

# 无线通信系统中 MIMO 检测算法的研究

## 摘 要

多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术可以有效地提高通信系统的数据速率,该技术受到了广泛认可,已成为下一代无线通信系统的关键技术,一直是学术界和产业界关注的重点。

本文对无线通信系统中 MIMO 检测算法进行了研究,并在此基础上提出了相应的改进。

非线性 MIMO 检测算法的弊端是随着天线数量的增加,其算法复杂度也呈非线性趋势地增加,例如最熟知的最大似然检测算法(Maximum Likelihood, ML),随着发送端的天线数量的增长,该算法的复杂度呈指数地增长。一方面,最大似然检测算法的性能是最好的,但它的复杂度太高,工业上不易于实现。另一方面,线性检测算法计算复杂度相对较低,但性能又不能得到保障。

球检测算法(Sphere Detection, SD)是一种树搜索算法,它是通过减小搜索的范围来达到降低复杂度目的的。比起最大似然检测算法指数级的计算复杂度,球检测算法的平均复杂度是多项式级的。球检测算法将 MIMO 检测问题转换为通过控制半径的变化来搜索超球内点的问题。

本论文研究内容为 MIMO 通信系统中的检测算法。在大量研究中外相关资料、深入学习相关理论的基础上,本文对学术界关于 MIMO 检测技术的难点问题进行了研究和探讨,关于 MIMO 检测算法的改进提出了自己的想法,并通过推导和仿真验证了改进算法的可行性。本文主要的创新点在于以下三个方面:

第一,针对最大似然检测检测算法和串行干扰消除(Ordered Successive Interference Cancellation, OSIC)检测算法的特点,提出了基于 ML 的 OSIC 改进算法。将性能最优的 ML 检测算法应用到信噪比低的信号层,保障了后面信号层的正确率,提高了系统整体的检测性能,使 OSIC 检测算法在复杂度没有明显增大的情况下,检测性能得到了大大地提高,甚至在部分情况下其计算复杂度比单独使用 OSIC

---

还有低。

第二，针对 QR 分解检测算法的特点，将 QR 分解应用到 OSIC 检测算法之中，在基于 ML 的 OSIC 改进算法的基础上进一步提出了基于 QR 分解和 ML 的 OSIC 改进算法，在减少前面信号层的误码传播现象的同时，保障了后面信号层更高的正确率。该算法增加了部分复杂度开销，但进一步提高了检测性能。

第三，通过对球检测算法中初始半径选择策略的研究，提出了改进的初始半径选择策略——基于信噪比阈值的初始半径选择策略。根据传输信道信噪比条件的不同切换相应的初始半径选择策略，该算法有效地改善了球检测算法中因初始半径选择不当而引起的计算复杂度过高的问题。

**关键词：**多输入多输出 最大似然检测 排序串行干扰消除 QR 分解 球检测

# RESERCH OF MIMO DETECTION ALGORITHMS IN WIRELESS TELECOMMUNICATION SYSTEM

## ABSTRACT

The technology of MIMO is capable of greatly improving data rate of the communication system, which is generally treated as a key technology of the communication system in the next generation and has been a hot topic in academia and industry. This paper gives a research of several MIMO detection algorithms in wireless communication system, and some improvment based on existing algorithms.

The complexity of nonlinear detection algorithms can increase nonlinearly as the number of antenna increases, such as ML, whose complecity increases exponentially with the increasing of the number of antenna. The performance of ML is the best in all detection algorithms, but it is hard to be implemented industrially because of its complexity. While linear detection algorithms have relatively low complexities with poor performance.

Sphere detection algorithm is a kind of fast search algorithm, which make its complexity lower by shrinking its searching areas. Compared with ML's exponential complexity, the complexity of sphere detection is polynomial. Sphere detection transform MIMO detection into the problem of searching points in the sphere by controlling the changes of radii.

This paper researches the technology of detection algorithms in MIMO communication system. After learning the principle and relative knowledge and many existing detection algorithms, this paper gives a deep analysis of MIMO detection and has proposed several improved algorithms.

In the basis of characteristic of ML and OSIC, this paper proposes

---

two improved OSIC algorithms, which make the performance of OSIC better without much improvement of its complexity, and even lower in some situations.

This paper proposes a new original radius selection strategy base on SNR threshold, after the research of radius choosing strategies in sphere detection. The proposed algorithm improved the problem of higher complexity because of improper selection of original radius.

**KEY WORDS:** MIMO, ML, Ordered Successive Interference Cancellation Detection, QR, Sphere Detection

# 目录

第一章	绪论.....	1
1.1	研究背景及意义.....	1
1.2	国内外研究现状.....	1
1.3	本文主要研究内容及论文结构安排.....	4
1.3.1	主要研究内容.....	4
1.3.2	论文结构安排.....	5
第二章	MIMO 通信系统及其检测技术.....	7
2.1	MIMO 通信系统.....	7
2.1.1	MIMO 系统模型.....	7
2.1.2	V-BLAST 系统架构.....	8
2.1.3	MIMO 通信系统中的关键技术.....	9
2.2	MIMO 接收端检测技术.....	9
2.2.1	经典检测算法.....	10
2.2.2	球检测算法.....	19
2.3	本章小结.....	25
第三章	OSIC 改进算法的研究.....	27
3.1	改进算法一——基于 ML 的 OSIC 改进算法.....	28
3.1.1	算法描述.....	28
3.1.2	算法仿真.....	29
3.1.3	复杂度分析.....	30
3.2	改进算法二——基于 QR 分解和 ML 的 OSIC 改进算法.....	32
3.2.1	算法描述.....	32
3.2.2	算法仿真.....	34
3.2.3	结论.....	35
3.3	两种改进算法的比较.....	35
3.4	本章小结.....	35
第四章	球检测改进算法的研究.....	37
4.1	初始半径选择策略.....	37
4.1.1	常见初始半径选择策略.....	37
4.1.2	其它半径选择策略.....	40
4.2	改进的半径选择策略——基于信噪比条件的半径选择策略.....	40
4.2.1	算法描述.....	40
4.2.2	算法仿真.....	41

4.3 本章小结.....	42
第五章 总结与展望.....	45
5.1 论文工作总结.....	45
5.2 后续工作展望.....	45
参考文献.....	47
作者在读期间的研究成果.....	51

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景及意义

在科学技术飞速发展的信息时代,通信技术已成为人类生活密不可分的一部分,推动着经济的发展和社会的进步。如今,无线通信已广泛地应用于支持语音、视频、网页浏览等,无线通信面临着频谱资源匮乏等诸多挑战。当今社会对无线通信的业务需求极速地增长,这也导致无线通信技术不停地发展壮大。在过去的几十年里,无线通信技术有了很多很大的快速发展。不但有最初的单纯的语音信号业务,还有当今各类数据业务支持和多媒体视频通信等综合的通信服务。所以人们的日常生活已经离不开无线通信了,它为社会生产和人民生活带来了许多便捷<sup>[1]</sup>。

为了得到更稳定更可靠的信息,未来无线通信的发展离不开更高的频谱利用率和更高的传输速率。然而,现如今人们面临的难题是频谱资源紧张、无线传播环境复杂等,实现信息传输的稳定和可靠就必须采用更先进的通信技术。多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术的出现缓解了这些问题。多输入多输出技术,顾名思义,就是在发射端与接收端布置多根天线,使得在不增加额外的带宽的基础上,结合无线传输技术和信号处理技术,运用无线信道的传输特点,能够做到成倍地提升通信的频谱利用率和系统的容量。其已被视为第四代移动通信技术的关键技术之一,引起了国内外众多学者的关注。

MIMO 系统的性能受到接收端信号检测性能的影响,因此,能高效地降低检测算法的计算复杂度,同时还能保持相对高的检测性能精度,就成了 MIMO 技术在显示工业应用中的重中之重。对性能高同时复杂度又低的 MIMO 检测算法的研究,在通信界便具有了不可小觑的意义。

### 1.2 国内外研究现状

多输入多输出技术最初是由 Marconi 在二十世纪初期提出的,其在发射端和接收端设置多根天线来抵抗衰落。20 世纪 70 年代, MIMO 技术开始被应用于通信领域。随后 90 年代对它的研究推动了 MIMO 技术的飞速发展。二十世纪初期,著名的贝尔实验室的研究员 Telatar 通过严密的推导,证明了 MIMO 系统能使信道容量在不增加额外带宽的基础上成倍地扩大<sup>[1]</sup>。他们从理论的角度证明,在总发射功率一定和空间独立瑞利平坦衰落的信道下, MIMO 信道容量随着发射天线数和接收天线数二者之间较小的一个呈倍数增长<sup>[2]</sup>。这可以说明,在不增加系统发射功率和额外的带宽的前提下, MIMO 技术可以使无线通信系统的信道容量成

倍地增加,同时它也可以有效缓解频谱资源日益紧张和容量需求急剧增长的情况。因此,MIMO 技术已成为当前实现高频谱利用率、高传输速率、高可靠性数据传输的重要方案之一。众多学者从对 MIMO 系统的信道容量信息论角度对此进行了广泛地研究。假设接收端对信道信息已知时,MIMO 系统的链路容量可随收发天线数目的较小者以线性趋势的增加。复用技术<sup>[3]</sup>可以使 MIMO 系统在信道容量方面的优势得以充分的发挥,它通过空间矩阵信道将数据传输在很多并行的空间传输信道,数据之间相互独立,从而提升了系统的传输速率。贝尔(Bell)实验室所提出的 V-BLAST、D-BLAST 和 T-BLAST 三种 MIMO 系统架构就是实现这种设计最经典的例子<sup>[4]</sup>。除此之外,MIMO 系统有很大的空间自由度,可以增强通信系统的可靠性,这其中最富盛名的技术是空时编码技术(Space-Time Coding, STC)<sup>[5]</sup>。空时编码技术在空间维度上引入冗余,为传输信息提供了保护,从而增强信息的可靠性。其可被分为空时分组码(Space-Time Block Code, STCB)、分层空时码(Layered Space-Time Code, LSTC)以及空时格码(Space-Time Trellis Code, STTC)。

纵观近几年来国内外关于 MIMO 技术的文献资料,可以总结出当今对于 MIMO 系统的研究主要集中在以下几个方面:

- 1) MIMO 无线信道的建模;
- 2) MIMO 信道容量的分析;
- 3) 基于 MIMO 的空时编码技术;
- 4) MIMO 技术与 OFDM 技术结合;
- 5) MIMO 的接收机关键技术,如信道估计、信号检测等。

MIMO 系统发射端和接收端都采用多根天线,和传统的单输入单输出(Single-Input Single-Output, SISO)系统相比,它能够实现多路并行传输信号。但它提高了通信速率的同时也存在很多问题,比如接收端接收到的数据因为是多路的,因此它们在时域上和频域上会相互重叠的问题;或者码间干扰的存在都会带来很大的问题等,这些问题都是急需解决的问题。整个 MIMO 系统的性能的好坏,一大部分取决于接收端的信号检测结果的优劣。所以,它的优化改进也就成为了 MIMO 系统中的待解决的重要问题。本文将主要致力于 MIMO 系统在接收端的信号检测技术的研究。

MIMO 系统中接收端的信号检测技术,根据它们检测思想的特点的差异,目前可以大致将这些算法分为如下的几类<sup>[6]</sup>:

#### (1) 最大似然检测算法

最大似然检测算法是学术界一致认为的误码误码率性能最低的检测算法。 $ML$ 的本质是将接收端所有可能发送的符号矢量存储在 MIMO 系统的接收端,当



发射信号在接收端接收时,算法会比较该信号矢量与存储的符号矢量的欧氏距离,其中欧氏距离的最小值所对应的信号就是收端检测的发送信号的估计值。尽管该算法的误码率性能是最优的,并且可以完全获得接收分集增益。但是其计算复杂度是成指数增长的,在实际中不适合应用。因为其最优的性能,常常被作为性能的上界来衡量其它检测算法的性能的优劣。

#### (2) 线性检测算法

线性检测的算法的思想,是将接收向量和信道矩阵加以数学上的线性变换,以满足某个特定的准则。线性检测算法根据所选择的准则的不同可以划分为迫零 (Zero Forcing, ZF) 检测算法和最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 检测算法两种。迫零检测算法能够彻底消除天线之间的相互干扰,但这也同时增大了噪声的功率,该算法的复杂度最低但性能也是最低的。最小均方误差能在消除天线间干扰与增强噪声之间找到平衡,让接收端获取到最大信干噪比,与 ZF 相比较,性能有一定的优势。两种算法都是在实际应用中计算复杂度较低的算法,但两者性能上和最大似然算法之间有很大的差距,因此它们都较少单独用于实际检测系统中。

#### (3) 干扰消除算法

干扰消除算法(Interference Cancellation, IC)的思想来源于多用户检测技术思想的线性干扰相消算法,能将已经检测出来的结果当作干扰去除,以便提高后面层信号的检测性能。就像多用户检测的原理一样,它也可以分为串行干扰消除 (Successive Interference Cancellation, SIC) 检测算法和并行干扰消除 (Parallel Interference Cancellation, PIC) 检测算法。SIC 时会产生误码传播的情况,为此可以先对检测信号按信噪比的大小顺序进行排序,即排序串行干扰消除 (Ordered Successive Interference Cancellation, OSIC) 检测算法。该算法的思路就是检测出一个估计值则从接受信号中消除掉,再继续进行检测,直到全部检测结束,即算法是采用串行的方式对干扰进行消除。而并行干扰消除检测的算法的思路,就是待所有信号被检测出来之后,利用这个检测结果,将干扰在接收信号中一齐减掉,提高检测信号的准确性,即采用并行的形式对干扰进行消除,与 SIC 相比,处理时延更短,但计算量更大<sup>[7]</sup>。

#### (4) QR 分解检测算法

QR 分解检测算法也可以用于干扰消除,与 SIC 不同的是,它是先对信道矩阵进行 QR 分解,但是没有进行矩阵求逆运算的步骤,这在一定程度上减小了算法的计算复杂度。QR 分解依据方法的可以划分为:基于 Householder 变换的 QR 分解、基于 Gram-Schmidt 正交化的 QR 分解和基于 Givens 旋转变换的 QR 分解<sup>[5][6]</sup>。

### (5) 球检测算法

球检测算法(Sphere Detection, SD): 该算法最早是由 Fincke 和 Pohst 以纯数学的角度提出来的, 之后才被引入到通信领域的信号检测中。随后出现了很多基于球检测的改进算法。球检测的基本思想就是将最大似然检测算法的搜索区域通过一个在多维的星座空间“超球”来限制, 在该球的“半径”足够大的时, 它能够达到与 ML 检测性能相同的误码性能。并且球检测算法在最糟糕的情形下, 其复杂度才是指数级别的, 所以它的计算复杂度比最大似然检测算法要低, 但是也是不稳定的, 后面的章节会讨论到。球检测算法因其合理的复杂度以及逼近最优检测的性能引起了国内外广大学者的关注, 对它的研究主要考虑为如何进一步稳定地降低其计算复杂度。

### (6) QRD-M 检测算法

QRD-M 算法是对信道矩阵先进行 QR 分解再与 M 算法结合, 目前还没有合适的中文翻译, 其中 M 表示树搜索。该算法和球检测算法一样也是利用树的结构来进行搜索。但是 M 算法限制了树上每层节点的个数, 使其检测性能与 ML 相比有一定的差距。

### (7) 半定松弛算法<sup>[7]</sup>

最大似然检测算法可以被映射成最优化理论中的“布尔二次规划”问题。半定松弛算法(Semi-definite Relaxation, SDR)利用了数学上的变换, 通过放大其约束条件, 将 MIMO 检测问题转化为较易求解的凸优化问题中的半定规划问题, 再从内点算法角度入手进行求解, 最后通过随机化的方法得到最终的检测结果。该算法的计算复杂度主要由内点算法和随机化的过程导致, 算法复杂度是多项式级, 而且性能可以接近最大似然检测<sup>[7]</sup>。

### (8) 其它检测算法

除上述之外, 还有一些其它的检测算法, 如分枝界定<sup>[8]</sup>, 是一种用于解决二次规划问题的优化搜索方法; 堆栈算法<sup>[9]</sup>, 是一种基于量度优先的树搜索算法; 概率数据关联算法<sup>[10]</sup>, 一种基于统计的检测算法; 球形映射算法<sup>[11]</sup>, 基于线性检测算法的球检测算法; 迭代检测与译码<sup>[12]</sup>, 类似于 Turbo 码的迭代思想, 等等。

## 1.3 本文主要研究内容及论文结构安排

### 1.3.1 主要研究内容

本文主要致力于 MIMO 通信系统中的检测算法的研究和改进。文中探讨分析了 MIMO 检测技术的重点难点问题, 在充分研究学术界已有算法的基础上, 提出了自己的想法, 并给出了一些改进算法。

### 1.3.2 论文结构安排

本论文的章节安排如下：

第一章主要叙述了本文的研究背景，包括无线通信和 MIMO 检测技术的发展历史，叙述了本文研究对无线通信事业的意义以及 MIMO 检测技术研究的国内外现状，总结了本文的主要内容和文章结构安排。

第二章讨论了 MIMO 检测技术的基本实现原理、关键技术及几种经典的算法。研究了球检测算法，介绍了其系统模型，原理依据、相关公式的推导以及其复杂度分析和目前需要改进的地方等。这些研究为下文对算法的改进提供了理论基础。

第三章针对原始的排序串行干扰消除进行了改进，提出了两种改进的 OSIC 算法。第一种改进算法，将 ML 检测算法与 OSIC 结合，提出了基于 ML 检测算法的 OSIC 检测算法，在不增加甚至减小 OSIC 复杂度的前提下，大大地提高了误码性能；第二种改进算法，引入了 QR 分解检测算法，在第一种改进算法的基础上，提出了基于 QR 分解的 OSIC 检测算法，进一步提高了检测性能。

第四章通过对球检测检测算法中初始半径的选取策略的研究，提出了基于信噪比阈值的初始半径的选择策略。当前信噪比大于信噪比阈值时，采用基于发送向量在超球中概率的选择策略选取初始半径，而当前信噪比小于信噪比阈值时，采用以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略选取初始半径。该策略有效地避免了球检测算法中因初始半径选择不当而引起的计算复杂度过高的问题。

第五章对本论文的主要研究内容进行简单地总结，对文章的不足之处进行了归纳，对于论文的下一步改进计划给出了规划。



## 第二章 MIMO 通信系统及其检测技术

MIMO 通信系统能有效地提升系统数据率和数据传输的可靠性，是下一代无线通信系统中亟需加大研究力度的关键技术之一<sup>[12]</sup>。本章主要介绍 MIMO 通信系统的基本知识、几种经典的 MIMO 检测算法、球检测算法及其各自的原理。

### 2.1 MIMO 通信系统

本章将从 MIMO 的系统模型、V-BLAST 系统架构和 MIMO 通信系统中的关键技术着手进行详细介绍，并重点介绍 MIMO 检测中的几种经典的检测算法和球检测算法，为以后章节对 MIMO 检测算法进行改进奠定基础。

#### 2.1.1 MIMO 系统模型

图 2-1 是 MIMO 系统的信道模型<sup>[13]</sup>，系统中发射天线的数目为  $M$ ，接收天线的数目为  $N$ ，该模型满足以下条件：信道符合准静态和瑞利平坦衰落条件、在信号从发送到接收的时间内，信道响应不改变且接收信号之间是互相独立的、 $t$  时刻从发送天线  $j$  到接收天线  $i$  的信道响应函数为  $h_{ij}(t)$ ，那么接收天线  $i$  上接收到的信号为

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^M h_{ij}(t) \cdot x_j(t) + n_i(t) \quad (i=1,2,\dots,N) \quad (2-1)$$

其中  $x_j(t) (j=1,2,\dots,M)$  是  $t$  时刻发送的信号， $y_i(t) (i=1,2,\dots,N)$  是接收到的该发送信号； $h_{ij}(t)$  是信道矩阵，且是独立复高斯随机过程，其均值为 0 且  $E(|h_{ij}(t)|^2) = 1$ ； $n_i(t) (i=1,2,\dots,N)$  为加性高斯白噪声，其均值为 0，方差为  $\sigma^2$ 。

假设发送一组信号的时间足够短，其信道响应不变，把公式(2-1)式改写成实数矢量的形式，并去掉参数时间  $t$ ，则

$$y = Hx + n \quad (2-2)$$

其中

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T \quad (2-3)$$

表示接收信号矢量，

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T \quad (2-4)$$

表示发送信号矢量，

$$n = [n_1, n_2, \dots, n_N]^T \quad (2-5)$$

表示加性噪声矢量，

$$H = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \dots & h_{1,M} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \dots & h_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N,1} & h_{N,2} & \dots & h_{N,M} \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

表示为  $N \times M$  的信道矩阵。

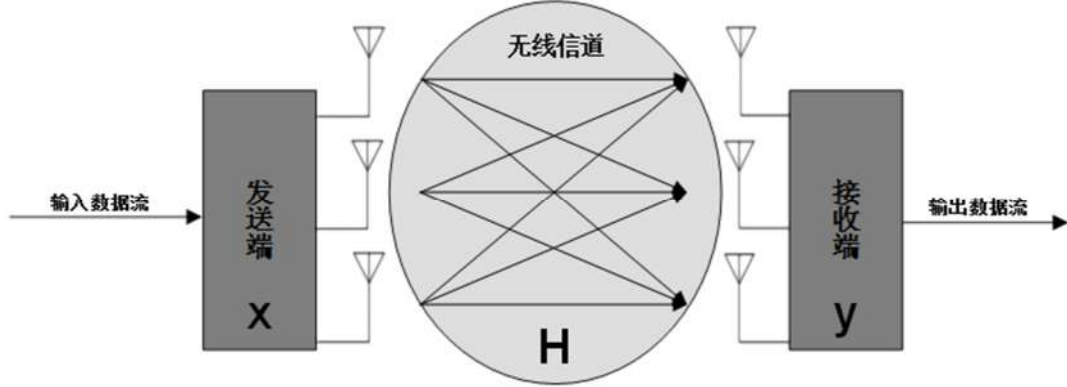


图 2-1 无线 MIMO 系统信道模型

### 2.1.2 V-BLAST 系统架构

根据系统中子数据流与天线之间的对应关系的不同，空间多路复用系统大致可以分为三种模式：D-BLAST、T-BLAST 以及 V-BLAST。下图 2-2、图 2-3 和图 2-4 三幅示意图分别描述了这三种不同系统架构。

如图 2-4 所示的结构称为 V-BLAST。它的数据流在时间与空间上是垂直连续的列向量。由于 V-BLAST 系统中的子数据流与天线之间的有着很简单的对应关系，在信号检测过程中，只要知道信号是从哪一根天线发送出去的，便可以判断它是来自信号中的哪一层，因此检测过程相对其他架构较简单<sup>[14]</sup>。

而从图中就可以看出，D-BLAST 与 T-BLAST 的架构形式较为复杂，实际中它们实现的复杂度较高，不适合简单的初步验证，因而结构较简单的 V-BLAST 得以推广应用<sup>[15]</sup>。本文所指的 MIMO 系统全部是基于 V-BLAST 的。

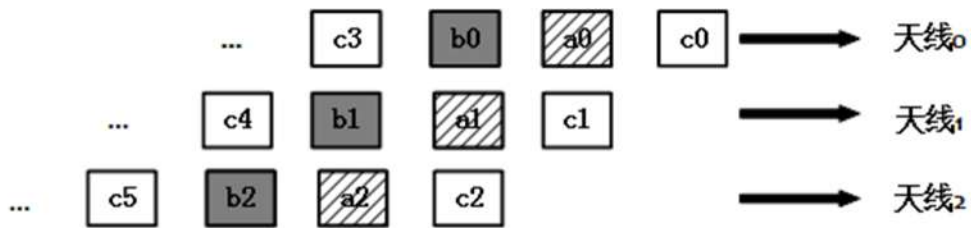


图 2-2 D-BLAST 系统架构

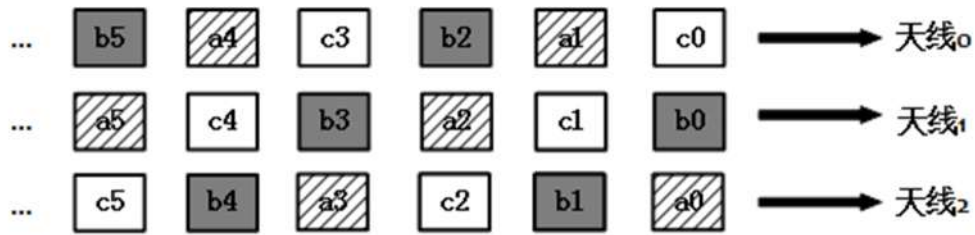


图 2-3 T-BLAST 系统架构

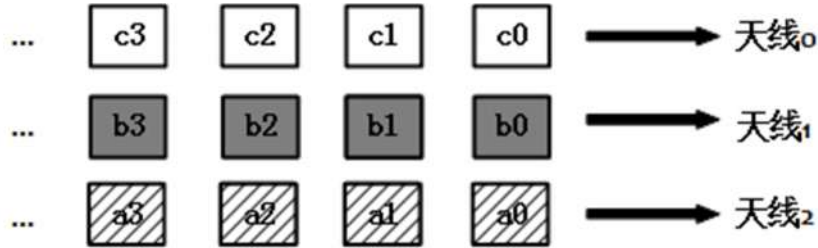


图 2-4 V-BLAST 系统架构

### 2.1.3 MIMO 通信系统中的关键技术

MIMO 通信系统中的关键技术可以分发送端技术与接收端技术。发送端技术主要包括空间复用(Spatial Diversity)技术、空间分集(Spatial Multiplexing)技术、波束赋形(Beam Forming)技术以及对于信道状态(Channel Status Information, CSI)的处理技术。

而信道估计技术与信号检测技术则是接收端的两项关键技术。在 MIMO 系统中，由于多天线的引入，接收端将面临许多新的技术上的挑战，比如，信道估计的模型发生了变化，同时 MIMO 检测的技术也成为了系统不可或缺的组成部分<sup>[16]</sup>。

#### (1) 信道估计

信道估计，是在接收到的数据中将无线通信信道模型中的有关参量通过计算估计出来的技术。信道估计中常用的技术有插值技术和盲估计等。信道估计是信号检测的前提，只有对信道进行了正确地估计才能保证接收端接收到的信号被正确的检测出来。

#### (2) 信号检测

信号检测，是指根据接收端所接收到的信号，通过某些算法还原出发射信号的过程。MIMO 系统接收端的信号检测技术要依据发送端运用特定的空时编码方式进行。而每种特定的空时编码技术常常只适应于某种特定的检测技术。本文主要研究的信号检测技术，相关数据都是在 V-BLAST 架构下的，即传输的数据在空间和时间上是不相关的<sup>[17]</sup>。

## 2.2 MIMO 接收端检测技术

MIMO 技术带来了高速的数据吞吐量，使系统对检测性能和复杂度的要求有

了很大的提升。MIMO 的信号检测问题在数学上可以转换成整数最小二乘问题，而 MIMO 系统的检测算法获得最优解的过程本身就是一个 NP-hard 问题<sup>[18]</sup>。在对 MIMO 接收端技术进行研究之前，先介绍几个相关概念

(1) 未经过编码的 MIMO 检测：是指发射端的向量  $x_i (i=1,2,\dots,m)$  元素之间是没有相关性的。

(2) 经过编码的 MIMO 检测：系统经过了信道编码将发射端发送出的信号传输出去，接收端信号检测的计算复杂度会增大，因为信道编码导致它们在时间上存在一定的相关性。由于经过编码的 MIMO 检测接收端算法在进行检测时，这些经过编码后的信息之间的相关性都要考虑进去，过程中将会涉及到过多的数学推导，而未编码的 MIMO 检测不会涉及到这些问题，因此本文从未经编码的 MIMO 检测入手，进行研究<sup>[19]</sup>。

(3) 层的概念：对于层的概念，本文建立如下图 2-5 所示的树搜索模型：

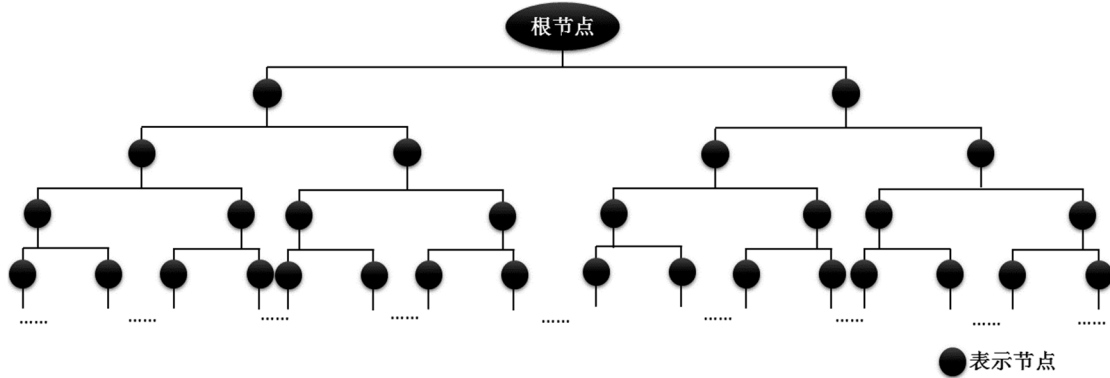


图 2-5 树搜索模型示意图

从图中可以看出，树的高度与发送天线的个数，即信道矩阵的列数有很大关系。由于系统采用 V-BLAST 架构，本文认为各天线上的发送信号是互不影响的。在信号检测过程中，因为很多信号是按次序一一被检测出来的，因此会存在“层”的定义。而这个所谓的层与检测过程中使用的信道矩阵的列有很大的关系。通常层数就等于信道矩阵的列的个数。比如在接下来的章节中研究的排序串行干扰消除中，检测的层数与发送天线的根数相等；而在球检测中，一般使用的是实值分解，那么层数就是发送天线根数的 2 倍<sup>[20]</sup>。

### 2.2.1 经典检测算法

目前学术界已经非常成熟的经典检测算法主要可以分为两种：线性检测算法和非线性检测算法。

线性检测算法，是指将接收信号  $y$  与一个转换矩阵直接相乘，将得到的估计矢量进行判决的算法。线性检测算法可以分为两种：迫零检测算法和最小均方误差检测算法。基于以上事实，需要在接收天线数大于或者等于发射天线数的基础



之上, 该条件用来保证在对信道矩阵进行求逆时的解有且是唯一的<sup>[21]</sup>。相对于其它检测算法, 线性检测算法在所有检测算法中是最简单的, 其基本思想是对信道矩阵进行求逆操作。

首先, 用转换矩阵  $G$  对接收信号  $y$  进行线性转换, 得到

$$\hat{y} = Gy \quad (2-7)$$

对  $\hat{y}$  进行判决, 得到发射信号的估计值  $\hat{x}$

$$\hat{x} = Q(\hat{y}) \quad (2-8)$$

式中,  $Q(\bullet)$  为量化函数。

非线性检测算法, 其复杂度会随着发送天线个数的增加而呈现指数增长。本文研究的非线性检测算法主要有最大似然检测算法、干扰消除算法、QR 分解检测算法、球检测算法以及它们的改进算法。

### 1. 最大似然检测算法 (ML)

最大似然检测算法 (Maximum Likelihood, ML) 是 V-BLAST 系统里的性能最优的检测算法。该算法的基本思路是: 在所有可能的发送向量中寻求使后验概率  $p(x_i | y)$  取值最大的矢量  $x_i$ , 其中  $x_i$  为发送向量集合中第  $i$  个向量。运用概率论理论中的贝叶斯准则, 此概率可以表示成

$$p(x_i | y) = \frac{p(y | x_i) p(x_i)}{p(y)} \quad (2-9)$$

其中,  $p(y | x_i)$  是给定  $x_i$  的前提下接收向量的条件概率密度,  $p(x_i)$  为发送端发送  $x_i$  的概率。从上式知道, 要找到  $p(x_i | y)$  的最大值, 就要搜索所有可能的  $T = (L^2)^M$  个矢量, 这就验证了其复杂度是指数级的事实。本文假设所有向量的发送概率都相等, 即  $p(x_i) = \frac{1}{T}$ , 那么求解上式的最大值就等价于求解先验概率  $p(y | x_i)$  的最大值<sup>[22]</sup>。

$p(y | x_i)$  的概率密度是一个多元正态分布, 对于特定的信道矩阵  $H$  和发送信号  $x_i$ , 有

$$p(y | H, x_i) = \frac{1}{\det(\pi Q)} e^{-(y - Hx_i)^H Q^{-1} (y - Hx_i)} \quad (2-10)$$

其中  $(\bullet)^H$  表示矩阵的共轭转置,  $Q$  为协方差矩阵

$$\begin{aligned}
Q &= E[(y - \mu)(y - \mu)^H] \\
&= E[(y - Hx_i)(y - Hx_i)^H] \\
&= E[vv^H] \\
&= \sigma^2 I_N
\end{aligned} \tag{2-11}$$

将(2-11)式代入(2-10)式可得

$$p(y | H, x_i) = \frac{1}{\det(\pi Q)} e^{-\frac{(y - Hx_i)^H (y - Hx_i)}{\sigma^2}} \tag{2-12}$$

因此，求  $p(x_i | y)$  的最大值等价于求

$$\begin{aligned}
\hat{x} &= \arg \max_{x \in \Omega} p(y | H, x_i) \\
&= \arg \min_{x \in \Omega} \|y - Hx\|^2
\end{aligned} \tag{2-13}$$

由此，得到 V-BLAST 系统的最大似然检测算法准则

$$\hat{x} = \arg \min_{x \in \Omega} \|y - Hx\|^2 \tag{2-14}$$

式中， $y$  为接收端的接收向量， $x$  为发送端可能的所有码元序列， $H$  为信道矩阵，其对接收端是已知的，可以通过信道估计求得  $H$ 。

最大似然检测算法在加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN) 信道中具有最好的性能，在理论上对每一个天线都能获得最小的误码率，是性能最优的检测算法。从式(2-14)可以看出，每计算一个向量  $y$  都要与发送端数据序列空间中的序列计算对比，要找出正确的解，总共花费  $\Omega^{n_r}$  次运算。可见，ML 算法的复杂度是随着天线数量的增加而呈指数增长的。可以想象，在高维度的调制和发送天线较多时是难以实现的<sup>[22]</sup>。

## 2. 迫零检测算法 (ZF)

对于 MIMO 系统的接收信号来说，发射端每一根天线上的发射信号之间都存在着互相之间的干扰。而对于某一根发射天线上的信号来说，其它发射天线上的信号就会被当作干扰，把接收向量与一个线性的转换矩阵相乘，从而使得信号中的干扰信号从被检测的信号中给减掉，这就是“干扰置零”的主要思想。

迫零检测算法是一种线性检测算法，也是最简单的检测算法。其基本思想可以简单地概括为：用信道矩阵的伪逆矩阵乘以接收端的信号，获取的结果经判决后输出，作为检测结果。

由最小二乘准则<sup>[23]</sup>，可将噪声  $e^2$  表示为

$$e^2 = \left[ (y - Hx)^H (y - Hx) \right] = n^H n \quad (2-15)$$

若想求解出  $e^2$  的极小值解，须使  $e^2$  的一阶导数等于 0、二阶导数大于 0，这样就可以得到满足该等式需要的转换矩阵，即

$$G = (H^H H)^{-1} H^H = H^+ \quad (2-16)$$

式中  $H^+$  表示  $H$  的广义逆矩阵，通过计算可以知道  $H^+ H$  为单位矩阵<sup>[24]</sup>。

将  $G$  左乘式(2-2)，有

$$\begin{aligned} Gy &= GHx + Gn \\ &= H^+ Hx + H^+ n \\ &= x + H^+ n \end{aligned} \quad (2-17)$$

由此可得

$$x = H^+ y - H^+ n \quad (2-18)$$

$x$  的估计值  $\hat{x}$  为

$$\hat{x} = Q(H^+ y) \quad (2-19)$$

可见 ZF 检测器是将  $H^+ n$  直接抛弃掉，然后直接对剩余的部分进行量化，即，把信道矩阵非对角线上的元素全部变成 0，这样就保证了信道间不存在干扰。由于噪声向量  $n$  中各元素之间是独立的，当用一个正交矩阵去乘它时，并不会破坏这种相关性。而在运算过程中， $n$  与  $H^+$  相乘，当  $H^+$  不为正交矩阵时，噪声向量  $n$  的元素之间既不是独立的了，这就会在某些位置将噪声扩大了。因此，在信噪比 SNR 很低的时候，ZF 算法的误码率较大，这就是 ZF 算法性能差的原因<sup>[25]</sup>。

从式(2-19)中可以看出，ZF 检测算法的复杂度相对于 ML 是很低的，只需要简单地将矩阵的伪逆矩阵乘以接收矩阵，但是该算法是以检测的性能的剧烈下降为代价的，尤其是在信噪比较低或者是在病态的信道矩阵状态的情况下。这是因为如上面所述迫零检测算法将噪声部分  $H^+ n$  抛弃了，如果  $H$  不正交，那么  $H^+$  与  $n$  相乘会在噪声之间把相关性引入进去，这导致在某些方向上噪声被放大了。抛弃一个相对大的值就会造成星座图映射时的误判，从而导致误符号率(Symbol Error Rate, SER)的升高。另外，即使  $H$  是正交的，在很低的信噪比的条件下，即  $n$  很大时，将  $H^+ n$  部分抛弃仍是很有风险的。

下图 2-6 和 2-7 是分别采用 4-QAM 和 64-QAM 星座图时，在 3 种天线配置条件、不同信噪比 SNR 下，ZF 检测算法的误符号率 SER。从图中可以看出，随着信噪比条件的改善，算法的性能大幅度改善；随着天线个数的增加，ZF 算法

的误符号率逐渐降低；但随着星座图阶数的增加，其误符号率也会逐渐降低。

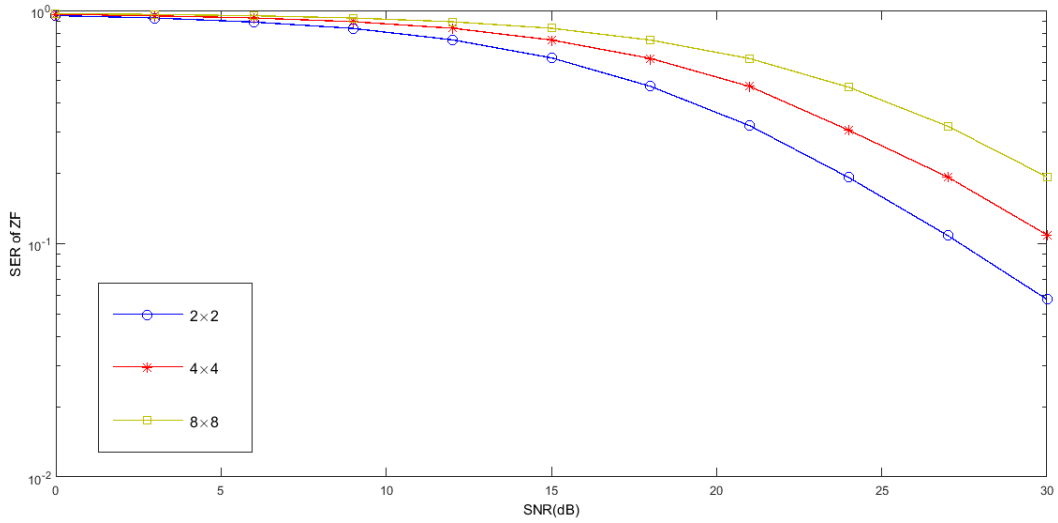


图 2-6 4-QAM 下不同天线配置下的 ZF 性能

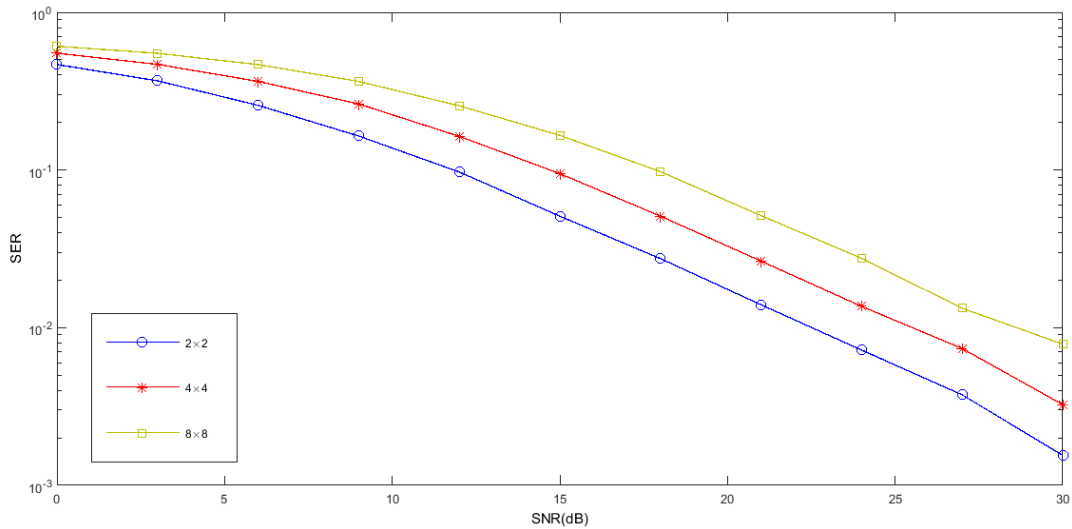


图 2-7 64-QAM 下不同天线配置下的 ZF 性能

在实际工业中，信道矩阵都不可能是正交的，而是大多数情况下都是病态的，通信系统也不是总在信噪比很高环境下工作的。例如在移动通信系统中，手机出现在小区边缘时，信噪比就会下降很多。由于迫零检测算法的性能太差，难以满足实际系统对误码性能的需求，因此在工业实践中仍不适合使用。

### 3. 最小均方误差 (MMSE) 检测算法

ZF 检测算法是从消除天线之间干扰的角度出发解决问题的，没有考虑到噪声的影响，因此在去掉天线之间干扰的同时又将噪声放大了，放大噪声必然会导致对系统检测结果造成很大的损失。而 MMSE 检测算法则采取了一种折中的策略，在抑制天线之间的干扰和放大噪声水平之间求得一个平衡。

最小均方误差算法 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 的基本思路是：在

其特定的准则下获取线性变换矩阵  $G$ ，使其均方误差的代价函数取得最小值，也就是使

$$J(G) = E \left[ (x - Gy)^T (x - Gy) \right] \quad (2-20)$$

最小<sup>[26]</sup>。误差向量的协方差矩阵为

$$\text{cov}(x - Gy) = E \left[ (x - Gy)(x - Gy)^T \right] \quad (2-21)$$

令  $\frac{d \text{cov}(x - Gy)}{dG} = 0$ ，即可以求得满足 MMSE 准则的线性变换矩阵为

$$G = \left( H^H H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} I \right)^{-1} H^H \quad (2-22)$$

用  $G$  左乘(2-2)式，可得

$$\begin{aligned} \hat{x} &= Gy \\ &= \left( H^H H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} I \right)^{-1} H^H y \end{aligned} \quad (2-23)$$

$\hat{x}$  就可以作为对  $x$  的估计值。

不难看出，最小均方误差算法和迫零算法相比，其变换矩阵  $G$  与  $\frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2}$  有关，因此基于 MMSE 的算法在接收端须计算变换矩阵，但若采用迫零算法，在接收端就没必要对变换矩阵的值进行计算。由于 MMSE 算法在抑制干扰和放大噪声水平之间采取了折中的策略，其检测性能较 ZF 算法的检测性能要好<sup>[27]</sup>。

下图 2-8 是对 ZF、MMSE 及 ML 检测算法的性能比较(采用 4-QAM，4×4 天线配置)。从图中可以看出 ML 的误符号率 SER 在信噪比较低时已经很低，这也体现了 ML 检测的最优性。而 ZF(最差)和 MMSE(较差)与 ML 之间存在很大的差距。

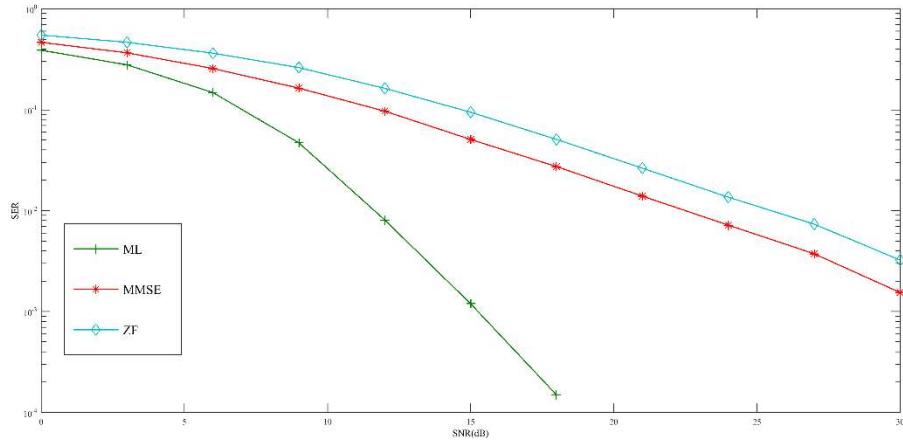


图 2-8 4-QAM 下 ZF、MMSE、ML 性能比较

#### 4. 串行干扰消除 (SIC) 检测算法

前面讲到的线性检测算法，在性能方面比起最大似然检测算法差距很大。因此，国内外学者一直致力于研究一些其它的检测算法，使得其性能更接近 ML 检测算法。

串行干扰消除算法与之前的线性检测算法的不同点在于，其属于非线性检测算法。线性检测算法，是从接收信号中将发送向量的全分量直接估计出来，而串行干扰消除算法是从接收向量中检测出某一根天线发送信号，再从接收向量中将这一路信号的影响消去，然后依次将后面的分量检测出来。而算法执行检测时的检测次序，选择从第一个或者最后一个分量开始都可以。本节从第一个分量开始检测的，其干扰消除的步骤如下：

(1) 初始化。使  $y^{(1)}=y$ ，信道矩阵  $H^{(1)}=H$ ，变换矩阵  $G$  采用 ZF 方法得到(当然这里也可以采用 MMSE 方法中的变换矩阵  $G$ ，区别是复杂度会高，但性能会更好)；

(2) 在第  $i$  步，取向量  $i$  的第  $i$  个分量的权重向量  $\omega_i^i = (G_i^i)^T$ ，其中  $G_i^i$  表示第  $i$  步矩阵  $G^i$  的第  $i$  行矢量， $x_i$  的估计值向量  $\hat{x}_i = (\omega_i^i)^T y_i$ ；

(3) 判决该估计值  $\hat{x}_i$ ，消除去对剩余分量的影响，修正接收向量  $y^{(i+1)} = y^{(i)} - (H_i^i) \hat{x}_i$ ；

(4) 去掉信道矩阵  $H$  的第一列，得到新的信道矩阵  $H^{i+1}$ ，若  $H^{i+1}$  非 0 向量，则根据  $H^{i+1}$  估计第  $i+1$  步的变换矩阵  $G^{i+1}$ ，接着再返回至第 2 步再次计算，否则结束该算法。

从上面算法的流程中可以看出，SIC 不是一次检测出的全部信号，而是一层检测之后，消去一层对整体的影响，使下一个待检测信号的干扰减少一部分。

#### 5. 排序串行干扰消除 (OSIC) 检测算法

串行干扰消除算法每次检测出的信号，将用于消除其对后面剩下的信号分量

的影响，然而该算法的缺点也很明显：如果某个分量检测出现误差，那么后面的检测就难以保证正确性，这就是误码传播现象，即后面的信号检测中发生错误的概率会因为前面信号的误差而增大。所以，为了将误码传播对系统整体性能的影响降低，如果采用一种选择性的检测方法，每次优先检测错误概率最小的信号，这样便最大程度地对后面检测过程中的误码传播加以抵制，提高系统的总体性能。这就是排序串行干扰消除算法 (Ordered Successive Interference Cancellation, OSIC)。

文献<sup>[28]</sup>中通过大量的数学公式的推导，证明了 SIC 算法中最优的排序方案是按照待检测分量的最大信噪比的原则来进行排序。并且可以证明第  $i$  步中待检测信号的信噪比可以表示如下

$$\rho_j = \frac{\sigma_{sj}^2}{\sigma_n^2 \|\omega_j\|^2} \quad (j=1, 2, \dots, M-i+1) \quad (2-24)$$

其中， $\rho_j$  表示转换矩阵  $G^{(i)}$  的第  $j$  行， $\sigma_{sj}^2$  表示第  $j$  路信号的功率， $\sigma_n^2$  表示噪声功率。因此，采用以上最优的排序方案只需要对 SIC 算法作少量更正：将 SIC 算法第 2 步中顺序检测各分量，换成优先检测具有最大信噪比的信号分量，即具有最小  $\|\omega_j\|^2$  值的分量信号。并将第 3、4 步中改为消去其对应行，其他的算法步骤则保持原样。

结合 SIC 的检测过程，ZF-OSIC 算法的迭代过程可以表示如下<sup>[29]</sup>：

---

#### ZF-OSIC

---

1.  $i \leftarrow 1, G_1 = H^+, k_1 = \arg \min_j \|(G_1)_j\|^2$
  2.  $w_{k_i} = (G_i)_{k_i}$
  3.  $y_{k_i} = w_{k_i} y_i$
  4.  $\hat{x}_{k_i} = Q(y_{k_i})$
  5.  $y_{i+1} = y_i - \hat{x}_{k_i} H_{k_i}$
  6.  $G_{i+1} = H_{k_i}^+$
  7.  $k_{i+1} = \arg \min_{j \notin \{k_1, k_2, \dots, k_i\}} \|(G_{i+1})_j\|^2$
-

8.  $i \leftarrow i+1$

## 6. QR 分解检测算法

基于 QR 分解的 MIMO 检测算法的基本思想是：对信道矩阵  $H$  进行 QR 分解，将  $N \times M$  维信道矩阵  $H$  分解成  $N \times M$  的矩阵  $Q$  和  $M \times M$  的上三角矩阵  $R$  的乘积，即  $H = QR$ 。通过简单矩阵相乘得到转换后的接收向量  $\hat{x}$ ，根据矩阵  $R$  上三角的性质，可以顺序求出  $\hat{x}_M, \hat{x}_{M-1}, \dots, \hat{x}_1$ <sup>[30]</sup>。具体的数学推导过程如下

$$\begin{aligned}
 y &= Hx + n \\
 &= QRx + n \\
 \Rightarrow \\
 Q^H y &= Q^H QRx + Q^H n \\
 &= Rx + Q^H n \\
 &= Rx + v
 \end{aligned} \tag{2-25}$$

式中， $R = [r_{i,j}]_{N \times M}$  是上三角矩阵。因为  $Q^H$  为酉矩阵，所以噪声部分  $Q^H n$  便还是高斯随机变量，各个分量的均值和方差也就仍保持原值。本文中为了便于叙述，下面的叙述假设  $M=N$ 。则上式可以表示为

$$\begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \dots & r_{1,M} \\ 0 & r_{2,2} & \dots & r_{2,M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & r_{M,M} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_1 \\ v_1 \\ \vdots \\ v_M \end{pmatrix} \tag{2-26}$$

$$\hat{y}_M = r_{M,M} x_M + v_M \tag{2-27}$$

$$\hat{y}_{M-1} = r_{M-1,M-1} x_{M-1} + r_{M-1,M} x_M + v_{M-1} \tag{2-28}$$

$$\hat{y}_i = \sum_{j=i}^M r_{i,j} x_j + v_i \tag{2-29}$$

$$\hat{y}_1 = \sum_{j=1}^M r_{1,j} x_j + v_j \tag{2-30}$$

(2-27)式中  $\hat{x}$  向量的第  $M$  个分量  $\hat{x}_M$  只与发射信号  $x_M$  有关，而与其它发射信号无关，因此可以首先对信号  $\hat{x}_M$  进行判决，得到其估计值

$$\hat{x}_M = Q \left( \frac{\hat{y}_M}{r_{M,M}} \right) \tag{2-31}$$



$Q(\cdot)$  表示对检测信号进行硬判决。假设(2-31)式中对  $x_M$  的判决完全准确，则可以将  $x_M$  代入式(2-28)，消除  $x_M$  对上一层的干扰后，得到  $x_{M-1}$  的估计值

$$\hat{x}_{M-1} = Q\left(\frac{\hat{y}_{M-1} - r_{M-1,M}x_M}{r_{M-1,M-1}}\right) \quad (2-32)$$

以此类推，

$$\hat{x}_i = Q\left(\frac{\hat{y}_i - \sum_{j=i+1}^M r_{i,j}x_j}{r_{i,i}}\right) \quad (2-33)$$

这样，便可以得到所有发射信号的估计值

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \vdots \\ \hat{x}_M \end{pmatrix} \quad (2-34)$$

可以看出 QR 分解的检测过程，同 SIC 的思想类似，都是对接收信号一层一层地进行检测。先检测出某一根天线的信号，再从接收信号中抵消掉这根天线对其它天线的干扰。然后检测下一根天线的信号，再干扰消除，以此类推，直到将检测出所有的信号。

那如何对信道矩阵  $\mathbf{H}$  进行 QR 分解呢？QR 分解算法典型的计算方法通常有如下几种：

- (1) 基于 Gram-Schmidt 正交化的方法，它是对矩阵列向量进行正交变换<sup>[31]</sup>；
- (2) 使用变维向量的 Householder 变换；
- (3) 基于 Givens 旋转的方法对矩阵进行变换。

QR 分解检测算法检测过程中不需要像线性检测那样计算信道矩阵  $\mathbf{H}$  逆矩阵，因此算法的计算复杂度会降低。但同串行干扰消除 OSIC 一样，这种方法存在的最主要的问题依然是误码传播，因此很多文献还提出了排序 QR 分解算法。

### 2.2.2 球检测算法

虽然最大似然检测算法性能最优，但因为它的计算复杂度非常高，很难将其应用于相对较大的调制星座系统或天线数较多的工程实践之中。一直以来，学术界都在致力于寻求计算复杂度与算法的检测性能之间的平衡，进而找到一种计算复杂度相对降低，但同时检测性能又相对比较优秀的算法。球检测算法应运而生，该算法可以在具有合理的计算复杂度的同时，又能达到 ML 的误码性能，由此可

以用球检测算法代替 ML 算法，将其用在无线 MIMO 系统中。

球检测算法的基本思想是：在一个以接收向量  $\mathbf{x}$  为球心、半径为  $r$  的多维球 (本文称之为“超球”)内搜索所需向量。最大限度地减少球内被搜索的点数，从而使计算复杂度得以降低。最终距离矢量  $\mathbf{x}$  最近的向量，就是最终的检测结果<sup>[32]</sup>。

球检测的基本思想可以用下图 2-9 表示

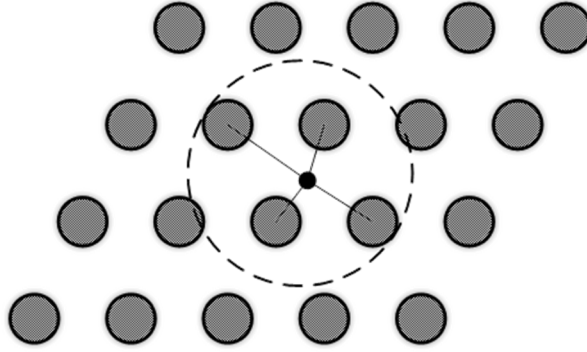


图 2-9 球检测算法的示意图

### 1. 球检测的系统模型

球检测算法将 MIMO 检测转化为如下问题

$$|\mathbf{y} - H\mathbf{x}|^2 \leq d_0^2 \quad (2-35)$$

其中  $d_0$  为球的半径。球检测算法的一般步骤为：首先通过矩阵分解(通常为 QR 分解或 Choleskey 分解)将信道矩阵  $H$  分解为三角矩阵；然后在相应的栅格空间中求解  $\mathbf{x}$ <sup>[23]</sup>。以 QR 分解为例，算法的理论依据如下：

接收到的复向量通过实值变换后为  $\mathbf{y}$ ，码本向量通过实值变换后为  $\mathbf{x}$ ，半径为  $d_0$ ，则根据上文球检测的公式，我们的目标是求出(2-35)式中的所有符合条件的  $\mathbf{x}$ ：

对信道矩阵  $H$  进行 QR 分解，由上文得

$$\left| \mathbf{y} - [\mathbf{Q}, \mathbf{Q}'] \begin{bmatrix} \mathbf{R}^T \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{x} \right|^2 \leq d_0^2 \quad (2-36)$$

其中  $\mathbf{R}$  为对角线上的元素都是大于 0 的  $m \times m$  的上三角矩阵， $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{Q}'$  分别为  $n \times m$  和  $n \times (n-m)$  的矩阵。依据 QR 分解的特性，矩阵  $[\mathbf{Q}, \mathbf{Q}']$  是正交，它与任何向量相乘后都不会改变向量的模，因此，(2-36)式可以进一步被展开为

$$\begin{aligned}
& \left| y - [Q, Q'] \begin{bmatrix} R^T \\ 0 \end{bmatrix} x \right|^2 \\
&= \left| [Q, Q']^T y - [Q, Q']^T [Q, Q'] \begin{bmatrix} R^T \\ 0 \end{bmatrix} x \right|^2 \\
&= |Q^T y - Rx|^2 + |(Q')^T y|^2 \leq d_0^2 \\
&\Rightarrow |y' - Rx|^2 \leq d^2
\end{aligned} \tag{2-37}$$

其中，假设  $y' = Qy$ ,  $d^2 = d_0^2 - U_{m+1}$ ,  $U_{m+1} = |(Q')^T y|^2$ 。可知  $U_{m+1}$  是已知的。进一步将上述不等式转换为

$$\sum_{i=1}^m \left( y'_i - \sum_{j=1}^m r_{ij} x_j \right)^2 = \sum_{i=1}^m B_i \leq d^2 \tag{2-38}$$

其中

$$B_i = \begin{cases} \left( y'_i - \sum_{j=1}^m r_{ij} x_j \right)^2 & 1 \leq i \leq m \\ \left( \sum_{j=1}^n q'_{j,i-m} y_j \right)^2 & m+1 \leq i \leq n \end{cases} \tag{2-39}$$

可知，在  $m+1 \leq i \leq n$  时， $B_i$  是已知的， $U_{m+1} = \sum_{i=m+1}^n B_i$  也是已知的。而在  $1 \leq i \leq m$  时，

$B_i$  只和何  $x_1, \dots, x_m$  有关。根据上面这些特点，球检测按照以下思路求解<sup>[33]</sup>：

在(2-38)式中，如果只考虑  $B_m$ ，将  $B_1, \dots, B_{m-1}$  忽略掉，不等式将简化为

$$\left( y'_m - r_{mm} x_m \right)^2 \leq d^2 \tag{2-40}$$

求解上述不等式可得

$$\left[ \frac{y'_m - d}{r_{mm}} \right] \leq x_m \leq \left[ \frac{y'_m + d}{r_{mm}} \right] \tag{2-41}$$

从中选择一个值，并代入(2-38)式中，此时仅考虑  $B_m$  和  $B_{m-1}$ ，而忽略  $B_{m-2}$  及其之前的所有项，这样，则有

$$\left( y'_{m-1} - \sum_{j=m-1}^m r_{m-1,j} x_j \right)^2 + \left( y'_m - r_{mm} x_m \right)^2 \leq d^2 \tag{2-42}$$

根据上式和(2-41)式选择的一个值  $x_m$ ，则可以求出  $x_{m+1}$  的范围。以此类推，就可以求出任意  $x_i$  的范围，将其表示为  $[LB_i, UB_i]$ ，其中

$$\begin{aligned} LB_i &= \left\lfloor \frac{1}{r_{ii}} \left( y_i' - \sum_{j=i+1}^m r_{ij} x_j - \sqrt{d^2 - \sum_{j=i+1}^m B_j} \right) \right\rfloor \\ UB_i &= \left\lceil \frac{1}{r_{ii}} \left( y_i' - \sum_{j=i+1}^m r_{ij} x_j + \sqrt{d^2 - \sum_{j=i+1}^m B_j} \right) \right\rceil \end{aligned} \quad (2-43)$$

在搜索格点的过程中，若  $x_i$  的解为空，则说明  $x_m, \dots, x_{i+1}$  的取值导致了不等式无解，即所选的值已经超出了“超球”的边界，此时算法将取  $x_{i+1}$  取值集合中对应的下一个值重新进行搜索。搜索全部完成之，如果没有得到结果，就说明算法中选取的半径太小，球为空了，必须增大半径，重新搜索。如果最后算法有了一组候选向量的输出，就取与接收向量  $y$  最近的一个向量作为最终的结果。

从以上对球检测算法执行过程的描述可以知道，球检测实际就是一个常见的树搜索过程，树共由  $m+1$  层组成，根节点没有实际意义，除叶子节点外，每个节点的度为  $L$ ，每个分支对应一个星座点。部分向量  $x_i^m = [x_i, \dots, x_m]^T$  确定了一条从根节点出发，经过  $x_m, \dots, x_{i+1}$  到达  $x_i$  的路径。显然， $B_i$  为  $x_i^m$  的函数，将  $B_i(x_i^m)$  称为分支量度，而  $B_i(x_i^m)$  的累加

$$U_i(x_i^m) = \sum_{k=i}^n B_k = U_{m+1} + \sum_{k=i}^m B_k(x_i^m) \quad 1 \leq i \leq m \quad (2-44)$$

称之为路径量度，显然  $U_{m+1}$  是已知的，是根节点对应的路径量度。另外， $y$  与任一个向量之间的距离称为代价量度<sup>[34]</sup>

$$C(x) = \|y - Hx\|^2 \quad (2-45)$$

可以看出

$$C(x) = U_1(x) \quad (2-46)$$

球检测算法的一般步骤也可概括如下：

- (1) 设定初始半径  $d_0$ ，即  $d = d_0$ ，且设  $\hat{x} = 0$ ；
- (2) 在球  $\sum_{i=1}^m \left( y_i' - \sum_{j=i+1}^m r_{ij} x_j \right)^2 = \sum_{i=1}^m B_i \leq d^2$  内搜索发射信号的星座点；
- (3) 若搜索到一个星座点  $x'$ ，则令  $\hat{x} = x'$ ，更新半径： $d = \|y - H\hat{x}\|$ ，返回(2)，继续搜索发射信号的星座点；
- (4) 若没有搜索到星座点  $x'$ ，那么令  $\hat{x} = 0$ ，增加球的半径，返回(2)，继续搜

索；

(5) 迭代结束， $\hat{x}$ 即为最后的搜索结果。

图 2-10 给出了一个实际的球检测搜索的例子，以 16-QAM 调制方式为例，用圆点表示星座图中的点，其值分别取  $\{-3, -1, 1, 3\}$  中的一个，其中算法所访问到的点以及对应的路径分别被标记。可以看出节点 B, D, E, G, I 和 J 对算法整体的性能是没有贡献意义的，因为它们所处的路径没能最终到达第  $k=1$  层，导致在中途就被放弃了。

最终得到的实线路径为满足条件的星座符号组合，而虚线路径代表被放弃的路径，然后计算这 3 条实线所对应对应的符号向量的欧式距离，最终的检测结果是其中欧氏距离最小的所对应的符号向量<sup>[35]</sup>。

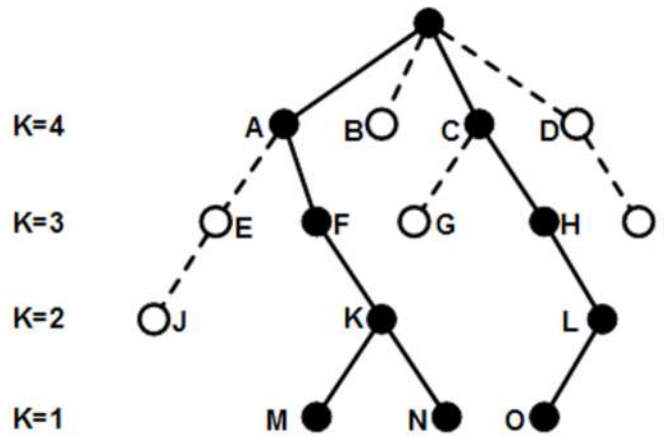


图 2-10 球检测计算举例示意图

若遍历完所有层之后没能得到符合条件的符号向量，则表示该超球内没有正确的格点，然后就需要继续将搜索半径增大，重新开始搜索。

通过以上对球检测算法过程的描述可以知道，与球检测算法的误码性能和计算复杂度密切相关的问题是<sup>[36]</sup>：

#### (1) 初始半径的选取问题

初始半径的选取过大或者过小都会给球检测算法带来致命的影响——过大或过小都会导致检测结果的不理想<sup>[37]</sup>。

#### (2) 球内有效点的存在问题

### 2. FP 策略和 SE 策略

按照枚举取值集中点的方式的不同，可以分为两种枚举策略：FP 策略和 SE 策略。下面将简单介绍这两种枚举策略。

#### 1) FP 策略

球检测算法最先是被 Pohst 和 Fincke 用来解决数学问题<sup>[38]</sup>。将算法用在无限格上，即对整数范围没有作出任何局限，式  $|y - Hx|^2 \leq d_0^2$  的  $x$  可以取任意整数，

该搜索策略被称为 FP 策略。在随后的文献<sup>[33]</sup>中, Pohst 提出在一个给定的半径的超球内搜索点, 没必要搜索所有的点来寻求正确解, 即算法作用在有限格上。后来, Biglieri 和 Viterbo 将 Pohst 的这种搜索方案用到了通信系统的多维星座图的 ML 检测中。因此, 一般学术界将基于 FP 搜索策略的球检测算法称为 VB 算法<sup>[40]</sup>。

将上一节中  $x_i$  的范围  $[LB_i, UB_i]$  公式重新写在下面

$$\begin{aligned} LB_i &= \left\lceil \frac{1}{r_{ii}} \left( y_i' - \sum_{j=i+1}^m r_{ij} x_j - \sqrt{d^2 - \sum_{j=i+1}^m B_j} \right) \right\rceil \\ UB_i &= \left\lceil \frac{1}{r_{ii}} \left( y_i' - \sum_{j=i+1}^m r_{ij} x_j + \sqrt{d^2 - \sum_{j=i+1}^m B_j} \right) \right\rceil \end{aligned} \quad (2-47)$$

FP 策略的核心思想是: 对于每一层,  $x_i$  按照从小到大的顺序依次进行取值, 即取值的顺序为  $LB_i(x_i), LB_i(x_i)+b, \dots, UB_i(x_i)$ ,  $b$  表示符号的间距。

从上述的叙述可以看出, FP 搜索策略的球检测算法有以下几个方面的缺点:

(1) 在半径增大了后的超球内重新进行搜索过程, 这时候不可避免地会搜索到之前搜索过的格点, 这就导致了重复的搜索, 因而会影响搜索效率。

(2) 算法计算复杂度的大小与初始半径选取合适与否密切相关(下一节将会证明之): 若初始球半径选取的大, 就会增大计算复杂度; 但若初始半径选的过小, 则第一次搜索就会搜索不到合适的格点, 因此需要增大这个半径重新进行搜索, 这便又增大计算复杂度。

(3) ML 算法的目的是找到距离球心最近的格点, 而 FP 搜索策略的搜索过程相当于从球的表面入手逐渐向球的中心方向搜索, 因此可以想象, 若能够从球心周围开始, 逐渐向球的表面扩展, 或许可以更快的找到满足条件的格点, 获得比 FP 搜索策略更高的搜索效率, SE 策略就是这样一种思想<sup>[39]</sup>。

## 2) SE 策略

在 FP 策略的基础上, Schnorr 和 Euchner 提出了一种改进方案, 称为 SE 搜索策略。其对每层的搜索采用“之”字形(Zig-Zag)折线搜索即从中间点开始向外扩展地搜索, 该点表示为

$$x = \text{round} \left( \frac{1}{r_{ii}} \left( y_i' - \sum_{j=i+1}^m r_{ij} x_j \right) \right) \quad (2-48)$$

式中,  $\text{round}(\cdot)$  表示取整函数。之后便以“锯齿”形路径依次从该点的左侧和右侧取点进行搜索, 即 SE 搜索是按照路径量度值从小到大搜索的<sup>[40]</sup>。

例如采用 64-QAM 调制, 某一层上超球内实值化处理后的星座点集合为  $\{-5, -3, -1, 1, 3, 5\}$ 。FP 策略按照自然顺序由小到大搜索, 即  $\{-5, -3, -1, 1, 3, 5\}$ ; 而

SE 策略的次序则是： $\{1, -1, 3, -3, 5, -5\}$ 。可以看出，SE 搜索策略的一个优势是搜索过程是从球心附近开始的，因此可以将初始球半径设置成很大甚至是 $\infty$ ，这样就使得超球内就是始终存在点而不会为空。因此 SE 相比 FP，在选择初始半径方面更加具有自由度，并且 SE 搜索是开始于分支量度的候选节点中最小的点，因此，比起 FP 策略，该策略可以更快地搜索到准确的路径<sup>[41]</sup>。

### 3. 球检测的复杂度

由于球检测算法的计算复杂度并不固定，因而许多的研究中经常将其复杂度期望作为衡量其复杂度的指标。

下面对球检测计算复杂度的期望复杂度进行研究<sup>[30]</sup>。

球检测算法复杂度最差的情况是指数级别的，原因在于该问题是一个就是  $NP-hard$  问题。然而，我们可以假设信道矩阵  $H$  和接收向量  $x$  都是分布情况已知的随机变量，这样就不难推导出球检测计算复杂度的分布情况。在这个时候，研究球检测算法的期望复杂度是很有必要的。下面是本节对球检测算法复杂度期望值的一个粗略计算。不难理解，在  $k$  维半径为  $d$  的超球内的点数的期望值成正比于其容量<sup>[31]</sup>，即

$$V_k = \frac{\pi^{\frac{k}{2}}}{\Gamma(\frac{k}{2}+1)} d^k \quad (2-49)$$

因此，点的总数的期望值可以用来表征期望复杂度

$$P = \sum_{k=1}^m \frac{\pi^{\frac{k}{2}}}{\Gamma(\frac{k}{2}+1)} d^k \geq \sum_{k=1}^{\frac{m}{2}} \frac{\pi^k}{\Gamma(k+1)} d^{2k} \approx \left( \frac{2e\pi d}{k} \right)^{k/2} \frac{1}{\sqrt{\pi k}} \quad (2-50)$$

当天线个数很大时， $2e\pi d \approx M^{\frac{1}{M}}$ ，(2-50)式进一步可以表示如下

$$P \geq \left( \frac{2e\pi d}{k} \right)^{k/2} \frac{1}{\sqrt{\pi k}} \approx \frac{1}{\sqrt{\pi}} \beta^{\frac{M}{2\beta} + \frac{1}{2}} M^{\frac{1}{2\beta} - \frac{1}{2}} \quad (2-51)$$

其中  $\beta = M/k > 1$ ，从该式也可以看出高维天线系统中球检测的复杂度随着天线个数的增加而指数增加。从(2-51)式可以知道，球检测算法的计算复杂度与初始半径  $d$  的选取是紧密相关的<sup>[42]</sup>。

## 2.3 本章小结

本章首先介绍了 MIMO 系统中无线信道的传输环境，探讨了无线通信信道的

各方面的特性；MIMO 的系统模型包括 V-BLAST 系统架构的原理；MIMO 通信系统中的关键技术包括发送端的技术和接收端的技术。重点详细讲解了 MIMO 检测中的几种经典的检测算法，其中包括最大似然检测算法 ML、迫零检测算法 ZF、最小均方误差检测算法 MMSE 和串行干扰消除检测算法 SIC 及其对应的排序串行干扰消除检测算法 OSIC 和 QR 分解检测算法，并分别借助同一个简单的信号检测的例子进行了计算验证。讨论了 MIMO 系统中信号检测的次优算法——球检测及其涉及到的相关技术。研究了球检测的系统模型、候选向量的遍历策略：FP 策略和 SE 策略以及球检测计算复杂度的计算进行了分析等以上都为以后章节对算法进行改进打下了基础。



### 第三章 OSIC 改进算法的研究

通过上一章对串行干扰消除检测算法的研究,本章结合了最大似然检测算法和 QR 分解检测算法,提出了两种 OSIC 的改进算法——基于 ML 的 OSIC 检测算法(OSIC-ML)和基于 QR 分解的 OSIC 检测算法(QR-ML-OSIC)。

不难理解,在 OSIC 中,对系统总体整体性能影响最大的是信噪比低 (Signal Noise Ratio, SNR) 的信号层<sup>[42]</sup>,如果 SNR 低的某个信号层出现误码检测,那么它将会严重影响其后面信号检测的正确率。为了保证 OSIC 算法的整体性能,很有必要对 OSIC 检测算法进行改进,使其能保证在最大化高 SNR 信号层检测正确率的同时,又能最小化低 SNR 信号层误码传播现象出现的概率。

基于上面的考虑,可以很自然地想到将 OSIC 与 ML 结合。力求将低计算复杂度和高检测性能的结合,在性能与复杂度之间取得平衡。但问题是应该以怎样的方式结合这两种算法。

根据上面的叙述,可以将 ML 与 OSIC 两种算法的特点总结如下:

(1) OSIC 算法与 ML 算法相比性能较差,复杂度相对较低,但由于其运算过程中伪逆操作的存在,伪逆的计算复杂度还是相对较高的,其在整体复杂度中占据很大比重;

(2) ML 算法能保证检测性能最优,但是当天线个数增加即信号层数增加时,该算法的复杂度是指数增加的;

(3) ML 算法不存在伪逆,且在信号层数相对少的时候,ML 的复杂度还是比较低的。

在目前已有的研究中,也有不少学者试图将 OSIC 与 ML 两种算法结合,其中一些算法是这样的:将信号层排序后,前面的层使用传统的 OSIC 算法检测,最后  $p$  层使用 ML 算法检测,这样便保证低信噪比层能正确地检测,在增加了额外的计算复杂度的前提下,使算法整体的检测性能有所提高。如文献<sup>[29]</sup>,文章令  $p=1$ ,即前面的层使用传统的 OSIC 算法检测,最后 1 层使用 ML 算法检测;文献<sup>[30]</sup>则令  $p=2$ ,即前面的层使用传统的 OSIC 算法检测,最后 2 层使用 ML 算法检测。这些算法增加了额外的复杂度,但检测性能确实有了提升。然而,这样的算法不能广泛适用,没有灵活性:当天线根数增加、调制方式改变或信道质量变化时,检测性能与计算复杂度都不能得到很好地保障。

其它的一些算法的结合方式也无非是在 OSIC 阶段将迫零算法换成 MMSE 算法以进一步提高检测性能,实际上算法的本质都是大同小异的。

以上这些算法,都是在 OSIC 的基础上将少量低信噪比信号层运用 ML 进行优化,力求在复杂度不至于过高的同时保证性能较 OSIC 得以改善,也就是说,

这些算法的性能与复杂度是在 OSIC 与 ML 之间取得权衡，其性能曲线与计算复杂度曲线都位于 OSIC 和 ML 之间，不可能达到在保证性能改善的同时，复杂度也降低的程度。

出于上述的考虑，我们需要做的是在减少 OSIC 算法中的伪逆操作的同时避免 ML 计算复杂度的指数增长，且能尽量适用于多变的通信条件。

### 3.1 改进算法——基于 ML 的 OSIC 改进算法

本节首先提出一种基于 ML 的 OSIC 改进算法，该算法比起其它 OSIC 的改进算法更具有灵活性，适用于更多调制方式及信道质量的通信条件。算法能有效地做到在大大提升检测性能的同时，拥有更低的计算复杂度，甚至在一些情况下其复杂度比 OSIC 本身的复杂度还要低。

#### 3.1.1 算法描述

我们知道，MIMO 系统中的天线个数、信号调制方式、信道质量及 OSIC 和 ML 两种检测算法各自应用的层数等因素都直接影响着信号检测的误码性能与计算复杂度，任何一个条件的改变都可能影响系统整体的检测性能和计算复杂度。因此本章提出的改进算法不固定应用 ML 算法的层数  $L$ ，而是将其设置为变量，通过调整其计算复杂度公式中的参数力求找到最适合的参数  $L$ 。这样，在检测性能被接受的范围内，很容易找到使计算复杂度最优的参数  $L$ 。

算法首先对前面的  $M-L$  层信号运用 OSIC 进行检测，由前面的叙述知道，OSIC 按照信号 SNR 从大到小开始检测，而前面的层 SNR 大，信号质量好，误码检测的概率很小，运用 OSIC 检测能最大限度地减小无码传播，足以保证信号正确地检测。后面的  $L$  层运用 ML 进行检测，保证质量最差的信号也能尽量正确地检测，保障了整体的检测性能。下面的叙述中，本文将该改进算法称为 OSIC-ML 算法。

OSIC-ML 算法的整体步骤可以表示如下：

---

OSIC-ML
(1) $i \leftarrow 1$
(2) $G_1 = H^+$
(3) $k_1 = \arg \min_{j \in \{1, 2, \dots, M\}} \ (G_1)_j\ ^2$
(4) $w_{k_i} = (G_i)_{k_i}$
(5) $y_{k_i} = w_{k_i} y_i$

---

- $$\begin{aligned}
 (6) \quad & \hat{x}_{k_i} = Q(y_{k_i}) \\
 (7) \quad & y_{i+1} = y_i - \hat{x}_{k_i} H_{k_i} \\
 (8) \quad & G_{i+1} = H_{k_i}^+ \\
 (9) \quad & k_{i+1} = \arg \min_{j \in \{k_1, k_2, \dots, k_i\}} \|(G_{i+1})_j\|^2 \\
 (10) \quad & \\
 & i \leftarrow i+1, \text{ if } (i < M - L + 1) \\
 & \text{recursion;} \\
 & \text{else} \\
 (11) \quad & \hat{x}_{k_{\{M-L+1, \dots, M\}}} = \arg \min_{x \in \mathbb{C}^{L^2}} \|y - Hx\|^2 \\
 (12) \quad & \text{end}
 \end{aligned}$$

由 ML 计算复杂度的指数特性可知，不能将过多的层数运用 ML 检测，但是如果运用 ML 的层数太少，OSIC 运用的多，整体的性能又会由于运用 OSIC 的层数过多而受到低 SNR 层的影响；同时由于 OSIC 中伪逆操作的存在，计算复杂度也会受到影响。因此，如何设置 ML 算法的层数  $L$  是很重要的。以下两个小节将通过性能仿真和复杂度的分析来讨论  $L$  的选取问题。

### 3.1.2 算法仿真

采用 16-QAM 星座图， $8 \times 8$  的天线配置，系统的空时策略采用 V-BLAST，利用 MATLAB 对该算法的检测性能进行仿真。所得性能曲线如下图 3-1 所示。

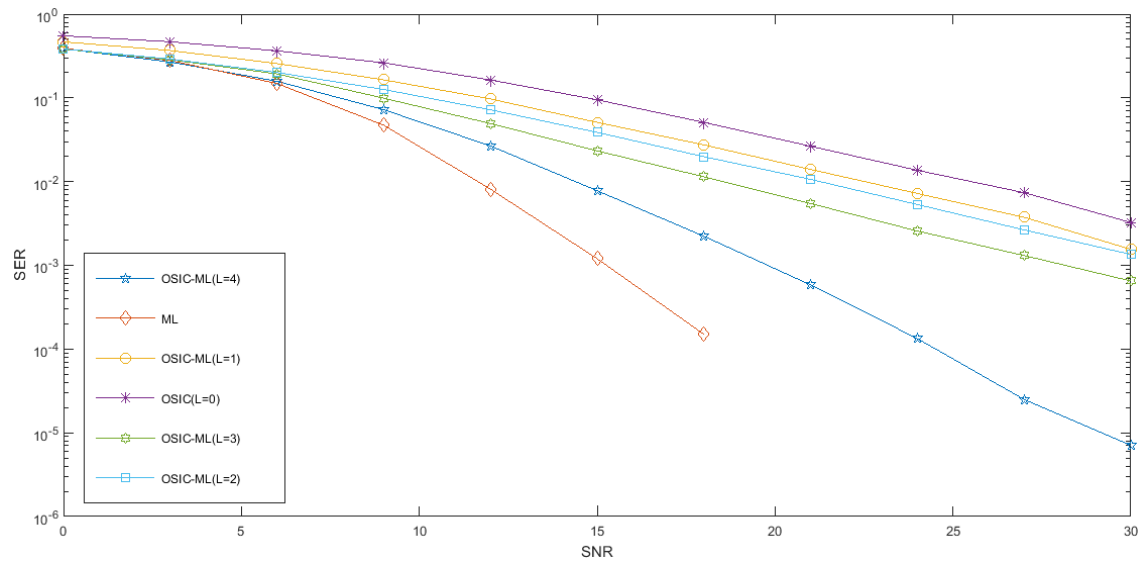


图 3-1 OSIC-ML 算法仿真图

从上图中可以看出，OSIC 算法和 ML 算法的性能分别是最差(误符号率 SER 最高)和最优(误符号率 SER 最低)的。而本节的改进算法 OSIC-ML 的性能曲线都介于 OSIC 和 ML 之间，而且随着应用 ML 算法的信号层数  $L$  的增加，性能曲线逐渐靠近 ML 曲线。可以想象，继续增加  $L$  的值，OSIC-ML 的性能曲线将会无限逼近 ML 的性能曲线。但是，我们知道随着应用 ML 的层数的增加，算法的复杂度会指数增加，所以在追求更好的性能的同时，也要考虑计算复杂度的开销。下面本文对 ML 算法、OSIC 算法及本节提出的改进算法的计算复杂度进行定量地分析。

### 3.1.3 复杂度分析

下面将对 OSIC-ML 改进算法的复杂度进行分析<sup>[30]</sup>。对于 ML 算法，其整体的复杂度可以表示如下

$$C^M M^2 + C^M M \quad (3-1)$$

其中,  $C$  表示调制星座图的大小,  $M$  表示天线的个数。公式的前半部分  $C^M M^2$  是乘法操作的个数, 后半部分  $C^M M$  是平方操作的个数。从上面的公式可以看出, ML 的复杂度的确是随着天线个数的增加而指数增加的。

对于 OSIC 算法, 本文采用 ZF 算法中的转换矩阵  $G$ , 即  $G = \left( (H^H H)^{-1} H^H \right)$ , 矩阵的该步操作, 即求伪逆的过程的复杂度是  $4M^3 + 2NM^2$ 。而排序和干扰消除的复杂度可以表示为  $\sum_{i=0}^{M-1} [M(M-i) + 2M]$ 。因此 OSIC 整体的复杂度表示如下

$$\sum_{i=0}^M (4i^3 + 2Ni^2) + \sum_{i=0}^{M-1} [M(M-i) + 2M] \quad (3-2)$$

从上述公式可以看出, OSIC 计算复杂度只与发送天线和接收天线的数目有关, 而与调制阶数无关。

通过上面两式, 便很容易得出本节提出的改进算法 OSIC-ML 的复杂度为

$$\sum_{i=0}^{M-L} (4i^3 + 2Ni^2) + \sum_{i=0}^{M-L-1} [M(M-i) + 2M] + C^L L^2 + C^L L \quad (3-3)$$

从公式可以看出, OSIC-ML 计算复杂度与调制阶数、发送天线和接收天线个数及运用 ML 检测的层数  $L$  都有关。

表 3-1 和表 3-2 分别列出了对于不同的  $L$ , 三种算法: OSIC、ML 和本节提出的算法 OSIC-ML 相应的复杂度。本文选择  $8 \times 8$  ( $M=8, N=8$ ) 和  $16 \times 16$  ( $M=16, N=16$ ) 两种 MIMO 系统, 以及三种不同的调制方式: BPSK、QPSK 和 16-QAM。

表 3-1  $8 \times 8$  ( $M=8, N=8$ ) 的 MIMO 系统对应 BPSK ( $C=2$ )、QPSK ( $C=4$ ) 和 16-QAM ( $C=16$ ) 的复杂度比较

检测算法	BPSK	QPSK	16-QAM
ML( $L=8$ )	18432	$4.7186e+7$	$3.0924e+12$
OSIC( $L=0$ )	8864	8864	8864
改进算法 ( $L=1$ )	5772	5776	5800
改进算法 ( $L=2$ )	3604	3676	5116
改进算法 ( $L=3$ )	2196	2868	51252
改进算法 ( $L=4$ )	1472	6272	$1.3119e+7$
改进算法 ( $L=5$ )	1544	31304	$3.1458e+8$
改进算法 ( $L=6$ )	2956	172300	$7.0464e+9$
改进算法 ( $L=7$ )	7268	917604	$1.5032e+10$

表 3-2  $16 \times 16$  ( $M=16, N=16$ ) 的 MIMO 系统对应 BPSK ( $C=2$ )、QPSK ( $C=4$ ) 和 16-QAM ( $C=16$ ) 的复杂度比较

检测算法	BPSK	QPSK	16-QAM
ML( $L=16$ )	$1.7826e+8$	$1.1682e+12$	$5.0175e+21$
OSIC( $L=0$ )	124544	124544	124544
改进算法( $L=1$ )	99924	99928	99952
改进算法( $L=2$ )	79180	79252	80692
改进算法( $L=3$ )	61924	62596	110980
改进算法( $L=4$ )	47856	52656	$1.3582e+7$
改进算法( $L=5$ )	36864	66624	$3.1493e+8$
改进算法( $L=6$ )	29268	198612	$7.0467e+9$
改进算法( $L=7$ )	26404	936740	$1.5032e+10$
改进算法( $L=8$ )	32000	$4.7321e+7$	$3.0924e+11$

从表 I 和表 II 可以看到, 某些调制方式下算法应用了 ML 后, 其计算复杂度竟然比不用 ML 的复杂度还要低, 而后面几层运用 ML 算法肯定比不运用 ML 的检测算法性能更好, 由此可以看出, 该改进算法确实做到了提升检测性能的同时降低了计算复杂度。

结合表 I 以及上文对该改进算法检测性能的仿真, 可以很容易地看出, OSIC-ML 算法在  $L=1$ 、 $L=2$  和  $L=3$  时计算复杂度是相对较低的, 而且  $L=3$  的情况比  $L=1$  和  $L=2$  时都要低。在 BPSK 和 QPSK 的调制下, 这种情况出现的更多。从表 II 中, 同样可以看出类似的情况。

从上面的对表格数据的分析可以得到以下几点:

- (1) ML(相当于  $L=M$ ) 算法的复杂度随着调制阶数  $C$  的增加而急剧增长;

(2) OSIC(相当于  $L=0$ )算法的复杂度不会随调制阶数改变, 因为从公式可以看出它只与发送天线和接收天线的根数有关;

(3) 在 BPSK 中, 改进算法的复杂度都小于 OSIC, QPSK 中, 改进算法的复杂度大部分小于 OSIC, 而在 16-QAM 中, 改进算法的复杂度有一部分小于 OSIC, 这也是上文所说的该算法减少了 OSIC 的伪逆操作的同时, 避免了 ML 复杂度的指数增长。

从上面的事实中可以总结得出以下结论, 在实际应用中可以作为参考:

(1) 在调制阶数高的情况下,  $L$  应该尽量小一些, 即应该将少量的信号层应用 ML 算法;

(2) 在调制阶数低的情况下,  $L$  应该尽量大一些, 即应该将尽量多的信号层应用 ML 算法。

### 3.2 改进算法二——基于 QR 分解和 ML 的 OSIC 改进算法

从上一章知道, 排序串行干扰消除检测算法由排序、迫零、量化、干扰消除等几部分组成, 因此可以进一步在这些步骤中着手进行改进。受上一节所提出的改进算法的启示, 本节进一步提出另一种改进的 OSIC 检测算法。

#### 3.2.1 算法描述

算法结合了上一章介绍的 QR 分解算法与最大似然检测算法的特点。上一节提出的改进算法专注于低信噪比信号层, 对后面的信号层进行 ML 算法检测, 通过提高后面几层低信噪比信号的正确率来提升整体的检测性能。那么, 为了获得更优的检测性能, 能否先对前几层信号进行 ML 搜索呢? 这样的话, 前面信噪比高的信号便能取得最大限度的检测正确率, 整体的检测性能也会有最大限度地提升。

ML 算法是每次都搜索所有的信号层, 然后计算其累积量度, 最后找出累积量度中最小的值对应的向量作为检测结果。这个过程是所有层的信号都参与计算的。因此, 不能在其它层未知并且对信道矩阵不进行任何转换的情况下, 率先对其中的若干层进行检测。从第二章 ML 的公式(2-14)也可以看出, 累积量度的计算涉及到所有信号层。

而如果引入 QR 分解, 通过 QR 分解操作就可以做到优先使用 ML 检测前几层信号。QR 分解将信道矩阵  $H$  转换成上三角矩阵, 在检测的过程中逐层检测, 每一层的检测都会依赖上一层检测出来的结果。由 QR 分解的公式可以看出, 其同样直接放弃转换后的噪声部分, 而直接对剩余部分进行硬判决, 这样便不可避免地仍然存在着误码, 对后面层信号的检测造成误码传播。于是, 本节设想可以对先检测的层进行穷举搜索, 即 ML 检测, 得到前几层的检测结果。因为信道矩

阵经过了 QR 分解转换成了上三角矩阵，相关公式如下

$$\begin{aligned}
 y &= Hx + n \\
 &= QRx + n \\
 \Rightarrow \\
 Q^H y &= Q^H QRx + Q^H n \\
 &= Rx + Q^H n \\
 &= Rx + v
 \end{aligned} \tag{3-4}$$

本节为了计算方便，假设  $M=N$ ，则

$$\begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,M} \\ 0 & r_{2,2} & \cdots & r_{2,M} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & r_{M,M} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_1 \\ v_1 \\ \vdots \\ v_M \end{pmatrix} \tag{3-5}$$

从下往上计算，即从第  $M$  层到第  $k$  层，共  $L$  层的累积量度可以表示为

$$\begin{aligned}
 d_L &= \|y - Rx\|^2 \\
 &= \sum_{i=k}^M \left| y_i - \sum_{j=i}^M r_{i,j} x_j \right|^2
 \end{aligned} \tag{3-6}$$

对这  $L$  层进行 ML 检测，其表达式可以写作

$$\begin{aligned}
 \hat{x} &= \arg \min_{x \in \Omega^M} \left( \|y - Rx\|^2 \right) \\
 &= \arg \min_{x \in \Omega^M} \left( \sum_{i=1}^M \left| y_i - \sum_{j=i}^M r_{i,j} x_j \right|^2 \right)
 \end{aligned} \tag{3-7}$$

由于矩阵的上三角特性，每次穷举的结果都只与该层的上一层有关，而与后面的层无关，因此可以得到前  $L$  层的累积量度的值。又由于 ML 算法是取所有层的累积量度的最小值，前  $L$  层的累积量度最小并不能代表所有层的累积量度最小，因此可以取前几组最小的值作为候选向量，待所有层都检测出来后，取所有层的累积量度中最小的值对应的向量作为最后的检测结果。前几层运用 ML 使检测结果的正确率得以最大限度地保障。为了达到既能保证前面层的正确率又能降低后面层的误码率，本文可以结合上一个改进算法，对后面的几层再运用 ML 进行检测。该改进算法本文称为 QR-ML-OSIC 算法，其流程图用下图 3-2 表示：

从算法流程图可以看出，该算法的大致流程是：对信道矩阵进行 QR 分解后，首先对前  $L_1$  层运用 ML 算法进行检测，取累积量度最小的  $t$  个向量作为候选，然后依次对候选的  $t$  组向量对中间  $M-L_1-L_2$  层运用 OSIC 进行进行检测，该步骤结

束后将得到  $t$  组  $M-L2$  维的向量, 然后依次对这组向量剩余的  $L2$  层再次运用 ML 进行检测, 得到  $t$  组检测结果候选向量, 最后取累积量度最小的一个向量作为最终的结果。

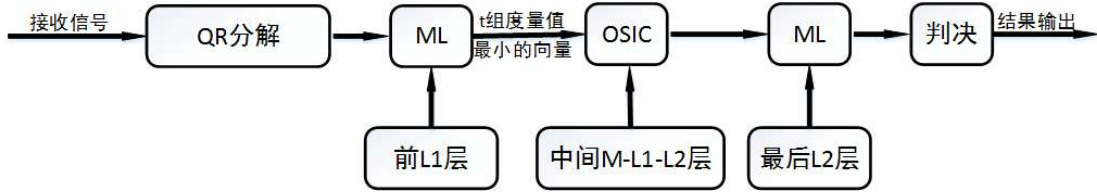


图 3-2 QR-ML-OSIC 算法流程图

### 3.2.2 算法仿真

同样采用上一节的配置: 16-QAM 星座图,  $8 \times 8$  的天线配置, 系统的空时策略采用 V-BLAST, 利用 MATLAB 对该改进算法的检测性能进行仿真。为了简化, 仿真中取算法中的  $t$  为 1, 即中间层的检测后取累计量度最小的一组向量作为候选向量, 对于  $L1$  和  $L2$ , 分别取了 4 组值。所得仿真结果如下图 3-3 所示。

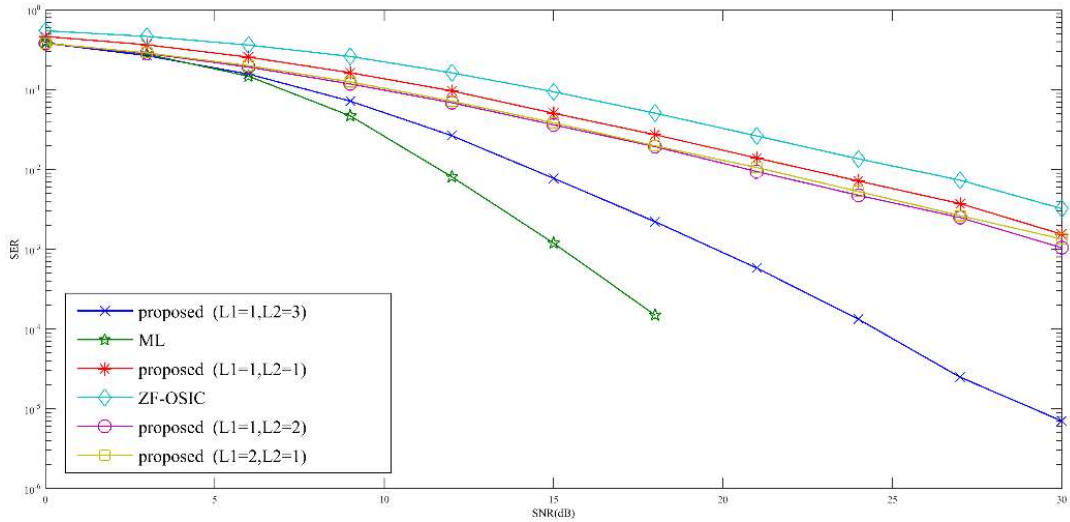


图 3-3 QR-ML-OSIC 算法仿真图

从仿真图上可以看到, 该改进算法的性能曲线依然都落在了传统的 OSIC 和最优检测算法 ML 之间。当  $L1=1$  和  $L2=1$ , 即前后分别有 1 层信号运用 ML, 可以看出性能曲线有所提升; 当  $L1=1$  和  $L2=2$  及  $L1=2$  和  $L2=1$  时, 性能提升幅度基本一致; 当  $L1=1$  和  $L2=3$ , 即更多的层应用 ML 算法时, 算法性能有了更大的提升。以上结果是在  $t$  为 1 时得到的, 可以想象当  $t$  值增大时, 由于候选向量组数的增加, 最终判决处的结果性能将会更优, 但这也涉及到算法计算复杂度的开销问题。 $t$  值的增加, 意味着 OSIC 和最后几层 ML 的应用的次数将会成倍的增加, 计算复杂度自然会增加很多。



### 3.2.3 结论

针对 OSIC 检测算法存在误码传播现象这一事实, 本节提出另一种改进的 OSIC 检测算法。该算法利用 QR 分解首先对前  $L1$  层信号进行最大似然检测, 得到  $L1$  维信号的累积量度值, 从中取出  $t$  组最小量度值的  $M-L1-L2$  维向量, 再对这  $t$  组信号分别进行排序串行干扰消除检测, 最后再运用 ML 检测剩下的层, 最终判决输出具有最小量度值的符号向量。该算法综合了 QR 分解、最大似然检测 ML 和排序串行干扰消除三种算法的优点, 设置了 3 个可调节参数  $L1$ 、 $L2$  和  $t$ , 分别表示运用 ML 算法的层数和候选累计量度向量的组数, 对这 3 个参数值进行不同的设置, 可得到不同的结果。仿真结果显示, 本改进算法取得了很好的检测性能。

## 3.3 两种改进算法的比较

比较本章提出的两种改进算法, 可以看到二者有很大的相同点: 二者都是对 OSIC 算法的改进; 都结合了 ML, 将部分层应用 ML, 使性能得到提升。不同点在于, 前者只将最后几层信号运用 ML 检测, 而后者则通过 QR 分解做到了将前面的层同样也应用 ML 进行检测。比起前者, 后者在性能上有了更大的提升。但复杂度方面, 由于 QR 分解和应用 ML 的层数的增加, 后者复杂度会比前者大得多。

## 3.4 本章小结

本章主要在 OSIC 的基础上进行了改进, 将 ML 算法与 OSIC 算法结合, 提出了两种改进的 OSIC 检测算法。前者将前面的层运用传统的 OSIC 检测, 最后几层运用 ML 检测, 将其设置为变量, 对于不同的设置采用不同的值, 使其做到在复杂度不高甚至有所降低的同时性能有更高的提升。后者利用 QR 分解使前面的层也可以运用 ML 进行检测, 算法的性能有了更大的提升, 但计算复杂度也会相应地增加。



## 第四章 球检测改进算法的研究

一直以来，国内外学者对球检测算法的改进都集中在针对初始半径的选择策略与半径更新策略上。本章将在对几种常见初始半径选择策略的研究之后，在此基础上提出了一种新的初始半径选择策略。

### 4.1 初始半径选择策略

由于球检测算法需要确定一个初始球，而从计算球检测复杂度期望的公式(2-51)可以看出，球检测的计算复杂度与初始球半径是呈指数关系的。因此，初始半径选取的合理与否对于降低算法的计算复杂度并提高检测的误码性能是至关重要的。

#### 4.1.1 常见初始半径选择策略

迄今为止，学术界主流的初始半径的选择策略主要有以下几种：(1)直接取半径为 $\infty$ 的半径选择方案；(2)基于发送向量在超球中概率的选择策略；(3)以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略等。这些方案各有各的特点及优缺点，下面将分别简单地介绍。

方法一：直接取半径为 $\infty$ 的半径选择方案<sup>[43]</sup>

将初始半径直接设置为 $\infty$ ，将其与半径的更新相结合，即获得第一个候选格点后，将半径更新为该候选格点对应的代价量度。这时候球检测算法第一次搜索获得的点学术界称之为 Babai 点，这个点也被称为 ZF-DFE (Zero Forcing Detection-Feed-Back Equalization) 点<sup>[43][44]</sup>，新的半径是用这个点对应代价量度得来的，用这个新的半径继续进行搜索，直到找到合适的点为止。

初始半径被设为 $\infty$ 的优点就是球检测永远不会失败，因为所有可能的格点都在该超球内，然而，因为 Babai 点的代价量度可能会很大，使得超球具有非常大的体积，导致超球内点过多，复杂度过高。

方法二：基于发送向量在超球中概率的选择策略

文献<sup>[35]</sup>给出了一种基于发送向量代价量度统计特性的半径选择方案，发送向量  $\mathbf{x}$  的路径量度为

$$\|\mathbf{y} - H\mathbf{x}\|^2 = \|\mathbf{n}\|^2 \quad (4-1)$$

由于噪声向量  $\mathbf{n}$  的元素是独立同分布的正态随机变量  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ，因此  $\|\mathbf{n}\|^2$  是自由度为  $N$  尺度变换后的卡方随机变量。即  $\frac{\|\mathbf{n}\|^2}{\sigma^2}$  为标准卡方随机变量。因此  $\|\mathbf{n}\|^2$

的平均值为

$$E[\|n\|^2] = N\sigma^2 \quad (4-2)$$

可以将此半径修正为另一种形式—— $\alpha N\sigma^2$ 。此时，球中包含正确向量的概率可以如下表示

$$\Phi_n\left(\frac{\alpha N\sigma^2}{\sigma^2}\right) = \Phi_n(\alpha N) = \int_0^{\alpha N/2} \frac{\lambda^{N/2-1}}{\Gamma(N/2)} e^{-\lambda} d\lambda = 1 - \varepsilon \quad (4-3)$$

半径公式为

$$d_{1-\varepsilon}^2 = \alpha N\sigma^2 \quad (4-4)$$

上式中， $\alpha$  为半径系数， $N$  为接收天线的个数， $\sigma^2$  噪声方差， $\Gamma(\bullet)$  为伽马函数， $\varepsilon$  为在超球内搜索不到格点的概率。若在该半径中找不到格点，则依次产生新的半径  $d_{1-\varepsilon^2}^2, d_{1-\varepsilon^3}^2, \dots$ ，直到能找到格点为止。根据条件可以计算出相应的  $1-\varepsilon$  和  $\alpha$ 。在计算之前首先将  $\alpha$  和  $1-\varepsilon$  的对应关系存表<sup>[35]</sup>，在工业实践中，可以遵照  $1-\varepsilon$  在表格查询到  $\alpha$ 。最终通过公式(4-4)得到初始半径  $d$ 。从该公式可以看出，当接收天线个数较多或者在信噪比较低时，噪声方差较大，可能会导致半径过大。

表 4-1  $\alpha$  与  $1-\varepsilon$  对应关系

$\alpha$	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5
$1-\varepsilon$	0.97556637	0.986174127	0.99230188	0.995773652	0.99708209
$\alpha$	1.6	1.7	1.8	1.9	2
$1-\varepsilon$	0.998770779	0.999347099	0.999656233	0.999820421	0.999906858
$\alpha$	2.1	2.2	2.3	2.4	2.5
$1-\varepsilon$	0.999952004	0.999975414	0.999987474	0.999993651	0.999996796

显然，不同的  $\varepsilon$  对应不同的缩放因子  $\alpha$ 。这种半径选择策略可以根据正确结果未被包含在球中的概率来确定初始半径值，通过对不同的概率  $\varepsilon$  的选择，可以很容易地在球为空和球体积过大之间取得平衡，便于对半径设置值的估计。但是此方法的不足是，当接收天线个数较多或者在信噪比较低时，噪声方差较大，可能会导致半径过大。并且仍然不能保证超球内一定存在格点，但可以通过上面所述内容依次产生新的半径  $d_{1-\varepsilon^2}^2, d_{1-\varepsilon^3}^2, \dots$  的方法解决，或者也可以预先定义一组依次减小的  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3 \dots$ ，如果  $\varepsilon_i$  对应的半径的球为空，则依次换成  $\varepsilon_{i+1}$  重新搜索，依此类推。但是显然，如何设置  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3 \dots$  又是一个新的问题<sup>[43]</sup>。

方法三：以线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略

我们知道很多线性检测算法的优点是往往具有很低的计算复杂度，例如迫零

检测算法和最小均方误差检测算法, 鉴于此, 如果在进行球检测之前先适当地应用线性检测, 这不会引起复杂度的明显升高。根据这一点, 在一些算法中, 学者们提出可以先应用低复杂度的线性检测算法, 再用此方法的解对应的代价量度作为球检测的初始半径。比如文献<sup>[36]</sup>采用了基于最小均方误差检测算法的代价量度作为初始半径的选择策略。

基于接收端 MMSE 算法的信道估计, 可以得到最小均方误差解

$$\hat{x}_{MMSE} = G_{MMSE} y = \left( H^H H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} I \right)^{-1} H^H y \quad (4-5)$$

利用信道矩阵, 将它映射到接收信号空间就变成了, 之后球检测再以为初始半径, 找到最近点, 定义如下

$$d = \|y - H \hat{x}_{MMSE}\| \quad (4-6)$$

若是换成基于 ZF 的代价量度作为初始半径, 只需将转换矩阵变成即可, 即, 该半径选择方案的流程图如下图 4-1 所示<sup>[37]</sup>

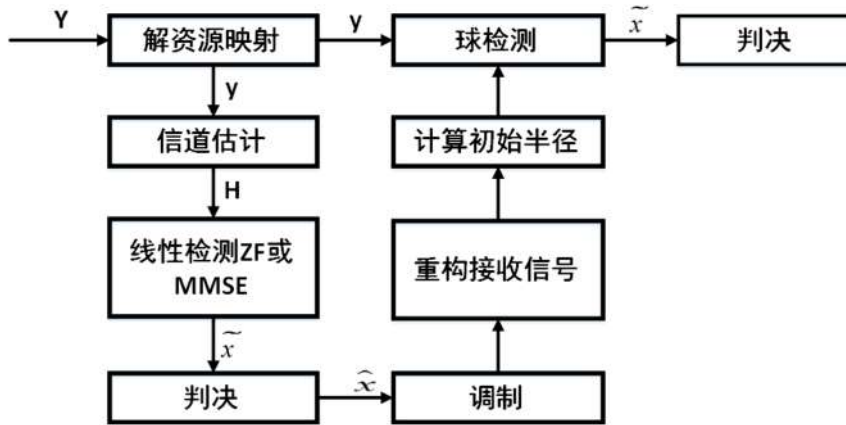


图 4-1 以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略流程图

文献<sup>[37]</sup>中进一步对基于 ZF 和 MMSE 算法代价量度的半径选择方案进行了仿真对比。通过对性能的对比可以看出, 无论是基于 ZF 检测算法的初始半径选择方案, 还是基于 MMSE 检测算法的初始半径选择方案, 球检测算法在性能上与 ML 算法很相似。然而, 在信噪比低 ( $SNR < 16$ ) 时, 基于 ZF 算法的初始半径选择的球检测算法的计算复杂度比基于 MMSE 的算法要高很多。而在信噪比高 ( $SNR > 16$ ) 时, 两种方案的计算复杂度相似。造成这种结果的主要原因文章通过讨论是, ZF 算法没有将噪声的影响考虑进去(迫零), 而 MMSE 算法将噪声的影响充分考虑了进去。这就造成在信噪比低时, ZF 方法的复杂度高于 MMSE 方法, 从而基于 ZF 的半径选择方法需要搜索较多的点; 而在信噪比高时, ZF 方法的复杂度和 MMSE 方法的复杂度相接近。两者相差不大, 因而两种半径选择方法具

有相接近的搜索点数。进而文章认为基于 ZF 和 MMSE 的半径选择法两种方案的优缺点，可以改进此种半径选择方案，即基于阈值的初始半径选择方案。首先设定一个信噪比阈值  $\rho_{threshold}$ ，当信噪比比该阈值低时，选取基于 MMSE 的半径选择方案；当信噪比比该阈值高时，由于 ZF 与 MMSE 的计算复杂度很相近，但 ZF 算法在计算伪逆时比 MMSE 算法容易，因此选择基于 ZF 的半径选择方案。以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略的优点是球检测不会失败，因为它能保证超球内至少含有一个点(MMSE 检测算法的解肯定在球中)，不需要对初始半径重新设置的问题。并且这些算法都是与接收信号向量欧式距离较小的解，因此初始半径选择比较适中。然而，缺点也很明显，就是由于最小均方误差检测会消耗一定的复杂度，因而该初始半径的选取方法虽然很大程度上减少了球检测算法的复杂度，但又会引入新的复杂度。在一些情况下，如果天线数不是很多，球状检测自身的复杂度就已经很低，但是由于 MMSE 算法的加入，整体的复杂度就有了额外的增加<sup>[44]</sup>。

#### 4.1.2 其它半径选择策略

除此之外，一些其他的半径选择策略是，首先把初始半径设定为一个相对小的值，在算法过程中，如果首次搜索不成功则以某种规则扩大该半径。还有一种策略是首先选择相对大的初始半径，然后根据搜索到的符合条件的星座点来更新该半径，这种方法虽然保证了算法正常运行，但效率很低<sup>[45]</sup>。

## 4.2 改进的半径选择策略——基于信噪比条件的半径选择策略

上文对球检测算法中常用的初始半径选择策略进行了研究，并对它们的优缺点分别进行了分析。这一节，本文在以上的基础上提出了改进的初始半径选择策略。

### 4.2.1 算法描述

对三种常见初始半径选择策略进行比较，很容易看出它们之间的关系和各自的优缺点：

- (1) 方法一由于半径最大，性能最优，但其直接导致复杂度相对较高。
- (2) 方法二基于发送向量在超球中概率的选择策略，不能保证所选取的半径对应的超球非空，可能导致算法重新启动搜索。但当接收天线根数较多或者在信噪比较低时，噪声方差较大，可能会导致半径过大，也增加了算法的复杂度。
- (3) 方法三以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的策略，一方面能规避因初始半径很小而使球为空的情况，另一方面在信噪比较低的环境下，计算复杂度也比较低。然而，在信噪比相对比较高的环境下，由于附加的线性检测，

其复杂度有时并没有降低，甚至还会升高。

针对以上各种情况，为能够避免上述三种方法在各种信噪比环境下复杂度过高的问题，本节提出一种改进的初始半径选择策略——基于信噪比条件的选择策略，即根据信噪比的高低自适应的切换半径选择策略。

算法首先设定一个期望信噪比阈值  $SNR_T$ ；算法启动时首先计算在当前信道条件下的信噪比  $SNR_C$ ，可以通过空载波在接收端进行测量；当前信噪比大于阈值信噪比时，即  $SNR_C \geq SNR_T$  时，采用基于发送向量在超球中概率的选择策略，反之， $SNR_C < SNR_T$  时，采用以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略。

算法流程图可以简单地用下图 4-2 表示

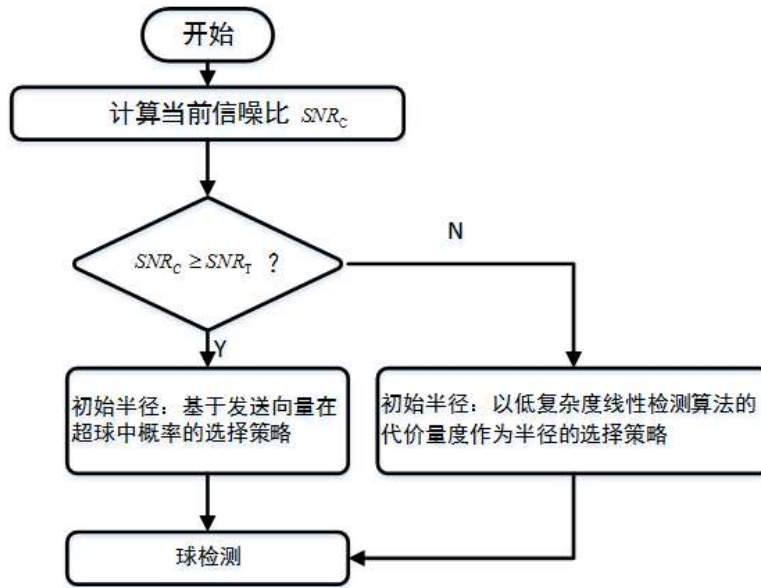


图 4-2 基于信噪比条件的改进的半径选择策略流程图

#### 4.2.2 算法仿真

下图 4-3、4-4 给出了 16-QAM 的天线配置下的球检测的性能和复杂度的仿真结果。其中误符号率 SER 用来描述检测性能、球检测处理节点数的平均值用来描述复杂度指标，仿真中信噪比阈值选择上文文献中的阈值，即  $\rho_{threshold}=16$ 。

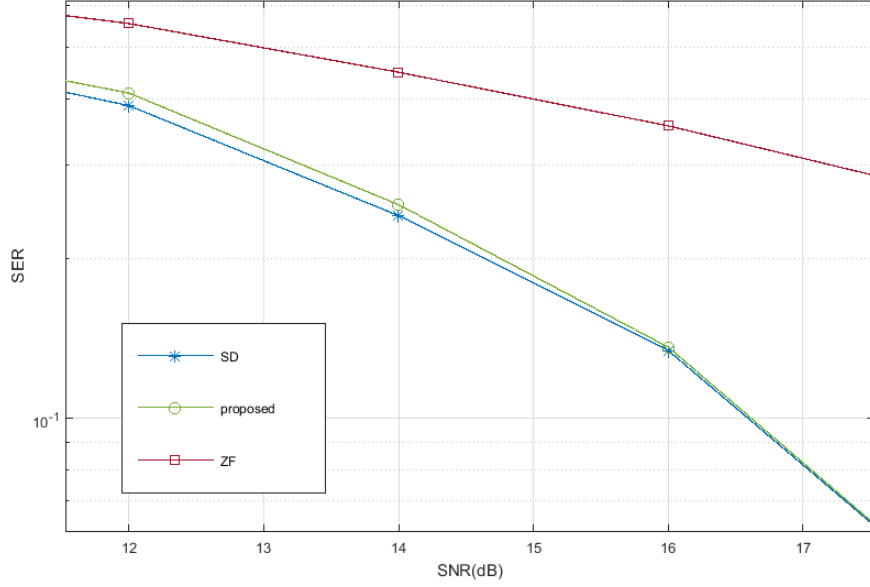


图 4-3 基于信噪比条件的改进的半径选择策略性能

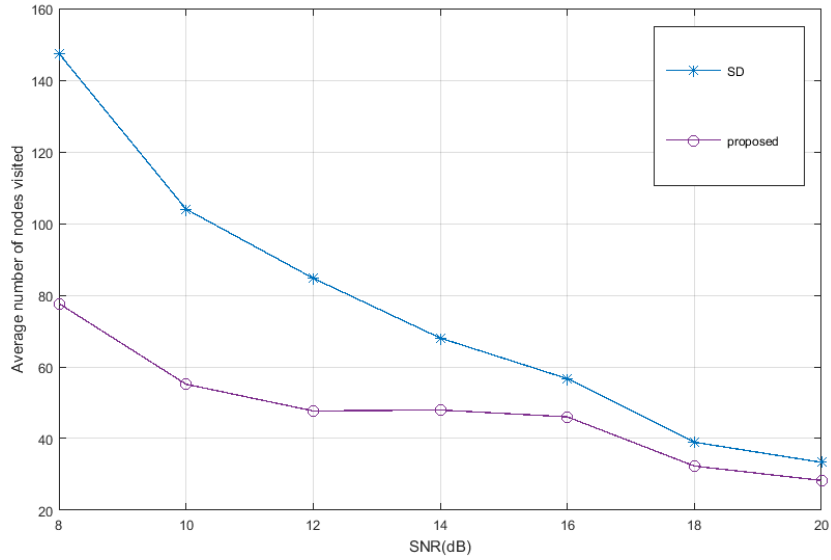


图 4-4 基于信噪比条件的改进的半径选择策略的复杂度

从仿真图知道，改进算法的误符号率性能与传统的球检测性能非常接近，尤其是在信噪比大于 16 时，性能曲线几乎重合，而改进算法复杂度已经有了很大的降低。可以看出本文提出的改进的初始半径选择策略在保障了检测性能的同时大大降低了计算复杂度。

### 4.3 本章小结

本章通过对球检测算法中常见初始半径选择策略的研究，提出了一种新的初始半径选择策略。针对目前既有的初始半径选择策略的优缺点，为避免在各种信噪比条件下，复杂度过高的问题，提出一种基于信噪比条件的半径选择策略：将既有方案相结合，根据信噪比的高低自适应的切换半径选择策略。通过仿真可以



知道, 本文提出的方案效果很好, 在球检测的性能和复杂度之间取得了一种折中。



## 第五章 总结与展望

### 5.1 论文工作总结

本论文对未编码 MIMO 系统的检测技术进行了研究，主要包括对最大似然检测算法、排序串行干扰消除算法和 QR 分解算法及其改进算法的研究。对球检测技术的相关重点进行了分析，包括了球检测的原理、复杂度期望公式的推导、初始半径的选取策略等。关于 MIMO 检测技术的改进提出了自己的想法，并给出了几种改进方案。本文主要的工作在于：

(1) 针对最大似然检测算法和串行干扰消除检测算法的特点，提出了两种基于 ML 的 OSIC 改进算法。将 OSIC 算法与 ML 算法结合，前面的信号层应用 OSIC 检测，后面的信号层应用 ML 检测，且将层数设置为变量，使后面信噪比较低的信号层最大限度地得到正确地检测，通过对算法整体复杂度的计算和检测性能的仿真及其与传统算法的对比分析，提出的改进算法能使 OSIC 算法在复杂度没有明显增大的情况下，检测性能得到了大大地提高，甚至在部分情况下其计算复杂度比单独使用 OSIC 还有低。

(2) 针对 QR 分解检测算法的特点，在第一个改进算法的基础上进一步结合了 QR 分解算法，提出了基于 QR 分解和 ML 的 OSIC 改进算法。通过 QR 分解操作使算法能够将前面的信号层应用 ML 检测，后面的信号层依次应用 OSIC 和 ML，进一步减少了误码传播现象的发生，保证了算法性能的提升。

(3) 通过对球检测算法中初始半径选择策略的研究，提出了基于信噪比阈值的初始半径选择策略，在当前信噪比大于信噪比阈值时，采用基于发送向量在超球中概率的选择策略选取初始半径，而在当前信噪比小于这个阈值时，采用以低复杂度线性检测算法的代价量度作为半径的选择策略选取初始半径。该算法有效地改善了球检测算法中因初始半径选择不当而引起的计算复杂度过高的问题。通过对改进算法复杂度和检测性能的仿真，验证了所提出的算法有效可行。

### 5.2 后续工作展望

由于时间和精力有限，本论文对于 MIMO 系统中接收端检测技术的研究还不够完善，仍存在很多的不足和疏漏之处，还有几方面的后续工作需要补充和延伸，具体主要包括以下几个问题：

(1) 本文中 MIMO 检测算法的研究都是在信道估计结果完全准确的前提下进行的，然而在实际的系统中，信道估计的结果不可能完全准确，因此，后续工作可以将 MIMO 检测技术与信道估计技术联合起来，在 MIMO 检测过程中充分考

考虑信道估计结果中不准确的成分，实现 MIMO 检测误码性能的最优化。

(2) MIMO 检测包含很多方面的内容，其中的重点难点也不止本文所提及的内容，目前一些热门技术如对 MIMO 检测的非线性处理技术和大规模 MIMO(massive MIMO)及其中的更复杂理论的研究是本文所欠缺的。

(3) 本文对改进算法的分析还不够完善，如对 QR 算法复杂度的研究不充分，导致对改进算法 QR-ML-OSIC 的复杂度分析不到位，使得算法虽能保证性能的很大提升，其计算复杂度也可能会增长很多。

(4) 对球检测算法理论研究还不够充分，对球检测算法中的半径更新策略、对球检测复杂度的进一步研究以及对球检测算法可靠性等的研究还有待深入。

## 参考文献

- [1] 张晓瀛. OFDM 及 MIMO 系统中的迭代接收技术研究 [D]. 国防科学技术大学, 2008.
- [2] E. TELATAR. Capacity of multi—antenna Gaussian channels [J]. AT&T-Bell Labs Internal Tech. Memo. 1995: 1-28.
- [3] FOSCHINI. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas [J]. Bell Labs Technology Journal. 1996, 1(2): 41-59.
- [4] G. D. GOLDEN, G. J. FOSCHINI, R. A. VALENZUELA. Detection algorithm and initial laboratory results using V-BLAST space-time communication architecture [J]. IEEE electronics Letters, 1999, 35(1): 14—16.
- [5] Wubben D, Bohnke R, Rinas J. Efficient algorithm for detecting layered space-time codes [C]. Berlin: ITG-Fachber, 2002: 399-405.
- [6] 王洪香. MIMO 系统中检测算法的研究 [D]. 重庆大学, 2011.
- [7] 马光彬. MIMO 系统中信号检测算法的研究 [D]. 杭州电子科技大学, 2013.
- [8] 郭腾, 林云. MIMO 系统中信号检测算法的研究 [J]. 现代电信科技, 2010.
- [9] Bjornson E, Zetterberg P, Bengtsson M. Capacity limits and multiplexing gains of MIMO channels with transceiver impairments [J]. Communications Letters, IEEE, 2013, 17(1): 91-94.
- [10] 梁上荣. LTE 上行 MIMO 检测算法研究 [D]. 西安电子科技大学, 2011.
- [11] 林云, 何丰. MIMO 技术原理及应用 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2010.
- [12] Shaoshi Yang, Hanzo, L., Fifty Years of MIMO Detection: The Road to Large-Scale MIMOs [J]. Communications Surveys & Tutorials, IEEE, 2015: 1941-1988.
- [13] Jianxin Dai, Jie Qi. A Suboptimal Detection Scheme of Single-User SA-MIMO System [J], IEEE. 2013: 61-64.
- [14] 索士强. MIMO 技术及其在 TD-SCDMA 系统中的应用 [M]. 大唐移动通信设备有限公司, 2006.
- [15] Hoefel, R. P. F., IEEE 802.11ac: Performance of MIMO detectors based on list detection and/or lattice reduction techniques with hard-decision Viterbi decoding [C], Wireless Telecommunications Symposium (WTS), 2015: 1-8.
- [16] Ta-Yuan Liu, Yu-ching Chen. Artificial noise design for discriminatory channel estimation in wireless MIMO systems [C]. Global

- Communications Conference (GLOBECOM), 2014: 3032-3037.
- [17] Tomasoni, A., Bellini. Efficient OFDM channel estimation via an information criterion [C]. Communications (ICC), 2012 IEEE International Conference on, 2012: 3936-3941.
- [18] U. Fincke, M. Pohst. Improved methods for calculating vectors of short length in a lattice, including a complexity analysis, Math. Computation [J]. vol. 44, 1985: 463-471.
- [19] 王世良. MIMO 通信系统中接收端检测技术的研究 [D]. 北京邮电大学, 2013
- [20] 任超. MIMO 系统检测算法的研究 [D]. 中国民用航空学院, 2006.
- [21] Golub G H, Van Loan C F. Matrix Computations [M]. The John Hopkins University Press, 1996.
- [22] 商金花. 无线 MIMO 系统球检测算法的研究 [D]. 南京邮电大学, 2013.
- [23] 郭晓龙. 多天线系统中检测技术的研究 [D]. 北京邮电大学, 2013.
- [24] 王申. MIMO 系统的研究 [D]. 天津大学, 2006.
- [25] Park J, Chun J. Improved lattice reduction-aided MIMO successive interference cancellation under imperfect channel estimation [J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2012, 60(6): 3346-3351.
- [26] 王赞, 汪晋宽, 解志斌. 一种改进的排序 QR 分解 MIMO 检测算法 [J]. 2008: 150-154.
- [27] G. J. Foschini. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multiple antennas [J]. Bell Labs Technical Journal, vol. 1, no. 2, 1996: 41-59
- [28] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden, R. A. Valenzuela, VBLAST: An architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel [J]. invited paper, IEEE ISSSE-98, Pisa, Italy, 1998: 295-300.
- [29] Asif Iqbal, Md Humaun Kabir. Enhanced Zero Forcing Ordered Successive Interference Cancellation Scheme for MIMO System [J]. invited paper, IEEE . 2013: 979-980.
- [30] Maung Sann Maw, Suzuki, H. Reduced Complexity Scheme for MIMO Receiver with Combined ZF-OSIC and ML Detection [J]. Computers & Informatics (ISCI), 2012.
- [31] Albreem, M. A. M., Yusof, N. M.. Simplified sphere detection algorithm for LTE downlink [C]. Space Science and Communication (IconSpace), 2015 International Conference on, 2015: 418-423.
- [32] U. Fincke, M. Phost. Improved methods for calculating vectors of short

- analysis. Mathematics of Computation, April 1985. length in a lattice including a complexity [J]. 44(4): 463-471.
- [33] Pohst. On the computation of lattice vectors of minimal length, successive minima and reduced basis with applications [J]. ACM SIGSAM, 1981, vol. 15, 37-44.
- [34] Han H G, Oh S K, Lee S J. Computation complexities of sphere decoding according to initial radius selection schemes and an efficient initial radius reduction scheme [C]. St Louis: IEEE Global Telecommun Conf, 2005: 2354-2358.
- [35] 陈发堂, 梁涛涛, 李小文. LTE-A 系统中球形译码检测算法研究 [J], 《电子技术应用》, 2012.
- [36] Hassibi B, Vikalo H. On the sphere decoding algorithm I: Expected complexity[J]. IEEE Trans Signal Process, 2005, 53(8): 2806-2818.
- [37] 赵兵兵. 基于树搜索的 MIMO 检测算法研究 [D]. 西安电子科技大学, 2014
- [38] 王新忠, 杨昕欣, 李连合. V-BLAST 系统的低复杂度改进裁剪 QRD-M 算法 [J]. 北京航空航天大学广播与传输, 2015.
- [39] 李小玮, 韦岗. 基于 MIMO 的垂直分层空时码检测算法 [J]. 电讯技术, 2005.
- [40] Prakash, P, Kannan, M. Single tree search sphere decoding algorithm for MIMO communication system [C], IEEE Conference Publications, 2015: 241-245
- [41] 龙非池. 基于置信度传播的 MIMO 检测算法及理论分析 [D]. 北京邮电大学, 2012.
- [42] Shuangshuang Han, Tellambura. A Complexity-Efficient Sphere Decoder for MIMO Systems [J]. Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on, 2011: 1-5.
- [43] 刘丽, 汪晋宽. 一种改进的 MIMO 系统串行干扰消除检测算法 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2011.
- [44] Hyunsub Kim, Hyukyeon Lee, Jaeseok Kim. MMSE-based lattice reduction aided fixed-complexity sphere decoder for low-complexity near-ML MIMO detection [J]. IEEE Conference Publications, 2015: 1-6
- [45] 邹涵. MIMO 系统中的球形检测算 [D]. 北京交通大学, 2009.





## 作者在读期间的研究成果

[1] A Three-Staged Improved OSIC Algorithm with Lower Complexity in MIMO System, ICSN, 149:149-156 ,2015.1

