

基于迭代并行干扰消除的低复杂度大规模MIMO信号检测算法

申 滨* 赵书锋 金 纯

(重庆邮电大学移动通信重点实验室 重庆 400065)

摘 要: 基于干扰消除思想该文提出一种适用于大规模MIMO系统上行链路的低复杂度迭代并行干扰消除算法, 在算法实现中避免了线性检测算法所需的高复杂度($\mathcal{O}(K^3)$)矩阵求逆运算, 将复杂度保持在($\mathcal{O}(K^2)$)。在此基础上, 引入噪声预测机制, 提出一种基于噪声预测的迭代并行干扰消除算法, 进一步提高了硬判决检测性能。考虑天线间残留干扰, 将干扰消除思想运用到软判决中, 最后提出一种基于迭代并行干扰消除的低复杂度软输出信号检测算法。仿真结果表明: 提出的信号检测方法的复杂度优于MMSE检测算法, 经过几次简单的迭代, 算法即快速收敛并获得接近甚至优于MMSE检测算法的误码率性能。

关键词: 大规模MIMO; 低复杂度; 迭代并行干扰消除; 噪声预测; 软输出

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)12-2970-09

DOI: 10.11999/JEIT180111

Low Complexity Iterative Parallel Interference Cancellation Detection Algorithms for Massive MIMO Systems

SHEN Bin ZHAO Shufeng JIN Chun

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Based on interference cancellation method, a low complexity Iterative Parallel Interference Cancellation (IPIC) algorithm is proposed for the uplink of massive MIMO systems. The proposed algorithm avoids the high complexity matrix inversion required by the linear detection algorithm, and hence the complexity is maintained only at ($\mathcal{O}(K^2)$). Meanwhile, the noise prediction mechanism is introduced and the noise-prediction aided iterative parallel interference cancellation algorithm is proposed to improve further the detection performance. Considering the residual inter-antenna interference, a low-complexity soft output signal detection algorithm is proposed as well. The simulation results show that the complexity of all the proposed signal detection methods are better than that of the MMSE detection algorithm. With only a small number of iterations, the proposed algorithm achieves its performance quite close to or even surpassing that of the MMSE algorithm.

Key words: Massive MIMO; Low-complexity; Iterative Parallel Interference Cancellation (IPIC); Noise-prediction; Soft output

1 引言

大规模多输入多输出(MIMO)技术^[1]可以在不增加系统带宽和发射功率的前提下, 大幅提高无线通信系统的容量, 有效地解决频谱资源日益紧张和

容量需求急剧增长之间的矛盾^[2,3]。在基站端配置多达上百根的天线来同时服务多个单天线终端用户^[4], 能够使无线通信系统的频谱利用率和能量效率得到2到3个数量级的提升^[5], 目前已成为5G最具潜力的使能技术之一。最大似然(Maximum Likelihood, ML)算法是目前大规模MIMO检测的最优算法, 但是其计算复杂度随着天线数目和调制阶数的增长而呈指数级上升, 在实际的应用中难以有效地实现^[6,7]。因此, 近年来提出了近似最优的检测算法包括主动禁忌搜索(Reactive Tabu Search, RTS)算法^[8]及似然上升搜索(Likelihood Ascent Search, LAS)算法^[9], 但以上两种算法在高阶调制系统下性能并不理想。

收稿日期: 2018-01-25; 改回日期: 2018-05-29; 网络出版: 2018-08-14

*通信作者: 申滨 shenbin@cqupt.edu.cn

基金项目: 重庆市科委重点产业共性关键技术创新专项(cstc2015zdcy-ztxx40008)

Foundation Item: The Innovation Project of the Common Key Technology of Chongqing Science and Technology Industry (cstc2015zdcy-ztxx40008)

受益于大规模MIMO系统天线数量的大量增加, 一些简单的线性检测算法如迫零(Zero Forcing, ZF)和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)估计法已被证明能够获得接近最优的检测性能, 特别在收发天线比值较大时尤为如此。然而这些检测算法均涉及到复杂度较高($\mathcal{O}(K^3)$, K 为用户数)的高维矩阵求逆运算, 在实际应用中难以快速高效地实施。近年来, 基于MMSE准则的大规模MIMO系统低复杂度信号检测算法相继提出^[10-17], 大致分为3种类型: 第1类为矩阵近似求逆类, 如纽曼级数(Neumann Series, NS)展开^[10]、基于牛顿迭代的主对角牛顿迭代(Diagonal Band Newton Iteration, DBNI)^[11]; 第2类为迭代求解线性方程类, 如理查德森迭代算法(Richardson, RI)^[12]、高斯迭代(Gauss-Seidel, GS)^[13]、雅可比迭代(Jacobi, JC)^[14]、连续超松弛算法(Successive Over-Relaxation, SOR)^[15]等。该类算法通过求解线性方程, 直接估计发送矢量, 从而避免了高维矩阵求逆运算; 相似地, 第3类算法也通过求解线性方程来估计用户发送矢量, 但其主要思想则基于矩阵梯度搜索, 典型的代表算法有共轭梯度法(Conjugate Gradient, CG)^[16]和最速下降法(Steepest Descent, SD)^[17], 这类算法将第2类算法中的求解线性方程的问题进一步转换为求解最小化二次型的问题, 同样避开并避免了高维矩阵求逆问题。从性能方面看, 第1类检测算法的性能相对较差且在展开级数较高时复杂度又重新上升为 $\mathcal{O}(K^3)$; 但是, 随着用户数的增加, 若MMSE加权矩阵没有某些特殊的性质(如对称正定、严格对角占优), 第2类和第3类算法可能会产生性能骤降的现象。

除此之外, 在常规MIMO系统中的非线性检测方案中, 串行干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)算法^[18]可以获得相对较好的检测性能, 但在实现过程中涉及大量的矩阵更新、求逆计算, 并存在“差错传播”问题。而通过引入排序机制来抑制差错传播还需要计算大量的SINR(Signal to Interference plus Noise Ratio)值, 更是导致复杂度居高不下。此外, 为进一步提升SIC算法检测性能, 一些基于SIC原理的改进算法, 如多分支处理连续干扰消除算法(Multi-Branch processing aided SIC, MB-SIC)^[19]和多路反馈连续干扰消除算法(Multiple Feedback aided SIC, MF-SIC)^[20]也得以提出。其中, MB-SIC算法并行地采用多个SIC分支, 并且每个分支根据其各自的排序模式来检测信号, 根据选择规则来选择具有最佳性能的估计分支; MF-SIC算法则通过引入星座点作为候选来抵制判决反馈环路中的误差传播。尽管通过改进获得了性

能增益, 以上两种SIC算法仍同样不可避免对高维矩阵的求逆运算需求, 极大地限制了其在大规模MIMO系统中与MMSE检测算法联合应用的可行性。

针对线性检测和非线性干扰消除检测算法均需频繁进行高维矩阵求逆以致复杂度较高以及用户数增多导致低复杂度MMSE检测方案性能下降的问题, 本文首先提出了基于迭代并行干扰消除(Iterative Parallel Interference Cancellation, IPIC)的低复杂度硬判决检测算法; 其次, 考虑到噪声的影响, 提出一种基于噪声预测的迭代并行干扰消除检测算法(Noise-Prediction based Iterative Parallel Interference Cancellation, NP-IPIC), 进一步提高了检测性能; 最后, 针对天线间残留干扰和噪声的影响, 提出一种新的软输出迭代并行干扰消除检测算法(Soft output Iterative Parallel Interference Cancellation, S-IPIC)。为了与现有的多种经典检测算法进行对比分析, 本文所提出的3种算法均通过计算机仿真进行了性能验证, 并评估分析了复杂度。

2 系统模型

考虑研究对象为大规模MIMO上行链路系统, 由一个配备 N 根天线的基站和 K 个单天线终端用户组成($N \gg K$)。令 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_K]^T$ 表示所有用户同时发送的 $K \times 1$ 维符号, 其中 $s_k \in \mathcal{O} = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{2^M}\}$ 是来自第 k 个用户发送的符号, $\mathcal{O}$ 是调制符号集, M 表示调制阶数, $\alpha_i = [\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,M}]$ 为星座图上包含 M 个比特的第 i 个星座点。令 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_K]$ 表示各元素相互独立、统计特性服从零均值、单位方差的复高斯信道增益矩阵, $\mathbf{h}_i = [h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{iN}]^T$ 是第 i 个用户到基站的信道增益向量。基站端接收到的 $N \times 1$ 维信号矢量可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \\ &= \mathbf{h}_1 s_1 + \mathbf{h}_2 s_2 + \dots + \mathbf{h}_K s_K + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{n}$ 表示 $N \times 1$ 维加性高斯白噪声向量, 满足 $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_N)$ 。

由于不可避免的信道估计误差, 在接收端实际估计得到的信道矩阵会偏离精确值, 可以表示为^[21]

$$\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{H} + \mathbf{e}\bar{\mathbf{H}} \quad (2)$$

这里, $\mathbf{e}$ 表示信道估计误差, $\bar{\mathbf{H}}$ 为各元素相互独立、概率特性服从零均值、单位方差的矩阵。若定义 E_s 为每个用户发射信号的平均功率, 则接收端每个天线的平均信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)可定义为

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{KE_s}{\sigma^2} \quad (3)$$

为了方便分析, 对发送信号功率进行归一化处理,

即后续都令 $E_s = 1$ 。

通过线性滤波, 接收信号经过加权处理后, 基站接收端对用户发送的信号矢量估计值可以表示为

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W}\mathbf{y} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{W}$ 表示线性加权矩阵。

如果在接收端使用ZF或MMSE接收机, 则有

$$\mathbf{W}_{\text{ZF}} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H \quad (5)$$

$$\mathbf{W}_{\text{MMSE}} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \mathbf{H}^H \quad (6)$$

对于MMSE接收机, 其估计值可以表示为

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{MMSE}} = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{b} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{F} = \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_K = \mathbf{G} + \sigma^2 \mathbf{I}_K$, $\mathbf{b} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ 表示匹配滤波信号。通过式(5)和式(6)可以发现, MMSE和ZF算法均涉及高维矩阵求逆运算, 即使采用Cholesky分解, 其复杂度也高达 $\mathcal{O}(K^3)$, 由此硬件实现面临极大挑战。

3 迭代并行干扰消除算法

3.1 迭代干扰消除硬判决信号检测

在干扰消除中除了采用串行方式外, 还存在并行干扰消除的解决方案。以文献[22]提出的解决方案为基础, 本小节采用迭代方式对干扰进行消除。具体地, 首先估计出一个初始值, 使其尽可能接近真实用户发送的符号矢量。出于对精确度和复杂度的综合考虑, 利用矩阵 $\mathbf{F} = \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_K$ 对称正定、对角占优的特性, 取 $\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{F})$, 初始值可设定为

$$\hat{\mathbf{s}}^{(0)} = Q(\mathbf{D}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y}) = \{\hat{s}_1^{(0)}, \hat{s}_2^{(0)}, \dots, \hat{s}_K^{(0)}\} \quad (8)$$

这里, $Q(s)$ 表示将符号 s 映射到离星座图上最近的星座点的符号判决函数。在得到上一次迭代估计符号之后, 进而在接收信号矢量 $\mathbf{y}$ 之上展开干扰消除操作。具体地, 针对第 i 个用户发送的符号, 首先消除来自其他天线的干扰, 得到接收信号矢量变为

$$\hat{\mathbf{y}}_i = \mathbf{y} - \sum_{j \neq i} \mathbf{h}_j \hat{s}_j^{(t-1)} \quad (9)$$

这里, 上标 t 表示迭代次数。假设来自其他天线的干扰被完全消除掉且不考虑噪声影响, 则第 i 个用户的符号估计在下一迭代中可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{s}_i^{(t)} &= \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \hat{\mathbf{y}}_i = \frac{1}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\mathbf{h}_i^H \mathbf{y} - \mathbf{h}_i^H \sum_{j=1, j \neq i}^K \mathbf{h}_j \hat{s}_j^{(t-1)} \right) \\ &= \frac{1}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\mathbf{h}_i^H \mathbf{y} - \mathbf{h}_i^H \sum_{j=1}^K \mathbf{h}_j \hat{s}_j^{(t-1)} \right) \\ &\quad + \frac{\mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_i}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \hat{s}_i^{(t-1)} \end{aligned} \quad (10)$$

进一步进行符号判决, 于是式(10)有迭代关系:

$$\hat{s}_i^{(t)} = Q \left(\hat{s}_i^{(t-1)} + \frac{b_i - \sum_{j=1}^K G_{ij} \hat{s}_j^{(t-1)}}{G_{ii}} \right) \quad (11)$$

这里, b_i 表示式(7)中匹配滤波信号 $\mathbf{b}$ 的第 i 个元素; G_{ii} 表示矩阵 $\mathbf{G}$ 的第 i 个对角元素。由于本次迭代的估计值比上一次更接近真实符号, 所以以 i 为界, $\hat{\mathbf{s}}$ 中的 1 到 $i-1$ 个元素本次迭代最新值 (即对这些元素已进行了及时更新), i 到 K 个元素为上次迭代 (本次迭代中还没进行更新), 所以, 为了提高干扰消除准确率, 可以将式(11)进一步改造为:

$$\hat{s}_i^{(t)} = Q \left(\hat{s}_i^{(t-1)} + \frac{b_i - \sum_{j=1}^{i-1} G_{ij} \hat{s}_j^{(t)} - \sum_{j=i}^K G_{ij} \hat{s}_j^{(t-1)}}{G_{ii}} \right) \quad (12)$$

根据以上分析可知, 该算法在给定初始值后, 迭代的实现过程中仅需计算格拉姆矩阵 $\mathbf{G}$ 和匹配滤波信号 $\mathbf{b}$, 从而避免了ZF、MMSE以及MMSE-OS-IC算法实现过程中对高维加权矩阵的求逆、更新操作, 大大降低了实现复杂度。基于迭代并行干扰消除的检测算法其具体描述如表1的算法1。

3.2 基于噪声预测的硬判决检测

实际上, 前面介绍的算法并没有考虑到噪声的影响, 且对用户的检测顺序没有进行排序, 文献[23]提出了一种基于噪声预测的算法, 可以有效地预测并消除噪声, 但是整个过程中仅根据第1次检

表 1 基于迭代并行干扰消除算法(IPIC)

算法1 基于迭代并行干扰消除算法(IPIC)

输入: $\mathbf{H}, \mathbf{y}, \sigma^2, K, T_{\text{iter}};$

初始化:

(1) $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}, \mathbf{b} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}, \hat{\mathbf{s}}^{(0)} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y} = \{\hat{s}_1^{(0)}, \hat{s}_2^{(0)}, \dots, \hat{s}_K^{(0)}\}$

For $t = 1 : T_{\text{iter}};$

For $i = 1 : K;$

(2) 更新 $\hat{s}_i^{(t)} = \hat{s}_i^{(t-1)} + \frac{b_i - \sum_{j=1}^{i-1} G_{ij} \hat{s}_j^{(t)} - \sum_{j=i}^K G_{ij} \hat{s}_j^{(t-1)}}{G_{ii}}$

(3) 更新 $\hat{\mathbf{s}}^{(t)} = [\hat{s}_1^{(t)}, \hat{s}_2^{(t)}, \dots, \hat{s}_{i-1}^{(t)}, Q(\hat{s}_i^{(t)}), \hat{s}_{i+1}^{(t-1)}, \hat{s}_{i+2}^{(t-1)}, \dots, \hat{s}_K^{(t-1)}]^T$

(4) $i = i + 1$

end for

(5) $t = t + 1$

end for

输出 $\hat{\mathbf{s}} = \hat{\mathbf{s}}^{(T_{\text{iter}})}$

测结果进行噪声采样。本节在此基础上进行改进, 及时对噪声进行更新采样, 利用上一次结果来进行噪声预测, 并且引入排序机制对算法进行改进来进一步提升算法的硬判决性能。

从式(1)可以发现, 第 i 个用户发送信号的接收强度和信道矩阵 $\mathbf{H}$ 的第 i 个列范数成正比, 也就是说 $\|\mathbf{h}_i\|^2$ 值越大, 所对应的符号受其他用户干扰的影响越小, 所以应优先检测矩阵 $\mathbf{H}$ 中具有较大列范数所对应的用户符号。

另外, 在每次进行干扰消除操作后, 检测出来的每个用户符号都包含一项噪声项, 假设不考虑残留的天线干扰, 每次执行迭代后的结果都可以表示为

$$\hat{s}_i^{(t)} = s_i + \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \mathbf{n} \quad (13)$$

进一步, 有

$$\hat{\mathbf{s}}^{(t)} = \mathbf{s} + \mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{n} = \mathbf{s} + \mathbf{n}' \quad (14)$$

其中, $\mathbf{D}_g$ 表示格拉姆矩阵 $\mathbf{G}$ 的对角阵, 此时 $\mathbf{n}'$ 自相关矩阵可以表示为:

$$\begin{aligned} E(\mathbf{n}' \mathbf{n}'^H) &= E[\mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{n} (\mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{n})^H] \\ &= E(\mathbf{n} \mathbf{n}^H) \mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{H}^H (\mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{H}^H)^H \\ &= \sigma^2 \mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{G} \mathbf{D}_g^{-1} \end{aligned} \quad (15)$$

令 $\mathbf{A} = \mathbf{D}_g^{-1} \mathbf{H}^H$, 由式(14)可以看出, 矩阵 $\mathbf{A}$ 的行向量 $\mathbf{a}_k$ 模值(即 $\|\mathbf{a}_k\|$)越大, 噪声对信号的干扰越严重。从这方面考虑, 应优先检测矩阵 $\mathbf{A}$ 中具有较小模值的行向量所对应的符号。

结合矩阵 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{H}$, 容易证明 $\mathbf{H}$ 的第 i 个列范数与 $\mathbf{A}$ 和行向量模值成反比, 从而可以采用列范数排序方案选择用户的检测顺序, 对矩阵 $\mathbf{H}$ 的列范数进行降序排序得到对应的列下标集合, 即

$$\begin{aligned} o &= \arg \text{sort}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K), \\ \tau_k &= \|\mathbf{h}_k\|_2^2, \forall k = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (16)$$

值得说明的是, 上式排序结果实际上也是矩阵 $\mathbf{A}$ 的行向量模值升序排序所得到的行下标集合。采用这样的检测顺序, 可以保证受噪声和干扰影响最小的用户先被检测, 采用该方案下的检测顺序, 迭代式可改造为:

$$\begin{aligned} \hat{s}_{o(i)}^{(t)} &= \hat{s}_{o(i)}^{(t-1)} + \left(b_{o(i)} - \sum_{j=1}^{i-1} G_{o(i)o(j)} \hat{s}_{o(j)}^{(t)} \right. \\ &\quad \left. - \sum_{j=i}^K G_{o(i)o(j)} \hat{s}_{o(j)}^{(t-1)} \right) / G_{o(i)o(i)} \end{aligned} \quad (17)$$

接下来引入噪声预测机制, 在每次迭代开始时

进行噪声采样, 具体地, 由于第 $o(1)$ 个用户最先被检测且受噪声和干扰的影响最小, 所以对 $\hat{s}_{o(1)}^{(t)}$ 符号判决后进行噪声进行, 可得

$$\hat{n}_{o(1)}^{(t)} = \hat{s}_{o(1)}^{(t)} - \bar{s}_{o(1)}^{(t)} = \hat{s}_{o(1)}^{(t)} - Q\left(\hat{s}_{o(1)}^{(t)}\right) \quad (18)$$

根据噪声 $\mathbf{n}'$ 的相关性, 当 $i \geq 2$ 其他噪声 $\hat{n}_{o(i)}^{(t)}$ 可以预测为^[23]

$$\hat{n}_{o(i)}^{(t)} = p_i \hat{n}_{o(i-1)}^{(t)} \quad (19)$$

其中, p_i 表示噪声预测系数, 在对剩余用户检测的过程中可以利用式(19)进行噪声预测和消除, 估计值可进一步表示为

$$\begin{aligned} \tilde{s}_{o(i)}^{(t)} &= \hat{s}_{o(i)}^{(t)} - \hat{n}_{o(i)}^{(t)} = s_{o(i)}^{(t)} + n'_{o(i)} - \hat{n}_{o(i)}^{(t)} \\ &= s_{o(i)}^{(t)} + \bar{n}_{o(i)}^{(t)} \end{aligned} \quad (20)$$

这里, $\bar{n}_{o(i)}^{(t)}$ 表示残留噪声, 假设采样噪声接近真实噪声值, 即 $\hat{n}_{o(i)}^{(t)} \approx n'_{o(i)} = \mathbf{a}_{o(i)} \mathbf{n}$, 对应的残留噪声方差为

$$\begin{aligned} E\left[\left|\bar{n}_{o(i)}^{(t)}\right|^2\right] &= E\left[\left|\mathbf{a}_{o(i)} \mathbf{n} - p_i \mathbf{a}_{o(i-1)} \mathbf{n}\right|^2\right] \\ &= \sigma^2 \left\| \mathbf{a}_{o(i)} - p_i \mathbf{a}_{o(i-1)} \right\|^2 \end{aligned} \quad (21)$$

最优预测系数应使式(21)存在最小值, 容易证明, 当

$$p_i = \frac{\mathbf{a}_{o(i)} \mathbf{a}_{o(i-1)}^H}{\left\| \mathbf{a}_{o(i-1)} \right\|^2} \quad (22)$$

时, 残留噪声具有最小值^[24]。对噪声和干扰进行联合消除, 式(20)中估计值进行符号判决后得到

$$\bar{s}_{o(i)}^{(t)} = Q\left(\tilde{s}_{o(i)}^{(t)}\right) \quad (23)$$

随后更新当前迭代下的估计值。以上只介绍了一次迭代下的算法步骤, 具体描述如表2的算法2。

3.3 软输出信号检测

前述内容假设大规模MIMO系统工作在符号硬判决模式下。如果考虑接收机检测模块向后端处理单元输出比特软信息的情况, 在基于信道交织编码的系统中, 软输出接收机可以获得更优的BER性能。此外, 考虑到上述IPIC和NP-IPIC算法在迭代过程中的判决反馈机制可能会造成符号误判, 可进一步将迭代并行干扰消除的思想应用到软输出检测中。在迭代过程中取消判决反馈机制后, 重写式(12)为

$$\hat{s}_i^{(t)} = \hat{s}_i^{(t-1)} + \frac{b_i - \sum_{j=1}^{i-1} G_{ij} \hat{s}_j^{(t)} - \sum_{j=i}^K G_{ij} \hat{s}_j^{(t-1)}}{G_{ii}} \quad (24)$$

考虑到天线间残留干扰对目标检测信号的影响

表 2 基于噪声预测的迭代并行干扰消除算法(NP-IPIC)

算法2 基于噪声预测的迭代并行干扰消除算法(NP-IPIC)

输入: $\mathbf{H}, \mathbf{y}, \sigma^2, K, T_{\text{iter}}$;

初始化:

(1) $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}, \mathbf{b} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}, \mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{G} + \sigma^2 \mathbf{I}_K)$

$\hat{\mathbf{s}}^{(0)} = \mathbf{Q}(\mathbf{D}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y}) = \{\hat{s}_1^{(0)}, \hat{s}_2^{(0)}, \dots, \hat{s}_K^{(0)}\}$

(2) 对 $\mathbf{H}$ 列范数进行降序排序,

$o = \arg \text{sort}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K), \tau_k = \|\mathbf{h}_k\|_2^2, \forall k = 1, 2, \dots, K$

For $t = 1 : T_{\text{iter}}$;

For $i = 1 : K$;

(3) 更新

$$\hat{s}_{o(i)}^{(t)} = \hat{s}_{o(i)}^{(t-1)} + \frac{b_{o(i)} - \sum_{j=1}^{i-1} G_{o(i)o(j)} \hat{s}_{o(j)}^{(t)} - \sum_{j=i}^K G_{o(i)o(j)} \hat{s}_{o(j)}^{(t-1)}}{G_{o(i)o(i)}}$$

(4) 判断 i 是否等于 1, 如果为 1, 则计算 $\bar{s}_{o(1)}^{(t)} = \mathbf{Q}(\hat{s}_{o(1)}^{(t)})$, 噪声

采样 $\hat{n}_{o(1)}^{(t)} = \hat{s}_{o(1)}^{(t)} - \bar{s}_{o(1)}^{(t)} = \hat{s}_{o(1)}^{(t)} - \mathbf{Q}(\hat{s}_{o(1)}^{(t)})$, 如果 $i > 1$, 跳过本步骤, 执行下一步;

(5) 更新 $\hat{\mathbf{n}} = \frac{\mathbf{a}_{o(i-1)}^H}{\|\mathbf{a}_{o(i-1)}\|^2} \hat{n}_{o(i-1)}^{(t)}$

(6) $\hat{n}_{o(i)}^{(t)} = \mathbf{a}_{o(i)}^H \hat{\mathbf{n}}, \bar{s}_{o(i)}^{(t)} = \mathbf{Q}(\hat{s}_{o(i)}^{(t)} - \hat{n}_{o(i)}^{(t)})$

(7) 更新

$$\hat{\mathbf{s}}^{(t)} = [\hat{s}_{o(1)}^{(t)}, \hat{s}_{o(2)}^{(t)}, \dots, \hat{s}_{o(i-1)}^{(t)}, \bar{s}_{o(i)}^{(t)}, \hat{s}_{o(i+1)}^{(t-1)}, \hat{s}_{o(i+2)}^{(t-1)}, \dots, \hat{s}_{o(K)}^{(t-1)}]^T$$

(8) $i = i + 1$

end for

(9) $t = t + 1$

end for

(10) 根据 $\hat{\mathbf{s}}^{(T_{\text{iter}})}$ 中下标进行重新排序得到 $\hat{\mathbf{s}}^{\text{final}}$

输出 $\hat{\mathbf{s}} = \hat{\mathbf{s}}^{\text{final}}$

响, 由于第 i 个用户实际发射的符号是 s_i , 通过每次迭代后估计的符号并不能完全体现真实的发送符号, 因而这个估计值 $\hat{s}_i^{(t)}$ 与真实的 s_i 之间存在一个概率估计误差:

$$e_i^{(t)} = s_i - \hat{s}_i^{(t)} \quad (25)$$

假设为无偏估计, 即这个误差的均值为零, 那么其方差为

$$V_i^{(t)} = E[|e_i^{(t)}|^2] \quad (26)$$

令 $P(s_i = \alpha_n)$ 表示第 i 个用户发射符号为 α_n 的概率, 式(26)可以表示为

$$V_i^{(t)} = \sum_{\alpha_n \in \mathcal{O}} |\alpha_n - \hat{s}_i^{(t)}|^2 \cdot P(s_i = \alpha_n) \quad (27)$$

同时考虑天线间残留干扰和噪声的影响, 式(9)可以重新表示为

$$\hat{\mathbf{y}}_i = \mathbf{h}_i s_i + \tilde{\mathbf{n}} = \mathbf{h}_i s_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{h}_j e_j^{(t-1)} + \mathbf{n} \quad (28)$$

结合式(24)和式(28)则有

$$\begin{aligned} \hat{s}_i^{(t)} &= \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} (\mathbf{h}_i s_i + \tilde{\mathbf{n}}) \\ &= \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\mathbf{h}_i s_i + \sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{h}_j e_j^{(t)} + \sum_{j=i+1}^K \mathbf{h}_j e_j^{(t-1)} + \mathbf{n} \right) \\ &= s_i + \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{h}_j e_j^{(t)} + \sum_{j=i+1}^K \mathbf{h}_j e_j^{(t-1)} \right) \\ &\quad + \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \mathbf{n} = s_i + I_i + \tilde{n}_i \end{aligned} \quad (29)$$

式中, 第1项为纯信号项, 中间项表示来自其他天线上的残留天线间干扰, 最后一项则是对应天线上的均衡后噪声项, 残留天线干扰项与均衡后噪声项共同构成了噪声干扰NPI(Noise Plus Interference)项, 此时可以认为等效信道增益 $\mu_i = 1$ 。由于系统进行了比特交织编码调制, 所以不同天线之间的发射符号具有相对独立性; 并且 $\mathbf{n}$ 中各个元素相互独立, 因此 $\tilde{\mathbf{n}}$ 中各个元素也相互独立, 对式(29)采用高斯近似, 根据独立不相关原理, NPI方差为:

$$\begin{aligned} (\nu_i^{(t)})^2 &= E[|I_i|^2] + E[|\tilde{n}_i|^2] \\ &= \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_j}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\frac{\mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_j}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \right)^H V_j^{(t)} \\ &\quad + \sum_{j=i+1}^K \frac{\mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_j}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\frac{\mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_j}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \right)^H V_j^{(t-1)} \\ &\quad + \frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \left(\frac{\mathbf{h}_i^H}{\|\mathbf{h}_i\|^2} \right)^H \sigma^2 \\ &= \frac{1}{G_{ii}^2} \left(\sum_{j=1}^{i-1} |G_{ij}|^2 V_j^{(t)} + \sum_{j=i+1}^K |G_{ij}|^2 V_j^{(t-1)} \right) \\ &\quad + \frac{\sigma^2}{G_{ii}} \end{aligned} \quad (30)$$

其中, G_{ij} 表示矩阵 $\mathbf{G}$ 的第 (i, j) 个元素, 从而可以得出第 i 个用户的 SINR:

$$Y_i = \mu_i^2 / (\nu_i^{(t)})^2 \quad (31)$$

利用 Max-log 近似方法, 可以进一步得到第 i 个用户发送的第 b 个比特的对数似然比 $L_{i,b}$ 为

$$L_{i,b} = Y_i \left(\min_{a \in \mathcal{O}_b^0} \left| \frac{\hat{s}_i^{(t)}}{\mu_i} - a \right|^2 - \min_{a' \in \mathcal{O}_b^1} \left| \frac{\hat{s}_i^{(t)}}{\mu_i} - a' \right|^2 \right) \quad (32)$$

这里, $\mathcal{O}_b^0$ 和 $\mathcal{O}_b^1$ 分别表示星座符号的第 b 位为 0 和 1 的调制符号半集, 随后可将对数似然比输出到译码器

进行比特译码。基于迭代并行干扰消除软输出算法步骤具体描述如表3的算法3。

3.4 计算复杂度分析

以实乘次数作为评估度量,对本文算法进行复杂度分析。由于所有基于MMSE准则的算法和本文提出的检测算法都必须计算格拉姆 $\mathbf{G}$ 和匹配滤波信号 $\mathbf{b}$,接下来仅针对其它部分进行计算复杂度分析和对比。本文所提迭代并行干扰消除(IPIC)算法复杂度主要来自于对 $\hat{\mathbf{s}} = \hat{\mathbf{s}}^{(t)}$ 的估计,即对式(12)的更新计算,则执行 t 次迭代所需的实乘次数为 $t(4K^2 + 2K)$ 。在此基础上,基于噪声预测的检测算法(NP-IPIC)和软输出检测算法(S-IPIC)在估计出 $\hat{\mathbf{s}}^{(t)}$ 后分别需要对采样预测噪声项和编码比特对数似然比进行计算, t 次迭代对应所需的额外实乘次数分别为 $t(8NK - 8N) + 4NK$ 和 $t(3K^2 + (2^{M+1} + 1)K + (2^{M+1} + 3)MK)$ 。图1给出了基站天线数为128根的MIMO上行链路中,基于MMSE精确求逆(Cholesky分解)与本文提出的IPIC算法、NP-IPIC算法及S-IPIC算法之间的计算复杂度对比。由图可见,本文算法在用户量较多的场景下,相对于MMSE算法都具有比较明显的复杂度优势。

4 仿真结果及分析

为了验证所提算法的误码率检测性能,本节给出Matlab环境下的蒙特卡洛仿真结果。仿真实验中采用的传输信道为瑞利衰落信道,基带信号调制方式为16-QAM调制,其中 t 表示算法的迭代次数。

图2和图3分别给出了天线规模为 128×16 和 128×32 的大规模MIMO系统,对比了MMSE算法、MMSE-OSIC算法(基于SINR排序)、基于MMSE的低复杂度检测算法和本文提出IPIC及NP-IPIC算法的BER性能,判决方式为硬判决。由图2

表3 基于迭代并行干扰消除的软输出算法(S-IPIC)

算法3 基于迭代并行干扰消除的软输出算法(S-IPIC)

输入: $\mathbf{H}, \mathbf{y}, \sigma^2, K, T_{\text{iter}};$

初始化:

(1) $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}, \mathbf{b} = \mathbf{H}^H \mathbf{y},$

$$\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{G} + \sigma^2 \mathbf{I}_K) \hat{\mathbf{s}}^{(0)} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y} = \{\hat{s}_1^{(0)}, \hat{s}_2^{(0)}, \dots, \hat{s}_K^{(0)}\}$$

(2) 估计方差

For $i = 1 : K;$

$$(3) V_i^{(0)} = \sum_{\alpha_n \in \mathcal{Q}} |\alpha_n - \hat{s}_i^{(0)}|^2 P(s_i = \alpha_n)$$

end for

估计发送信号并计算NPI方差

For $t = 1 : T_{\text{iter}};$

For $i = 1 : K;$

(4) 更新

$$\hat{s}_i^{(t)} = \hat{s}_i^{(t-1)} + \frac{b_i - \sum_{j=1}^{i-1} G_{ij} \hat{s}_j^{(t)} - \sum_{j=i+1}^K G_{ij} \hat{s}_j^{(t-1)}}{G_{ii}}$$

(5) 更新 $\hat{\mathbf{s}}^{(t)} = [\hat{s}_1^{(t)}, \hat{s}_2^{(t)}, \dots, \hat{s}_{i-1}^{(t)}, \hat{s}_i^{(t)}, \hat{s}_{i+1}^{(t-1)}, \hat{s}_{i+2}^{(t-1)}, \dots, \hat{s}_K^{(t-1)}]^T$

(6) 更新

$$V_i^{(t)} = \sum_{\alpha_n \in \mathcal{Q}} |\alpha_n - \hat{s}_i^{(t)}|^2 P(s_i = \alpha_n)$$

(7) 计算等效信道增益和NPI方差

$$\mu_i = 1,$$

$$(\nu_i^{(t)})^2 = \frac{1}{G_{ii}^2} \left(\sum_{j=1}^{i-1} |G_{ij}|^2 V_j^{(t)} + \sum_{j=i+1}^K |G_{ij}|^2 V_j^{(t-1)} \right) + \frac{\sigma^2}{G_{ii}}$$

(8) 计算SINR $Y_i = \mu_i^2 / (\nu_i^{(t)})^2$

(9) $i = i + 1$

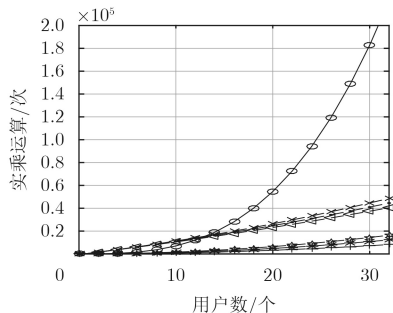
end for

(10) $t = t + 1$

end for

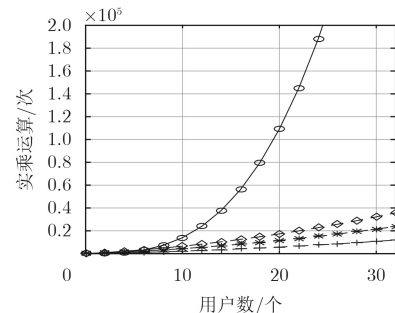
输出

$$L_{i,b} = Y_i \left(\min_{a \in \mathcal{O}_b^i} \left| \frac{\hat{s}_i^{(t)}}{\mu_i} - a \right|^2 - \min_{a' \in \mathcal{O}_b^i} \left| \frac{\hat{s}_i^{(t)}}{\mu_i} - a' \right|^2 \right)$$



(a) 硬判决复杂度对比

—○— MMSE
- - - NP-IPIC $t=2$ - - - IPIC $t=2$
- - - NP-IPIC $t=3$ - - - IPIC $t=3$
- - - NP-IPIC $t=4$ - - - IPIC $t=4$



(b) 软输出复杂度对比

—○— MMSE-soft - - - S-IPIC $t=2$
- - - S-IPIC $t=1$ - - - S-IPIC $t=3$

图1 算法复杂度对比

容易看出在 128×16 天线规模下, 本文提出的IPIC算法和NP-IPIC算法的BER性能在同样迭代次数下均优于NS, DBNI, JC和CG检测算法, 由于基站天线和用户的比值(即 N/K)较大, 所提算法以更少的迭代次数便可向接近最优的MMSE检测算法性能逼近。即使没有引入噪声预测机制, IPIC算法BER性能也可在3次迭代后逼近MMSE检测性能。而引入噪声预测机制后, NP-IPIC算法在3次迭代后, BER性能便可优于MMSE和MMSE-OSIC检测算法, 而复杂度远远小于后两者。

由图3可看出, 在基站天线规模不变的情况下, 由于用户数的增加, 基于MMSE准则的低复杂度检测算法如NS, DBNI, JC, 和CG检测算法的BER性能下降严重, 显然本文提出的IPIC检测算法和NP-IPIC算法的BER性能在同样迭代次数下要远优于NS, DBNI, JC和CG检测算法, 其中IPIC检测算法经过3次迭代后逐渐逼近MMSE线性检测性能。另外, 在引入了噪声预测机制后, NP-IPIC算法BER性能得到进一步提升, 同样在3次迭代后便超过MMSE和MMSE-OSIC的检测性能。

为了检验所提算法的鲁棒性, 图4给出了存在

信道估计误差情况下, 本文提出的NP-IPIC算法与MMSE检测算法的BER性能曲线。其中信道估计误差按照文献[21]给出的方法, 取信道估计误差 e 分别为0, 5%和10%, 另外, 在天线规模为 128×32 和 128×16 的场景下, 分别取迭代次数为4和3。容易看出, 在设定的迭代次数下, 本文所提NP-IPIC算法在不同的信道估计误差下, BER性能优于相同估计误差条件下的MMSE检测算法。当天线规模发生改变时亦有类似结论。

图5给出了给出天线规模为 128×32 的场景下本文所提S-IPIC, MMSE软输出检测算法及基于MMSE的低复杂度软输出检测算法BER性能曲线。仿真中信道编码采用码率为1/2的卷积编码, 接收端采用软输入Viterbi译码方法进行译码。从图中可以看出, 当天线规模为 128×32 时, 本文提出S-IPIC算法在相同迭代次数下较NS, DBNI, JC以及CG等检测算法有明显的BER性能优势。另外, 算法执行2次到3次迭代后BER性能可逼近甚至优于MMSE软输出检测算法。由图6可以看出, 当天线规模为 128×16 时, 所提算法通过更少的迭代次数BER性

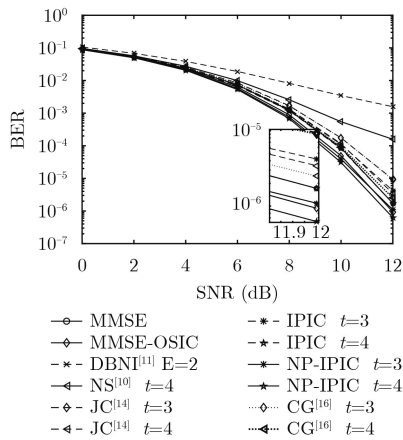


图2 128×16 MIMO系统下BER性能(硬判决)

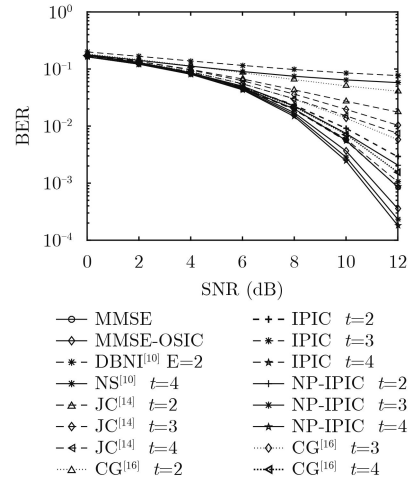
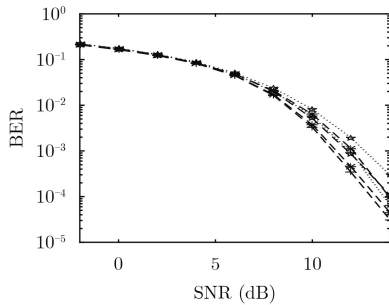
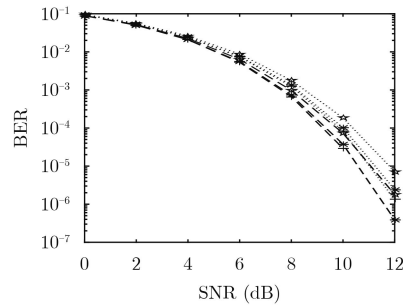


图3 128×32 MIMO系统下BER性能(硬判决)



(a) 128×32 MIMO



(b) 128×16 MIMO

图4 信道估计误差下算法BER性能(硬判决)

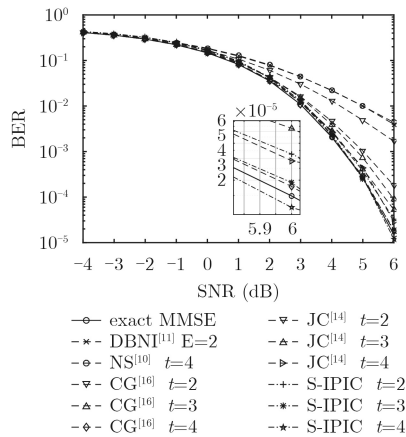


图 5 128 × 32 MIMO系统中各算法软输出BER性能

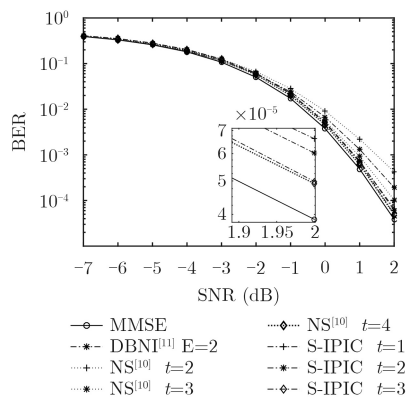


图 6 128 × 16 MIMO系统中各算法软输出BER性能

能便可逼近MMSE检测算法, 这是由于随着基站天线数量的增加, 即系统收发天线比值的增加, 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 的对角占优特性越明显, 初始估计值越接近真实值, 从而执行迭代干扰消除的效果越理想。

5 结论

传统的线性检测和非线性干扰消除的MIMO信号检测方法在大规模MIMO系统中需要频繁地对高维矩阵求逆, 在算法实现方面复杂度较高。针对此问题, 本文提出了一种基于迭代并行干扰消除(IPIC)的低复杂度硬判决检测算法。在此基础上, 考虑到噪声对信号的影响, 引入了噪声预测机制, 提出了一种基于噪声预测(NP-IPIC)的并行迭代干扰消除算法, 进一步提高了检测性能; 最后, 针对残留天线间干扰和噪声的共同影响作用, 提出了一种新的软判决检测方案(S-IPIC)。以上方案均适用于大规模MIMO系统上行链路, 相对于传统方案具有较低的实现复杂度。仿真结果表明, 所提出的检测算法在大规模MIMO场景下具有比较明显的性能优势, 尤其是在用户数增多时性能明显优于现存的低复杂度MMSE检测方案, 可以以较少的迭代次数达到接

近甚至优于理想MMSE矩阵求逆和MMSE-OSIC的BER检测性能, 且复杂度较在任意迭代次数下均保持在($\mathcal{O}(K^2)$)。该算法可以作为大规模MIMO上行链路低复杂度信号检测的有效方案之一。

参考文献

- [1] MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(11): 3590–3600. doi: [10.1109/TWC.2010.092810.091092](https://doi.org/10.1109/TWC.2010.092810.091092).
- [2] LU Lu, 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. doi: [10.1109/JSTSP.2014.2317671](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2014.2317671).
- [3] MUMTAZ S, MORGADO A, HUQ K M S, et al. A survey of 5G technologies: regulatory, standardization and industrial perspectives[J]. *Digital Communications & Networks*, 2017, 4(2): 87–97. doi: [10.1016/j.dcan.2017.09.010](https://doi.org/10.1016/j.dcan.2017.09.010).
- [4] ARAÚJO D C, MAKSYMUK T, ALMEIDA A L F D, et al. Massive MIMO: Survey and future research topics[J]. *IET Communications*, 2016, 10(15): 1938–1946. doi: [10.1049/iet-com.2015.1091](https://doi.org/10.1049/iet-com.2015.1091).
- [5] NGO H Q, LARSSON E G, and MARZETTA T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(4): 1436–1449. doi: [10.1109/TCOMM.2013.020413.110848](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2013.020413.110848).
- [6] 曹海燕, 杨敬畏, 方昕, 等. 大规模MIMO系统中基于二对角矩阵分解的低复杂度检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(2): 416–420. doi: [10.11999/JEIT170399](https://doi.org/10.11999/JEIT170399).
- CAO Haiyan, YANG Jingwei, FANG Xin, et al. Low complexity detection algorithm based on two-diagonal matrix decomposition in massive MIMO systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 416–420. doi: [10.11999/JEIT170399](https://doi.org/10.11999/JEIT170399).
- [7] WU M, YIN B, VOSOUGHI A, et al. Approximate matrix inversion for high-throughput data detection in the large-scale MIMO uplink[C]. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Beijing, China 2013: 2155–2158.
- [8] DATTA T, SRINIDHI N, CHOCKALINGAM A, et al. Random-restart reactive tabu search algorithm for detection in large-MIMO systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2010, 14(12): 1107–1109. doi: [10.1109/LCOMM.2010.101210.101587](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2010.101210.101587).
- [9] PEREIRA AA J and SAMPAIO-NETO R. A random-list based LAS algorithm for near-optimal detection in large-scale uplink multiuser MIMO systems[C]. *WSA 2015; 19th International ITG Workshop on Smart Antennas*, Ilmenau,

- Germany, 2015: 1–5.
- [10] 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. doi: [10.1109/JSTSP.2014.2313021](#).
- [11] TANG C, LIU C, YUAN L, *et al.* High precision low complexity matrix inversion based on Newton iteration for data detection in the massive MIMO[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(3): 490–493. doi: [10.1109/LCOMM.2015.2514281](#).
- [12] GAO Xinyu, DAI Linglong, YUEN C, *et al.* Low-complexity MMSE signal detection based on Richardson method for large-scale MIMO systems[C]. *Vehicular Technology Conference*, Vancouver, Canada, 2014: 1–5.
- [13] DAI Linglong, GAO Xinyu, SU Xin, *et al.* Low-complexity soft-output signal detection based on gauss–seidel method for uplink multiuser large-scale MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(10): 4839–4845. doi: [10.1109/TVT.2014.2370106](#).
- [14] QIN Xianbo, YAN Zhiting, and HE Guanghui. A near-optimal detection scheme based on joint steepest descent and jacobi method for uplink massive MIMO systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(2): 276–279. doi: [10.1109/LCOMM.2015.2504506](#).
- [15] GAO Xinyu, DAI Linglong, HU Yuting, *et al.* Matrix inversion-less signal detection using SOR method for uplink large-scale MIMO systems[C]. *Global Communications Conference*, Austin, USA, 2014: 3291–3295.
- [16] YIN B, WU M, CAVALLARO J R, *et al.* Conjugate gradient-based soft-output detection and precoding in massive MIMO systems[C]. *Global Communications Conference*, Austin, USA, 2014: 3696–3701.
- [17] XUE Ye, ZHANG Chuan, ZHANG Shunqing, *et al.* Steepest descent method based soft-output detection for massive MIMO uplink[C]. *IEEE International Workshop on Signal Processing Systems*, Dallas, USA, 2016: 273–278.
- [18] FOSCHINI G J. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas[J]. *Bell Labs Technical Journal*, 1996, 1(2): 41–59. doi: [10.1002/bltj.2015](#).
- [19] FA R and LAMARE R C D. Multi-branch successive interference cancellation for MIMO spatial multiplexing systems: Design, analysis and adaptive implementation[J]. *IET Communications*, 2011, 5(4): 484–494. doi: [10.1049/iet-com.2009.0843](#).
- [20] LI P, LAMARE R C D, and FA R. Multiple feedback successive interference cancellation detection for multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(8): 2432–2439. doi: [10.1109/TWC.2011.060811.101962](#).
- [21] MANDLOI M, HUSSAIN M A, and BHATIA V. Improved multiple feedback successive interference cancellation algorithms for near-optimal MIMO detection[J]. *IET Communications*, 2017, 11(1): 150–159. doi: [10.1049/iet-com.2016.0333](#).
- [22] MANDLOI M and BHATIA V. Low-complexity near-optimal iterative sequential detection for uplink massive MIMO systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(3): 568–571. doi: [10.1109/LCOMM.2016.2637366](#).
- [23] 倪兴, 王晓湘, 杜娟. 一种新的基于噪声预测的部分判决反馈 MIMO接收算法[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(1): 52–54.
- NI Xing, WANG Xiaoxiang, and DU Juan. A noise-predictive partial decision-feedback detection for MIMO systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(1): 52–54.
- [24] WATERS D W and BARRY J R. Noise-predictive decision-feedback detection for multiple-input multiple-output channels[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(5): 1852–1859. doi: [10.1109/TSP.2005.845474](#).
- 申 滨: 男, 1978年生, 教授, 研究方向为认知无线电、大规模 MIMO等。
- 赵书锋: 男, 1991年生, 硕士生, 研究方向为大规模 MIMO 信号检测。
- 金 纯: 男, 1966年生, 教授, 研究方向为无线通信信号处理、物联网等。