

doi:10.13756/j.gtxyj.2019.06.010

无线通信技术

一种格基约减辅助的改进球形译码检测算法

王华华, 张 洋, 亢 成

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要:在大规模多输入多输出(MIMO)系统中,当用户数与基站(BS)天线数相当时,线性检测算法的性能很不理想。文章从非线性检测入手,提出一种格基约减(LR)辅助的贪心球形译码算法。通过格基约减算法辅助QR分解来获取更优的正交基并采用贪心策略改进球形译码算法,将每次欧式距离(PED)最小的符号作为根节点向下搜索,更高效地缩减了搜索树节点。理论分析及仿真结果表明,所提算法具有复杂度低且收敛速度快的特点,当系统误码率为 10^{-4} 时,所提算法相较于线性算法有3~10 dB的性能提升。并且算法在一定程度上降低了近来所提出LR-K-Best算法的复杂度,具有较高的工程应用价值。

关键词:格基约减;大规模多输入多输出;球形译码;贪心策略

中图分类号:TN919

文献标志码:A

文章编号:1005-8788(2019)06-0052-06

Improved Sphere Decoding Detection Algorithm based on Lattice-Reduction-Aided

WANG Hua-hua, ZHANG Yang, KANG Cheng

(School of Communication and Information Engineering, CQUPT, Chongqing 400065, China)

Abstract: In the massive Multiple-Input Multiple-Output(MIMO) system, when the number of users is comparable (or equal) to the number of Base Station (BS) antennas, the performance of the linear detection algorithm is not ideal. We start with non-linear detection and propose a greedy sphere decoding algorithm based on Lattice Reduction (LR). Lenstra-Lenstra-Lovasz algorithm assisted QR decomposition is proposed to obtain orthogonal bases, which then combines the improved sphere decoding algorithm with the greedy strategy. The search tree nodes are reduced more efficiently by searching the smallest Partial Euclidean Distance(PED) as the root node. Simulation results show that the proposed algorithm has the characteristics of low complexity and fast convergence. Compared with linear algorithms, the proposed algorithm has a 3~10 dB performance improvement when the system bit error rate is 10^{-4} . Moreover, the algorithm reduces the complexity of the recently proposed LR-K-Best algorithm to a certain extent, and has high engineering application value.

Key words: lattice reduction; massive MIMO; sphere decoding; greedy strategy

0 引言

大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术经被证明是解决通信系统容量上限以及频谱资源紧缺的有效方法之一^[1]。尽管大规模MIMO系统有着诸多优点并引起广泛关注,但就其本身而言仍然存在着一些技术瓶颈,如下行多用户信道间干扰和信号检测困难等问题^[2]。因此,研究复杂度低、精度高且并行性好的接收机是非常必要的。

信号检测算法可大致划分为线性与非线性两大类。常用的线性检测算法包括迫零(Zero Forcing, ZF)和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)算法^[3-4];文献[5]中提出了一种诺依曼级数(Neumann Series, NS)近似算法;文献[6-7]

则分别提出了格基约减(Lattice Reduction, LR)辅助的线性检测算法LR-ZF和LR-MMSE,其皆充分地降低了算法复杂度。而非线性检测算法更偏向于系统的表现性能,例如:球形译码(Sphere Decoding, SD)和干扰消除(Interference Cancellation, IC)^[8-9]算法,能明显改善系统的检测性能,但会带来相应的复杂度开销。国内外近期针对SD算法的研究比较频繁,给出了大量切实可行的改进方案^[10-12],其中最具代表性的是文献[12]提出的一种采用LR辅助的高并行性K-Best检测器(Lattice Reduction K-Best, LR-K-Best)。

本文从SD算法入手,提出一种采用LR辅助的贪心球形译码检测(Lattice Reduction Greedy Sphere Decoding, LR-GSD)算法。理论分析及仿真结果表明,本文所提算法在一定条件下减少了迭

收稿日期:2019-03-13

基金项目:国家科技重大专项资助项目(2017ZX03001021-0004)

作者简介:王华华(1981—),男,山西临汾人。高级工程师,硕士,主要研究方向为移动通信系统与开发。

通信作者:张洋,硕士。E-mail:376906920@qq.com

代次数,与 LR-K-Best 算法相比复杂度更低,且性能较采用 LR 辅助的线性检测算法 LR-ZF 和 LR-MMSE 有较大提升。

1 系统模型

图 1 所示为大规模 MIMO 系统模型,给定实际基站天线数与单天线用户数分别为 N_T 和 N_R 。

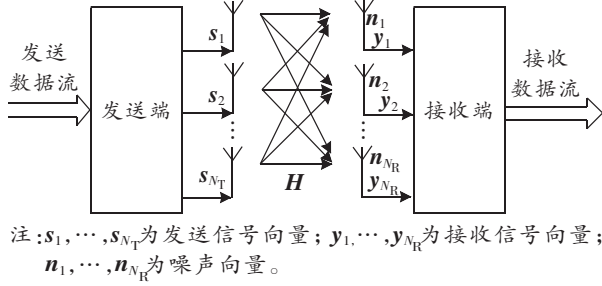


图 1 大规模 MIMO 系统模型

待发送数据经过发送端的协议化处理流程后,通过多根天线发射出去,随后经过复杂的信道环境与高斯噪声影响,最终接收端天线才将信息接收。

根据图 1 模型,大规模 MIMO 系统的具体建模方程如下:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{N_R}$ 为接收端接收到的信号向量, $\mathbf{C}$ 代指向量或矩阵; $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$ 为瑞利衰落信道矩阵; $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{N_R}$ 为加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN) 向量且 $E(\mathbf{n}\mathbf{n}^H) = \sigma^2 \mathbf{I}_{N_R}$, E 为期望, σ^2 为噪声方差, $\mathbf{I}_{N_R}$ 为 N_R 维单位矩阵。发送端数据比特流经过 M 阶正交幅度调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 以及星座映射,最终生成为复值符号 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_{N_T}] \in \mathbb{C}^{N_T}$ 。因此,大规模 MIMO 系统中接收端多用户信号检测的目的是要克服噪声和用户间干扰,通过接收到的信号向量 $\mathbf{y}$ 求解得到发送信号 $\tilde{\mathbf{s}}$ 。

2 LR-GSD 算法

2.1 LLL 算法辅助 QR 分解

目前,研究较为频繁的 LR 算法包括 Lenstra-Lenstra-Lovasz (LLL) 约减^[13]和 Seysen 约减^[14]算法。两者的主要区别在于对基向量矩阵 $\mathbf{H}$ 的正交缺陷度定义有所不同,但目的都是为了能够获得正交性好且条件数更少的信道矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}$ 。

将 LLL 约减算法应用于大规模 MIMO 系统,建模方程式(1)可转化为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{T}\mathbf{T}^{-1}\mathbf{s} + \mathbf{n} = \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{n}, \quad (2)$$

式中: $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{T}$ 为近似正交矩阵; $\mathbf{T}$ 为幺模矩阵; $\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{T}^{-1}\mathbf{s}$ 为转化后的符号向量。而文献[11]提出的 LR 辅助的球形译码算法 (Lattice Reduction Sphere Decoding, LR-SD) 并未对 LR 过程进行推导与分析。本文给出 LLL 约减计算幺模矩阵 $\mathbf{T}$ 的计算过程,从而获得正交性好且条件数少的信道矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}$ 。

首先,幺模矩阵 $\mathbf{T}$ 的获取需将信道矩阵 $\mathbf{H}$ 进行 QR 分解, $\mathbf{Q} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$ 和 $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{N_T \times N_T}$ 分别为酉矩阵和上三角矩阵。这里针对 $\mathbf{R}$ 给出式(3)和(4)两个约束条件:

$$|\tilde{\mathbf{R}}_{k,l}| \leq \frac{1}{2} |\tilde{\mathbf{R}}_{l,l}|, \quad (0 \leq l < k \leq N_T), \quad (3)$$

$$|\tilde{\mathbf{R}}_{k,l}| \leq \delta |\tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k-1}|^2 \leq |\tilde{\mathbf{R}}_{k,k}|^2 + |\tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k}|^2, \quad (k=2, \dots, N_T), \quad (4)$$

式中, k 和 l 为矩阵的行列坐标。

若满足式(3)和(4),则可称 $\mathbf{H}$ 是参数为 δ 的 LLL 约减,通常 $\delta = 0.75$ 。通过以上约束条件对 $\mathbf{R}$ 进行转化与限制是为了最大化其对角元素。

当 $\mathbf{R}$ 中的对角元素不满足上述约束条件时,推导出旋转矩阵 $\mathbf{G}$ 的计算公式为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} a & b \\ -b & a \end{bmatrix}, \quad a = \frac{|\tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k-1}|}{\sqrt{|\tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k-1}|^2 + |\tilde{\mathbf{R}}_{k,k-1}|^2}}, \quad b = a \frac{\tilde{\mathbf{R}}_{k,k-1}}{\tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k-1}}. \quad (5)$$

通过式(5)中给出的旋转矩阵 $\mathbf{G}$,计算并更新酉矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 和上三角矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}$:

$$\tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k,k-1:N_T} = \tilde{\mathbf{G}} \tilde{\mathbf{R}}_{k-1,k,k-1:N_T}, \quad (6)$$

$$\tilde{\mathbf{Q}}_{:,k-1,k} = \tilde{\mathbf{Q}}_{:,k-1,k} \mathbf{G}^H. \quad (7)$$

若矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}$ 中的对角元素仍不满足式(4),则通过式(5)~(7)重复计算,直到满足条件。

综上所述,算法运算步骤如下:

步骤 1:初始化参数。令参数 $k=2$,同时生成单位矩阵 $\mathbf{I}_{N_T}$,并将信道矩阵 $\mathbf{H}$ 进行 QR 分解: $[\tilde{\mathbf{Q}}, \tilde{\mathbf{R}}] = \text{qr}(\mathbf{H})$, 得到 $\tilde{\mathbf{R}}$ 和 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 。

步骤 2:借助 LLL 算法处理上三角矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}$,计算并得到幺模矩阵 $\mathbf{T}$ 。

(1) 首先 for ($j=1, j < k, j++$), 循环执行: $\mu = \text{round}(\tilde{\mathbf{R}}_{j,k}/\tilde{\mathbf{R}}_{j,j})$ 参数生成, 计算 $\tilde{\mathbf{R}}_{1,j,k} = \tilde{\mathbf{R}}_{1,j,k} - \mu \tilde{\mathbf{R}}_{1,j,j}$ 和 $\mathbf{T}_{:,k} = \tilde{\mathbf{R}}_{:,k} - \mu \mathbf{R}_{:,j}$;

(2) 若计算结果满足式(4)条件,令 $k=k+1$;

(3) 若计算结果不满足式(4)条件,则通过式(5)计算旋转矩阵 $\mathbf{G}$,再根据式(6)和(7)更新矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}$

和 $\tilde{\mathbf{R}}$, 令 $k = \max(k-1, 2)$;

步骤3: 循环执行步骤2, 直到参数 $k > N_T$ 停止, 最终计算得到信道矩阵 $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{T}$, 并同时输出矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 和 $\tilde{\mathbf{R}}$ 。

2.2 基于贪心策略的SD算法

最大似然算法(Maximum Likelihood, ML)通过遍历线性空间 $\mathbf{C}^{N_T}$ 内所有的符号向量 $\mathbf{s}$, 从而获得最优的搜索结果 $\hat{\mathbf{s}}_{\text{ML}}$,

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{ML}} = \underset{\mathbf{s} \in \mathbf{C}^{N_T}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|_{\text{F}}^2. \quad (8)$$

为了降低 ML 算法的复杂度, 传统 SD 算法将 $\hat{\mathbf{s}}_{\text{ML}}$ 的搜索范围限制在一个半径为 D 的超球体内,

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{SD}} = \underset{\mathbf{s} \in \mathbf{C}^{N_T}}{\operatorname{argmin}} (\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|_{\text{F}}^2 \leq D^2). \quad (9)$$

本文通过采用 LLL 算法约减, 得到了条件数少且正

$$\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}}\|_{\text{F}}^2 = \left\| \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_{N_R} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} q_{11} & \cdots & q_{1N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{N_R1} & \cdots & q_{N_R N_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_1 \\ \vdots \\ \tilde{s}_{N_T} \end{bmatrix} \right\|_{\text{F}}^2$$

利用酉矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 的性质: $\tilde{\mathbf{Q}}^H \tilde{\mathbf{Q}} = \mathbf{I}$, 将式(10)中 $\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}}\|_{\text{F}}^2 \leq D^2$ 同时左乘 $\tilde{\mathbf{Q}}$, 则式(11)变换为

$$\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}}\|_{\text{F}}^2 = \left\| \begin{bmatrix} q_{11} & \cdots & q_{1N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{N_R1} & \cdots & q_{N_R N_T} \end{bmatrix}^H \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_{N_R} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N_T N_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_1 \\ \vdots \\ \tilde{s}_{N_T} \end{bmatrix} \right\|_{\text{F}}^2. \quad (12)$$

为了方便起见, 不妨令 $\tilde{\mathbf{Q}}^H \mathbf{y} = \tilde{\mathbf{y}}$, 则式(12)可写成

$$\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}}\|_{\text{F}}^2 = \left\| \begin{bmatrix} \tilde{y}_1 \\ \vdots \\ \tilde{y}_{N_R} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N_T N_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_1 \\ \vdots \\ \tilde{s}_{N_T} \end{bmatrix} \right\|_{\text{F}}^2. \quad (13)$$

再利用矫正后上三角矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}$ 中元素分布的特性, 式(10)最终可表述为

$$\tilde{\mathbf{s}}_{\text{GSD}} = \underset{\mathbf{s} \in \mathbf{C}^{N_T}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=N_R}^1 \left\| \tilde{\mathbf{y}}_i - \sum_{k=1}^{N_T} r_{i,k} \tilde{\mathbf{s}}_k \right\|_{\text{F}}^2 \leq D^2 \tilde{\mathbf{Q}} \right). \quad (14)$$

交性好的信道矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}$, 式(9)可优化为

$$\tilde{\mathbf{s}}_{\text{GSD}} = \underset{\mathbf{s} \in \mathbf{C}^{N_T}}{\operatorname{argmin}} (\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\mathbf{s}\|_{\text{F}}^2 \leq D^2), \quad (10)$$

这里需确定合适的搜索半径 $D = \alpha n \sigma^2$, α 为半径系数; n 为信号维度。

上节中, LLL 约减算法对信道矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}$ 做 QR 分

解得到了酉矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} q_{11} & \cdots & q_{1N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{N_R1} & \cdots & q_{N_R N_T} \end{bmatrix}$ 和上三角

矩阵 $\tilde{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1N_T} \\ & \ddots & \vdots \\ & & r_{N_T N_T} \end{bmatrix}$, 因此式(10)中 $\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\mathbf{s}\|_{\text{F}}^2$ 可写成

$$\left\| \begin{bmatrix} q_{1N_T} \\ \vdots \\ q_{N_R N_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1N_T} \\ & \ddots & \vdots \\ & & r_{N_T N_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_1 \\ \vdots \\ \tilde{s}_{N_T} \end{bmatrix} \right\|_{\text{F}}^2. \quad (11)$$

已知上三角矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}$, 当 $i = N_R$ 时, 距离增量仅与 $\tilde{s}_{N_T}$ 有关, 可求得 $\tilde{s}_{N_T}$ 并作为搜索树的根节点。因此, 当 $i = N_R - 1$ 时, 距离增量与 $\tilde{s}_{N_T}$ 和 $\tilde{s}_{N_T-1}$ 有关, 通过 $\tilde{s}_{N_T}$ 可求出 $\tilde{s}_{N_T-1}$ 。依次向上递推, 在计算第 k 层时, $\tilde{s}_{k+1} \sim \tilde{s}_{N_T}$ 即可均视为已知信号。由于噪声与误差干扰, 树搜索的思想引入符号向量 $\tilde{\mathbf{s}}$ 的星座判决, 考虑到传统 SD 算法在半径 D 内有较多可行路径, 并且需要不断地更新搜索半径。本文提出的 LR-GSD 算法通过将每次欧氏距离最小的符号作为根节点向下搜索, 可更高效地减少搜索路径。图 2 所示为大规模 MIMO 系统搜索, 调制方式采用 64-QAM, 图 2(a) 在星座图的第一象限内给定超球体搜索域集合 $\bar{\Omega}_N$, 图 2(b) 则给出 N 维 MIMO 系统搜索树。

算法首先从第 N 层的根节点开始, 计算超球体搜索域集合 $\bar{\Omega}_N$ 中各点的欧氏距离增量。在初始半径内只保留码本集合中距离增量最小的节点, 并转向下一层信号点继续搜索。与传统 SD 算法需保留半径内符合条件的所有可行路径不同, LR-SD 算法通过排序比较, 只选取半径 D 内距离增量最小的树节点。

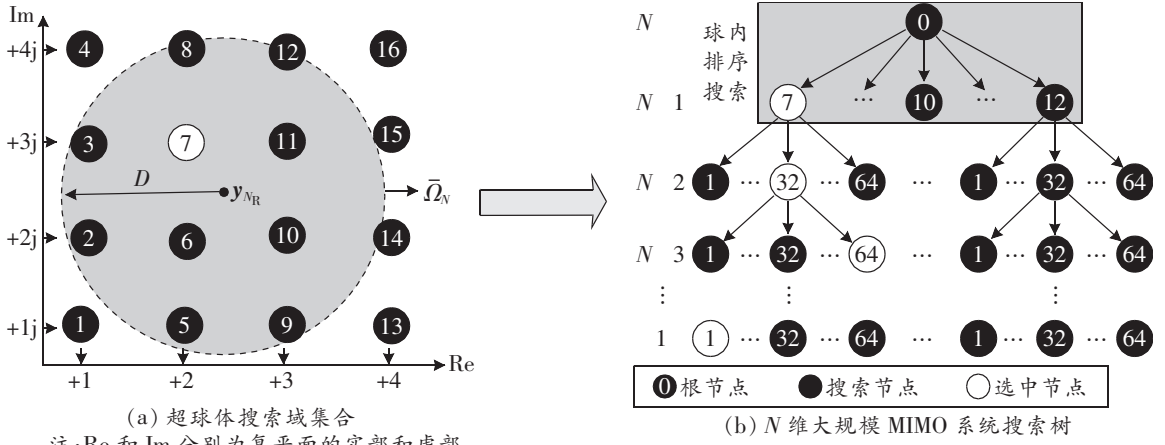


图 2 大规模 MIMO 系统搜索

2.3 算法的复杂度分析

图 3 所示为 LR-GSD 算法的结构框图,主要分为 LR 算法和贪心球形译码模块两个部分。LR 算法模块涉及到 QR 分解、LLL 约减和 $\tilde{\mathbf{Q}}^H \mathbf{y}$ 。贪心球形译码模块则包括串行干扰消除 (Serial

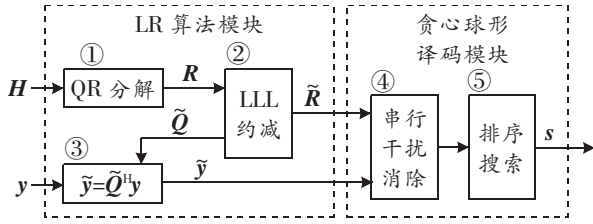


图 3 LR-GSD 算法结构框图

Interference Cancellation, SIC) 以及基于节点排序的贪心搜索。

表 1 所示为本文所提 LR-GSD 算法与各个相关检测算法之间的复杂度统计,并列举了在 16×16 MIMO 系统下采用 64-QAM 调制 ($|\Omega| = 64$) 时,各算法的计算复杂度。由表可知,采用 LR 辅助的线性算法 (LR-ZF、LR-MMSE) 复杂度最低,传统的 SD 算法的计算复杂度最高。不难分析得出本文所提 LR-GSD 算法在选取合适的超球体搜索域集合 $\bar{\Omega}_N$ 时,复杂度远低于传统 SD 算法,并介于文献 [12] 提出的 LR-K-Best 算法和采用 LR 辅助的线性算法之间。

表 1 各个算法的复杂度分析

算法类型	具体模块	计算复杂度	16×16 MIMO 系统下 计算复杂度
LR-ZF	LR: ZF:	$25.6 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right)$ $2N_R^3 - 2N_R^2 + N_R + 16N_T N_R^2 + 8N_T N_R$	401 596
LR-MMSE	LR: MMSE:	$25.6 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right)$ $2N_R^3 - 2N_R^2 + N_R + 16N_T N_R^2 + 8N_T N_R$	401 596
SD	SD ordering of $\mathbf{H}$: QR and $\tilde{\mathbf{Q}}^H \mathbf{y}$: SD-test:	$N_R(N_T - 1)(2N_R^2 + 14N_R + 8N_T N_R + 4N_T + 9)$ $16 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right) + 8N_T N_R$ $8 \Omega ^2(N_T N_R + N_T) + 4(N_T - 2)(N_T + 3)$	9 754 605
LR-K-Best	LR: K-Best ordering of $\tilde{\mathbf{H}}$: QR and $\tilde{\mathbf{Q}}^H \mathbf{y}$: K-Sort:	$25.6 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right)$ $8N_T N_R$ $16 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right) + 8N_T N_R$	693 393 ($K = 8$)
本文所提算法 (LR-GSD)	LR: GSD ordering of $\tilde{\mathbf{H}}$: QR and $\tilde{\mathbf{Q}}^H \mathbf{y}$: Search tree:	$25.6 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right)$ $8N_T N_R$ $16 \left(\frac{1}{3} N_R^3 + N_T^2 N_R + N_T N_R^2 \right) + 8N_T N_R$ $8 \bar{\Omega}_N ^2(N_T N_R + N_T) + 4(N_T - 2)(N_T + 3)$	620 345 ($ \bar{\Omega}_N = 10$)

3 仿真结果与分析

表 2 给出了信号检测算法的仿真参数配置,信道模型采用 AWGN,并给定 3 种 MIMO 系统仿真模型 8×8 MIMO、 16×16 MIMO 和 64×64 MIMO。将所提 LR-GSD 算法与传统 SD 和基于 LR 辅助的线性算法(LR-ZF、LR-MMSE)以及近期提出的 LR-K-Best 算法进行性能仿真。

图 4~6 所示分别为 8×8 MIMO、 16×16 MIMO 和 64×64 MIMO 系统的误码率(Bit Error Rate,BER)性能曲线图。

表 2 信号检测算法仿真参数配置表

仿真参数	具体数值
带宽/MHz	20
信道模型	AWGN
调制方式	64-QAM
天线配置	$8 \times 8/16 \times 16/64 \times 64$
检测算法	SD /LR-MMSE/LR-ZF/LR-K-Best ($K = 8$)/LR-GSD($ \bar{\Omega}_N = 10$)

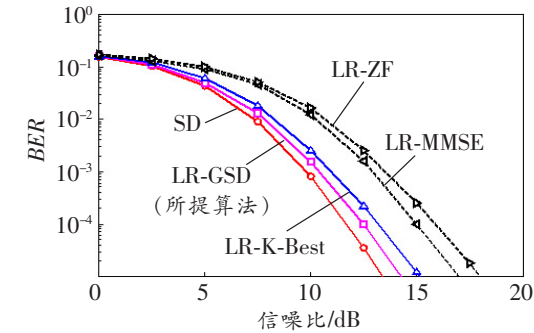


图 4 8×8 MIMO 系统误码率性能曲线

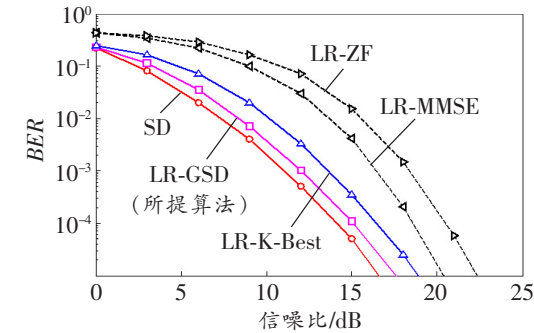


图 5 16×16 MIMO 系统误码率性能曲线

通过对比分析仿真结果,由图 4~6 可知非线性检测算法性能明显优于线性算法。所提 LR-GSD 算法性能仅次于计算复杂度最高的传统 SD 算法,之后依次是 LR-K-Best 算法和线性检测算法(LR-MMSE、LR-ZF)。由仿真结果可知,当系统 $BER = 10^{-4}$ 时,所提 LR-GSD 算法相较于 LR-ZF 和 LR-

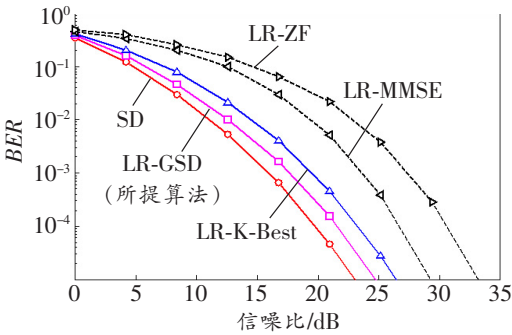


图 6 64×64 MIMO 系统误码率性能曲线

MMSE 在系统仿真模型设置为 8×8 MIMO、 16×16 MIMO 以及 64×64 MIMO 时,信噪比有 3~10 dB 的提升。

4 结束语

本文从非线性检测研究入手,将 LR 算法引入 SD 检测,提出了 LR-GSD 算法,借助 LR 算法对上三角矩阵 $\mathbf{R}$ 中对角元的约束,辅助 QR 分解来获得更优的正交基。结合基于贪心策略的改进 SD 算法,将每次欧氏距离最小的符号作为根节点向下搜索,更高效地减少了搜索树节点。通过复杂度分析与性能仿真,在 3 种模型下所提算法的 BER 均优于采用 LR 辅助的线性算法(LR-ZF、LR-MMSE)。当系统 $BER = 10^{-4}$ 时,所提算法相较于线性算法有 3~10 dB 的性能提升。并且算法在一定条件下降低了近来所提出的 LR-K-Best 算法复杂度,有效地解决了线性检测算法在大规模 MIMO 系统中存在的性能缺陷,对于 5G 移动通信系统中接收机的设计有着较高的参考价值。

参考文献:

- [1] Bjornson E, Hoydis J, Sanguinetti L. Massive MIMO has Unlimited Capacity[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2018,17(1):574—590.
- [2] Zhang P,Gan L,Ling C, et al. Atomic Norm Denoising-based Joint Channel Estimation and Faulty Antenna Detection for Massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology ,2018,67(2):1389—1403.
- [3] Wang Y F, Lee J H. A ZF-based Precoding Scheme with Phase Noise Suppression for Massive MIMO Downlink Systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2008,67(2):1158—1173.
- [4] Zhang M, Ahmed S, Kim S. Iterative MMSE- based Soft MIMO Detection with Parallel Interference Cancellation[J]. Iet Communications, 2017, 11 (11): 1775—1781.
- [5] Al-Askery A J, Tsimenidis C C, Boussakta S, et al.

- Performance Analysis of Coded Massive MIMO-OFDM Systems Using Effective Matrix Inversion[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(12): 5244—5256.
- [6] Mitsunaga D, Khine T T Y, Zhao H A. A Low Complexity ZF-based Lattice Reduction Detection Using Curtailment Parameter in MIMO Systems[C]//International Conference on Computer and Information Science. Okayama, Japan: IEEE, 2016: 1—5.
- [7] Ye F, Su C, Xia Y. An Improved Lattice Reduction Aided Detection Scheme in MIMO Systems[C]//Intelligent Control and Automation. Guilin, China: IEEE, 2016: 1344—1348.
- [8] Jalden J, Elia P. Sphere Decoding Complexity Exponent for Decoding Full Rate Codes over the Quasi-Static MIMO Channel[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(9): 5785—5803.
- [9] Hong S, Brand J, Choi J I, et al. Applications of Self-Interference Cancellation in 5G and Beyond[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 114—121.
- [10] Liu J, Xing S, Shen L. Lattice-Reduction-Aided Sphere Decoding for MIMO Detection Achieving ML Performance [J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(1): 125—128.
- [11] Kim H, Park J, Lee H, et al. Near-ML MIMO Detection Algorithm with LR-Aided Fixed-Complexity Tree Searching[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(12): 2221—2224.
- [12] Peng G, Liu L, Zhou S, et al. Algorithm and Architecture of a Low-Complexity and High-Parallelism Preprocessing-based K-Best Detector for Large-Scale MIMO Systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(7): 1860—1875.
- [13] Liu J, Xing S, Shen L. Lattice-Reduction-Aided Sphere Decoding for MIMO Detection Achieving ML Performance [J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(1): 125—128.
- [14] Zhang W, Ma X, Swami A. Designing Low-Complexity Detectors based on Seysen's Algorithm[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(10): 3301—3311.

(上接第9页)

随着业务负载的增加, DP_SC_CA 和 DP_NSC_CA (DP_SC_NCA 和 DP_NSC_NCA) 的平均交叉串扰值大小基本相同, 可见, 通过业务带宽分类方法并不会增加网络的平均交叉串扰值。

4 结束语

在基于多芯光纤的空分复用频谱灵活光网络中, 通过考虑网络的生存性和多芯光纤间交叉串扰的影响, 建立了纤芯间频谱资源交叉串扰评估方法, 提出了面向业务带宽分类的串扰感知专用保护方法和相应的算法 DP_SC_CA。同时, 为了更好地评估所提出频谱资源分配算法, 引入其他 3 种传统算法进行比较, 即 DP_NSC_CA、DP_SC_NCA 和 DP_NSC_NCA。仿真结果表明, 与其他 3 种算法相比, 所提出的 DP_SC_CA 能够有效降低网络的阻塞率, 并且不会大幅度地增加平均交叉串扰值。因此, 通过引入业务带宽分类方法, 所提出的方法减少了网络的频谱碎片, 提高了网络的频谱资源效率, 同时不会增加网络的平均交叉串扰值。

参考文献:

- [1] Fujii S, Hirota Y, Tode H, et al. On-Demand Spectrum and Core Allocation for Reducing Crosstalk in Multicore Fibers in Elastic Optical Networks [J].

Journal of Optical Communications and Networking, 2014, 6(12): 1059—1071.

- [2] Zhu R, Zhao Y, Yang H, et al. Crosstalk-Aware RCSA for Spatial Division Multiplexing Enabled Elastic Optical Networks with Multi-Core Fibers[J]. Chinese Optics Letters, 2016, 14(10): 33—36.
- [3] Guo H, Shen G, Bose S K. Routing and Spectrum Assignment for Dual Failure Path Protected Elastic Optical Networks [J]. IEEE Access, 2016, 4: 5143—5160.
- [4] Furdek M, Skorin-Kapov N, Wosinska L. Attack-Aware Dedicated Path Protection in Optical Networks [J]. Journal of Lightwave Technology, 2016, 34(4): 1050—1061.
- [5] Chen B, Yu X, Zhao Y. Spectrum-Space-Divided Spectrum Allocation Approaches in Software-Defined Elastic Optical Networks [J]. Optics Communications, 2017, 396: 228—238.
- [6] Zhao Y, Hu L, Zhu R, et al. Crosstalk-Aware Spectrum Defragmentation based on Spectrum Compactness in Space Division Multiplexing enabled Elastic Optical Networks with Multi-core Fiber[J]. IEEE Access, 2018, 6: 15346—15355.
- [7] Ba S, Chatterjee B C, Oki E. Defragmentation Scheme based on Exchanging Primary and Backup Paths in 1+1 Path Protected Elastic Optical Networks [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(3): 1717—1731.