

文章编号: 2095-4980(2021)06-0984-06

MIMO 系统中基于星座约束的 LAS 检测算法

徐子文, 冯 姣, 李 鹏, 张晓飞

(南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 似然上升搜索(LAS)算法是一种启发式邻域搜索算法, 能够对空分复用的大规模多输入多输出(MIMO)系统的接收信号进行检测。为了降低传统 LAS 算法的复杂度, 提出了一种基于星座约束(CC)的 CC-LAS 算法。该算法利用一个星座约束(CC)结构判定每个候选解的可靠性, 根据可靠性判定结果缩小候选解的邻域空间, 再利用 LAS 算法对不可靠候选解进行检测。提出的 CC-LAS 算法通过忽略 LAS 邻域空间中大量不必要的邻居向量, 排除对低可靠度信号的低效处理, 从而大幅度降低了传统 LAS 算法的计算复杂度。仿真结果表明, 提出的 CC-LAS 算法的误码率(BER)性能与传统的 LAS 算法非常接近, 并且在信噪比(SNR)相同的情况下, 能够大幅度降低计算复杂度。

关键词: 检测复杂度; 多输入多输出; 似然上升搜索; 星座约束

中图分类号: TN911.23

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019333

LAS detection algorithms based on constellation constraints in MIMO systems

XU Ziwen, FENG Jiao, LI Peng, ZHANG Xiaofei

(School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

Abstract: The Likelihood Ascend Search(LAS) algorithm is a heuristic neighborhood search algorithm that detects the received signals of large-scale Multiple-Input-Multiple-Output(MIMO) systems with space-division multiplexing. A Constellation Constraint-LAS(CC-LAS) is proposed for reducing the computational complexity of the traditional LAS algorithm. The algorithm first introduces a novel CC structure to determine the reliability of each candidate solution. Then, according to the reliability determination result, the neighborhood space of the candidate solution is narrowed. Finally, the unreliable candidate solution is detected by using the LAS algorithm. The proposed CC-LAS algorithm eliminates the inefficient processing of low-reliability signals by ignoring a large number of unnecessary neighbor vectors in the LAS neighborhood space. Hence, CC-LAS algorithm is capable of greatly reducing the computational complexity of the traditional LAS algorithm. The simulation results show that the BER performance of the proposed CC-LAS algorithm is very close to that of the traditional LAS algorithm; nevertheless, the computational complexity can be greatly reduced under the same Signal-to-Noise Ratio(SNR) compared to traditional LAS algorithm.

Keywords: detection complexity; Multiple-Input-Multiple-Output; Likelihood Ascend Search; Constellation Constraints

空分复用的 MIMO 技术可以在不牺牲频谱资源和时间资源的情况下成倍地提高通信系统的链路容量^[1-2], 因此 MIMO 技术被广泛地应用在基站和用户设备上。但随着移动数据业务量剧增, MIMO 技术带来的性能提升已不能满足未来用户对通信系统容量、效率等方面的需求。2010 年贝尔实验室的科学家 Thomas L Marzetta 首先提出了大规模 MIMO(Large-scale MIMO, 也称 Massive MIMO)的概念^[3]。与传统 MIMO 技术相比, 大规模 MIMO 技术通过大幅度增加基站端天线数降低系统对单根天线精确度的要求, 同时大幅度降低单根天线上的发射功率。

收稿日期: 2019-12-19; 修回日期: 2020-04-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61501244; 61501245); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20150932)

但是，在实际移动通信系统上部署大规模 MIMO 技术将增加接收信号检测算法的计算复杂度^[4-5]。

为了解决这个问题，很多文献提出了多种优秀的检测算法。最大似然检测(Maximum Likelihood, ML)是最优的检测算法^[6]。该检测算法的核心是计算所有可能的发射信号的 ML 代价值，然后找到 ML 代价值最小的信号作为输出。理论上该算法考虑了发射信号发送的所有可能性，具有最优的性能。然而，随着发射或接收天线的增多，ML 算法的计算复杂度呈指数增长。球形算法(Sphere Decoding, SD)和基于 QR 分解的 M 树搜索检测算法(QR decomposition and M-algorithm maximum-likelihood detection, QRM-MLD)都是简化的最大似然检测算法，它们虽然降低了 ML 检测算法的复杂度，但是其检测复杂度依然随着发射和接收天线的数量呈指数增长。因此 SD 和 QRM-MLD 算法不能满足大规模 MIMO 对计算复杂度的要求。与 ML 算法和改进的 ML 算法相比，线性检测算法，如最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)算法^[7]和迫零算法(Zero-Forcing, ZF)，能够大幅度降低计算复杂度。但是线性检测算法检测性能较差。

为了平衡检测性能与计算复杂度之间的矛盾，部分文献利用 LAS 算法对 MIMO 系统的接收信号进行检测^[8-10]。LAS 作为一种启发式算法，能够用来解决复杂的组合优化问题^[11]。在传统的 LAS 算法中，参与计算的候选解数量决定了检测算法的复杂度和性能，即 LAS 算法的检测复杂度与计算候选解邻域空间中所有邻居向量的数量有关。LAS 算法选择的候选解越多则其检测复杂度越高^[12]。Peng Li, Ross D Murch 在文献[9]中提出了使用多个初始解向量和多个邻域空间候选集的改进型 LAS 算法，Amorim Pereira A J 在文献[10]中提出了使用随机列表的改进型 LAS 算法。上述改进的 LAS 算法利用较高的检测复杂度获得较好的检测性能。为了进一步降低检测复杂度，提出一种基于可靠性判定的 CC-LAS 算法。该算法通过减少候选解的数量来降低 LAS 算法的复杂度。

1 MIMO 系统模型

本文考虑一个由 N_t 根传输天线和 N_r 根接收天线组成的 MIMO 系统，该系统的接收信号：

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

式中： $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_{N_r}]$ 为一个 $N_r \times 1$ 的接收信号向量， y_j 代表接收端第 j 根天线的接收信号； $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_t}]$ 为一个 $N_t \times 1$ 发射信号向量，本文用 $x_i \in \mathbf{A}$ 代表发射端第 i 根天线的发射信号。发射端采用正交相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK)调制，其中 \mathbf{A} 表示为一个星座集合 $\mathbf{A} = \frac{1}{\sqrt{2}}\{-1-j, -1+j, 1-j, 1+j\}$ ，噪声 \mathbf{n} 为 $N_r \times 1$ 维的向量，每个元素服从均值为 0，方差为 σ^2 的高斯分布。此外， \mathbf{H} 表示一个 $N_r \times N_t$ 维的信道矩阵，其每个元素服从瑞利分布。

2 基于星座约束的似然上升搜索算法

2.1 最大似然检测(ML)

最大似然检测算法的基本原理是计算接收信号的向量与所有可能的发射信号向量和给定信道 \mathbf{H} 的乘积之间的欧氏距离，找出其中对应欧氏距离最短的解作为对原始发射信号的估计，其原理表达式为：

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{ML}} = \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}^{N_t}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 \quad (2)$$

式(2)中 \mathbf{A}^{N_t} 为发射端所采用的调制方式对应的全部可能发射符号构成的集合； $\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2$ 为对两向量之差进行取二范数得到 ML 度量的操作。

2.2 LAS 算法

在文献[8-10]中，LAS 算法应用于大规模 MIMO 的信号检测。LAS 作为一种启发式邻域搜索算法，可以在天线数量较多情况下，取得比较好的检测性能。

设置适当的邻域空间范围对邻域搜索算法的性能好坏至关重要，范围设置得较好能够让算法获得更好的检测性能和较低的计算复杂度。本文涉及的邻域空间定义如下：由欧氏距离确定，从星座图中选出多个与已确定点最近的若干星座点，由它们构成的集合称为该确定点的邻域空间。例如，在一个信号调制方式为正交相移键控(QPSK)的 4×4 MIMO 模型中， $\hat{\mathbf{x}}$ 为初始解向量， $\mathbf{L}(\hat{\mathbf{x}})$ 为 $\hat{\mathbf{x}}$ 的邻域空间，构成 $\mathbf{L}(\hat{\mathbf{x}})$ 的值代表邻居向量，邻居数量与信号的调制方式有关，如表 1 所示。当初始解向量中的一个候选解为 $\hat{x}_i = \frac{1}{\sqrt{2}}\{1+j\}$ ，它的邻域空间 $\mathbf{L}(\hat{x}_i)$ 由 2 个距离 \hat{x}_i 最

近的邻居构成，即 $L(\hat{x}_i) = \frac{1}{\sqrt{2}}\{-1+j, 1-j\}$ 。

LAS 检测算法的搜索过程如图 1 所示，该算法以 MMSE 的输出作为初始解向量，首先找出所得初始解向量中候选解的邻域空间；然后计算邻域空间内所有邻居向量的 ML 代价值，找出最优邻居向量，即 ML 代价值最小的邻居向量，判断最优邻居向量的 ML 代价值是否小于当前解向量的 ML 代价值，若“小于”假设成立，则把该邻居向量更新为当前解向量，重新计算当前解向量的邻域空间并重复上述过程，以此继续下一次的迭代；若“小于”假设不成立，则迭代结束，把当前解向量作为最终解向量。LAS 算法的迭代终止条件为“达到指定迭代次数或邻域空间内最优邻居向量的 ML 代价值不小于当前解向量的 ML 代价值”。当该算法达到终止条件时，当前解向量就作为 LAS 算法的最终输出。

LAS 检测算法复杂度最高的部分是通过测量欧氏距离确定邻域空间，并计算邻域空间内所有邻居向量的 ML 代价值。LAS 算法邻域空间内候选解的数量会随着空分复用天线数量的增加而增加。本文提出的算法主要通过减少候选解的数量来降低传统 LAS 的计算复杂度。接下来将详细介绍所提出的 CC 结构，以及如何使用 CC 结构减少候选解。

2.3 CC-LAS 算法

为了降低 LAS 算法的计算复杂度，本文提出了 CC-LAS 算法。如图 1 所示，首先 LAS 算法利用 MMSE 估计得到的初始估计向量。当接收信号 y 经过 MMSE 检测后，其检测器的输出^[13]如下：

$$\hat{x} = x + \tilde{n} \tag{3}$$

式中： \hat{x} 为 MMSE 检测的软输出值； x 为 \hat{x} 的量化值，即与 \hat{x} 最邻近的星座点； $\tilde{n} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_t})^{-1} \mathbf{H}^H n$ 为等效噪声。经 MMSE 滤波后 \tilde{n} 仍然服从正态分布，因此根据式(3)， \tilde{n} 服从正态分布会使得 \hat{x} 分布在 x 邻近区域的概率远大于分布在远离 x 点区域的概率。因此检测信号的软输出值和其最近的星座点之间距离(d)便可以作为可靠性的度量标准^[14-15]。

当发射信号经过二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)调制时，其接收信号分布大致如图 2 所示， $-\mu$ 和 μ 为初始发射信号， μ 的取值为 1。式(3)中 x 的取值为 $\pm\mu$ ， \tilde{n} 则是对发射信号的偏移。当偏移足够大时，BPSK 的硬判决就会错误，使得检测性能下降。据概率分布特性分析而言，在 $x=0$ 附近信号错误的概率最大，所以将在 $[-\mu, \mu]$ 间设置一个不可靠区域，这个区域可以使用参数 d_{th} 进行定义， d_{th} 的取值与信道状况相关。由于受等效噪声的影响，信号的检测值会落入下面几个区域：

- 1) $\hat{x} < -\mu - \varepsilon$ 或 $\hat{x} > \mu + \varepsilon$ ，虽然 \hat{x} 离初始信号较远，但 BPSK 调制只有 2 个初始信号，信号落入可靠区域。
- 2) $-\mu - \varepsilon < \hat{x} < -\mu + \varepsilon$ 或 $\mu - \varepsilon < \hat{x} < \mu + \varepsilon$ ，此时滤波后的信号较为靠近星座点，信号落入可靠区域。
- 3) $-\mu + \varepsilon < \hat{x} < \mu - \varepsilon$ ， \hat{x} 取 μ 或 $-\mu$ 的概率非常接近，信号的判决错误概率较大，该 \hat{x} 称为不可靠信号。

上述方法也适用于判断 QPSK 调制后的估计信号的可靠性。与 BPSK 调制一样，QPSK 符号估计值越接近星座点，成功检测的概率就越高。图 3 展示了利用 CC 结构判定 QPSK 接收信号可靠性的原理，其中参数 d_{th} 表示 CC 结构的检测半径用以约束阴影区域， d 表示检测信号与最近的星座点之间的距离， σ_x 表示信号能量， σ_n 表示噪声能量。 d_{th} 的取值可以通过优化方法获得，也可以是预先设定的定值，本文将 d_{th} 设为能平衡复杂度与误码率

表 1 不同调制方式下邻居向量的数量

Table 1 Number of neighbor vectors under different modulation modes

modulation mode	BPSK	QPSK	16-QAM
neighbors	N_i	$2N_i$	$4N_i$

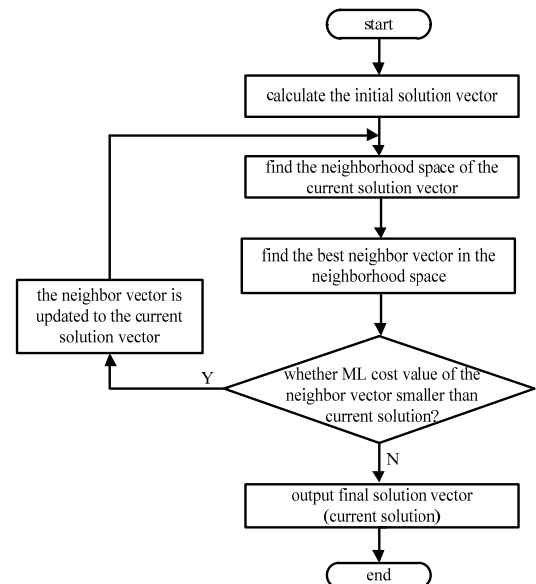


Fig.1 Flow chart of LAS algorithm
图 1 LAS 算法原理流程图

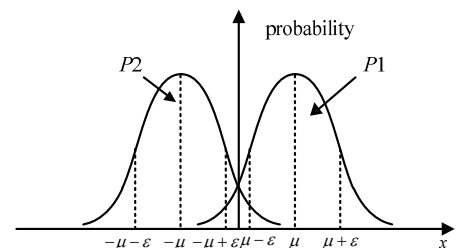


Fig.2 Probability distribution of BPSK modulated signal
图 2 BPSK 调制信号概率分布

性能的定值。CC-LAS 算法利用式(4)确定估计信号 \hat{x}_j 的最近星座点：

$$a_k = \arg \min_{a_c \in A} |\hat{x}_j - a_c| \quad (4)$$

式中 a_c 表示星座图中的星座点。如果信号落入图 3 所示的阴影区域则满足等式(5)~(7)：

$$|\Im\{\hat{x}_j\}| \in \Re, \text{ 当 } |\Re\{\hat{x}_j\}| \leq \frac{\sigma_x}{\sqrt{2}} - d_{th} \quad (5)$$

$$d \geq d_{th}, |\Im\{\hat{x}_j\}| \leq \frac{\sigma_x}{\sqrt{2}}, \text{ 当 } |\Re\{\hat{x}_j\}| \leq \frac{\sigma_x}{\sqrt{2}} \quad (6)$$

$$|\Im\{\hat{x}_j\}| \leq \frac{\sigma_x}{\sqrt{2}} - d_{th}, \text{ 当 } |\Re\{\hat{x}_j\}| \geq \frac{\sigma_x}{\sqrt{2}} \quad (7)$$

若被检测信号不满足上述条件，则 CC 结构认为该信号是可靠的；若被检测信号满足上述条件，则 CC 结构认为该信号是不可靠的。假设 \hat{x}_j 为 LAS 算法的初始值，并且 \hat{x}_j 落入到非阴影区域中，那么 \hat{x}_j 便会被判定为可靠信号，针对这些可靠信号，算法将距离 \hat{x}_j 点最近的星座点作为最终的输出，而不执行 LAS 算法。这一量化操作可以表述成：

$$\hat{x}_j = k(\hat{x}_j) \quad (8)$$

假设 \hat{x}_j 为 LAS 算法的初始值，并且 \hat{x}_j 落入到阴影区域中，那么 \hat{x}_j 便会被判定为不可靠信号，针对这些不可靠信号，将量化后的 \hat{x}_j 作为 LAS 算法的候选解。CC 结构处理后，生成的新的邻域空间如下：

$$L(\hat{x}_j) = \{c_1, c_2, \dots, c_m, \dots, c_M\} \in A \quad (9)$$

生成的邻域空间受星座图约束，邻域空间是由 M 个最近的星座点构成的。 $L(\hat{x}_j)$ 的大小可以是固定的，也可以与信道条件相适应，这将通过选择算法在性能和检测复杂度之间进行权衡。一般形式的 CC-LAS 算法的伪代码可以表述成表 2。

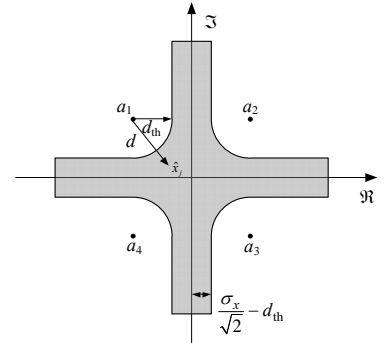


Fig.3 Constellation constraints
图 3 星座约束装置图

表 2 CC-LAS 算法的伪代码
Table2 Pseudo-code of CC-LAS

input: $\mathbf{y}, \mathbf{H}, d_{th}$ output: $\hat{\mathbf{x}}_{out}$ initialization: 1) $\hat{\mathbf{x}}_{soft} = \mathbf{W}_{MMSE} \mathbf{y} \leftarrow$ MMSE 's soft output 2) $\hat{\mathbf{x}} \leftarrow$ MMSE detection algorithm soft output $\hat{\mathbf{x}}_{soft}$ corresponding to hard output 3) $\mathbf{x}_{stemp} \leftarrow \hat{\mathbf{x}}$ 4) $it \leftarrow$ number of iterations 5) $\hat{\mathbf{x}}_{best-now} \leftarrow \ \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}_{stemp}\ ^2$ CC: 6) for $i \leftarrow 1$ to N_i : 7) $j \leftarrow$ the i -th element in $\hat{\mathbf{x}}_{soft}$ 8) if j is an unreliable signal vector 9) $sit_{(i)} \leftarrow 1$ 10) else 11) $sit_{(i)} \leftarrow 0$	12) end if 13) end for CC-LAS: 14) $i = 1$ 15) while $i \leq It$ 16) $L \leftarrow []$ 17) for $k \leftarrow 1$ to N_i 18) if $sit_{(k)} = 1$ 19) $\mathbf{c} \leftarrow$ the neighbor vector of the k -th candidate solution in \mathbf{x}_{stemp} 20) $L \leftarrow [L; \mathbf{c}]$ neighborhood space composed of k candidate solution neighbor vectors 21) end if 22) end for The simplified matrix L (neighborhood space) executes the traditional LAS algorithm. 23) $i = i + 1$ 24) end while
--	--

算法的计算复杂度：本文通过统计算法所需复数的乘法和加法次数来获得 CC-LAS 算法的计算复杂度，如表 3 所示， N 代表发送天线数量设定迭代次数为 It ，每个信号的邻域空间是由 M 个最近的星座点构成， q 为不可靠信号的比例。CC-LAS 算法的计算复杂度与 q 的取值相关，当 $q=1$ 时即所有的估计信号都为不可靠信号，CC-LAS 算法的复杂度最高等价于传统 LAS 算法，当 $q=0$ 时即所有的估计信号都为可靠信号，CC-LAS 算法的复杂度最低近似于 MMSE 算法。作为 LAS 算法的改进，CC-LAS 算法仅对不可靠信号进行 LAS 检测，即通过减少邻域空间中的候选解个数来减低传统 LAS 算法的计算复杂度。

表 3 算法的复杂度
Table3 Algorithm complexity

algorithm	complexity
MMSE	$4N^3 + 2N^2 - N$
LAS	$N \times M \times (2N^2 + 4N - 1) \times It + 4N^3 + 2N^2 - N$
CC-LAS	$q \times N \times M \times (2N^2 + 4N - 1) \times It + 4N^3 + 2N^2 - N$

3 仿真结果

为了检测CC-LAS算法的性能,本文利用Matlab仿真软件搭建天线数分别为 $8 \times 8, 12 \times 12, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 的5个MIMO系统,信号调制方式为QPSK,传输信道 H 服从瑞利分布,在每次仿真中使用 10^5 个发送信号向量。为了保证算法收敛,固定LAS算法迭代次数为20次。

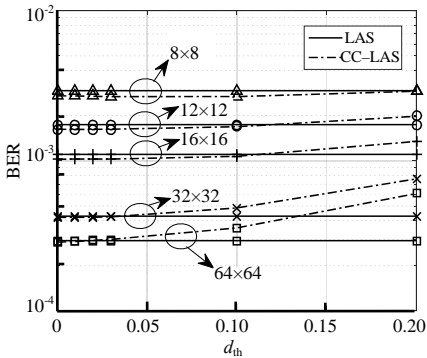


Fig.4 Relationship between the performance and the radius for CC-LAS algorithm
图 4 CC-LAS 算法的性能与半径 d_{th} 之间的关系

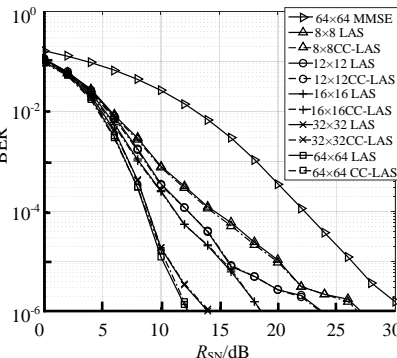


Fig.5 Performance comparison between CC-LAS algorithm and traditional LAS algorithm in Rayleigh channel
图 5 瑞利信道下 CC-LAS 算法和传统 LAS 算法的性能对比图

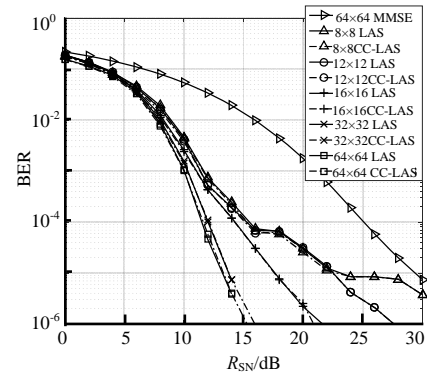


Fig.6 Performance comparison of CC-LAS algorithm and traditional LAS algorithm in time-varying channel
图 6 时变信道下 CC-LAS 算法和传统 LAS 算法的性能对比图

从性能方面分析,图 4 给出 $8 \times 8, 12 \times 12, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 的 MIMO 系统,SNR 为 8 dB 的情况下,CC-LAS 算法 BER 性能与半径 d_{th} 之间的关系图。从图 4 中发现 d_{th} 取值越大,BER 性能越差。当判定阈值 d_{th} 变小时,BER 的性能将接近传统 LAS 算法,但是,此时不可靠候选解的数量增加,其邻域范围扩大,算法的检测复杂度将增加。因此,正如 2.3 所述,判定阈值 d_{th} 的取值与 BER 和计算复杂度相关。通过仿真对比发现阈值 0.02 时能够较好地平衡复杂度与检测性能之间的矛盾,所以在后续的仿真实验中, d_{th} 被设置为 0.02。图 5 对比了在 $8 \times 8, 12 \times 12, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 的 MIMO 系统中, d_{th} 为 0.02 时,CC-LAS 算法和传统 LAS 算法的 BER 性能。如图 5 所示本文提出的 CC-LAS 算法的 BER 性能与传统的 LAS 算法非常接近。

此外,为了说明 CC-LAS 算法的优越性,本文还针对时变信道进行了系统仿真。图 6 对比了 $8 \times 8, 12 \times 12, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 天线配置的 MIMO 系统,时变信道采用 Matlab 内置的信道函数 rayleighchan,采样频率为 15 000 Hz,最大频移为 500 Hz 且 CC 半径 d_{th} 为 0.02 时,CC-LAS 算法和 LAS 算法的 BER 性能。从图 6 中可以看出,即使信道为时变信道,本文提出的 CC-LAS 算法的 BER 性能与传统的 LAS 算法也较接近。

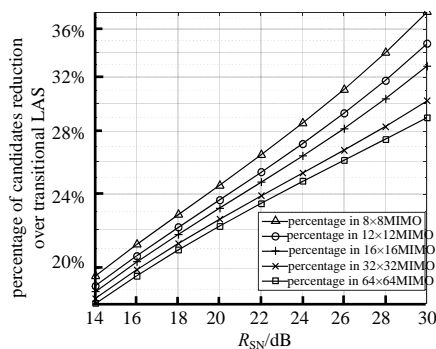


Fig.7 Proportion of candidate solution reduction in initial solution vector of CC-LAS algorithms
图 7 CC-LAS 算法的初始解向量中候选解减少比例图

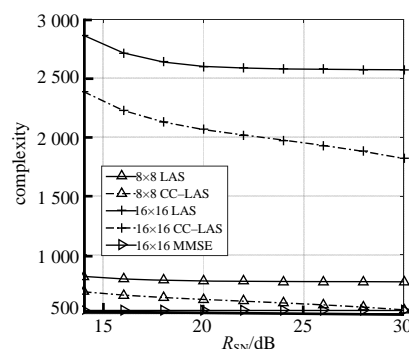


Fig.8 Computational complexity comparison of CC-LAS algorithm and LAS algorithm search operation
图 8 CC-LAS 算法与 LAS 算法搜索操作的计算复杂度对比

从算法的计算复杂度方面分析,为了进一步说明CC-LAS算法确实优于LAS算法,本文分别对CC-LAS算法与传统LAS算法中候选解减少比例和搜索操作的计算复杂度进行比较,图7的仿真参数为:CC半径 d_{th} 为 0.02, MIMO系统的天线数量为 $8 \times 8, 12 \times 12, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 。如图7所示,当SNR为24 dB时,CC-LAS算法中参与计算的候选解数量比LAS算法约缩减30%。图8的仿真参数为:CC半径 d_{th} 为 0.02, MIMO系统的天线数量为 $8 \times 8, 16 \times 16$ 。从图8中可发现,当信噪比增加时,越来越多的候选解被排除。因此从邻域空间中输出最终解向量时平均每个信号所需要的乘法和加法次数明显减少。图9对比了 d_{th} 为 0.02, SNR 为 10 dB 和 24 dB 的情况下,天线数目与计算复

杂度的关系。可以看出CC-LAS算法平均每个信号的复杂度小于传统LAS算法平均每个信号的复杂度，且当信噪比为24 dB时，估计信号被判定为可靠的概率增加，对不可靠信号进行LAS检测的数量减小，CC-LAS算法的计算复杂度与MMSE算法将越接近。

4 结论

本文提出了CC-LAS检测算法。该算法根据星座约束的思想判定初始解向量中的候选解的可靠性；然后，缩减候选解的邻域空间；最后利用LAS算法对不可靠候选解进行检测。本文所提出的CC-LAS算法利用星座约束减少候选解的数量，缩减LAS算法的邻域空间，从而降低了计算复杂度。仿真结果表明与传统LAS算法相比，CC-LAS算法能够利用较低的计算复杂度获得相近的检测性能。

参考文献：

- [1] TELATAR E. Capacity of multi-antenna Gaussian channels[J]. European Transactions on Telecommunications, 1999,10(6):585–595.
- [2] NABAR R,GORE D. Introduction to space-time wireless communications[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2005.
- [3] MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010,9(11):3590–3600.
- [4] LU L,LI G Y,SWINDLEHURST A L,et al. An overview of massive MIMO:benefits and challenges[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014,8(5):742–758.
- [5] WU M,YIN B,WANG G,et al. Large-scale MIMO detection for 3GPP LTE:algorithms and FPGA implementations[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014,8(5):916–929.
- [6] NOH H,KIM M,HAM J,et al. A practical MMSE-ML detector for a MIMO SC-FDMA system[J]. IEEE Communications Letters, 2009,13(12):902–904.
- [7] TRAN X N,LE A T,FUJINO T. Performance comparison of MMSE-SIC and MMSE-ML multiuser detectors in a STBC-OFDM system[C]// 2005 IEEE 16th International Symposium on Personal,Indoor and Mobile Radio Communications. Berlin:IEEE, 2005:1050–1054.
- [8] VISHNU V K,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.
- [9] LI P,MURCH R D. Multiple output selection—LAS algorithm in large MIMO systems[J]. IEEE Communications Letters, 2010,14(5):399–401.
- [10] JR A A P,SAMPAIONETO R. A random-list based LAS algorithm for near-optimal detection in large-scale uplink multiuser MIMO systems[C]// The 19th International ITG Workshop on Smart Antennas. Ilmenau,Germany:[s.n.], 2015:1–5.
- [11] AARTS E,LENSTRA J K,LENSTRA J. Local search in combinatorial optimization[C]// Artificial Neural Networks:An Introduction to Ann Theory & Practice. SpringerVerlag:[s.n.], 1995:157–174.
- [12] SAH A K,CHATURVEDI A K. Reduced neighborhood search algorithms for low complexity detection in MIMO systems[C]// 2015 IEEE Global Communications Conference(GLOBECOM). San Diego,CA,USA:[s.n.], 2015:1–6.
- [13] FENG J,HU D,LI P,et al. An enhanced MMSE detection with constellation distance correction for the internet of things with multiple antennas[J]. Cluster Computing, 2018:1–8.
- [14] LI P,DE LAMARE Rodrigo. Adaptive decision-feedback detection with constellation constraints for MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012,61(2):853–859.
- [15] FENG Jiao,ZHANG Xiaofei,LI Peng,et al. A low complexity reactive tabu search based constellation constraints in signal detection[J]. Algorithms, 2018,11(7):99.

作者简介：

徐子文(1996–)，女，南京市人，在读硕士研究生，主要研究方向为 MIMO 信号检测,email:995209874@qq.com.

张晓飞(1992–)，男，江苏省徐州市人，硕士，主要研究方向为 MIMO 信号检测。

冯 姣(1984–)，女，吉林省延吉市人，博士，副教授，主要研究方向为信号处理。

李 鹏(1984–)，男，山西省应县人，博士，教授，主要研究方向为信号处理。

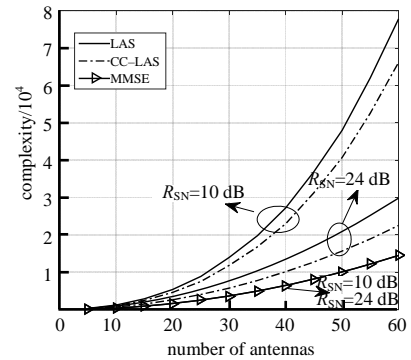


Fig.9 Relationship between the number of antennas and the computational complexity of the algorithm
图 9 天线数量与算法计算复杂度的关系