

北京交通大学

硕士学位论文

Massive MIMO 系统信道估计与检测技术研究

Research on Channel Estimation and Detection Technologies for  
Massive MIMO Systems

作者：徐凤阳

导师：肖扬 王东

北京交通大学

2016 年 3 月

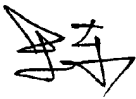


## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，提供阅览服务，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：徐凤阳

导师签名：

签字日期：2016年3月28日

签字日期：2016年3月28日

学校代码: 10004

密级: 公开

# 北京交通大学

## 硕士学位论文

Massive MIMO 系统信道估计与检测技术研究

Research on Channel Estimation and Detection Technologies for  
Massive MIMO Systems

作者姓名: 徐凤阳

学 号: 13120342

导师姓名: 肖扬 王东

职 称: 教授 副教授

学位类别: 工学

学位级别: 硕士

学科专业: 信号与信息处理

研究方向: 无线通信

北京交通大学

2016 年 3 月

## 致谢

本论文是在我的硕士研究生导师肖扬教授和王东副教授的共同指导下完成的。我在北京交通大学两年半的研究生生涯中，得到了许多来自他人的关心和指导，在这里我向他们表示深深的敬意和感谢！

首先，沉痛悼念我的第一导师肖扬教授！尊敬的肖老师于 2015 年 11 月在北京因病不幸去世。在我研究生入学之前，肖老师已检查出患有重病，但他从来没有因此而放弃他最热爱的科研和教育工作。肖老师在病重期间仍然坚持为我们上课，对实验室学生的学习和生活一直都很关心，并对我的研究方向、论文写作等方面都提出了宝贵的意见和建议。肖老师虽然走了，但相信每一个认识他的人都会被他的丰硕的科研成果、一丝不苟的工作作风、诲人不倦的育人态度、及无私奉献的精神所佩服。在此，由衷地感谢肖老师对我在研究生阶段的关心和指导，并祝肖老师在天堂安好！

非常感谢我的第二导师王东副教授！王老师是一位年富力强的科研学者，科研成果突出。王老师自来到我们实验室以来就一直负责着实验室的管理工作，并一直带领着实验室的同学紧跟相关领域的前沿课题，为实验的发展做出了重要贡献。王老师在我撰写学术论文的过程中提供了大量帮助，并传授了许多宝贵的写作经验，让我的科研能力得到了很大的提升。在这里，衷心地感谢王老师对我的关心和指导！

此外，非常感谢与我一起学习、共同进步的实验室成员，大家共同努力营造了良好的学习和科研的氛围！感谢在读的博士生寇金锋、方敬和周志超，在读的硕士生王尹、马亚峰、张波、马怀冲和张星基等，他们在学习及生活等方面给予我的关怀和帮助，让我受益颇多！

最后，特别感谢我的父母及姐姐。正是他们一直以来给予我的无微不至的关怀、支持和理解，使我能够全身心地投入到学习和科研之中。

## 摘要

Massive MIMO (Multiple-input Multiple-output) 在可靠性、频谱效率、能量效率及信道容量等方面均能够带来显著的性能提升, 并被公认为未来第 5 代 (5G) 移动通信系统的核心技术之一。由于在基站 (Base station, BS) 端进行前向预编码和反向检测时均需要利用信道状态信息, 因此, 信道估计结果的质量将直接影响整个通信系统的性能。同时, 由于在 Massive MIMO 系统中, BS 端将配置大规模的天线, 信号处理算法的计算复杂度也将成为决定其是否具有可行性的关键因素。因此, 如何以较低的计算复杂度获取精度较高的信道估计结果及信号检测结果, 对 Massive MIMO 系统而言将是至关重要的。本文主要对 Massive MIMO 系统中的信道估计技术和信号检测技术进行研究。

基于导频的线性信道估计算法需要用户发送大量的导频信号, 该类算法具有较低的频谱利用率且其性能受到导频污染的严重限制。文中首先推导出一种对模糊矩阵进行迭代计算的方法, 然后利用 FRRH (Fast Recursive Row-Householder) 子空间跟踪算法降低接收信号自相关矩阵的信号子空间估计过程的计算量, 最后给出了一种基于 FRRH 的半盲信道估计算法。通过将文中所给算法的计算量和基于 EVD 或 SVD 的半盲信道估计算法的计算量进行比较, 发现文中所给算法显著减少了半盲信道算法的计算量。仿真实验表明, 文中所给的基于 FRRH 的半盲信道估计算法具有较好的收敛性能, 在较低的样本数目时即可达到收敛。所给算法能够取得好于 LS 信道估计算法及基于 EVD 的半盲信道估计算法的估计性能, 并且和基于 SVD 的半盲信道估计算法基本相当。同时, 所给算法能有效地减轻导频污染对估计性能的影响。

针对 Massive MIMO 系统中的信号检测技术, 文中主要对 MRC、ZF 和 MMSE 这三种线性的检测算法进行研究, 并针对每种检测算法给出了小区中每个用户可达上行链路数据速率的下界表达式。在单小区模型和多小区模型中分别对三种算法的误码率性能进行仿真比较。仿真实验结果表明, 在单小区模型中, 当 BS 端的天线数目变大时, 三种算法的误码率均显著下降, 且其误码率性能几乎相当, 并均可在较低的 SNR 下即可达到理想的误码率; 在多小区模型中, ZF 和 MMSE 检测算法在不同的 SNR 下具有近似的误码率, 并且都能取得比 MRC 检测算法更低的误码率。但是, 当 BS 端天线数目较大且 SNR 的值较高时, MRC 算法仍能够取得与 ZF 和 MMSE 检测算法近似的误码率性能。

**关键词:** Massive MIMO; 信道估计; 信号检测; 导频污染; 子空间跟踪

**分类号:** TN929.5

## ABSTRACT

Massive MIMO (Multiple-input Multiple-output) can achieve a significant performance improvement in terms of reliability, spectral efficiency, energy efficiency, and channel capacity, and it has been widely recognized as one of the key technologies for the future fifth generation mobile communication systems. Both the forward precoding and backward detection at the BS (Base Station) require CSI (Channel State Information), so, the quality of the channel estimation result will directly affect the performance the whole communication systems. Meanwhile, the computational complexity will be a key factor that determines whether the signal processing algorithms are feasible for massive MIMO systems, where the BS will be equipped with a large number of antennas. Therefore, it is crucial important for massive MIMO systems about how to achieve high accuracy result about channel estimation and signal detection with low complexity. In this thesis, we mainly discuss the channel estimation technologies and signal detection technologies for massive MIMO systems.

Pilot-based linear channel estimation algorithms require users to send a large number of pilots, which poses a low spectral efficiency and the performances of such algorithms are seriously limited by pilot contamination. Firstly, a recursive method to compute the ambiguity matrix is derived in this thesis. Then, the FRRH (Fast Recursive Row-Householder) subspace tracking algorithm is applied to reduce the computations in the estimation of signal subspace of the autocorrelation matrix of the receiving signals. Finally, a FRRH-based semi-blind channel estimation algorithm is given in this thesis. The proposed algorithm can significantly reduce the computations of semi-blind channel estimation algorithms when comparing with the EVD-based or SVD-based semi-blind channel estimation algorithms. Simulation results show that the proposed FRRH-based semi-blind channel estimation algorithm achieves good convergence performance, and it can converge to a const value with very little receiving samples. Also, it can obtain better estimation performance than the LS (Least-square) channel estimation algorithm and the EVD-based channel estimation algorithm, and the nearly similar performance when comparing with the SVD-based channel estimation algorithm. Meanwhile, the proposed algorithm can effectively relieve the effect of pilot contamination on the performance of channel estimation.

In terms of signal detection technologies for massive MIMO systems, this thesis mainly discuss three linear detection algorithms such as MRC (Maximum Ratio

Combining), ZF (Zero Forcing), MMSE (Minimum Mean Square Error), and present the lower bound of the achievable uplink rate for each user in each cell corresponding to each detection algorithm. In the simulations, the BER (Bit Error Rate) performances of the three linear detection algorithms are compared under the single-cell model and the multi-cell model respectively. The results show that, in the single-cell model, the BER of the three linear detection algorithms decrease significantly as the number of antennas at the BS becomes larger, the performances the three linear detection algorithms nearly are the same, and the ideal BER can be achieved at a low SNR. In the multi-cell model, the ZF detection algorithm obtains the similar BER performance with the MMSE detection algorithm, and both of them can achieve lower BER than MRC detection algorithm. While, the MRC detection algorithm can still achieve approximately BER performance with the ZF and MMSE detection algorithms, when the number of antennas at the BS is large and the SNR value is high.

**KEYWORDS:** Massive MIMO; Channel Estimation; Signal Detection; Pilot Contamination; Subspace Tracking

**CLASSNO:** TN929.5

目录

摘要 .....	iii
ABSTRACT.....	iv
1 引言 .....	1
1.1 选题背景及意义 .....	1
1.2 Massive MIMO 的技术优势和挑战 .....	2
1.3 论文的研究内容 .....	3
1.3.1 信道估计技术 .....	3
1.3.2 信号检测技术 .....	5
1.4 论文的结构安排 .....	6
2 Massive MIMO 系统.....	7
2.1 无线衰落信道模型 .....	7
2.1.1 大尺度衰落模型 .....	7
2.1.2 小尺度衰落模型 .....	8
2.2 导频污染 .....	11
2.3 MIMO 技术介绍 .....	12
2.3.1 点到点 MIMO .....	12
2.3.2 多用户 MIMO .....	13
2.4 Massive MIMO 系统模型.....	14
2.5 Massive MIMO 信道特性.....	16
2.5.1 理论介绍 .....	16
2.5.2 仿真结果分析 .....	17
2.6 本章小结 .....	17
3 Massive MIMO 信道估计.....	19
3.1 基于导频的信道估计 .....	19
3.1.1 LS 信道估计.....	20
3.1.2 LMMSE 信道估计 .....	20
3.2 半盲信道估计 .....	22
3.2.1 基于 EVD 的半盲信道估计 .....	23
3.2.2 基于 SVD 的半盲信道估计 .....	24



3.3 基于子空间跟踪的半盲信道估计 ..... 25

    3.3.1 FRRH 子空间跟踪算法..... 26

    3.3.2 基于 FRRH 的半盲信道估计 ..... 31

3.4 计算复杂度的比较 ..... 35

3.5 仿真结果分析 ..... 36

3.6 本章小结 ..... 42

4 Massive MIMO 检测技术..... 43

    4.1 线性检测技术 ..... 43

        4.1.1 MRC 检测技术..... 44

        4.1.2 ZF 检测技术..... 45

        4.1.3 MMSE 检测技术..... 46

    4.2 仿真结果分析 ..... 47

        4.2.1 单小区模型中的仿真分析 ..... 48

        4.2.2 多小区模型中的仿真分析 ..... 50

    4.3 本章小结 ..... 52

5 结论 ..... 54

    5.1 全文总结 ..... 54

    5.2 后续工作展望 ..... 55

参考文献 ..... 56

作者简历及攻读硕士学位期间取得的研究成果 ..... 59

独创性声明 ..... 60

学位论文数据集 ..... 61

# 1 引言

## 1.1 选题背景及意义

自从上世纪八十年代第一代移动通信系统产生至今，全球移动通信技术已经取得了较大的创新和改变，并对世界经济的发展产生越来越重要的影响。在此过程中，移动通信系统也经历了从第一代的模拟系统到第四代的（4G）数字系统的演变，并实现了从最初主要支持语音业务到现在能支持包括多媒体在内的高级业务和应用的转变<sup>[1]</sup>。移动通信已经对人们社会生活的许多方面都产生了深刻的影响，但人们对具有更高性能的移动通信技术的追求却从未止步。4G 无线通信系统的设计初衷是为了满足高级 IMT（International Mobile Telecommunications Advanced, IMT-A）中使用全 IP 技术进行通信的要求。4G 无线通信系统通过使用正交频分复用（Orthogonal frequency-division multiplexing, OFDM）、多输入多输出（Multiple-input Multiple-output, MIMO）和链路自适应等核心技术，显著提高了频谱效率及数据传输速率。LTE（Long Term Evolution）系统及其后续的增强版本 LTE-A（Long Term Evolution Advance）系统是目前实际应用的 4G 无线通信系统，并已经在全球多个国家和地区得到部署。当前越来越多的用户开始选择使用功能强大的智能手机、笔记本等移动设备通过无线的方式接入互联网，与此同时，越来越多新的无线应用也正涌现出来，这些都将会要求无线网络能够提供更高的数据传输速率、更大的网络容量、更高的频谱和能量效率，以及能够适应更高的移动性。据世界无线研究论坛（Wireless World Research Forum, WWRF）预测：到 2017 年全球将会有总量约为 7 万亿的无线移动终端为约 70 亿的人口提供服务，也就是说通过无线方式接入互联网的设备总量将达到世界总人口的 1000 倍<sup>[2]</sup>。然而，基于现有技术的 4G 网络在数据传输速率等方面已经达到了理论极限，因此，将不能很好的应对未来移动通信需求的挑战。近年来，寻求新的能够应对上述挑战的无线通信技术已成为新的研究热点，并极大地推动了第五代（5G）移动通信技术的研究工作。

当前，虽然世界各国的研究机构及产业界对于第五代（5G）移动通信技术的具体描述尚未完全达成共识，5G 技术的标准化研究仍处于起步阶段，预计到 2020 年 5G 通信网络有可能开始投入商用。但是，能够取得广泛共识的是，与 4G 网络相比，5G 网络应该能够取得 1000 倍的系统容量，10 倍的频谱效率、能量效率和数据传输速率，以及 25 倍的平均蜂窝吞吐率，以此满足移动互联网流量在未来的

10 年内将会增长 1000 倍的发展需求<sup>[3]</sup>。

在最近的二十年里，由于 MIMO 技术能够显著的提升无线通信系统的容量及可靠性，从而得到广泛研究，并被成功应用于多项无线通信标准中<sup>[4-5]</sup>。最初关于 MIMO 的研究工作主要集中于点到点 MIMO (Point-to-point MIMO)，即分别配置有多根天线的两个设备之间进行通信。随着研究的深入，研究的重点逐渐转移到多用户 MIMO (Multi-user MIMO, MU-MIMO) 上来，即配置有多根天线的基站 (Base Station, BS) 同时为多个单天线的用户终端 (User Terminal, UT) 提供服务。这样，只有在 BS 端才需要配置昂贵的设备，而 UT 端只需配置低廉的单天线设备即可。同时，由于多用户带来的多样性，与点到点 MIMO 相比，MU-MIMO 系统性能更不易受到传播环境的影响。然而，在现有的 4G 通信标准中 BS 端最多支持 8 根天线，这将不能满足未来移动通信对频谱效率和能量效率等方面更高数量级的提升需求。Massive MIMO 是由 Thomas L. Marzetta 提出的<sup>[6]</sup>，考虑的情形是在基站端配置规模非常大（通常为几十或数百根）的天线，并同时为数十个单天线 UT 提供服务。最近的研究表明，与传统 MIMO 系统相比，通过在基站使用大规模的天线阵列，Massive MIMO 系统在性能上取得重大突破。Massive MIMO 系统能显著的提高通信容量、频谱效率、能量效率和吞吐率，并被公认为 5G 的关键技术之一<sup>[6-17]</sup>。

## 1.2 Massive MIMO 的技术优势和挑战

与传统的 MU-MIMO 系统相比，Massive MIMO 系统的显著特点是在 BS 端配置有大规模天线，同时为数十个单天线 UT 提供服务，并通常考虑在同一个小区中 BS 端的天线数目远大于 UT 的数目。

Massive MIMO 的技术优势主要表现为：

第一，根据大数定律，当 BS 端的天线数目趋于无穷大时，在 Massive MIMO 系统中，信道矩阵的列向量之间将会渐进正交。同时，热噪声和小尺度衰落的影响将会消失，小区间的干扰也可以通过利用简单的线性信号处理方法（如 MRC 等）被消除掉，并能够得到渐进最优的系统性能；

第二，随着 BS 端天线数目的增加，空间复用增强，带来系统的信道容量显著增加；

第三，Massive MIMO 能够将能量集中到较小的区域，带来能量效率的增强。在上行传输链路中，当 BS 能够获取精确的信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 时，每个 UT 的发射功率将会与 BS 端的天线数目成反比，当 BS 无法获取精确的 CSI 时，每个 UT 的发射功率将会与 BS 端的天线数目的平方

根成反比；

第四，由于在 Massive MIMO 系统中将会产生大量地由天线发射的信号，根据大数定律，噪声、衰落及电子元器件的硬件缺陷造成的影响都可以被平均。例如，某一个或少量的天线单元停止工作，并不会对整个系统的性能带来很大的影响。Massive MIMO 系统对每个单独元器件的性能要求将会降低，这样就使得大量便宜且低功耗的元器件可直接应用于 Massive MIMO 系统中，从而将会带来 Massive MIMO 系统实现成本的降低；

第五，增强了通信系统的稳定性，并降低了延迟。

当然，由于 Massive MIMO 技术目前还处于理论研究阶段，对于如何有效地应用于未来的 5G 移动通信系统中，仍面临诸多挑战：

第一，在实际的多小区 MU-MIMO 系统中，由于信道相干时间（Channel Coherence Time）有限，存在的正交导频序列的最大数目也是有限的，这将会带来导频复用的问题。由于在相邻的小区中，不同的用户所发送的导频信号将不能保证严格正交，因此，在对一个小区的信道矩阵进行估计时其结果将会受到来自其他邻近小区发送的导频信号的影响，这就产生了导频污染（Pilot Contamination）问题<sup>[6,18-19]</sup>。文献[6]中指出，导频污染是 Massive MIMO 系统的瓶颈问题。因此，如何减轻或者消除导频污染对系统性能的影响将是重要的研究课题；

第二，目前，关于 Massive MIMO 信道建模和测量的研究工作还比较少，尚缺乏能够取得广泛认同的信道模型，这对实际的研究分析带来了限制。因此，Massive MIMO 的信道建模和测量、大规模天线系统的设计等问题都需要解决；

第三，在 Massive MIMO 系统中，随着 BS 端天线数目的增加，信号检测和预编码等过程都将遇到高维矩阵的运算问题。因此，如何降低信号处理算法的计算复杂度以及对计算过程进行加速都将是重要的问题；

第四，如何降低系统的实现成本，并使得大量便宜且低功耗的元器件能够有效地协同工作也将会是巨大的挑战。

## 1.3 论文的研究内容

为了充分获取 Massive MIMO 系统巨大的潜在技术优势，本文将主要对 Massive MIMO 系统中的信道估计技术及信号检测技术进行研究。

### 1.3.1 信道估计技术

在传统的 MIMO 系统中，上行链路的信号检测和下行链路的多用户预编码均

需要利用 BS 估计出的信道矩阵,信道估计需要的时-频资源将会和发射端的天线数目成正比,与接收端的天线数目无关<sup>[7]</sup>。如果采用频分双工(Frequency Division Duplexing, FDD)模式,即上行链路和下行链路将会使用不同的频段,这样上行链路和下行链路也将会分别对应不一样的 CSI。BS 可以利用所有用户通过上行链路发送的导频信号对上行链路的 CSI 进行估计,而且,BS 端配置的天线数目将不会影响到用户发送导频信号时所需的传输时间。然而,在 FDD 系统中要获得下行链路的 CSI 则需要分为两个阶段来完成。首先,BS 向所有的用户发送导频信号,然后,所有的用户再分别将估计出的对应的下行链路的 CSI 返回给 BS。由于,发送下行链路的导频信号所需要的时间与 BS 端的天线数目成正比,则在 Massive MIMO 系统中,随着 BS 端天线数目的增加,传统的针对 FDD 模式的下行链路信道估计方法将不再适用。

为了避免上述问题,目前关于 Massive MIMO 系统的信道估计的研究工作主要考虑的是时分双工(Time Division Duplexing, TDD)模式。在该模式下,可以认为下行链路的信道矩阵是上行链路信道矩阵的转置,即上行链路的信道和下行链路的信道将会具有互易性(Reciprocity)。因此,在 BS 端,下行链路对应的信道矩阵即可利用上行链路发送的导频信号而被估计出来<sup>[20]</sup>。

目前,针对 Massive MIMO 系统的信道估计方法主要包括:基于导频的线性信道估计,盲或半盲的信道估计这三种。基于导频的线性信道估计算法具有相对较低的计算复杂度且在实际应用中易于实现,如:最小二乘(Least-square, LS)估计<sup>[21]</sup>和线性最小均方误差(Linear Minimum Mean-square Error, LMMSE)估计<sup>[22-23]</sup>,但由于该类信道估计算法需要发送大量的导频信号,其估计性能将会受到导频污染的严重影响。

近期的研究工作表明,通过采用一些智能的信道估计算法能够减轻导频污染对 Massive MIMO 系统带来的影响<sup>[24-31]</sup>。文献[24]提出的协作式信道估计算法,该算法利用了上行链路信道的二阶统计信息,并通过给小区内的用户分配特殊的导频序列,从而极大地减轻导频污染的影响。然而,过多的小区间协作将会给系统增加额外负担。文献[25]提出的基于数据辅助的信道估计算法,该算法利用部分解码的数据对信道矩阵进行估计,能有效的减轻导频污染的影响。然而,该算法需要知道接收数据的先验信息。文献[26]给出了基于特征值分解(Eigenvalue Decomposition, EVD)的半盲信道估计算法。该算法指出在相差一个模糊矩阵的条件下,可将接收信号对应的信号子空间作为信道矩阵的近似估计,并利用 EVD 对信号子空间进行求解,通过发送少量的上行链路导频信号解决模糊矩阵(Ambiguity Matrix)的计算问题。然而,在实际的 Massive MIMO 系统中,由于 BS 端的天线数目不可能无限大,信道的列向量之间将不能满足完全正交的要求,

关于模糊矩阵是对角型的结论是不能成立的。因此,在基于 EVD 的半盲信道估计算法中所推导出的对模糊矩阵进行计算的方法的性能欠佳。文献[27]利用广义线性(Widely Linear, WL)算法对基于 EVD 的半盲信道估计算法进行了改进,并给出了 WL 信道估计算法均方误差的表达式。文献[28]中提出了基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的半盲信道估计算法,该算法提供了一种能更精确的对模糊矩阵进行计算的方法,而且该算法的能够获得明显优于基于 EVD 的半盲信道算法的估计性能。文献[29-30]提出的盲信道估计算法,通过利用目标用户和干扰用户的信道增益的不同,对用户进行区分,从而解决导频污染问题。该算法考虑的信道包括独立分布的瑞利衰减成分,即需要丰富的散射环境,然而,这在实际的通信场景中无法满足<sup>[31]</sup>。此外,文献[26-30]中提出的盲或半盲的信道估计算法的共同缺陷是需要重复的 EVD 或 SVD 计算,计算复杂度较高,不适合实际工程应用。

本文将分别对几种基于导频的线性信道估计和基于子空间的半盲信道估计算法进行介绍,并通过在现有的半盲信道估计算法的基础上进行改进,给出一种具有较低复杂度的半盲信道估计算法。同时,文中还将对几种半盲信道估计算法的计算复杂度进行分析和比较。

### 1.3.2 信号检测技术

在 Massive MIMO 系统中,由于 BS 端天线数目庞大,检测算法的复杂度及其是否容易实现将成为决定该算法是否实用的关键。信号检测技术主要分为线性和非线性这两大类。

线性检测算法包括:最大比合并(Maximum Ratio Combining, MRC)算法、迫零(Zero Forcing, ZF)算法及最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)算法。这类线性检测算法的计算量相对较低,较容易实现,且随着 BS 端天线数目的增加,该类算法能够取得渐进最优的误码率性能。

非线性检测算法:如基于软输入软输出连续分组(Soft-input Soft-output Successive Group, SSG)的检测算法<sup>[32]</sup>、基于似然上升搜索(Likelihood Ascent Search, LAS)的检测算法<sup>[33-34]</sup>、基于禁忌搜索(Tabu Search, TS)的检测算法<sup>[35-36]</sup>、基于元素的格基约化(Element-based Lattice reduction, ELR)的检测算法<sup>[37]</sup>等。该类非线性检测算法通过采用复杂的处理步骤能够取得好于线性检测算法的检测性能,但却具有更高的计算复杂度,不适合应用于实际的 Massive MIMO 系统中。

因此,本文将关注于具有较低复杂度的线性信号检测算法,并通过分别在单小区和多小区两种不同的模型下进行仿真,对 MRC、ZF、MMSE 三种算法的误码

率性能进行分析和比较。

## 1.4 论文的结构安排

本文总共分为五章，其内容安排如下：

第一章，首先，对选题的背景和意义进行介绍，对近几十年来移动通信技术的发展进行简单的总结，并引出 Massive MIMO 技术；然后，对 Massive MIMO 的技术优势和目前面临的挑战进行了分析；最后，对信道估计技术和信号检测技术的研究现状进行了分析。

第二章主要对 Massive MIMO 无线通信系统进行介绍，内容包括：两种无线衰落信道的模型：大尺度衰落模型和小尺度衰落模型、导频污染产生的原理及其对通信系统性能的影响、传统的单用户点到点 MIMO 技术和多用户 MIMO 技术的原理、Massive MIMO 的系统模型及 Massive MIMO 系统中的信道特性，并利用计算机仿真实验对 Massive MIMO 信道矩阵的渐进正交性进行了分析。

第三章主要对 Massive MIMO 系统中的信道估计技术进行介绍。首先，介绍了研究过程中所用到的导频序列的性质，以及 LS 和 LMMSE 这两种基于导频的线性估计算法；其次，对半盲信道估计算法的原理进行介绍，并给出了基于 EVD 的半盲信道估计和基于 SVD 的半盲信道估计的推导过程，且分析了这两种算法分别对应的计算复杂度；然后，利用 LS 及 LMMSE 的原理推导出一种低复杂度的模糊矩阵的迭代计算方法，并结合 FRRH 子空间跟踪算法给出了一种新的半盲信道估计算法；最后，对三种半盲信道估计算法的计算复杂度进行了比较，并通过仿真实验对几种算法的估计性能进行了比较。

第四章主要对 Massive MIMO 系统中的信号检测技术进行介绍。首先，对三种线性检测算法进行了介绍，并分别给出了其对应的每个用户可达上行速率的下界；然后，通过仿真实验分别对三种检测算法在单小区模型和多小区模型这两种不同的模型中的性能进行分析和比较。

第五章主要将论文中所研究的内容进行了概况，并对论文中存在的不足及可以继续深入研究的地方进行了分析。

2 Massive MIMO 系统

Massive MIMO 也称为大规模 MIMO、Very Large MIMO 或 Large Scale Antenna Systems，最初是由阿尔卡特朗讯贝尔实验室的 Thomas L. Marzetta 教授提出的<sup>[6]</sup>，可以认为是对传统 MU-MIMO 技术的拓展。Massive MIMO 系统的显著特点是在 BS 端配置大规模的天线，并在同一时频资源内同时为数十个单天线用户提供服务。Massive MIMO 在频谱效率、能量效率及可靠性等方面均具有巨大的潜在优势，并将成为 5G 通信系统区别于现有无线通信系统的核心技术之一。

本章将分别对无线衰落信道模型的分类、导频污染的产生原因、传统的点到点 MIMO 和 MU-MIMO 技术原理及 Massive MIMO 系统的模型进行介绍，并对 Massive MIMO 系统中信道矩阵的列向量之间的渐进正交性进行分析。

2.1 无线衰落信道模型

无线信道的特性对无线通信系统的性能有着重大的影响。电磁波作为信息传播的媒介，其在传播的过程中不可避免的将会与周围复杂的环境发生复杂的作用，这通常包括反射、绕射、散射等。这样就会使得发射信号在无线信道中进行传播时会同时具有多条路径，接收端接收的信号就会是同一个发射信号不同副本的叠加，且接收信号的幅度将会在时间和频率上出现波动，即多径衰落<sup>[4-5]</sup>。如图 2-1 给出了无线衰落信道的分类。

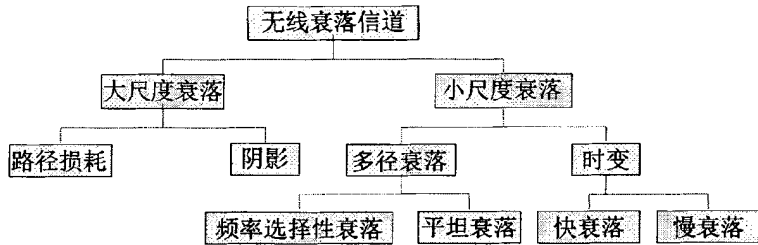


图 2-1 无线衰落信道的分类  
Figure 2-1 Classification of wireless fading channels

本节将对两种无线信道衰落模型：大尺度（Large-scale）衰落模型和小尺度衰落（Small-scale）模型分别进行介绍。

2.1.1 大尺度衰落模型

当接收机移动一段较长的距离时，其所接收信号的幅度变化即可用大尺度衰落模型进行建模。大尺度衰落由路径损耗及由于建筑物阻挡而带来的阴影效应所



引起的，其特性主要受到收发天线之间传播路径及地表特征（如陆地、森林等）的影响。

当在接收机和发射机之间没有障碍物时，接收机所接收到的信号的强度就可以用自由空间传播模型进行描述。这里将发射机与接收机之间的距离记为  $d$ ，发射端的增益表示为  $G_t$ ，发射功率用  $P_t$  表示，则距离发射机  $d$  m 处的接收功率可以表示为<sup>[38]</sup>

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi^2) d^2 L} \quad (2-1)$$

式中， $G_r$  代表接收端天线的增益， $L$  为与传播环境无关的系统损耗因子， $\lambda$  表示波长，其单位为米（m）。

由式（2-1）可以看出，接收功率随距离  $d$  呈指数规律衰减。对于没有任何系统损耗的自由空间中，接收信号的衰减即路径损耗  $PL_f$  可以表示为

$$PL_f(dB) = 10 \log_{10} \left( \frac{P_t}{P_r} \right) = -10 \log_{10} \left( \frac{G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2} \right) \quad (2-2)$$

考虑到路径损耗主要由传播环境所决定，在实际传播环境中，即使具有相同的收发距离，信号经过不同的路径所经历的路径损耗也将各不相同。因此，通常采用对数正态阴影衰落模型对路径损耗进行描述，其表达式为

$$PL(dB) = PL_f(d_0) + 10n \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (2-3)$$

式中， $d_0$  是为参考距离； $n$  是与随传播环境的变化而改变的路径损耗指数； $X_\sigma$  是高斯随机变量，且其均值为 0，标准差为  $\sigma$ 。从对数正态阴影衰落模型可以看出，即使在相同的距离  $d$  处，不同的路径也将会具有不同程度的路径损耗，并会受到随机阴影变量的影响。

在实际的无线通信系统中，无线电波将会在各种不同的复杂地形及场景中进行传播，其对应的路径损耗模型也将不同。根据实际通信场景的不同，研究人员又给出多种经典的路径损耗模型，包括 Longley-Rice 模型、Okumura 模型及其扩展 Hata 模型、COST-231 模型及 Walfish 和 Bertoni 模型等<sup>[38]</sup>。

### 2.1.2 小尺度衰落模型

当移动设备在较短的距离内移动时，接收信号的幅度将会在短时间内出现快速波动，这种情况下的信号衰落即可用小尺度衰落模型来进行建模。这主要是由于当多径信号以不同的相位到达接收天线时，就会带来干涉。具体来说就是当多径信号具有不同的相位时，会产生相消干涉；而当多径信号具有相同的相位时，则会产生相长干涉。此外，每一条多径信号的路径都会产生由移动设备和周围物

体的运动所决定的变化。功率时延分布 (Power Delay Profile, PDP) 可被用于对移动多径衰落信道的特征进行表示。在信道参数中平均过量时延 (Mean excess delay) 和均方根 (Root Mean Square, RMS) 时延扩展是非常实用的, 比如它们通常可以在对不同的多径衰落信道的进行比较时提供依据, 以及为无线系统的开发设计提供理论参考<sup>[38]</sup>。这里, 记  $\tau_k$  为第  $k$  条路径的信道时延,  $P(\tau_k)$  为第  $k$  条路径的功率,  $a_k$  为第  $k$  条路径的幅度, 那么可以给出如下所示平均过量时延  $\bar{\tau}$  的计算式

$$\bar{\tau} = \frac{\sum_k a_k^2 \tau_k}{\sum_k a_k^2} = \frac{\sum_k \tau_k P(\tau_k)}{\sum_k P(\tau_k)} \quad (2-4)$$

同时, RMS 时延扩展  $\sigma_\tau$  的表达式可根据下式给出

$$\sigma_\tau = \sqrt{\tau^2 - (\bar{\tau})^2} \quad (2-5)$$

式中,

$$\tau^2 = \frac{\sum_k a_k^2 \tau_k^2}{\sum_k a_k^2} = \frac{\sum_k \tau_k^2 P(\tau_k)}{\sum_k P(\tau_k)} \quad (2-6)$$

假设信道是平坦的, 利用统计的方法对一定范围内的频率进行计算可获取信道的相干带宽。而且, 在这一频率范围之内, 对于任意两个频率分量而言, 它们在幅度上的相关性将会较大。总的来说, 相干带宽的值会随着 RMS 时延扩展的增大而减小, 并随着 RMS 时延扩展的减小而增大, 亦即两者是成反比关系的。不过, 相干带宽有着多种不同的定义。假如把其定义为频率分量的相关函数大于 0.9 时所对应的带宽, 则可利用 RMS 时延扩展给出如下所示相干带宽的近似表达式

$$B_c \approx \frac{1}{50\sigma_\tau} \quad (2-7)$$

然而, 当把频率分量的相关函数大于 0.5 所对应的带宽定义相干带宽时, 又可以给出下面所示相干带宽的近似表达式

$$B_c \approx \frac{1}{5\sigma_\tau} \quad (2-8)$$

当移动台运动时, 接收信号将会经历由信号的传输方案及无线信道的特点所共同决定的衰落。信号传输方案是根据信号带宽、符号周期等信号参数所共同确定的。同时, 无线信道的特性可以利用多普勒扩展与多径时延扩展这两种信道参数来表示。上述两种信道参数将会分别造成频率色散效应和时间色散效应。而根据时间色散或频率色散的程度的不同, 他们又将会分别造成时间选择性衰落或频率选择性衰落。

#### (1) 频率选择性衰落信道

由多径特性所造成的时间色散效应, 将会使得发射信号在频域经历选择性或

非选择性的衰落。当信道频率响应给定时，频率选择性将会主要取决于信号的带宽。当发送信号的带宽比信道的带宽小，同时信道的频率响应的相位是线性的，且其幅度能够在通频带内保持不变，就会使得接收信号在通过该信道时经历非频率选择性衰落。这里，信号带宽窄也就说明了符号周期 $T$ 要比多径信道的时延 $\tau$ 大。显然，当符号周期大于多径信道的时延时，当前周期的符号就不会对下一个周期的符号产生较大的影响，即符号间干扰（Inter Symbol Interference, ISI）将不会太强。通常情况下，如果信道的带宽远大于信号的带宽，则可将该信道称为窄带信道。因此，发射信号经历非频率选择性衰落需要满足下面的条件

$$B_s \ll B_c \quad (2-9)$$

$$T \gg \sigma_\tau \quad (2-10)$$

式中， $B_s$ 是发射信号的带宽， $T$ 是发射信号的符号周期， $B_c$ 是相干带宽， $\sigma_\tau$ 是RMS时延扩展。

如果信号的带宽大于信道带宽，发射信号将会经历频率选择性衰落。由于，信道冲激响应的时延扩展大于符号周期，就会使得发射信号的多个时延分量与后续的子符号发生重叠，也就带来了符号间干扰。与非频率选择性信道中频率平坦特性不同的是在频率选择性信道中频率响应的幅度将会随着频率的变化而改变。在频率选择性信道中，与信道冲激响应的带宽相比较，信号的带宽更大些，因此频率选择性信道也可以被称为宽带信道。综上，当满足以下条件时发射信号将会经历频率选择性衰落

$$B_s > B_c \quad (2-11)$$

$$T < \sigma_\tau \quad (2-12)$$

虽然，信道的衰落形式与调制方案有关，但通常在满足 $\sigma_\tau > 0.1T$ 时，即可认为此种衰落信道为频率选择性衰落信道。

## （2） 时间选择性衰落信道

依据多普勒扩展程度的不同，接收信号又将分别经历快衰落和慢衰落。在快衰落信道中，信道相干时间小于符号周期，因此，在一个符号周期内信道冲激响应将会发生快速变化。发射机和接收机之间的相对运动会导致信号在频域的扩展，这种现象也称作多普勒频移（Doppler Shift）<sup>[38]</sup>。这里，记最大的多普勒频移为 $f_m$ ，多普勒频移的带宽为 $B_d$ ，则可给出 $B_d = 2f_m$ 。令 $T_c$ 表示相干时间（Coherence Time），可给出如下相干时间与多普勒频移之间的关系表达式

$$T_c \approx \frac{1}{f_m} \quad (2-13)$$

因此，如果 $T_s$ 大于 $T_c$ ，也就表明了 $B_s$ 小于 $B_d$ 。发射信号经历快衰落需要满足如下的条件

$$T_s > T_c \quad (2-14)$$

$$B_s < B_d \quad (2-15)$$

另一方面，考虑信道冲激响应比基带信号的变化更慢的情形，可以认为信道在一个或者更多个符号周期内保持不变，此时该信道也可以被称为静态信道。这也就表明了多普勒扩展远小于发射信号的带宽。因此，可给出如下所示发射信号经历慢衰落所需要满足的条件

$$T_s \ll T_c \quad (2-16)$$

$$B_s \gg B_d \quad (2-17)$$

根据收、发机之间衰落情况的不同，小尺度衰落的包络将分别服从瑞利（Rayleigh）分布、莱斯（Ricean）分布及 Nakagami 分布<sup>[4]</sup>。

## 2.2 导频污染

在多小区多用户 MIMO 系统中，由于采用 TDD 传输模式以及利用上行链路发送的导频信号获取对信道矩阵的估计，这样就会带来导频污染的问题。如果只考虑单小区的情形，就不会出现导频污染现象。

这里令  $\psi_{k,l} = (\psi_{k,l}^1, \psi_{k,l}^2, \dots, \psi_{k,l}^\tau)^T$  是第  $l$  个小区中第  $k$  个 UT 通过上行链路发送的导频序列，其中， $\tau$  为发送的导频序列的长度。理想情况下，不同 UTs 发送的导频序列应该单位正交，即满足

$$\psi_{k_1,l_1}^H \psi_{k_2,l_2} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } k_1=k_2 \text{ 且 } l_1=l_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2-18)$$

在这种情况下，BS 利用上行链路发送的导频信号得到的信道矩阵的估计结果将不会收到污染，而且不同 UT 对应的信道向量将会不相关。

在实际的多小区通信系统中所采用的导频序列无法满足完全正交的要求，这是因为导频序列的持续时间依赖于系统中小区的数目，并受到信道相干时间的严重限制。同时，这也将限制系统中能够同时服务的用户数目。通常情况下，为了能够为更多的用户提供服务，在邻近小区中将不可避免的会采用非正交的导频序列。这样就会使得对应每个 UT，估计得到的信道向量将会与其他使用非正交导频序列的用户对应的信道向量相关。从而导致一些常用的需要利用 CSI 的算法（如：信号检测、预编码及资源分配等算法）的性能受到限制。

虽然导频污染并不是 Massive MIMO 系统特有的现象，但是与传统的 MIMO 系统相比，其对 Massive MIMO 系统的影响则更为严重<sup>[8]</sup>。文献[6]中指出，导频污染将成为影响 Massive MIMO 系统性能的瓶颈问题。因此，如何减轻甚至消除导频污染的影响，对 Massive MIMO 系统而言将会是十分重要的。

## 2.3 MIMO 技术介绍

这一节主要对点到点 MIMO 和多用户 MIMO 这两种技术进行介绍, 并对其信道容量分别进行分析。

### 2.3.1 点到点 MIMO

本节考虑的是如图 2-2 所示的单用户点到点 MIMO 系统框图, 即在发射端配置  $N_t$  根天线, 在接收端配置  $N_r$  根天线。每个接收天线都收到来自其他发射天线所发送的信号。考虑窄带时变信道, 并将信道矩阵表示为  $G \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ , 则接收端的信号可以用  $N_r \times 1$  的复数向量  $Y$  表示, 且表达式为

$$Y = \sqrt{\rho}GX + n \quad (2-19)$$

式中,  $X \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$  是发射信号向量,  $n \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$  的噪声向量, 标量  $\rho$  是发射功率。考虑发射信号的总功率归一化的情形, 即满足  $\mathbb{E}\{\|X\|^2\} = 1$ , 而且噪声向量  $n$  的每个元素均为独立同分布 (independent and identically distributed, i.i.d.) 的随机变量, 并服从零均值单位方差分布  $\mathcal{CM}(0,1)$ 。

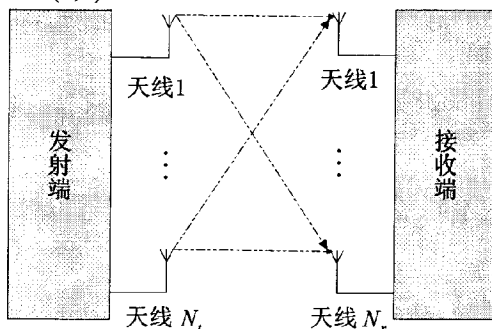


图 2-2 点到点 MIMO 系统框图

Figure 2-2 The diagram of point-to-point MIMO system

如果发射信号向量  $X$  的每一个元素均是服从 i.i.d.  $\mathcal{CM}(0,1)$  分布的复数高斯变量, 并假设接收端已获取准确的 CSI, 则系统的信道容量  $C$  可以表示为

$$C = \log_2 \det \left( I_{N_r} + \frac{\rho}{N_t} GG^H \right) \quad (2-20)$$

式中,  $I_{N_r}$  是  $N_r \times N_r$  的单位矩阵,  $(\cdot)^H$  表示矩阵的共轭转置运算。假设信道矩阵  $G$  中的传播系数已被归一化, 即  $\text{tr}(GG^H) = N_r$  (其中,  $\text{tr}(\cdot)$  表示求矩阵的迹), 则根据文献[7]可给出如下所示信道容量  $C$  的上界和下界

$$\log_2(1 + \rho N_r) \leq C \leq \min(N_t, N_r) \log_2 \left( 1 + \frac{\rho \max(N_t, N_r)}{N_t} \right) \quad (2-21)$$

实际的信道容量取决于  $GG^H$  奇异值的分布，式 (2-23) 的下界对应的是视距传播场景，此时  $GG^H$  的奇异值中只有一个为非零值；而式 (2-23) 的上界对应的则是信道矩阵  $G$  的元素均服从 i.i.d. 的情形，此时  $GG^H$  的奇异值中有  $\min(N_t, N_r)$  个是相等的。

在传播环境是理想的且系统的信噪比较高的情况下，单用户的点到点 MIMO 系统将能够获取与  $\min(N_t, N_r)$  成正比的信道容量。然而，当传播环境中缺少丰富的散射物质或终端在小区的边缘（即信号的强度明显低于噪声的强度）时，系统的性能将会恶化。另外，在终端发送或接收数据时，彼此之间均无法相互协作。

### 2.3.2 多用户 MIMO

考虑在单小区情况下，有  $K$  个独立 UT 的 MIMO 系统，其系统框图如图 2-3 所示。该系统有一个配置有  $N_b$  根天线的 BS，BS 能够同时为  $K$  个独立的 UT 提供服务，每个 UT 配置  $N_u$  根天线。假设该系统采用 TDD 传输模式。

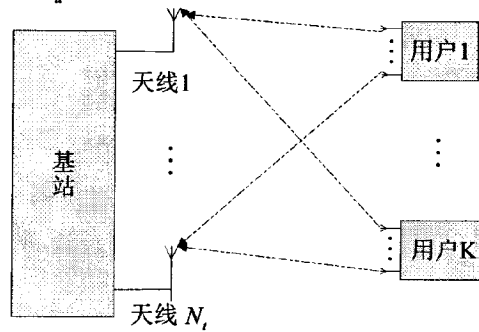


图 2-3 多用户 MIMO 系统框图

Figure 2-3 The diagram of MU-MIMO system

下面将分别对上行链路（Reverse Link）和下行链路（Forward Link）的传输原理及对应的信道容量进行介绍。

#### (1) 上行链路

在上行链路中，BS 端接收的信号  $Y_r \in \mathbb{C}^{N_b \times 1}$  可以表示为

$$Y_r = \sqrt{\rho_r} G X_r + n_r \quad (2-22)$$

式中， $\rho_r$  是上行链路的发射功率； $G \in \mathbb{C}^{N_b \times KN_u}$  是上行链路对应的信道矩阵，且  $G$  可以表示为  $G = [G_1, G_2, \dots, G_K]$ ，这里  $G_i \in \mathbb{C}^{N_b \times N_u}$  是第  $i$  个 UT 与 BS 之间的传播矩阵； $X_r \in \mathbb{C}^{KN_u \times 1}$  是上行链路中  $K$  个 UT 发送的信号组成的向量，且有  $X_r = [x'_1, x'_2, \dots, x'_K]$ ， $x'_i \in \mathbb{C}^{N_u \times 1}$  是第  $i$  个 UT 发送的信号； $n_r \in \mathbb{C}^{N_b \times 1}$  是噪声向量。假设噪声向量  $n_r$  的所有元素均服从 i.i.d.  $\mathcal{CN}(0,1)$  分布，每个 UT 发送的信号均被归一化，即满足  $\mathbb{E}\{\|x'_i\|^2\} = 1$ ，其中  $i = 1, 2, \dots, K$ 。

假设 BS 已经获取上行链路的 CSI, 则单小区多用户 MIMO 系统中上行链路的信道容量可以表示为

$$C_r = \log_2 \det(I_{K_N} + \rho_r G^H G) \quad (2-23)$$

## (2) 下行链路

下行链路即 BS 向小区中的 UTs 发送信号。令  $N_u=1$ , 则所有  $K$  个 UTs 接收到的  $K \times 1$  的信号向量  $X_f$  可以表示为

$$X_f = \sqrt{\rho_f} G_f Y_f + n_f \quad (2-24)$$

式中,  $\rho_f$  是下行链路的发射功率,  $Y_f$  是 BS 发送的  $N_b \times 1$  维的复向量,  $G_f$  是  $K \times N_b$  维的下行链路信道矩阵, 且满足  $G_f = G^T$ , 即下行链路信道矩阵是上行链路信道矩阵的转置。 $n_f$  是  $K \times 1$  维的下行链路中噪声向量, 其元素服从 i.i.d.  $\mathcal{CN}(0,1)$  分布。总的发射功率与天线数目无关, 且满足  $\mathbb{E}\{\|Y_f\|^2\} = 1$ 。

假设每个 UT 和 BS 一样已获取 CSI, 令  $D_\gamma$  是一个对角矩阵, 且  $\gamma$  是由  $D_\gamma$  的对角线上的元素组成一个  $K \times 1$  维的向量, 则利用下面的约束优化方法可得到下行链路的信道容量为

$$\begin{aligned} C_f &= \max_{\{\gamma_k\}} \log_2 \det(I_M + \rho_f G D_\gamma G^H), \\ \text{s.t. } &\sum_{k=1}^K \gamma_k = 1, \quad \gamma_k \geq 0 \end{aligned} \quad (2-25)$$

与单用户的点到点 MIMO 系统相比, 在多用户 MIMO 系统中 BS 能够同时为多个 UTs 提供服务, 且对传播环境的变化更为鲁棒。同时, 多用户 MIMO 系统中允许独立的 UTs 在上行链路中同时分别发送各自的信号, 在下行链路中允许 UTs 进行独立的解码, 这样使得多路复用增益可以被多个 UTs 共享。目前, 多用户 MIMO 技术已被多个通信标准采用。但是, 在现有的 4G 通信标准中, BS 端最多支持 8 根天线, 这将不能满足未来移动通信对频谱效率和能量效率等方面更高数量级的提升需求。因此, 需要对新的具有更高潜在技术优势的 Massive MIMO 技术进行研究。

## 2.4 Massive MIMO 系统模型

考虑如图 2-4 所示的多小区多用户 Massive MIMO 系统模型。该系统包括  $L$  个六边形的小区, 在每个小区的中心设置一个配置有  $M$  根天线的 BS, 并同时服务于  $K$  个单天线的 UT。系统采用 TDD 传输模式, 并假设  $M \gg K$ 。令  $G_{ji} \in \mathbb{C}^{M \times K}$  是第  $i$  个小区中的所有 UTs 到第  $j$  个小区中的 BS 的信道矩阵。其元素  $g_{jimk}$  是从第  $i$  个小区中第  $k$  个 UT 到第  $j$  个小区中 BS 的第  $m$  根天线的信道系数。 $g_{jimk}$  可以通过小尺

度衰落、大尺度衰落和几何衰减共同确定<sup>[6]</sup>，且表达式为

$$g_{jimk} = h_{jimk} \beta_{jik}^{1/2} \quad (2-26)$$

式中， $h_{jimk}$  是第  $i$  个小区中第  $k$  个 UT 到第  $j$  个小区中 BS 的第  $m$  根天线的小尺度衰落系数， $\beta_{jik}$  是第  $i$  个小区中的第  $k$  个 UT 到第  $j$  个小区的 BS 的大尺度衰落系数。

因此，信道矩阵  $G_{ji}$  可以表示为

$$G_{ji} = \begin{bmatrix} g_{ji11} & \cdots & g_{ji1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{jiM1} & \cdots & g_{jiMK} \end{bmatrix} = H_{ji} D_{ji} \quad (2-27)$$

其中，

$$H_{ji} = \begin{bmatrix} h_{ji11} & \cdots & h_{ji1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{jiM1} & \cdots & h_{jiMK} \end{bmatrix} \quad (2-28)$$

$$D_{ji} = \begin{bmatrix} \beta_{ji1}^{1/2} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{jiK}^{1/2} \end{bmatrix} \quad (2-29)$$

在时刻  $n$ ，第  $j$  个小区中的 BS 接收到的信号  $Y_j(n) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  可以表示为

$$Y_j(n) = \sqrt{\rho_\mu} \sum_{i=1}^L G_{ji}(n) X_i(n) + N_j(n) \quad (2-30)$$

式中， $\rho_\mu$  是每个 UT 的平均发送功率， $X_i(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$  是第  $i$  个小区中所有用户在时刻  $n$  发送的信号所组成的向量。 $N_j(n) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  是加性高斯白噪声向量，其元素均服从 i.i.d.  $\mathcal{CN}(0,1)$  分布。假设  $\beta_{jik}$  在研究过程中为常量且已知，同一个 UT 到同一个 BS 的不同天线的大尺度衰落系数是相同的。

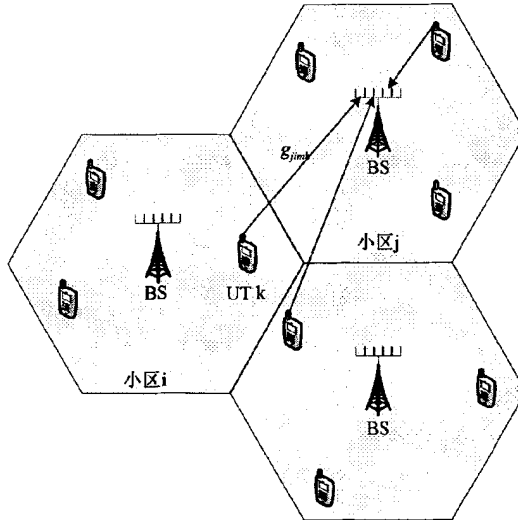


图 2-4 多小区多用户 Massive MIMO 系统

Figure 2-4 Multi-cell multi-users massive MIMO systems



## 2.5 Massive MIMO 信道特性

在 Massive MIMO 系统中, BS 端配置有大规模的天线, MIMO 传输空间分辨率显著提高, 将会给无线传输信道带来新的特性。由于 Massive MIMO 信道将会考虑高速移动场景, 更强的动态变化、更加严重的衰落及非平稳的特性, 传统的 MIMO 信道模型将不能满足 Massive MIMO 系统的要求<sup>[12]</sup>。另外, 由于现有频谱资源十分紧缺, 未来将有可能考虑在实际通信中采用毫米波 (Millimeter Wave) 频段或者更高的频段。不同的频段将会产生不同无线传播特性, 其对应的信道模型也必然会有所不同。这些都对 Massive MIMO 信道的建模工作提出了更高的要求。

近来, 国外已有一些研究团队通过信道测量的方法对 Massive MIMO 系统的信道特性进行了研究<sup>[39-42]</sup>。目前, 5G 的标准化工作仍处于起步阶段, 关于 Massive MIMO 信道建模的研究工作相对较少<sup>[43-45]</sup>, 还需要更加广泛、深入的研究。本节将主要从理论上对 Massive MIMO 信道特性进行介绍, 并利用仿真实验进行分析。

### 2.5.1 理论介绍

在 2.4 节中已介绍  $H_{ji}(n)$  是一个  $M \times K$  的矩阵, 并假设其元素服从 i.i.d.  $\mathcal{CM}(0,1)$  分布。根据随机矩阵的相关理论, 当  $M \rightarrow \infty$  时,  $H_{ji}(n)$  的列向量之间将会渐进正交<sup>[6-7]</sup>, 即满足

$$\frac{H_{ji}^H H_{j_2}}{M} \rightarrow \delta(i_1 - i_2) I_K \quad (2-31)$$

式中,  $(\cdot)^H$  表示矩阵的共轭转置运算,  $I_K$  是  $K \times K$  的单位矩阵。

根据式 (2-30) 及式 (2-31), 当  $M \rightarrow \infty$  时, 可给出如下所示矩阵  $G_{jj}$  与其共轭转置矩阵  $G_{jj}^H$  的渐进关系表达式

$$G_{jj}^H G_{jj} = D_{jj} H_{jj}^H H_{jj} D_{jj} \stackrel{M \rightarrow \infty}{\approx} M D_{jj} I_K D_{jj} = M D_{jj}^2 \quad (2-32)$$

在这种情况下, Massive MIMO 系统中第  $j$  个小区上行链路的信道容量可以近似表示为

$$\begin{aligned} C &= \log_2 \det(I_K + \rho_\mu G_{jj}^H G_{jj}) \\ &\approx \log_2 \det(I_K + M \rho_\mu D_{jj}^2) \\ &= \sum_{k=1}^K \log_2(1 + M \rho_\mu \beta_{jk}) \quad \text{bits/s/Hz} \end{aligned} \quad (2-33)$$

由式 (2-33) 可以看出, 在 Massive MIMO 系统中, 随着基站端天线数目的增加, 系统将能够取得接近最优的信道容量。

近期, 关于 Massive MIMO 信道测量的研究工作<sup>[38-41]</sup>表明, 在实际的

MU-MIMO 系统中，随着 BS 端天线数目的增加，不同 UT 对应的信道向量之间的相关性将会降低，实际系统的性能能够很好地逼近理论值，从而很好地论证了式 (2-31) 的合理性。

2.5.2 仿真结果分析

本节将利用 MATLAB 进行仿真实验，对信道矩阵  $H_{ji}(n)$  的列向量之间的渐进正交性进行仿真分析。考虑在单个小区的情况下，该小区中包含一个 BS 和  $K=10$  个 UT。其中，每个 UT 均配置一根天线，BS 端的天线数目  $M$  的最大值为 1000。在仿真实验中，对每一个  $M$  值，随机生成一个元素服从 i.i.d.  $\mathcal{CN}(0,1)$  分布的  $M \times K$  的矩阵  $H$ ，任取  $H$  的第  $i$  列向量  $H_i$  和第  $j$  列向量  $H_j$ ，并分别计算  $H_j^H H_j / M$  和  $H_j^H H_i / M$  的值，所得结果如图 2-5 所示。

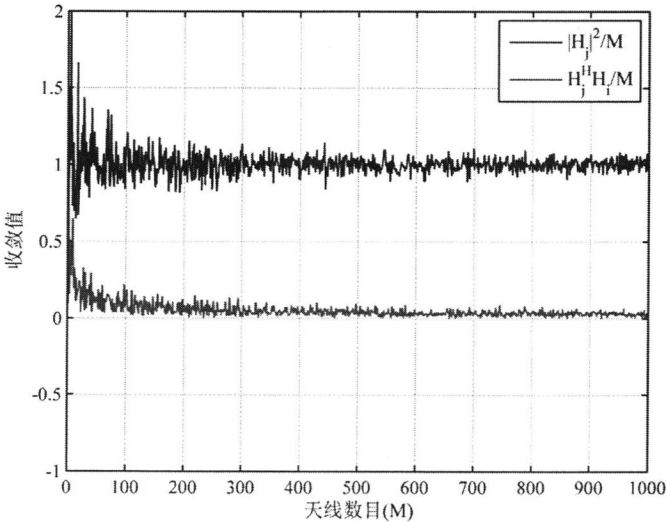


图 2-5 Massive MIMO 系统中信道矩阵的渐进正交性

Figure 2-5 Asymptotically orthogonality of the channel matrix in massive MIMO systems

由图 2-5 可知，随着 BS 端天线数目  $M$  的增加， $H_j^H H_j / M$  的值逐渐降低，并在  $M > 100$  时开始逐渐收敛到 1，同时， $H_j^H H_i / M$  的值也逐渐收敛到 0。这样从理论上说明了，对于一个元素服从 i.i.d.  $\mathcal{CN}(0,1)$  分布的  $M \times K$  的矩阵，当  $M$  趋于无穷大，且  $M \gg K$  时，该矩阵的列向量之间将会趋于正交。

2.6 本章小结

本章主要对 Massive MIMO 无线通信系统的相关内容进行了分析和介绍。文中

分为五小节的内容分别进行总介绍。第一小节主要对 MIMO 无线通信系统中信道的衰落模型进行了介绍。第二小节主要针对多小区多用户 MIMO 系统中的导频污染及其对通信系统性能的影响进行了介绍和分析。第三小节对传统的 MIMO 技术, 主要是单用户点到点 MIMO 技术和多用户 MIMO 技术进行了介绍, 并分别给出了对应的系统框图及信道容量的计算表达式。第四小节对 Massive MIMO 系统的上行链路模型进行了介绍, 并给出了 BS 端接收信号的表达式。第五小节中对 Massive MIMO 系统中信道矩阵的渐进正交性进行了介绍, 给出了信道矩阵渐进正交的理论分析, 并总结了近期关于 Massive MIMO 系统信道测量的研究工作。同时, 通过计算机仿真实验, 对 Massive MIMO 系统中信道矩阵的渐进正交性进行了分析验证。

### 3 Massive MIMO 信道估计

在 Massive MIMO 系统中,随着基站端天线数目的增多,在丰富的散射条件下,信道矩阵的列向量之间将会渐进正交,小尺度衰落和热噪声对通信系统性能的影响将会消失,一些简单的线性信号处理方法将表现出最优的性能<sup>[6]</sup>。因此,高精度的信道估计将是获取 Massive MIMO 系统最佳性能的前提。同时,由于基站端配置大规模的天线,信道估计算法的计算复杂度将成为是否适用于实际系统的关键指标之一。

基于导频的信道估计原理简单、易于实现,但由于该类算法需要发送大量的导频信号,频谱利用率低,且其性能受到导频污染的严重影响。盲信道估计不需要发送导频信号,即可获取对信道矩阵的估计,但是盲信道估计的结果与实际信道矩阵之间存在着模糊因子问题。半盲信道估计可以看作是在盲信道估计的基础上利用一定的导频信号解决模糊因子的计算问题,从而获得对信道的估计。

下面将主要对几种基于导频的线性信道估计和半盲信道估计进行介绍,并推导出一种新的具有低复杂度的半盲信道估计算法。同时,还将对几种半盲信道估计算法的计算复杂度进分析和比较。最后,将会通过仿真实验对几种信道估计算法的性能进行分析和比较。

#### 3.1 基于导频的信道估计

考虑 2.4 节介绍的多小区多用户 Massive MIMO 上行链路,所有小区的 UTs 同时向目的 BS 发送导频信号。假设所有小区使用相同的导频信号,且在同一个小区内不同用户发送的导频序列相互正交。这里,定义  $\Psi_i \in \mathbb{C}^{K \times \tau}$  是第  $i$  个小区的所有 UTs 发送的导频信号组成的矩阵,其中,  $\tau$  是每个 UT 发送的导频序列的长度 ( $\tau \geq K$ ),  $\Psi_i = [\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \dots, \varphi_{ik}]^T$ ,  $\varphi_{ik}$  是  $\Psi_i$  第  $k$  行,表示第  $i$  个小区中第  $k$  个 UT 发送的长度为  $\tau$  的导频序列,则有以下式成立

$$\begin{cases} \Psi_1 = \Psi_2 = \dots \Psi_L \\ \Psi_i \Psi_i^H = I_K, \quad i=1, 2, \dots, L \\ \varphi_j \varphi_k^T = 0 \quad j=1, \dots, K; k=1, \dots, K; j \neq k \end{cases} \quad (3-1)$$

第  $j$  个小区的 BS 接收的导频信号可以表示为

$$Y_j^p = \sqrt{\rho_p} \sum_{i=1}^L G_{ji}(n) \Psi_i + N_j^p \quad (3-2)$$

式中,  $\rho_p$  是发送导频信号的平均发送功率。  $N_j^p \in \mathbb{C}^{M \times \tau}$  是噪声矩阵,其元素是服从

i.i.d.  $\mathcal{CN}(0,1)$  分布的随机变量。假设 CSI 在  $N+\tau$  的时间间隔内维持不变。

### 3.1.1 LS 信道估计

根据式 (2-31)、(2-32) 及 (3-2)，第  $j$  个小区的信道矩阵  $H_{jj}(n)$  的最小二乘估计可转化为下面的最小化问题的求解，

$$\begin{aligned} H_{jj}^{ls}(n) &= \arg \min_{H_{jj}(n)} J(H_{jj}(n)) \\ &= \arg \min_{H_{jj}(n)} \left\| Y_j^p - \sqrt{\rho_p} G_{jj}(n) \Psi_j - \sqrt{\rho_p} \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \right\|_F^2 \end{aligned} \quad (3-3)$$

式中， $\|\cdot\|_F$  为矩阵的 Frobenius 范数。 $J(H_{jj}(n))$  的表达式如下

$$\begin{aligned} J(H_{jj}(n)) &= \text{tr} \left[ (Y_j^p)^H Y_j^p \right] - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} (Y_j^p)^H H_{jj}(n) D_{jj} \Psi_j \right] \\ &\quad - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} (Y_j^p)^H \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \right] - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} \Psi_j^H D_{jj} H_{jj}^H(n) Y_j^p \right] \\ &\quad + \text{tr} \left[ \rho_p \Psi_j^H D_{jj} H_{jj}^H(n) H_{jj}(n) D_{jj} \Psi_j \right] \\ &\quad - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L \Psi_i^H G_{ji}^H(n) \right) Y_j^p \right] \\ &\quad + \text{tr} \left[ \rho_p \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L \Psi_i^H G_{ji}^H(n) \right) \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \right) \right] \end{aligned} \quad (3-4)$$

令  $J(H_{jj}(n))$  关于  $H_{jj}(n)$  的偏导数等于零，可得

$$\frac{\partial J(H_{jj}(n))}{\partial H_{jj}(n)} = -2\sqrt{\rho_p} Y_j^p \Psi_j^H D_{jj} + 2\rho_p H_{jj}(n) D_{jj} \Psi_j \Psi_j^H D_{jj} = 0 \quad (3-5)$$

由式 (3-5) 可得  $H_{jj}(n)$  的 LS 估计表达式为

$$H_{jj}^{ls}(n) = \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} Y_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} \quad (3-6)$$

### 3.1.2 LMMSE 信道估计

LMMSE 信道估计算法可通过最小化真实信道和估计信道之间的均方误差 (Mean Square Error, MSE) 而得到。利用  $M \times M$  的加权矩阵  $P$ ，可定义信道矩阵  $H_{jj}(n)$  的 LMMSE 估计为  $H_{jj}^{lmmse}(n) = P H_{jj}^{ls}(n)$ ，则 LMMSE 估计的 MSE 表达为

$$J(H_{jj}^{lmmse}(n)) = \mathbb{E} \left\{ \|e\|_F^2 \right\} = \mathbb{E} \left\{ \|H_{jj}(n) - H_{jj}^{lmmse}(n)\|_F^2 \right\} \quad (3-7)$$

因此，可通过选择合适的加权矩阵  $P$  使得式 (3-7) 的 MSE 最小。由于估计误

差向量  $e = H_{jj}(n) - H_{jj}^{lmmse}(n)$  与  $H_{jj}^{ls}(n)$  正交, 即

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{e(H_{jj}^{ls}(n))^H\} &= \mathbb{E}\{(H_{jj}(n) - H_{jj}^{lmmse}(n))(H_{jj}^{ls}(n))^H\} \\ &= \mathbb{E}\{H_{jj}(n)(H_{jj}^{ls}(n))^H\} - P\mathbb{E}\{H_{jj}^{ls}(n)(H_{jj}^{ls}(n))^H\} \quad (3-8) \\ &= R_{H_{jj}H_{jj}^{ls}}(n) - PR_{H_{jj}^{ls}}(n) = \mathbf{0}\end{aligned}$$

其中,  $R_{AB} = \mathbb{E}\{AB^H\}$  为矩阵  $A$  和  $B$  的互相关矩阵,  $R_A = \mathbb{E}\{AA^H\}$  为矩阵  $A$  的自相关矩阵。由式 (3-8) 可得加权矩阵

$$P = R_{H_{jj}H_{jj}^{ls}}(n) \left( R_{H_{jj}^{ls}}(n) \right)^{-1} \quad (3-9)$$

根据式 (3-2) 可将式 (3-6) 重新表示为

$$\begin{aligned}H_{jj}^{ls}(n) &= \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} Y_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} \\ &= H_{jj}(n) + \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i + \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} N_j^p \right) \Psi_j^H D_{jj}^{-1} \quad (3-10)\end{aligned}$$

根据式 (2-31) 和式 (3-10) 可分别推导出  $R_{H_{jj}H_{jj}^{ls}}(n)$  和  $R_{H_{jj}^{ls}}(n)$  的计算表达式

$$\begin{aligned}R_{H_{jj}H_{jj}^{ls}}(n) &= \mathbb{E}\{H_{jj}(n)(H_{jj}^{ls}(n))^H\} \\ &= \mathbb{E}\left\{H_{jj}(n) \left[ H_{jj}^H(n) + D_{jj}^{-1} \Psi_j \sum_{i=1, i \neq j}^L \Psi_i^H G_{ji}^H(n) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} D_{jj}^{-1} \Psi_j (N_j^p)^H \right] \right\} \quad (3-11) \\ &= \mathbb{E}\{H_{jj}(n)(H_{jj}(n))^H\} \\ &= R_{H_{jj}}(n)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}R_{H_{jj}^{ls}}(n) &= \mathbb{E}\{H_{jj}^{ls}(n)(H_{jj}^{ls}(n))^H\} \\ &= \mathbb{E}\{H_{jj}(n)H_{jj}^H(n)\} \\ &\quad + \mathbb{E}\left\{ \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \Psi_j^H D_{jj}^{-1} D_{jj}^{-1} \Psi_j \Psi_i^H (G_{ji}(n))^H \right\} \quad (3-12) \\ &\quad + \mathbb{E}\left\{ \frac{1}{\rho_p} N_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} D_{jj}^{-1} \Psi_j (N_j^p)^H \right\} \\ &= R_{H_{jj}}(n) + \frac{1}{\mu_\beta} \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L R_{G_{ji}}(n) + \frac{1}{\rho_p} I_M \right)\end{aligned}$$

式中,  $\mu_\beta = \mathbb{E}\{\beta_{jlk}\}$ ,  $R_{G_{ji}}(n) = \mathbb{E}\{G_{ji}(n)G_{ji}^H(n)\}$ 。

因此, 可给出如下所示  $H_{jj}(n)$  的 LMMSE 估计表达式

$$\begin{aligned}
H_{jj}^{lmse}(n) &= R_{H_{jj}H_{jj}^H}(n) \left( R_{H_{jj}H_{jj}^H}(n) \right)^{-1} H_{jj}^{ls}(n) \\
&= R_{H_{jj}}(n) \left[ R_{H_{jj}}(n) + \frac{1}{\mu_\beta} \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L R_{G_{\mu}}(n) + \frac{1}{\rho_p} I_M \right) \right]^{-1} H_{jj}^{ls}(n)
\end{aligned} \quad (3-13)$$

其中，式 (3-13) 中的  $H_{jj}^{ls}(n)$  即为第 3.1.1 节由式 (3-6) 给出的  $H_{jj}(n)$  的 LS 估计。

### 3.2 半盲信道估计

本节将对几种基于子空间的半盲信道估计算法进行介绍。对算法的计算复杂度进行分析时，通常主要考虑算法中浮点运算 (floating point operations, flops) 的次数。为了计算和分析上的方便，文中将主要对算法中复数乘法的次数进行统计，并将其视为该算法 flops 的次数，即算法的计算复杂度。

根据式 (2-30)、(2-31) 及 (2-32)，可给出接收信号  $Y_j(n)$  的自相关矩阵的表达式

$$R_{Y_j}(n) = \mathbb{E}\{Y_j(n)Y_j^H(n)\} = \rho_\mu \sum_{i=1}^L H_{ji}(n) D_{ji}^2 H_{ji}^H(n) + I_M \quad (3-14)$$

对自相关矩阵  $R_{Y_j}(n)$  进行特征值分解 (EVD)，可得

$$\begin{aligned}
R_{Y_j}(n) &= U_{jj}(n) \Sigma_{jj}(n) U_{jj}^H(n) \\
&= \begin{bmatrix} U_{jj}^S(n) & U_{jj}^N(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{jj}^S(n) & \\ & \Sigma_{jj}^N(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (U_{jj}^S(n))^H \\ (U_{jj}^N(n))^H \end{bmatrix}
\end{aligned} \quad (3-15)$$

根据矩阵特征值分解的相关理论<sup>[46]</sup>， $R_{Y_j}(n)$  的  $K$  个主特征值由  $K \times K$  的对角阵  $\Sigma_{jj}^S(n)$  的对角线上的元素给出，而  $R_{Y_j}(n)$  的  $M-K$  个次特征值则由  $(M-K) \times (M-K)$  的对角阵  $\Sigma_{jj}^N(n)$  的对角线上的元素给出。 $M \times K$  的酉矩阵  $U_{jj}^S(n)$  和  $M \times (M-K)$  的酉矩阵  $U_{jj}^N(n)$  分别是由自相关矩阵  $R_{Y_j}(n)$  的  $K$  个主特征值和  $M-K$  个次特征值对应的特征向量组成的矩阵，并将  $U_{jj}^S(n)$  称为  $R_{Y_j}(n)$  的信号子空间， $U_{jj}^N(n)$  称为  $R_{Y_j}(n)$  的噪声子空间。

在等式 (3-14) 的两边同时右乘  $H_{jj}(n)$ ，则当  $M \rightarrow \infty$  时，根据式 (2-31) 可得下式

$$R_{Y_j}(n)H_{jj}(n) = H_{jj}(n)(M\rho_\mu D_{jj}^2 + I_K) \quad (3-16)$$

当  $M$  趋于无穷大时，矩阵  $H_{jj}(n)$  的列向量之间将会渐进正交。 $D_{jj}$  为对角矩阵，其对角线上的元素  $\beta_{jkk}$  为已知值。记  $M \times 1$  的向量  $h_{jj}^k(n)$  为  $H_{jj}(n)$  的第  $k$  列，则根据式 (3-16) 可得

$$R_{Y_j}(n)h_{jj}^k(n) = (Mp_\mu\beta_{jkk} + 1)h_{jj}^k(n) \quad (3-17)$$

由上式可知, 矩阵  $H_{jj}(n)$  的第  $k$  列  $h_{jj}^k(n)$  是自相关矩阵  $R_{Y_j}(n)$  的对应于特征值  $Mp_\mu\beta_{jkk} + 1$  的特征向量。同时, 根据式(3-17)易知, 对于任意的非零常数  $c_k$ ,  $c_k h_{jj}^k(n)$  也是自相关矩阵  $R_{Y_j}(n)$  的对应于特征值  $Mp_\mu\beta_{jkk} + 1$  的特征向量。因此,  $H_{jj}(n)$  与  $R_{Y_j}(n)$  的信号子空间  $U_{jj}^S(n)$  之间相差一个  $K \times K$  模糊矩阵  $\Theta(n)$ , 即可由下式表示

$$H_{jj}(n) = U_{jj}^S(n)\Theta(n) \quad (3-18)$$

在半盲信道估计算法中, 通常利用每个小区中的 UTs 通过上行链路发送的导频信号解决模糊矩阵的计算问题。

式(3-14)给出了接收信号自相关矩阵  $R_{Y_j}(n)$  的理论表达式, 然而, 在实际计算中, 由于信道矩阵  $H_{jj}(n)$  仍是未知的,  $R_{Y_j}(n)$  不能直接通过此式计算得到。因此, 仍需要利用样本自相关矩阵  $\hat{R}_{Y_j}(n)$  作为  $R_{Y_j}(n)$  进行近似估计。 $\hat{R}_{Y_j}(n)$  的计算表达式为

$$\hat{R}_{Y_j}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Y_j(n)Y_j^H(n) \quad (3-19)$$

式中,  $N$  为样本信号的数目。

### 3.2.1 基于 EVD 的半盲信道估计

本节将对基于 EVD 的半盲信道估计<sup>[26]</sup>算法的推导过程进行介绍, 并对其计算复杂度进行分析。

文献[26]中假设不同小区的 UT 发送的导频序列之间相互正交, 第  $j$  个小区的 BS 只考虑本小区的 UT 发送的导频信号, 则式(3-2)可以重新表示为

$$Y_j^p = \sqrt{\rho_p} G_{jj}(n) \Psi_j + N_j^p \quad (3-20)$$

根据式(3-18)和式(3-20), 可利用下式对模糊矩阵  $\Theta(n)$  进行估计

$$\hat{\Theta}(n) = \arg \min_{\Theta(n) \in \Lambda} \|Y_j^p - \sqrt{\rho_p} U_{jj}^S(n) \Theta(n) D_{jj} \Psi_j\|_F^2 \quad (3-21)$$

式中,  $\Lambda$  是  $K$  阶对角阵组成的集合。这里, 记  $y_j^p(t)$  为  $M \times \tau$  的矩阵  $Y_j^p$  的第  $t$  列,  $B^R$  和  $B^I$  分别表示矩阵  $B$  的实部和虚部。首先, 定义如下  $2M \times 1$  的矩阵  $\bar{y}_t$

$$\bar{y}_t \triangleq \left[ \left( (y_j^p(t))^R \right)^T \quad \left( (y_j^p(t))^I \right)^T \right]^T \quad (3-22)$$

然后, 再定义  $2M \times 2K$  的矩阵  $\bar{A}_t$

$$\bar{A}_t = \begin{bmatrix} A_t^R & -A_t^I \\ A_t^I & A_t^R \end{bmatrix} \quad (3-23)$$

式中,  $A_t \triangleq \sqrt{\rho_p} U_{jj}^S(n) D_{jj} \bar{\Psi}_t$ ,  $\bar{\Psi}_t = \text{diag}(\psi_j(t))$ ,  $\psi_j(t)$  为矩阵  $\Psi_j$  的第  $t$  列。最终, 可给出模糊矩阵  $\hat{\Theta}(n)$  的计算表达式如下

$$\hat{\Theta}(n) = \text{diag}(\hat{\xi}) \quad (3-24)$$



式中,

$$\hat{\xi} = [I_K \quad jI_K] \left( \left( \sum_{t=1}^{\tau} \bar{A}_t^T \bar{A}_t \right)^{-1} \sum_{t=1}^{\tau} \bar{A}_t^T \bar{y}_t \right) \quad (3-25)$$

综上, 可给出如表 3-1 所示的基于 EVD 的半盲信道估计算法的计算步骤及计算复杂度。

表 3-1 基于 EVD 的半盲信道估计算法

Figure 3-1 EVD-based semi-blind channel estimation algorithm

计算步骤	计算复杂度 (flops)
1. 根据式 (3-19) 计算样本自相关矩阵 $\hat{R}_{y_i}(n)$	$NM^2$
2. 对 $\hat{R}_{y_i}(n)$ 进行 EVD 计算, 得到 $U_{ji}^S(n)$	$\frac{4}{3}M^3$
3. 根据式 (3-24) 计算模糊矩阵的估计值 $\hat{\Theta}(n)$	$8MK^2\tau + (4\tau+1)MK + \mathcal{O}(K^3)$
4. 根据式 (3-18) 获得信道矩阵 $H_{ji}(n)$ 的估计值	$MK$

### 3.2.2 基于 SVD 的半盲信道估计

由于在实际的 Massive MIMO 系统中, BS 端能够支持的最大天线数目是有限的, 信道矩阵将不能满足完全正交的要求, 在第 3.2.1 节中所给出的基于 EVD 的半盲信道估计中关于模糊矩阵是对角型的结论是不能成立的, 因此, 该算法中所推导出的对模糊矩阵进行计算的方法的性能欠佳。文献[28]中提出了基于奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 的半盲信道估计算法, 并对所提的算法估计结果的均方误差进行了较为详细的理论分析。该算法提供了一种能更精确的对模糊矩阵进行计算的方法, 而且能够获得明显优于基于 EVD 的半盲信道算法的估计性能。本节将主要对基于 SVD 的半盲信道估计算法的计算步骤进行介绍, 并对算法的计算量进行分析。

根据式 (3-19) 计算接收信号的自相关矩阵  $R_{y_j}(n)$ , 并利用 SVD 方法计算出  $R_{y_j}(n)$  的信号子空间  $U_{ji}^S(n)$ 。根据式 (3-2), 利用上行链路发送的导频信号, 可得到第  $j$  个小区的信道矩阵  $H_{ji}(n)$  基于导频的估计表达式为

$$\hat{H}_{ji}^p(n) = \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} Y_j^p \Psi_j^H D_{ji}^{-1} \quad (3-26)$$

由式 (3-6) 可知, 式 (3-26) 即为信道矩阵  $H_{ji}(n)$  的最小二乘估计表达式。

文献[28]给出的模糊矩阵的计算表达式为

$$\hat{\Theta}(n) = \frac{1}{\sqrt{M}} \left( \hat{H}_{ji}^p(n) \right)^H U_{ji}^S(n) \quad (3-27)$$

最终, 可给出信道矩阵  $H_{ji}(n)$  的基于子空间的半盲估计表达式为

$$\begin{aligned}\hat{H}_y(n) &= \sqrt{M}U_y^s(n)(\hat{\Theta}(n))^H \\ &= U_y^s(n)(U_y^s(n))^H \hat{H}_y^p(n)\end{aligned}\quad (3-28)$$

综上，可给出如表 3-2 所示的基于 SVD 的半盲信道估计算法的计算步骤及计算复杂度。

表 3-2 基于 SVD 的半盲信道估计算法

Figure 3-2 SVD-based semi-blind channel estimation algorithm

计算步骤	计算复杂度 (flops)
1. 根据式 (3-19) 计算样本自相关矩阵 $\hat{R}_{y_i}(n)$	$NM^2$
2. 对 $\hat{R}_{y_i}(n)$ 进行 SVD 计算，得到 $U_y^s(n)$	$11M^3$
3. 根据式 (3-26) 计算基于导频的信道估计 $\hat{H}_y^p(n)$	$MK(\tau+1)$
4. 根据式 (3-28) 获得信道矩阵 $H_y(n)$ 的估计值	$2M^2K$

### 3.3 基于子空间跟踪的半盲信道估计

半盲信道估计均需要获取接收信号的子空间信息。传统的计算信号子空间的方法是基于 EVD 或 SVD，这两种方法的优点是均具有较高的计算精度，然而在对一个  $M \times M$  矩阵的信号子空间进行求解时，这两种方法的计算量均高达  $\mathcal{O}(M^3)^{[47]}$ ，计算效率较低，不适合应用于对实时性要求较高的实际系统中。基于 EVD 的半盲信道估计和基于 SVD 的半盲信道估计的共同缺陷是需要进行重复的 EVD 或 SVD 计算，计算复杂度较高，不适合应用于实际的 Massive MIMO 系统中。

文献[47]对经典的子空间跟踪算法进行了回归和总结。在 20 世纪 90 年代初期，有研究表明只需  $\mathcal{O}(MK)$  的计算量即可解决主子空间的跟踪计算问题，这类算法即为快速子空间跟踪算法。快速子空间跟踪算法<sup>[48-51]</sup>的提出，很好的解决了 EVD 及 SVD 方法由于计算复杂度高而不适合实际工程应用的问题。该类算法能够利用  $n-1$  时刻的子空间信息对  $n$  时刻的子空间进行更新，且每次更新计算的复杂度为  $\mathcal{O}(MK)$ ，其中， $M$  是接收信号的维度， $K$  是主特征值的个数。Bin Yang 提出的投影逼近子空间跟踪 (Projection Approximation Subspace Tracking, PAST) 算法<sup>[48]</sup>是这类算法中具有代表性的早期算法之一。PAST 算法具有有较低的计算复杂度，但该算法在某些情况下将不能收敛，且跟踪得到的信号子空间的正交性不强。为了增加 PAST 算法的正交性能，K.Abed-Meraim 等人提出了正交投影逼近子空间跟踪(Orthonormal PAST, OPAST) 算法<sup>[49]</sup>，但该算法在迭代若干次后，随着计算误差的累积仍会出现发散现象。Roland Badeau 等人提出的快速逼近幂迭代 (Fast Approximated Power Iteration, FAPI) 子空间跟踪算法<sup>[50]</sup>能够保证每次迭代计算中

信号子空间权重矩阵的正交性, 且其跟踪性能优于 PAST 及 OPAST 算法。文献[51]指出, PAST 算法、OPAST 算法及 FAPI 子空间跟踪算法在推导过程中均大量使用矩阵求逆引理<sup>[46]</sup>, 且这类算法均需要对功率矩阵的逆矩阵进行实时更新。然而, 在某些情况下功率矩阵将会成为病态矩阵, 使得矩阵求逆运算将会失败。Peter Strobach 提出的快速递归 row-Householder (Fast recursive row-Householder, FRRH) 子空间跟踪算法完全基于映射技术, 避免了对功率矩阵的逆矩阵进行实时更新, 且具有较好的跟踪性能。因此, FRRH 子空间跟踪算法更适合于实际工程应用。

本节将首先对 FRRH 子空间跟踪算法的推导过程进行介绍; 其次, 推导出一种低复杂度的对模糊矩阵进行迭代计算的方法; 然后, 利用 FRRH 子空间跟踪算法降低对信号子空间进行估计时所需要的计算量; 最后, 结合上述处理过程, 给出了一种针对 Massive MIMO 系统的半盲信道估计算法, 并对其计算复杂度进行分析。

### 3.3.1 FRRH 子空间跟踪算法

子空间跟踪的目的是对实时递归更新的  $M \times M$  维的协方差矩阵  $\Phi(n)$  的主子空间甚至是  $K$  个主特征值及其对应的特征向量进行递归估计, 其表达式为

$$\Phi(n) = \alpha\Phi(n-1) + z(n)z^H(n) \quad (3-29)$$

式中,  $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) 是指数型遗忘因子,  $z(n)$  是  $M \times 1$  维的输入信号向量。

参考文献[51], 可以对  $M \times K$  的矩阵  $A(n)$  进行如下的分解

$$A(n) = \Phi(n)Q(n-1) \quad (3-30)$$

$$A(n) = Q(n)S(n) \quad (3-31)$$

其中,  $Q(n)$  是由估计的主特征向量组成的  $M \times K$  的正交矩阵;  $S(n)$  是  $K \times K$  的上三角型矩阵, 其对角线上的元素是大小进行降序排列的被估计的特征值。

为了实现快速跟踪, 需要进一步定义下式

$$f(n) = Q^H(n-1)z(n) \quad (3-32)$$

这一步在所有的快速子空间跟踪算法中都是常见的。通过上式可将  $M \times 1$  维的向量  $z(n)$  变换为  $K \times 1$  维的向量  $f(n)$ 。在一般情况下  $M > K$ , 因此式 (3-32) 相当于对输入向量  $z(n)$  进行了压缩, 即将有用的信息投影到一个更低维的子空间上, 这样可降低后续处理过程的计算量。

将式 (3-29) 代入式 (3-30) 可得

$$A(n) = \alpha\Phi(n)Q(n-1) + z(n)f^H(n) \quad (3-33)$$

在没有一个合理的子空间传播模型的情况下, 上式的递归过程还不算完整。这里, 给出如下的状态空间模型

$$Q(n) = Q(n-1)\Xi(n) + \Delta(n) \quad (3-34)$$

式中,  $\Xi(n)$  是子空间过渡矩阵。  $\Delta(n)$  是扰动矩阵, 并满足下式

$$Q^H(n)\Delta(n) = \mathbf{0} \quad (3-35)$$

由于  $Q(n)$  是正交矩阵, 因此, 根据式 (3-34) 和式 (3-35), 可将  $\Xi(n)$  表示为

$$\Xi(n) = Q^H(n-1)Q(n) \quad (3-36)$$

将式 (3-34) 的一阶时延的形式代入式 (3-33), 可得

$$A(n) = \alpha A(n-1)\Xi(n-1) + \alpha \Phi(n-1)\Delta(n-1) + z(n)f^H(n) \quad (3-37)$$

由于在式 (3-37) 中  $\Phi(n-1)\Delta(n-1)$  的计算复杂度为  $M^2K$ , 因此, 式 (3-37) 给出的迭代关系式仍不实用。事实上, 在许多快速子空间跟踪算法推导过程中, 都忽略了  $\Phi(n-1)\Delta(n-1)$  这一项, 以此简化计算过程<sup>[51]</sup>。下面给出式 (3-37) 的简化形式

$$A(n) = \alpha A(n-1)\Xi(n-1) + z(n)f^H(n) \quad (3-38)$$

式 (3-31) 给出的是对矩阵  $A(n)$  的正交分解, 根据式 (3-31) 和式 (3-38) 即可得到直接对正交分解进行迭代的表达式

$$Q(n)S(n) = \alpha Q(n-1)S(n-1)\Xi(n-1) + z(n)f^H(n) \quad (3-39)$$

对输入向量  $z(n)$  按下式进行正交分解, 可得

$$z(n) = Z^{V2}(n)\bar{z}_\perp(n) + Q(n-1)f(n) \quad (3-40)$$

式中,  $\bar{z}_\perp(n)$  是  $z_\perp(n)$  的单位规范变型, 其表达式为

$$\bar{z}_\perp(n) = Z^{-V2}(n)z_\perp(n) \quad (3-41)$$

将式 (3-40) 代入式 (3-39), 可得

$$\begin{aligned} Q(n)S(n) &= \alpha Q(n-1)S(n-1)\Xi(n-1) \\ &\quad + [Z^{V2}(n)\bar{z}_\perp(n) + Q(n-1)f(n)]f^H(n) \\ &= [Q(n-1) \quad \bar{z}_\perp(n)] \begin{bmatrix} \alpha S(n-1)\Xi(n-1) + f(n)f^H(n) \\ Z^{V2}(n)f^H(n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-42)$$

定义  $(K+1) \times (K+1)$  的正交旋转矩阵  $W(n)$ , 并满足  $W^H(n)W(n) = I_{K+1}$ , 则可给出如下的递归表达式式

$$\begin{bmatrix} S(n) \\ 0 \end{bmatrix} = W(n) \begin{bmatrix} \alpha S(n-1)\Xi(n-1) + f(n)f^H(n) \\ Z^{V2}(n)f^H(n) \end{bmatrix} \quad (3-43)$$

同样, 可给出  $Q(n)$  的递归表达式

$$[Q(n) \quad z_q(n)] = [Q(n-1) \quad \bar{z}_\perp(n)]W^H(n) \quad (3-44)$$

在经典的低阶自适应滤波器 (Low-Rank Adaptive Filter, LORAF) 算法中,  $W(n)$  是一系列的 Givens 旋转变换<sup>[52]</sup>矩阵,  $S(n)$  是上三角矩阵。显然, 在迭代式 (3-43) 中为了保持矩阵  $S(n)$  上三角的特性, 将会带来计算复杂度的增加。事实上, 这里讨论的快速子空间跟踪算法只对主子空间进行跟踪, 并不需要为了保持矩阵  $S(n)$

的三角结构而消耗更多的计算资源。

在 FRRH 子空间跟踪算法中利用 row-Householder 映射替换了 Givens 旋转。row-Householder 映射的原型问题是给出一种 Householder 变换<sup>[52]</sup>。其中，Householder 变换  $H$  的定义如下

$$H = I - 2vv^H \quad (3-45)$$

式中， $v$  是一个向量，且满足  $v^H v = 1$ ；变换  $H$  满足  $HH = I$ 。row-Householder 映射算子的参数求解步骤如下

$$X^H b = x \rightarrow b \quad (3-46)$$

$$\eta = 4(b^H b + 1) \quad (3-47)$$

$$\varphi^2 = \frac{1}{2} + \frac{1}{\sqrt{\eta}} \quad (3-48)$$

$$v = \frac{1 - 2\varphi^2}{2\varphi} b \quad (3-49)$$

将式 (3-43) 和式 (3-44) 中的 Givens 变换  $W(n)$  替换为 row-Householder 映射矩阵  $H(n)$ ，可得

$$\begin{bmatrix} S(n) \\ 0 \end{bmatrix} = H(n) \begin{bmatrix} \alpha S(n-1)\Xi(n-1) + f(n)f^H(n) \\ Z^{1/2}(n)f^H(n) \end{bmatrix} \quad (3-50)$$

$$\begin{bmatrix} Q(n) & z_q(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q(n-1) & \bar{z}_1(n) \end{bmatrix} H(n) \quad (3-51)$$

为了求出 row-Householder 映射算子，需要定义下式

$$X(n) = \alpha S(n-1)\Xi(n-1) + f(n)f^H(n) \quad (3-52)$$

$$x(n) = Z^{1/2}(n)f(n) \quad (3-53)$$

根据式 (3-46) 至式 (3-49)，可将式 (3-50) 重新表示为

$$\begin{bmatrix} S(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X(n) \\ x^H(n) \end{bmatrix} - 2 \begin{bmatrix} v(n) \\ \varphi(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v^H(n) & \varphi(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(n) \\ x^H(n) \end{bmatrix} \quad (3-54)$$

令

$$p^H(n) = \begin{bmatrix} v^H(n) & \varphi(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(n) \\ x^H(n) \end{bmatrix} \quad (3-55)$$

由式 (3-54) 可得到如下的式子

$$S(n) = X(n) - 2v(n)p^H(n) \quad (3-56)$$

$$[0, \dots, 0] = x^H(n) - 2\varphi(n)p^H(n) \quad (3-57)$$

根据式 (3-53) 和式 (3-57) 可将  $p(n)$  重新表示为

$$p(n) = \frac{Z^{1/2}(n)}{\varphi(n)} f(n) \quad (3-58)$$

将式 (3-58) 代入式 (3-56) 可得到  $S(n)$  最终的计算表达式如下

$$S(n) = X(n) - \frac{Z^{1/2}(n)}{\varphi(n)} v(n) f(n) \quad (3-59)$$

同样，式 (3-51) 可以重新表示为

$$\begin{aligned} [Q(n) \quad z_q(n)] &= [Q(n-1) \quad \bar{z}_\perp(n)] \\ &\quad - 2[Q(n-1) \quad \bar{z}_\perp(n)] \begin{bmatrix} v(n) \\ \varphi(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v^H(n) & \varphi(n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-60)$$

从上式中，可以提取出如下的关系式

$$e(n) = \varphi(n) \bar{z}_\perp(n) + Q(n-1) v(n) \quad (3-61)$$

$$Q(n) = Q(n-1) - 2e(n) v^H(n) \quad (3-62)$$

由上面的式子可以看出， $z_q(n)$  在计算过程中其实并不重要，不需要进行精确的计算。对算法进行加速的重要的一步就是避免对  $\bar{z}_\perp(n)$  进行精确的计算。将式 (3-40) 重新表示为

$$\bar{z}_\perp(n) = Z^{-1/2}(n) z(n) - Z^{-1/2}(n) Q(n-1) f(n) \quad (3-63)$$

将式 (3-63) 代入式 (3-61) 中，可得

$$e(n) = \varphi(n) Z^{-1/2}(n) z(n) - Q(n-1) [\varphi(n) Z^{-1/2}(n) f(n) - v(n)] \quad (3-64)$$

这样避免了对  $\bar{z}_\perp(n)$  的计算，并可给出下式

$$w(n) = \varphi(n) Z^{-1/2}(n) f(n) - v(n) \quad (3-65)$$

$$e(n) = \varphi(n) Z^{-1/2}(n) z(n) - Q(n-1) w(n) \quad (3-66)$$

下面给出  $Z(n)$  的计算表达式

$$\begin{aligned} Z(n) &= z_\perp^H(n) z_\perp(n) \\ &= [z^H(n) - f^H(n) Q^H(n-1)] [z(n) - Q(n-1) f(n)] \\ &= z^H(n) z(n) - f^H(n) f(n) \end{aligned} \quad (3-67)$$

映射矩阵  $H(n)$  可以构造如下

$$\begin{aligned} H(n) &= I - 2 \begin{bmatrix} v(n) \\ \varphi(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v^H(n) & \varphi(n) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} I - 2v(n)v^H(n) & -2\varphi(n)v(n) \\ -2\varphi(n)v(n) & 1 - 2\varphi^2(n) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \Xi(n) & d(n) \\ d^H(n) & 1 - 2\varphi^2(n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-68)$$

式中，

$$\Xi(n) = I - 2v(n)v^H(n) \quad (3-69)$$

$$d(n) = -2\varphi(n)v(n) \quad (3-70)$$

利用矩阵  $\Xi(n)$  的特殊结构，可以对  $S(n-1)\Xi(n-1)$  的计算按下式进行加速

$$S(n-1)\Xi(n-1) = S(n-1) - 2u(n-1)v^H(n-1) \quad (3-71)$$

这里,

$$u(n-1) = S(n-1)v(n-1) \quad (3-72)$$

将式 (3-71) 代入式 (3-52), 可将  $X(n)$  重新表示为

$$X(n) = \alpha S(n-1) - 2\alpha u(n-1)v^H(n-1) + f(n)f^H(n) \quad (3-73)$$

将上述的推导过程进行整理, 即可给出如表 3-3 所示的 FRRH 子空间跟踪算法, 其中,  $N$  为接收信号的样本数,  $Q(n)$  为第  $n$  次迭代估计的信号子空间。FRRH 子空间跟踪算法在每次递归迭代中, 只需  $3MK + 2M + 5K^2 + \mathcal{O}(K)$  的计算量即可实现对信号子空间的更新, 计算效率明显优于 EVD 及 SVD 方法。

表 3-3 FRRH 子空间跟踪算法

Table 3-3 The FRRH subspace tracking algorithm	
参数初始化: 令 $Q(0)$ 为一个 $M \times K$ 随机正交矩阵;	计算复杂度
$S(0) = \sigma I_K$ ; $v(0) = \mathbf{0}_{K \times 1}$ 。	(flops)
For $n = 1, 2, 3, \dots, N$	
输入向量: $z(n) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$	
FRRH 算法的主要部分:	
$f(n) = Q^H(n-1)z(n)$	$MK$
$Z(n) = z^H(n)z(n) - f^H(n)f(n)$	$M + K$
$u(n-1) = S(n-1)v(n-1)$	$K^2$
$X(n) = \alpha S(n-1) - 2\alpha u(n-1)v^H(n-1) + f(n)f^H(n)$	$2K^2$
$X^H(n)b(n) = Z^{1/2}(n)f(n) \rightarrow b(n)$	$K^2 + \mathcal{O}(K)$
$\eta(n) = 4(b^H(n)b(n) + 1)$	$K$
$\varphi^2(n) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\sqrt{\eta(n)}}$	1
$\gamma(n) = \frac{1 - 2\varphi^2(n)}{2\varphi(n)}$	1
$\delta(n) = \frac{\varphi(n)}{Z^{1/2}(n)}$	1
$v(n) = \gamma(n)b(n)$	$K$
$S(n) = X(n) - \frac{1}{\delta(n)}v(n)f^H(n)$	$K^2 + K$
$w(n) = \delta(n)f(n) - v(n)$	$K$
$e(n) = \delta(n)z(n) - Q(n-1)w(n)$	$MK + M$
$Q(n) = Q(n-1) - 2e(n)v^H(n)$	$MK$
End	

### 3.3.2 基于 FRRH 的半盲信道估计

本节将首先给出低复杂的递归计算模糊矩阵的方法的推导过程，然后利用 FRRH 子空间跟踪算法对接收信号自相关矩阵的信号子空间进行递归更新，解决 EVD 和 SVD 计算复杂度高的问题，最后给出针对 Massive MIMO 系统的基于 FRRH 子空间跟踪的半盲信道估计算法，并对其计算复杂度进行分析。

由式 (3-18) 可知，为了获取对信道矩阵  $H_{jj}(n)$  的估计，除了需要计算出信号子空间  $U_{jj}^S(n)$ ，还需要给出模糊矩阵  $\Theta(n)$ 。下面将利用上行链路中 UTs 发送的导频信号对  $\Theta(n)$  进行估计。根据式 (3-18)，可将式 (3-2) 重新表示为

$$Y_j^p = \sqrt{\rho_p} U_{jj}^S(n) \Theta(n) D_{jj} \Psi_j + \sqrt{\rho_p} \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i + N_j^p \quad (3-74)$$

则可将  $\Theta(n)$  的求解转化为下面的最小化问题

$$\hat{\Theta}(n) = \arg \min_{\Theta(n)} J(\Theta(n)) \quad (3-75)$$

式中，

$$\begin{aligned} J(\Theta(n)) &= \left\| Y_j^p - \sqrt{\rho_p} U_{jj}^S(n) \Theta(n) D_{jj} \Psi_j - \sqrt{\rho_p} \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \right\|_F^2 \\ &= \text{tr} \left[ (Y_j^p)^H Y_j^p - \sqrt{\rho_p} (Y_j^p)^H U_{jj}^S(n) \Theta(n) D_{jj} \Psi_j \right] \\ &\quad - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} (Y_j^p)^H \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \right] - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} \sum_{i=1, i \neq j}^L \Psi_i^H G_{ji}^H(n) Y_j^p \right] \\ &\quad - \text{tr} \left[ \sqrt{\rho_p} \Psi_j^H D_{jj} \Theta^H(n) (U_{jj}^S(n))^H Y_j^p \right] \\ &\quad + \text{tr} \left[ \rho_p \Psi_j^H D_{jj} \Theta^H(n) (U_{jj}^S(n))^H U_{jj}^S(n) \Theta(n) D_{jj} \Psi_j \right] \\ &\quad + \text{tr} \left[ \rho_p \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L \Psi_i^H G_{ji}^H(n) Y_j^p \right) \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L G_{ji}(n) \Psi_i \right) \right] \end{aligned} \quad (3-76)$$

令  $J(\Theta(n))$  关于  $\Theta(n)$  的偏导数等于 0，可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(\Theta(n))}{\partial \Theta(n)} &= -2\sqrt{\rho_p} U_{jj}^S(n) Y_j^p \Psi_j^H D_{jj} \\ &\quad + 2\rho_p (U_{jj}^S(n))^H U_{jj}^S(n) \Theta(n) D_{jj}^2 \\ &= 0 \end{aligned} \quad (3-77)$$

则可得  $\Theta(n)$  的估计表达式为

$$\hat{\Theta}(n) = \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} \left[ (U_{jj}^S(n))^H U_{jj}^S(n) \right]^{-1} (U_{jj}^S(n))^H Y_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} \quad (3-78)$$



根据式 (3-6) 可将式 (3-78) 重新表示为

$$\hat{\Theta}(n) = \left[ \left( U_{jj}^S(n) \right)^H U_{jj}^S(n) \right]^{-1} \left( U_{jj}^S(n) \right)^H H_{jj}^{ls}(n) \quad (3-79)$$

在式 (3-79) 中  $H_{jj}(n)$  的 LS 估计  $H_{jj}^{ls}(n)$  计算比较简单, 但其估计性能容易受到噪声及小区间干扰的影响。式 (3-13) 给出的  $H_{jj}(n)$  的 LMMSE 估计  $H_{jj}^{lmmse}(n)$  利用了接收信号的频域相关性信息, 其估计性能优于  $H_{jj}^{ls}(n)$ 。因此, 为了增强在多小区多用户 Massive MIMO 系统中信道估计算法对导频污染的鲁棒性, 这里将利用  $H_{jj}^{lmmse}(n)$  替换式 (3-79) 中的  $H_{jj}^{ls}(n)$ 。于是, 可将式 (3-79) 重新表示为

$$\begin{aligned} \hat{\Theta}(n) &= \left[ \left( U_{jj}^S(n) \right)^H U_{jj}^S(n) \right]^{-1} \left( U_{jj}^S(n) \right)^H H_{jj}^{lmmse}(n) \\ &= \left[ \left( U_{jj}^S(n) \right)^H U_{jj}^S(n) \right]^{-1} \left( U_{jj}^S(n) \right)^H \\ &\quad \times R_{H_{jj}}(n) \left[ R_{H_{jj}}(n) + \frac{1}{\mu_\beta} \left( \sum_{i=1, i \neq j}^L R_{G_{ji}}(n) + \frac{1}{\rho_p} I_M \right) \right]^{-1} H_{jj}^{ls}(n) \end{aligned} \quad (3-80)$$

其中,  $\mu_\beta = \mathbb{E}\{\beta_{jk}\}$ 。

虽然, 式 (3-80) 中更多考虑了信道的统计信息, 能够获得比式 (3-79) 更精确的估计结果, 但是, 其计算复杂度高达  $\mathcal{O}(M^3)$ 。在多小区多用户 Massive MIMO 系统中  $M$  的值通常较大, 因此上式仍不适合实际应用, 还需要做进一步的进行简化。考虑到式 (3-80) 中, 相对于  $R_{G_{ji}}(n)$  而言,  $\sum_{i=1, i \neq j}^L R_{G_{ji}}(n)$  可以看做是来自邻近小区的干扰, 而且在实际计算中信道矩阵自相关矩阵的计算比较复杂, 因此, 如果能省略  $\sum_{i=1, i \neq j}^L R_{G_{ji}}(n)$  的计算, 则可以带来式 (3-80) 计算复杂度的降低。事实上, 如果假设不同小区的用户所发送的导频信号均完全正交, 而不是让所有小区均采用同一套导频方案, 即满足

$$\Psi_i \Psi_j^H = \begin{cases} I_K, & i = j \\ \mathbf{0}_K, & i \neq j \end{cases} \quad (3-81)$$

则可将式 (3-10) 中  $H_{jj}^{ls}(n)$  重新表示为

$$H_{jj}^{ls}(n) = \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} Y_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} = H_{jj}(n) + \frac{1}{\sqrt{\rho_p}} N_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} \quad (3-82)$$

因此, 式 (3-12) 中  $R_{H_{jj}^{ls}}(n)$  可以重新表示为

$$\begin{aligned} R_{H_{jj}^{ls}}(n) &= \mathbb{E} \left\{ H_{jj}^{ls}(n) \left( H_{jj}^{ls}(n) \right)^H \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ H_{jj}(n) H_{jj}^H(n) \right\} + \mathbb{E} \left\{ \frac{1}{\rho_p} N_j^p \Psi_j^H D_{jj}^{-1} D_{jj}^{-1} \Psi_j \left( N_j^p \right)^H \right\} \\ &= R_{H_{jj}}(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_M \end{aligned} \quad (3-83)$$

根据式 (3-83), 可将式 (3-13) 中  $H_{jj}^{lmmse}(n)$  的表达式进行简化

$$\begin{aligned}
H_{jj}^{lmmse}(n) &= R_{H_{jj}H_{jj}^H}(n) \left( R_{H_{jj}^H}(n) \right)^{-1} H_{jj}^{ls}(n) \\
&= R_{H_{jj}}(n) \left[ R_{H_{jj}}(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_M \right]^{-1} H_{jj}^{ls}(n)
\end{aligned} \tag{3-84}$$

则利用式 (3-84) 的简化结果可将式 (3-80) 重新表示为下式

$$\begin{aligned}
\hat{\Theta}(n) &= \left[ \left( U_{jj}^S(n) \right)^H U_{jj}^S(n) \right]^{-1} \left( U_{jj}^S(n) \right)^H H_{jj}^{lmmse}(n) \\
&= \left[ \left( U_{jj}^S(n) \right)^H U_{jj}^S(n) \right]^{-1} \left( U_{jj}^S(n) \right)^H \\
&\quad \times R_{H_{jj}}(n) \left[ R_{H_{jj}}(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_M \right]^{-1} H_{jj}^{ls}(n)
\end{aligned} \tag{3-85}$$

由式 (3-85) 可知, 在满足不同小区的用户发送的导频序列相互正交的条件下, 可以省去式 (3-80) 中对  $\sum_{i=1, i \neq j}^L R_{G_{ji}}(n)$  的计算, 简化了  $\hat{\Theta}(n)$  的计算, 并且为进一步地降低  $\hat{\Theta}(n)$  的计算复杂度提供了方便。在理论分析时, 通常假设式 (3-85) 中的  $R_{H_{jj}}(n)$  是已知的值, 而实际上  $R_{H_{jj}}(n)$  还需要 BS 端根据式 (3-11) 给出的定义进行估计<sup>[53]</sup>。这里将根据下式对  $R_{H_{jj}}(n)$  进行近似估计

$$R_{H_{jj}}(n) = \mathbb{E} \left\{ H_{jj}(n) \left( H_{jj}(n) \right)^H \right\} \approx H_{jj}(n) H_{jj}^H(n) \tag{3-86}$$

其中,  $H_{jj}(n)$  可由式 (3-18) 给出。将式 (3-18) 代入式 (3-86) 可得

$$R_{H_{jj}}(n) = U_{jj}^S(n) \Theta(n) \Theta^H(n) \left( U_{jj}^S(n) \right)^H \tag{3-87}$$

然而, 此时式 (3-87) 中的  $\Theta(n)$  仍然是未知的, 这里将利用  $\hat{\Theta}(n-1)$  作为  $\Theta(n)$  的近似估计, 即可将式 (3-87) 重新表示为

$$R_{H_{jj}}(n) = U_{jj}^S(n) \hat{\Theta}(n-1) \hat{\Theta}^H(n-1) \left( U_{jj}^S(n) \right)^H \tag{3-88}$$

由式 (3-88) 可知, 在无需知道信道统计特性的情况下, 即可获取对  $R_{H_{jj}}(n)$  的递归估计。将 (3-88) 代入式 (3-85) 中, 并进行化简可得

$$\begin{aligned}
\hat{\Theta}(n) &= \hat{\Theta}(n-1) \hat{\Theta}^H(n-1) \left( U_{jj}^S(n) \right)^H \\
&\quad \times \left[ U_{jj}^S(n) \hat{\Theta}(n-1) \hat{\Theta}^H(n-1) \left( U_{jj}^S(n) \right)^H + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_M \right]^{-1} H_{jj}^{ls}(n)
\end{aligned} \tag{3-89}$$

根据矩阵等式  $A(I+BA)^{-1} = (I+AB)^{-1}A$ <sup>[54]</sup>, 并记  $V(n) = U_{jj}^S(n) \hat{\Theta}(n-1)$ , 即可得到如下式所示  $\hat{\Theta}(n)$  的最终估计表达式

$$\begin{aligned}
\hat{\Theta}(n) &= \hat{\Theta}(n-1) V^H(n) \left[ V(n) V^H(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_M \right]^{-1} H_{jj}^{ls}(n) \\
&= \hat{\Theta}(n-1) \left[ V^H(n) V(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_K \right]^{-1} V^H(n) H_{jj}^{ls}(n)
\end{aligned} \tag{3-90}$$

式中,  $H_{jj}^s(n)$  的计算表达式见式 (3-6)。

综上所述,  $\hat{\Theta}(n)$  可根据式 (3-90) 进行迭代计算, 且每次迭代计算的复杂度为  $O(MK^2)$ 。显然, 当  $M \geq K$  时, 式 (3-90) 的计算复杂度将远远低于式 (3-80) 的计算复杂度。因此, 式 (3-90) 更适合应用于多小区多用户 Massive MIMO 系统中。虽然, 实际的多小区多用户 Massive MIMO 系统无法满足所有不同小区的用户发送的导频序列均相互正交的假设条件, 这将会带来式 (3-90) 估计性能的降低, 但后面的仿真实验将会表明, 在不满足式 (3-81) 所给的假设条件时, 利用式 (3-90) 仍然能取得较好的估计结果。式 (3-90) 较好的权衡了计算复杂度和估计性能。

最后, 根据式 (3-90) 可给出如下  $H_{jj}(n)$  的估计表达式

$$\begin{aligned}\hat{H}_{jj}(n) &= U_{jj}^s(n) \hat{\Theta}(n) \\ &= V(n) \left[ V^H(n) V(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_K \right]^{-1} V^H(n) H_{jj}^{ls}(n)\end{aligned}\quad (3-91)$$

由式 (3-91) 可知,  $H_{jj}(n)$  是多个矩阵的相乘的结果。根据矩阵乘法的结合律, 根据式 (3-91) 中对  $H_{jj}(n)$  进行计算时, 使用不同的矩阵乘积结合方式, 其计算的复杂度将会不同。这里, 令

$$q(n) = \left[ V^H(n) V(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_K \right]^{-1} \quad (3-92)$$

则, 可给出如表 3-4 所示的不同的矩阵乘法的结合方式所对应的计算复杂度, 其中, 大括号 ‘{ }’ 表示矩阵乘法结合的方式, 而且最内层的大括号具有最高的运算优先级, 最外层的大括号具有最低的运算优先级。

表 3-4 不同的矩阵乘法的结合方式对应的计算复杂度

Table 3-4 The computational complexities of different combinations of matrix multiplication

序号	矩阵乘法的结合方式	计算复杂度 (flops)
1	$\{ \{ \{ V(n) q(n) \} V^H(n) \} H_{jj}^{ls}(n) \}$	$2M^2K + MK^2$
2	$\{ \{ V(n) q(n) \} \{ V^H(n) H_{jj}^{ls}(n) \} \}$	$3MK^2$
3	$\{ \{ V(n) \{ q(n) V^H(n) \} \} H_{jj}^{ls}(n) \}$	$2M^2K + MK^2$
4	$\{ V(n) \{ \{ q(n) V^H(n) \} H_{jj}^{ls}(n) \} \}$	$3MK^2$
5	$\{ V(n) \{ q(n) \{ V^H(n) H_{jj}^{ls}(n) \} \} \}$	$2MK^2 + K^3$

从表(3-4)可知, 对于式(3-91), 有五种不同的矩阵乘法的结合方式。当  $M \gg K$  时, 第五种结合方式的计算复杂度最低, 第一种和第三种结合方式的计算复杂度相等, 且其计算复杂度最高。因此, 针对多小区多用户 Massive MIMO 系统, 应该采用第五种结合方式对式 (3-91) 进行计算。

这里,利用第 3.3.1 节的 FRRH 子空间跟踪算法对信号子空间  $U_{jj}^S(n)$  进行估计,并结合式 (3-90) 对模糊矩阵  $\Theta(n)$  进行迭代计算,根据式 (3-91) 获取对信道矩阵的  $H_{jj}(n)$  估计,即可给出如表 3-5 所示的基于 FRRH 的半盲信道估计算法的计算步骤及计算复杂度,从表中可以看出基于 FRRH 的半盲信道估计算法进行每次迭代计算的复杂度为  $\mathcal{O}(MK^2)$ 。

表 3-5 基于 FRRH 的半盲信道估计算法

Table 3-5 FRRH-based semi-blind channel estimation algorithm	
参数初始化: $\hat{\Theta}(0) = I_K$ ; FRRH 子空间跟踪算法	计算复杂度
参数初始化参考表 3-3。	(flops)
1. 根据式 (3-6) 计算 $H_{jj}(n)$ 的 LS 估计 $H_{jj}^{ls}(n)$	$MK(\tau+1)$
2. 迭代计算	
For $n=1,2,3,\dots,N$	
接收信号向量: $Y_j(n) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$	
$z(n) = Y_j(n)$	
FRRH 的主要部分 (参考表 3-3)	$3MK + 2M + 5K^2 + \mathcal{O}(K)$
$U_{jj}^S(n) = Q(n)$	
$V(n) = U_{jj}^S(n) \hat{\Theta}(n-1)$	$MK^2$
$d(n) = V^H(n) H_{jj}^{ls}(n)$	$MK^2$
$q(n) = \left[ V^H(n) V(n) + \frac{1}{\mu_\beta \rho_p} I_K \right]^{-1}$	$MK^2 + \mathcal{O}(K^3)$
$t(n) = q(n) d(n)$	$K^3$
$\hat{H}_{jj}(n) = V(n) t(n)$	$MK^2$
End	

### 3.4 计算复杂度的比较

本小节将对基于 EVD 的半盲信道估计、基于 SVD 的半盲信道估计和基于 FRRH 的半盲信道估计的计算复杂度进行分析和比较。根据表 3-1、表 3-2 和表 3-5 可分别给出三种半盲信道估计算法的计算复杂度表达式如下

$$flops_{EVD-based} = \frac{4}{3}M^3 + NM^2 + 8MK^2\tau + (4\tau+2)MK + \mathcal{O}(K^3) \quad (3-93)$$

$$flops_{SVD-based} = 11M^3 + NM^2 + 2M^2K + (\tau+1)MK \quad (3-94)$$

$$flops_{FRRH-based} = 4NMK^2 + (3N + \tau + 1)MK + 2NM + N\mathcal{O}(K^3) \quad (3-95)$$

由于信道的相干时间有限,因此,在相干时间内每个 UT 所能发送的信号样本

数  $N$  也将受到限制。为了便于对上述三种半盲信道估计算法的计算复杂度进行比较, 这里定义参数  $\omega = \frac{M}{K}$ , 并令  $\tau = K$ , 则可得到如图 3-1 所示的比较结果。由图 3-1 可知, 当  $N$  和  $\omega$  的值均保持不变时, 三种算法的计算复杂度均随着  $K$  值的增大而增加; 同样, 当  $N$  及  $K$  的值均保持不变时, 三种算法的计算复杂度也均随着参数  $\omega$  值的增大而增加, 并且基于 EVD 的半盲信道估计算法和基于 FRRH 的半盲信道估计算法的计算复杂度均明显低于基于 SVD 的半盲信道估计算法的计算复杂度, 亦即, 基于 SVD 的半盲信道估计算法的计算复杂度一直是最高。当  $N$  和  $\omega$  的值均保持不变,  $K$  的值从 10 增加到 30 时, 三种算法的计算复杂度均上升了约 15dB。同时, 当  $N$  及  $K$  的值均保持不变,  $\omega$  的值从 10 增加到 100 时, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法的计算复杂度上升了约 10dB, 基于 EVD 的半盲信道估计算法的计算复杂度上升了约 25dB, 基于 SVD 的半盲信道估计算法的计算复杂度则上升了约 30dB。当  $\omega$  的值较小 (如  $\omega < 20$ ) 时, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法和基于 EVD 的半盲信道估计算法的计算复杂度几乎相当; 当  $\omega$  的值较大 (如  $\omega > 20$ ) 时, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法的计算复杂度最低。

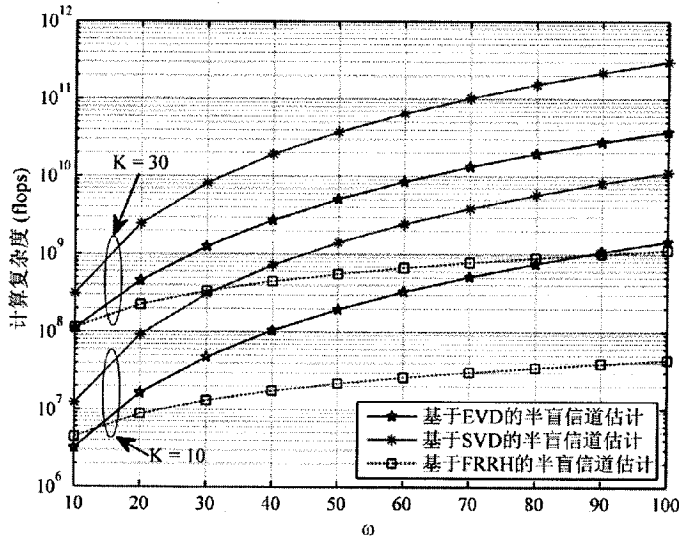


图 3-1  $N=100$ ,  $K$  分别为 10 和 30 时, 不同的  $\omega$  对应的计算复杂度

Figure 3-1 Complexities versus  $\omega$  with  $N=100$  and  $K=10$ ,  $K=30$  respectively

### 3.5 仿真结果分析

考虑 MU-MIMO 系统的上行链路。该系统中有  $L=7$  个蜂窝小区, 即以 一个六边形小区为中心, 周围有 6 个邻近的六边形小区, 每个小区的大小均相等。在每个小区中, BS 端配置有  $M$  根天线, 有  $K=10$  个单天线 UT, 采用 TDD 传输模式,

BPSK (Binary Phase Shift Keying) 调制方式及迫零检测算法, 并将每个 UT 发送的导频序列的长度设为  $\tau=K$ 。本文主要考虑对中心小区 (假设该中心小区的编号为  $j$ ) 中所有 UTs 到该小区中 BS 之间的信道矩阵  $H_{jj}$  进行估计。为了便于研究导频污染对系统性能的影响, 本文对大尺度衰落模型进行了简化。令第  $j$  个小区的 UTs 到第  $j$  个小区的 BS 之间的大尺度衰落系数所组成的矩阵  $D_{jj} = I_K$ ; 当  $i \neq j$  时,  $D_{ji} = \lambda D_{jj}$ , 其中,  $\lambda \in [0,1]$  为小区间干扰因子<sup>[9]</sup>。FRRH 子空间跟踪算法中的遗忘因子  $\beta$  取值为 0.998。记  $\hat{H}_{jj}$  为  $H_{jj}$  的估计结果, 则可定义信道估计的均方误差 (Mean Square Error, MSE) 如下

$$MSE = \frac{\|\hat{H}_{jj} - H_{jj}\|_F}{MK} \quad (3-96)$$

为了对本文所给的基于 FRRH 的半盲信道估计算法的收敛性进行分析, 文中选取 BS 的天线数目  $M=100$ , 信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 为 20 dB, 小区间干扰因子  $\lambda=0.15$ , 并给出了如图 3-2 所示的基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 的值随接收样本数目 ( $N$ ) 的变化情况。图 3-2 是 1000 次仿真结果的平均, 从图中可以看出: 当接收样本数目  $N < 200$  时, 随着  $N$  的增加, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 值逐渐降低, 且在  $N$  从 0 增加到 200 的过程中, MSE 的值下降的速度逐渐降低; 当  $N > 200$  时, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 值逐渐收敛于 0.01。综上可知, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法具有较好的收敛性能, 且在上述仿真条件下, 基于 FRRH 的半盲信道估计算法在接收样本数目约为 200 时即可达到收敛。

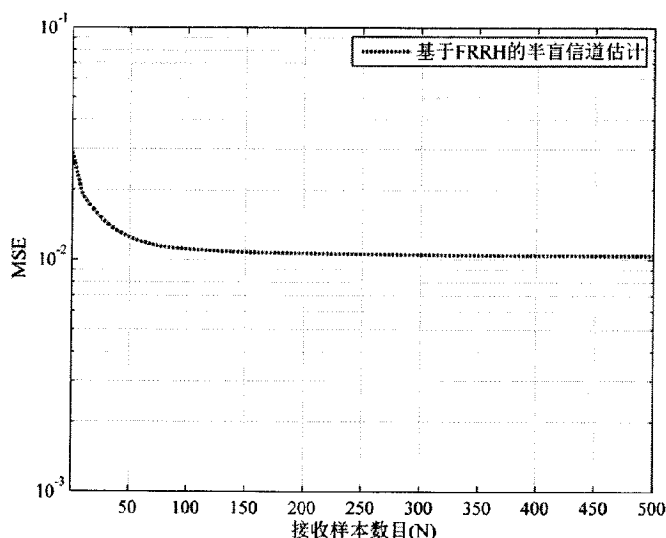


图 3-2  $M=100$ ,  $SNR=20$  dB,  $\lambda=0.15$  时, MSE 随接收样本数目 ( $N$ ) 的变化情况

Figure 3-2 MSE versus number of sample data ( $N$ ) with  $M=100$ ,  $SNR=20$  dB and  $\lambda=0.15$

下面将在不同的条件下对 LS 信道估计算法、基于 EVD 的半盲信道估计算法、基于 SVD 的半盲信道估计算法和基于 FRRH 的半盲信道估计算法这四种算法的估计性能进行分析和比较。

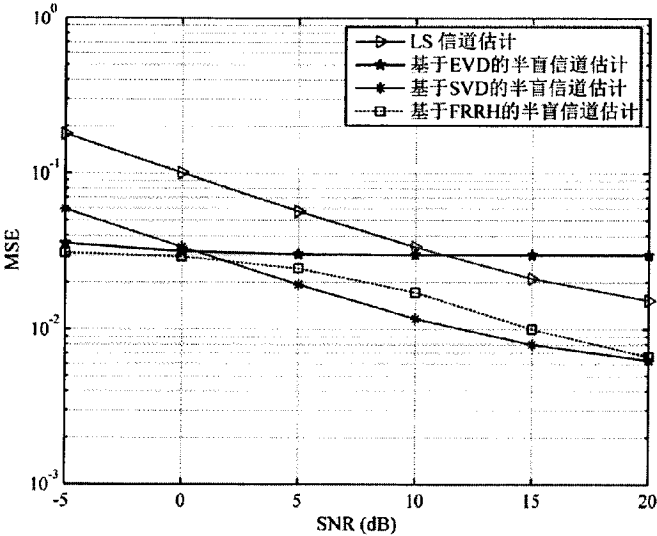


图 3-3  $M=100$ ， $N=100$ ， $\lambda=0.15$  时，MSE 随 SNR 的变化情况

Figure 3-3 MSE versus SNR with  $M=100$ ， $N=100$  and  $\lambda=0.15$

图 3-3 给出了四种信道估计算法的 MSE 值随 SNR 的变化情况。其中，仿真参数为： $M=100$ ， $N=100$ ， $\lambda=0.15$ ，SNR 的值由-5 dB 增加到 20 dB。由图 3-3 可以看出，随着 SNR 值的增加，LS 信道估计、基于 SVD 的半盲信道估计和基于 FRRH 的半盲信道估计这三种算法的 MSE 值均显著降低，而且基于 SVD 的半盲信道估计和基于 FRRH 的半盲信道估计这两种半盲信道估计算法的 MSE 值均明显低于 LS 信道估计的 MSE 值。由于在实际的通信场景中，信道矩阵的列向量之间并不能保证完全正交，因此在基于 EVD 的半盲信道估计算法中给出的模糊矩阵是对角矩阵的结论是不恰当的，模糊矩阵的计算问题并没有完全解决。这样就产生了图 3-3 所示的结果，即随着 SNR 值的增加，基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 值基本保持不变。当  $SNR < 10$  dB 时，基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 值一直低于 LS 信道估计算法的 MSE 值，但在 SNR 的值增加到 10 dB 的过程中，两种算法 MSE 之间的差值的绝对值却逐渐减小；而当  $SNR > 10$  dB 时，LS 信道估计算法的 MSE 值开始明显低于基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 值，两种算法 MSE 之间的差值的绝对值也随着 SNR 值的增加而增大。当  $SNR < 0$  dB 时，基于 FRRH 半盲信道估计算法能够取得比基于 SVD 的半盲信道估计算法更低 MSE，和基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 性能相当；而当  $SNR > 0$  dB 时，基于 FRRH 半盲信道估计算法的 MSE 性能明显优于基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 性

能，并能取得与基于 SVD 的半盲信道估计算法相近似地 MSE 性能。

图 3-4 给出了当  $M=100$ ， $N=100$ ， $\lambda=0.15$ ，且 SNR 的值由 -5 dB 增加到 20 dB 时，四种信道估计算法的误码率 (Bit Error Rate, BER) 随 SNR 的变化情况。由图可以看出，随着 SNR 值的逐渐增加，LS 信道估计、基于 SVD 的半盲信道估计和本文给出的基于 FRRH 的半盲信道估计三种算法的 BER 值均显著降低，而基于 EVD 的半盲信道估计算法的 BER 值基本保持不变。当  $SNR < 10\text{dB}$  时，基于 FRRH 的半盲信道估计算法能够取得最低的 BER 值，且基于 FRRH 的半盲信道估计算法和基于 SVD 的半盲信道估计算法的误码率性能均明显优于 LS 信道估计算法；当  $SNR > 10\text{dB}$  时，LS 信道估计、基于 SVD 的半盲信道估计和基于 FRRH 的半盲信道估计三种算法的 BER 值均能降到  $10^{-4}$  以下。

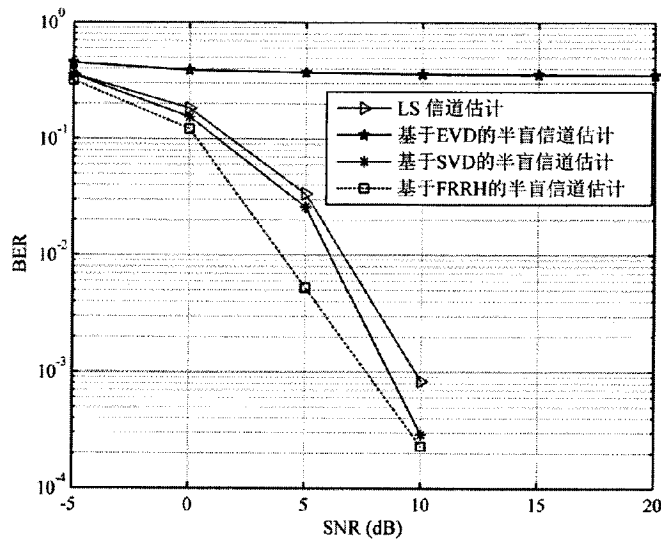


图 3-4  $M=100$ ， $N=100$ ， $\lambda=0.15$  时，BER 随 SNR 的变化情况

Figure 3-4 BER versus SNR with  $M=100$ ， $N=100$  and  $\lambda=0.15$

图 3-5 和图 3-6 分别给出了在给定  $N=100$ ， $\lambda=0.15$  的条件下，当 SNR 分别为 10 dB 和 20 dB 时，LS 信道估计算法、基于 EVD 的半盲信道估计算法、基于 SVD 的半盲信道估计算法和基于 FRRH 的半盲信道估计算法这四种算法的 MSE 的值随 BS 端天线数目 ( $M$ ) 的变化情况。由图 3-5 和图 3-6 均可看出，随着 BS 端天线数目的增加，信道矩阵的渐进正交性随之增强，并使得不同 UT 之间的干扰逐渐减弱，四种信道估计算法的 MSE 值均明显随之下降。由图 3-5 可以看出，当  $SNR=10\text{dB}$  且  $M$  的值较大时，基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 性能明显优于 LS 信道估计；基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 的值略高于基于 SVD 的信道估计算法，但两种算法对应的 MSE 差值的绝对值仍然较小。图 3-6 对应的是  $SNR=20\text{dB}$  时的仿真结果，从图中可以看出，LS 信道估计的 MSE 性能显著优于



基于 EVD 的半盲信道估计算法；基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 性能则与基于 SVD 的半盲信道估计算法的 MSE 性能基本相当。

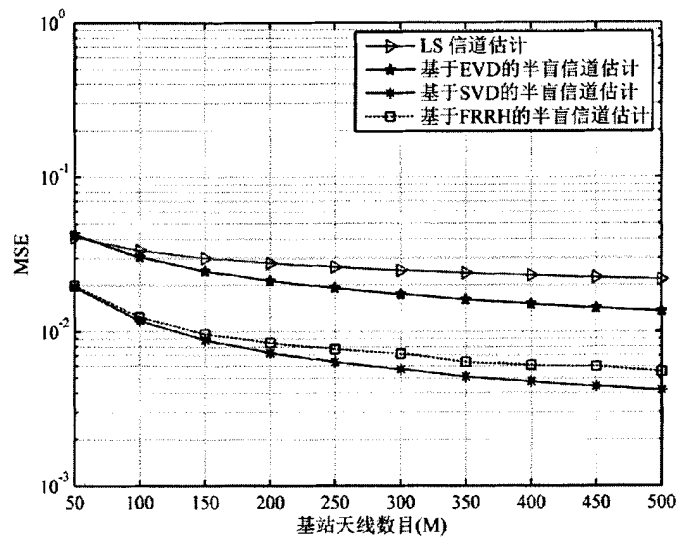


图 3-5  $N=100$ ， $SNR=10\text{ dB}$ ， $\lambda=0.15$  时，MSE 随基站天线数目 ( $M$ ) 的变化情况  
Figure 3-5 MSE versus  $M$  with  $N=100$ ， $SNR=10\text{ dB}$  and  $\lambda=0.15$

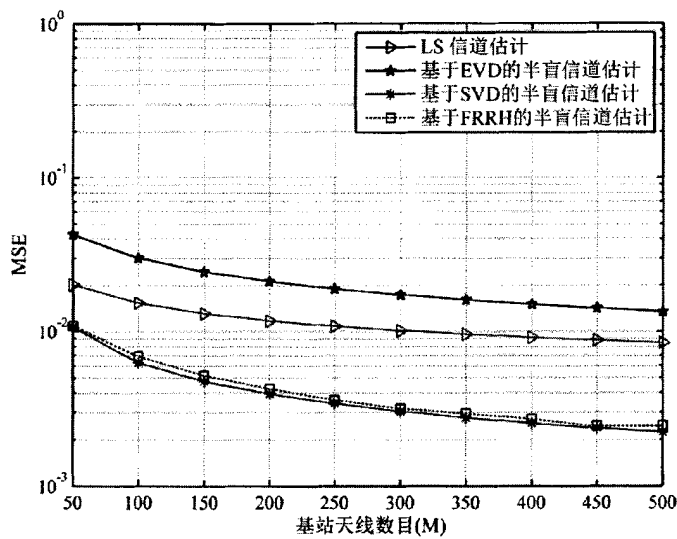


图 3-6  $N=100$ ， $SNR=20\text{ dB}$ ， $\lambda=0.15$  时，MSE 随基站天线数目 ( $M$ ) 的变化情况  
Figure 3-6 MSE versus  $M$  with  $N=100$ ， $SNR=20\text{ dB}$  and  $\lambda=0.15$

结合图 3-5 和图 3-6 可知，基于 FRRH 的半盲信道估计算法和基于 SVD 的半盲信道估计算法的 MSE 性能均明显优于 LS 信道估计算法及基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 性能。基于 FRRH 的半盲信道估计算法能够取得和基于 SVD 的半盲信道估计算法相近似的 MSE 性能。同时，在 SNR 和  $M$  的值比较大情况下，

基于 FRRH 的半盲信道估计算法具有更好的 MSE 性能。

在给定了  $M=100$ ， $N=100$ ， $SNR=20\text{ dB}$  的条件下，本文对多小区多用户 Massive MIMO 系统中导频污染对信道估计算法性能的影响进行了仿真实验，仿真结果如图 3-7 所示。随着在小区间干扰因子  $\lambda$  值的增加，Massive MIMO 系统中邻近小区间对中心小区的干扰将会增加，导频污染也将随之增强。从图 3-7 中可以看出，在  $\lambda$  的值从 0 增加到 1 的过程中，基于 EVD 的半盲信道估计算法的 MSE 值一直较高，并基本保持不变。LS 信道估计算法、基于 SVD 的半盲信道估计算法和基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 值均随着  $\lambda$  值的增加而增大，而且基于 SVD 的半盲信道估计算法和基于 FRRH 的半盲信道估计算法的 MSE 值均显著低于 LS 信道估计算法的 MSE 值。这说明了，导频污染的增强，将会带来信道估计算法估计性能的降低，进而导致通信系统的性能降低。但是，与传统的 LS 信道估计算法相比，基于 SVD 的半盲信道估计算法和基于 FRRH 的半盲信道估计算法能够明显减轻导频污染对估计性能的影响。

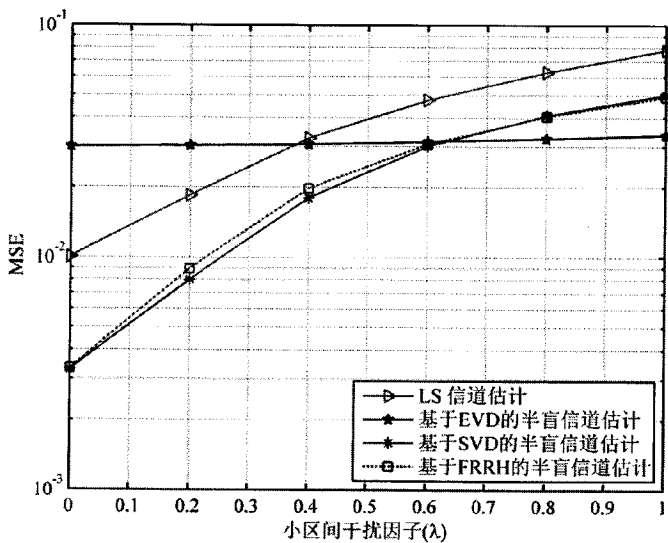


图 3-7  $M=100$ ， $N=100$ ， $SNR=20\text{ dB}$  时，MSE 随  $\lambda$  的变化情况

Figure 3-7 MSE versus  $\lambda$  with  $M=100$ ， $N=100$  and  $SNR=20\text{ dB}$

综合上述的仿真实验结果可知，在多小区多用户 Massive MIMO 系统中，基于 FRRH 的半盲信道估计算法的估计性能与基于 SVD 的半盲信道估计算法基本相当，并明显优于传统的基于导频的 LS 信道估计算法和基于 EVD 的半盲新估计算法。然而，需要注意的是，在多小区多用户 Massive MIMO 系统中通常假设 BS 端的天线数远大于小区中 UT 的数目（即  $M \gg K$ ），基于 FRRH 的半盲信道估计算法的每次迭代计算中只需  $O(MK^2)$  的计算量即可获得对信道矩阵的估计，而基于 SVD 的半盲信道估计算法则需要消耗  $O(M^3)$  的计算量才能获得信道矩阵的估计

结果。因此，与基于 SVD 的半盲信道估计算法相比，基于 FRRH 的半盲信道估计算法具有更高的计算效率，更适合应用于多小区多用户 Massive MIMO 系统中。

### 3.6 本章小结

本章主要对多小区多用户 Massive MIMO 系统中的信道估计技术进行了研究。首先，介绍了两种基于导频的线性信道估计算法：LS 信道估计和 LMMSE 信道估计及两种基于子空间的半盲信道估计算法：基于 EVD 的半盲信道估计和基于 SVD 的半盲信道估计。然后，给出了基于 FRRH 子空间跟踪的半盲信道估计算法的详细推导过程，并对几种半盲信道估计算法的复杂度进行分析和比较。最后，通过仿真实验对几种信道估计算法的性能进行了比较。仿真结果表明，基于 FRRH 的半盲信道估计算法的收敛性能良好，能够取得明显优于 LS 信道估计算法及基于 EVD 的半盲信道估计算法的估计性能，并以较低的计算复杂度获得与基于 SVD 的半盲信道估计算法基本相当的估计性能。同时，基于 FRRH 的半盲信道估计算法和基于 SVD 的半盲信道估计算法均能够显著减轻导频污染对系统性能带来的影响。

## 4 Massive MIMO 检测技术

在信号检测过程中，通常将来自目标发射天线的期望信息流当做是有用的信息，而来自其他发射天线的信息流则被认为是干扰。因此，在对来自目标发射天线的期望信号进行检测的过程中，需要最小化甚至消除来自其他发射天线的干扰信号。在 Massive MIMO 系统中，无线信道的传播环境十分复杂，发送的信号在传播过程中会受到多种干扰和损耗的影响，因此，接收端检测算法的性能将直接影响整个系统的性能。

从理论上讲，最大似然（Maximum Likelihood, ML）检测是性能最优的检测算法，但由于该类算法的计算复杂度较高，不适合应用于 Massive MIMO 系统中。近来，关于 Massive MIMO 系统的研究表明，随着 BS 端天线数目的增加，传统的线性检测技术（如 MRC、ZF 等）即可取得较好的性能，且由于该类算法易于实现，因此，更适合于实际应用。

文献[9]对 MRC、ZF 及 MMSE 三种线性检测算法的能量和频谱效率进行了分析，文献[10]对 MRC 及 MMSE 检测算法的上、下行链路速率进行了推导，并研究了 MRC 算法需要比 MMSE 算法多出多少根天线才能达到与 MMSE 算法相同的检测性能。文献[11]对几种线性检测算法及非线性检测算法的复杂度进行了简单的分析。本节将对三种线性检测算法进行介绍，并分别在单小区和多小区模型下对三种线性检测算法的误码率性能进行仿真分析。

### 4.1 线性检测技术

考虑有  $L$  个小区，且每个小区中含有  $K$  个单天线 UTs 的 Massive MIMO 系统。每个小区的中心有一个配置了  $M$ （ $M \gg K$ ）根天线的 BS，并假设 BS 能够获取准确的信道信息。这里记线性检测器对应的矩阵为  $A \in \mathbb{C}^{K \times M}$ ，对第  $j$  个小区的 BS 接收到的信号  $Y_j$  进行解码后的结果为  $\tilde{X}_j \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 。根据式（2-30），可得

$$\begin{aligned}\tilde{X}_j &= AY_j \\ &= A \left( \sqrt{\rho_\mu} \sum_{i=1}^L G_{ji} X_i + N_j \right) \\ &= \sqrt{\rho_\mu} AG_{jj} X_j + \sqrt{\rho_\mu} \sum_{i=1, i \neq j}^L AG_{ji} X_i + AN_j\end{aligned}\quad (4-1)$$

其中， $X_j = [x_j^1, \dots, x_j^K]$ ， $\tilde{X}_j = [\tilde{x}_j^1, \dots, \tilde{x}_j^K]$ 。 $x_j^k$  是第  $j$  个小区中第  $k$  个 UT 在某一时刻发送的符号， $\tilde{x}_j^k$  是解码后得到的向量的第  $k$  个元素，则  $\tilde{x}_j^k$  可以表示

为

$$\tilde{x}_j^k = \sqrt{\rho_\mu} a_k g_{jj}^k x_j^k + \sqrt{\rho_\mu} \sum_{i=1, i \neq k}^K a_k g_{ji}^i x_j^i + \sqrt{\rho_\mu} \sum_{i=1, i \neq j}^L \sum_{t=1}^K a_k g_{ji}^t x_i^t + a_k n_j^k \quad (4-2)$$

式中,  $a_k$  是矩阵  $A$  的第  $k$  行,  $g_{ji}^i$  是  $G_{ji}$  的第  $i$  列。对于一个固定的信道矩阵  $G_{ji}$ , 其噪声加干扰项是一个均值为零且方差为  $\rho_\mu \sum_{i=1, i \neq k}^K |a_k g_{ji}^i|^2 + \rho_\mu \sum_{i=1, i \neq j}^L \sum_{t=1}^K |a_k g_{ji}^t|^2 + \|a_k\|^2$  的随机变量。假设该项是加性高斯白噪声并与  $x_j^k$  独立, 则可根据式 (4-2), 给出第  $j$  个小区中第  $k$  个 UT 可以取得的上行链路速率表达式如下

$$R_{jk} = \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu |a_k g_{jj}^k|^2}{\rho_\mu \sum_{i=1, i \neq k}^K |a_k g_{ji}^i|^2 + \rho_\mu \sum_{i=1, i \neq j}^L \sum_{t=1}^K |a_k g_{ji}^t|^2 + \|a_k\|^2} \right) \right\} \quad (4-3)$$

#### 4.1.1 MRC 检测技术

MRC 算法是一种最简单的线性检测算法, 使用该算法的前提是信道矩阵有较好的正交性。对于第  $j$  个小区, MRC 算法的检测矩阵可以表示为

$$A = G_{jj}^H \quad (4-4)$$

其中,  $a_k = (g_{jj}^k)^H$ 。

利用 Massive MIMO 系统中信道矩阵的渐进正交性, 由式 (2-31) 和 (2-32) 可知, 当 BS 端的天线数目  $M \rightarrow \infty$  时, 可将式 (4-1) 简化为下式

$$\begin{aligned} \tilde{X}_j &= AY_j \\ &= G_{jj}^H \left( \sqrt{\rho_\mu} \sum_{i=1}^L G_{ji} X_i + N_j \right) \\ &= \sqrt{\rho_\mu} M D_{jj}^2 X_j + G_{jj}^H N_j \end{aligned} \quad (4-5)$$

由式 (4-5) 可知, 在 Massive MIMO 系统中, 假设 BS 能够获得准确的信道信息, 则当 BS 端的天线数目趋于无穷大时, 只需使用简单的 MRC 检测算法即可消除小区间的干扰, 从而取得最优的检测性能。由于,  $D_{jj}$  是对角矩阵, 且其对角线上的元素为已知值, 因此, 可将式 (4-2) 给出的  $\tilde{x}_j^k$  的表达式可以重新表示为

$$\tilde{x}_j^k = \sqrt{\rho_\mu} M \beta_{jkk} x_j^k + (g_{jj}^k)^H n_j^k \quad (4-6)$$

于是, 根据式 (4-6), 即可给出如下所示的式 (4-3) 的简化表达式

$$R_{jk}^{MRC} = \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu M^2 \beta_{jkk}^2}{\left\| (g_{jj}^k)^H \right\|^2} \right) \right\} \quad (4-7)$$

接下来, 利用 Jensen 不等式, 并且当  $M \rightarrow \infty$  时, 可给出如下所示的式 (4-7)

的下界

$$\begin{aligned}
 R_{jk}^{MRC} &\geq \log_2 \left( 1 + \rho_\mu M^2 \beta_{jjk}^2 \mathbb{E} \left( \frac{1}{\|g_{jj}^k\|^2} \right) \right) \\
 &= \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu M^2 \beta_{jjk}^2}{(M-1)\beta_{jjk}} \right) \rightarrow \log_2 (1 + \rho_\mu M \beta_{jjk})
 \end{aligned} \tag{4-8}$$

式 (4-8) 给出了对于 MRC 检测算法, 第  $j$  个小区中第  $k$  个 UT 可达的上行链路速率的下界。

#### 4.1.2 ZF 检测技术

ZF 检测利用信道矩阵  $G$  的伪逆消除由  $G$  所引入信号分量之间的干扰, 对于第  $j$  个小区, ZF 算法的检测矩阵可以表示为

$$A = (G_{jj}^H G_{jj})^{-1} G_{jj}^H \tag{4-9}$$

由式 (4-9) 可知, 在式 (4-9) 的等式两边同时右乘  $G_{jj}$  可得

$$AG_{jj} = I_K \tag{4-10}$$

又根据式 (2-31) 给出的 Massive MIMO 系统中信道矩阵的渐进正交性, 则有

$$AG_{ji} = \mathbf{0}_K, \text{ 如果 } i \neq j \tag{4-11}$$

因此, 由式 (4-10) 和式 (4-11) 可给出矩阵  $A$  的第  $k$  行向量  $a_k$  和矩阵  $G_{jj}$  的第  $t$  列向量  $g_{jt}^t$  乘积的关系式为

$$a_k g_{jt}^t = \begin{cases} 1 & \text{如果 } i = j \text{ 且 } t = k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{4-12}$$

因此, 将式 (4-12) 的代入式 (4-3), 可将式 (4-3) 可简化为下式

$$R_{jk}^{ZF} = \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu}{[AA^H]_{kk}} \right) \right\} = \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu}{[(G_{jj}^H G_{jj})^{-1}]_{kk}} \right) \right\} \tag{4-13}$$

式中,  $[\cdot]_{kk}$  表示矩阵第  $k$  行第  $k$  列的元素。

根据式 (2-32), 并利用 Jensen 不等式, 则当  $M \rightarrow \infty$  时, 可将式 (4-13) 化为

$$\begin{aligned}
 R_{jk}^{ZF} &\geq \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu}{\mathbb{E} [(G_{jj}^H G_{jj})^{-1}]_{kk}} \right) \\
 &\rightarrow \log_2 \left( 1 + \frac{\rho_\mu}{1/(M\beta_{jjk})} \right) = \log_2 (1 + \rho_\mu M \beta_{jjk})
 \end{aligned} \tag{4-14}$$

式 (4-14) 给出了对于 ZF 检测算法, 第  $j$  个小区中第  $k$  个 UT 可达的上行链

路速率的下界。

### 4.1.3 MMSE 检测技术

文献[55]中利用最小均方误差准则对 MMSE 检测算法进行了推导, 与 ZF 检测相比, MMSE 检测将噪声对信号的影响考虑在内, 其检测矩阵为

$$A = \left( G_{jj}^H G_{jj} + \frac{1}{\rho_u} I_K \right)^{-1} G_{jj}^H \quad (4-15)$$

由文献[9]可知, 矩阵  $A$  的第  $k$  行  $a_k$  可以表示为

$$a_k = \left( G_{jj}^H G_{jj} + \frac{1}{\rho_u} I_K \right)^{-1} g_{jj}^k = \frac{\Lambda_k^{-1} g_{jj}^k}{(g_{jj}^k)^H \Lambda_k^{-1} g_{jj}^k + 1} \quad (4-16)$$

式中,  $\Lambda_k$  的表达式如下

$$\Lambda_k = \left( \sum_{i=1, i \neq k}^K g_{jj}^i (g_{jj}^i)^H + \frac{1}{\rho_u} I_M \right) \quad (4-17)$$

将式 (4-16) 代入式 (4-3) 可得

$$\begin{aligned} R_{jk}^{MMSE} &= \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( 1 + (g_{jj}^k)^H \Lambda_k^{-1} g_{jj}^k \right) \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( \frac{1}{1 - \left[ G_{jj}^H \left( G_{jj} G_{jj}^H + \frac{1}{\rho_\mu} I_M \right)^{-1} G_{jj} \right]_{kk}} \right) \right\} \end{aligned} \quad (4-18)$$

根据矩阵等式  $A(I + BA)^{-1} = (I + AB)^{-1} A$ , 可得如下的关系式

$$\begin{aligned} G_{jj}^H \left( G_{jj} G_{jj}^H + \frac{1}{\rho_\mu} I_M \right)^{-1} G_{jj} &= \left( G_{jj}^H G_{jj} + \frac{1}{\rho_\mu} I_K \right)^{-1} G_{jj}^H G_{jj} \\ &= (\rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} + I_K)^{-1} (\rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} + I_K - I_K) \\ &= I_K - (\rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} + I_K)^{-1} \end{aligned} \quad (4-19)$$

这样, 利用式 (4-19), 即可得出下式成立

$$\begin{aligned} 1 - \left[ G_{jj}^H \left( G_{jj} G_{jj}^H + \frac{1}{\rho_\mu} I_M \right)^{-1} G_{jj} \right]_{kk} &= 1 - \left[ I_K - (\rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} + I_K)^{-1} \right]_{kk} \\ &= \left[ I_K - I_K + (\rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} + I_K)^{-1} \right]_{kk} \\ &= \left[ (\rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} + I_K)^{-1} \right]_{kk} \end{aligned} \quad (4-20)$$

显然, 将式 (4-20) 代入 (4-18), 可将式 (4-18) 简化为

$$R_{jk}^{MMSE} = \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( \frac{1}{\left[ \left( I_K + \rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} \right)^{-1} \right]_{kk}} \right) \right\} \quad (4-21)$$

为了求出式 (4-21) 的下界, 首先, 需要定义临时变量  $\varpi_k$

$$\varpi_k = \frac{1}{\left[ \left( I_K + \rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} \right)^{-1} \right]_{kk}} \quad (4-22)$$

接着, 将式 (4-22) 代入式 (4-21) 中可得

$$\begin{aligned} R_{jk}^{MMSE} &= \mathbb{E} \{ \log_2 (\varpi_k) \} \\ &= \mathbb{E} \{ \log_2 (1 + \varpi_k - 1) \} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \log_2 \left( 1 + \frac{1}{(\varpi_k - 1)^{-1}} \right) \right\} \end{aligned} \quad (4-23)$$

利用 Jensen 不等式, 则当  $M \rightarrow \infty$  时, 可得到如下所示式 (4-23) 的下界

$$\begin{aligned} R_{jk}^{MMSE} &\geq \log_2 \left( 1 + \mathbb{E} \left( \frac{1}{(\varpi_k - 1)^{-1}} \right) \right) \\ &= \log_2 \left( 1 + \left( \mathbb{E} \left( \frac{1}{\left[ \left( I_K + \rho_\mu G_{jj}^H G_{jj} \right)^{-1} \right]_{kk}} - 1 \right) \right)^{-1} \right) \\ &\rightarrow \log_2 (1 + \rho_\mu M \beta_{jk}) \end{aligned} \quad (4-24)$$

式 (4-24) 给出了对于 MMSE 检测算法, 第  $j$  个小区中第  $k$  个 UT 可达的上行链路速率的下界。

综上, 三种线性检测算法中: MRC 检测算法原理最为简单, 且在运算过程中所需的计算量最低; ZF 和 MMSE 检测算法的计算量基本相当, 且均高于 MRC 检测算法计算量。在传统的 MU-MIMO 系统中, MRC 检测算法的性能是最差的, 但是在 Massive MIMO 系统中, 当 BS 端的天线数目趋于无穷大时, MRC 算法也能够取得趋于最优的检测性能。同时, 对于三种检测算法, 中心小区中每个 UT 能够取得的上行链路速率的下界是相等的。

## 4.2 仿真结果分析

信号检测算法主要通过减轻或消除来自其他发射天线的信号对目标信号的干扰, 从而达到从接受信号中恢复出由于的目标信号的目的。因此, 检测算法的性



能将会受到不同干扰强度的影响。在单小区多用户模型中，存在的干扰主要是同一小区内用户间的干扰，即当信道矩阵的列向量之间有较强的相关性时，同一小区的用户发射的信号会对目的用户发射的信号造成干扰。然而，在 Massive MIMO 系统中，随着 BS 端天线数目的增加，信道矩阵的列向量之间的相关性将会降低，并逐渐趋于正交，同一小区内用户间的干扰将会逐渐消失。简单的线性检测算法将能够取得渐进最优的检测性能。在多小区多用户模型中，除了存在由同一小区内用户带来的小区内干扰，还包括由于不同小区间的复用相同的导频信号带来的导频污染。下面两节将给出上述几种线性检测算法分别在单小区模型和多小区模型中的性能仿真结果。

4.2.1 单小区模型中的仿真分析

考虑只包括一个六边形小区的无线通信系统，且在该小区的中心有一个 BS。该 BS 配置有  $M$  根天线的，并可以同时为  $K$  ( $M \gg K$ ) 个单天线 UTs 提供服务。该系统中的信号调制方式为 BPSK (Binary Phase Shift Keying)，传输模式则采用 TDD 模式。为了分析上的方便，这里将忽略大尺度衰落对系统性能的影响，即令  $D = I_K$ ，对大尺度衰落模型进行简化。

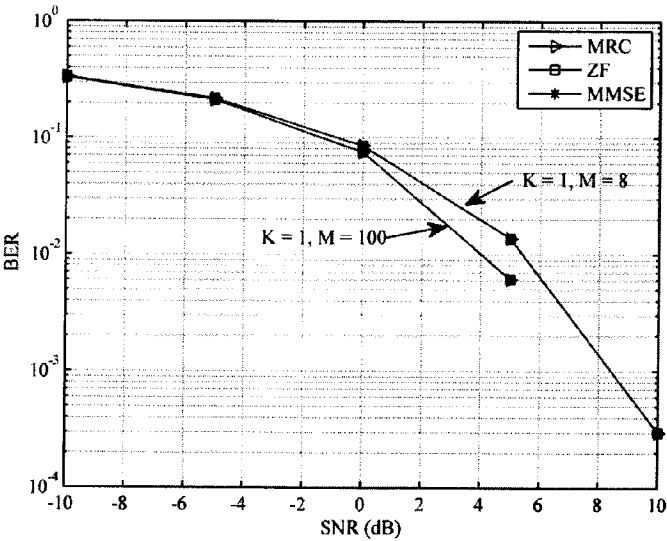


图 4-1  $M$  分别为 8 和 100,  $K=1$  时，误码率随 SNR 的变化情况

Figure 4-1 BER versus SNR with  $K=1$  and  $M=8$ ,  $M=100$  respectively

图 4-1 给出了在单小区单用户的情况下，当 BS 端的天线数目  $M$  分别为 8 和 100 时，三种线性检测算法对应的误码率随 SNR 的变化情况。在单小区单用户通信系统中，不同用户间的干扰消失，当 BS 端的天线数目固定时，检测算法的性能

主要受到系统噪声的影响。从图中可看出，当  $M$  取不同的值时，三种线性检测算法均具有相同的误码率性能，且其误码率均随着 SNR 值的增加而显著降低。在  $M=100$  时，三种线性检测算法的误码率均明显低于  $M=8$  时对应的误码率值，而且三种检测算法的误码率均在  $SNR>5\text{ dB}$  时就可以达到  $10^{-4}$  以下。在  $M=100$  时，三种检测算法的误码率则需要在  $SNR>10\text{ dB}$  时才可以达到  $10^{-4}$  以下。这表明在 Massive MIMO 系统中，随着 BS 端天线数目的增加，系统噪声对发射信号的干扰逐渐减弱，线性检测算法在较低的 SNR 时即可获得理想的检测性能。

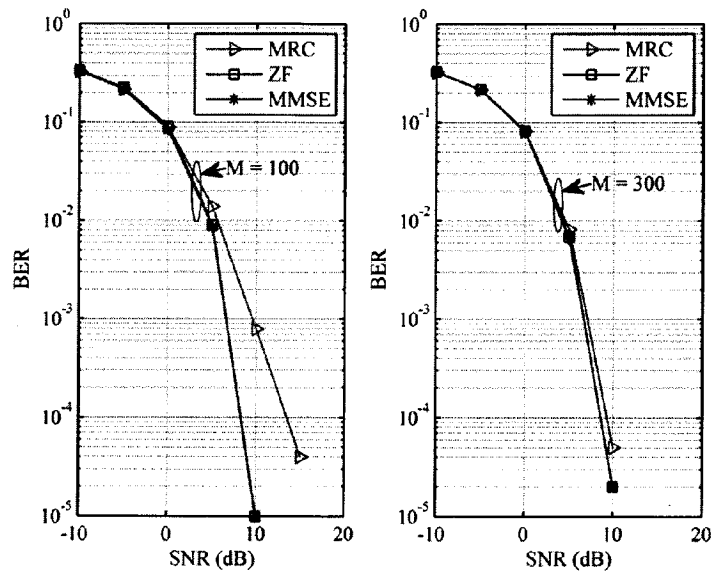


图 4-2  $M$  分别为 100 和 300， $K=10$  时，误码率随 SNR 的变化情况

Figure 4-2 BER versus SNR with  $K=10$  and  $M=100$ ,  $M=300$  respectively

为了在单小区多用户情形下，对三种线性检测算法的性能进行分析和比较，文中给出了如图 4-2 所示，在小区中 UTs 的数目  $K=10$ ，BS 端的天线数目  $M$  分别为 100 和 300 的条件下，三种线性检测算法的误码率随 SNR 的变化情况。通过对图 4-2 进行分析可知，ZF 和 MMSE 这两种算法能够取得相同的检测性能，二者的误码率的值均随 SNR 的增加而显著降低。图 4-2 中的左图对应的是  $M=100$  时三种算法误码率的仿真结果。在 SNR 的值较低，如  $SNR<0\text{ dB}$  时，三种线性检测算法对应的误码率值基本相同；在 SNR 由  $0\text{ dB}$  增加到  $15\text{ dB}$  的过程中，MRC 检测算法的误码率略高于 ZF 和 MMSE 检测算法对应的误码率。另外，对 ZF 和 MMSE 这两种检测算法而言，其误码率均在 SNR 的值约为  $8\text{ dB}$  时就可以降低到  $10^{-4}$  以下，而 MRC 检测算法则需要在 SNR 的值增加到约为  $14\text{ dB}$  时才可以获得低于  $10^{-4}$  的误码率。图 4-2 中的右图对应的是  $M=300$  时的仿真结果。从图中可以看出，三种线性检测算法能够获取几乎相当的误码率性能，并均在 SNR 的值小于  $10\text{ dB}$  时，即

可获得低于  $10^{-4}$  的误码率。因此，在单小区多用户 Massive MIMO 系统中，随着 BS 端的天线数目的增加，信道矩阵的渐进正交性逐渐增强，同一个小区内用户间的干扰减轻，简单的 MRC 检测算法的误码率性能与 ZF 和 MMSE 检测算法的误码率性能几乎相当，且三种线性检测算法均可以在较低的 SNR 的情况下取得理想的信号检测性能。

#### 4.2.2 多小区模型中的仿真分析

考虑 MU-MIMO 系统的上行链路。该系统中有  $L=7$  个六边形小区，即以一个六边形小区为中心，周围有 6 个邻近的六边形小区，且每个小区的大小均相等。本文主要考虑对中心小区（假设该中心小区的编号为  $j$ ）中 BS 接收到的信号进行解码。在每个小区中，BS 端配置有  $M$  根天线，并有  $K=10$  个单天线 UTs，采用 TDD 传输模式及 BPSK 调制方式。为了便于研究小区间干扰对信号检测算法性能的影响，本文对大尺度衰落模型进行了简化。令第  $j$  个小区的 UTs 到第  $j$  个小区的 BS 之间的大尺度衰落系数所组成的矩阵  $D_{jj} = I_K$ ；当  $i \neq j$  时， $D_{ji} = \lambda D_{jj}$ ，其中， $\lambda \in [0,1]$  为小区间干扰因子。

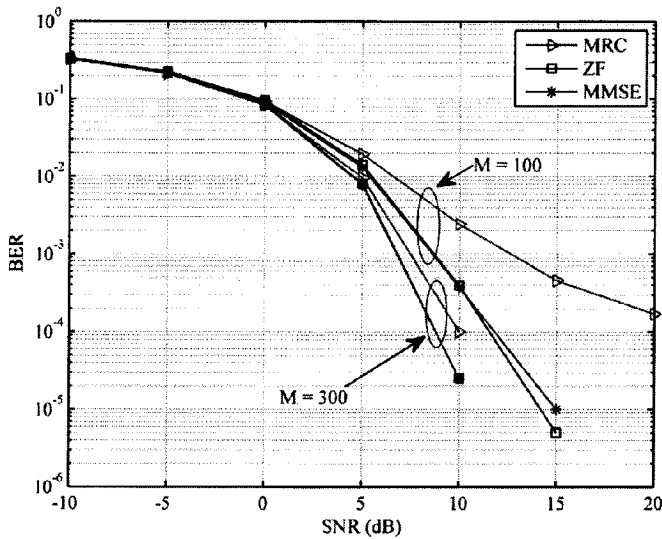


图 4-3  $M$  分别为 100 和 300， $N=100$ ， $\lambda=0.3$  时，误码率随 SNR 的变化情况

Figure 4-3 BER versus SNR with  $N=100$ ,  $\lambda=0.3$  and  $M=100$ ,  $M=300$  respectively

在给定接收样本数目  $N=100$  和小区间干扰因子  $\lambda=0.3$  的条件下，文中分别对 MRC、ZF 及 MMSE 三种线性检测算法在 BS 端的天线数目  $M$  为 100 和 300 时，误码率性能随 SNR 的变化情况进行了研究，其仿真结果如图 4-3 所示。从图中可以看出，随着 SNR 值的增加，三种线性检测算法的 BER 值均明显下降。当  $M=100$

时, ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的误码率性能相当, 并在  $SNR > 5\text{ dB}$  时, 两种检测算法均能够取得比 MRC 检测算法明显要好的误码率性能。ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的误码率均在  $SNR > 12\text{ dB}$  时就可以达到  $10^{-4}$  以下, MRC 算法的误码率则需要在  $SNR > 20\text{ dB}$  才可以达到  $10^{-4}$  以下。当  $M = 300$  时, 三种线性检测算法的误码率均明显低于  $M = 100$  时的误码率, MRC 算法的误码率与 ZF 和 MMSE 两种检测算法的误码率几乎相当, 并均在 SNR 的值约等于  $10\text{ dB}$  时就可以达到  $10^{-4}$  以下。

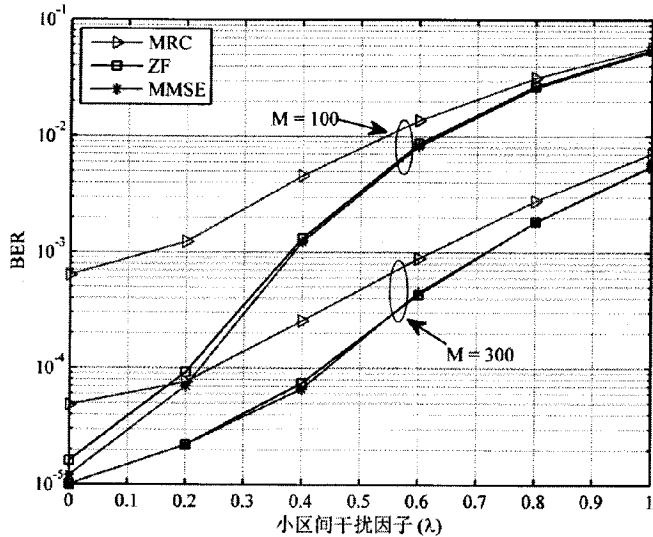


图 4-4  $M$  分别为 100 和 300,  $N = 100$ ,  $SNR = 10\text{ dB}$  时, 误码率随  $\lambda$  的变化情况

Figure 4-4 BER versus  $\lambda$  with  $N = 100$ ,  $SNR = 10\text{ dB}$  and  $M = 100$ ,  
 $M = 300$  respectively

图 4-4 给出了在 BS 端的天线数目  $M$  分别为 100 和 300,  $N = 100$ ,  $SNR = 10\text{ dB}$  时, MRC、ZF 及 MMSE 三种线性检测算法的误码率随小区间干扰因子  $\lambda$  的变化情况。随着在小区间干扰因子  $\lambda$  值的增加, 来自邻近小区的 UT 发送的信号对中心小区的干扰将会增强, 可以看出, 三种线性检测算法的误码率均显著增加。在  $M = 100$  和  $M = 300$  时, ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的误码率性能均基本相当。在  $M = 100$  的情况下, 在小区间干扰因子  $\lambda$  的值由 0 增加到 1 过程中, ZF 和 MMSE 检测算法的误码率提高了约 40 dB, MRC 检测算法的误码率则提高了约 20 dB; 在  $\lambda$  的值较小时, MRC 检测算法的误码率明显要高于 ZF 和 MMSE 检测算法的误码率; 而在  $\lambda$  值较大时, MRC 检测算法的误码率能够取得与 ZF 和 MMSE 检测算法近似的误码率。在  $M = 300$  的情况下, 三种线性检测算法的误码率均显著减低。在  $\lambda$  的值由 0 增加到 1 过程中, ZF 和 MMSE 检测算法的误码率提高了约 30 dB, MRC 检测算法的误码率则提高了约 20 dB。同样, MRC 检测算法能够在  $\lambda$  值较大时取

得与 ZF 和 MMSE 检测算法近似的误码率。

图 4-5 给出了在  $N=100$ ,  $SNR=10\text{dB}$ ,  $\lambda=0.15$  的条件下, MRC、ZF 及 MMSE 三种线性检测算法的误码率随 BS 端的天线数目  $M$  的变化情况。从图中可以看出, 随着  $M$  值的增加, 三种检测算法的 BER 均显著下降。这是因为随着 BS 端的天线数目的增加, 信道矩阵的渐进正交性增强, 邻近小区的 UT 发送的信号对中心小区带来的干扰将会减弱, 检测算法能够更容易获取期望的信号。同时, ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的误码率性能相当, 并优于 MRC 检测算法的误码率性能。ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的误码率均在  $M>80$  时就可以降到  $10^{-4}$  以下, MRC 检测算法则需要在  $M=250$  左右时才可以达到  $10^{-4}$ 。

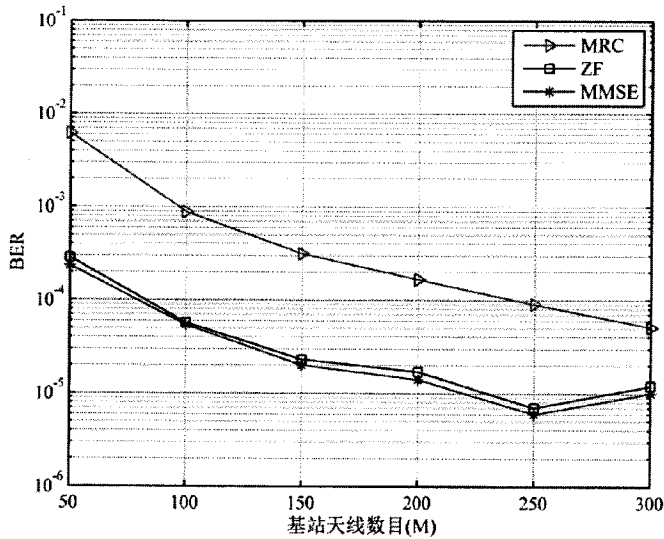


图 4-5  $N=100$ ,  $SNR=10\text{dB}$ ,  $\lambda=0.15$  时, 误码率随  $M$  的变化情况

Figure 4-5 BER versus  $M$  with  $N=100$ ,  $SNR=10\text{dB}$  and  $\lambda=0.15$

综合上述仿真实验的结果可知, 在多小区多用户 Massive MIMO 系统中, ZF 检测算法和 MMSE 检测算法均具有较好的误码率性能, 并优于 MRC 检测算法。然而, 考虑到 MRC 检测算法的计算复杂度较低、实现原理较为简单, 在 BS 端的天线数目较大、SNR 的值较高的条件下, MRC 检测算法能够取得与 ZF 检测算法及 MMSE 检测算法近似的误码率性能。因此, 在实际多小区多用户 Massive MIMO 系统中, MRC 检测算法仍具有较高的应用价值。

4.3 本章小结

本章主要对 Massive MIMO 系统中的信号检测技术进行研究。文中对 MRC、ZF 及 MMSE 三种线性检测算法的原理分别进行了介绍, 并针对每种检测算法, 推

导了在中心小区中每个 UT 的可达上行链路速率的下界。同时, 分别对单小区模型和多小区的模型中, 三种线性检测算法的误码率性能进行仿真分析。仿真结果表明, 三种线性检测算法均能够取得较好的检测性能。在单小区 Massive MIMO 系统中, 当 BS 端的天线数目增大时, MRC 检测算法在较低的 SNR 情况下即可取得与 ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的近似的误码率性能。在多小区 Massive MIMO 系统中, ZF 检测算法和 MMSE 检测算法的误码率性能相当, 并优于 MRC 检测算法。然而, 随着多小区 Massive MIMO 系统中 BS 端的天线数目的增大, 且在 SNR 的值较大时, MRC 检测算法同样可以取得与 ZF、MMSE 检测算法近似的性能。综上, 在 Massive MIMO 系统中, 随着 BS 端的天线数目的增大, 简单线性检测算法就可以获得较好的误码率性能。

## 5 结论

### 5.1 全文总结

近年来,随着移动互联网及物联网的快速兴起,带来了无线移动设备和服务的激增,并使得人们对无线移动通信系统的性能要求不断提高。虽然,目前 4G 移动网络已在全球多个国家得到广泛部署,但是在当前技术条件下,4G 移动网络在能够支持的数据速率方面已经达到了理论极限,其将不能很好地应对未来移动通信需求的挑战。因此,为了满足未来移动通信系统在能量效率、频谱效率、信道容量及可靠性等方面的更高要求,各国研究学者均开始对 5G 移动通信技术进行深入研究。与传统的多用户 MIMO 技术相比,通过使用 Massive MIMO 技术将会使得系统性能在多个方面都能得到显著提升。然而,为了充分获取 Massive MIMO 技术的潜在技术优势,还需要研究如何以较低的计算复杂度获取对信道状态信息的准确估计及从接收信号有效地恢复原始目标信号。这里将本文的所做的主要工作概括如下:

(1) 对无线衰落信道模型、导频污染及传统的 MIMO 技术进行了分析和介绍,并在此基础上给出了 Massive MIMO 系统模型,以及通过计算机仿真实验对 Massive MIMO 系统中信道矩阵的渐进正交性进行分析。

(2) 针对多小区多用户 Massive MIMO 系统,提出了一种低复杂度的基于子空间跟踪的半盲信道估计算法。该算法通过利用 FRRH 子空间跟踪算法,降低了对接收信号自相关矩阵的信号子空间估计过程的计算量;并给出了一种低复杂的用于对模糊矩阵进行迭代计算的方法。同时,论文还对几种半盲信道估计算法的计算复杂度进行了分析和比较,本文所给出的基于 FRRH 的半盲信道估计算法的计算复杂度明显低于基于 EVD 的半盲信道估计和基于 SVD 的半盲信道估计这两种算法的计算复杂度。文中还通过仿真实验,将本文所提的半盲信道估计算法的收敛性能进行分析,并将其与 LS 信道估计、基于 EVD 的半盲信道估计及基于 SVD 的半盲信道估计的估计性能进行比较。仿真实验结果表明,本文所提的算法在较低的样本数目下即可达到收敛。本文所给出的算法能够取得好于 LS 信道估计和基于 EVD 的半盲信道估计的估计性能,并能够以较低的计算量获取与基于 SVD 的半盲信道估计算法近似的估计性能。同时,文中所提的半盲信道估计算法能有效地检测导频污染对 Massive MIMO 系统的影响。

(3) 针对 Massive MIMO 系统,分别对 MRC、ZF 和 MMSE 这三种线性检

测算法进行了介绍,并给出了对应的每个小区中用户可达上行链路数据速率的下限。同时,文中还分别在对上述三种检测算法在单小区模型和多小区模型中的误码率性能进行了仿真分析。仿真实验结果表明:在单小区模型中,通过增加基站端天线的数目,可使得三种检测算法获得近似相同的检测性能,并均在较低的 SNR 条件下即可达到理想的误码率;在多小区模型中, MRC 检测算法的误码率性能逊于 ZF 和 MMSE 检测算法。当基站端天线的数目增加且 SNR 的值增大时, MRC 检测算法能够获得与 ZF 和 MMSE 检测算法相当的误码率性能。

## 5.2 后续工作展望

Massive MIMO 作为未来 5G 移动通信的核心技术之一,仍存在许多具有挑战性的研究问题。本文主要对 Massive MIMO 系统中的信道估计技术和信号检测技术进行了介绍和分析。由于本人知识水平有限,论文中还存在一些不足之处以及可以继续深入研究的地方,主要包括以下几个方面:

(1) 论文在对 Massive MIMO 系统中的信道进行研究时,假设信道矩阵的元素均为服从独立同分布且具有零均值和单位方差的复高斯变量。然而,在实际通信环境中该假设是无法满足的,将会造成理论仿真结果与实际结果有所差异。因此,在后续的研究中,还需要利用已有的关于 Massive MIMO 系统的测量结果,建立更加符合实际的信道模型。

(2) 在研究不同的小区间干扰对信道估计及信号检测算法性能的变化情况时,对大尺度衰落信道模型进行了简化,忽略了大尺度衰落可能带来的影响。在后续的研究工作中,可以考虑建立更加符合实际传播环境的无线信道衰落模型,以增强算法的鲁棒性。

(3) 在对 Massive MIMO 系统中的信号检测算法进行研究时,假设基站可以获取准确的信道状态信息。实际上,由于系统中干扰的存在,基站获取的对信道矩阵的估计结果均会受到邻近小区的污染。因此,后续可以研究在 Massive MIMO 系统中,当基站不能获取精确的信道状态信息时,线性检测算法性能的变化情况。

另外,后续的研究工作还可以从优化 Massive MIMO 系统中导频序列的设计方案以及设计全新的天线选择方法等方面着手,进一步提高 Massive MIMO 系统的性能。



## 参考文献

- [1] Ghosh A, Zhang J, Andrews J G, et al. 李莉, 孙成功, 王向云译. LTE 权威指南 [M]. 北京 : 人民邮电出版社, 2012.
- [2] Sorensen L, Skouby K E, Dietterle D, et al. User Scenarios 2020 – A Worldwide Wireless Future [R]. Wwf Outlook, 2009.
- [3] Wang C X, Haider F, Gao X Q, et al. Cellular Architecture and Key Technologies for 5G Wireless Communication Networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2):122-130.
- [4] 肖扬. MIMO 多天线无线通信系统 [M]. 北京 : 人民邮电出版社, 2009.
- [5] 魏急波, 熊春林, 张晓瀛, 等. 多天线系统中的迭代信号处理技术 [M]. 北京 : 科学出版社, 2014.
- [6] Marzetta T L. Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(11): 3590-3600.
- [7] Rusek F, Persson D, Lau B K, et al. Scaling up MIMO: Opportunities and Challenges with Very Large Arrays [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(1): 40–60.
- [8] Larsson E G, Edfros O, Tufvesson F, et al. Massive MIMO for Next Generation Wireless Systems [J]. IEEE Communication Magazine, 2014, 52(2): 185-195.
- [9] Ngo H Q, Larsson E G, Marzetta T L. Energy and Spectral Efficiency of Very Large Multiuser MIMO Systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(4):1436-1449.
- [10] Hoydis J, Ten Brink S, Debbah M. Massive MIMO in the UL/DL of Cellular Networks: How Many Antennas Do We Need? [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 160-171.
- [11] Lu L, Li G Y, Swindlehursts A L, Ashikhmin A, Zhang R. An Overview of Massive MIMO: Benefits and Challenges [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 742-758.
- [12] Hoydis J, Hosseini K, Brink S, et al. Making Smart Use of Excess Antennas: Massive MIMO, Small Cells, and TDD [J]. Bell Labs Technical Journal, 2013, 18(2): 5-21.
- [13] Boccardi F, Jr. R W H, Lozmo A, et al. Five Disruptive Technology Directions for 5G [J]. IEEE Communication Magazine, 2013, 52(2): 74-80.
- [14] Andrews J G, Buzzi S, Wan C, et al. What Will 5G Be? [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1065-1082.
- [15] Jungnickel V, Manolankis K, Zirwas W, et al. The Role of Small Cells, Coordinated Multipoint, and Massive MIMO in 5G [J]. IEEE Communication Magazine, 2014, 52(5): 44-51.
- [16] 尤肖虎, 潘志文, 高西奇, 等. 5G 移动通信发展趋势与若干关键技术 [J]. 中国科学:信息科学, 2014, 44(5) : 551-563.
- [17] Panzner B, Zirwas W, Dikerks S, et al. Deployment and Implementation Strategies for Massive MIMO in 5G [J]. Globecom Workshops, 2014: 346-351.
- [18] Jose J, Ashikhmin A, Marzetta T L, et al. Pilot Contamination Problem in Multi-Cell TDD Systems [C]. //IEEE International Symposium on Information Theory, Seoul, Korea, 2009:

- 2184-2188.
- [19] Ngo H Q, Marzetta T L, Larsson E G. Analysis of the Pilot Contamination Effect in Very Large Multicell Multiuser MIMO Systems for Physical Channel Models [C]. //IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Prague, Czech Republic, 2011: 3464-3467.
- [20] Marzetta T L. How Much Training is Required for Multiuser MIMO? [C]. //IEEE Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, 2006: 359-363.
- [21] Beek J J V D, Edfors O, Sandell M, et al. On Channel Estimation in OFDM Systems [C]. //IEEE 45th Vehicular Technology Conference, Chicago, 1995: 25-28.
- [22] Edfors O, Sandell M, Beek J J V D, et al. OFDM Channel Estimation by Singular Value Decomposition [J]. IEEE Transactions on Communications, 1998, 46(7): 931-939.
- [23] Xian M, Su X T. Model-Based Channel Estimation for OFDM Signals in Rayleigh Fading [J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 50(4): 540-544.
- [24] Yin H F, Gesbert D, Filippou M, et al. A Coordinated Approach to Channel Estimation in Large-scale Multiple-antenna Systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 264-273.
- [25] Ma J J, Ping L. Data-aided Channel Estimation in Large Antenna Systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(12): 3111-3124.
- [26] Ngo H Q, Larsson E G. EVD-based Channel Estimation in Multicell Multiuser MIMO Systems with Very Large Antenna Arrays [C]. //IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Kyoto, Japan, 2012: 3249-3252.
- [27] Guo K, Guo Y, Ascheid G. On the Performance of EVD-Based Channel Estimations in MU-Massive-MIMO Systems [C]. //IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications, London, 2013: 1376-1380.
- [28] Hu A Z, Lü T J, Lu Y M. Subspace-based Semi-blind Channel Estimation for Large-scale Multi-cell Multiuser MIMO Systems [C]. //IEEE 77th Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Dresden, 2013: 1-5.
- [29] Cottatellucci L, Muller R R, Vehkaperä M. Analysis of Pilot Decontamination Based on Power Control [C]. //IEEE 77th Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Dresden, 2013: 1-5.
- [30] Muller R R, Cottatellucci L, Vehkaperä M. Blind pilot decontamination [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 773-786.
- [31] Teeti M, Sun J, Gesbert D, et al. The Impact of Physical Channel on Performance of Subspace-Based Channel Estimation in Massive MIMO Systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(9): 4743-4756.
- [32] Choi J W, Lee B, Shim B, et al. Low Complexity Detection and Precoding for Massive MIMO Systems [C]. //IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Shanghai, China, 2013: 2857-2861.
- [33] Vardhan K V, Mohammed S K, Chockalingam A, et al. A Low-complexity Detector for Large MIMO Systems and Multicarrier CDMA Systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(3): 473-485.
- [34] Li P, Murch R D. Multiple Output Selection-LAS Algorithm in Large MIMO Systems [J]. IEEE Communications Letters, 2010, 14(5): 399-401.

- [35] Srinidhi N, Datta T, Chockalingam A, et al. Layered Tabu Search Algorithm for Large-MIMO Detection and A Lower Bound on ML Performance [J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 59(11): 1-5.
- [36] 康凯, 钟子发, 燕展, 等. 用于多用户大规模 MISO 信号检测的改进主动禁忌搜索算法 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30(10): 3057-3060.
- [37] Zhou Q, Ma X. Element-Based Lattice Reduction Algorithms for Large MIMO Detection [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 274-286.
- [38] Rappaport T S. 蔡涛, 李旭, 杜振民, 等译. 无线通信原理与应用 [M]. 第二版. 北京: 电子工业出版社, 2012.
- [39] Gao X, Edfors O, Rusek F, et al. Linear Pre-coding Performance in Measured Very-large MIMO Channels [C]. //IEEE Vehicular Technology Conference, 2011: 1-5.
- [40] Payami S, Tufvesson F. Channel Measurements and Analysis for Very Large Array Systems At 2.6 GHz [C]. //IEEE European Conference on Antennas and Propagation, 2012: 433-437.
- [41] Gao X, Tufvesson F, Edfors O, et al. Measured Propagation Characteristics for Very-large MIMO at 2.6 GHz [C]. // The Forty Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2012: 295-299.
- [42] Hoydis J, Hoek C, Wild T, et al. Channel Measurements for Large Antenna Arrays [C]. //2012 International Symposium on Wireless Communication Systems, Pairs, 2012: 811-815.
- [43] Gao X, Tufvesson F, Edfors O. Massive MIMO Channels - Measurements and Models [C]. // 2013 Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2013: 280-284.
- [44] Zheng K, Ou S, Yin X. Massive MIMO Channel Models: A Survey [J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2014, 2014(11): 1-10.
- [45] Wu S, Wang C X, Haas H, et al. A Non-Stationary Wideband Channel Model for Massive MIMO Communication Systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(3): 1.
- [46] 张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [47] Comon P, Golub G H. Tracking a Few Extreme Singular Values and Vectors in Signal Processing [J], Proc IEEE, 1990, 78(8): 1327-1343.
- [48] Yang B. Projection Approximation Subspace Tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(1): 95-107.
- [49] Abed-meraim K, Chkeif A, Hua Y. Fast Orthonormal PAST Algorithm [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2000, 7(3): 60-62.
- [50] Badeau R, David B, Richard G. Fast Approximated Power Iteration Subspace Tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 2931-2941.
- [51] Strobach P. The Fast Recursive Row-Householder Subspace Tracking Algorithm [J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2514-2528.
- [52] 李庆扬, 王能超, 易大义. 数值分析 [M]. 第五版. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [53] Hesketh T, de Lamare R C, Wales S. Adaptive MMSE Channel Estimation Algorithms for MIMO Systems [C]. //2012 18th European Wireless Conference, Poznan, Poland, 2012:1-5.
- [54] Henderson H V, Searle S R. On Deriving the Inverse of a Sum of Matrices [J]. Siam Review, 1981, 23(1): 53-60.
- [55] Bai L, Choi J H. Low Complexity MIMO Detection [M]. New York: Springer, 2012.

## 作者简历及攻读硕士学位期间取得的研究成果

### 一、作者简历

2009年9月 – 2013年7月, 就读于华北水利水电大学数学与信息科学学院信息与计算科学专业, 获得理学学士学位

2013年9月 – 2016年4月, 就读于北京交通大学计算机与信息技术学院信号与信息处理专业, 攻读工学硕士学位, 研究方向为无线通信

### 二、发表论文

- [1] Xu Fengyang, Xiao Yang, Wang Dong. Adaptive Semi-blind Channel Estimation for Massive MIMO Systems [C]. //IEEE 2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP), Hangzhou, 2014: 1698-1702. (EI 检索号 20153101078244).
- [2] 徐凤阳, 王东, 肖扬, 寇金锋. 大规模 MIMO 系统中基于子空间跟踪的半盲信道估计 [J]. 应用科学学报, 2015, 33(5): 459-469.

### 三、参与科研项目

- [1] 北京市自然科学基金: 面向下一代无线通信系统应用的粗粒度可重构计算关键技术研究. (2014.1 – 2015.6)

## 独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京交通大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：徐凤阳 签字日期：2016年3月28日

学位论文数据集

表 1.1： 数据集页

关键词*	密级*	中图分类号	UDC	论文资助
Massive MIMO; 信道估计; 信号 检测; 导频污染; 子空间跟踪	公开	TN929.5		
学位授予单位名称*		学位授予单位代 码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工学	硕士
论文题名*		并列题名		论文语种*
Massive MIMO 系统信道估计与检测 技术研究				中文
作者姓名*	徐凤阳		学号*	13120342
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西直 门外上园村 3 号	100044
学科专业*		研究方向*	学制*	学位授予年*
信号与信息处理		无线通信	2.5 年	2016 年
论文提交日期*				
导师姓名*	肖扬、王东		职称*	教授、副教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
	胡绍海			
电子版论文提交格式 文本 ( ) 图像 ( ) 视频 ( ) 音频 ( ) 多媒体 ( ) 其他 ( ) 推荐格式: application/msword; application/pdf				
电子版论文出版 (发布) 者		电子版论文出版 (发布) 地		权限声明
论文总页数*	70			
共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 21 项。				