

doi:10.13756/j.gtxyj.2022.02.012

无线通信技术

大规模 MIMO 系统混合线性迭代信号检测算法

张晓华, 彭 小, 黄 龙

(重庆市信息通信咨询设计院有限公司, 重庆 400041)

摘要: 针对大规模多输入多输出(MIMO)系统中线性最小均方误差(MMSE)信号检测算法复杂的高维矩阵求逆难以用于实际工程的问题, 文章基于矩阵分块思想并结合 Neumann 级数展开算法, 提出了一种低复杂度的混合迭代算法。利用 MMSE 算法中加权矩阵逆矩阵的 Neumann 级数二阶展开作为其分块矩阵求逆的迭代初始值, 可以有效提高算法收敛速度。仿真结果表明, 该方法能以较少迭代次数逼近传统 MMSE 算法较优检测性能, 并降低计算复杂度。

关键词: 信号检测; 大规模多输入多输出; 混合迭代; 矩阵分块; Neumann 级数展开

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8788(2022)02-0056-05

Hybrid Linear Iterative Signal Detection Algorithm for Massive MIMO Systems

ZHANG Xiao-hua, PENG Xiao, HUANG Long

(Chongqing Information and Communication Consulting Design Institute Co., Ltd., Chongqing 400041, China)

Abstract: The linear Minimum Mean Square Error (MMSE) signal detection algorithm in the massive Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) system is difficult to use in practical engineering due to the complex inversion of the high-dimensional matrix of the signal detection algorithm. In order to solve this problem, the article proposes a low-complexity hybrid iterative algorithm based on the idea of matrix block and combined with Neumann series expansion algorithm. Using the Neumann series second-order expansion of the inverse matrix of the weighted matrix in the MMSE algorithm as the initial value of the iterative inversion of the block matrix can effectively improve the convergence speed of the algorithm. The simulation results show that this method can have similar performance as the traditional MMSE algorithm with fewer iterations and lower complexity.

Key words: signal detection; massive MIMO; hybrid iteration; matrix block; Neumann series expansion

0 引 言

大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)系统^[1-4]中, 传统线性检测算法迫零(Zero-Forcing, ZF)与最小均方差(Minimum Mean Square Error, MMSE)算法^[5-7]的复杂度主要来源于大矩阵反演运算, 计算复杂度为 $O(K^3)$ 。为降低高维矩阵求逆复杂度, 国内外学者相继提出了多种基于 MMSE 检测方案的低复杂度改进算法, 主要有级数展开近似法^[8-9]、迭代类近似求解法^[10]和基于矩阵梯度搜索近似求解法^[11]等。级数展开近似法主要是利用 Neumann 级数展开法来近似获得 MMSE 检测器加权矩阵的逆矩阵, 但是当展开阶数 i 增大时($i > 2$), 其计算复杂度将超过 MMSE 加权矩阵求逆的计算复杂度, 所以只有 $i \leq 2$ 时, Neumann 级数近似算法才能把计算复杂度从 $O(K^3)$ 降到 $O(K^2)$; 迭代类近似求解法则通过求解线性方程来估计用户发送矢量代替 MMSE 检测器

加权矩阵的求逆过程^[12], 部分学者提出了多种近似算法, 如理查德森(Richardson, RI)迭代法、高斯(Gauss-Seidel, GS)迭代法、雅克比(Jacobi, JC)迭代以及连续超松弛(Successive Over-Relaxation, SOR)迭代法, 虽然这些迭代算法可以将计算复杂度降低一个数量级, 但在收敛性方面不是太理想。

本文提出了一种混合线性迭代(Mixed Linear Iteration, MLI)信号检测算法, 首先构造 MMSE 检测器加权矩阵的分裂矩阵形式, 再把展开阶数为 2 ($i = 2$)的加权矩阵逆矩阵的 Neumann 级数展开式转换为迭代矢量初始值代入迭代方程, 从而进一步加快算法的收敛速率, 以较少的迭代次数逼近 MMSE 算法的性能曲线。

1 系统模型

假设在大规模 MIMO 系统的上行链路中, 基站(Base Station, BS)配置的天线数为 M , 同时与 N 个单天线用户进行数据的传输, 且 $N > M$, 并假设信

收稿日期 2021-07-01

基金项目: 2019 年重庆市技术创新与应用发展专项资助项目(cstc2019jscx-zdztzxX0002)

作者简介: 张晓华(1980—), 男, 重庆人。高级工程师, 硕士, 主要研究方向为移动通信。

通信作者: 彭小, 高级工程师。E-mail: 18908371112@189.cn

号通过瑞利衰落信道传输。实际中的大规模 MIMO 通信系统较为复杂,为了便于分析理解,本文只对相对简单的 MIMO 系统模型进行分析,令 $\mathbf{x}_c = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ 为所有用户同时发送的 $M \times 1$ 维信号矢量, $\mathbf{H}_c \in \mathbf{C}^{N \times M}$ 为瑞利衰落大规模 MIMO 信道矩阵,则接收信号模型可表示为

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

式中: $\mathbf{y}_c = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ 为接收到的 $N \times 1$ 维信号矢量; $\mathbf{n}_c = [n_1, n_2, \dots, n_N]^T \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ 为 $N \times 1$ 维加性高斯白噪声。为降低复数运算的复杂性,将式(1)转化为实数形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (2)$$

式中, $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{2N \times 1}$, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{2M \times 1}$, $\mathbf{n} \in \mathbf{R}^{2N \times 1}$ 及 $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{2N \times 2M}$, $\mathbf{R}$ 为不同维度的矩阵,则式(2)可表示为

$$\begin{bmatrix} \mathcal{R}(\mathbf{y}_c) \\ \mathcal{I}(\mathbf{y}_c) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathcal{R}(\mathbf{H}_c) & -\mathcal{I}(\mathbf{H}_c) \\ \mathcal{I}(\mathbf{H}_c) & \mathcal{R}(\mathbf{H}_c) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathcal{R}(\mathbf{x}_c) \\ \mathcal{I}(\mathbf{x}_c) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathcal{R}(\mathbf{n}_c) \\ \mathcal{I}(\mathbf{n}_c) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $\mathcal{R}(\cdot)$ 为实部; $\mathcal{I}(\cdot)$ 为虚部。

MMSE 检测器的任务是从接收到的信号矢量 $\mathbf{y}$ 中恢复发送信号矢量 $\mathbf{x}$ 。现已证明 MMSE 检测器上行链路大规模 MIMO 系统中具有接近最优的性能,其发送信号矢量 $\hat{\mathbf{x}}$ 可表示为

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \partial^2 \mathbf{I}_M)^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y} = \mathbf{W}^{-1} \hat{\mathbf{y}}, \quad (4)$$

式中: $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ 和 $\mathbf{W} = \mathbf{G} + \partial^2 \mathbf{I}_M$ 为 MMSE 检测器的加权矩阵; ∂^2 为方差; $\mathbf{I}_M$ 为单位矩阵。 $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$ 为格拉姆矩阵。 $\mathbf{W}$ 求逆运算构成了 MMSE 检测算法计算复杂度的主要部分,随着天线数目的增加,计算复杂度达到 $O(K^3)$, 导致 MMSE 算法在实际工程中难以实现。

2 Neumann 级数展开

大规模 MIMO 信号检测算法性能较好的一般计算复杂度都较高,为找到两者间的折中算法, Wu 等人^[9]提出利用一系列矩阵乘法之和来近似矩阵求逆结果的 Neumann 级数展开法来近似获得 MMSE 加权矩阵 $\mathbf{H}$ 的求逆结果,当存在可逆矩阵 $\mathbf{X}$ 近似 $\mathbf{W}$ 且满足:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (\mathbf{I} - \mathbf{W}\mathbf{X})^t = \mathbf{0}, \quad (5)$$

式中, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵,那么 $\mathbf{W}$ 的逆矩阵可以根据 Neumann 级数展开为

$$\mathbf{W}^{-1} = \sum_{t=0}^{\infty} (\mathbf{X}^{-1}(\mathbf{X} - \mathbf{W}))^t \mathbf{X}^{-1}, \quad (6)$$

式中,矩阵 $\mathbf{W}$ 可分解为 $\mathbf{D}$ 和 $\mathbf{E}$, 即 $\mathbf{W} = \mathbf{D} + \mathbf{E}$, $\mathbf{E}$ 为 $\mathbf{W}$ 的空心矩阵, $\mathbf{D}$ 为 $\mathbf{W}$ 的严格对角矩阵。当 $N \gg K$

时,由于 MIMO 系统信道硬化的特性,加权矩阵 $\mathbf{W}$ 具有严格对角占优特性,可认为 $\mathbf{W} \approx \mathbf{D}$ 。将式(6)中的 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{X}$ 分别用 $\mathbf{D} + \mathbf{E}$ 和 $\mathbf{D}$ 代替可得:

$$\mathbf{W}^{-1} = \sum_{t=0}^{\infty} (-\mathbf{D}^{-1} \mathbf{E})^t \mathbf{D}^{-1}. \quad (7)$$

式(7)的收敛条件为

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (-\mathbf{D}^{-1} \mathbf{E})^t = \mathbf{0}. \quad (8)$$

若只展开 $\mathbf{W}^{-1}$ 矩阵 Neumann 级数的前 i 项,则式(7)可转换为

$$\mathbf{W}^{-1} = \sum_{t=0}^{i-1} (-\mathbf{D}^{-1} \mathbf{E})^t \mathbf{D}^{-1}. \quad (9)$$

分析可知,采用 Neumann 级数展开的方法,当取 $i < 2$ 时,可通过较低的计算复杂度来近似表示 $\mathbf{W}^{-1}$; 当 $i = 2$ 时,可以计算复杂度为 $O(K^2)$ 来近似 $\mathbf{W}^{-1}$, 可较好地降低 $\mathbf{W}$ 矩阵求逆过程的计算复杂度; 但当 $i > 2$ 时,其计算复杂度将达到甚至超过 $O(K^3)$ 。

3 基于 Neumann 级数展开和矩阵分块的线性迭代算法

3.1 MLI 算法

本文提出的 MLI 算法首先采取对 MMSE 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 进行分块预处理的方法,根据线性迭代算法的思想将式(4)转换成线性方程形式:

$$\mathbf{A}\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{b}, \quad (10)$$

式中: $\mathbf{A}$ 代表矩阵 $\mathbf{W}$; $\hat{\mathbf{X}}$ 为式(4)中的 $\hat{\mathbf{x}}$; $\mathbf{b}$ 为式(4)中的 $\hat{\mathbf{y}}$; 将矩阵 $\mathbf{A}$ 分解为矩阵 $\mathbf{Q}$ 和非奇异矩阵 $\mathbf{P}$:

$$\mathbf{A} = \mathbf{P} + \mathbf{Q}, \quad (11)$$

则 $\hat{\mathbf{X}}$ 可以通过 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 矩阵之和迭代求得,结合式(10)和(11)可得:

$$\hat{\mathbf{X}} = -\mathbf{P}^{-1} \mathbf{Q} \hat{\mathbf{X}} + \mathbf{P}^{-1} \mathbf{b}. \quad (12)$$

转换成线性方程的迭代解法形式并给出迭代收敛条件如下:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = -\mathbf{P}^{-1} \mathbf{Q} \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{P}^{-1} \mathbf{b}, \quad (13)$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (-\mathbf{P}^{-1} \mathbf{Q})^k = \mathbf{0}, \quad (14)$$

式中: k 为迭代次数; $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}$ 为迭代 $k+1$ 次的 $\hat{\mathbf{X}}$ 矩阵。为进一步降低复杂度并减少线性迭代算法的迭代次数, $\mathbf{P}$ 矩阵可由 MMSE 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 分块构造得到,构造公式可表示为

$$P_{i,j} = \begin{cases} a_{i,j}, & j-1 \leq i \leq j, i \bmod 2 = 1 \\ a_{i,j}, & j < i \leq j+1, i \bmod 2 = 0 \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $a_{i,j}$ 为矩阵 $\mathbf{A}$ 第 i 行第 j 列的元素; $P_{i,j}$ 为矩阵 $\mathbf{P}$ 第 i 行第 j 列的元素。

分析可知,分裂矩阵 $\mathbf{P}$ 是由 $\mathbf{W}$ 矩阵对角上所有 2×2 子矩阵分块组成而其他位置为 0 的方式构造而成,这样将大大提高算法在硬件上的可实现性,具有很高的并行性,计算复杂度可降低为 $O(K^2)$ 。

线性迭代类算法往往要设定一个初始矢量值 $\mathbf{X}_0$ 。代入迭代方程求解,而这个初始值 $\mathbf{X}_0$ 一般会设为零矢量,这样将影响算法的收敛速率。基于 Neumann 级数在展开阶数较小的情况下能够以低复杂度的运算近似 MMSE 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 的求逆结果,本文提出的 MLI 算法将把展开阶数为 2 时的 MMSE 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 的 Neumann 级数展开式转换为迭代方程的初始值代入式(13),从而加快算法的收敛速率,以较少的迭代次数逼近 MMSE 检测算法的性能曲线。 $\hat{\mathbf{X}}$ 迭代初始值 $\hat{\mathbf{X}}_0$ 为

$$\hat{\mathbf{X}}_0 = \mathbf{W}_2^{-1} \hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{D}^{-1} - \mathbf{D}^{-1} \mathbf{E} \mathbf{D}^{-1}) \hat{\mathbf{y}}, \quad (16)$$

式中: $\hat{\mathbf{y}}$ 为接收信号矢量; $\mathbf{W}_2^{-1}$ 为 MMSE 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 逆矩阵按照 Neumann 级数展开的二阶展开式。

综上所述,基于 MLI 算法的信号检测算法流程如下所示:

输入:信道衰落矩阵 $\mathbf{H}$,接收信号 $\mathbf{y}$;

初始化:

(1) 计算 MMSE 滤波矩阵 $\mathbf{W} = \mathbf{G} + \partial^2 \mathbf{I}_M$;

(2) 计算匹配滤波输出矩阵 $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$;

Neumann 级数展开:

(3) 计算 $\mathbf{W}_1^{-1} = \mathbf{D}^{-1}$, $\mathbf{W}_2^{-1} = \mathbf{D}^{-1} - \mathbf{D}^{-1} \mathbf{E} \mathbf{D}^{-1}$;

(4) 计算迭代初始值 $\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{W}_2^{-1} \hat{\mathbf{y}}$;

分块矩阵线性迭代:

(5) 根据式 $\mathbf{W} = \mathbf{A} + \mathbf{P} + \mathbf{Q}$ 分解矩阵 $\mathbf{W}$;

(6) 根据式(15) 构造分块矩阵 $\mathbf{P}$;

for ($k=0; k \leq N; k++$)

(7) 根据式(13) 迭代更新 $\hat{\mathbf{X}}_{i+1}$;

end for

输出:发送信号向量估计值 $\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}$ 。

3.2 收敛性分析

线性迭代算法的收敛性与其迭代矩阵的特征值密切相关,用 λ_n 表示迭代矩阵 $-\mathbf{P}^{-1}\mathbf{Q}$ 的特征值,而其对应的特征向量用 $\boldsymbol{\omega}^T$ 表示,则有:

$$-\mathbf{P}^{-1}\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^T = \lambda_n \boldsymbol{\omega}^T. \quad (17)$$

将式(11)代入上式并作转换得:

$$\boldsymbol{\omega}(2\mathbf{P} - 2\mathbf{A})\boldsymbol{\omega}^T = 2\lambda_n \boldsymbol{\omega}\mathbf{P}\boldsymbol{\omega}^T. \quad (18)$$

令 $\mathbf{C} = \mathbf{P} - \mathbf{Q}$,由式(11)有:

$$\begin{aligned} 2\mathbf{P} - 2\mathbf{A} &= \mathbf{C} - \mathbf{A}, \\ 2\mathbf{P} &= \mathbf{C} + \mathbf{A}. \end{aligned} \quad (19)$$

结合式(19),式(18)可表示为

$$(1 - \lambda_n) \boldsymbol{\omega}\mathbf{C}\boldsymbol{\omega}^T = (1 + \lambda_n) \boldsymbol{\omega}\mathbf{A}\boldsymbol{\omega}^T. \quad (20)$$

由于 $\mathbf{A} = \mathbf{G} + \partial^2 \mathbf{I}_M$, $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$ 为格拉姆矩阵,对角元素为正; $\partial^2 = N_0/E_s$ 为估计方差,其值大于或等于 0,因此,矩阵 $\mathbf{A}$ 为正定矩阵。由正定矩阵的性质可知:

$$\boldsymbol{\omega}\mathbf{A}\boldsymbol{\omega}^T > 0. \quad (21)$$

由于 $\mathbf{A}$ 是对角占优矩阵,矩阵 $\mathbf{C} = \mathbf{P} - \mathbf{Q}$ 继承了矩阵 $\mathbf{A}$ 的对角元素,因此, $\mathbf{C}$ 具有矩阵的 $\mathbf{A}$ 特性,是正定对角占优矩阵。同理, $\mathbf{C}$ 也满足:

$$\boldsymbol{\omega}\mathbf{C}\boldsymbol{\omega}^T > 0. \quad (22)$$

综合式(20)、(21)和(22)得:

$$(1 - \lambda_n)(1 + \lambda_n) > 0. \quad (23)$$

由式(23)可得: $|\lambda_n| < 1$ 。所以迭代矩阵 $-\mathbf{P}^{-1}\mathbf{Q}$ 在迭代过程中是收敛的。

3.3 复杂度分析

本文所提 MLI 算法的复杂度主要来自 Neumann 级数展开和分块矩阵迭代(Block-Iteration, BI)两个部分。由 $\mathbf{W}_2^{-1} = \mathbf{D}^{-1} - \mathbf{D}^{-1} \mathbf{E} \mathbf{D}^{-1}$ 可知,展开级数为 2 时的 Neumann 级数需要 $8M^2 - 4M$ 次乘法,把 $\mathbf{W}_2^{-1}$ 再按照式(16)转换为 BI 初始值则需要 $4M^2$ 次乘法,所以 MLI 算法 Neumann 级数展开部分一共需要 $12M^2 - 4M$ 次乘法。

对于 BI 算法的复杂度分析,首先将式(13)变形为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{b} - \mathbf{Q}\mathbf{X}_k), \quad (24)$$

式中,矩阵 $\mathbf{P}$ 按照式(15)进行构造,由矩阵 $\mathbf{A}$ 对角上若干个 2×2 矩阵组成,每个 2×2 矩阵求逆的过程需要 4 次乘法和一次除法,则对于 $2M \times 2M$ 的 $\mathbf{P}$ 矩阵需要 $4M$ 次乘法和 M 次除法。 $\mathbf{Q}$ 是 $2M \times 2M$ 矩阵,每行每列都有 $2M - 2$ 个非零元素, $\mathbf{X}_k$ 为 $2M \times 1$ 向量,依据矩阵与向量的乘法可以通过向量与向量乘法并行实现,可知 $\mathbf{Q}\mathbf{X}_k$ 需要 $2M \times (2M - 2)$ 次乘法;矩阵每行每列有两个非零元素,那么 $\mathbf{P}^{-1}$ 每行每列也有两个非零元素,对于 $2M \times 2M$ 的 $\mathbf{P}^{-1}$ 与 $2M \times 1$ 的向量 $\mathbf{b} - \mathbf{Q}\mathbf{X}_k$ 相乘则需要 $4M$ 次乘法,采用 $i(i \geq 2)$ 次迭代求解信号矢量需要 $4(i - 1)M^2 + 5M$ 次乘法。

图 1 所示为 MLI 算法与 MMSE 检测算法、Neumann 级数展开算法和 GS 算法复杂度之间的对比,图中 i 为不同算法迭代次数。结合 Neumann 级数展开与 BI 两部分的算法,MLI 算法共需要 $(4i + 8)M^2 + M$ 次乘法,可见在任意迭代次数下,算法复杂度依然保持为 $O(K^2)$,相比较于 MMSE 检测算法,计算复杂度大大降低。

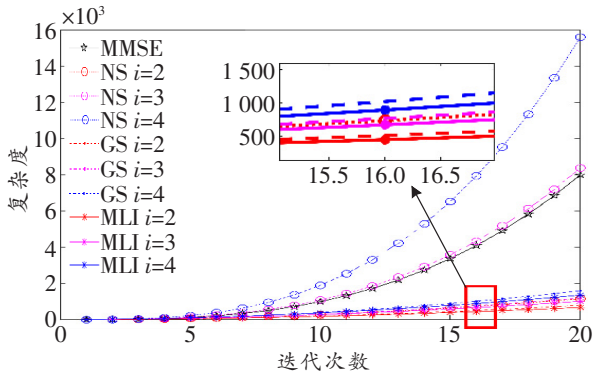


图1 算法复杂度对比

4 仿真结果分析

本节将以 MMSE 算法为比较基准,比较在不同天线规模 and 不同调制方式下,MLI 算法的检测性能。

首先,假设信号在瑞利衰落信道下传输,采用正交幅度调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 方法,将信号调制方式设置为 64 QAM,天线的发射功率 $E_s = 1$,下面将给出在天线规模为 64×16 的情况下,迭代初始值为零矢量的 BI 算法与迭代初始值为 Neumann 级数二阶展开时 BI 算法的误码率 (Bit Error Rate, BER) 性能差异,仿真结果如图 2 所示。

由图 2 可知,当迭代次数 i 增加时,BI 和 MLI 算法的检测性能都得到了不同程度的改善,但在相同的迭代次数下,MLI 算法的检测性能有明显的优势。当迭代次数 $i = 2$ 且 BER 性能为 10^{-2} 时,BI 算法所需的信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 为 14 dB,而 MLI 算法所需的 SNR 为 12 dB,相比之下将获得近 2 dB 增益的性能提升;另外,把 Neumann 级数二阶展开式转换为 BI 算法的初始值后,由图可知,本文所提 MLI 算法曲线收敛更快,当 $i = 4$ 时,可近似 MMSE 最优检测算法的性能。

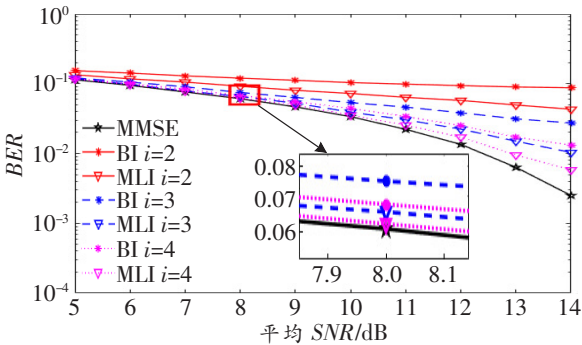

 图2 BI 与 MLI 算法在天线规模为 64×16 时的 BER

图 3(a)~(c) 所示为在基带信号调制方式为 64QAM 的调制条件下,MMSE、Neumann 级数展开、BI 分块迭代以及 MLI 算法在天线规模 $N \times K$ 为 64×16 、 128×16 和 256×16 时的 BER 性能仿真结果。在相同的迭代次数下,MLI 混合迭代算法的检测性能最好,且以较少的迭代次数超过了 Neumann 级数展开算法和 BI 算法较高展开阶数或迭代次数下的检测性能。

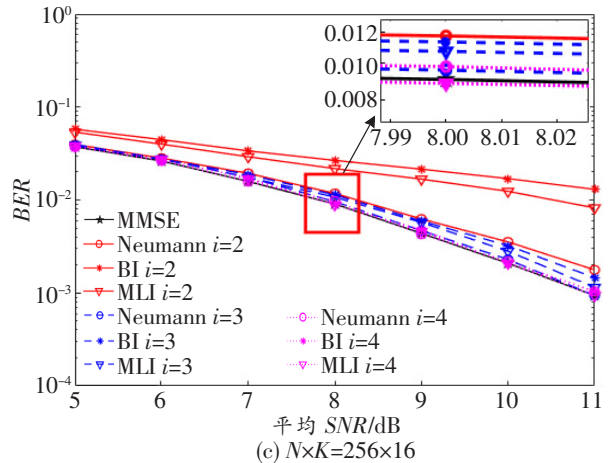
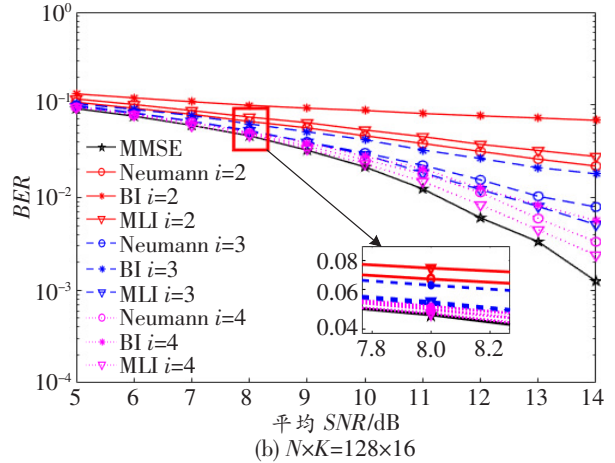
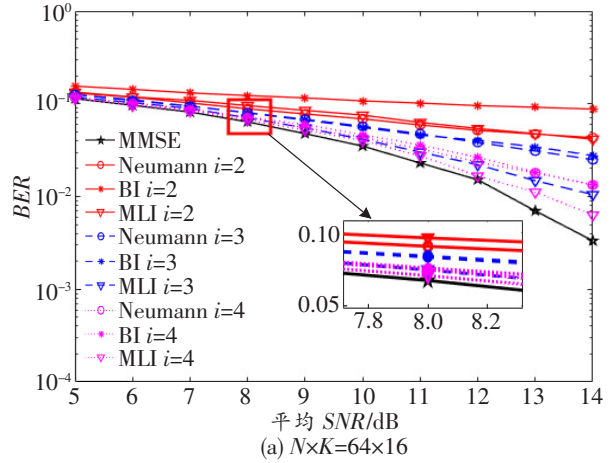


图3 64QAM 调制下不同检测算法的 BER 性能对比

当 BS 侧的天线数量增加时,提供的分集增益增大,由图 3(a)~(c)可知,不同算法的检测性能都随着 BS 天线数目与用户数比值的增加逐渐逼近 MMSE 检测算法性能,但在相同 BER 下, $N \times K$ 为 64×16 时比为 128×16 时需要的 SNR 更高,而 $N \times K$ 为 128×16 时比为 256×16 时需要的 SNR 更高。所以当 N/K 的值增大时,相比于其他算法,本文所提 MLI 算法能以较少的迭代次数实现较优的检测性能。

5 结束语

基于 Neumann 级数展开和分块矩阵线性迭代算法,本文提出了将二阶 Neumann 级数展开转换为分块矩阵线性迭代算法初始值的 MLI 算法来近似处理复杂的 MMSE 检测算法矩阵求逆。本文详细证明了迭代矩阵的收敛性,且理论验证了该 MLI 算法的复杂度较低,能够在任意迭代次数下保持算法复杂度为 $O(K^2)$ 。Matlab 仿真结果表明,MLI 算法的检测性能要比 Neumann 级数展开法和零矢量 BI 算法更好,能够以较少的迭代次数逼近 MMSE 检测算法的性能曲线。通过对 MLI 算法进行计算复杂度分析和仿真分析可知,该算法有较低的计算复杂度和较快的收敛速度,能作为 MIMO 检测系统信号检测的有效方案之一。

参考文献:

- [1] Larsson E G, Edfors O, Tufvesson F, et al. Massive MIMO for Next Generation Wireless Systems[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2):186—195.
- [2] Qian M, Wang Y, Zhou Y, et al. A Super Base Station based Centralized Network Architecture for 5G Mobile Communication Systems[J]. Digital Communications & Networks, 2015, 1(2):152—159.
- [3] Jin F, Cui F, Liu Q, et al. A Unified Model for Signal Detection in Massive MIMO System and Its Application[C]//2019 16th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC). Las Vegas, NV, USA;IEEE, 2019:8651841.
- [4] Cao H, Yang J, Fang X, 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.
- [5] Jin F, Liu Q, Liu H, et al. A Low Complexity Signal Detection Scheme based on Improved Newton Iteration for Massive MIMO Systems[J]. IEEE Communications Letters, 2019,23(4):748—751.
- [6] Marzetta T L. Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(11):3590—3600.
- [7] Jiang Y, Varanasi M K, Li J. Performance Analysis of ZF and MMSE Equalizers for MIMO Systems: An In-depth Study of the High SNR Regime[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(4): 2008—2026.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Gao X, Dai L, Yuen C, et al. Low-complexity MMSE Signal Detection based on Richardson Method for Large-scale MIMO Systems[C]//2014 IEEE 80th Vehicular Technology Conference (VTC2014-Fall). Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2014:6966041.
- [11] Hu Y, Wang Z, Gao L X, et al. Low-complexity Signal Detection using CG Method for Uplink Large-scale MIMO Systems[C]//IEEE International Conference on Communication Systems. Macau, China: IEEE, 2015:7024849.
- [12] 申滨, 赵书锋, 黄龙杨. 基于 Kaczmarz 迭代的大规模 MIMO 系统低复杂度软输出信号检测[J]. 电子学报, 2018, 46(11):2746—2752.