和公式 (A-7) 带入公式 (A-5) 中, 即可得到期望 $\mathbb{E} \left\{ \mathbf{g}_{ki} \mathbf{g}_{ki}^H \right\}$ 中各元素的闭合表达式如公式 (3-13) 和公式 (3-14) 所示。

2. 引理 4.2 的证明

使用文献 [175] 的公式 (8.4.3.1) 和公式 (8.4.3.2), 通过逆 Mellin 转换 (inverse Mellin transform) 可以将公式 (4-31) 里积分 $\mathcal{I}_2$ 中的指数项 $\exp(-\pi \lambda_0 t)$ 和 $\exp(-\pi p_{\text{in}} \lambda_{\text{ap}} g_r^2 / t)$ 分别写为

$$\exp(-\pi \lambda_0 t) = \frac{1}{2\pi i} \int_{C_1} \Gamma(r) \pi \lambda_0^{-r} t^{-r} dr, \quad (\text{A-10})$$

和

$$\exp\left(-\frac{\pi p_{\text{in}} \lambda_{\text{ap}} g_r^2}{t}\right) = \frac{1}{2\pi i} \int_{C_2} \Gamma(-s) \left(\frac{1}{\pi p_{\text{in}} \lambda_{\text{ap}} g_r^2}\right)^{-s} t^{-s} ds, \quad (\text{A-11})$$

其中 C_1 和 C_2 为分别满足 $C_1 = \{\delta_1 + i\xi_1 : -\infty < \xi_1 < \infty, \delta_1 > 0\}$ and $C_2 = \{\delta_2 + i\xi_2 : -\infty < \xi_2 < \infty, \delta_2 < 0\}$ 的 Mellin-Barnes 积分围道 (Mellin-Barnes contours)。

将公式 (A-10) 和公式 (A-11) 代回公式 (4-31) 中, 结合扩展广义二元 Meijer G -函数的定义并作整理, 即可得到所得公式 (4-34)。

3. 引理 6.2 的证明

由于公式 (6-30) 为非光滑的凸优化问题, 因而其最优解 $\mathbf{x}_l^*$ 可以由以下次梯度方程表征:

$$G(\mathbf{x}_l^n) - \mathbf{x}_l^* = \mu\gamma\partial\|\mathbf{x}_l^*\|_2 + \mu\lambda\partial\|\mathbf{x}_l^*\|_1, \quad (\text{A-12})$$

其中有

$$\partial\|\mathbf{x}_l^*\|_2 = \begin{cases} \frac{\mathbf{x}_l^*}{\|\mathbf{x}_l^*\|_2}, & \text{if } \mathbf{x}_l^* \neq \mathbf{0} \\ \in \{\mathbf{u} : \|\mathbf{u}\|_2 \leq 1\}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{A-13})$$

和

$$[\partial\|\mathbf{x}_l^*\|_1]_i = \begin{cases} \text{sign}([\mathbf{x}_l^*]_i), & \text{if } [\mathbf{x}_l^*]_i \neq 0 \\ \in \{u : |u| \leq 1\}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, 2K, \quad (\text{A-14})$$

分别为 $\|\mathbf{x}_l^*\|_2$ 和 $\|\mathbf{x}_l^*\|_1$ 的次梯度。经过代数运算整理, 可以观察到当 $\|\text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\mathbf{x}_l^n))\|_2 \leq \mu\gamma$, 时, 上述次梯度方程中最优解 $\mathbf{x}_l^*$ 满足 $\mathbf{x}_l^* = \mathbf{0}$, 否则, 最优解 $\mathbf{x}_l^*$ 满足 $\|\text{Prox}_{\mu\lambda, \ell_1}(G(\mathbf{x}_l^n))\|_2 = \|\mathbf{x}_l^*\|_2 + \mu\gamma$ 。随后, 依据公式 (6-32) 中 ℓ_2 -范数近端算子的定义, 即可获得最优解 $\mathbf{x}_l^*$ 的闭合表达式如公式 (6-31) 所示。

4. 引理 6.3 的证明

令 $\gamma_k = \widetilde{\text{SINR}}_k^{\text{ul}}$ 表示公式 (6-42) 中 UE k 虚拟上行等效 SINR 值。在下行传输过程中, 若按照公式 (6-41) 为所有 UE 取 LSFP 向量, 有 $\gamma_k = \text{SINR}_k^{\text{dl}}$, 则可以证明引理 6.3 成立。换句话说, 将公式 (6-41) 代入公式 (6-40) 中, 需要对任意 $k = 1, \dots, K$, 满足

$$\gamma_k = \frac{\rho_k [\bar{\mathbf{a}}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}]^2}{\sum_{i=1}^K \rho_i \mathbb{E}\{[\bar{\mathbf{a}}_i^H \mathbf{g}_{ik}]^2\} - \rho_k [\bar{\mathbf{a}}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}]^2 + \sigma_{\text{dl}}^2}. \quad (\text{A-15})$$

定义一个对角矩阵 $\mathbf{\Gamma} \in \mathbb{R}^{K \times K}$, 其第 k 个对角元素为

$$[\mathbf{\Gamma}]_{kk} = \frac{1}{\gamma_k} [\bar{\mathbf{a}}_k^H \mathbb{E}\{\mathbf{g}_{kk}\}]^2, \quad (\text{A-16})$$

以及另一个矩阵 $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{K \times K}$, 其第 (k, i) 个元素为

$$[\mathbf{\Sigma}]_{ki} = \mathbb{E}\{[\bar{\mathbf{a}}_i^H \mathbf{g}_{ik}]^2\} - \begin{cases} 0, & i \neq k, \\ \gamma_k [\mathbf{\Gamma}]_{kk}, & i = k. \end{cases} \quad (\text{A-17})$$

通过矩阵 $\mathbf{\Gamma}$ 和矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ ，可以将公式 (A-15) 中的 SINR 条件改写为

$$[\mathbf{\Gamma}]_{kk}^{-1} = \frac{\rho_k}{\sum_{i=1}^K \rho_i [\mathbf{\Sigma}]_{ki} + \sigma_{\text{dl}}^2} \quad (\text{A-18})$$

其等价于满足 $\sigma_{\text{dl}}^2 = \rho_k [\mathbf{\Gamma}]_{kk} - \sum_{i=1}^K \rho_i [\mathbf{\Sigma}]_{ki}$ 。令 $\boldsymbol{\rho} = [\rho_1, \dots, \rho_K]^T$ ，则可将上述 K 个限制条件改写为 $\mathbf{1}_K \sigma_{\text{dl}}^2 = (\mathbf{\Gamma} - \mathbf{\Sigma}) \boldsymbol{\rho}$ 。于是，当按照如下方式选择下行功率 $\boldsymbol{\rho}$ ，即可满足公式 (A-15) 中的 SINR 条件：

$$\boldsymbol{\rho} = (\mathbf{\Gamma} - \mathbf{\Sigma})^{-1} \mathbf{1}_K \sigma_{\text{dl}}^2. \quad (\text{A-19})$$

通过证明上述功率系数非负，即可完成引理 6.3 的证明。

参考文献

- [1] 工业和信息化部. “十四五”信息通信行业发展规划[R], 2021.
- [2] 章嘉懿, 向际鹰, 艾渤, et al. 6G多天线与智能超表面技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2023.
- [3] 彭木根, 刘喜庆, 闫实, et al. 6G移动通信系统理论与技术[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2022.
- [4] IMT-2030(6G)推进组. 6G总体愿景与潜在关键技术[R], 2021.
- [5] 尤肖虎, 王承祥, 黄杰, et al. 6G无线网络: 愿景、使能技术与新应用范式[R], 2020.
- [6] Andrews J G, Buzzi S, Choi W, et al. What will 5G be?[J]. IEEE Journal on selected areas in communications, 2014, 32(6):1065–1082.
- [7] Parkvall S, Dahlman E, Furuskar A, et al. NR: The new 5G radio access technology[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2017, 1(4):24–30.
- [8] Ericsson. Ericsson Mobility Report[R], Stockholm, Sweden: Ericsson, 2020.
- [9] Series M. IMT Vision–Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2020 and beyond[J]. Recommendation ITU, 2015, 2083(0).
- [10] Dang S, Amin O, Shihada B, et al. What should 6G be?[J]. Nature Electronics, 2020, 3(1):20–29.
- [11] You X, Wang C X, Huang J, et al. Towards 6G wireless communication networks: Vision, enabling technologies, and new paradigm shifts[J]. Science China Information Sciences, 2021, 64:1–74.
- [12] 5G Public Private-Partnership. European Vision for the 6G Network Ecosystem[R], Heidelberg, Germany: 5G PPP, 2021.
- [13] 5G Public Private-Partnership. The 6G Architecture Landscape - European Perspective[R], Heidelberg, Germany: 5G PPP, 2023.
- [14] Series M. Minimum requirements related to technical performance for IMT-2020 radio interface(s)[J]. Report ITU, 2015, 2410(0).
- [15] Marzetta T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2010, 9(11):3590–3600.
- [16] Larsson E G, Edfors O, Tufvesson F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems[J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(2):186–195.
- [17] Andrews J G, Zhang X, Durgin G D, et al. Are we approaching the fundamental limits of wireless network densification?[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(10):184–190.
- [18] 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.
- [19] Demir Ö T, Björnson E, Sanguinetti L. Foundations of User-Centric Cell-Free Massive MIMO[J]. Foundations and Trends® in Signal Processing, 2021, 14(3-4):162–472.

- [20] Zhang J, Chen S, Lin Y, et al. Cell-free massive MIMO: A new next-generation paradigm[J]. IEEE Access, 2019, 7:99878–99888.
- [21] Interdonato G, Björnson E, Quoc Ngo H, et al. Ubiquitous cell-free massive MIMO communications[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019(1):1–13.
- [22] Chen S, Zhang J, Zhang J, et al. A survey on user-centric cell-free massive MIMO systems[J]. Digital Communications and Networks, 2022, 8(5):695–719.
- [23] Elhoushy S, Ibrahim M, Hamouda W. Cell-free massive MIMO: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 24(1):492–523.
- [24] Ammar H A, Adve R, Shahbazpanahi S, et al. User-centric cell-free massive MIMO networks: A survey of opportunities, challenges and solutions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 24(1):611–652.
- [25] 章嘉懿. 去蜂窝大规模 MIMO 系统研究进展与发展趋势[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2019, 31(3):285–292.
- [26] Buzzi S, D' Andrea C, Zappone A, et al. User-centric 5G cellular networks: Resource allocation and comparison with the cell-free massive MIMO approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 19(2):1250–1264.
- [27] Björnson E, Sanguinetti L. Scalable cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(7):4247–4261.
- [28] Chen S, Zhang J, Björnson E, et al. Structured massive access for scalable cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 39(4):1086–1100.
- [29] 中国移动研究院. 2030+技术趋势白皮书[R], 2020.
- [30] 华为技术. 6G: 无线通信新征程[R], 2022.
- [31] REINDEER Project. Analytical Performance Metrics and Physical-Layer Solutions[R], Villach, Austria: REINDEER Project, 2022.
- [32] MARSAL Project. Initial report on distributed processing cell-free RAN and Hybrid MIMO fronthaul network design[R], Barcelona, Spain: MARSAL Project, 2022.
- [33] Venkatesan S, Lozano A, Valenzuela R. Network MIMO: Overcoming intercell interference in indoor wireless systems[C]. Proceedings of 2007 Conference Record of the Forty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. IEEE, 2007. 83–87.
- [34] Jafar S A, Foschini G J, Goldsmith A J. Phantomnet: Exploring optimal multicellular multiple antenna systems[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2004, 2004:1–14.
- [35] Zhang H, Dai H. Cochannel interference mitigation and cooperative processing in downlink multicell multiuser MIMO networks[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2004, 2004:1–14.
- [36] Gesbert D, Hanly S, Huang H, et al. Multi-cell MIMO cooperative networks: A new look at interference[J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2010, 28(9):1380–1408.
- [37] Parkvall S, Dahlman E, Furuskar A, et al. LTE-advanced-evolving LTE towards IMT-advanced[J]. Proceedings of 2008 IEEE 68th Vehicular Technology Conference. IEEE, 2008. 1–5.

- [38] Sawahashi M, Kishiyama Y, Morimoto A, et al. Coordinated multipoint transmission/reception techniques for LTE-advanced [Coordinated and Distributed MIMO][J]. IEEE Wireless Communications, 2010, 17(3):26–34.
- [39] Osseiran A, Monserrat J F, Mohr W. Coordinated multipoint (CoMP) systems[J]. 2011..
- [40] Irmer R, Droste H, Marsch P, et al. Coordinated multipoint: Concepts, performance, and field trial results[J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(2):102–111.
- [41] Jungnickel V, Manolakis K, Zirwas W, et al. The role of small cells, coordinated multipoint, and massive MIMO in 5G[J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(5):44–51.
- [42] Alrabeiah M, Alkhateeb A. Deep learning for TDD and FDD massive MIMO: Mapping channels in space and frequency[C]. Proceedings of 2019 53rd asilomar conference on signals, systems, and computers. IEEE, 2019. 1465–1470.
- [43] Abdallah A, Mansour M M. Angle-based multipath estimation and beamforming for FDD cell-free massive MIMO[C]. Proceedings of 2019 IEEE 20th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). IEEE, 2019. 1–5.
- [44] Abdallah A, Mansour M M. Efficient angle-domain processing for FDD-based cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(4):2188–2203.
- [45] Kim S, Choi J W, Shim B. Downlink pilot precoding and compressed channel feedback for FDD-based cell-free systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(6):3658–3672.
- [46] Han T, Zhao D. On the Performance of FDD Cell-Free Massive MIMO with Compressed Sensing Channel Estimation[C]. Proceedings of 2021 IEEE 21st International Conference on Communication Technology (ICCT). IEEE, 2021. 238–242.
- [47] Hoydis J, Kobayashi M, Debbah M. Green small-cell networks[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2011, 6(1):37–43.
- [48] Hwang I, Song B, Soliman S S. A holistic view on hyper-dense heterogeneous and small cell networks[J]. IEEE communications magazine, 2013, 51(6):20–27.
- [49] López-Pérez D, Ding M, Claussen H, et al. Towards 1 Gbps/UE in cellular systems: Understanding ultra-dense small cell deployments[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4):2078–2101.
- [50] Nayebi E, Ashikhmin A, Marzetta T L, et al. Precoding and power optimization in cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(7):4445–4459.
- [51] Nayebi E, Ashikhmin A, Marzetta T L, et al. Performance of cell-free massive MIMO systems with MMSE and LSFD receivers[C]. Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. IEEE, 2016. 203–207.
- [52] Adhikary A, Ashikhmin A, Marzetta T L. Uplink interference reduction in large-scale antenna systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(5):2194–2206.
- [53] Björnson E, Sanguinetti L. Making cell-free massive MIMO competitive with MMSE processing and centralized implementation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 19(1):77–90.

- [54] Ashikhmin A, Li L, Marzetta T L. Interference reduction in multi-cell massive MIMO systems with large-scale fading precoding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2018, 64(9):6340–6361.
- [55] Demir Ö T, Björnson E. Large-scale fading precoding for spatially correlated rician fading with phase shifts[J]. *CoRR*, 2020. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2006.14267>, abs/2006.14267.
- [56] Fan W, Zhang J, Björnson E, et al. Performance analysis of cell-free massive MIMO over spatially correlated fading channels[C]. *Proceedings of ICC 2019-2019 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2019. 1–6.
- [57] Demir Ö T, Björnson E. Joint power control and LSFD for wireless-powered cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(3):1756–1769.
- [58] Kay S M. *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*[M]. Prentice-Hall, Inc., 1993.
- [59] Shariati N, Björnson E, Bengtsson M, et al. Low-complexity polynomial channel estimation in large-scale MIMO with arbitrary statistics[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014, 8(5):815–830.
- [60] Zhang J, Fan J, Ai B, et al. NOMA-based cell-free massive MIMO over spatially correlated Rician fading channels[C]. *Proceedings of ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2020. 1–6.
- [61] Özdogan Ö, Björnson E, Zhang J. Performance of cell-free massive MIMO with Rician fading and phase shifts[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11):5299–5315.
- [62] Wang Z, Zhang J, Björnson E, et al. Uplink performance of cell-free massive MIMO over spatially correlated Rician fading channels[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 25(4):1348–1352.
- [63] Jin Y, Zhang J, Jin S, et al. Channel estimation for cell-free mmWave massive MIMO through deep learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(10):10325–10329.
- [64] Jin Y, Zhang J, Ai B, et al. Channel estimation for mmWave massive MIMO with convolutional blind denoising network[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 24(1):95–98.
- [65] Mai T C, Ngo H Q, Duong T Q. Uplink spectral efficiency of cell-free massive MIMO with multi-antenna users[C]. *Proceedings of 2019 3rd International Conference on Recent Advances in Signal Processing, Telecommunications & Computing (SigTelCom)*. IEEE, 2019. 126–129.
- [66] Maryopi D, Bashar M, Burr A. On the uplink throughput of zero forcing in cell-free massive MIMO with coarse quantizationp[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7):7220–7224.
- [67] Bashar M, Cumanan K, Burr A G, et al. On the uplink max–min SINR of cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4):2021–2036.
- [68] Interdonato G, Karlsson M, Björnson E, et al. Local partial zero-forcing precoding for cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(7):4758–4774.
- [69] Attarifar M, Abbasfar A, Lozano A. Modified conjugate beamforming for cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2):616–619.

- [70] Björnson E, Hoydis J, Sanguinetti L. Massive MIMO networks: Spectral, energy, and hardware efficiency[J]. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, 2017, 11(3-4):154–655.
- [71] Ashikhmin A, Ngo H Q, Marzetta T L, et al. Pilot assignment in cell free massive MIMO wireless systems[P], April 4, 2017. US Patent 9,615,384.
- [72] Interdonato G, Karlsson M, Björnson E, et al. Downlink spectral efficiency of cell-free massive MIMO with full-pilot zero-forcing[C]. *Proceedings of 2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. IEEE, 2018. 1003–1007.
- [73] Zhang J, Zhang J, Björnson E, et al. Local partial zero-forcing combining for cell-free massive MIMO systems. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(12):8459–8473.
- [74] Du L, Li L, Ngo H Q, et al. Cell-free massive MIMO: Joint maximum-ratio and zero-forcing precoder with power control[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(6):3741–3756.
- [75] Özdogan Ö, Björnson E, Zhang J. Downlink performance of cell-free massive MIMO with Rician fading and phase shifts[C]. *Proceedings of 2019 IEEE 20th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*. IEEE, 2019. 1–5.
- [76] Interdonato G, Ngo H Q, Frenger P, et al. Downlink training in cell-free massive MIMO: A blessing in disguise[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11):5153–5169.
- [77] Mai T C, Ngo H Q, Duong T Q. Downlink spectral efficiency of cell-free massive MIMO systems with multi-antenna users[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(8):4803–4815.
- [78] Rashid-Farrokhi F, Liu K R, Tassiulas L. Transmit beamforming and power control for cellular wireless systems[J]. *IEEE Journal on selected areas in communications*, 1998, 16(8):1437–1450.
- [79] Tse D, Viswanath P. *Fundamentals of wireless communication*[M]. Cambridge university press, 2005.
- [80] Zhou A, Wu J, Larsson E G, et al. Max-min optimal beamforming for cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(10):2344–2348.
- [81] Björnson E, Jorswieck E, et al. Optimal resource allocation in coordinated multi-cell systems[J]. *Foundations and Trends® in Communications and Information Theory*, 2013, 9(2–3):113–381.
- [82] 3GPP. TS 38.321 V17.3.0: NR; Medium Access Control (MAC) protocol specification (Release 17)[S], Valbonne, France: 3GPP, 2022.
- [83] Lien S Y, Shieh S L, Huang Y, et al. 5G new radio: Waveform, frame structure, multiple access, and initial access[J]. *IEEE communications magazine*, 2017, 55(6):64–71.
- [84] 3GPP. TS 38.213 V17.4.0: NR; Physical layer procedures for control (Release 17)[S], Valbonne, France: 3GPP, 2022.
- [85] 3GPP. TS 38.213 V17.4.0: NR; Physical layer procedures for data (Release 17)[S], Valbonne, France: 3GPP, 2022.
- [86] 3GPP. TS 38.211 V17.4.0: NR; Physical channels and modulation (Release 17)[S], Valbonne, France: 3GPP, 2022.

- [87] Buzzi S, D' Andrea C. Cell-free massive MIMO: User-centric approach[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(6):706–709.
- [88] Liu H, Zhang J, Jin S, et al. Graph coloring based pilot assignment for cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8):9180–9184.
- [89] Buzzi S, D' Andrea C, Fresia M, et al. Pilot assignment in cell-free massive MIMO based on the Hungarian algorithm[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 10(1):34–37.
- [90] Zeng W, He Y, Li B, et al. Pilot assignment for cell free massive MIMO systems using a weighted graphic framework[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(6):6190–6194.
- [91] Zaher M, Björnson E, Petrova M. Soft Handover Procedures in mmWave Cell-Free Massive MIMO Networks[J]. CoRR, 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2209.02548>, abs/2209.02548.
- [92] Zhang Y, Cao H, Zhong P, et al. Location-based greedy pilot assignment for cell-free massive MIMO systems[C]. Proceedings of 2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC). IEEE, 2018. 392–396.
- [93] Sabbagh R, Pan C, Wang J. Pilot allocation and sum-rate analysis in cell-free massive MIMO systems[C]. Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2018. 1–6.
- [94] Liu H, Zhang J, Zhang X, et al. Tabu-search-based pilot assignment for cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 69(2):2286–2290.
- [95] Attarifar M, Abbasfar A, Lozano A. Random vs structured pilot assignment in cell-free massive MIMO wireless networks[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2018. 1–6.
- [96] Shannon C E. A mathematical theory of communication. Bell System Technical Journal, 1948, 27:379–423, 623–656.
- [97] Cover T M, Thomas J A. Elements of information theory. Wiley, 1991..
- [98] Wang X, Ashikhmin A, Wang X. Wirelessly powered cell-free IoT: Analysis and optimization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(9):8384–8396.
- [99] De Carvalho E, Björnson E, Sørensen J H, et al. Random access protocols for massive MIMO[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(5):216–222.
- [100] Sun C, Gao X, Jin S, et al. Beam division multiple access transmission for massive MIMO communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(6):2170–2184.
- [101] Lin H, Gao F, Jin S, et al. A new view of multi-user hybrid massive MIMO: Non-orthogonal angle division multiple access[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(10):2268–2280.
- [102] Nikbakht R, Lozano A. Uplink fractional power control for cell-free wireless networks[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2019. 1–5.
- [103] 3GPP. TS 36.814 V9.0.0: E-UTRA; Further advancements for E-UTRA physical layer aspects (Release 9)[S], Valbonne, France: 3GPP, 2010.
- [104] Saad W, Bennis M, Chen M. A vision of 6G wireless systems: Applications, trends, technologies, and open research problems[J]. IEEE network, 2019, 34(3):134–142.

- [105] Zhang J, Björnson E, Matthaiou M, et al. Prospective multiple antenna technologies for beyond 5G[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(8):1637–1660.
- [106] Geng C, Naderializadeh N, Avestimehr A S, et al. On the optimality of treating interference as noise[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2015, 61(4):1753–1767.
- [107] Geng C, Jafar S A. On the optimality of treating interference as noise: Compound interference networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2016, 62(8):4630–4653.
- [108] Naderializadeh N, Avestimehr A S. ITLinQ: A new approach for spectrum sharing in device-to-device communication systems. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2014, 32(6):1139–1151.
- [109] Bacha M, Di Renzo M, Clerckx B. Treating interference as noise in cellular networks: A stochastic geometry approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 19(3):1918–1932.
- [110] Srinivasa S, Haenggi M. Distance distributions in finite uniformly random networks: Theory and applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 59(2):940–949.
- [111] Gradshteyn I S, Ryzhik I M. Table of integrals, series, and products[M]. Academic press, 2014.
- [112] Haenggi M. Stochastic geometry for wireless networks[M]. Cambridge University Press, 2012.
- [113] Afshang M, Saha C, Dhillon H S. Nearest-neighbor and contact distance distributions for Matérn cluster process[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(12):2686–2689.
- [114] Haenggi M, Ganti R K, et al. Interference in large wireless networks[J]. *Foundations and Trends® in Networking*, 2009, 3(2):127–248.
- [115] Shah M. On generalizations of some results and their applications[J]. *Collectanea Mathematica*, 1973. 249–266.
- [116] Jungnickel D, Jungnickel D. Graphs, networks and algorithms[M], volume 3. Springer, 2005.
- [117] Chen S, Zhang J, Chen Z, et al. Treating Interference as Noise in Cell-Free Massive MIMO Networks[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2022.
- [118] Letaief K B, Chen W, Shi Y, et al. The roadmap to 6G: AI empowered wireless networks[J]. *IEEE communications magazine*, 2019, 57(8):84–90.
- [119] Xie L, Shi Y, Hou Y T, et al. Wireless power transfer and applications to sensor networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(4):140–145.
- [120] Zhang Z, Pang H, Georgiadis A, et al. Wireless power transfer—An overview. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 66(2):1044–1058.
- [121] Hu J, Yang K, Wen G, et al. Integrated data and energy communication network: A comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4):3169–3219.
- [122] Femenias G, García-Morales J, Riera-Palou F. SWIPT-enhanced cell-free massive MIMO networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(8):5593–5607.
- [123] Zhang Y, Zhao H, Xia W, et al. Wireless-Powered Cell-Free Massive MIMO With Superimposed Pilot Transmission[J]. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(7):1688–1692.

- [124] Braga I M, Antonioli R P, Fodor G, et al. Efficient Battery Usage in Wireless-Powered Cell-Free Systems with Self-Energy Recycling[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023..
- [125] De Carvalho E, Björnson E, Sørensen J H, et al. Random pilot and data access in massive MIMO for machine-type communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12):7703–7717.
- [126] Senel K, Larsson E G. Grant-free massive MTC-enabled massive MIMO: A compressive sensing approach[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(12):6164–6175.
- [127] Liu L, Yu W. Massive connectivity with massive MIMO—Part I: Device activity detection and channel estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(11):2933–2946.
- [128] Ke M, Gao Z, Wu Y, et al. Compressive sensing-based adaptive active user detection and channel estimation: Massive access meets massive MIMO[J]. IEEE transactions on signal processing, 2020, 68:764–779.
- [129] Bai J, Larsson E G. Activity Detection in Distributed MIMO: Distributed AMP via Likelihood Ratio Fusion[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10):2200–2204.
- [130] Becirovic E, Björnson E, Larsson E G. Activity Detection in Distributed Massive MIMO With Pilot-Hopping and Activity Correlation[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022..
- [131] Ganesan U K, Björnson E, Larsson E G. Clustering-based activity detection algorithms for grant-free random access in cell-free massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(11):7520–7530.
- [132] Shrestha R, Amarasuriya G. SWIPT in cell-free massive MIMO[C]. Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2018. 1–7.
- [133] Index C V N. Cisco visual networking index: Global mobile data traffic forecast update, 2017-2022 white paper[R], 2019.
- [134] Han S, Bian S, et al. Energy-efficient 5G for a greener future[J]. Nature Electronics, 2020, 3(4):182–184.
- [135] Buzzi S, Chih-Lin I, Klein T E, et al. A survey of energy-efficient techniques for 5G networks and challenges ahead. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(4):697–709.
- [136] Demir Ö T, Masoudi M, Björnson E, et al. Cell-free massive MIMO in virtualized CRAN: How to minimize the total network power?[C]. Proceedings of ICC 2022-IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2022. 159–164.
- [137] Liu L, Larsson E G, Yu W, et al. Sparse signal processing for grant-free massive connectivity: A future paradigm for random access protocols in the Internet of Things[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(5):88–99.
- [138] Chen Z, Sohrabi F, Yu W. Sparse activity detection for massive connectivity[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(7):1890–1904.
- [139] Van Chien T, Björnson E, Larsson E G. Joint power allocation and load balancing optimization for energy-efficient cell-free massive MIMO networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10):6798–6812.

- [140] CVX Research Inc. CVX: Matlab Software for Disciplined Convex Programming, academic users[J]. <http://cvxr.com/cvx/>, 2015..
- [141] Interdonato G, Frenger P, Larsson E G. Scalability aspects of cell-free massive MIMO[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2019. 1–6.
- [142] Rish I, Grabarnik G. Sparse modeling: theory, algorithms, and applications[M]. CRC press, 2014.
- [143] Simon N, Friedman J, Hastie T, et al. A sparse-group lasso[J]. Journal of computational and graphical statistics, 2013, 22(2):231–245.
- [144] 刘浩洋, 户将, 李勇锋, et al. 最优化: 建模、算法与理论[M]. 北京: 高教出版社, 2020.
- [145] 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, 2017, 2(1):25–39.
- [146] Björnson E, Sanguinetti L, Hoydis J, et al. Optimal design of energy-efficient multi-user MIMO systems: Is massive MIMO the answer?[[J]. IEEE Transactions on wireless communications, 2015, 14(6):3059–3075.
- [147] Antonioli R P, Braga Jr I M, Fodor G, et al. Mixed Coherent and Non-Coherent Transmission for Multi-CPU Cell-Free Systems[J]. CoRR, 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2212.13950>, [abs/2212.13950](https://arxiv.org/abs/2212.13950).
- [148] Ranjbar V, Girycki A, Rahman M A, et al. Cell-free mMIMO support in the O-RAN architecture: A PHY layer perspective for 5G and beyond networks[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2022, 6(1):28–34.
- [149] Masoumi H, Emadi M J. Performance analysis of cell-free massive MIMO system with limited fronthaul capacity and hardware impairments[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 19(2):1038–1053.
- [150] Guenach M, Gorji A A, Bourdoux A. Joint power control and access point scheduling in fronthaul-constrained uplink cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 69(4):2709–2722.
- [151] Shaik Z H, Björnson E, Larsson E G. MMSE-optimal sequential processing for cell-free massive MIMO with radio stripes[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(11):7775–7789.
- [152] Callebaut G, Tärneberg W, Perre L, et al. Dynamic federations for 6g cell-free networking: Concepts and terminology[C]. Proceedings of 2022 IEEE 23rd International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communication (SPAWC). IEEE, 2022. 1–5.
- [153] Shaik Z H, Sarvendranath R, Larsson E G. Energy-Efficient Power Allocation for an Underlay Spectrum Sharing RadioWeaves Network[C]. Proceedings of ICC 2022-IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2022. 799–804.
- [154] Wang D, Zhang C, Du Y, et al. Implementation of a cloud-based cell-free distributed massive MIMO system[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(8):61–67.
- [155] Ganesan U K, Sarvendranath R, Larsson E G. BeamSync: Over-The-Air Carrier Synchronization in Distributed RadioWeaves[C]. Proceedings of WSA 2021; 25th International ITG Workshop on Smart Antennas. VDE, 2021. 1–6.

- [156] Li B, Zhu X, Jiang Y, et al. Cooperative Time Synchronization and Parameter Estimation via Broadcasting for Cell-Free Massive MIMO Networks[C]. Proceedings of 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). IEEE, 2022. 2100–2105.
- [157] Cao Y, Zhang Z, Xia X, et al. From ORAN to Cell-Free RAN: Architecture, Performance Analysis, Testbeds and Trials. CoRR, 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2301.12804>, abs/2301.12804.
- [158] Björnson E, Özdogan Ö, Larsson E G. Intelligent reflecting surface versus decode-and-forward: How large surfaces are needed to beat relaying?[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 9(2):244–248.
- [159] Özdogan Ö, Björnson E, Larsson E G. Intelligent reflecting surfaces: Physics, propagation, and pathloss modeling[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 9(5):581–585.
- [160] Björnson E, Özdogan Ö, Larsson E G. Reconfigurable intelligent surfaces: Three myths and two critical questions[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(12):90–96.
- [161] Shi E, Zhang J, Chen S, 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.
- [162] Shi E, Zhang J, Du Y, et al. Spatially Correlated RIS-Aided CF Massive MIMO Systems With Generalized MR Combining[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(10):11245–11250.
- [163] Shi E, Zhang J, He R, et al. Spatially Correlated Reconfigurable Intelligent Surfaces-Aided Cell-Free Massive MIMO Systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(8):9073–9077.
- [164] Huang C, Hu S, Alexandropoulos G C, et al. Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: Opportunities, challenges, and trends[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(5):118–125.
- [165] Pizzo A, Marzetta T L, Sanguinetti L. Spatially-stationary model for holographic MIMO small-scale fading[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(9):1964–1979.
- [166] Pizzo A, Sanguinetti L, Marzetta T L. Holographic MIMO communications. CoRR, 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2105.01535>, abs/2105.01535.
- [167] Zhang H, Zhang H, Di B, et al. Holographic integrated sensing and communication[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(7):2114–2130.
- [168] Demir Ö T, Björnson E, Sanguinetti L. Channel modeling and channel estimation for holographic massive MIMO with planar arrays[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(5):997–1001.
- [169] Ji R, Chen S, Huang C, et al. Extra DoF of near-field holographic MIMO communications leveraging evanescent waves[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023..
- [170] Li T, Sahu A K, Talwalkar A, et al. Federated learning: Challenges, methods, and future directions[J]. IEEE signal processing magazine, 2020, 37(3):50–60.
- [171] Niknam S, Dhillon H S, Reed J H. Federated learning for wireless communications: Motivation, opportunities, and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(6):46–51.

- [172] Vu T T, Ngo D T, Tran N H, et al. Cell-free massive MIMO for wireless federated learning[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10):6377–6392.
- [173] Kairouz P, McMahan H B, Avent B, et al. Advances and open problems in federated learning[J]. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2021, 14(1–2):1–210.
- [174] Zhang J, Zhang J, Ng D W K, et al. Federated Learning-Based Cell-Free Massive MIMO System for Privacy-Preserving[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022..
- [175] Prudnikov A P, Brychkov Y A, Marichev O I, et al. Integrals and series. Volume 3: More Special Functions [M]. Amsterdam: Gordon and Breach, 1988.

学位论文数据集

关键词*	密级*	中图分类号	UDC	论文资助
去蜂窝大规模多天线；初始接入；干扰抑制；分级信号处理	公开	TN929.5	621.3	
学位授予单位名称*		学位授予单位代码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工学博士	博士
论文题名*		并列题名		论文语种*
去蜂窝大规模多天线系统初始接入与干扰抑制研究				汉语
作者姓名*	陈帅飞		学号*	18111008
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西直门外上园村3号	100044
学科专业*		研究方向*	学制*	学位授予年*
信息与通信工程		多天线传输	5年	2023
论文提交日期*	2023年6月1日			
导师姓名*	章嘉懿		职称*	教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
谈振辉, 艾渤, 吴昊, 白琳, 邢成文	谈振辉		白琳, 吴昊, 牛勇, 李璇	
电子版论文提交格式文本 (✓) 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 () 推荐格式: application/msword; application/pdf				
电子版论文出版 (发布) 者		电子版论文出版 (发布) 地		权限声明
论文总页数*	177			
共33项, 其中带*为必填数据, 为21项。				