

doi:10.13756/j.gtxyj.2020.03.014

无线通信技术

低复杂度的似然搜索树检测算法

李小文, 范艺芳, 侯宁宁

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要:大规模多输入多输出(MIMO)系统中,随着天线数目的增加,传统的信号检测算法的检测性能大幅度下降,复杂度呈指数增长。为了解决天线过多带来的复杂度问题,文章基于邻近搜索思想提出一种似然判定准则,作为搜索树分支策略。首先,构造二次规划模型,将其作为搜索树根节点,然后,寻找目标函数值最小的节点作为分支节点,最后将判定准则运用于分支节点降低分支复杂度。在调制阶数为 4 的正交幅度调制,误比特率达到 10^{-4} 时,文章提出的似然搜索树检测算法与传统搜索树算法相比,性能增益提升了约 1.5 dB,复杂度降低了 69.84%。仿真结果表明,在大规模 MIMO 场景下,文章提出的算法表现出了良好的性能及较低的复杂度。

关键词:大规模多输入多输出;二次规划;分支界定;似然准则

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8788(2020)03-0069-04

Low Complexity Likelihood-based Search Tree Detection Algorithm

LI Xiao-wen, FAN Yi-fang, HOU Ning-ning

(School of Communication and Information Engineering,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In massive Multiple-Input-Multiple-Output (MIMO) system, traditional detection algorithms suffer from more performance loss and higher complexity with increase in the number of antennas. In order to solve the complexity problem, a likelihood criterion based on neighborhood search as a branch strategy is proposed. Firstly, the quadratic programming model is constructed, and the model is used to search tree as the root. Then, the node with the smallest value of the objective function is found as the branching node. Finally, the likelihood criterion is applied to the branching nodes for reducing the complexity of the branch. Specially, when the bit error rate achieves 10^{-4} , the performance gain of the proposed algorithm is increased by 1.5 dB and the complexity of the proposed algorithm is reduced by about 69.84 percentage points compared with the traditional search tree algorithm in 16 quadrature amplitude modulation. The simulation results show that the proposed algorithm has better error performance and lower complexity.

Key words: massive MIMO; quadratic programming; branch and bound; likelihood criterion

0 引言

多输入多输出(Multiple-Input-Multiple-Output, MIMO)技术是现代无线通信技术的关键之一,可以在不增加频谱资源与发射功率的同时提升系统容量与吞吐量,成为 5G 系统的关键技术之一^[1-3]。在传统的 MIMO 系统中, Han S 等人提出了许多线性检测和接近最大似然检测算法^[4-5],能够达到近似最大似然(Maximum Likelihood, ML)检测算法的性能,但其复杂度随天线数目和调制阶数的增加呈指数增长且其性能随天线数目的增加而恶化。

针对大规模 MIMO 系统,为了平衡因天线数目增加而带来的性能流失及复杂度问题,多种新颖的信号检测算法^[6-10]被提出,这些方案各有特点,但都没有解决性能与复杂度之间的平衡关系。

为了更好地解决大规模 MIMO 系统天线过多造成的复杂度问题,本文基于传统搜索树算法与似然上升搜索(Likelihood Ascend Search, LAS)判断准则^[7],提出了一种确定符号出错概率的准则,在最有可能出错的符号处进行了再分支。同时在每个节点上只进行一次解二次规划(Quadratic Programming, QP)运算,不再进行 $2N(N$ 为天线数)次运算。此外,我们还提出还一种节点选择策略,在合理的复杂度范围内获取更优的性能,并可以通过修改修剪策略在性能和复杂之间折中选择。本文通过仿真验证了所提算法在性能和复杂度方面的优势。

1 系统模型

对于 MIMO 系统,采用 N_T 根发射天线, N_R 根接收天线,且信道为静态平坦衰落信道,信道模型为

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

收稿日期:2019-11-06

基金项目:重点产业共性关键技术创新专项资助项目(csto2017zday-zdxxX0004)

作者简介:李小文(1955—),男,重庆人。教授,硕士,主要研究方向为协议栈开发与测试。

通信作者:范艺芳,硕士。E-mail:fanyifang84@qq.com

式中: $\mathbf{y} = [\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_{N_R}]^T \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ 为信号接收向量; $\tilde{\mathbf{H}} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$ 为静态平坦衰落信道的增益矩阵, 其模型为 $\mathbb{C}N(0, 1)$; $\tilde{\mathbf{x}} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{N_T}]^T \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 为发送向量; $\tilde{\mathbf{n}}$ 为接收端的复加性高斯白噪声向量, 其服从 $\mathbb{C}N(0, \delta^2)$ 的高斯分布, 且元素之间独立同分布。

假设在接收端有理想的信道估计与同步。ML 检测算法可表达为式(1)欧式距离的最小化

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x} \in \tilde{\mathcal{X}}^{N_T}} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{H}}\mathbf{x}\|_2^2, \quad (2)$$

式中: $\tilde{\mathcal{X}}^{N_T}$ 为发送端向量 $\mathbf{x}$ 的所有可能 N_T 维复值候选向量的集合, 式(2)的实值模型为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}^{2N_T}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2, \\ \mathbf{y} &= \begin{bmatrix} \Re(\tilde{\mathbf{y}}) \\ \Im(\tilde{\mathbf{y}}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \Re(\tilde{\mathbf{x}}) \\ \Im(\tilde{\mathbf{x}}) \end{bmatrix}, \\ \mathbf{n} &= \begin{bmatrix} \Re(\tilde{\mathbf{n}}) \\ \Im(\tilde{\mathbf{n}}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \Re(\tilde{\mathbf{H}}) & -\Im(\tilde{\mathbf{H}}) \\ \Im(\tilde{\mathbf{H}}) & \Re(\tilde{\mathbf{H}}) \end{bmatrix}, \quad (3) \end{aligned}$$

式中: 集合 $\mathcal{X} = \{-\sqrt{M}+1, \dots, -1, 1, \dots, \sqrt{M}-1\}$, M 为正交幅度调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 的星座大小; $\Re$ 和 $\Im$ 分别为复值符号向量的实部与虚部; $\mathbf{y}$, $\mathbf{x}$, $\mathbf{n}$ 和 $\mathbf{H}$ 分别为其复值向量的实数表示形式。通过公式 $z_i = \lceil x_i + (\sqrt{M}-1)/2 \rceil / 2, i \in \{0, 1, 2, \dots, 2N_T\}$ 将实数集合 $\mathbf{x}$ 转换为正整数集合 $\mathbf{z}$, 故以上 ML 检测可简化为下列优化问题:

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{z} \in \Omega^{N_T}} \quad & \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{Q} \mathbf{z} + \mathbf{g}^T \mathbf{z} \\ \text{subject to} \quad & 0 \leq \mathbf{z} \leq (\sqrt{M}-1) \mathbf{I}, \quad (4) \end{aligned}$$

式中: $\Omega = \{0, 1, 2, \dots, \sqrt{M}-1\}$, $\mathbf{Q} = \mathbf{H}^T \mathbf{H}$ 为一个对称的半正定矩阵; $\mathbf{g} = -\mathbf{H}^T (\mathbf{y} - \sqrt{M}-1) \mathbf{H} \mathbf{I} / 2$, 0 为一个 $2N_T \times 1$ 的全零向量; $\mathbf{z}$ 的每个元素(符号)的下限为 0 , 上限为 $\sqrt{M}-1$; $\mathbf{I} = [1, 1, 1, \dots, 1]^T$ 为一个 $2N_T \times 1$ 的列向量。

2 似然搜索树算法

2.1 传统分支界定搜索树算法

传统的分支界定 (Branch and Bound, BB) 算法是基于树搜索的检测算法, 将式(4)作为根节点问题, 逐层扩展分支, 逐渐缩小搜索范围, 最终找到最优解。最优解的条件是解向量的所有元素都是整数, 否则, 在其节点分支两个互斥的搜索空间, 作为

扩展节点约束条件。所求的这个最优解也是式(3)的最优解。

变量分支^[11]是比较流行的缩小搜索空间的方法, 其在求解 QP 时不会产生额外的限制条件。在分支界定技术中, 强分支可以在最小搜索树中得到解向量^[12-13], 其通过分支每个变量来测量目标函数的增长程度, 选择增长最大的函数。其代价为在每次分支时要进行 $4N_T$ 次解 QP 运算, 而不是一次解 QP 运算获得解向量。因此在大规模 MIMO 系统中运用强分支是不现实的。

本文提出一种判定准则, 在不进行大量解 QP 运算分支的同时, 仍保持良好的性能。

2.2 基于变量节点的误差似然准则

对于大规模 MIMO 场景下的信号检测, 在一个节点处进行分支应该发生在错误的符号处, 这样会排除产生错误解的搜索空间。基于文献[7]中 LAS 的临近搜索准则, 其估计符号似然误差的意义是距离星座点的可能性, 基于此思想, 根据式(4), 其符号的似然误差可表示为

$$p_i = \frac{|g_i + \mathbf{q}_i^T \mathbf{z}|}{\sqrt{\mathbf{q}_{ii}}} \quad \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, 2N_T\}, \quad (5)$$

式中: q_{ii} 为 $\mathbf{Q}$ 的第 (i, i) 个元素; $\mathbf{q}_i$ 为 $\mathbf{Q}$ 的第 i 列; g_i 为 $\mathbf{g}$ 的第 i 个元素; p_i 为 z_i 的似然误差, p_i 越小表示 z_i 错误的可能性越大。 k 为似然准则最小值的索引, 在节点 S 的第 k 个变量处分支为两个搜索空间 $S_k^{(1)}$ 和 $S_k^{(2)}$:

$$\begin{aligned} S &= \{\mathbf{z}: l_k \leq z_k \leq h_k \quad \forall k \in \{1, 2, 3, \dots, 2N_T\}\}, \\ S_k^{(1)} &= S \cap \{\mathbf{z}: l_k \leq z_k \leq \lfloor z_k \rfloor\}, \\ S_k^{(2)} &= S \cap \{\mathbf{z}: \lceil z_k \rceil \leq z_k \leq h_k\}, \quad (6) \end{aligned}$$

式中, l_k 和 h_k 分别为 z_k 的下限和上限。这样可以以较少的搜索获得解向量, 在降低复杂度的同时提供可靠的误差性能。

2.3 节点选择策略

规定树的宽度和深度分别为 *breadth* 和 *depth*, 在层数未达到规定深度 *depth* 时, 基于上节提出的误差判定准则, 在误差最大的前 *breadth* 个索引处进行分支, 在需要分支的节点处, 创建 2 个新的节点分别对应节点搜索空间 $S_k^{(1)}$ 和 $S_k^{(2)}$, 在搜索 (*depth*, *breadth*) 树时, 可能产生最优的解向量。鉴于此, 本文提出以下节点选择和树搜索策略。

假设在深度为 l 时, 存在候选节点 $\{P_l^1, P_l^2, \dots, P_l^n\}$, 上标为候选节点索引, 下标为树的深度, 我们选择在目标函数值 $f(\mathbf{z}) = \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{Q} \mathbf{z} + \mathbf{g}^T \mathbf{z}$ 最小的节点

处进行分支,并定义这个节点为 P_i^* , $\mathbf{z}_{P_i^*}$ 为节点 P_i^* 处的解向量,可以通过式(4)求解得到。为了产生深度为 $l+1$ 的候选节点,裁减除节点 P_i^* 以外的节点,在该节点处进行再分支,直到树的深度达到 $depth$,最终的解向量 $\mathbf{z}^*$ 为使目标函数值 $f(\mathbf{z}_k)$ 最小的解向量。

2.4 复杂度分析

与搜索树相关的信号检测算法的计算复杂度取决于解 QP 的次数,内点法解 QP 每次迭代的计算复杂度为 $O(N_T^3)$ 。内点法的优势在于,给定正交幅度调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 调制阶数,迭代次数独立于天线数量^[14],也就是与天线数量 N_T 无关。故相同调制阶数情况下的每个节点进行一次 QP 运算,本文所提出的算法会在 $2breadth \times depth$ 个节点处进行解 QP 运算,此算法的整体复杂度为 $O(depth \times breadth \times N_T^3)$ 。

3 仿真分析

本节将分析所提似然搜索树算法在不同 MI-MO 量级情况下的性能情况。考虑信道环境为瑞利平坦衰落信道,首先,估计深度与宽度对误比特率 (Bit Error Rate, BER) 性能的影响。在天线规模为 32×32 ($N_T = N_R = 32$)、调制方式为 16QAM 和信噪比 (Signal Noise power Ratio, SNR) 为 20 dB 时,仿真情况如图 1 所示。由图可知,在深度不变的情况下,性能随宽度的增加而变好;在宽度不变的情况下,性能随深度的增加而变好,深度越深,宽度越宽,性能越好。

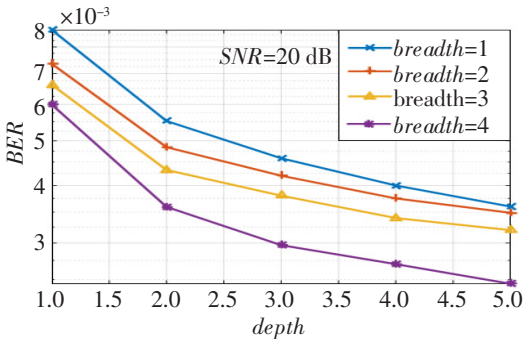
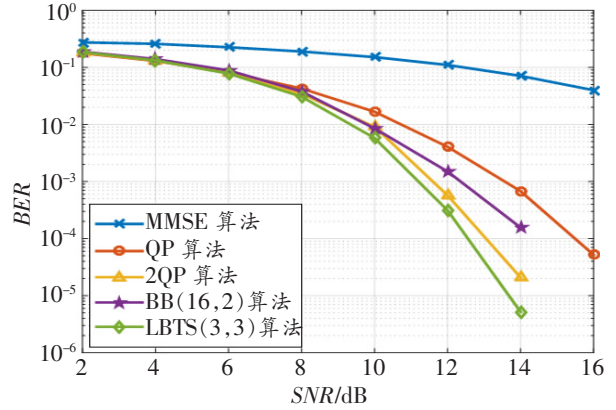


图 1 16QAM 下不同深度与宽度性能对比图

当调制方式为正交相移键控 (Quadrature Phase Shift Keying, QPSK), $N_R = N_T = 32$ 时,各算法性能对比如图 2 所示。由图可知,本文提出的似然搜索树 (Likelihood Base on Tree Search, LBTS) 算法在性能上体现出明显的优势。LBTS 算法的 $breadth = 3, depth = 3$, BB 搜索树的 $breadth = 2$,

$depth = 16$,由图可知,BB 搜索树没有表现出良好的性能,且复杂度比其他基于 QP 思想的算法复杂度高的多。在 $BER = 10^{-4}$ 时,本文提出的 LBTS 算法比传统 QP 算法在性能上提升了 3 dB,相比二阶 QP 性能提升了 0.5 dB,相比 BB 算法性能提升了约 2 dB。



注:MMSE 为最小均方误差检测;2QP 为二阶 QP 检测。

图 2 QPSK 调制下各算法性能对比

当调制方式为 16QAM, $N_T = N_R = 32$ 时,各算法的性能对比如图 3 所示。由图可知,在本文算法 $breadth = 3, depth = 3$, BB 搜索树算法 $breadth = 2, depth = 3$ 时,在 $BER = 10^{-4}$ 时,本文所提 LBTS 算法比传统 QP 算法的性能提升了约 5.5 dB,比 2QP 的性能提升了接近 3 dB,比 BB 算法提升了约 1.5 dB;在 $BER = 10^{-5}$ 时,本文所提 LBTS 算法仍体现出较好的优势,比 BB 算法提升了约 2 dB。且 LBTS 算法在复杂度上明显优于 BB 算法,BB(16, 2)需要 63 次解 QP 运算,LBTS(3, 3)只需要 19 次解 QP 运算,与 BB 搜索树算法相比,其复杂度降低了 69.84%。

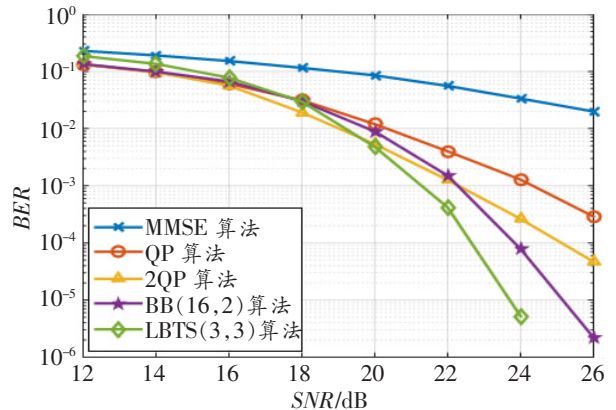


图 3 16QAM 下各算法的性能对比

当调制方式为 64QAM, $N_T = N_R = 32$ 时,各算法的性能对比如图 4 所示。本文所提 LBTS 算法的

$breadth=3, depth=3$ 时,当 BB 算法的 $breadth=3, depth=3$ 、在 $BER=10^{-3}$ 时, LBTS 算法比 BB 算法的性能提升了约 4 dB,与 2QP 算法相比性能提升了约 3.5 dB;当 BB 算法的深度增加时,其性能明显提升,但本文所提 LBTS 算法仍保持良好的性能;在 $BER=10^{-4}$,且 BB 算法的 $depth=32, breadth=2$ 时,其性能提升了约 1 dB,而 LBTS 算法比其低得多, BB(32, 2)需要 127 次解 QP 运算, LBTS 算法只需要 19 次解 QP 运算,比 BB 算法的复杂度降低了 85.04%。

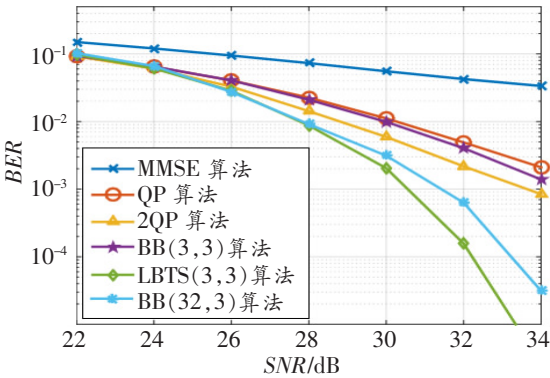


图 4 64QAM 下各算法的性能对比

4 结束语

本文针对大规模 MIMO 系统,结合邻近搜索与 BB 算法提出了一种似然搜索树检测算法。首先,根据 ML 最优算法模型构造 QP 模型,将其作为似然搜索树的根节点;其次,找出目标函数值最小的节点作为分支节点,同时,提出一种似然误差判别方式作为分支节点策略。仿真验证了本文算法不仅提升了性能增益,而且相比于传统 BB 搜索树算法大大降低了复杂度。

参考文献:

[1] Shafi M, Molisch A F, Smith P J, et al. 5G: A Tutorial Overview of Standards, Trials, Challenges, Deployment and Practice[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(6): 1201–1221.

[2] Yang S, Hanzo L. Fifty Years of MIMO Detection: The Road to Large-Scale MIMOs[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4): 1941–1988.

[3] Rusek F, Persson D, Lau B K, et al. Scaling Up MIMO: Opportunities and Challenges with Very Large Arrays[J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2012, 30(1): 40–60.

[4] Cui T, Tellambura C. Approximate ML Detection for MIMO Systems Using Multistage Sphere Decoding[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 222–225.

[5] Han S, Cui T, Tellambura C. Improved K- Best Sphere Detection for Uncoded and Coded MIMO Systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2012, 1(5): 472–475.

[6] Li P, Murch R D. Multiple Output Selection-LAS Algorithm in Large MIMO Systems[J]. IEEE Communications Letters, 2010, 14(5): 399–401.

[7] Sah A K, Chaturvedi A K. Reduced Neighborhood Search Algorithms for Low Complexity Detection in MIMO Systems[C]// IEEE Global Communications Conference 2015. San Diego, CA, USA: IEEE, 2015:1–6.

[8] Tang C, Tao Y, Chen Y, et al. Approximate Iteration Detection and Precoding in Massive MIMO[J]. China Communications, 2018, 15(5): 183–196.

[9] Yao G Q, Yang G W, Hu J H, et al. High-Efficiency Expectation Propagation Detector for High-Order Massive MIMO Systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 125225–125239.

[10] Elghariani A, Zoltowski M D. Low Complexity Detection Algorithms in Large-Scale MIMO Systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(3):1689–1702.

[11] Elghariani A, Zoltowski M. Branch and Bound with M Algorithm for Near Optimal MIMO Detection with Higher order QAM Constellation[C]//Milcom IEEE Military Communications Conference 2012. Orlando, FL, USA: IEEE, 2012:1–5.

[12] Fukuda R M, Abrao T. Linear, Quadratic and Semi-definite Programming Massive MIMO Detectors: Reliability and Complexity[J]. IEEE Access, 2019, 7: 29506–29519.

[13] Conforti M, Cornuéjols G, Zambelli G. Integer Programming[M]. Germany: Springer International Publishing, 2014.

[14] Gondzio J. Interior Point Methods 25 Years Later[J]. European Journal of Operational Research, 2012, 218(3):587–601.