



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

毫米波大规模 MIMO 的信道估计和预编码优化算法研究

作者姓名：_____黄竞择_____

指导教师：_____梁旭文 研究员 谢卓辰 副研究员_____

_____中国科学院微小卫星创新研究院_____

学位类别：_____工程硕士_____

学科专业：_____电子与通信工程_____

培养单位：_____中国科学院微小卫星创新研究院_____

2021 年 6 月

Research on Channel Estimation and Precoding Optimization
Algorithm of mmWave Massive MIMO System

A thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Engineering
in Electronics and Communication Engineering

By

Huang Jing Ze

Supervisor: Professor Liang Xu Wen

Associate Professor Xie Zhuo Chen

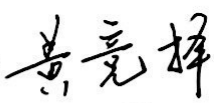
Institute of Microsatellite Innovation, Chinese Academy of Sciences

June 2021

中国科学院大学

研究生学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。

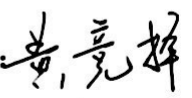
作者签名：
日期：2021.5.24


中国科学院大学

学位论文授权使用声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院有关保存和使用学位论文的规定，即中国科学院有权保留送交学位论文的副本，允许该论文被查阅，可以按照学术研究的公开原则和保护知识产权的原则公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名：
日期：2021.5.24

导师签名：
日期：
2021.5.24

摘 要

第五代移动通信系统(5G)在峰值速率、频谱效率和区域通信容量等方面,相比第四代移动通信系统(4G)有着巨大提升。不仅如此,5G 还将毫米波频段纳入了应用范畴以进一步提高速率和容量。但毫米波由于其本身高路径传播损耗的特性一直以来都没有被广泛应用,大规模多输入多输出技术(massive MIMO)为毫米波的成功应用提供了一种可行的方案,该技术能通过部署大量天线带来的高增益对抗毫米波自身的路径传播损耗。在大规模 MIMO 技术中,信道估计和预编码技术作为关键技术影响着系统性能。但大量天线的部署使得系统的复杂度变高,同时毫米波的采用使得信道的相干时间变短,这给信道估计和预编码带来巨大挑战。已有的信道估计和预编码方案因为较高的计算耗时或较低的准确度,难以应用于毫米波大规模 MIMO 技术。因此,本文针对这两项关键技术进行了以下研究。

随着天线数量的增加,信道矩阵变得更庞大,现有算法难以同时满足低计算耗时和高准确度的要求。因此本文提出了一种新的信道估计算法,该算法将信道估计看作具有稀疏性的信道矩阵恢复问题,并将信道矩阵在天线域的低秩性作为辅助信息参与矩阵恢复,建模为一个凸优化问题,然后使用基于增广拉格朗日交替方向非精确牛顿法(ALADIN)求解该问题。此外,本文将毫米波大规模 MIMO 波束特点及有利传播特性作为先验信息,应用在论文已提出的基于 ALADIN 的信道估计算法中,提出了一种基于幅度选择的信道估计算法。仿真结果表明,这两个算法在具有较低计算耗时的同时,提升了估计精度,其中后者在较高信噪比和较长训练长度时有着更好的性能表现。

预编码技术面临着和信道估计类似的难题,传统 MIMO 天线数量较少,可以为每根天线配置单独的射频链与基带数字预编码器相连,这样能获得最优的系统性能。而随着天线数量的增加,射频链数量增加带来的高功耗和硬件复杂度,使得高性能的数字预编码方案难以实际应用。目前主流的方案为模拟/数字混合预编码,这类方案以损失较少的频谱效率换来了低功耗和低硬件复杂度的实现,但也带来了算法计算耗时高的问题,已有算法难以满足要求。本文提出一种新的混合预编码算法,该算法将混合预编码算法设计建模为频谱效率最大化问题,最

终转化为求解混合预编码器与无约束的最优预编码器之间欧式距离的非凸优化问题，并使用 ALADIN 算法进行求解。仿真结果证明，该算法实现了更加逼近无约束的最优预编码器的频谱效率，同时具有较低的计算耗时。

关键词： 毫米波，大规模 MIMO，信道估计，混合预编码，ALADIN

Abstract

Compared with the fourth generation of mobile communication system (4G), the fifth generation of mobile communication system (5G) has greatly improved in the peak rate, spectrum efficiency and regional communication capacity. Moreover, 5G also brings the millimeter wave (mmWave) band into the application scope to further improve the speed and capacity. However, millimeter wave has not been widely used because of its enormous path propagation loss. Massive MIMO provides a feasible scheme for the successful application of millimeter wave, which can resist the propagation loss of millimeter wave by the high gain brought by deploying a large number of antennas. In the massive MIMO technology, the channel estimation and precoding are the key technologies that affect the system performance. However, the deployment of a large number of antennas increases the complexity of the system, and the use of millimeter waves shortens the channel coherence time, which introduces great challenges to the channel estimation and precoding. Existing channel estimation and precoding schemes are difficult to be applied to millimeter-wave large-scale MIMO technology because of the high computational consumption or the low accuracy. Therefore, these two key technologies are studied in this thesis.

With the increase of the number of antennas, the channel matrix becomes larger, which makes it difficult for existing algorithms to meet the requirements of low computational consumption and high accuracy. Therefore, a new channel estimation algorithm is proposed in this thesis. The algorithm formulates the problem of channel estimation as a problem of the recovery of sparse channel matrix, and utilizes the low rank property of the channel matrix in antenna domain as the side information to participate in the matrix recovery, which is modeled as a convex optimization problem. Then, the problem is solved by using the Augmented Lagrangian based Alternating Direction Inexact Newton (ALADIN). In addition, the characteristics of millimeter wave massive MIMO beams and the favorable property of propagation are taken as prior information in this thesis, which are applied to the proposed ALADIN based channel estimation algorithm. And then a channel estimation algorithm based on amplitude selection is proposed. Simulation results show that the two algorithms are of lower computational consumption and can improve the estimation accuracy, among which the latter algorithm has better performance at higher SNR and longer training

length.

Precoding technology and channel estimation are faced with similar difficulties. Traditional MIMO antennas are few in number, and each antenna can be configured with a separate RF chain to connect with the baseband digital precoder, so as to obtain the best system performance. However, with the increase of the number of antennas, the high power consumption and hardware complexity brought by the increase of the number of RF chains, make the high-performance digital precoding scheme unsuitable for the application in practice. At present, the mainstream scheme is the analog/digital hybrid precoding. This kind of scheme is realized with low power consumption and low hardware complexity in exchange for less loss of spectrum efficiency, but it also introduces the problem of high computational consumption, that makes the existing algorithms difficult to meet the requirements. In this thesis, a new hybrid precoding algorithm is proposed. In this algorithm, the hybrid precoding algorithm design is modeled as a spectral efficiency maximization problem, which is finally transformed into a nonconvex optimization problem to solve the Euclidean distance between the hybrid precoder and the unconstrained optimal precoder. And ALADIN algorithm is used to solve this problem. Simulation results show that the algorithm can achieve a better approximation of the spectral efficiency of the unconstrained optimal precoder, and is of a lower computational consumption.

Key Words: mmWave, Massive MIMO, Channel Estimation, Hybrid Precoding, ALADIN

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景	1
1.1.1 大规模 MIMO 技术简介	3
1.1.2 毫米波通信简介.....	5
1.1.3 毫米波大规模 MIMO 与卫星通信	6
1.2 国内外研究现状	7
1.2.1 信道估计研究现状.....	7
1.2.2 预编码技术研究现状.....	9
1.3 主要工作和结构安排	13
第 2 章 毫米波大规模 MIMO 理论基础.....	15
2.1 毫米波通信系统传播模型	15
2.1.1 毫米波传播特性.....	15
2.1.2 毫米波信道模型.....	17
2.2 大规模 MIMO 系统.....	19
2.2.1 MIMO 系统模型	19
2.2.2 大规模 MIMO 系统模型	20
2.2.3 大规模 MIMO 系统信道模型	21
2.2.4 信道硬化和有利传播.....	22
2.3 信道估计与预编码技术	24
2.3.1 信道估计理论.....	24
2.3.2 预编码技术理论.....	25
2.4 本章小结	27
第 3 章 毫米波大规模 MIMO 信道估计研究.....	29
3.1 引言	29
3.2 系统模型.....	30
3.2.1 信道模型.....	31
3.2.2 带辅助信息的矩阵完备理论.....	33
3.3 信道估计	34
3.3.1 基于 ALADIN 的估计算法	35
3.3.2 基于幅度选择的信道估计算法.....	38
3.4 仿真结果与分析	40
3.5 本章小结	46
第 4 章 毫米波大规模 MIMO 混合预编码技术研究.....	49
4.1 引言	49

4.2 系统模型	49
4.2.1 信道模型	50
4.2.2 问题描述	51
4.3 基于 ALADIN 的混合预编码算法	52
4.4 仿真结果与分析	55
4.5 本章小结	58
第 5 章 总结与展望	59
5.1 论文总结	59
5.2 展望	60
参考文献	61
致 谢	67
作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果	69

图表目录

表 1.1	4G 与 5G 性能对比.....	1
图 1.1	三种可行技术的互补关系.....	2
图 1.2	异构网络.....	3
图 1.3	5G NR 的频段划分.....	5
图 1.4	不同的能量辐射方式.....	10
图 1.5	传统预编码器结构.....	11
图 1.6	混合预编码架构.....	12
图 2.1	MIMO 系统模型.....	19
图 2.2	大规模 MIMO 模型.....	20
图 2.3	信道硬化现象的单次实验.....	23
图 2.4	有利传播现象实例.....	23
图 2.5	2×2 MIMO.....	24
图 2.6	全连接的混合预编码架构.....	26
图 3.1	相干时间.....	30
图 3.2	$N_R \times N_T$ 大规模 MIMO 系统模型.....	30
表 3.1	基于 ALADIN 的毫米波大规模 MIMO 信道估计算法.....	38
表 3.2	基于幅度选择的信道估计算法.....	40
图 3.3	不同训练长度下各算法 NMSE 性能.....	42
图 3.4	不同训练长度下各算法频谱效率.....	42
图 3.5	不同信噪比条件下各算法 NMSE 性能.....	43
图 3.6	不同信噪比条件下各算法频谱效率.....	43
图 3.7	不同 RF 链数量下各算法频谱效率.....	44
图 3.8	三种算法的收敛情况.....	45
图 3.9	不同训练长度下各算法计算耗时对比.....	46
图 4.1	全连接的混合预编码大规模 MIMO 系统.....	50
表 4.1	基于 ALADIN 的毫米波大规模 MIMO 混合预编码算法.....	55
图 4.2	NR=4 时不同信噪比下的频谱效率.....	56
图 4.3	NR=16 时不同信噪比下的频谱效率.....	56
图 4.4	NR=4 时不同 RF 链数量下的频谱效率和计算耗时.....	57
图 4.5	NR=16 时不同 RF 链数量下的频谱效率和计算耗时.....	57

第 1 章 绪论

1.1 研究背景

无线通信技术的每一次重大革新都会对我们的生活产生巨大影响,从最初的将我们从有线连接中解脱,到后来依托无线通信技术的进步,不断有全新的应用场景和服务类型被开发,我们已经进入一个网络化社会。在这个网络化社会,人们希望将所有电子设备都连入互联网,拓展网络的服务范围,享受其带来的便利,于是移动设备的数量和数据流量逐年递增。2020 年第三季度的爱立信移动报告(Ericsson, 2020)显示,全球已有 79 亿移动设备通过蜂窝网络连入互联网,这一数字将在 2026 年增长为 88 亿,同时移动数据流量将会从每月 51EB 增长至 226EB。面对快速增长的移动设备数量和数据流量,5G 被提出并正式得到了商用,依靠 5G 提供的更大的容量、更高的速率和超低延迟,5G 有望在 2026 年实现承担 40% 的设备接入和 54% 的数据流量的目标。表 1.1 给出了 5G 与 4G 的性能对比。

表 1.1 4G 与 5G 性能对比

Table 1.1 Performance Comparison of 4G and 5G

性能指标	4G	5G
峰值数据速率($Gbps$)	1	20
用户体验速率($Mbps$)	10	100
连接数密度($devices/km^2$)	10^5	10^6
移动性(km/h)	350	500
区域通信容量($Mbit/s/m^2$)	0.1	10
空口时延(ms)	10	1
可靠性($\%$)	99	99.99
定位精度(m)	1	0.01
频谱效率(bps/Hz)	$1\times$	$3\times$
网络能量效率(J/bit)	1	0.01

现有的 4G 技术或者 6GHz 以下(sub-6GHz)的网络技术无法实现 5G 的全部新要求, (Boccardi 等., 2014)的研究指出,有三种技术思路可以显著增加系统性能:

(1)提高网络密度, (2)提高带宽, (3)提高频谱效率。其中提高网络密度即超密集网络(Ultra dense network) (Bogale 和 Le, 2016) , 就是通过将蜂窝网络极度小型化, 得到密度更高的网络以提升网络容量; 通过更严格的干扰控制, 改善平均信号干扰噪声比(SINR)提高频谱效率; 通过缩短基站与用户设备(User equipment, UE)的距离减小传输功率和路径损耗来提高能量效率。更高的带宽即使用毫米波频段(30-300GHz), 假设频带可用性达到 40%, 也能为移动网络带来约 100GHz 的总带宽(Khan 和 Pi, 2011)。最后是提高频谱效率即使用大规模 MIMO 技术, 通过部署大量天线提高系统增益和利用空分复用提高系统容量, 通过大量天线产生额外的自由度以获得更高的频谱效率, 并在预编码技术的支持下, 通过将信号的能量导向期望的用户终端来抑制干扰和提高能量效率(Rusek 等., 2012)。

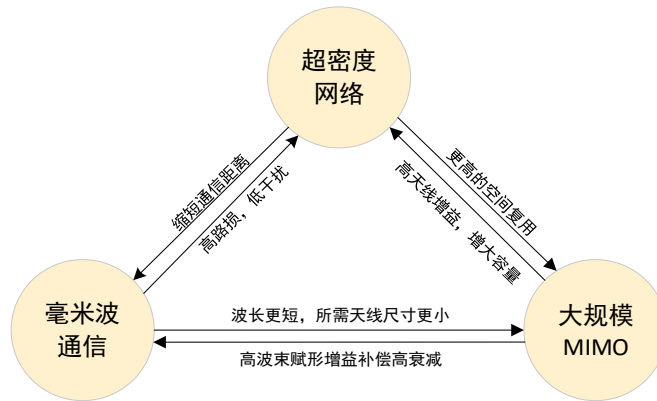


图 1.1 三种可行技术的互补关系

Fig 1.1 The Complementary Relationship of the Three Feasible Technologies

单独地使用以上三种技术无法实现 5G 的全部目标, 如毫米波虽然能提供极高的带宽, 但毫米波存在严重的路径损耗和穿透损耗, 单独依赖毫米波基站实现广覆盖是不现实的。但好在这三种技术是互补的, 如图 1.1 所示, 这提供了一种新的实现方案(Busari 等., 2017): 异构网络(Heterogeneous Network), 如图 1.2 所示, 主要包括:

(1)覆盖层(Coverage Tier): 由户外基站组成, 提供了广覆盖、高移动性, 可供大量用户设备共享;

(2)热点层(Hotspot Tier): 主要由室内基站组成, 给小范围的少量用户提供高带宽。

异构网络在同一区域部署两层网络以满足不同的需要, 对于覆盖层所需要的技术在 4G 时代已经发展的相当成熟; 而对于热点层, 一个十分可行的方案是使

用毫米波频段以提供高带宽，然后利用大规模 MIMO 技术提供的天线增益对毫米波的高衰减进行补偿，即毫米波大规模 MIMO 技术(Swindlehurst 等., 2014)。

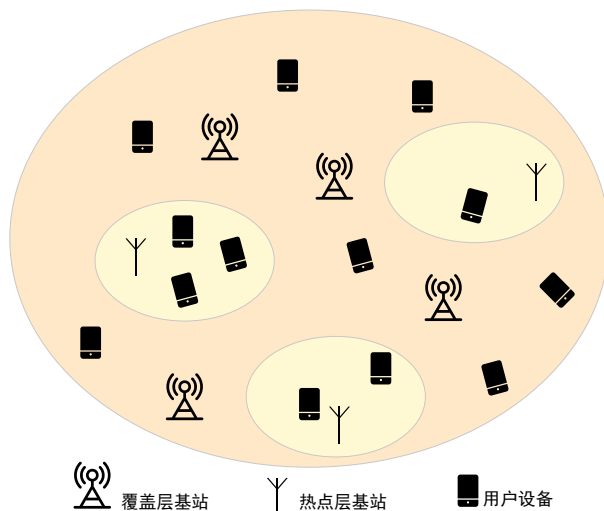


图 1.2 异构网络

Fig 1.2 Heterogeneous network

1.1.1 大规模 MIMO 技术简介

20 世纪 80 年代末和 90 年代初，研究人员想到利用多根天线在同一频率上服务不同用户，实现频率的高效利用，于是提出了空分多址(Space Division Multiple Access, SDMA)(Anderson 等., 1991, Gerlach 和 Paulraj, 1994)的概念。在之后研究人员进行了多次现场实验以验证可行性，(Foschini, 1996)展示了如果发射机和接收机都使用多根天线，并且如果传输的数据被仔细分配，多个数据流可以同时相同的频带中发送出去。因此信道容量和数据传输速率随着天线数量的增加而线性增长。在后续的多项研究中，研究人员使用“多输入多输出”这一术语，即 MIMO，来描述这种配备多根天线的系统。

与传统无线系统相比，MIMO 的优势在于：(1)更高的信噪比：在上行链路中信噪比会由于基站端的天线增益而增加。而下行链路则依靠波束赋形获得更高信噪比(Bogale 和 Le, 2016)。(2)消除衰落：通过传输分集避免单个信道衰落，链路可靠性得到改善(Larsson 等., 2014)。(3)更快的传输速率和更大的容量：通过利用复用增益，可以同时发送正交的数据流。(4)减少干扰：信号干扰噪声比随着基站天线数量的增加而显著提高。(5)降低发射功率：使用波束赋形可以将信号的能量集中在用户处，所需的能量更少。当然缺点也很明显，准确的调度每根天线并进

行信号处理，这会带来较大的计算开销。

MIMO 技术在 4G 时代就已经得到了广泛的研究和应用。但随着通信需求的日益增长，传统 MIMO 能提供的增益已经难以满足要求，于是大规模 MIMO 的概念被提出(Marzetta, 2010)，即在基站配备的天线增加至上百根，但对用户端设备的天线数量要求不高。对于大型天线阵列，一个显而易见的问题摆在面前，即使用经典的信号处理算法处理大规模 MIMO 的信号会变得非常复杂。于是问题的关键在于能否设计一种不损失大规模 MIMO 复用增益的低复杂度的算法。在文献(Marzetta, 2010)中证明了当基站的天线数量远大于用户设备天线数量时，预编码方案使用简单的线性处理算法就可获得接近最优的性能，从而简化了系统的实现。即使是在上行链路使用简单线性预编码算法，如最大比合并(Maximum-ratio Combining, MRC)算法。随着基站天线数量的增加，快衰落、小区间干扰和不相关噪声带来的影响几乎消失。同时不同信道之间会表现出渐进正交特性，这就意味着可以有效降低甚至消除用户间干扰，从而提升系统容量，称之为有利传播特性。并且信道衰落对发射和接收信号之间的互信息的影响会逐渐变小(Hochwald 等., 2004)，这归因于具有多个接收天线的空间分集，这些接收天线观察到独立的衰落实现，而这些衰落实现不可能同时接近于零。于是在文献(Hochwald 等., 2004)中使用了信道硬化(Channel Hardening)来描述这一现象：当基站天线的数量较大时，虽然信道响应是随机的，但是在预编码之后，基站到用户设备的有效信道几乎是确定的，这一现象极大的避免了用户陷于深衰落，缩短了空口的等待延迟，使调度策略变得更加简单(Björnson 等., 2016)。

由此可见，随着天线数量的增加，除了放大 MIMO 技术本来具有的优势外，还具有传输方案简单、存在信道硬化、几乎消除衰落和干扰等特性。这些特性使大规模 MIMO 技术成为 5G 的关键技术之一。但它也有着以下缺点：(1)预编码、信道估计等信号处理过程的复杂性会随着天线数量的增加而显著增加，这些过程还受到相干时间很短的限制，进一步提高了处理的难度。(2)大规模 MIMO 技术依赖准确的信道状态信息，所以需要发送端发送正交导频序列以在接收端对信道进行估计。而由于天线数量巨大，需要更多的导频数量来提高恢复精度，现有导频数量难以满足系统的需要。在多小区场景中，因为导频数量少而复用导频还会导致导频污染的问题。此外，大规模 MIMO 技术的混合架构、功耗控制、硬件

损伤、分布式系统也是当下研究的重点。

1.1.2 毫米波通信简介

当下的蜂窝网络主要使用的是 6GHz 以下的频段，这些频段具有良好的传播特性，但可用资源已极度稀缺。虽然已经出现在理论上被证明可以达到香农限的技术，但仍然满足不了 5G 对传输带宽的要求，于是研究人员开始转向对毫米波频带的探索。如图 1.3 所示，按频段划分，5G NR 划分了两个技术方向，分别是 Sub-6GHz 和毫米波，其中对 Sub-6GHz 的应用以 3.5GHz 为主，而对毫米波的研究则主要集中在 28GHz、39GHz、60GHz 和 73GHz 频段。

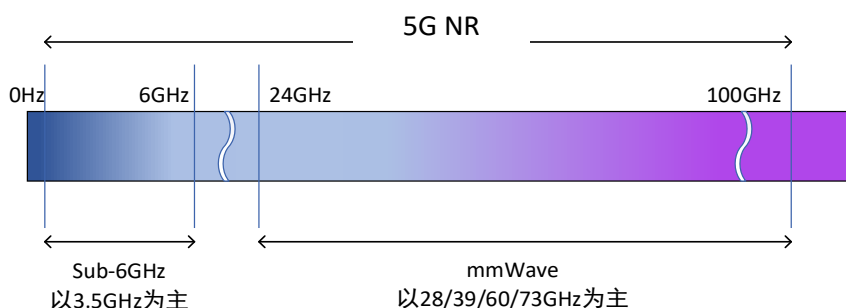


图 1.3 5G NR 的频段划分

Fig 1.3 Frequency division of 5G NR

毫米波具有短波长、窄波束和较高的大气和雨水衰落特性，这些特性有利有弊。好处在于：(1)短波长意味着天线尺寸的缩小，可以将大量天线封装在很小的空间(El Ayach 等., 2014)。(2)短波长意味着可以提供高达 10Gbps 的数据速率、约 1ms 的超低延迟、降低多径效应和提高抗干扰能力(Abu-Rgheff, 2019)。毫米波的一些缺点包括：(1)制造毫米波器件时需要更高的精度，这增加了成本(El Ayach 等., 2014)。(2)由于天线尺寸很小，它在接收信号时会遇到灵敏度下降的问题(Wang 等., 2018)。(3)毫米波的各类衰减严重，意味着它更适用于短距离通信(Marcus 和 Pattan, 2005 , Wang 等., 2018)。

然而毫米波的缺点也不是绝对的，早期毫米波在蜂窝通信领域少有人问津，主要原因是毫米波具有较高的大气衰落和雨衰，这一结论是在早期的卫星通信研究中得出的，对于卫星通信的超长距离来说毫米波的这项缺点是致命的。但是在(Rappaport 等., 2013)的研究中证明，毫米波在 200m 距离上的大气衰落几乎可以忽略不计，具体表现是 28GHz 频段上大气衰落为 0.06dB/km，38GHz 频段上为 0.08dB/km。在(Boccardi 等., 2014)实测的降雨环境中，毫米波在 200m 距离上有

最大 3-6dB 的衰落。对于更高的频段，如文献(MacCartney 和 Rappaport, 2014)中经过实测证明，73GHz 的毫米波使用定向天线技术，在密集环境中可以使路损与目前 4G 使用的频段的路损相当。

虽然毫米波只是在短距离上表现良好，但是可以在超密集网络中被充分利用，增强热点层基站容量的同时减少基站之间的干扰。借助天线阵列的波束赋形带来的高增益也可以克服毫米波的高路损，又由于毫米波天线尺寸非常小使得大规模配置天线成为可能，因此大规模 MIMO 技术和毫米波的结合增加了彼此实际应用的可行性，有着广阔的应用前景(Wu 等., 2015)，现已成为实现 5G 宏伟目标的关键技术之一。

1.1.3 毫米波大规模 MIMO 与卫星通信

卫星通信从过去的只能进行中继转发，到如今已经能满足广泛应用需求，如互联网接入、个人移动通信等。由于微波频段的频谱资源已被分配殆尽，为进一步提高单星通信容量，研究人员将目光转向了毫米波 Ka 频段(26-40GHz)，可用带宽达到 3.5GHz，使得可用频谱资源大幅增加。此外，MIMO 技术在卫星通信中的应用也得到了广泛研究。

在卫星通信系统中，广泛采用多波束传输来提高数据传输速率。最常见的四色频率复用方案(FR4)，相邻波束被分配了不重叠的频谱（或不同的极化），以减轻同信道波束间干扰。为了进一步提高频谱效率，更激进的全频率复用方案(FFR)被提出，其频谱资源跨波束进行复用。此时波束间的干扰管理需要在发射机处通过预编码或接收机处通过多用户检测来执行。

地面 MIMO 也显著提高了传输速率和容量，早期研究人员认为卫星通信中无法实现 MIMO 的空间复用，因为丰富的散射环境是 MIMO 发挥性能优势的重要前提，而在有强直射径的情况下，信道容量会降低。这是因为此时接收信号具有强相关性，直射信道无法提供空间分集，而卫星采用的高指向性、高增益天线，几乎不存在多径信号分量。而 Frode 对纯直射径 LOS 信道进行了研究，其结果表明当天线距离满足最优关系使，LOS 信道容量比瑞利信道更大。此后等研究都从理论和实验的角度证明了 LOS MIMO 实现空间复用的可行性。研究发现，通过合理配置卫星天线间距离，使得接收信号满足特定的相位关系，就可以构建出正交的信道矩阵，从而获得最大的信道容量。

目前关于在卫星上使用大规模 MIMO 则研究较少,主要难点在 CSI 的获取。在地面使用毫米波大规模 MIMO 时可以在 TDD 模式下利用信道互易性在上行链路获取 CSI 再应用到下行链路。而对于卫星场景,过长的传输延迟大于信道的相干时间,使得 TDD 模式不再适用。若采用 FDD 模式,则会不可避免地引入大量的训练和反馈开销,系统的处理时间变长,加上传输延迟,获取的 CSI 信息也很可能过时。对于大规模 MIMO 的卫星系统,目前主要采用统计 CSI(sCSI)代替瞬时 CSI(iCSI)。与 iCSI 相比, sCSI 的变化慢很多,相对容易获取。因此,使用 sCSI 是目前结合卫星与大规模 MIMO 的可行方向(You 等., 2020)。

1.2 国内外研究现状

尽管毫米波大规模 MIMO 的潜力巨大,但它的研究范围跨越了通信和相关学科,带来的挑战也是巨大的。随着城市的快速发展和无线设备数量的激增,应用层面上对无线通信的扩展,毫米波大规模 MIMO 面临着全新的场景,并且这个场景是未知的。研究人员通过对发展趋势的不断研究,对毫米波大规模 MIMO 系统的建模、测量、分析和评估方法也在不断更新(Busari 等., 2017)。发展毫米波大规模 MIMO 技术的意义是它能显著提高网络吞吐量、提高频谱效率和提高能量效率,为实现这些目标,目前的研究范围涉及了硬件效率、硬件架构研究、信道建模、信道估计、信号处理等众多方面,本文的研究集中在信道估计和预编码技术这两项关键技术上。

1.2.1 信道估计研究现状

毫米波大规模 MIMO 技术的优秀性能表现十分依赖准确的信道状态信息的获取,而这又尤其具有挑战性,因为天线数量庞大、收发器结构复杂和占用的带宽大,使得信道估计的难度显著增大。

大规模 MIMO 技术使用的信道估计算法一般分为三类:(1)发送一定长度的收发双方商定好的导频序列供接收端训练,计算出准确的信道状态信息的导频训练方案。(2)完全不采用导频训练、直接采用接受信号进行训练的盲信道估计方案。(3)仅利用少量导频序列的半盲估计方案。目前研究最多、性能最好的都是基于导频训练的方案,这是因为半盲和盲估计方法的时间复杂度高,又因为信道矩阵随着天线数量增加变得十分庞大,这两类算法的计算时间过长,几乎无法在信道相

干时间内完成(Gao 等., 2007)。但基于导频训练的方案也有缺点, 传输导频信号会占用一部分的符号长度, 这降低了传输效率, 且采用导频复用时还会造成导频污染问题。

早期研究大规模 MIMO 时使用的信道估计算法大多是继承自 MIMO 技术, 如最小二乘法(Least Square, LS)(Cheng 等., 2014)和最小均方误差法(Minimum Mean Square Error, MMSE)(宋楠, 2010), 都是基于导频训练的算法。最小二乘法的复杂度低但误码率较高, 最小均方误差法性能最好, 但计算复杂度很高, 当配置大规模天线后, 计算消耗的时间远超信道相干时间。可以看出, 传统 MIMO 的信道估计方案已不再适用, 进一步的, 需要同时针对毫米波和大规模天线的特性来设计新的信道估计方案。

毫米波系统的多径信号分量往往分布在极少数的簇中, 这使得毫米波信道显得十分稀疏(Schniter 和 Sayeed, 2014)。这种稀疏性通过测量得到了验证, 文献(Rappaport 等., 2015, Sun 等., 2016)中表明, 在密集的城市非视距(Non-line-of-sight, NLOS)环境中, 毫米波信道通常仅表现出 3-4 个散射簇。在这些稀疏条件下, 传统的信道估计方法似乎不是最佳的, 这是因为虽然信道矩阵庞大, 但矩阵的大部分位置实际上都是零, 因此进行信道估计时应该关注对非零元素的估计。解决这类问题的常用方法是使用压缩感知技术(Compressive Sensing, CS)(Candès 和 Wakin, 2008), 压缩感知技术广泛应用于无线通信应用, 如认知无线电的频谱感知。压缩感知通过直接获取比香农-奈奎斯特定理所需样本数量少得多的压缩信号表示来处理任何稀疏信号的估计问题, 并且可以通过优化过程从压缩信号表示中恢复稀疏信号(Baraniuk, 2007)。压缩感知算法会通过将维数为 n 的高维稀疏信号投影到维数为 $m(m \ll n)$ 的降维空间, 然后利用重构算法从降维空间中恢复原始信号。目前已有很多重构算法能以很高的概率恢复原始信号, 如混合范数优化方法、贪心算法、快速迭代阈值法等(Rani 等., 2018)。具体的有将非凸的 ℓ_0 范数问题转化为凸的 ℓ_1 范数问题的基追踪法(Basis Pursuit, BP)(Chen 等., 2001), 但其计算成本很高, 实际中很少使用。正交匹配追踪法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)作为 BP 法的有效替代在文献(Tropp 和 Gilbert, 2007)中被提出, 它是一种贪心算法。后来文献(Lee 等., 2014)中提出了 OMP 的修改版, MG-OMP(Multi-grid OMP), 以降低复杂性, 并使重建更具适应性。另一个降低复杂度的思路是基于快速迭代阈值法, 这类迭代算法稍微增加了计算开销, 但是获得了优于贪心

算法的性能。同样利用稀疏性的还有文献(Schniter 等., 2016)中提出的向量近似消息传递算法(Vector Approximate Message Passing, VAMP), 它依赖统计信息, 当导频长度较长时性能表现良好。

对于一个稀疏矩阵, 它常常也具有低秩的特性, 依据这一特性, 在文献(Nguyen 和 Ghrayeb, 2013)中, 信道估计问题被看作二次半正定规划问题, 但也需要大量训练符号才能获得良好性能。近年来, 有研究人员提出了同时使用稀疏性和低秩性的算法, 如文献(Li 等., 2017)中提出的分两步利用稀疏性和低秩性的估计算法(TSSR), 该算法计算复杂度很高, 实际中几乎无法应用。

此外, 近年来随着深度学习的兴起, 也有采用深度神经网络的估计算法提出, 如文献(Dong 等., 2019)中提出的基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)以及文献(Bai 等., 2019)中提出的基于循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的估计算法, 都取得了相比传统算法更高的准确度, 但基于深度神经网络的计算复杂度往往较高, 且严重依赖训练样本, 网络只能学习有限样本的信道信息, 对训练范围外的信噪比和信道特性表现较差, 难以实际应用(李坤 等., 2020)。

1.2.2 预编码技术研究现状

毫米波面临的最大问题就是衰减严重, 包括自由空间路径损耗、雨衰、雾衰、穿透衰减等, 因此克服毫米波信号在传输过程中的衰减是毫米波通信技术的主要研究方向。MIMO 技术可以很好的克服毫米波的衰减问题, 由于毫米波的波长极短, 因此可以将大量天线封装成小尺寸, 大量部署在基站端从而实现高增益的波束赋形。MIMO 技术中的波束赋形是通过利用较小间距($0.5 - 0.65\lambda$, λ 为波长)的天线之间的相关性, 通过电磁波之间形成干涉, 使信号的能量集中在用户处。在不需要额外发射功率的情况下显著提高无线覆盖范围和干扰抑制效果(El Ayach 等., 2014)。如图 1.4 所示, 不采用波束赋形时, 即采用全向辐射方式, 大部分能量都会被浪费掉, 而采用波束赋形, 可以将能量集中到用户方向, 信号就能辐射更远的距离。

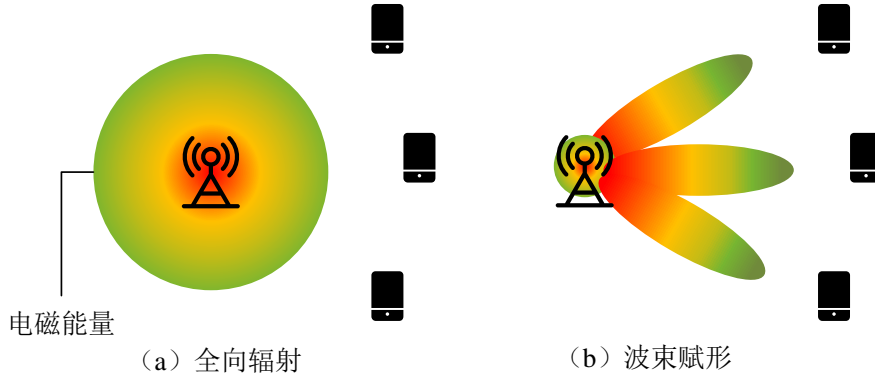


图 1.4 不同的能量辐射方式

Fig 1.4 Different ways of energy radiation

预编码技术是波束赋形技术的一种实现，待发射信号依据准确的信道状态信息，通过预编码矩阵对发射信号进行处理，达到波束赋形的效果。目前预编码和波束赋形处于混用状态，本文将两者区分，波束赋形仅表示预编码处理的最终效果。波束赋形技术一般指信号通过模拟移相器形成直接指向目标的波束，而在大规模 MIMO 技术中，波束可以不通过模拟移相器赋形，同时波束可以从多个不同方向指向目标。实现这些特性需要在数字基带对信号进行预处理，故称之为预编码技术。

通过信道估计技术我们可以获取准确的 CSI，预编码技术的核心则是通过 CSI 信息获取预编码矩阵。根据预编码矩阵作用位置和方式的不同，传统预编码方案分为数字基带预编码、模拟射频预编码两种。如图 1.4 所示，数字基带预编码方案是信号进行数模转换之前，在基带模块就对信号进行处理，基带处理的每个通道都由专门的射频链(Radio Frequency Chain, RF Chain)直接连接到天线进行传输。

数字预编码性能最优，且传统 MIMO 技术的线性编码和非线性编码方案都能直接应用在采用纯数字编码架构的大规模 MIMO 技术中。非线性编码的性能最好，如脏纸算法，但非线性编码的计算复杂度会随天线数量的增加而显著增长。而线性编码复杂度低，可以实现十分逼近非线性编码的性能，常用的线性预编码方案有 MRT、迫零算法(Zero Force, ZF)、正则迫零算法(Regular Zero Force, RZF)等。MRT 又称匹配滤波算法(Match Filtering, MF)(Feng 等., 2015)，它采用的方案是最大化目标用户的信号功率，但因为该算法不考虑不同用户之间的干扰，所以在信道相关度高的情况下该算法的性能会大幅下降。而又因为信道会随着基站天

线数量的增加而趋向正交，因此 MRT 在大规模 MIMO 的场景中性能表现很好 (Zhu 等., 2014)。ZF 采用的方案与 MRT 相反，它的目的是最小化不同用户间的干扰，但没有考虑噪声的影响，同时 ZF 算法需要计算伪逆，计算复杂度会随着用户数量的增加而增加，因此 ZF 算法仅在用户数量少且高信噪比的场景中适用 (Ma 等., 2017)。RZF 又称 MMSE，它可以看作是对 ZF 和 MRT 方案的综合，也吸收了两者的优缺点 (Feng 等., 2015)。

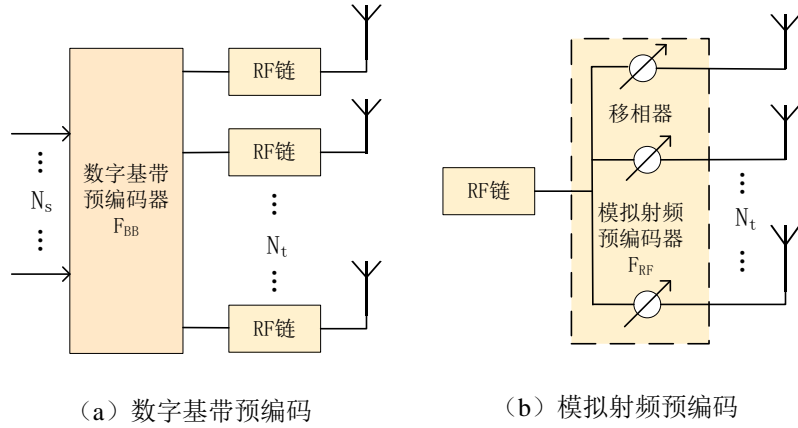


图 1.5 传统预编码器结构

Fig 1.5 Traditional precoding architecture

数字基带预编码方案虽然性能优秀，编码方案简单，但对基带的性能要求很高，同时要求每根天线都有专用的 RF 链，RF 链由数模/模数转换器、混频器、功放组成，这严重增加了硬件成本和功耗，无法满足 5G 对功耗的要求。而模拟射频预编码方案仅采用一条 RF 链，这显著降低了硬件成本和对基带的要求。模拟预编码方案根据采用的器件分为基于移相器的相移方案和基于 RF 开关的天线选择方案。相移方案 (Chen 等., 2017) 一般采用提取信道矩阵中元素的相位作为相移矩阵，但该过程要先对每个相位进行量化，量化过程产生的误差会使编码性能明显下降。天线选择方案采用 RF 开关代替移相器，RF 开关更加廉价，进一步降低了硬件成本。该方案通过控制天线的开关，一般选择信噪比最大的信道且相位相近的天线来发射波束 (Zhang 等., 2018)，性能表现差于相移方案，但硬件成本和功耗远优于相移方案。

数字和模拟预编码各有优劣，于是文献 (Molisch 等., 2017) 中提出了结合两种预编码方案优点的混合预编码方案，其基本结构如图 1.6 所示。信号经过基带预编码器预处理后经过 RF 链传输到模拟预编码器再次处理，用到的 RF 链数量大

幅减少, 即 $N_{RF} < N_T$, 在频谱效率接近无约束的最优预编码方案的同时大幅降低了成本和功耗。混合架构可以通过模拟预编码模块的每个移相器或开关是否与所有天线相连而分为全连接方案和简单连接方案。

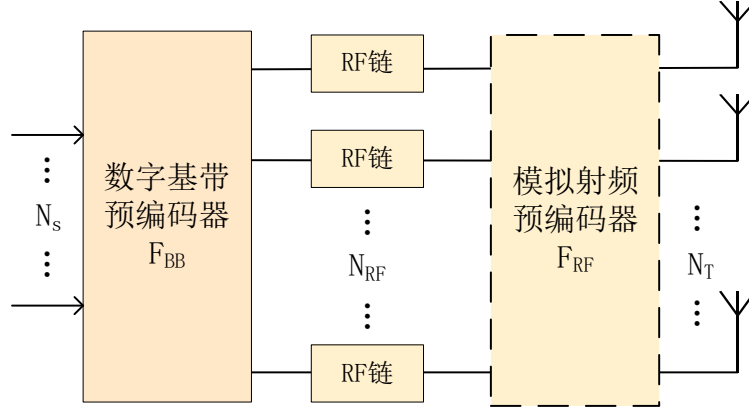


图 1.6 混合预编码架构

Fig 1.6 Hybrid precoding architecture

自混合架构提出以来, 基于高性能、低复杂度的设计思想, 已经针对各种应用场景有了广泛的研究。利用毫米波信道的弱散射特性, 文献(Alkhateeb 等., 2014)中提出了一种自适应信道参数的混合预编码算法。文献(Chen, 2015)中, 以最小化数字预编码方案和相应混合预编码方案之间的加权残差平方和为优化目标。基于毫米波信道的稀疏结构, 在文献(El Ayach 等., 2012)中, 混合预编码器的设计被表述为稀疏约束的最小二乘问题。文献(Liu 等., 2019)通过对天线响应矩阵进行奇异值分解, 提出了一种低复杂度高性能的混合预编码策略。在文献(Yuan 等., 2018)中, 对于多用户正交频分复用的毫米波系统, 基于交替最小化概念, 将宽带混合预编码过程转化为窄带混合预编码过程, 然后通过利用子信道的相关信息, 提出了一种低复杂度的预编码方案。

由于混合预编码的本质是利用两个约束矩阵的乘积来逼近一个高维信道矩阵, 因此在给定的一组约束条件下, 有许多分解信道矩阵的策略。通过直接分解预先设计的无约束数字预编码器矩阵, 在文献中提出了用于多流传输系统的混合预编码方案。在文献(Zhang 等., 2017)中, 提出了一种用于混合波束形成操作的混合连接结构, 其中预编码矩阵优化问题被分解为多个预编码子矩阵优化问题, 然后通过分解每个子阵列的预编码子矩阵来设计近似最优的混合预编码器。在文献(Lin 等., 2017)中, 信道矩阵被分解成角度域基矩阵和增益矩阵, 这与混合预编码方案的结构完全匹配。文献(Chan 等., 2016)中表明频率选择信道的矩阵可以

分解成频率平坦和频率选择分量，它们可以用于模拟和基带预编码器的设计。这类依赖数学工具分解信道矩阵的方案由于在分解过程中应考虑模拟矩阵的约束，这些方法的计算复杂度相当高。

1.3 主要工作和结构安排

可以看出，要想实现 5G 的全部性能指标，基于毫米波的大规模 MIMO 系统是实现上述性能指标最具可行性的技术。而信道估计和预编码技术是影响该系统性能的关键技术，该系统性能严重依赖由信道估计获取的 CSI，基站通过 CSI 解码接收数据，又通过预编码技术利用 CSI 将发送信号以最高效的方式传输出去。这两项关键技术都需要针对毫米波场景进行新的建模分析，再结合大规模 MIMO 的特点重新设计信道估计和预编码算法。于是本文对此进行了研究，研究内容的结构安排如下：

第一章为绪论，首先介绍了 5G 的设计目标以及实现目标的可行架构，分别论述了毫米波通信和大规模 MIMO 应用在 5G 的可行性和必要性。然后对本文研究的信道估计和预编码技术的国内外研究现状进行了介绍和分析。

第二章分别介绍了毫米波通信和大规模 MIMO 技术的理论基础。首先较为详细的介绍分析了毫米波的传播特性，并结合特性介绍了一种信道模型。然后对 MIMO 系统的演化过程进行分析，总结了 MIMO 和大规模 MIMO 的区别、优缺点、应用场景，针对毫米波的应用场景，结合大规模 MIMO 的特性分析了大规模 MIMO 的必要性。最后对信道估计和预编码技术的理论进行了介绍。

第三章对基于毫米波的大规模 MIMO 的信道估计问题进行了研究。首先分析了基于毫米波的大规模 MIMO 系统面临的问题，即导频开销和算法耗时过高。针对这两个关键因素，本章采用了结合波束域信道矩阵稀疏性和天线域低秩性的思路，将信道估计问题表示为带辅助信息的矩阵完备问题。该问题是一个凸优化问题，本章首次利用了 ALADIN 算法求解该凸优化问题，设计出了新的信道估计方案。又因为可以通过估计具有较大功率的路径的方向和增益来进行毫米波信道估计，利用这一先验信息在已有模型基础上进行了改进，提出了 ALADIN_Amp 算法进行求解。

第四章对基于毫米波的大规模 MIMO 的预编码问题进行了研究。首先指出了预编码技术对毫米波通信的重要性。然后通过理论分析，将混合预编码问题从

频谱效率最大化转换为求解最优预编码矩阵与混合预编码矩阵之间最小欧式距离，并通过建模进行求解。本章首次利用了 ALADIN 算法求解数字预编码矩阵部分，提出了一种新的混合预编码算法。

第五章总结了本文的研究，以及对信道估计及混合预编码技术的展望。

本文的创新点为：

- (1) 针对毫米波大规模 MIMO 信道矩阵在波束域的稀疏性和天线域的低秩性的特点，将信道估计问题建模为带辅助信息的矩阵完备模型，设计了一种基于 ALADIN 的算法进行求解。
- (2) 将毫米波大规模 MIMO 波束极窄、指向性极强，且信道具备的有利传播特性作为先验信息，应用在论文已提出的基于 ALADIN 的信道估计算法中，提出了一种基于幅度选择的信道估计算法。
- (3) 将大规模 MIMO 的混合预编码问题建模为频谱效率最大化问题，最终转化为求解混合预编码器与无约束的最优预编码器之间欧氏距离，论文提出了一种采用交替求解思路的混合预编码算法，使用 ALADIN 算法求解数字预编码器部分，对模拟预编码矩阵的相位量化则采用了最近欧氏距离准则直接求解。

第2章 毫米波大规模 MIMO 理论基础

2.1 毫米波通信系统传播模型

由于毫米波的波长比 Sub-6GHz 频段的波长短得多，这使得它具有独特的传播特征，了解准确的毫米波传播特征对于信道建模至关重要。

2.1.1 毫米波传播特性

毫米波的影响因素包括路径损耗、穿透损耗、传播机制(如反射、衍射、散射)、时延扩展以及雨水、树叶、大气和其他因素带来的衰减(Hemadseh 等., 2017)。这些因素的影响可以通过特定场景下的测量得到，以下介绍了几种主要的影响因素：

(1) 自由空间路径损耗

自由空间中两个各向同性的辐射体之间的信号强度衰减表示为功率之比时为自由空间路径损耗，可以按以下方式表示：考虑发送机和接收机功率分别为 P_t 、 P_r ，距离为 d ，载波波长为 λ 、光速为 c 、频率为 f ，不考虑其他因素以及天线增益的影响，则依据 Friis 公式(Manning, 2009)，接收器的功率为：

$$P_r = \frac{\lambda^2}{(4\pi d)^2} P_t \quad \dots(2.1)$$

将路径损耗以分贝表示为：

$$\gamma_{path} = 10\log\left(\frac{P_t}{P_r}\right) = 10\log\left[\left(\frac{4\pi}{\lambda}\right)^2 d^2 + f^2\right] dB \quad \dots(2.2)$$

可以看出，自由空间路径损耗会随着波长变短而增加，一个有效的补偿措施是使用定向发射的天线。

(2) 雨水衰减

当电磁波频率高于 10GHz 时，雨衰通常是信号传播的主要障碍，这是因为雨滴的直径十分接近毫米波波长，相比波长更长的 Sub-6GHz 信号更容易被雨滴阻挡，即引发毫米波的散射。一般而言，衰减程度与降雨量有关，令 R 表示降雨量(mm/h)，则雨衰可以用以下公式表示：

$$\gamma_{rain} = kR^\alpha \quad \dots(2.3)$$

参数 k 、 α 与频率和极化方式有关。根据 ITU-R 的模型，在 200m 范围内，降雨量

为 60mm/h 时, 27GHz 和 38GHz 的衰减分别是 2dB 和 3dB。文献(Nandi 和 Maitra, 2019)中的结果表明, 衰减会在 30GHz 到 40GHz 范围内逐渐上升, 在 40GHz 至 60GHz 范围内迅速上升。

(3) 大气衰减

大气引起的衰减是穿过大气的毫米波信号被空气吸收时所经历的传输损耗。主要是通过氧气、水蒸气、和其他气体大气成分在不同频率下发生的分子共振, 如氧气对频率为 60GHz 和 119GHz、水蒸气对 22GHz 和 183GHz 的吸收最强, 且水蒸气的影响程度显著高于氧气, 是引起大气衰减的主要因素(Hemaddeh 等., 2017), 但毫米波的频率不处于上述频段时, 大气引起的衰减会明显减小(Allen 等., 1983)。

(4) 树叶衰减

树叶引起的衰减是毫米波传播的关键损伤之一, ITU-R 指出, 在毫米波穿过的树叶深度 $D < 400m$ 时, 树叶引发的衰减可表示为:

$$\gamma_{Foliage} = 0.2f^{0.3} + D^{0.6} \quad \dots(2.4)$$

其中 f 以 MHz 为单位, 且在 200MHz 至 95GHz 之间上式有效(Marcus 和 Pattan, 2005)。例如频率为 38GHz 的毫米波穿过 12 米深的树叶后衰减约为 21dB, 因此树叶引发的衰减是不可忽略的。影响树叶衰减的除了毫米波频率和穿透距离, 还有植被类型, 如文献(Dilworth 和 L'Ebraly, 1995)中对 38GHz 的毫米波树叶衰减情况进行了测量, 结果显示干燥情况下各种落叶树的衰减在 2-4dB/m, 潮湿情况下为 6-8dB/m。还有研究显示, 毫米波在穿透一定距离后, 后续衰减会大幅下降(Schwering 等., 1988)。

(5) 穿透损耗

各种材料下的穿透损耗是对毫米波频率的重大挑战, 对同一种材料, 穿透损耗会随着频率的上升而增加。文献(Zhao 等., 2013)中对 28GHz 的毫米波进行了穿透损耗的测量, 发现与反射性较低的室内建筑材料相比, 室外建筑材料有更好的反射性, 有色玻璃的最大反射系数达 0.896, 穿透损耗在 20-40dB, 而透明玻璃的最大反射系数为 0.74, 穿透损耗在 3.6-3.9dB。众多研究都表明, 几种常见建筑材料都呈现出以 dB/cm 为单位的穿透损耗(Ryan 等., 2017), 而建筑通常采用的隔热、隔紫外线的材料都有很高的穿透损耗, 这严重影响了毫米波在城市的覆盖

范围。

(6) 传播机制带来的损耗

非视距传播(Non-Line of Sight, NLOS)通常由反射、衍射和散射产生,在发射器和接收器之间有遮挡时,信号仍可以通过 NLOS 路径传输到接收器。一般当遮挡物体相对无线电波长较大时,会产生衍射和散射。而毫米波由于波长极短导致衍射效应极低,被遮挡时主要表现为阴影衰落和反射(Marcus 和 Patten, 2005)。衍射对 Sub-6GHz 频段下的接收机接收功率起到了明显作用,但在毫米波通信中它的作用可以忽略不计。由于反射面在毫米波的尺度下几乎都是粗糙的,所以主要以漫反射为主,造成信号的严重扩散。在文献(Senic 等., 2017)中,对 83.5GHz 频段的毫米波在 160m 范围内进行了 LOS 和 NLOS 的 3000 次测量,结果显示,在 NLOS 下,由于高穿透损耗,没有检测到直接路径,检测到的衍射路径的传输功率比反射路径弱 11-23dB。

(7) 其他因素

多普勒效应同样是影响毫米波通信的一个重要因素,如 28-60GHz 频段毫米波的多普勒效应比 Sub-6GHz 高 15-30 倍(Xu 等., 2017)。然而文献(Lorca 等., 2017)中,研究人员提出了毫米波通信中用到的定向天线可以作为空间滤波器,并在之后的研究中证明可以通过定向天线的波束赋形显著降低时间选择性衰落。此外对于卫星通信而言,还需考虑对流层闪烁和平流层闪烁,雨衰、雾衰等因素因为传播距离的原因,会对毫米波有更大的影响。

2.1.2 毫米波信道模型

信道模型表示了信号在无线电环境中的传播特性,准确的信道建模对于毫米波系统的设计和部署至关重要。毫米波信道模型分为两类,物理模型和解析模型。物理模型基于发射和接收天线阵列之间信号传播的电磁特性,它们能有效地反应测量参数,在 MIMO 信道中广泛使用,是毫米波 MIMO 信道的良好选择。另一方面,解析模型基于信道的数学分析,便于算法的开发和系统分析。物理信道模型分两类,确定性模型表征了环境对系统的真实影响,但需要较高的计算复杂度,而随机信道模型要求的计算复杂度较低,更适合毫米波系统的设计和仿真。

由于毫米波的散射数量有限,大多数研究工作都采用几何信道模型来描述毫米波信道(Andrews 等., 2016)。对于一个标准的混合编码架构的毫米波大规模

MIMO 系统，在几何信道模型中，一个窄带系统下行链路的信道矩阵 \mathbf{H} 表示如下：

$$\mathbf{H}_{DL} = \sqrt{\frac{N_T N_R}{L}} \sum_{l=1}^L \alpha_l \mathbf{a}_R(\theta_l) \mathbf{a}_T^H(\varphi_l) \quad \dots(2.5)$$

其中， N_T 、 N_R 分别表示发送端和接收端的天线数， L 表示传播路径数， α_l 表示第 l 条路径的复增益。 θ_l 和 φ_l 分别表示信号到达的方位角和离开的方位角。 \mathbf{a}_R 和 \mathbf{a}_T 分别表示接收和发送阵列矢量。

空间量化的到达角和离开角可以用来代表整个空间的信道，即 θ_l 和 φ_l 可以从 $[0, 2\pi]$ 上 N_G 个点的均匀网格得到 ($N_G \gg L$)，这种方法也称为虚拟多输入多输出信道表示 (Sayeed, 2003)，在这种方法中，可以将公式 2.5 的信道重新表述为：

$$\mathbf{H}_{DL} = \mathbf{A}_R \mathbf{H}_\alpha \mathbf{A}_T^H \quad \dots(2.6)$$

其中 $\mathbf{A}_T \in \mathbb{C}^{N_T \times L}$ 、 $\mathbf{A}_R \in \mathbb{C}^{N_R \times L}$ 分别表示 \mathbf{a}_R 和 \mathbf{a}_T ， $\mathbf{H}_\alpha = \sqrt{\frac{N_T N_R}{L}} \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L)$

若是一个宽带系统，其信道是频率选择性的，因此公式 2.5 被改写成 D 个抽头的延时模型，第 d 个延时抽头可表示为 (González-Coma 等., 2018)：

$$\mathbf{H}_{DL}(d) = \sqrt{\frac{N_T N_R}{L}} \sum_{l=1}^L \alpha_l p_T(dT_s - \tau_l) \mathbf{a}_R(\theta_l) \mathbf{a}_T^H(\varphi_l) \quad \dots(2.7)$$

其中 $p_T(\cdot)$ 是脉冲整形滤波器和基站其他滤波器的组合， T_s 、 τ_l 是采样周期和延迟。若采用正交频分复用调制，则每个子载波 k 处的 MIMO 信道矩阵满足以下表示：

$$\mathbf{H}_{DL}(k) = \sqrt{\frac{N_T N_R}{L}} \sum_{l=1}^L \alpha_l q_l(k) \mathbf{a}_R(\theta_l) \mathbf{a}_T^H(\varphi_l) \quad \dots(2.8)$$

其中 $q_l(k)$ 表示如下：

$$q_l(k) = \sum_{d=1}^D p_T(dT_s - \tau_l) e^{-j \frac{2\pi k d}{K_s}} \quad \dots(2.9)$$

其中 K_s 是子载波的数量。

此外，考虑大规模 MIMO 系统时，天线的阵列分布会影响到接收、发送矢量的表示。一般有两类阵列配置，均匀线性平面阵列 (Uniform Linear Planar Array, ULPA) 和透镜阵列 (Lens Array, LA)，本文采用 ULPA 的特殊形式，均匀线性阵列 (Uniform Linear Array, ULA) 配置。ULA 阵列是一个线性等距排列的，一般间

隔为 $d = \lambda/2$ ，其中 λ 为波长。其阵列矢量表示如下：

$$\mathbf{a}_{\text{ULA}}(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} 1 e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta)} \dots e^{j(N-1)2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta)} \end{bmatrix}^T \quad \dots(2.10)$$

2.2 大规模 MIMO 系统

2.2.1 MIMO 系统模型

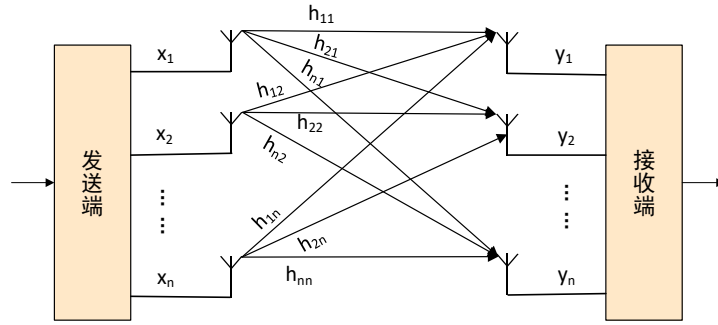


图 2.1 MIMO 系统模型

Fig 2.1 System Model of MIMO

一个典型的单用户 MIMO 系统(SU-MIMO)模型如图 2.1 所示，待发送数据使用空时编码器通过空分复用或空间分集的方式，分成多个数据流 $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 用全部天线发送出去，经过独立的信道，被接收端所有天线接收为数据流 $[y_1, y_2, \dots, y_n]$ ，并通过空时译码器合并，恢复出原始数据。其中空分复用可以提高传输速率，空间分集能提高可靠性。

若发送端天线数量为 M ，接收端为 N ，令 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M] \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示发送信号， $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N] \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示接收信号， $\mathbf{H} = [h_{ij}] \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示信道矩阵，考虑平坦衰落信道模型，则该 MIMO 系统的上行传输模型可表示为：

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad \dots(2.11)$$

若采用 TDD 的传输模式，由上下行信道 CSI 的互易性可知，上下行信道矩阵互为共轭转置，即下行信道传输模型可以表示为：

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}^H \mathbf{x} \quad \dots(2.12)$$

一个 $M \times N$ 的单用户 MIMO 系统的频谱效率可以表示如下(Gesbert 等., 2003):

$$C = \log_2 \det(I_N + \frac{\rho}{M} \mathbf{H}\mathbf{H}^H) \quad \dots(2.13)$$

其中 ρ 为每根接收天线的信噪比。上式可以改写成特征值形式：

$$C = \sum_{i=1}^m \log_2 \left(1 + \frac{\rho}{M} \lambda_i \right) \quad \dots(2.14)$$

其中当 $N \leq M$ 时 λ_i 表示 HH^H 的特征值，反之则表示 $H^H H$ 的特征值， $m = \min(M, N)$ 。从上式可以看出，MIMO 系统的容量相比单输入单输出系统 (SISO) 有了成倍的增加。同时该式还表明 MIMO 系统的性能取决于信道特征值，特征值太低意味着很难获得 CSI，即难以恢复原始信号。

MIMO 在不占用更多频谱资源的情况下使系统容量有了巨大提升，令其在 4G 时代得到了广泛的研究和应用。利用空间复用增益的尝试从单用户 MIMO 转到了多用户 MIMO，系统模型基本一致，只是基站同时服务的用户增多，单个用户可以只配置单根天线。SU-MIMO 系统中，基站和用户都配置多根天线，但基站一次只能服务一个用户，它的局限性很大，因为它由于不利传播而不可扩展，训练所需要的时间与系统的大小成比例。MU-MIMO 系统被发现更具优越性，即使用户设备都是单天线，也能获得空间复用增益，但因为编解码过程复杂而同样不可扩展，同时也有新的问题要解决，如多用户干扰、CSI 的获取、用户调度。

2.2.2 大规模 MIMO 系统模型

随着 MIMO 技术的发展，研究人员对天线数量产生了研究热情，开始探索更大规模天线的系统能否带来更高的频谱效率，于是诞生了大规模 MIMO。它与 MU-MIMO 非常类似，核心只是在基站端部署了远多于用户端的天线数量，但它的优势不仅仅是天线数量增多带来的系统容量提高。一般认为，大规模 MIMO 是真正实现 MU-MIMO 理论的途径，为由于大规模 MIMO 具有的信道硬化和有利传播现象，大大简化了该 CSI 的获取。一个典型的大规模 MIMO 系统模型如图 2.2 所示：

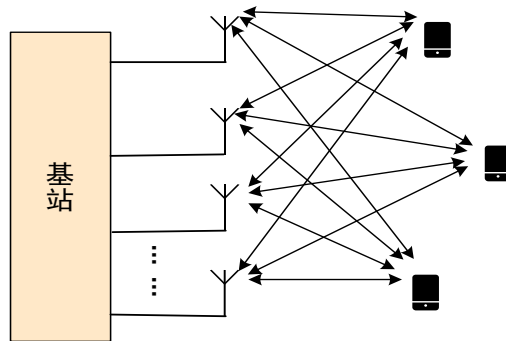


图 2.2 大规模 MIMO 模型

Fig 2.2 Model of Massive MIMO

传统 MU-MIMO 和大规模 MIMO 有六个主要区别：(1)天线数量：传统 MU-MIMO 的基站端和用户端天线数量都很小，一般低于 10 根，而大规模 MIMO 两端的的天线数量都可以很大。(2)MU-MIMO 可以采用 TDD 或 FDD 的工作模式，而大规模 MIMO 只采用 TDD 模式。(3)信道估计：MU-MIMO 主要采用码本设计，而大规模 MIMO 采用在上行链路通过导频训练获取 CSI。(4)链路质量：MU-MIMO 的链路质量因为频率选择性和小尺度衰落会随着时间和频率有所不同，而大规模 MIMO 由于信道硬化，链路质量几乎不会随着时间和频率发生变化。(5)资源分配：MU-MIMO 的分配必须迅速改变，以适应信道质量的变化。而大规模 MIMO 由于信道质量变化缓慢，所以可以提前规划分配。(5)小区边缘性能：MU-MIMO 只在基站间合作时性能良好，而大规模 MIMO 可以通过大量天线增加小区边缘信噪比的同时，不造成小区间的干扰。

2.2.3 大规模 MIMO 系统信道模型

对于一个采用混合架构的窄带大规模 MIMO 系统，考虑下行链路，发送信号矢量可表示为：

$$\mathbf{r}_R = \mathbf{H}_{DL} \mathbf{F}_T \mathbf{S}_T + \mathbf{n} \quad \dots(2.15)$$

其中 \mathbf{H}_{DL} 是根据公式 2.3 中定义的下行链路信道矩阵， \mathbf{S}_T 为归一化传输信号矢量， $\mathbf{F}_T = \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}$ 为预编码矩阵， \mathbf{F}_{RF} 、 \mathbf{F}_{BB} 分别为模拟预编码和数字预编码矩阵。 \mathbf{n} 为加性高斯白噪声。则接收信号经过处理后可表示为：

$$\mathbf{y}_R = \mathbf{W}_R^H \mathbf{H}_{DL} \mathbf{F}_T \mathbf{S}_T + \mathbf{W}_T^H \mathbf{n} \quad \dots(2.16)$$

其中 $\mathbf{W}_R = \mathbf{W}_{RF} \mathbf{W}_{BB}$ 为接收端的混合组合矩阵， \mathbf{W}_{RF} 、 \mathbf{W}_{BB} 分别为模拟组合矩阵和数字混合矩阵。

同样的逻辑可以应用在上行链路的分析，在满足信道互易性的假设下，上行链路的信道矩阵 $\mathbf{H}_{UL} = \mathbf{H}_{DL}^H$ ，即：

$$\mathbf{H}_{UL} = \sqrt{\frac{N_T N_R}{L}} \sum_{l=1}^L \alpha_l \mathbf{a}_R(\theta_l) \mathbf{a}_T^H(\theta_l) \quad \dots(2.17)$$

此时 α_{PL} 和 α_l 分别表示上行链路的路径损耗和复增益。

对于一个宽带系统，公式 2.16 将被重新表述为表示每个子载波 k 处的接收信号：

$$\mathbf{y}_R(k) = \mathbf{W}_R^H(k) \mathbf{H}_{DL}(k) \mathbf{F}_T(k) \mathbf{S}_T(k) + \mathbf{W}_T^H(k) \mathbf{n}(k) \quad \dots(2.18)$$

其中, $H_{DL}(k)$ 由公式 2.8 给出。

2.2.4 信道硬化和有利传播

多天线信道有两个重要特性：信道硬化和有利传播。为了实现通信系统的可靠性，稳定的信道是必不可少的。在大规模 MIMO 系统中，随着天线数量的增加，信道增益逐渐趋向其均值。这种衰落信道变得具有确定性的现象，称之为信道硬化。衰减变化的减少也将使容量更加稳定。信道硬化现象可以从两个方面来研究。一方面由于延迟扩展的减少，频率衰落减少。另一方面是时域信道硬化，即时域衰落随着多个基站天线信号的相干组合而减小。

信道硬化的定义表示如下，如果信道 h_k 满足：

$$\frac{\|h_k\|^2}{E\{\|h_k\|^2\}} \rightarrow 1, \text{ as } M \rightarrow \infty \quad \dots(2.19)$$

则称信道 h_k 满足信道硬化，其中 M 为基站天线数量。该定义表明，任意衰落信道 h_k 的增益 $\|h_k\|^2$ 随着天线数量增加会趋向其均值。这意味着与平均信道增益的相对偏差趋向消失，但并不会完全消失，因为天线数量不可能趋向无穷。好在信道硬化现象在天线数量较大 ($M \geq 40$) 时就会趋向稳定，如图 2.3 的单次信道硬化实验所示：

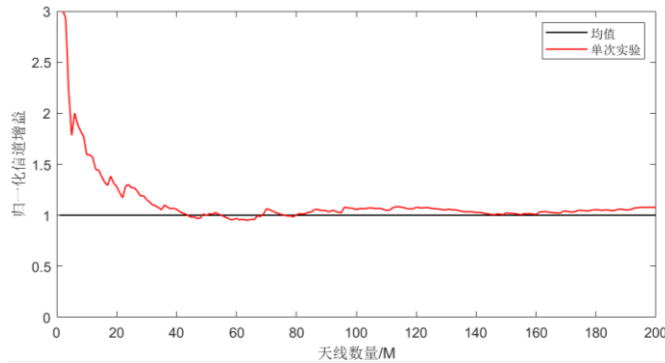


图 2.3 信道硬化现象的单次实验

Fig 2.3 One Experiment of Channel Hardening

有利传播现象是指两个用户设备的信道方向趋向正交，这种现象使得基站更容易减轻这些用户设备之间的干扰，提高服务质量，并使其能使用简单的线性预编码器方案。当两个用户的信道分别为 h_i 、 h_j 时，有利传播现象的定义如下：

$$\frac{h_i^H h_j}{\sqrt{E\{\|h_i\|^2\} E\{\|h_j\|^2\}}} \rightarrow 0, \text{ as } M \rightarrow \infty \quad \dots(2.20)$$

该定义表明，随着天线数量 M 的增长， $h_i / E\{\|h_i\|^2\}$ 和 $h_j / E\{\|h_j\|^2\}$ 的内积趋向于零，但这并不表示 h_i 和 h_j 的内积也趋向于零。这意味着信道方向变得正交，但信道响应不正交。有利传播的例子如图 2.4 所示，令目标用户设备处于基站 30° 方向，检测不同天线数量下，干扰设备与基站的角度在 $-180^\circ \sim 180^\circ$ 之间变化时，对目标设备的干扰程度影响。

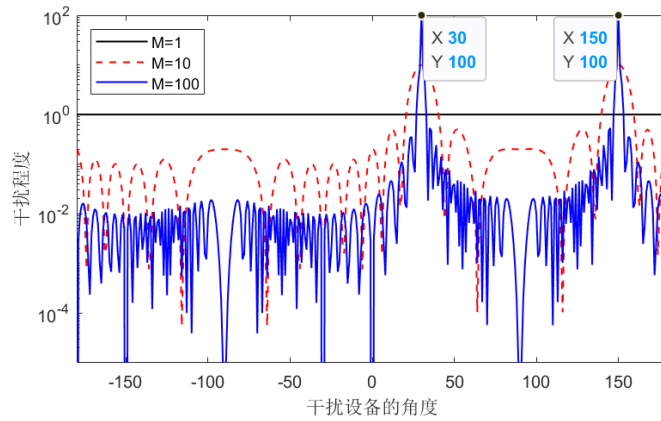


图 2.4 有利传播现象实例

Fig 2.4 Examples of Favorable Propagation

当基站配置单天线时，干扰程度为 1，且干扰程度与角度无关。而基站配置多天线时，干扰程度强烈依赖于干扰设备的角度，只有当干扰设备于目标设备处于同一角度或者镜像角度(150°)时，干扰最大，当干扰设备移开时，干扰程度迅速降低到单天线干扰程度的 $1/M$ 。因此，大规模天线的有利传播现象可以使得两个用户间的信道方向趋向正交。

信道硬化和有利传播是两个相关但不同的特性，一个大规模 MIMO 模型不一定同时满足这两个特性。这两个特性与空间信道相关性有关，在点对点 MIMO 系统中，基站和用户端同时部署大量天线，从基站端和用户端都能观察到明显的空间信道相关性。而对于大规模 MIMO，用户端的天线数量一般极少，相关性不明显，且不同用户间的相关性矩阵可以截然不同。所以大规模 MIMO 在信道条件良好时，很容易同时具备这两个特性，此时上行链路的容量可以表示如下 (Clarke, 2014):

$$C_{UL} = \log_2(I_N + \rho M I_N) \quad \dots(2.21)$$

其中 I_N 表示 N 阶单位阵， ρ 为信噪比， M 、 N 分别为基站和用户的天线数量。可以看出，当基站天线数量增加时，可以获得巨大的频谱效率和能量效率的提升。

2.3 信道估计与预编码技术

2.3.1 信道估计理论

信号在无线信道上进行传输时，都会受到噪声或各种衰减影响，接收端要想正确解码接收到的信号，就需要尽可能恢复出原始信号。因此需要计算出信道的特性，该过程就称之为信道估计。

信道估计的方法繁多，以导频训练方法最为常用，其基本思路是：传输一组双方商定好的信号，称之为参考信号，这些信号通过信道后会和载有有用信息的信号一起失真，然后在接收端对接收到的参考信号和原始信号进行比较，计算出信道的特性，根据信道特性恢复出有用信号。图 2.5 以一个最简单的 2×2 MIMO 为例：

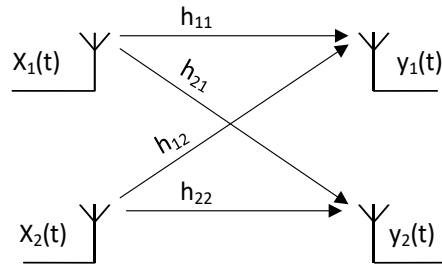


图 2.5 2×2 MIMO

Fig 2.5 2×2 MIMO

其中发射信号为 $\mathbf{x}(t)$ ，接收信号为 $\mathbf{y}(t)$ ，信道参数为 \mathbf{h} ，则可建模如下：

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \end{bmatrix} \quad \dots(2.22)$$

由公式 2.22 可知，在已知 $\mathbf{x}(t)$ 、 $\mathbf{y}(t)$ 和噪声的统计信息的情况下，参数 \mathbf{h} 可以被计算出来，称 \mathbf{h} 构成的矩阵为信道矩阵 \mathbf{H} 。而实际情况中，噪声无法直接获取噪声的统计信息，每次信号传输也不会只传输导频信号，因此产生许多信道估计的算法，如绪论中介绍过的 LS、MMSE。

在毫米波大规模 MIMO 中，由于天线数量庞大，用户众多，要估计的是一个高维的庞大的信道矩阵，且用于估计的时间以及导频训练长度都受限，对信道估

计算法的设计是个巨大的挑战。现有研究中，往往考虑毫米波大规模 MIMO 信道的特点进行信道估计算法设计，取得了很好的效果。毫米波信道通常表现的很稀疏，多径信号分量往往分布在几个簇中，在这样的特性下，传统的估计方法不会是最优的，因为信道的稀疏性，信道矩阵理论上是绝大部分空间都是 0 的稀疏矩阵，也就意味着不需要计算出矩阵中的每一个参数，要估计的是矩阵中的非 0 元素。因此，解决这一类问题的常用方法是使用压缩感知(CS)。

基于 CS 的算法通常分为两步：通过 CS 进行矩阵压缩和从压缩后的矩阵中重构出原始矩阵，在绪论中介绍了几种常见的重构算法，总的来说，毫米波大规模 MIMO 的信道估计问题应该先将系统模型重构为稀疏问题，再使用 CS 进行估计。如公式 2.16 可重构为以下形式：

$$\mathbf{y}_v = \mathbf{F}^T \mathbf{A}_T^* \mathbf{Z}_T \otimes \mathbf{W}^H \mathbf{A}_R^* \mathbf{Z}_R + \mathbf{n}_v \quad \dots(2.23)$$

其中 \mathbf{F} 和 \mathbf{W} 分别表示预编码矩阵和组合矩阵， \mathbf{Z}_T 、 \mathbf{Z}_R 表示与发射角和到达角相关的稀疏向量。 \mathbf{A}_T 、 \mathbf{A}_R 分别表示发射端和用户的波束形成的码本，每个码本由代表了与空间量化方向相关的天线操作向量的列向量组成，每个方向由一个角度定义，而角度的选取依赖于码本设计，这也使得基于 CS 的信道估计算法性能受限于码本的设计。

2.3.2 预编码技术理论

基于 TDD 的工作模式，上行链路中基站通过信道估计获取的 CSI 信息将用于下行链路基站的预编码。为克服毫米波的高路损，预编码技术是必不可少的。

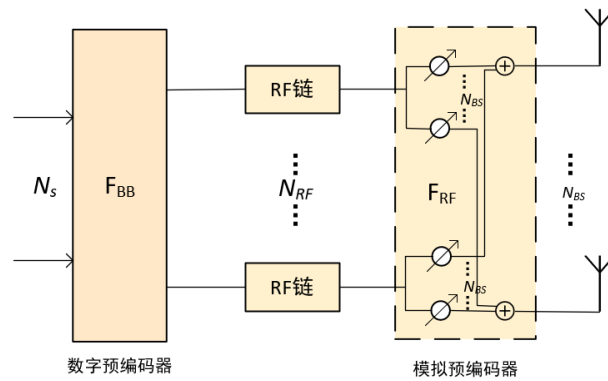


图 2.6 全连接的混合预编码架构

Fig 2.6 Fully Connected Hybrid Precoder Architecture

以一个全连接的混合预编码架构为例，如图 2.6 所示，在发射端，基带数字预编码器 \mathbf{F}_{BB} 将待传输信号 N_S 处理成 N_{RF} 条输出，这些输出被上变频到射频，

并通过模拟预编码器 \mathbf{F}_{RF} 映射到 N_{BS} 个天线单元进行传输。在全连接结构中，每根天线的输出可以是所有射频信号的线性组合。使用混合架构是为了平衡性能与硬件开销，但也带来了一些困难。即使通过上行链路已经获取到 CSI，也很难找到最佳的数字和模拟预编码矩阵 \mathbf{F}_{BB} 、 \mathbf{F}_{RF} ，这是因为每条链路的模拟和数字编码器是耦合的，这使得最终的目标优化函数是非凸的，特别是对于采用了移相器的结构，可能会导致目标函数变成 NP-hard 问题(Molisch 等., 2017)。

在设计目标优化函数时，一般以全数字预编码器的性能作为逼近目标。在已知上行链路信道矩阵 \mathbf{H} 的情况下，全数字编码矩阵 \mathbf{F}_{BB} 可以很轻易的得出，以下给出了几种预编码方案的预编码矩阵及其接收端信号表示，其中 MRT:

$$\begin{aligned}\mathbf{F}_{MRT} &= \beta \mathbf{H} \\ \mathbf{y}_{MRT} &= \sqrt{\rho} \beta \mathbf{H}^H \mathbf{H} \mathbf{s} + \mathbf{n}\end{aligned}\quad \dots(2.24)$$

ZF:

$$\begin{aligned}\mathbf{F}_{ZF} &= \beta \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \\ \mathbf{y}_{ZF} &= \sqrt{\rho} \beta \mathbf{H}^H \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{s} + \mathbf{n}\end{aligned}\quad \dots(2.25)$$

MMSE:

$$\begin{aligned}\mathbf{F}_{MMSE} &= \beta \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \xi \mathbf{I}_K)^{-1} \\ \mathbf{y}_{MMSE} &= \sqrt{\rho} \beta \mathbf{H}^H \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \xi \mathbf{I}_K)^{-1} \mathbf{s} + \mathbf{n}\end{aligned}\quad \dots(2.26)$$

其中 β 、 ρ 分别为缩放因子和信噪比， \mathbf{s} 为发送信号， ξ 为正则化系数， \mathbf{I}_K 为 K 阶单位阵。可以看出，当 \mathbf{H} 中的信道矢量趋向正交时， $\mathbf{H}^H \mathbf{H}$ 近似于一个对角阵，简化了矩阵运算，因此对全数字编码方案，用线性预编码就能取得很好的性能。

而全模拟预编码方案性能主要取决于硬件的选择，如采用移相器的方案，这类方案的编码矩阵是直接采样 \mathbf{H} 中的相位，因此量化误差会严重影响方案性能。而采用天线开关的方案，该方案编码矩阵中的元素指示了天线的开关，基于最大化 SNR 准则或功率最大标准来选择激活有更好信道条件且相位相近的天线子阵列，这类方案的性能无法超过采用移相器的方案，需要较高复杂度的天线选择算法才能获得接近移相器方案，但天线开关的成本低、功耗低，因此受到了广泛关注(张钰和赵雄文, 2018)。

可以看出，因为大规模 MIMO 技术本身的特点，全数字或全模拟的编码方案都简单易行。而在混合架构中，混合预编码矩阵可以表示为 $\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}$ ，为两个编码

矩阵的积，由于数字和模拟编码器是耦合的，导致难以找到最优解。一般通过结合信道本身的特点来设计目标函数，如结合毫米波信道的稀疏性，文献中采用最小化全数字预编码矩阵与混合预编码矩阵的欧氏距离的方案，如下式所示：

$$\min_{\mathbf{F}_{RF}\mathbf{F}_{BB}} \left\| \mathbf{F}_{opt} - \mathbf{F}_{RF}\mathbf{F}_{BB} \right\|_F \quad \dots(2.27)$$

其中 \mathbf{F}_{opt} 为采用全数字方案时的编码矩阵。该目标函数仍是非凸的，但对于一个稀疏信道，该函数可以求得一个次优解，且可以通过交替求解 \mathbf{F}_{RF} 和 \mathbf{F}_{BB} 降低计算复杂度。

2.4 本章小结

本章首先对毫米波的传播特性进行了较为全面的介绍和分析，并针对其传播特性介绍了采用几何建模的信道模型。然后介绍了从 MIMO 系统到大规模 MIMO 的演变，以及几种基本的系统模型，分析了 MIMO 和大规模 MIMO 的优缺点和应用场景。还从信道硬化和有利传播两个方面研究了大规模 MIMO 应用于毫米波通信的可行性，指出大规模 MIMO 技术对毫米波的成功应用是必不可少的。最后简要介绍了信道估计和预编码技术的基本理论及其在毫米波大规模 MIMO 系统中的特点。

第3章 毫米波大规模 MIMO 信道估计研究

3.1 引言

毫米波大规模 MIMO 系统的优秀性能依赖于准确的信道状态信息，因此信道估计算法的性能成为影响整个系统性能的关键因素。而与信道估计性能相关的指标有两个，导频开销和计算复杂度。本文给出了一种基于 ALADIN(Houska 等., 2016)的估计算法，减少了导频开销和计算复杂度。又通过利用毫米波大规模 MIMO 波束的特点，在原算法基础上引入了幅度选择矩阵，进一步改进了算法性能。

目前主要采用基于导频训练的估计方案，导频训练方案一般会有两个问题，导频污染和导频开销。导频污染是由于导频的数量受到信道相干时间的限制，只能在不同小区的用户间复用导频，这样在上行链路中，基站可能收到与目标用户相同的由其他小区用户发送的导频序列，使得基站无法利用正交性准确获得目标用户的导频序列，影响信道估计的性能。在毫米波系统中，由于毫米波的路损严重且散射簇很少，导频复用导致的导频污染对毫米波系统的影响非常小，可以不做考虑。但毫米波本身的传播特性对信道估计有着其他影响，第2章中介绍了毫米波受多普勒效应的影响比较大，多普勒频移表示如下：

$$f_d = \frac{f}{c} \times v \times \cos \theta \quad \dots(3.1)$$

其中 f 表示载波频率， c 表示光速， v 表示用户终端移动速度， θ 表示载波方向和终端移动方向的夹角。可以看出，在终端移动速度和夹角不变时，多普勒频移随着载波频率的增大而增大。而信道的相干时间与最大多普勒频移近似成反比：

$$T_c \approx 1/f_{\max} \quad \dots(3.2)$$

其中 f_{\max} 表示最大多普勒频移， T_c 为信道相干时间。

在使用 TDD 模式的通信系统中，信道相干时间内系统要完成上行数据传输(含导频)、数据处理(信道估计和预编码)、传输下行数据三个过程，如图所示：

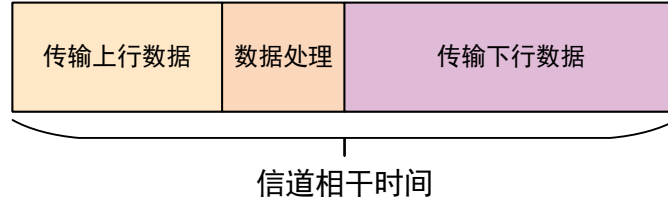


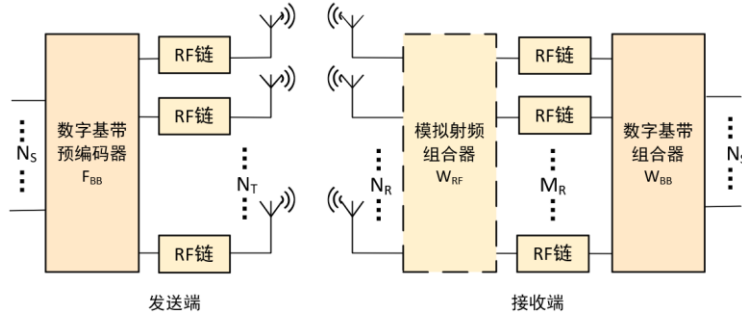
图 3.1 相干时间

Fig 4.1 Coherence Time

可以看出，导频序列越长，信道估计的计算耗时也会相应增加，真正用于数据传输的时间就会越短，传输效率就越低。于是本文提出的算法希望能在保证信道估计精度的同时减少导频序列长度及计算开销。

3.2 系统模型

本文将在一个点对点的 $N_R \times N_T$ 宽带毫米波大规模 MIMO 系统上进行信道估计算法研究，系统结构如下图所示：

图 3.2 $N_R \times N_T$ 大规模 MIMO 系统模型Fig 3.2 System Model of $N_R \times N_T$ massive MIMO

若发送信号为 \mathbf{X} ，信道矩阵为 \mathbf{H} ，噪声为 \mathbf{N} ，则接收信号矩阵可表示为：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad \dots(3.3)$$

由于采用 TDD 模式传输，信道估计在上行链路中由基站承担，此时发送端为用户设备，通常只有几根天线，所以使用全数字预编码；而在接收端，即基站端使用混合预编码。故该系统能实现 $d_s \leq \min(N_T, N_R)$ 路数据流的传输链路。

该系统以帧为单位通信，每帧传输的时间内信道保持不变。每一帧的前 K 个数据块用作信道估计，剩余的部分用于数据传输。显然 K 越大，信道估计准确度越高，但数据传输的效率就会降低。该系统信道具有 L 个延迟抽头，则 $\mathbf{H}(\ell)$ 表示为第 ℓ 个延迟抽头的信道矩阵，其中 $\ell=0,1,2,\dots,L-1$ 。每个数据块 k 都是 $N_T \times 1$ 的

训练符号矢量 $\mathbf{s}[k]$ ，其中 $k=1,2,\dots,K$ ，则接收端的 N_R 维接收向量表示为：

$$\mathbf{y}[k] = \sum_{\ell=0}^{L-1} \mathbf{H}(\ell) \mathbf{s}[k-\ell] \quad \dots(3.4)$$

上式忽略了噪声的存在，可等价表示为：

$$\mathbf{y}[k] = \sum_{\ell=0}^{L-1} \sum_{t=1}^{N_T} h_t(\ell) s_t[k-\ell] \quad \dots(3.5)$$

其中 $h_t(\ell)$ 表示矩阵 $\mathbf{H}(\ell)$ 第 t 列， $s_t[k]$ 表示向量 $\mathbf{s}[k]$ 的第 k 个元素。

3.2.1 信道模型

本章采用几何信道模型来描述该频率选择性毫米波 MIMO 系统的信道，根据几何表示，对具有 L 个延迟抽头的信道来说，第 ℓ 个延迟抽头的信道矩阵可以描述为：

$$\mathbf{H}(\ell) \triangleq \sqrt{\frac{N_T N_R}{N_P}} \sum_{p=1}^{N_P} \alpha_p p(\ell T_s - \tau_p) \mathbf{a}_R(\phi_p) \mathbf{a}_T^H(\theta_p) \quad \dots(3.6)$$

N_P 表示每个延迟抽头的传播路径数， α_p 表示每条路径上的增益， $p(\tau_p)$ 表示离散时间 τ_p 内的带限脉冲整形滤波器响应。 ϕ_p 和 θ_p 分别表示根据拉普拉斯分布生成的发射角和到达角， \mathbf{a}_R 和 \mathbf{a}_T 分别表示接收和发射端的归一化阵列响应向量，采用了均匀线性阵列(ULA)，故：

$$\mathbf{a}_R(\phi_R) = [1, \exp(j\pi \sin \phi_R), \dots, \exp(j(N_R-1)\pi \sin \phi_R)] / \sqrt{N_R} \in \mathbb{C}^{N_R \times 1} \quad \dots(3.7)$$

$$\mathbf{a}_T(\phi_T) = [1, \exp(j\pi \sin \phi_T), \dots, \exp(j(N_T-1)\pi \sin \phi_T)] / \sqrt{N_T} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1} \quad \dots(3.8)$$

上述几何模型用于生成仿真数据，在信道估计算法中，本文使用了文献(Brady 等., 2013)中的信道表示，它基于文献(Sayeed, 2002)对波束域的研究，表示如下：

$$\mathbf{H}(\ell) = \mathbf{U}_R \mathbf{Z}(\ell) \mathbf{U}_T^H \quad \dots(3.9)$$

其中 $\mathbf{U}_R \in \mathbb{C}^{N_R \times N_R}$ 、 $\mathbf{U}_T \in \mathbb{C}^{N_T \times N_T}$ 表示如下：

$$\mathbf{U}_R = \frac{1}{\sqrt{N_R}} \exp\left(\frac{-2\pi j}{N_R} [0:N_R-1]^T \otimes [0:N_R-1]\right) \quad \dots(3.10)$$

$$\mathbf{U}_T = \frac{1}{\sqrt{N_T}} \exp\left(\frac{-2\pi j}{N_T} [0:N_T-1]^T \otimes [0:N_T-1]\right) \quad \dots(3.11)$$

是基于离散傅里叶变换的西矩阵， $\mathbf{Z}(\ell) \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$ 表示波束域的信道矩阵，包含了实

质上的全部信道增益信息。

通过交换公式(3.5)的求和顺序，可以用 $L \times K$ 的托普利兹矩阵 \mathbf{T}_t 表示内卷积和，该矩阵的第 (ℓ, k) 个元素表示如下：

$$[\mathbf{T}_t]_{\ell, k} = s_t[k - L - \ell + 2] \quad \dots(3.12)$$

其中 $t=1, 2, \dots, N_T$ ，则公式(3.5)可以被改写为：

$$\mathbf{Y} \triangleq \sum_{t=1}^{N_T} \mathbf{H}_t \mathbf{T}_t \quad \dots(3.13)$$

其中 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N_R \times T}$ 、 $\mathbf{H}_t \triangleq [\mathbf{h}_t(0) \dots \mathbf{h}_t(L-1)] \in \mathbb{C}^{N_R \times L}$ 。上式可改写如下：

$$\mathbf{Y} \triangleq \sum_{t=1}^{N_T} \mathbf{H}_t \mathbf{T}_t = [\mathbf{H}_1 \dots \mathbf{H}_{N_T}] \begin{bmatrix} \mathbf{T}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{T}_{N_T} \end{bmatrix} \triangleq \bar{\mathbf{H}} \bar{\mathbf{T}} \quad \dots(3.14)$$

可以证明 $\bar{\mathbf{H}} = [\mathbf{H}(0) \dots \mathbf{H}(L-1)] \in \mathbb{C}^{N_R \times LN_T}$ 、 $\bar{\mathbf{T}} = [\mathbf{T}^T(0) \dots \mathbf{T}^T(L-1)]^T \in \mathbb{C}^{LN_T \times K}$ 。

根据公式(3.9)的模型， $\bar{\mathbf{H}}$ 可以表示如下：

$$\bar{\mathbf{H}} = \mathbf{U}_R \bar{\mathbf{Z}} (\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{U}_T^H) \quad \dots(3.15)$$

其中 $\bar{\mathbf{Z}} \triangleq [\mathbf{Z}(0) \dots \mathbf{Z}(L-1)] \in \mathbb{C}^{N_R \times LN_T}$ ， \mathbf{I}_L 为 L 阶单位阵。结合公式(3.14)和公式(3.15)，接收端接收到的训练符号矩阵课程表示如下：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}_R \bar{\mathbf{Z}} (\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{U}_T^H) \bar{\mathbf{T}} \quad \dots(3.16)$$

由于接收端采用的是混合架构， \mathbf{Y} 为模拟组合器的训练矩阵，它的输出矩阵为：

$$\begin{aligned} \mathbf{M} &= \mathbf{W}_{RF}^H (\mathbf{Y} + \mathbf{N}) = \mathbf{W}_{RF}^H (\bar{\mathbf{Z}} (\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{U}_T^H) \bar{\mathbf{T}} + \mathbf{N}) \\ &= \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T + \mathbf{W}_{RF}^H \mathbf{N} \end{aligned} \quad \dots(3.17)$$

其中 \mathbf{W}_{RF} 为模拟组合矩阵， \mathbf{N} 为 AWGN 矩阵， $\mathbf{D}_R \triangleq \mathbf{W}_{RF}^H \mathbf{U}_R \in \mathbb{C}^{M_R \times N_R}$ 、 $\mathbf{D}_T \triangleq (\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{U}_T^H) \bar{\mathbf{T}} \in \mathbb{C}^{LN_T \times K}$ 。由于混合架构中 RF 链数量 $M_R < N_R$ ，矩阵 \mathbf{M} 的 $(N_R - M_R)$ 列会被丢弃，一般通过随机采样来降低丢弃数据造成的损失，表示如下：

$$\mathbf{M}_\Omega \triangleq \Omega \circ \mathbf{M} = \Omega \circ (\mathbf{Y} + \mathbf{N}) \quad \dots(3.18)$$

其中 $\mathbf{Y} \triangleq \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T$ 、 $\mathbf{N} \triangleq \mathbf{W}_{RF}^H \mathbf{N}$ 。 $\Omega \in \{0, 1\}^{N_R \times K}$ 中包含 $K \times M_R$ 个 1，其余都为零，

于是 \mathbf{M}_Ω 的每个列向量只有 M_R 个非零项。

3.2.2 带辅助信息的矩阵完备理论

现有信道估计算法大多是依赖毫米波大规模 MIMO 信道稀疏的特性，设计的 CS 类算法。一般而言，稀疏的矩阵往往也是低秩的，但对低秩特性应用较少。对公式(3.3)表示的信道矩阵，计算它的秩：

$$\begin{aligned} \text{rank}(\mathbf{H}(\ell)) &= \text{rank} \left(\sqrt{\frac{N_T N_R}{N_p}} \sum_{k=1}^{N_p} \alpha_k p(\ell T_s - \tau_k) \mathbf{a}_R(\phi_k) \mathbf{a}_T^H(\theta_k) \right) \\ &\leq \sum_{k=1}^{N_p} \text{rank}(\mathbf{a}_R(\phi_k) \mathbf{a}_T^H(\theta_k)) = N_p \end{aligned} \quad \dots(3.19)$$

该不等式取等号的条件为矩阵 $\mathbf{A}_T \triangleq [\mathbf{a}_T(\theta_1) \mathbf{a}_T(\theta_2) \dots \mathbf{a}_T(\theta_{N_p})]$ 与矩阵 $\mathbf{A}_R \triangleq [\mathbf{a}_R(\phi_1) \mathbf{a}_R(\phi_2) \dots \mathbf{a}_R(\phi_{N_p})]$ 正交。因此所有抽头的信道矩阵的秩都相等，因此对于级联信道矩阵：

$$\bar{\mathbf{H}} \triangleq [\mathbf{H}(0) \mathbf{H}(1) \dots \mathbf{H}(L-1)] \quad \dots(3.20)$$

它的秩：

$$\text{rank}(\bar{\mathbf{H}}) \leq N_p \quad \dots(3.21)$$

第二章中对毫米波信道进行分析时已知 $N_p \ll N_R$ ，因此信道具有低秩性。结合公式(3.6)给出的模型，可以进一步假设 $\mathbf{Z}(l)$ 中仅包含少量具有较高幅度的增益，因此它是稀疏的，其稀疏程度取决于公式(3.9)的模型中的角域离散程度。

基于低秩的毫米波 MIMO 信道估计算法往往有着更好的性能，但代价是要求更长的导频序列(Elias 等., 2017, Cheng 等., 2017)。另一方面，利用稀疏性的算法可以更快的收敛，但由于角度离散误差，精度较低(Cheng 等., 2017)。

利用低秩性的算法一般是基于矩阵完备化理论，矩阵完备化广泛应用于计算机视觉、推荐算法和机器学习，它通过对矩阵中关键元素进行采样进而近似恢复出原始矩阵。对于一个低秩矩阵 \mathbf{A} ，可以通过奇异值分解(SVD)表示为：

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \quad \dots(3.22)$$

其中 \mathbf{A} 是一个 $M \times N$ 的矩阵，则 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别为 $M \times M$ 和 $N \times N$ 的酉矩阵， $\mathbf{\Sigma}$ 为 $M \times N$ 的对角矩阵，对角线上的元素为矩阵 \mathbf{A} 的奇异值，按从大到小排列。对于一个低秩矩阵，可以用少数的前百分之几的奇异值来近似描述原始矩阵，且几乎

不损失精度。

文献(Cheng 等., 2017)中就利用了矩阵完备理论, 将信道估计建模为奇异值之和(即核范数)最小问题, 表示如下:

$$\min_{\mathbf{H}} \|\mathbf{H}\|_* \quad \dots(3.23)$$

该方法每次迭代时都要对 \mathbf{H} 做 SVD 操作, 是计算复杂度最高的部分, 作者利用 ADMM 算法进行求解, 减少了迭代次数。该算法最终取得了与采用 SDP 的 CS 算法十分接近的性能, 但所需的导频略少, 可以看作是对矩阵完备理论的成功应用。

但矩阵完备理论也有其缺陷, 它对样本有着很高的要求, 只有完全纯净的样本才能取得最好的恢复效果, 然而实际中这是无法做到的。于是文献(Chiang 等., 2015)中提出了一种具备一般性的带辅助信道的矩阵完备理论, 在文献中, 作者将带有原矩阵特征空间外的信息作为辅助信息带入矩阵恢复过程。对于一个低秩矩阵 \mathbf{M} , 矩阵 \mathbf{N} 表示 \mathbf{M} 的特征空间外的部分, 那么带辅助信息的矩阵完备问题可以表示如下:

$$\min_{\mathbf{M}, \mathbf{N}} \lambda_M \|\mathbf{M}\|_* + \lambda_N \|\mathbf{N}\|_* \quad \dots(3.24)$$

其中 λ_M 和 λ_N 为权重因子, 在选取适当的权重后, 该模型相比不带辅助信息的模型能更好的恢复原始矩阵, 且对噪声的鲁棒性更强。

3.3 信道估计

受矩阵完备理论的启发, 结合公式(3.15)至公式(3.18)的理论, 混合架构的毫米波大规模 MIMO 信道估计可以改写成带辅助信息的矩阵完备问题, 表示如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}} \lambda_Z \|\bar{\mathbf{Z}}\|_1 + \lambda_Y \|\mathbf{Y}\|_* \\ s.t. \mathbf{Y} = \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T, \mathbf{M}_\Omega = \Omega \circ (\mathbf{Y} + \mathbf{N}) \end{aligned} \quad \dots(3.25)$$

由于每个抽头的信道矩阵 $\mathbf{H}(\ell)$ 是低秩且稀疏的, 经过矩阵运算后 \mathbf{Y} 也具备同样的特性, 上式中 \mathbf{Y} 的核范数体现了对低秩性的应用, 而矩阵 $\bar{\mathbf{Z}}$ 具备稀疏性, 其 ℓ_1 范数体现了稀疏性的应用。其中 $\|\mathbf{Y}\|_*$ 作为辅助信息提高对 $\bar{\mathbf{Z}}$ 恢复的精度, $\bar{\mathbf{Z}}$ 为信道矩阵在波束域的表达, 最终将 $\bar{\mathbf{Z}}$ 带入公式(3.15)即可求解天线域的信道矩阵, 即:

$$\bar{\mathbf{H}} = \mathbf{U}_R \bar{\mathbf{Z}} (\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{U}_T^H) \quad \dots(3.26)$$

公式(3.25)是一个优化问题，体现了对信道矩阵低秩和稀疏性的联合开发，理论上弥补了依赖单特性的算法的不足。

3.3.1 基于 ALADIN 的估计算法

本文使用 ALADIN(Augmented Lagrangian based Alternating Direction Inexact Newton)算法，即基于增广拉格朗日交替方向非精确牛顿法来求解公式(3.25)的优化问题，ALADIN 是一个适用于凸优化和非凸优化的高级算法，在求解凸优化问题时类似 ADMM 算法，目前在物联网的信道估计(Jiang 等., 2020)中已得到应用，取得了优于 ADMM 算法的性能表现。特别是求解公式(3.25)表述的没有不等约束的凸优化问题时，ALADIN 和 ADMM 的增广拉格朗日表达式是相同的，也都应用了交替求解的思想。理论上求解无不等约束项的凸优化问题时，ALADIN 算法有着更高的准确度。

引入辅助矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{Y}$ 和 $\mathbf{B} = \mathbf{Y} - \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H$ ，对于公式中带噪声的约束项，为方便求解，本算法使用最小二乘估计代替：

$$\|\mathbf{M}_\Omega - \Omega \circ \mathbf{Y}\|_F^2 \quad \dots(3.27)$$

于是公式(3.25)可以改写成下式：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}, \mathbf{A}, \mathbf{B}} \quad & \lambda_z \|\bar{\mathbf{Z}}\|_1 + \lambda_y \|\mathbf{Y}\|_* + \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\|_F^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{M}_\Omega - \Omega \circ \mathbf{Y}\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{Y} = \mathbf{A} \text{ and } \mathbf{B} = \mathbf{Y} - \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H \end{aligned} \quad \dots(3.28)$$

进一步将上式改写成拉格朗日形式：

$$\begin{aligned} L(\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2) = & \lambda_z \|\bar{\mathbf{Z}}\|_1 + \lambda_y \|\mathbf{Y}\|_* + \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\|_F^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{M}_\Omega - \Omega \circ \mathbf{Y}\|_F^2 \\ & + tr(\boldsymbol{\mu}_1^H (\mathbf{Y} - \mathbf{A})) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\|_F^2 + tr(\boldsymbol{\mu}_2^H (\mathbf{B} - \mathbf{A} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H)) \\ & + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{B} - \mathbf{A} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H\|_F^2 \end{aligned} \quad \dots(3.29)$$

其中 $\boldsymbol{\mu}$ 为拉格朗日算子， ρ 为惩罚因子。

设最大迭代次数为 I_{max} ，第 i 次迭代时，各个变量按以下方式更新：

(1) 求解 $\mathbf{Y}^{(i+1)}$:

$$\begin{aligned}\mathbf{Y}^{(i+1)} &= \arg \min_{\mathbf{Y}} L(\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2) \\ &= \arg \min_{\mathbf{Y}} \lambda_{\mathbf{Y}} \|\mathbf{Y}\|_* + \frac{\rho}{2} \left\| \mathbf{Y} - \left(\mathbf{A}^{(i)} - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_1^{(i)} \right) \right\|_F^2\end{aligned}\quad \dots(3.30)$$

依据矩阵完备理论, 上式可以使用文献(Cai 等., 2010)中的奇异值阈值算法(SVT)进行求解:

$$\mathbf{Y}^{(i+1)} = \mathbf{U}_L^{(i)} \text{diag} \left(\text{sign} \zeta_j^{(i)} \times \max \zeta_j^{(i)}, 0 \right)_{1 \leq j \leq r} \mathbf{U}_R^{(i)H} \quad \dots(3.31)$$

其中 $\mathbf{U}_L^{(i)}$ 和 $\mathbf{U}_R^{(i)}$ 表示矩阵 $(\mathbf{A}^{(i)} - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_1^{(i)})$ 的左右奇异向量, $\zeta_j^{(i)} \triangleq \sigma_j - \lambda_{\mathbf{Y}} / \rho$, σ_j 表示矩阵 $(\mathbf{A}^{(i)} - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_1^{(i)})$ 所有奇异值中的第 j 个。

(2) 求解 $\mathbf{A}^{(i+1)}$:

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial \mathbf{A}} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{A}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{M}_{\Omega} - \Omega \circ \mathbf{Y}\|_F^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\mu}_1^H (\mathbf{Y} - \mathbf{A})) \right. \\ &\quad \left. + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\|_F^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\mu}_2^H (\mathbf{B} - \mathbf{A} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H)) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{B} - \mathbf{A} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H\|_F^2 \right) \quad \dots(3.32) \\ &= \mathbf{M}_{\Omega} - \Omega \circ \mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu}_1^{(i)} - \rho(\mathbf{Y}^{(i+1)} - \mathbf{A}) - \boldsymbol{\mu}_2^{(i)} - \rho(\mathbf{B}^{(i)} - \mathbf{A} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}}^{(i)} \mathbf{D}_T^H)\end{aligned}$$

令上式为零, 则等价于求解下述问题:

$$\mathbf{a} = (\mathbf{K}_2 + 2\rho\mathbf{I})^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1^{(i)} + \rho\mathbf{y}^{(i+1)} + \mathbf{M}_{\Omega} + \boldsymbol{\mu}_2^{(i)} + \rho\mathbf{b}^{(i)} + \rho\mathbf{K}_1 \bar{\mathbf{z}}^{(i)}) \quad \dots(3.33)$$

其中 $\mathbf{K}_2 = \sum_{j=1}^{N_R} \text{diag}([\boldsymbol{\Omega}]_j)^T \otimes \mathbf{E}_{jj}$, 其中 \mathbf{E}_{jj} 为除位置 (j, j) 为 1 外其余全为 0 的矩阵。

最后通过 $\mathbf{A}^{(i+1)} = \text{unvec}(\mathbf{a}^{(i+1)})$ 求解。

(3) 求解 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)}$:

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)} &= \arg \min_{\bar{\mathbf{Z}}} L(\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2) \\ &= \arg \min_{\bar{\mathbf{Z}}} \lambda_{\bar{\mathbf{Z}}} \|\bar{\mathbf{Z}}\|_1 + \frac{\rho}{2} \left\| \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_2^{(i)} + \mathbf{B}^{(i)} - \mathbf{A}^{(i+1)} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H \right\|_F^2\end{aligned}\quad \dots(3.34)$$

上式通过向量化, 上式等价于求解以下稀疏优化问题:

$$\min_{\bar{\mathbf{z}}} \lambda_{\bar{\mathbf{z}}} \|\bar{\mathbf{z}}\|_1 + \left\| \mathbf{K}_1 \bar{\mathbf{z}} - \mathbf{k}_1^{(i)} \right\|_2^2 \quad \dots(3.35)$$

其中 $\mathbf{k}_1^{(i)} \triangleq \mathbf{a}^{(i+1)} - \mathbf{b}^{(i)} - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_2^{(i)}$, $\mathbf{K}_1 \triangleq \mathbf{D}_T^* \otimes \mathbf{D}_R$ 。

为方便调用求解器求解，将上式中的复变量进行拆分：

$$\min_{\mathbf{x}} \lambda_z \|\mathbf{x}\|_1 + \|\mathbf{G}_1 \mathbf{x} - \text{Re}(\mathbf{k}_1^{(i)})\|_2^2 + \|\mathbf{G}_2 \mathbf{x} - \text{Im}(\mathbf{k}_1^{(i)})\|_2^2$$

其中 $\mathbf{x} = [\text{Re}(\bar{\mathbf{z}}^T), \text{Im}(\bar{\mathbf{z}}^T)]^T$ ， $\mathbf{G}_1 = [\text{Re}(\mathbf{K}_1), -\text{Im}(\mathbf{K}_1)]$ ， $\mathbf{G}_2 = [\text{Im}(\mathbf{K}_1), \text{Re}(\mathbf{K}_1)]$ 。Re(·)、Im(·) 分别表示取实部和虚部的操作。

上式改写如下：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} f_1(\mathbf{x}_1) + f_2(\mathbf{x}_2) \\ \text{s.t. } \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2 = 0 \quad | \quad \eta \end{aligned} \quad \dots(3.36)$$

其中 $f_1(\mathbf{x}_1) = \|\mathbf{G}_1 \mathbf{x}_1 - \text{Re}(\mathbf{k}_1^{(i)})\|_2^2 + \|\mathbf{G}_2 \mathbf{x}_1 - \text{Im}(\mathbf{k}_1^{(i)})\|_2^2$ 、 $f_2(\mathbf{x}_2) = \lambda_z \|\mathbf{x}_2\|_1$ ，然后调用 ALADIN 求解该稀疏问题。最后通过 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)} = \text{unvec}(\bar{\mathbf{z}}^{(i+1)}) = \text{unvec}([\mathbf{x}_1\{1\}] + j[\mathbf{x}_1\{2\}])$ 得出解。vec(·) 和 unvec(·) 分别表示对矩阵进行按列向量化及其逆操作。

(4) 求解 $\mathbf{B}^{(i+1)}$ ：

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{B}} = (1 + \rho) \mathbf{B}^{(i+1)} - \rho(\mathbf{A}^{(i+1)} - \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)} \mathbf{D}_T^H - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_2^{(i)}) \quad \dots(3.37)$$

令 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{B}} = 0$ ，且 $\mathbf{A}^{(i+1)}$ 、 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)}$ 已求出，可得：

$$\mathbf{B}^{(i+1)} = \frac{\rho}{1 + \rho} (\mathbf{A}^{(i+1)} - \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)} \mathbf{D}_T^H - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}_2^{(i)}) \quad \dots(3.38)$$

(5) 更新 $\boldsymbol{\mu}_1^{(i+1)}$ 和 $\boldsymbol{\mu}_2^{(i+1)}$ ：

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_1^{(i+1)} &= \boldsymbol{\mu}_1^{(i)} + \rho(\mathbf{A}^{(i+1)} - \mathbf{Y}^{(i+1)}), \\ \boldsymbol{\mu}_2^{(i+1)} &= \boldsymbol{\mu}_2^{(i)} + \rho(\mathbf{B}^{(i+1)} - \mathbf{A}^{(i+1)} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)} \mathbf{D}_T^H) \end{aligned} \quad \dots(3.39)$$

上述基于 ALADIN 算法的求解过程中，与基于 ADMM 的算法有显著区别的是求解 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)}$ 的过程，即公式(3.33)的稀疏优化问题。根据文献(Houska 等., 2018)中给出的结论，在求解同一个稀疏优化问题时，若迭代时的矩阵分解和相关操作都被缓存，那么 ALADIN 和 ADMM 每次迭代的计算成本几乎相同，ALADIN 总的迭代次数会更少，且会收敛的下界更低。

综上，总结算法流程如下：

表 3.1 基于 ALADIN 的毫米波大规模 MIMO 信道估计算法

Table 3.1 ALADIN based mmWave massive MIMO Channel Estimation

输入: $\mathbf{M}_\Omega, \Omega, \mathbf{D}_R, \mathbf{D}_T, \rho, \lambda_Z, \lambda_Y, I_{\max}$

输出: $\bar{\mathbf{Z}}^{I_{\max}}$

初始化: $\mathbf{Y}^{(0)} = \bar{\mathbf{Z}}^{(0)} = \mathbf{B}^{(0)} = \boldsymbol{\mu}^{(0)} = 0, \mathbf{A} = \mathbf{H}_\Omega$

对第 i 次迭代，依次执行：

- 1: 使用公式(3.31)求解 $\mathbf{Y}^{(i+1)}$
- 2: 使用公式(3.33)求解 $\mathbf{A}^{(i+1)}$
- 3: 使用公式(3.35)求解 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)}$
- 4: 使用公式(3.38)求解 $\mathbf{B}^{(i+1)}$
- 5: 使用公式(3.39)更新 $\boldsymbol{\mu}_1^{(i+1)}$ 和 $\boldsymbol{\mu}_2^{(i+1)}$

3.3.2 基于幅度选择的信道估计算法

除了直接利用信道矩阵的低秩性和稀疏性，还有一类算法依据由于毫米波严重的传播损耗导致的空间稀疏性，通过估计具有较高功率的路径方向和增益，来进行信道估计。如文献(Guo 等., 2017)中使用了波束空间多重信号分类法 (Multiple Signal Classification, MUSIC)来估计 DOD 和 DOA，并用 LS 进行毫米波 MIMO 信道估计，取得了很好的效果。

又因为毫米波大规模 MIMO 系统的波束极窄，指向性极强，且信道具备有利传播特性，由图 2.4 可以看出，在天线规模很大时，只有和目标设备同方向或镜像方向的信号对基站干扰较大。综合以上信息，本文不采用先估计具有较高功率的路径方向和增益然后执行信道估计的策略，而是将信号的角度特性、幅度特性作为先验知识直接应用在基于 ALADIN 的估计算法中。具体过程如下：

传入基带数字组合器的接收矩阵 \mathbf{Y} 在进行信道估计之前已知，由 $\mathbf{Y} \triangleq \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T$ 可初步解出一个不精确的值 $\bar{\mathbf{Z}}'$ 将矩阵 $\bar{\mathbf{Z}}'$ 按列向量化之后，按振幅大小降序排列，并将排列顺序记录在一个数组 \mathbf{S} 中，即：

$$\mathbf{S} = \text{sort}(\text{vec}(\bar{\mathbf{Z}}')) \quad \dots(3.40)$$

将 \mathbf{S} 传入一个幅度选择矩阵 $\Omega_s \in \{0,1\}^{N_R \times K}$ ，该矩阵与 $\bar{\mathbf{Z}}'$ 同形，包含 n 个 1，1 的

分布与 $\bar{\mathbf{Z}}'$ 中前 n 大的振幅分布相同, 即 $\mathbf{\Omega}_s$ 是 $\bar{\mathbf{Z}}'$ 的部分采样, 其中 n 与迭代次数有关, 随着迭代的进行逐渐变大。

将幅度选择矩阵作为先验信息赋给稀疏矩阵 $\bar{\mathbf{Z}}$, 将公式(3.25)的优化问题改写如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}} \lambda_z \|\mathbf{\Omega}_s \circ \bar{\mathbf{Z}}\|_1 + \lambda_y \|\mathbf{Y}\|_* \\ \text{s.t. } \mathbf{Y} = \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T, \mathbf{M}_\Omega = \mathbf{\Omega} \circ (\mathbf{Y} + \mathbf{N}) \end{aligned} \quad \dots(3.41)$$

仍旧使用 ALADIN 算法求解该优化问题, 与上一小节的不同之处在于 $\bar{\mathbf{Z}}$ 的求解过程, 引入幅度选择的求解过程如下:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)} &= \arg \min_{\bar{\mathbf{Z}}} L(\mathbf{Y}, \bar{\mathbf{Z}}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\mu}) \\ &= \arg \min_{\bar{\mathbf{Z}}} \lambda_z \|\mathbf{\Omega}_s \circ \bar{\mathbf{Z}}\|_1 + \frac{\rho}{2} \left\| \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}^{(i)} + \mathbf{B}^{(i)} - \mathbf{A}^{(i+1)} + \mathbf{D}_R \bar{\mathbf{Z}} \mathbf{D}_T^H \right\|_F^2 \end{aligned} \quad \dots(3.42)$$

同样的, 上式可以等价为求解以下稀疏问题:

$$\min_{\bar{\mathbf{z}}} \|\mathbf{K}_2 \bar{\mathbf{z}}\|_1 + \frac{1}{2} \|\bar{\mathbf{z}} - \mathbf{k}_2^{(i)}\|_2^2 \quad \dots(3.43)$$

其中 $\mathbf{k}_2^{(i)} = \mathbf{K}_1^\dagger (\mathbf{a}^{(i+1)} - \mathbf{b}^{(i+1)} - \frac{1}{\rho} \boldsymbol{\mu}^{(i)})$ 、 $\mathbf{K}_2 \triangleq \sum_{j=1}^{N_R} \text{diag}([\mathbf{\Omega}_s]_j)^T \otimes \mathbf{E}_{jj} \text{vec}(\mathbf{A})$, 可使用求

解公式(3.34)同样的步骤处理该稀疏问题, 最终求解 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)}$ 。

从幅度选择矩阵 $\mathbf{\Omega}_s$ 的选取可以看出, 算法最终的性能会非常依赖 SNR, 这是因为 $\mathbf{\Omega}_s$ 是根据 \mathbf{Y} 中元素的幅度选取的。当 SNR 很低时, 幅度信息不再可靠, 甚至可能降低算法性能。

综上，基于幅度选择的信道估计算法(ALADIN_Amp)流程如下：

表 3.2 基于幅度选择的信道估计算法

Table 3.2 Channel Estimation Algorithm Based on Amplitude Selection

输入: $\mathbf{M}_\Omega, \Omega, \Omega_S, \mathbf{D}_R, \mathbf{D}_T, \rho, \lambda_Z, \lambda_Y, I_{\max}$
输出: $\bar{\mathbf{Z}}^{I_{\max}}$
初始化: $\mathbf{Y}^{(0)} = \bar{\mathbf{Z}}^{(0)} = \mathbf{B}^{(0)} = \boldsymbol{\mu}^{(0)} = 0, \mathbf{A} = \mathbf{H}_\Omega$
对第 i 次迭代，依次执行：
1: 使用公式(3.31)求解 $\mathbf{Y}^{(i+1)}$
2: 使用公式(3.33)求解 $\mathbf{A}^{(i+1)}$
3: 使用公式(3.43)求解 $\bar{\mathbf{Z}}^{(i+1)}$
4: 使用公式(3.38)求解 $\mathbf{B}^{(i+1)}$
5: 使用公式(3.39)更新 $\boldsymbol{\mu}_1^{(i+1)}$ 和 $\boldsymbol{\mu}_2^{(i+1)}$

3.4 仿真结果与分析

本小节通过软件仿真，对提出的基于 ALADIN 的信道估计算法及其改进算法 ALADIN_Amp 性能进行了验证。仿真选取了代表压缩感知类算法的正交匹配追踪法(OMP)、最简单易行的最小二乘法(LS)、以及目前性能表现优异的交替方向乘子法(ADMM)作为对比。所有仿真均在 MATLAB 2020a 上运行 100 次并取平均，硬件平台为 Intel Core i7-10710U CPU、16GB DDR4 内存。评价标准为归一化均方误差(NMSE)和频谱效率(SE)，NMSE 表示的是估计的精度，而 SE 表示具体场景下系统的实际性能，计算公式分别如下：

$$NMSE \triangleq \frac{\|\bar{\mathbf{Z}} - \mathbf{Z}\|_F^2}{\|\bar{\mathbf{Z}}\|_F^2} \quad \dots(3.44)$$

$$SE \triangleq E \left\{ \log_2 \det \left(I_{N_R} + \left(N_T N_R (\sigma_n^2 + NMSE) \right)^{-1} \bar{\mathbf{Z}} \bar{\mathbf{Z}}^H \right) \right\} \quad \dots(3.45)$$

其中基于 ADMM 的算法采用了和基于 ALADIN 的算法相同的目标函数。基于 OMP 算法的目标函数表示如下：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{z}} \|\bar{\mathbf{z}}\|_1 \\ s.t. \left\| \mathbf{y} - ((\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{D}_T^H) \bar{\mathbf{T}} \otimes \mathbf{I}_{N_R}) \bar{\mathbf{z}} \right\|_F^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad \dots(3.46)$$

基于 LS 算法的目标函数表示如下：

$$\mathbf{Z}_{LS} = (\mathbf{Y} + \mathbf{N})((\mathbf{I}_L \otimes \mathbf{D}_T^H) \bar{\mathbf{T}})^\dagger \quad \dots(3.47)$$

对采用了迭代算法的 ADMM 和 ALADIN 设置每次的迭代次数 I_{max} 均为 100，其余参数采用原论文中的参数设定。

训练长度不仅占用系统资源，更重要的是训练长度越长，信道估计的计算耗时也会相应增加。于是本文首先仿真测试了不同训练长度 K 下不同算法的 NMSE 和 SE 性能，如图 3.3 和 3.4 所示。参数设置为： $N_T=4$, $N_R=64$, $M_R=8$, $\text{SNR}=10\text{dB}$ 。各算法的 NMSE 和 SE 性能都会随着训练长度的增加而得到改善，本文提出的两个算法综合表现明显优于其他算法。用作对比的 ADMM 算法为改进计算复杂度后的版本，加快了收敛速度，该算法有着最接近基于 ALADIN 算法的性能，且性能变化相似。这是因为二者采用了同样的目标函数，且求解过程类似，但因为 ADMM 算法的特点是需要很多次迭代才能收敛到一个很高的精度，而 ALADIN 算法在默认情况下迭代成本虽然略大于 ADMM，但达到相同精度所需要的迭代次数少得多。而引入先验信息的 ALADIN_Amp 算法在训练长度很短时，幅度选择矩阵是 $\bar{\mathbf{Z}}'$ 的全采样，相当于该矩阵没有工作，故训练长度小于 14 时，该算法没有带来性能改善。而训练长度大于 14 时，估计精度有明显提高。LS 算法因为不依赖任何先验信息，只依据发送信号和接收信号进行估计，所以非常依赖训练长度。图 3.3 中可看出，当训练长度达到 36 时，LS 的 NMSE 性能超过了基于 ALADIN 的算法。训练长度带给 OMP 的性能变化同样明显，当训练长度小于 15 时，NMSE 值大于 1，这意味着 OMP 的性能表现还不如直接用平均值做估计值，而随着训练长度的增加，OMP 的 NMSE 快速下降。

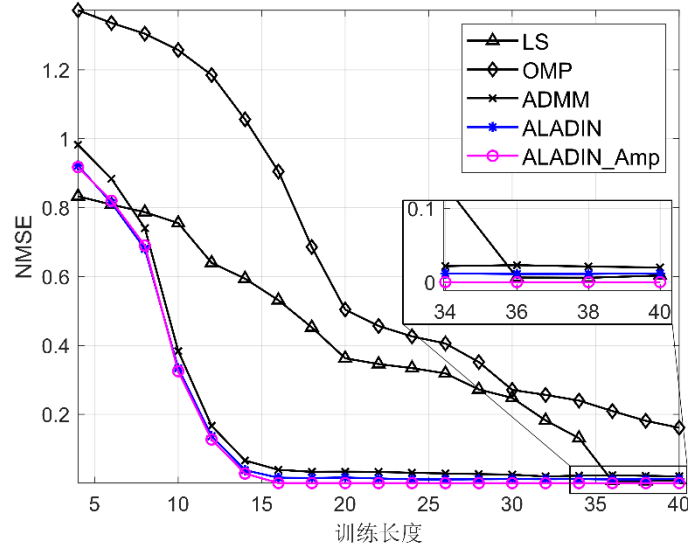


图 3.3 不同训练长度下各算法 NMSE 性能

Fig 3.3 NMSE Performance of Each Algorithm Under Different Training Lengths

SE 定义为通信系统的最大吞吐量与信道带宽之比, 代表系统实际的性能。如图 3.4 所示, Optimal 为 NMSE 为零时的理想 SE。在 SNR 不变时, 系统 SE 主要受 NMSE 影响, 故 SE 变化趋势与 NMSE 一致。对比图 3.3 和 3.4, 虽然基于 ALADIN 的两种算法以及 ADMM 算法和 LS 算法在训练长度大于 35 时有着很接近的 NMSE 性能, 但具体的 SE 表现却有明显差异, 本文提出的 ALADIN_Amp 算法有着最接近 Optimal 的 SE 性能。

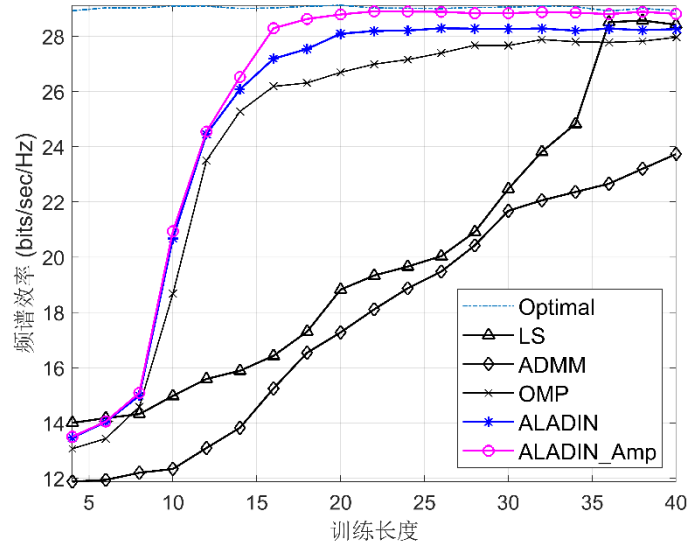


图 3.4 不同训练长度下各算法频谱效率

Fig 3.4 SE of Each Algorithm Under Different Training Lengths

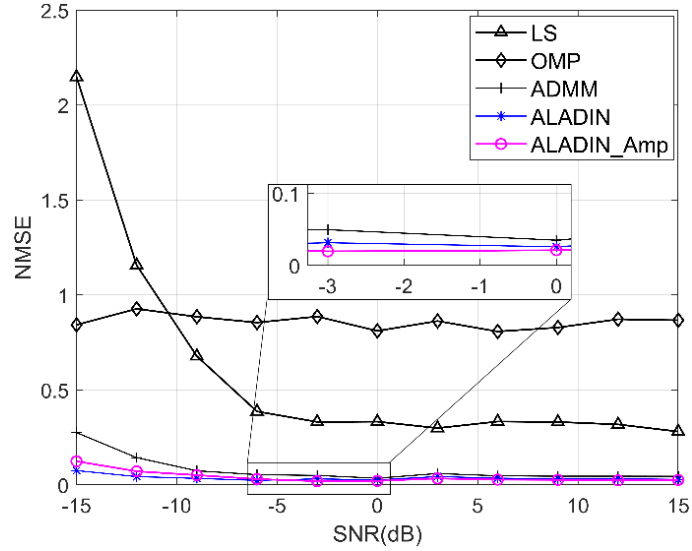


图 3.5 不同信噪比条件下各算法 NMSE 性能

Fig 3.5 NMSE Performance of Each Algorithm Under Different SNR conditions

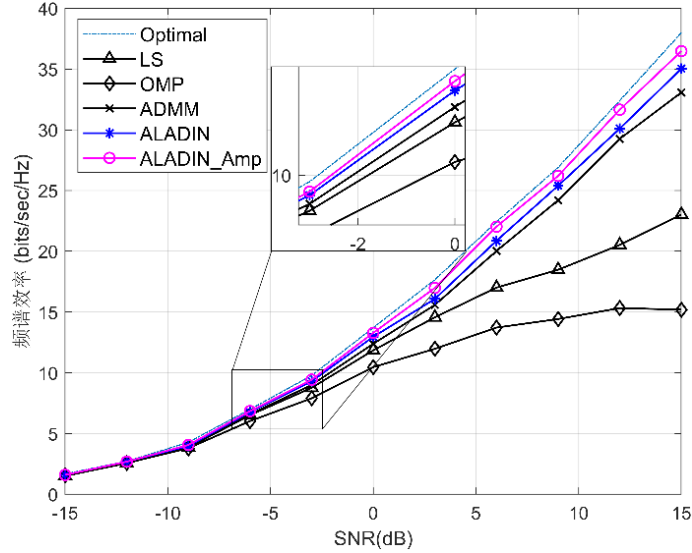


图 3.6 不同信噪比条件下各算法频谱效率

Fig 3.6 SE of Each Algorithm Under Different SNR conditions

图 3.5 和 3.6 则表示了其余参数不变, $K=20$ 时各算法 NMSE 和 SE 性能随 SNR 的变化情况。LS 算法由于不考虑噪声的影响, 所以在 SNR 小于 -10dB 时无法正常工作。而 OMP 算法性能主要受到到达角的离散误差影响, SNR 的改善几乎没有带来任何估计精度的变化。另外三种算法则表现出相近的性能, 三种迭代算法对 SNR 的依赖非常小, SNR 大于 -10dB 时就有很好的 NMSE 性能表现。基于 ALADIN 的两种算法依然性能最佳, 但 ALADIN_Amp 算法的幅度选择矩阵由于非常依赖 SNR, 在 SNR 小于 -5dB 时出现了性能下降。

对比图 3.5 和 3.6，由于此时系统 SE 主要受 SNR 影响，所以 SNR 小于 -5dB 时，虽然各个算法的 NMSE 表现不一，但最终的 SE 却十分接近。由于各算法在 SNR 大于 -5dB 时的 NMSE 性能几乎没有变化，所以最终的 SE 性能上升实际上只是由于 SNR 的改善。

图 3.7 对比了不同 RF 链数量下各算法的 NMSE 性能，参数设置为 $N_T=4$ ， $N_R=64$ ， $K=20$ ，SNR=10dB。降低 RF 链数量而尽可能不损失性能是混合架构的设计目标。RF 链数量越多，基带用于信道估计的数据就越多，所以与训练长度带来的性能表现非常类似：两种基于 ALADIN 的算法和基于 ADMM 的算法在 RF 链数量为 8 时就有了足够的数据用于估计，此后 RF 链数量的增加对三者 SE 性能没有改善。而 OMP 和 LS 依赖大量的数据进行估计，所以 RF 链数量的增加带来的 SE 性能改善十分明显。

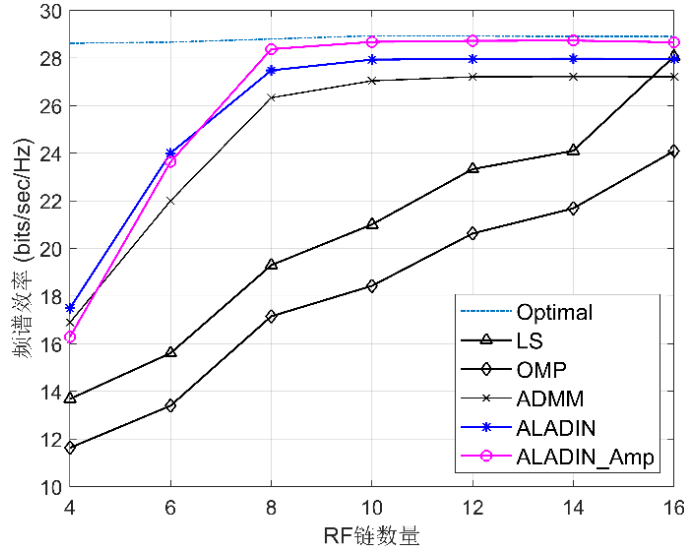


图 3.7 不同 RF 链数量下各算法频谱效率

Fig 3.7 SE of Each Algorithm Under Different Number of RF Chains

由于 ADMM 算法与 ALADIN 算法存在一定相似性，且在本文中对两者使用了相同的目标函数，故通过图 3.8 展示了两种训练长度下，经过 20 次独立实现取平均后算法的收敛性能对比。迭代误差由以下公式定义：

$$\varepsilon = \frac{\|\mathbf{A}^{(i)} - \mathbf{Y}^{(i)}\|_F^2}{\|\mathbf{Y}^{(i)}\|_F^2} \quad \dots(3.48)$$

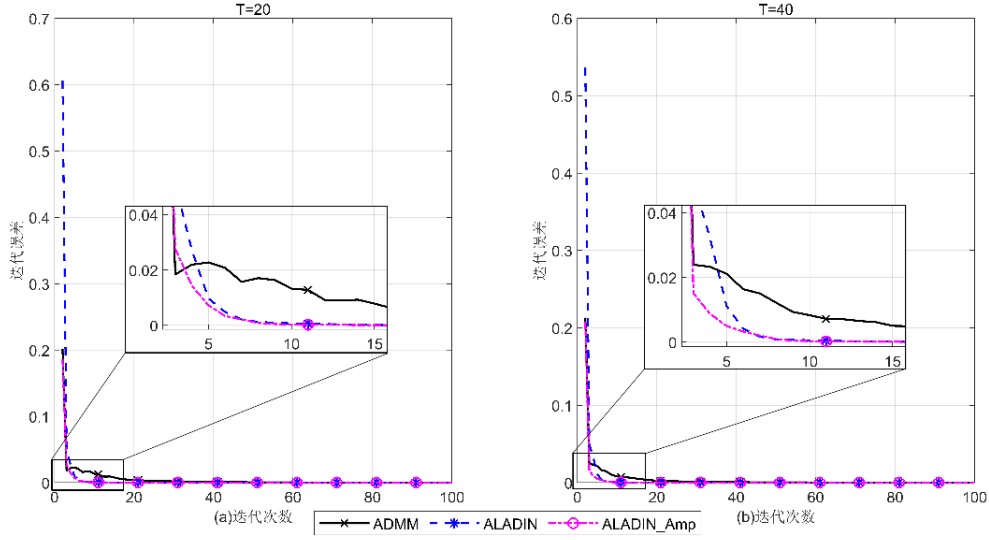


图 3.8 三种算法的收敛情况

Fig 3.8 The Convergence of the Three Algorithms

可以看出基于 ALADIN 的两个算法始终保持了最优的性能。基于 ADMM 的算法收敛不稳定，且收敛所需的迭代次数更多。在训练长度分别为 20 和 40 时，基于 ADMM 的算法收敛到 $\varepsilon < 10^{-4}$ 需要的迭代次数分别为 29 和 35 次，且经过 100 次迭代无法收敛到 $\varepsilon < 10^{-6}$ 。而基于 ALADIN 的算法收敛到 $\varepsilon < 10^{-4}$ 都只需要 16 次，ALADIN_Amp 则分别需要 15 和 14 次，且两种基于 ALADIN 的算法经过 25 次左右的迭代就能收敛到 $\varepsilon < 10^{-6}$ 。

图 3.9 对比了各算法的计算耗时，参数设置为 $N_T=4, N_R=64, M_R=8, \text{SNR}=10\text{dB}$ ，对基于 ADMM 的算法和基于 ALADIN 的两种算法，均将算法结束条件设置为迭代误差 $\varepsilon < 10^{-4}$ 。可以看出，各算法都随着训练长度的增加导致计算耗时增加，由于是在 MATLAB 平台进行的仿真测试，该结果只作为横向比较。LS 算法由于其本身算法简单而始终保持最低的计算耗时，且计算耗时的增长趋势最缓。OMP 算法十分依赖训练长度，训练长度较短时几乎无法正常工作，算法耗时也出现了明显起伏。本文提出的两种基于 ALADIN 的算法则保持了几乎一致的计算耗时，这是因为 ALADIN_Amp 算法获取和使用幅度选择矩阵过程的计算复杂度极低，故两者几乎没有差距。从图 3.8 的结果分析中已知，迭代误差 $\varepsilon < 10^{-4}$ 时，基于 ALADIN 的两种算法的迭代次数约为基于 ADMM 的算法的一半，但由于 ALADIN 算法本身的复杂度相比 ADMM 较高，单次迭代耗时较长，所以基于 ADMM 的算法耗时并没有出现两倍于基于 ALADIN 算法的现象。

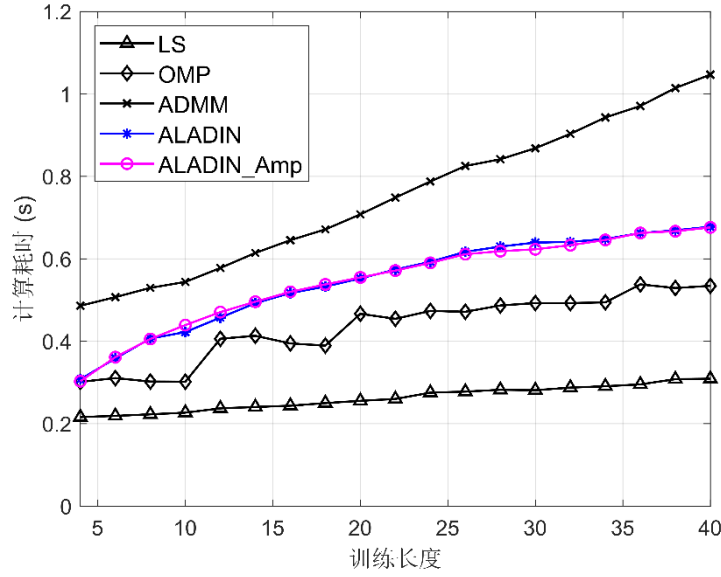


图 3.9 不同训练长度下各算法计算耗时对比

Fig 3.9 Comparison of Computation Time of Each Algorithm Under Different Training Lengths

综上，本文提出的两种基于 ALADIN 的算法相比其他算法有着明显的优势，主要体现在训练长度达到 20、RF 链数量达到 8 时就有最佳的性能表现，且相比性能同样出色的 ADMM 算法，本文提出的算法有着更少的迭代次数和更高的收敛精度，且整体计算耗时明显短于 ADMM 算法。

3.5 本章小结

本章首先分析了基于毫米波的大规模 MIMO 系统面临的问题，即导频开销和算法耗时过高。针对这两个关键因素，本章采用了结合波束域信道矩阵稀疏性和天线域低秩性的思路，将信道估计问题表示为带辅助信息的矩阵完备模型。目前只有极少数的研究采用的该模型，难点在于权重的选取以及如何求解。从该模型被提出起就只有定性的标准，具体值只能依赖大量实验测试，本章也进行了大量的实验才确定了相对合适的参数。由于实验中参数的选取过程仅依赖几个基本原则进行尝试，理论性不强且无法确认是最优解，故没有在论文中进行展示和说明，留作后续工作。该模型的求解也较为困难，它是一个双目标的凸优化问题，若直接调用 ALADIN 算法求解会带来额外的计算开销，于是本章依据信道模型的特点将原问题分解，对于具有低秩性的 \mathbf{Y} 的求解直接采用 SVT 分解，而对于具有稀疏性的 $\bar{\mathbf{Z}}$ ，则改写成 LASSO 问题的形式调用 ALADIN 的求解器。

本章对 ALADIN 算法在 MIMO 信道估计的应用尚属首次。此外由于毫米波严重的传播损耗引起的空间稀疏性,可以通过估计具有较大功率的路径的方向和增益来进行毫米波信道估计,利用这一先验信息在已有模型基础上进行了改进,提出了 ALADIN_Amp 算法进行求解。最后通过与其他算法的性能及迭代情况对比,本章提出的两个算法在保持高准确度的同时又具有快速收敛的特点,在较短训练长度和较少 RF 链数量的条件下都有着稳定的性能表现,相比采用同样思路的 ADMM 方案,性能表现更优。

第4章 毫米波大规模 MIMO 混合预编码技术研究

4.1 引言

上一章研究了上行链路中在基站端进行的信道估计，在毫米波大规模 MIMO 系统中，基站通过信道估计得到的信道状态信息将用于下行链路的预编码中。预编码技术对毫米波通信是必不可少的，通过预编码弥补了毫米波的高损耗的缺陷。全数字预编码方案虽然性能最优但需要为每根天线配备专用 RF 链，成本和功耗过高，难以实际应用。全模拟方案的性能表现又达不到要求，于是混合预编码架构因为使用少量射频链、大幅降低了成本和功耗，引起了广泛的研究，理论上能实现接近全数字编码方案的性能。

混合预编码的本质是利用两个受约束预编码矩阵的乘积来逼近一个高维矩阵，因此在给定的一组约束条件下，有许多分解信道矩阵的策略。常见的混合预编码方案大多基于直接分解无约束的最优编码矩阵，或是将信道矩阵分解成角度域基矩阵和增益矩阵，然后求解。这些研究工作主要是通过一些数学方法来分解毫米波大规模多输入多输出系统的信道矩阵。由于在分解过程中收到模拟预编码矩阵的约束，这些方法的计算复杂度相当高。

4.2 系统模型

本章采用一个点对点的窄带毫米波大规模 MIMO 系统，如图 4.1 所示，发送端为全连接的混合预编码方案， N_S 条数据流组成的集合 \mathbf{s} 经过数字预编码矩阵 $\mathbf{F}_{BB} \in \mathbb{C}^{M_T \times N_S}$ 预编码后经 M_T 条 RF 链传输到模拟预编码矩阵 $\mathbf{F}_{RF} \in \mathbb{C}^{N_T \times M_T}$ 进行预处理，最后由 N_T 根天线组成的 ULA 阵列传输出去。接收端为用户设备，一般天线数量较少故采用全数字的组合器方案，将接收到的信号通过 M_R 条 RF 链直接传输给基带处理。

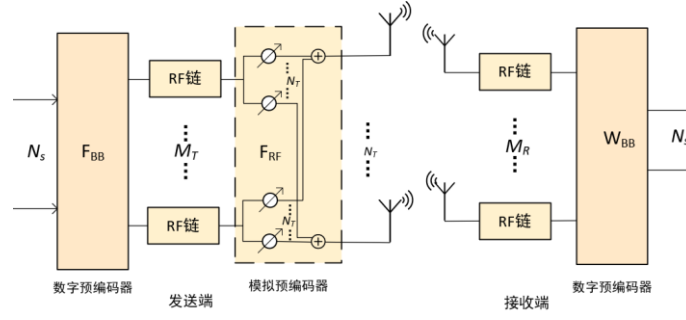


图 4.1 全连接的混合预编码大规模 MIMO 系统

Fig 4.1 Fully Connected Hybrid Precoding massive MIMO System

传输数据集 \mathbf{s} 中的信号在功率域中进行归一化处理，即 $\mathbb{E} |\mathbf{s}\mathbf{s}^*| = \frac{1}{N_s} \mathbf{I}_{N_s}$ 。则

经过混合预编码后，天线发射的信号可以表示为：

$$\mathbf{x} = \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{s} \quad \dots(4.1)$$

图 4.1 中的模拟预编码器是由移相器实现的，只对信号进行调相而不改变幅度，因此预编码矩阵 \mathbf{F}_{RF} 中的每个元素应满足 $|(\mathbf{F}_{RF})_{i,j}| = \frac{1}{\sqrt{N_T}}$ 的条件。同时发射

信号有着功率限制，因此需满足 $\|\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 = N_s$ 。

接收端经过数字基带组合器 \mathbf{W}_{BB} 处理后的信号表示为：

$$\mathbf{y} = \sqrt{\rho} \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{n} \quad \dots(4.2)$$

其中 ρ 为接收信号功率， \mathbf{H} 为信道矩阵， \mathbf{n} 为零均值、方差为 σ_n^2 的 AWGN。

4.2.1 信道模型

采用几何信道模型来描述该毫米波大规模 MIMO 系统的信道，根据几何表示，假设信道有 L 条散射路径。则信道矩阵表示如下：

$$\mathbf{H} = \sqrt{\frac{N_T N_R}{L}} \sum_{l=1}^L \alpha_l \mathbf{a}_R \phi_l \mathbf{a}_T^H \theta_l \quad \dots(4.3)$$

其中 α_l 表示第 l 条路径上的增益。 ϕ_l 和 θ_l 分别表示发射角和到达角。 \mathbf{a}_R 和 \mathbf{a}_T 分别表示接收和发射端的归一化阵列响应向量，在采用 ULA 阵列，天线间距为半波长时表示如下：

$$\mathbf{a}_R(\varphi) = [1, \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} d \sin \varphi), \dots, \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} d(N_R - 1) \sin \varphi)] / \sqrt{N_R} \quad \dots(4.4)$$

$$\mathbf{a}_T(\theta) = [1, \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} d \sin \theta), \dots, \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} d(N_T - 1) \sin \theta)] / \sqrt{N_T} \quad \dots(4.5)$$

4.2.2 问题描述

使用混合架构的目的是在降低成本的情况下取得全数字编码时的频谱效率，对如图 4.1 所示的系统，频谱效率可以表示如下：

$$R = \log_2 \left(\mathbf{I}_{N_s} + \frac{\rho}{N_s} \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{H} \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{H}^H \mathbf{W}_{BB} \right) \quad \dots(4.6)$$

其中， $\mathbf{R}_n = \sigma_n^2 \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{W}_{BB}$ 表示总噪声协方差矩阵。可以看出系统的频谱效率与 \mathbf{W}_{BB} 、 \mathbf{F}_{RF} 、 \mathbf{F}_{BB} 三个矩阵变量有关，这是一个多目标非凸优化问题，可以采用文献(Jing 等., 2016)中的处理办法，当接收端为全数字组合器时， \mathbf{W}_{BB} 可以看作最优组合器，则原多目标优化问题可以转换如下：

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{F}_{RF}, \mathbf{F}_{BB}} \log_2 & \left| \mathbf{H} \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{H}^H \right| \\ s.t. & \left| (\mathbf{F}_{RF})_{i,j} \right| = \frac{1}{\sqrt{N_T}}, \|\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 = N_s \end{aligned} \quad \dots(4.7)$$

此时只用考虑发送端的两个预编码矩阵，但由于矩阵 \mathbf{F}_{RF} 的限制，上式仍然难以求解，因此需要对上式进行转化。

已知信道矩阵 \mathbf{H} ，进行 SVD 操作后 $\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H$ ，其中 \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 均为方阵，由正交向量组成，分别称为左奇异向量和右奇异向量。 $\mathbf{\Sigma}$ 为对角阵，对角线上的元素为从大到小排列的奇异值。将 \mathbf{H} 带入公式(4.7)之后，表示如下：

$$\max_{\mathbf{F}_{RF}, \mathbf{F}_{BB}} \log_2 \left| \mathbf{\Sigma}^2 \mathbf{V}^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V} \right| \quad \dots(4.8)$$

将矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 、 \mathbf{V} 表示如下：

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{\Sigma}_2 \end{bmatrix}, \mathbf{V} = \mathbf{V}_1 \mathbf{V}_2 \quad \dots(4.9)$$

其中 $\mathbf{\Sigma}_1 \in \mathbb{C}^{N_s \times N_s}$ 、 $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{N_T \times N_s}$ ，则最优无约束编码器 $\mathbf{F}_{opt} = \mathbf{V}_1$ 。则公式(4.8)中的部分项可以表示为：

$$\mathbf{V}^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_1^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V}_1 & \mathbf{V}_1^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V}_2 \\ \mathbf{V}_2^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V}_1 & \mathbf{V}_2^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V}_2 \end{bmatrix} \quad \dots(4.10)$$

由文献(El Ayach 等., 2014)中的结论, 上式除第一项外均可近似为 0。且由于矩阵 Σ 中奇异值的排列特点, Σ_2 可视作全零矩阵。因此公式(4.8)可以转换为:

$$\max_{\mathbf{F}_{RF}, \mathbf{F}_{BB}} \log_2 \left(\left\| \begin{bmatrix} \Sigma_1^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_1^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{F}_{BB}^H \mathbf{F}_{RF}^H \mathbf{V}_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \right\| \right) \quad \dots(4.11)$$

经过进一步变形, 上式最终可转换为下列表达:

$$\max_{\mathbf{F}_{RF}, \mathbf{F}_{BB}} \left\| \mathbf{V}_1^H \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \right\|_F^2 \quad \dots(4.12)$$

由 $\mathbf{F}_{opt} = \mathbf{V}_1$, 可以看出, 发送端的预编码矩阵 $\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}$ 越接近 \mathbf{F}_{opt} , 频谱效率越大。

最终, 频谱效率最大化问题转换为最小化 $\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}$ 与 \mathbf{F}_{opt} 的欧式距离, 表示如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{F}_{RF}, \mathbf{F}_{BB}} & \left\| \mathbf{F}_{opt} - \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \right\|_F^2 \\ s.t. & \left| (\mathbf{F}_{RF})_{i,j} \right| = \frac{1}{\sqrt{N_T}}, \left\| \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \right\|_F^2 = N_S \end{aligned} \quad \dots(4.13)$$

4.3 基于 ALADIN 的混合预编码算法

根据以上对混合预编码问题的分析, 混合预编码以最大化频谱效率为目标, 最终转换成求解最优预编码矩阵与混合预编码矩阵之间最小欧式距离, 如公式(4.13)中所示。可以看出, 该问题的本质是在满足一定约束的情况下, 将一个矩阵分解成两个, 即在满足 $\left| (\mathbf{F}_{RF})_{i,j} \right| = \frac{1}{\sqrt{N_T}}$ 的条件下将 \mathbf{F}_{opt} 分解成 \mathbf{F}_{RF} 和 \mathbf{F}_{BB} 。而这三个矩阵的大小固定且是不同的, 另外每条 RF 链上的数字编码器和模拟编码器是耦合的, 因此难以求解。通常采用交替求解的思路处理, 先固定 \mathbf{F}_{RF} , 然后求解 \mathbf{F}_{BB} , 如此反复交替进行, 求得最终解。

一般有两类方法来处理耦合问题, 一是通过基于序列二次规划(Sequential Quadratic Programming, SQP)的算法来解决, 但实际情况中, 往往要解决的其实是弱耦合问题, 所以前者会带来不必要的计算开销; 而本文中用到 ALADIN 算法属于第二类, 即基于增广拉格朗日的方法, 它借鉴了 SQP 耦合问题的技巧, 可以看作 SQP 和增广拉格朗日方法的混合。

(1) 基于交替求解的思想，先固定 \mathbf{F}_{RF} ，因此公式(4.13)中的问题转换如下：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{F}_{BB}} & \|\mathbf{F}_{opt} - \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 = N_S \end{aligned} \quad \dots(4.14)$$

在已固定 \mathbf{F}_{RF} 的情况下，约束条件可以简化为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 &= \frac{N_T}{M_T} \|\mathbf{F}_{BB}\|_F^2 = N_S \\ \Rightarrow \|\mathbf{F}_{BB}\|_F^2 &= \frac{M_T}{N_T} N_S = P \end{aligned} \quad \dots(4.15)$$

对目标函数进行向量化后表示如下：

$$\begin{aligned} \|\mathbf{F}_{opt} - \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 &= \|\text{vec}(\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}) - \text{vec}(\mathbf{F}_{opt})\|_2^2 \\ &= \|(\mathbf{I}_{N_S} \otimes \mathbf{F}_{RF}) \text{vec}(\mathbf{F}_{BB}) - \text{vec}(\mathbf{F}_{opt})\|_2^2 \end{aligned} \quad \dots(4.16)$$

令 $\mathbf{A} = \mathbf{I}_{N_S} \otimes \mathbf{F}_{RF}$ ， $\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{F}_{BB})$ ， $\mathbf{b} = \text{vec}(\mathbf{F}_{opt})$ ，则原问题可以改写成下列形式：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} & \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2 \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{x}\|_2^2 = c \end{aligned} \quad \dots(4.17)$$

其中 $c = P$ ，为方便调用求解器，将上式的复变量进行拆分：

$$\begin{aligned} \min_{\bar{\mathbf{x}}} & g(\bar{\mathbf{x}}) \\ \text{s.t.} & \|\bar{\mathbf{x}}\|_2^2 = c \end{aligned} \quad \dots(4.18)$$

其中 $\bar{\mathbf{x}} = [\text{Re}(\mathbf{x}), \text{Im}(\mathbf{x})]^T$ ， $\text{Re}(\cdot)$ 、 $\text{Im}(\cdot)$ 分别表示取实部和虚部的操作。

$g(\bar{\mathbf{x}}) = \|\mathbf{A}_1 \bar{\mathbf{x}} - \text{Re}(\mathbf{b})\|_2^2 + \|\mathbf{A}_2 \bar{\mathbf{x}} - \text{Im}(\mathbf{b})\|_2^2$ ，其中 $\mathbf{A}_1 = [\text{Re}(\mathbf{A}), -\text{Im}(\mathbf{A})]$ ，

$\mathbf{A}_2 = [\text{Im}(\mathbf{A}), \text{Re}(\mathbf{A})]$ 。

则对所有 $i \in 1, \dots, N$ ，ALADIN 的求解过程如下：

$$\min_{\mathbf{y}_i} g(\mathbf{y}_i) + \lambda^T \mathbf{y}_i + \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{x}}_i\|_{\mathbf{H}_i}^2 \quad \dots(4.19)$$

其中 λ 为拉格朗日算子， \mathbf{y}_i 表示上式的解。 \mathbf{H}_i 为对称半正定缩放矩阵，它是预先

选取的权重，可在第 i 次迭代中重新选取，作用为 $\|\mathbf{x}\|_{\mathbf{H}} = \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{H} \mathbf{x}}$ 。

设 $\mathbf{g}_i = \mathbf{H}_i(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{y}) - \mathbf{I}_H \boldsymbol{\lambda}$, 其中 \mathbf{I}_H 为与矩阵 \mathbf{H} 同型的单位阵。求解下述 QP 问题:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{y}} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{2} \Delta \mathbf{y}_i^T \mathbf{H}_i \Delta \mathbf{y}_i + \mathbf{g}_i^T \Delta \mathbf{y}_i \right\} \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N \|\mathbf{y}_i + \Delta \mathbf{y}_i\|_2^2 = c \mid \boldsymbol{\lambda}^+ \end{aligned} \quad \dots(4.20)$$

其中 $\Delta \mathbf{y}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}^+$ 分别表示上述 QP 问题的最小化器和乘子。

求解出 $\Delta \mathbf{y}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}^+$ 后, 更新:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}} &\leftarrow \bar{\mathbf{x}}^+ + \Delta \mathbf{y} \\ \boldsymbol{\lambda} &\leftarrow \boldsymbol{\lambda}^+ \end{aligned} \quad \dots(4.21)$$

设定误差 $\varepsilon > 0$, 若满足 $\|\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{x}}_i\| < \varepsilon$ 或达到最大迭代次数时, $\bar{\mathbf{x}}^* = \mathbf{y}_i$ 为最终解,

即 $\mathbf{F}_{BB} = \text{unvec}(\left[\bar{\mathbf{x}}^* \{1\} + j \left[\bar{\mathbf{x}}^* \{2\} \right] \right)$ 。若不满足, 则重复以上步骤。

(2)求得 \mathbf{F}_{BB} 后, 将 \mathbf{F}_{BB} 代入公式(4.13)的原问题中求解模拟预编码器 \mathbf{F}_{RF} , 则问题转换如下:

$$\min_{\varphi_{il}} \left\| \left[\mathbf{F}_{opt} \right]_{i,:} - \frac{1}{\sqrt{N_T}} e^{j\varphi_{il}} \mathbf{F}_{BB} \right\|_2^2 \quad \dots(4.22)$$

其中 φ_{il} 为 \mathbf{F}_{RF} 中元素的相位, $1 \leq i \leq N_T$, $l = \left\lceil \frac{i}{N_T} \right\rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整操作。根据

文献(Yu 等., 2016)中的证明, 上式存在解析解, 表示如下:

$$\varphi_{il}^* = \angle \left[\left[\mathbf{F}_{opt} \right]_{i,:} \mathbf{F}_{BB}^H \right]_{l,:} \quad \dots(4.23)$$

其中 $\angle \cdot$ 表示提取相位的操作。

在之前的计算中, \mathbf{F}_{RF} 中的元素相位设定为连续值, 而采用移相器的混合预编码器, 相位被量化为有限比特位。因此还需对 φ_{il}^* 进行量化处理, 最终结果如下:

$$\mathbf{F}_{RF}^* = \frac{1}{\sqrt{N_T}} e^{jQ(\varphi_{il}^*)} \quad \dots(4.24)$$

其中函数 $Q(\cdot)$ 为文献(Yu 等., 2016)中提出的量化函数, 它根据最近欧氏距离原则将连续相位量化到其最近的相邻不连续相位值。

求解出 \mathbf{F}_{RF} 后再将其代入公式(4.14)求解新的 \mathbf{F}_{BB} 值，如此反复交替求解，直到满足特定条件，如最大迭代次数，结束求解，输出最终值。

基于 ALADIN 的算法优势在于，其处理耦合问题时，默认为弱耦合，而以上进行交替求解后，求解 \mathbf{F}_{BB} 就是明显的解弱耦合问题，相对 ADMM 算法以及基于 SQP 的算法减少了大量潜在的通信开销。同时 ADMM 算法在处理非凸优化问题时存在发散问题，而 ALADIN 可以较快收敛到一个稳定的值(Houska 等., 2016)。

综上，利用 ALADIN 求解毫米波大规模 MIMO 混合预编码问题的流程总结如下：

表 4.1 基于 ALADIN 的毫米波大规模 MIMO 混合预编码算法

Table 4.1 Hybrid Precoding for mmWave massive MIMO Based on ALADIN

输入: $\mathbf{F}_{opt} = \mathbf{V}_1, I_{\max}$

输出: \mathbf{F}_{RF} 、 \mathbf{F}_{BB}

初始化: $|(\mathbf{F}_{RF})_{i,j}| = 1/\sqrt{N_T}, i=1$

for $i=1: I_{\max}$, do :

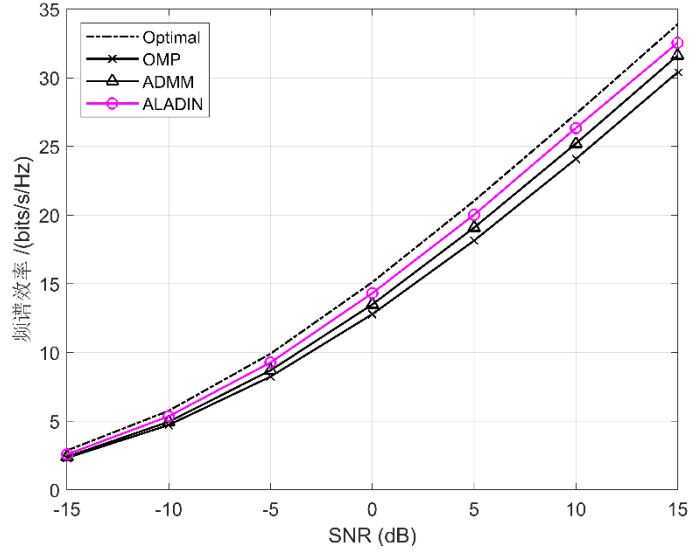
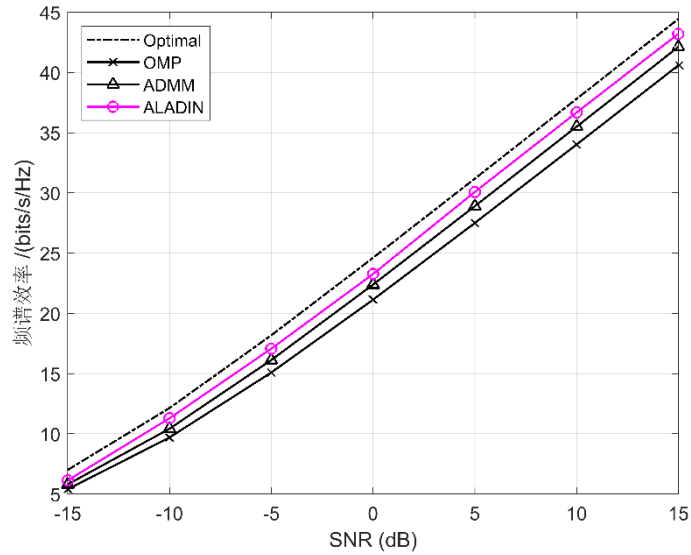
 固定 \mathbf{F}_{RF} ，使用公式(4.14)-(4.21)求解 \mathbf{F}_{BB} .

 固定 \mathbf{F}_{BB} ，使用公式(4.22)-(4.24)求解 \mathbf{F}_{RF} .

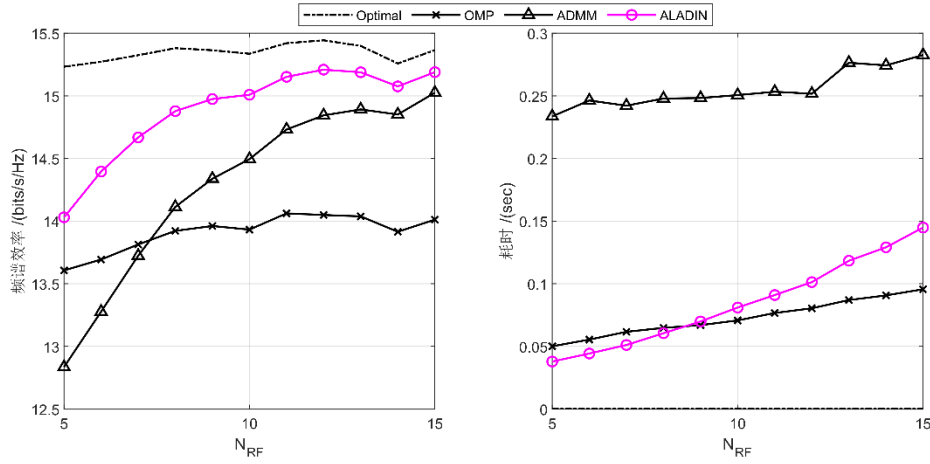
4.4 仿真结果与分析

本小节通过软件仿真，对提出的基于 ALADIN 的混合预编码算法性能进行了验证。仿真选取了基于正交匹配追踪法(OMP)、交替方向乘子法(ADMM)的算法及无约束最优编码器 \mathbf{F}_{opt} (Optimal)作为对比，其中基于 ADMM 的算法采用了和基于 ALADIN 的算法相同的目标函数。所有仿真均在 MATLAB 2020a 上运行 500 次并取平均，硬件平台为 Intel Core i7-10710U CPU、16GB DDR4 内存。评价标准为算法运行时间和频谱效率。

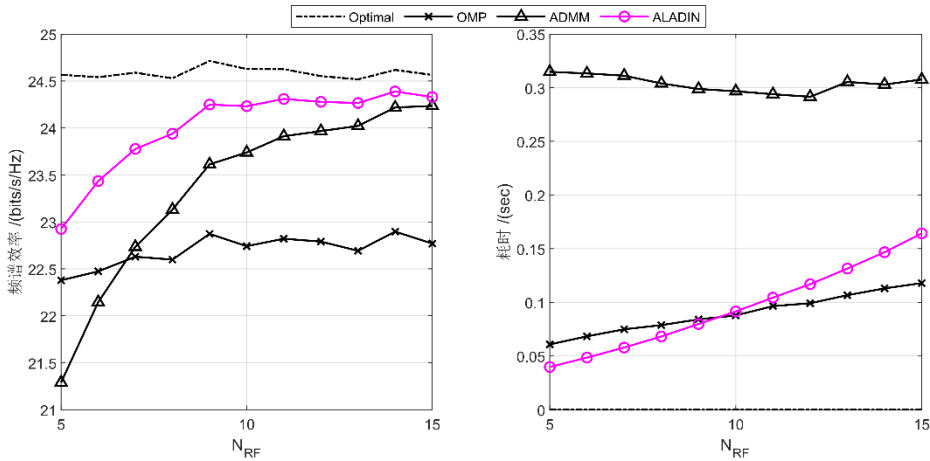
仿真首先验证了各算法在不同信噪比条件下的频谱效率，设定 RF 链数量 $N_{RF}=5$ ，数据流 $N_S=4$ ，发送端天线数量 $N_T=100$ 。图 4.2 和图 4.3 分别为接收天线数量 $N_R=4$ 和 $N_R=16$ 。

图 4.2 $N_R=4$ 时不同信噪比下的频谱效率Fig 4.2 Spectral Efficiency Under different SNR($N_R=4$)图 4.3 $N_R=16$ 时不同信噪比下的频谱效率Fig 4.3 Spectral Efficiency Under different SNR($N_R=16$)

可以看出当 $N_R=4$ 且信噪比很低时，各算法的频谱效率相差很小，但随着信噪比的上升，基于 ALADIN 的算法性能表现最好，始终与最优编码器性能保持极小的距离。而当 $N_R=16$ 时，所有算法的频谱效率都得到提升，但基于 ALADIN 的算法性能明显超过基于 ADMM 和 OMP 的算法。

图 4.4 $N_R=4$ 时不同 RF 链数量下的频谱效率和计算耗时Fig 4.4 Spectral Efficiency and Computation Time for Different RF chains($N_R=4$)

为进一步验证算法性能,图 4.4 和 4.5 分别为 $N_R=4$ 和 $N_R=16$ 时,不同 RF 链数量下的频谱效率和计算耗时。此时 $SNR=0dB$,可以看出当 RF 链数量超过 10 时,基于 ALADIN 和 ADMM 的算法性能几乎不会随着 RF 链数量的增加而有所改善,且在不同接收天线数量的条件下整体趋势大致相同。此外,基于 OMP 的算法的整体性能表现稳定,这是因为基于 OMP 的算法在设计模拟预编码器时采用了简化设计,好处是进一步降低了硬件成本和功耗,且 OMP 只进行基本的搜索过程,没有迭代优化,所以性能始终保持在较低但稳定的值。

图 4.5 $N_R=16$ 时不同 RF 链数量下的频谱效率和计算耗时Fig 4.5 Spectral Efficiency and Computation Time for Different RF chains($N_R=16$)

最后对比各算法的计算耗时,由于是在 MATLAB 平台进行的仿真测试,该结果只作为横向比较。OMP 算法由于算法简单,性能虽然不高,但整体耗时最

低。ADMM 算法的表现最差，始终保持在最高耗时水平，这是因为 ADMM 算法原本是凸优化算法，部分研究将其进行了修改以处理非凸优化问题，但存在收敛发散的问题，需要更多的迭代次数才能收敛。而 ALADIN 算法是为了弥补 ADMM 算法在处理非凸优化问题上的不足而被提出的，所需迭代次数较少，耗时上取得了与 OMP 接近的水平，甚至当 RF 链数量小于 10 时，耗时略低于 OMP。ALADIN 的整体性能表现与理论分析基本一致。

4.5 本章小结

本章针对毫米波大规模 MIMO 系统的混合预编码算法进行了研究。通过理论分析，将混合预编码问题从频谱效率最大化转换为求解无约束的最优预编码矩阵与混合预编码矩阵之间最小欧式距离，并通过建模进行求解。该模型是目前主流的研究模型，但问题在于求解过程的计算成本较高或计算成本低但性能差。该模型无法直接使用 ALADIN 算法进行求解，于是本章的求解过程采用了交替求解的思路，依次求解混合预编码矩阵中的数字预编码矩阵和模拟预编码矩阵。将数字预编码矩阵的求解过程改写成能使用 ALADIN 算法求解的形式，而对模拟预编码矩阵的相位量化采用了最近欧氏距离准则直接求解。经过仿真对比，本章提出的基于 ALADIN 算法的混合预编码算法在频谱效率上明显高于其他算法，且计算耗时始终保持在与 OMP 相近的水平。使用混合预编码的主要目的是为了减少 RF 链的数量，而本章提出的算法在不同 RF 链数量下都取得了最接近无约束最优预编码器的频谱效率，且性能表现稳定。

第5章 总结与展望

在互联网极速发展的如今，移动网络成了每个人必不可少的需求。这样的需求随着移动网络的发展、网络应用的流行又被不断放大，人们对移动网络的需求越来越高，不再只是满足于基本的网络需求，进一步的对网速、延迟这些感知明显的指标提出了更高要求。人们希望能用移动平台完成以往靠有线连接才能实现的体验，而 5G 正是因此而生。但要实现 5G 的宏伟目标并不容易，在 5G 已经得到初步应用的今天，5G 中对毫米波的应用依旧是一个难题。对此，研究者们广泛认同大规模 MIMO 技术会是解决毫米波应用难题的最佳方案。为此，本文对基于毫米波的大规模 MIMO 系统进行了研究，重点研究了信道估计和混合预编码两项关键技术。

5.1 论文总结

本文首先对信道估计问题进行了研究，指出了导频开销和计算耗时两大难题。针对这两个问题，本文设计了新的信道估计算法，具体为采用了带辅助信息的矩阵完备理论，将波束域信道矩阵作为恢复目标、天线域信道矩阵作为辅助信息进行联合求解。由于波束域信道矩阵具有稀疏性，天线域信道矩阵具有低秩性，为此本文对结合两种特性的带辅助信息的矩阵完备理论进行了深入研究，提出的算法充分利用了基于毫米波的大规模 MIMO 信道特点，并针对模型特点将问题分解以便使用 ALADIN 算法求解，与只利用其中一种特性的信道估计算法和对比时采用同样模型的 ADMM 算法相比有着明显的性能优势。然后依据毫米波波束的特点，对已提出的算法进行了改进，在信噪比较好、训练长度较长的条件下，性能提升明显。

利用信道估计得到 CSI，基站端利用预编码技术对信号进行处理，以适应毫米波信道的高损耗。于是本文预编码技术也进行了研究，分析了各种预编码方案的优缺点，指出混合预编码技术是目前的最优解决方案及其面临的问题。通过理论分析，将混合预编码问题从频谱效率最大化转换为求解最优预编码矩阵与混合预编码矩阵之间最小欧式距离，并通过建模进行求解。该模型是目前主流的研究

模型，但问题在于求解过程的计算成本较高或计算成本低但性能差。该模型无法直接使用 ALADIN 算法进行求解，于是本文的求解过程采用了交替求解的思路，依次求解混合预编码矩阵中的数字预编码矩阵和模拟预编码矩阵。将数字预编码矩阵的求解过程改写成能使用 ALADIN 算法求解的形式，而对模拟预编码矩阵的相位量化采用了最近欧氏距离准则直接求解。该算法有着更接近于无约束最优预编码器的频谱效率，且计算耗时相对较低。

5.2 展望

通过对信道估计和混合预编码技术的研究，本文认为后续研究可以围绕以下几方面：

首先，对本文提出的信道估计算法，本文采用了 ALADIN 算法进行求解，虽然后续提出了改进算法，以及使用 ALADIN 算法对数字预编码矩阵进行了求解，但受个人能力限制，对算法的研究不够深入，存在很多改进部分。理论上 ALADIN 算法可以将单次迭代耗时降低至 ADMM 算法的水平，后续可以针对具体算法，进一步降低使用 ALADIN 时的计算耗时。

其次，对混合预编码的研究中，本文采用的优化方向是将混合预编码器性能朝无约束最优预编码器逼近，但无约束最优预编码器并不是真正意义上的最优，已有研究证明混合预编码器性能是可以达到甚至超过无约束最优预编码器。因此后续研究不应局限在主流框架内，应深入问题的本质，找到问题的关键。另外预编码器设计时没有考虑接收端的组合器设计，虽然对于本文中的系统模型影响很小，但实际情况中应当考虑，可以进一步提高频谱效率。

综上，本文的研究还比较浅显，没有结合具体的场景进行针对性研究，而不管是毫米波还是大规模 MIMO 技术都是极其依赖应用场景的，后续应该着重改进，具体场景具体分析。

参考文献

- ABU-RGHEFF M A. 5G Physical Layer Technologies[C]//:John Wiley & Sons,2019
- ALKHATEEB A, EL AYACH O, LEUS G, et al. 2014. Channel estimation and hybrid precoding for millimeter wave cellular systems. Ieee Journal of Selected Topics in Signal Processing [J], 8: 831-846.
- ALLEN K C, LIEBE H J, RUSH C M 1983. Estimates of millimeter wave attenuation for 18 United States cities. NASA STI/Recon Technical Report N [J], 84: 11381.
- ANDERSON S, MILLNERT M, VIBERG M, et al. 1991. An adaptive array for mobile communication systems. IEEE Transactions on Vehicular Technology [J], 40: 230-236.
- ANDREWS J G, BAI T, KULKARNI M N, et al. 2016. Modeling and analyzing millimeter wave cellular systems. IEEE Transactions on Communications [J], 65: 403-430.
- BAI Q, WANG J, ZHANG Y, et al. 2019. Deep learning-based channel estimation algorithm over time selective fading channels. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking [J], 6: 125-134.
- BARANIUK R G 2007. Compressive sensing [lecture notes]. IEEE signal processing magazine [J], 24: 118-121.
- BJÖRNSON E, LARSSON E G, MARZETTA T L 2016. Massive MIMO: Ten myths and one critical question. Ieee Communications Magazine [J], 54: 114-123.
- BOCCARDI F, HEATH R W, LOZANO A, et al. 2014. Five disruptive technology directions for 5G. Ieee Communications Magazine [J], 52: 74-80.
- BOGALE T E, LE L B 2016. Massive MIMO and mmWave for 5G wireless HetNet: Potential benefits and challenges. IEEE Vehicular Technology Magazine [J], 11: 64-75.
- BRADY J, BEHDAD N, SAYEED A M 2013. Beam-space MIMO for millimeter-wave communications: System architecture, modeling, analysis, and measurements. IEEE Transactions on Antennas and Propagation [J], 61: 3814-3827.
- BUSARI S A, HUQ K M S, MUMTAZ S, et al. 2017. Millimeter-wave massive MIMO communication for future wireless systems: A survey. IEEE Communications Surveys & Tutorials [J], 20: 836-869.
- CAI J-F, CANDÈS E J, SHEN Z 2010. A singular value thresholding algorithm for matrix completion. SIAM Journal on Optimization [J], 20: 1956-1982.
- CANDÈS E J, WAKIN M B 2008. An introduction to compressive sampling. IEEE signal processing magazine [J], 25: 21-30.
- CHAN W M, KIM T, GHAUCH H, et al. Subspace estimation and hybrid precoding for wideband millimeter-wave MIMO systems[C]//2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers.IEEE,2016:286-290.
- CHEN C-E 2015. An iterative hybrid transceiver design algorithm for millimeter wave MIMO

- systems. IEEE Wireless Communications Letters [J], 4: 285-288.
- CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A 2001. Atomic decomposition by basis pursuit. SIAM review [J], 43: 129-159.
- CHEN Y, BOUSSAKTA S, TSIMENIDIS C, et al. Low complexity hybrid precoding in finite dimensional channel for massive MIMO systems[C]//2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO).IEEE,2017:883-887.
- CHENG X, LI L, DU L. ADMM-based channel estimation for mmWave massive MIMO systems[C]//2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC).IEEE,2017:152-157.
- CHENG X, YU B, YANG L, et al. 2014. Communicating in the real world: 3D MIMO. Ieee Wireless Communications [J], 21: 136-144.
- CHIANG K-Y, HSIEH C-J, DHILLON I S. Matrix Completion with Noisy Side Information[C]//NIPS.2015:3447-3455.
- CLARKE R N 2014. Expanding mobile wireless capacity: The challenges presented by technology and economics. Telecommunications Policy [J], 38: 693-708.
- DILWORTH I, L'EBRALY B. Propagation effects due to foliage and building scatter at millimetre wavelengths[C]//IEE CONFERENCE PUBLICATION.IET,1995:2.51-52.51.
- DONG P, ZHANG H, LI G Y, et al. Deep CNN for wideband mmWave massive MIMO channel estimation using frequency correlation[C]//ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP).IEEE,2019:4529-4533.
- EL AYACH O, HEATH R W, ABU-SURRA S, et al. Low complexity precoding for large millimeter wave MIMO systems[C]//2012 IEEE international conference on communications (ICC).IEEE,2012:3724-3729.
- EL AYACH O, RAJAGOPAL S, ABU-SURRA S, et al. 2014. Spatially sparse precoding in millimeter wave MIMO systems. IEEE Transactions on Wireless Communications [J], 13: 1499-1513.
- ELIASI P A, RANGAN S, RAPPAPORT T S 2017. Low-rank spatial channel estimation for millimeter wave cellular systems. IEEE Transactions on Wireless Communications [J], 16: 2748-2759.
- ERICSSON 2020. Ericsson Mobility Report [M]. Ericsson.Inc; ericsson.com/mobility-report.
- FENG C, JING Y, JIN S 2015. Interference and outage probability analysis for massive MIMO downlink with MF precoding. Ieee Signal Processing Letters [J], 23: 366-370.
- FOSCHINI G J 1996. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas. Bell labs technical journal [J], 1: 41-59.
- GAO F, WU W, ZENG Y, et al. A novel blind channel estimation for CP-based MIMO OFDM systems[C]//2007 IEEE International Conference on Communications.IEEE,2007:2586-2591.
- GERLACH D, PAULRAJ A 1994. Adaptive transmitting antenna arrays with feedback. Ieee Signal Processing Letters [J], 1: 150-152.

- GESBERT D, SHAFI M, SHIU D-S, et al. 2003. From theory to practice: An overview of MIMO space-time coded wireless systems. *IEEE Journal on selected areas in Communications* [J], 21: 281-302.
- GONZÁLEZ-COMA J P, RODRIGUEZ-FERNANDEZ J, GONZÁLEZ-PRELCIC N, et al. 2018. Channel estimation and hybrid precoding for frequency selective multiuser mmWave MIMO systems. *Ieee Journal of Selected Topics in Signal Processing* [J], 12: 353-367.
- GUO Z, WANG X, HENG W 2017. Millimeter-wave channel estimation based on 2-D beamspace MUSIC method. *IEEE Transactions on Wireless Communications* [J], 16: 5384-5394.
- HEMADEH I A, SATYANARAYANA K, EL-HAJJAR M, et al. 2017. Millimeter-wave communications: Physical channel models, design considerations, antenna constructions, and link-budget. *IEEE Communications Surveys & Tutorials* [J], 20: 870-913.
- HOCHWALD B M, MARZETTA T L, TAROKH V 2004. Multiple-antenna channel hardening and its implications for rate feedback and scheduling. *IEEE Transactions on Information Theory* [J], 50: 1893-1909.
- HOUSKA B, FRASCH J, DIEHL M 2016. An augmented Lagrangian based algorithm for distributed nonconvex optimization. *SIAM Journal on Optimization* [J], 26: 1101-1127.
- HOUSKA B, KOUZOUPIS D, JIANG Y, et al. 2018. Convex optimization with ALADIN. *Math. Program* [J]: 1-22.
- JIANG Y, SU J, SHI Y, et al. 2020. Distributed Optimization for Massive Connectivity. *IEEE Wireless Communications Letters* [J], 9: 1412-1416.
- JING J, XIAOXUE C, YONGBIN X 2016. Energy-efficiency based downlink multi-user hybrid beamforming for millimeter wave massive MIMO system. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications* [J], 23: 53-62.
- KHAN F, PI Z. mmWave mobile broadband (MMB): Unleashing the 3–300GHz spectrum[C]//34th IEEE Sarnoff Symposium.IEEE,2011:1-6.
- LARSSON E G, EDFORS O, TUFVESSON F, et al. 2014. Massive MIMO for next generation wireless systems. *Ieee Communications Magazine* [J], 52: 186-195.
- LEE J, GIL G-T, LEE Y H. Exploiting spatial sparsity for estimating channels of hybrid MIMO systems in millimeter wave communications[C]//2014 IEEE global communications conference.IEEE,2014:3326-3331.
- LI X, FANG J, LI H, et al. 2017. Millimeter wave channel estimation via exploiting joint sparse and low-rank structures. *IEEE Transactions on Wireless Communications* [J], 17: 1123-1133.
- LIN H, GAO F, JIN S, et al. 2017. A new view of multi-user hybrid massive MIMO: Non-orthogonal angle division multiple access. *IEEE Journal on selected areas in Communications* [J], 35: 2268-2280.
- LIU X, LI X, CAO S, et al. 2019. Hybrid precoding for massive mmWave MIMO systems. *Ieee Access* [J], 7: 33577-33586.
- LORCA J, HUNUKUMBURE M, WANG Y. On overcoming the impact of Doppler spectrum in

- millimeter-wave V2I communications[C]//2017 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps).IEEE,2017:1-6.
- MA J, ZHANG S, LI H, et al. 2017. Base station selection for massive MIMO networks with two-stage precoding. IEEE Wireless Communications Letters [J], 6: 598-601.
- MACCARTNEY G R, RAPPAPORT T S. 73 GHz millimeter wave propagation measurements for outdoor urban mobile and backhaul communications in New York City[C]//2014 IEEE International Conference on Communications (ICC).IEEE,2014:4862-4867.
- MANNING T. Microwave radio transmission design guide[C]//:Artech house,2009
- MARCUS M, PATTAN B 2005. Millimeter wave propagation: spectrum management implications. IEEE Microwave Magazine [J], 6: 54-62.
- MARZETTA T L 2010. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas. IEEE Transactions on Wireless Communications [J], 9: 3590-3600.
- MOLISCH A F, RATNAM V V, HAN S, et al. 2017. Hybrid beamforming for massive MIMO: A survey. Ieee Communications Magazine [J], 55: 134-141.
- NANDI D, MAITRA A. The effects of rain on millimeter wave communication for tropical region[C]//2019 URSI Asia-Pacific Radio Science Conference (AP-RASC).IEEE,2019:1-3.
- NGUYEN S L H, GHAYEB A. Compressive sensing-based channel estimation for massive multiuser MIMO systems[C]//2013 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC).IEEE,2013:2890-2895.
- RANI M, DHOK S B, DESHMUKH R B 2018. A systematic review of compressive sensing: Concepts, implementations and applications. Ieee Access [J], 6: 4875-4894.
- RAPPAPORT T S, MACCARTNEY G R, SAMIMI M K, et al. 2015. Wideband millimeter-wave propagation measurements and channel models for future wireless communication system design. IEEE Transactions on Communications [J], 63: 3029-3056.
- RAPPAPORT T S, SUN S, MAYZUS R, et al. 2013. Millimeter wave mobile communications for 5G cellular: It will work! Ieee Access [J], 1: 335-349.
- RUSEK F, PERSSON D, LAU B K, et al. 2012. Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays. IEEE signal processing magazine [J], 30: 40-60.
- RYAN J, MACCARTNEY G R, RAPPAPORT T S. Indoor office wideband penetration loss measurements at 73 GHz[C]//2017 IEEE international conference on communications workshops (ICC workshops).IEEE,2017:228-233.
- SAYEED A M 2002. Deconstructing multiantenna fading channels. IEEE Transactions on Signal Processing [J], 50: 2563-2579.
- SAYEED A M. A virtual MIMO channel representation and applications[C]//IEEE Military Communications Conference, 2003. MILCOM 2003.:IEEE,2003:615-620.
- SCHNITER P, RANGAN S, FLETCHER A K. Vector approximate message passing for the generalized linear model[C]//2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers.IEEE,2016:1525-1529.

- SCHNITER P, SAYEED A. Channel estimation and precoder design for millimeter-wave communications: The sparse way[C]//2014 48th Asilomar conference on signals, systems and computers.IEEE,2014:273-277.
- SCHWERING F K, VIOLETTE E J, ESPELAND R H 1988. Millimeter-wave propagation in vegetation: Experiments and theory. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing [J], 26: 355-367.
- SENIC J, GENTILE C, PAPA ZIAN P B, et al. 2017. Analysis of E-band path loss and propagation mechanisms in the indoor environment. IEEE Transactions on Antennas and Propagation [J], 65: 6562-6573.
- SUN S, MACCARTNEY G R, RAPPAPORT T S. Millimeter-wave distance-dependent large-scale propagation measurements and path loss models for outdoor and indoor 5G systems[C]//2016 10th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP).IEEE,2016:1-5.
- SWINDLEHURST A L, AYANOGLU E, HEYDARI P, et al. 2014. Millimeter-wave massive MIMO: The next wireless revolution? Ieee Communications Magazine [J], 52: 56-62.
- TROPP J A, GILBERT A C 2007. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. IEEE Transactions on Information Theory [J], 53: 4655-4666.
- WANG X, KONG L, KONG F, et al. 2018. Millimeter wave communication: A comprehensive survey. IEEE Communications Surveys & Tutorials [J], 20: 1616-1653.
- WU T, RAPPAPORT T S, COLLINS C M 2015. Safe for generations to come: Considerations of safety for millimeter waves in wireless communications. IEEE Microwave Magazine [J], 16: 65-84.
- XU Z, LI X, ZHAO X, et al. 2017. DSRC versus 4G-LTE for connected vehicle applications: A study on field experiments of vehicular communication performance. Journal of Advanced Transportation [J], 2017.
- YOU L, LI K-X, WANG J, et al. 2020. Massive MIMO transmission for LEO satellite communications. IEEE Journal on selected areas in Communications [J], 38: 1851-1865.
- YU X, SHEN J-C, ZHANG J, et al. 2016. Alternating minimization algorithms for hybrid precoding in millimeter wave MIMO systems. Ieee Journal of Selected Topics in Signal Processing [J], 10: 485-500.
- YUAN H, AN J, YANG N, et al. 2018. Low complexity hybrid precoding for multiuser millimeter wave systems over frequency selective channels. IEEE Transactions on Vehicular Technology [J], 68: 983-987.
- ZHANG D, WANG Y, LI X, et al. 2017. Hybridly connected structure for hybrid beamforming in mmWave massive MIMO systems. IEEE Transactions on Communications [J], 66: 662-674.
- ZHANG S, GUO C, WANG T, et al. 2018. ON-OFF analog beamforming for massive MIMO. IEEE Transactions on Vehicular Technology [J], 67: 4113-4123.
- ZHAO H, MAYZUS R, SUN S, et al. 28 GHz millimeter wave cellular communication measurements for reflection and penetration loss in and around buildings in New York

- city[C]//2013 IEEE international conference on communications (ICC).IEEE,2013:5163-5167.
- ZHU J, BHARGAVA V K, SCHÖBER R. Secure downlink transmission in massive MIMO system with zero-forcing precoding[C]//European Wireless 2014; 20th European Wireless Conference.VDE,2014:1-6.
- 李坤, 张静, 李潇, et al. 2020. 人工智能辅助的信道估计最新研究进展. 电信科学 [J], 36: 46.
- 宋楠 2010. MIMO-OFDM 系统的信道估计研究 [M]. 哈尔滨工程大学.
- 张钰, 赵雄文 2018. 毫米波大规模 MIMO 系统中的预编码技术. 中兴通讯技术 [J], 3.

致 谢

时光转瞬即逝，随着毕业论文的完成，三年的研究生生涯也即将结束，也意味着我学生时代的正式完结。回想刚入学时的迷茫，三年的时间让我变得坚定，找到了自己热爱的事业，变得不再迷茫。这期间，我收获的不只是学业上的进步，还有对生活的理解和对人生的感悟。这些都离不开我的导师、父母、朋友、同学们的支持和鼓励，正是他们成就了今天我。当然也有很多的遗憾，有很多目标没有完成，但收获总是多余遗憾，多亏了小卫星这个温暖的大集体，才使得我有一直前进的信心。

首先要感谢我的导师梁旭文，他总是能一针见血的指出我的研究中存在的问题，并给出改进意见。每次听取意见时都能感受到导师对问题本质的把握，使我受益匪浅。此外我的导师也指引着我的人生道路，闲聊时导师的话里总能透露出他对人生的感悟，让我总能时不时想起。

我还要感谢我的副导师谢卓辰老师，和他交流时我能从他身上感受到对科研的热情和严谨，令我始终对科研抱有敬畏之心。从开题到最终的论文撰写，谢老师都不厌其烦的指导我，让我逐渐学会了如何科研，或者说如何做好一件事，这对我而言意义重大。

我还要感谢李宗旺和贺晓赫两位师兄，不管是科研还是生活，两位师兄都对我非常关照，在两位师兄的帮助下，我迅速的融入了在小卫星的科研生活。也感谢周雅师姐对我的指导。感谢我的同门，韩博宇、吴瑞雯、吴妍君同学，三年时间里你们和我一起科研一起生活，我感到十分荣幸。

感谢和我一路走来的小卫星的同学们，感谢胥家睿、王子奇、占浩、黄铮、王雨菡同学的陪伴，希望未来还有机会一起吃食堂。感谢丁港辉师弟担任我的答辩秘书。

感谢微小卫星创新研究院研究生办的周素华老师、陈家明老师、贾冰清老师，感谢三年来你们对我的关心和帮助。

最后，感谢父母和姐姐对我的付出和支持，我没能实现你们对我的期盼，但我相信最终你们会为我选择感到高兴。

作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果

作者简历:

2014 年 9 月——2018 年 6 月, 在湖北大学计算机与信息工程学院获得学士学位。

2018 年 9 月——2021 年 6 月, 在中国科学院微小卫星创新研究院攻读硕士学位。

已发表（或正式接受）的学术论文:

黄竞择, 梁旭文, 谢卓辰. 基于混合波束赋形的毫米波大规模 MIMO 信道估计[J].激光与光电子学进展.(已录用)

申请或已获得的专利:

谢卓辰, 黄竞择, 梁旭文. 一种用于大规模多输入多输出系统的信道估计方法。

申请号: 202110408942.3