

# 大规模 MIMO 系统上行链路中改进的混合迭代检测算法

季荣峰 何雪云 梁彦

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 南京, 210003)

**摘要:** 信号检测的任务是通过基站接收到的信号来估计出用户的发送信号。在大规模 MIMO 系统上行中, 基于最速下降 (Steepest descent, SD) 算法和高斯-赛得尔 (Gauss Seidel, GS) 迭代的混合迭代 (SDGS) 算法解决了最小均方误差 (Minimum mean square error, MMSE) 算法中矩阵求逆的运算问题, 将复杂度从  $O(K^3)$  降为  $O(K^2)$  (其中  $K$  为用户数)。同时, SD 算法有很好收敛方向的特性加快了检测速度。本文基于 SDGS 算法, 改进了其中对数似然比 (Log likelihood ratio, LLR) 的计算, 在保持低复杂度 ( $O(K^2)$ ) 的同时, 改善检测性能。仿真结果表明, 经过几次迭代后, 改进后的混合迭代算法收敛较快并接近 MMSE 检测性能。

**关键词:** 大规模 MIMO; 最小均方误差; 最速下降; 高斯-赛得尔迭代; 对数似然比

**中图分类号:** TN929.5      **文献标志码:** A

## Improved Hybrid Iterative Detection Algorithm for Uplink Massive MIMO System

Ji Rongfeng, He Xueyun, Liang Yan

(College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, 210003, China)

**Abstract:** The task of signal detection is to estimate the users' sending signal through the signal received by the base station. For uplink massive multiple-input-multiple-output (MIMO) system, a hybrid iterative detection algorithm called SDGS based on steepest descent (SD) algorithm and Gauss Seidel (GS) iteration is proposed. The algorithm can solve the problem of matrix inverse in minimum mean square error (MMSE) algorithm and reduce the computational complexity from  $O(K^3)$  to  $O(K^2)$ , where  $K$  is the number of users. Meanwhile, the SD algorithm has a good convergence direction, which speeds up convergence in the iteration. In this paper, a further improved method to compute the log likelihood ratio (LLR) is proposed to improve the detection performance while the complexity is kept of at the level of  $O(K^2)$ . Simulation results show that the improved hybrid iterative algorithm can converge rapidly and approach the performance of the MMSE algorithm with only a small number of iterations.

**Key words:** massive MIMO; minimum mean square error; steepest descent; Gauss Seidel iteration; log likelihood ratio

## 引言

与传统多输入多输出(Multiple-input-multiple-output, MIMO)相比,大规模MIMO在基站配置数十甚至数百根天线<sup>[1]</sup>。天线数目的增加大大地提高了系统的能源和频谱效率,达到2~3个数量级,大规模MIMO也因此成为5G的热点研究方向之一<sup>[2-3]</sup>。

作为最优的检测算法,最大似然(Maximum likelihood, ML)算法<sup>[4]</sup>存在复杂度随天线数量的增多呈指数规律增长的缺点。最小均方误差(Minimum mean square error, MMSE)算法<sup>[5]</sup>因为加入了计算量为 $O(K^3)$ 的矩阵求逆运算,效果也不理想。为了简化MMSE算法中的矩阵求逆运算,文献<sup>[6]</sup>利用了Neumann级数方法,但是当展开级数超过2时复杂度太高,达到 $O(K^3)$ 。文献<sup>[7]</sup>将高斯-赛得尔(Gauss Seidel, GS)迭代方法应用到检测中,避免了高复杂度,同时得到了接近最优的检测性能。文献<sup>[8]</sup>提出了一种混合迭代算法,其复杂度低至 $O(K^2)$ ,并且利用最速下降(Steepest descent, SD)算法为GS迭代提供有效的收敛方向,加快收敛速度,提高检测性能。

此外,检测的判决都有涉及到用于信道译码器的对数似然比(Log likelihood ratio, LLR),它的计算需要用到后验信号噪声及干扰比(Signal to interference plus noise, SINR)。现在大部分的研究都利用初始迭代SINR来完成所有迭代判决,因此有着显著的性能损失。本文改进了LLR的近似计算方法,使SINR随着迭代次数 $m$ 更接近精确SINR,从而改善了检测性能。

## 1 系统模型

本文主要研究大规模MIMO系统的上行链路,在基站配备 $N$ 根接收天线,同时服务 $K$ 个用户( $N \gg K$ )。令 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示基站端接收到的信号矢量, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_K] \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 表示 $K$ 个用户发射的信号矢量,这里 $x_k \in \mathcal{Q}$ 是来自第 $k$ 个用户的发送信息, $\mathcal{Q}$ 为调制符号集。 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times K}$ 表示信道矩阵,则接收信号 $\mathbf{y}$ 可以表示为

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

式中: $\mathbf{n}$ 表示0均值、方差为 $\sigma^2$ 的 $N \times 1$ 维加性高斯白噪声矢量。

### 1.1 MMSE检测算法

经过MMSE信号检测,基站端对发射信号的估计 $\hat{\mathbf{x}}$ 为

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y} = \mathbf{W}^{-1} \hat{\mathbf{y}} \quad (2)$$

式中 $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ 。MMSE检测器的滤波矩阵 $\mathbf{W}$ 可表示为

$$\mathbf{W} = \mathbf{G} + \sigma^2 \mathbf{I}_K \quad (3)$$

式中: $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$ 是格拉姆矩阵, $\mathbf{W}^{-1}$ 是MMSE算法复杂度高的主要原因,其计算量达到 $O(K^3)$ 。

### 1.2 对数似然比的计算

信道译码时会涉及到对数似然比LLR。令 $\mathbf{U} = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G}$ 代表均衡后的等效信道矩阵, $U_{i,j}$ 为 $\mathbf{U}$ 的第 $(i, j)$ 个元素。令 $\mathbf{E} = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^H (\mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^H)^H = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{W}^{-1}$ , $E_{i,i}$ 为矩阵 $\mathbf{E}$ 的第 $i$ 个对角元素。由MMSE加权矩阵处理后的均衡信号为

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{x} + \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{n} = \mathbf{U} \mathbf{x} + \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{n} \quad (4)$$

所以第 $i$ 个用户所发送的符号估计值为 $\hat{x}_i = \mathbf{e}_i^H \hat{\mathbf{x}} = \rho_i x_i + \lambda_i$ ,这里 $\mathbf{e}_i$ 表示 $K$ 维单位矩阵的第 $i$ 个列向量, $\rho_i$ 为均衡后的等效信道增益,可表示为

$$\rho_i = U_{i,i} = \mathbf{e}_i^H \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{e}_i \quad (5)$$

$\lambda_i$ 表示噪声加干扰项(Noise plus interference term, NPI),方差为 $\nu_i^2$ ,分别可表示为

$$\lambda_i = \mathbf{e}_i^H \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G} (\mathbf{x} - \mathbf{e}_i x_i) + \mathbf{e}_i^H \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{n} \quad (6)$$

$$\nu_i^2 = \sum_{j \neq i}^K |U_{i,j}|^2 + \mathbf{E}_{i,i} \sigma^2 = \mathbf{e}_i^H \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{G} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{e}_i + \sigma^2 \mathbf{e}_i^H \mathbf{W}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{e}_i - \rho_i^2 \quad (7)$$

根据文献 [9] 提出的 max-log 近似方法, 能够得到第  $i$  个用户发送的第  $b$  个比特的对数似然比  $L_{i,b}$ , 即

$$L_{i,b} = \gamma_i \left( \min_{a \in o_b^0} \left| \frac{\hat{x}_i}{\rho_i} - a \right|^2 - \min_{a' \in o_b^1} \left| \frac{\hat{x}_i}{\rho_i} - a' \right|^2 \right) \quad (8)$$

式中:  $\gamma_i = \rho_i^2 / \nu_i^2$  为第  $i$  个用户的 SINR,  $o_b^0$  和  $o_b^1$  分别表示第  $b$  位为 0 和 1 的调制符号集。

## 2 低复杂度检测算法

### 2.1 Gauss Seidel 算法

在解  $N$  维线性方程  $\mathbf{A}\mathbf{x}=\mathbf{b}$  时, 利用 GS 算法可以避免矩阵求逆。这里  $\mathbf{A}$  为  $N \times N$  维对称正定矩阵,  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{b}$  分别为  $N \times 1$  维的解向量和测量向量。所以 GS 算法可以解决 MMSE 算法中  $\mathbf{W}^{-1}$  的计算, 对于大规模 MIMO 上行链路, 由于信道矩阵  $\mathbf{H}$  符合满秩并且列渐进正交的条件, 因此滤波矩阵  $\mathbf{W}$  是对称正定矩阵<sup>[4]</sup>, 可将  $\mathbf{W}$  分解为

$$\mathbf{W} = \mathbf{D} + \mathbf{L} + \mathbf{L}^H \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{D}$  为  $\mathbf{W}$  的对角矩阵,  $\mathbf{L}$  和  $\mathbf{L}^H$  分别为  $\mathbf{W}$  的严格下三角和严格上三角矩阵。所以利用 GS 算法对信号矢量  $\hat{\mathbf{x}}$  可估计为

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i)} = (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{L}^H \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}) \quad (10)$$

式中:  $\hat{\mathbf{x}}^{(0)}$  表示初始解, 通常设置成零向量。

### 2.2 改进的混合迭代算法

文献[8]利用 SD 算法在迭代开始就能有很好搜索方向的特性<sup>[10-11]</sup>, 在基于 GS 算法的基础上提出了一种复杂度低的混合迭代算法, 称为 SDGS 算法。SDGS 算法能快速收敛并且获得接近 MMSE 算法的检测性能。SDGS 用 SD 算法来表示前面两次 GS 迭代。SD 算法的第一次迭代可以表示为

$$\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)} + \mathbf{u}\mathbf{r}^{(0)} \quad (11)$$

式中  $\mathbf{u} = \frac{(\mathbf{r}^{(0)})^H \mathbf{r}^{(0)}}{(\mathbf{p}^{(0)})^H \mathbf{r}^{(0)}}$ ,  $\mathbf{p}^{(0)} = \mathbf{W}\mathbf{r}^{(0)}$ ,  $\mathbf{r}^{(0)} = \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}\mathbf{x}^{(0)}$ 。对于初始解  $\mathbf{x}^{(0)}$ , 因为  $\mathbf{W}^{-1}$  为对角占优矩阵, 所以用  $\mathbf{D}^{-1}$  代替  $\mathbf{W}^{-1}$ , 根据式(2)可以得到初始解  $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{D}^{-1} \hat{\mathbf{y}}$ 。GS 算法的第二次迭代为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{(2)} &= (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1} (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{L}^H \mathbf{x}^{(1)}) = (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1} [(\mathbf{D} + \mathbf{L}) - \mathbf{W}] \mathbf{x}^{(1)} + \hat{\mathbf{y}} = \\ &\mathbf{x}^{(1)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1} (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}\mathbf{x}^{(1)}) = \mathbf{x}^{(1)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1} \mathbf{r}^{(1)} \end{aligned} \quad (12)$$

式中  $\mathbf{r}^{(1)} = \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{r}^{(0)} - \mathbf{u}\mathbf{p}^{(0)}$ , 把 SD 和 GS 迭代合并可得到

$$\mathbf{x}^{(2)} = \mathbf{x}^{(0)} + \mathbf{u}\mathbf{r}^{(0)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1} (\mathbf{r}^{(0)} - \mathbf{u}\mathbf{p}^{(0)}) \quad (13)$$

将 GS 的前两次迭代表示为式(13), 更新为混合迭代值  $\hat{\mathbf{x}}^{(1)} = \mathbf{x}^{(2)}$ , 然后利用式(10)执行接下来的  $m-1$  次迭代。

### 2.3 近似对数似然比计算

根据式(8)可以发现求对数似然比  $L_{i,b}$  时, 必须再次涉及到  $\mathbf{W}^{-1}$ 。为了降低复杂度, 文献[7-8]利用  $\mathbf{W}$  的对角占优特性用  $\mathbf{D}^{-1}$  来代替  $\mathbf{W}^{-1}$ , 得到近似等效信道增益和 NPI 方差, 分别表示为

$$\tilde{\rho}_i = \tilde{U}_{i,i} \quad (14)$$

$$\tilde{v}_i^2 = \sum_{j \neq i}^K |\tilde{U}_{i,j}|^2 + \tilde{E}_{i,i} \sigma^2 \quad (15)$$

式中:  $\tilde{U} \approx D^{-1}G$ ,  $\tilde{E} \approx D^{-1}GD^{-1}$ , 从而计算出  $\gamma_i = \tilde{\rho}_i^2 / \tilde{v}_i^2$ 。

## 2.4 改进的对数似然比的计算

2.3节介绍的近似对数似然比计算直接用  $D^{-1}$  代替  $W^{-1}$ , 避免了求逆运算, 但是会有较大的性能损失。所以根据纽曼级数展开定理, 把  $W^{-1}$  按纽曼级数展开, 根据迭代次数取前  $m$  项得到近似值  $\hat{W}_m^{-1}$ , 再取其对角元素矩阵  $D_m^{-1}$ 。由于  $D_m^{-1}$  比  $D^{-1}$  更接近  $W^{-1}$ , 所以得到的近似等效信道增益和NPI方差也更精确, 最后求出SINR代入式(8)可得到更精确的  $L_{i,b}$ , 从而提高了检测性能。

式(7)可重写为

$$v_i^2 = e_i^H W^{-1} G G W^{-1} e_i + \sigma^2 e_i^H W^{-1} G W^{-1} e_i - \rho_i^2 = e_i^H W^{-1} G (G + \sigma^2 I_K) W^{-1} e_i - \rho_i^2 = e_i^H W^{-1} G e_i - \rho_i^2 = \rho_i (1 - \rho_i) \quad (16)$$

从式(16)可以看出, NPI方差可以用等效信道增益  $\rho_i$  来表示, 式(5)可重写为

$$\rho_i = e_i^H W^{-1} G e_i = e_i^H W^{-1} (W - \sigma^2 I_K) e_i = 1 - \sigma^2 e_i^H W^{-1} e_i \quad (17)$$

由于  $W$  对角占优, 用  $D^{-1}$  来代替  $W^{-1}$  可分别得到近似等效信道增益和NPI方差, 即

$$\tilde{\rho}_i \approx 1 - \sigma^2 e_i^H D^{-1} e_i \quad (18)$$

$$\tilde{v}_i^2 = \tilde{\rho}_i (1 - \tilde{\rho}_i) \quad (19)$$

**定理1** (Neumann级数展开<sup>[12]</sup>): 对于一个  $K$  维矩阵  $P$ , 同时满足条件非奇异和  $\lim_{i \rightarrow \infty} P^i = 0_K$ , 则  $(I_K - P)$  也是非奇异的, 它的逆可以表示为

$$(I_K - P)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} P^i \quad (20)$$

对于大规模MIMO上行链路, 信道矩阵可以看成是列渐进正交, 因此  $G = H^H H$  和  $W = G + \sigma^2 I_K$  也是对称正定的, 根据定理1,  $W$  可重写为

$$W^{-1} = \sum_{l=0}^{\infty} (I_K - Q^{-1} W)^l Q^{-1} \quad (21)$$

式中  $Q^{-1}$  是一任意矩阵, 满足  $\lim_{n \rightarrow \infty} (I_K - Q^{-1} W)^n = 0_K$ 。在本文中,  $Q = D$ ,  $D$  为  $W$  的对角元素矩阵, 式(21)取前  $m$  项, 得到

$$\hat{W}_m^{-1} = \sum_{l=1}^m (I_K - D^{-1} W)^{l-1} D^{-1} \quad (22)$$

令  $\theta = I_K - D^{-1} W$ ,  $D_m^{-1}$  为  $\hat{W}_m^{-1}$  的对角元素矩阵。  $d_{k,k}$  为  $D_m^{-1}$  的第  $k$  个对角元素,  $w'_{k,k}$  和  $w_{k,k}$  分别为  $W^{-1}$  和  $W$  的第  $k$  个对角元素。

(1) 当  $m=1$  时,  $\hat{W}_1^{-1} = D^{-1}$ ,  $d_{k,k} = w'_{k,k} \approx w_{k,k}^{-1}$ 。

(2) 当  $m=2$  时,  $\hat{W}_2^{-1} = D^{-1} + \theta D^{-1}$ , 所以  $d_{k,k} = w'_{k,k} \approx w_{k,k}^{-1} + \theta_{k,k} w_{k,k}^{-1}$ , 其中  $\theta_{k,k}$  为  $\theta$  的第  $k$  个对角元素。

(3) 当  $m=3$  时,  $\hat{W}_3^{-1} = D^{-1} + \theta D^{-1} + \theta^2 D^{-1}$ , 所以  $d_{k,k} = w'_{k,k} \approx w_{k,k}^{-1} + \theta_{k,k} w_{k,k}^{-1} + \theta'_{k,k} \theta_{k,k} w_{k,k}^{-1}$ , 其中  $\theta'_{k,k}$  和  $\theta_{k,k}$  分别为  $\theta$  的第  $k$  个行向量和第  $k$  个列向量。

(4) 当  $m \geq 4$  时, 计算复杂度高达  $O(K^3)$ , 因此  $\hat{W}_m^{-1} (m \geq 4) = \hat{W}_3^{-1}$ 。

根据式(18)可得到近似等效信道增益, 即

$$\tilde{\rho}_i \approx 1 - \sigma^2 e_i^H \hat{W}_m^{-1} e_i \approx 1 - \sigma^2 e_i^H D_m^{-1} e_i \quad (23)$$

根据迭代次数取不同的  $\hat{W}_m^{-1}$ , 得到新的近似值  $\tilde{\rho}_i$  和  $\tilde{v}_i^2$ , 代入  $\gamma_i = \tilde{\rho}_i^2 / \tilde{v}_i^2$  后计算出更接近精确值的

SINR,从而算出新的LLR。因此,改进后的LLR计算方法进一步提高了检测性能,在 $m$ 很小时SDGS算法便能得到理想的结果。

### 3 仿真结果

本文给出了基于Matlab的仿真结果,系统配置为 $128 \times 16$ (其中128为基站天线数,16为用户数),信道为相关瑞利衰落信道,相关系数为0.7。基带信号调制方式为64QAM,在接收端,信号解码方式为Viterbi解码。

#### 3.1 不同检测算法的检测性能对比

图1比较了普通GS迭代和混合迭代SDGS算法的检测性能。由图1可见,在 $m$ 同样时,SDGS算法的性能远优于普通GS迭代算法。图2对比了SDGS算法和改进LLR的SDGS算法的检测性能。从仿真结果可以看出,经过少量迭代,改进LLR的SDGS算法优于SDGS算法,并且它的性能曲线快速接近MMSE算法的性能曲线。比如,当迭代次数 $m=4$ 时,想要达到 $BER=10^{-3}$ 的条件,SDGS算法需要8 dB左右的信噪比,而改进LLR的SDGS算法需要7 dB左右。

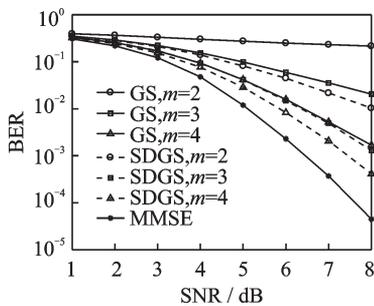


图1 GS迭代和SDGS算法的BER对比

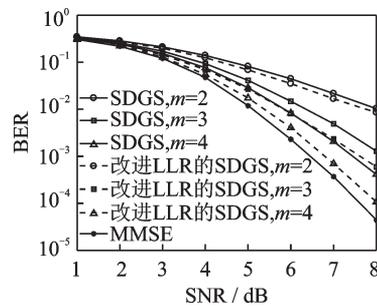


图2 SDGS和改进SDGS算法的BER对比

Fig.1 Comparison of BER between GS and SDGS

Fig.2 Comparison of BER between SDGS and improved SDGS

#### 3.2 信道的相关性对于检测性能的影响

MIMO系统中,检测性能受到信道空间相关性的影响。相关系数 $\xi$ ( $0 \leq \xi \leq 1$ )表示两个相邻天线之间的相关性<sup>[13]</sup>。从图3可以观察到,MMSE检测算法的性能随着相关系数的增大而变差。当相关系数 $\xi=0.5$ 时,在相同迭代次数下,改进LLR的SDGS算法比 $\xi=0.7$ 时的检测性能更逼近MMSE性能。为此,在 $\xi=0.7$ 时可适当的增加迭代次数,如图4所示。

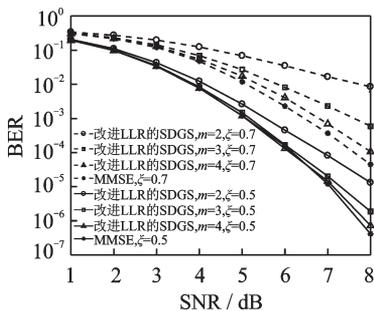


图3 相关系数分别0.5和0.7时的BER

Fig.3 Comparison of BER between  $\xi=0.5$  and  $\xi=0.7$

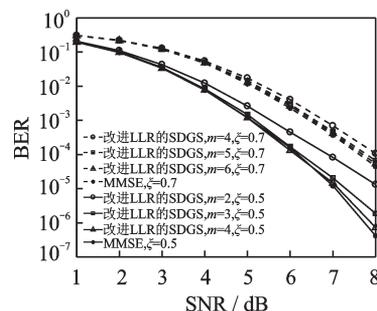


图4 增加迭代次数后的BER比较

Fig.4 Comparison of BER after increasing the number of iteration

### 3.3 复杂度对比

由于所有的MMSE算法和本文提出的算法都有  $W = G + \sigma^2 I_K$  和  $\hat{y} = H^H y$  的计算,所以只考虑以下3部分:

(1)初始值和首次迭代: $x^{(0)} = D^{-1} \hat{y}$ 需要  $K$ 次乘法,首次迭代计算  $r^{(0)}, p^{(0)}$ 和标量  $u$ ,分别需要  $K^2, K^2$ 和  $2K$ 次。结合式(13)共需要  $2K^2 + 6K$ 次乘法。

(2)GS迭代部分:由式(10)得到一次GS迭代需要  $K^2$ 次乘法。

(3)LLR计算:主要来自于有效信道增益和NPI方差的计算以及  $\hat{W}_m^{-1}$ 的计算。计算  $\rho_i = 1 - \sigma^2 e_i^H D^{-1} e_i$ 和  $v_i = \rho_i(1 - \rho_i)$ 分别需要  $3K$ 和  $K$ 次乘法,计算  $\theta$ 需要  $K^2$ 次,然后求  $d_{k,k}$ ,当  $m=2$ 时为  $K$ 次,当  $m \geq 3$ 时为  $K^2 + 2K$ 次。

所以,改进LLR的SDGS算法的总体复杂度是  $O(K^2)$ ,与  $m$ 有关,具体如表1,一般  $m$ 都很小。表2给出了当SINR=8时,SDGS和改进LLR的SDGS算法在不同  $m$ 下的BER以及恢复1000比特所需要的时间。

表1 3种检测算法计算复杂度对比

Tab. 1 Complexity comparison between three algorithms

算法	实际乘法次数	性能
MMSE	$O(K^3)$	优
SDGS	$K^2(m+2)+8K$	一般
改进SDGS	$K^2(m+5)+7K; m=1$	次优
	$K^2(m+6)+9K; m \geq 3$	

表2 两种检测算法的计算时间和BER对比

Tab. 2 Comparison of computing time and BER between two algorithms

迭代次数	性能指标	SDGS	改进SDGS
$m=2$	BER	0.010 3	0.008 5
	时间/ms	254	266
$m=3$	BER	0.001 4	5.968 8e-04
	时间/ms	255	311
$m=4$	BER	4.135 4e-04	1.072 9e-04
	时间/ms	267	314

## 4 结束语

在大规模MIMO系统中,虽然MMSE算法性能接近ML算法性能,但是因为复杂度太高( $O(K^3)$ )的原因很难应用在实际中。SDGS算法将复杂度降为  $O(K^2)$ ,同时检测性能比GS算法好。本文基于SDGS算法,提出了一种改进LLR的SDGS算法,检测性能得到了进一步提高,只需要少量迭代次数就可以获得接近MMSE的检测性能,同时,算法复杂度保持在  $O(K^2)$ 。仿真结果表明,对于大规模MIMO系统,所提出的改进LLR的SDGS算法具有更大的优势。

### 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.
- [2] Ngo H Q, Larsson E G, Marzetta T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(4): 1436-1449.
- [3] 戚晨皓, 黄永明, 金石. 大规模MIMO系统研究进展[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(3): 544-551.  
Qi Chenhao, Huang Yongming, Jin Shi. Overview of massive MIMO system[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(3): 544-551.
- [4] 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.

- [5] Hoydis J, Brink S T, Debbah M. Massive MIMO in the UL/DL of cellular networks: How many antennas do we need[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(2): 160-171.
- [6] Kang B, Yoon J H, Park J. Low complexity massive MIMO detection architecture based on Neumann method[C]//*Soc Design Conference*. [S.l.]: IEEE, 2016.
- [7] Dai L, Gao X, Su X, 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.
- [8] 赵书锋, 申滨, 杨芙蓉. 大规模MIMO系统低复杂度混合迭代信号检测[J]. *电信科学*, 2017, 33(7): 39-46.  
Zhao Shufeng, Shen Bin, Yang Furong. Low complexity hybrid iterative algorithm based signal detection in massive MIMO system[J]. *Science of Telecom*, 2017, 33(7): 39-46.
- [9] 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.
- [10] HAGEMAN L A. Iterative solution of large linear systems[M]. Manhattan: Academic Press, 1971: 9-22.
- [11] Qin X, Yan Z, He G. 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.
- [12] Stewart G. Matrix algorithms: Volume 1, basic decompositions[M]. Philadelphia: Cambridge University Press, 1998.
- [13] Godana B E, Ekman T. Parametrization based limited feedback design for correlated MIMO channels using new statistical models[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(10): 5172-5184.

## 作者简介:



季荣峰(1992-),女,硕士研究生,研究方向:移动通信, E-mail:15651635686@163.com。



何雪云(1978-),通信作者,女,副教授,研究方向:宽带无线通信, E-mail:hexy@njupt.edu.cn。



梁彦(1979-),女,讲师,研究方向:宽带无线通信。

(编辑:王静)