

doi:10.13756/j.gtxyj.2022.02.009

无线通信技术

MIMO 中基于预处理的广义加权 Gauss-Seide 算法

史传胜,冯 姣

(南京信息工程大学 电子与信息工程学院,南京 210044)

摘要:最小均方误差(MMSE)检测器在大规模多输入多输出(MIMO)系统中实现了较优的误码率(BER)性能,但其涉及高复杂度的大规模矩阵求逆运算,因此对硬件要求很高。针对这一问题,文章提出了一种预处理的广义加权高斯赛德尔(GS)(GW-PGS)迭代算法。在该算法中,首先提出了基于预处理的初始化方案,在不增加额外复杂度的情况下加快了收敛速度。此外,文章还提出了自适应的加权因子方案。实验结果表明,与传统 GS 算法相比,文章所提算法能够有效降低 BER 和计算复杂度。

关键词:大规模多输入多输出;高斯赛德尔迭代;最小均方误差;预处理;信号检测

中图分类号:TN911.23 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-8788(2022)02-0040-05

Generalized Weighted Gauss-Seide Iterative Algorithm based on Preprocessing in MIMO System

SHI Chuan-sheng, FENG Jiao

(School of Electronics & Information Engineering, NUIST, Nanjing 210044, China)

Abstract: The Minimum Mean-Square Error (MMSE) detector can achieve excellent Bit Error Rate (BER) performance in massive Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) systems. However, it involves high complexity large-scale matrix inversion operation with high degree, resulting in very high hardware requirements. To solve this problem, the article proposes a Generalized Weighted-Preconditioned Gauss-Seide (GS) (GW-PGS) iterative algorithm. In this algorithm, an initialization scheme based on preprocessing is first proposed, which speeds up the convergence speed without adding additional complexity. In addition, this paper proposes an adaptive weighting factor scheme. The experimental results show that compared with the traditional GS algorithm, the algorithm proposed in this paper can effectively reduce the BER and computational complexity.

Key words: massive MIMO; GS iteration; MMSE; preprocessing; signal detection

0 引言

在大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)系统中,基站端有数百个天线来同时服务几十个用户,并且基站天线数量远高于用户天线数量^[1]。最大似然估计(Maximum Likelihood, ML)虽然检测性能最佳,但计算复杂度很高,在实际系统中很难得到应用^[2]。因此学者们在降低检测性能的前提下提出了低复杂度的近似线性最佳检测算法,如迫零(Zero Forcing, ZF)算法和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)检测算法^[3]。MMSE 和 ZF 算法涉及到矩阵的求逆问题,当用户数量很多时,这些检测器的计算复杂度会很高。基于此,出现了简化算法,如共轭梯度^[4](Conjugate Gradient, CG)、高斯-赛德尔(Gauss-Seide, GS)^[5]、雅克比^[6](Jacobi, JA)和超松弛迭代^[7](Successive Over-Relaxation, SOR)算法。文献^[8]提出了基于邻域搜索的似然上升搜索(Likeli-

hood Ascend Search, LAS)检测算法,通过利用邻域搜索算法来选择初始向量,给出了一个接近最优的解;文献^[9]提出了一种基于 JA 迭代算法的 GS (Joint Jacobi and Gauss-Seidel, JA-GS)算法,JA-GS 算法主要利用 JA 和 GS 迭代算法进行信号检测,虽然性能较好,但其收敛速度偏慢,复杂度偏高。

为解决这一问题,本文提出了一种基于预处理的广义加权 GS (Generalized Weighted-Preconditioned Gauss-Seide, GW-PGS)检测算法。该算法通过对迭代矩阵进行预处理,并且提出自适应的加权因子方案,进一步提高了算法的检测性能和收敛速度。仿真结果表明,在 128 个基站天线和 16 个用户天线数的前提下,与传统 GS 检测算法相比,GW-PGS 算法的误码率(Bit Error Rate, BER)性能更优。

1 大规模 MIMO 系统模型

在上行链路大规模 MIMO 系统中,假设每个用户配备一个天线, M 为基站天线数, N 为用户数^[10],

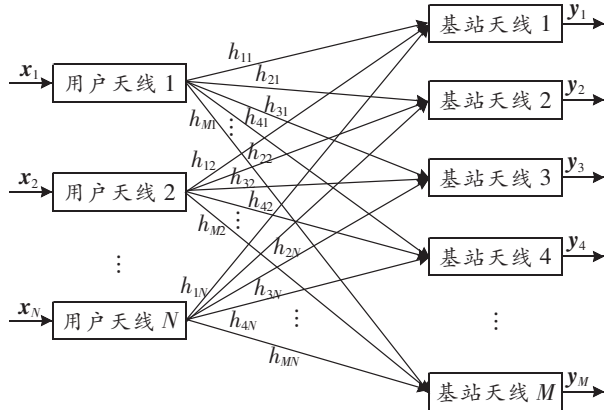
收稿日期:2021-07-12

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)

作者简介:史传胜(1996—),男,江苏盐城人。硕士,主要研究方向为大规模 MIMO 信号检测。

通信作者:史传胜,硕士。E-mail:616160753@qq.com

一般情况下 $M \gg N$, 例如 $M=128$ 和 $N=16$ 。大规模 MIMO 系统模型如图 1 所示。图中, 发射端信号 $\mathbf{x}_N$ 经过用户天线 N 向基站天线传输, 基站端天线 M 接收到的信号经过解调后得到 $\mathbf{y}_M$ 。



注: h_{MN} 为用户天线 N 向基站天线 M 传递的信道矢量。

图 1 大规模 MIMO 系统模型

基站接收到的上行信号为

$$\mathbf{y}_c = \mathbf{h}_m \mathbf{x}_m + \mathbf{z}_m, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{h}_m$ 为用户 K 到基站端的信道列矢量, 信道矢量组成的信道矩阵定义为 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3, \dots, \mathbf{h}_m, \dots, \mathbf{h}_N]^T$, 维度为 $M \times N$; 定义发射信号向量 $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_m, \dots, \mathbf{x}_N]^T$, $\mathbf{x}_m$ 为第 m 个用户的传输符号; $\mathbf{y}_c$ 为接收端第 c 根天线接收的信号; $\mathbf{z}_m$ 为均值为 0、协方差矩阵为 $\sigma_z^2 \mathbf{I}$ 的加性高斯白噪声, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。本文假设传输信号 $\{\mathbf{x}_m\}$ 是平均能量归一化的发射向量。

为避免复数运算, 将模型转换为

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

式中, $\mathbf{z}$ 为噪声。

2 传统信号检测算法

2.1 MMSE 检测算法

在上行大规模 MIMO 系统中, MMSE 检测算法检测性能比较优异, 即通过较为简单的线性操作即可将原始发送信号 $\mathbf{x}$ 从接收端接收信号 $\mathbf{y}$ 中恢复出来。为了恢复发送的信号, 使用加权滤波矩阵 $\mathbf{W}_{\text{MMSE}}$ 来实现信道的逆转。线性 MMSE 算法中发送信号的接收估计值 $\mathbf{W}_{\text{MMSE}}$ 为

$$\mathbf{W}_{\text{MMSE}} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma_z^2 \mathbf{I})^{-1}, \quad (3)$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{W}_{\text{MMSE}} \mathbf{y}_{\text{MF}}, \quad (4)$$

式中: $\mathbf{H}^H$ 为 $\mathbf{H}$ 的对称转置矩阵; $\mathbf{y}_{\text{MF}} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ 为匹配滤波器输出。算法的复杂度主要体现在矩阵的求逆

方面。因此在实际的大规模 MIMO 系统中, MMSE 系统线性检测算法增加了硬件实现难度, 也限制了该算法在实际中的应用。大部分大规模 MIMO 系统低复杂度检测算法的原理就是通过降低求矩阵的逆的复杂度来降低 MMSE 整体算法的复杂度。

2.2 GS 检测算法

线性检测算法如 GS 算法等在大规模 MIMO 系统中具有更优异的检测性能, 将式 (4) 写成 $\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y}_{\text{MF}}$, 通过变换可得 $\mathbf{y}_{\text{MF}} = \mathbf{A}\mathbf{x}$, 这样可以避免矩阵求逆问题, 其中 $\mathbf{A} = \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma_z^2 \mathbf{I}$ 。

在大规模 MIMO 系统中, 当基站天线数远远大于用户数时, 信道之间逐渐趋于正交^[10], MMSE 滤波矩阵为对称正定矩阵, 且对角占优。因此, 可将 $\mathbf{A}$ 分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{D} - \mathbf{L} - \mathbf{U}. \quad (5)$$

在 GS 检测算法中, 信号可以估计为^[11]

$$\mathbf{x}^{k+1} = (\mathbf{D} - \mathbf{L})^{-1} (\mathbf{U}\mathbf{x}^k + \mathbf{y}_{\text{MF}}), \quad (6)$$

式中, $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{L}$ 和 $\mathbf{U}$ 分别为 $\mathbf{A}$ 的对角矩阵、严格下三角矩阵和严格上三角矩阵。

3 GW-PGS 迭代算法

3.1 初始值和加权因子的选取

定义 1 带状矩阵表示在矩阵 $\mathbf{A}$ 中, 所有的非零元素都集中在以主对角线为中心上下 w 元素的带状区域中。其中 w 小于矩阵的维度。

由 $\mathbf{A} = \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma_z^2 \mathbf{I}$ 可知, $\mathbf{A}$ 是一个 $N \times N$ 的方阵, 那么带状矩阵 $\mathbf{D}_w$ 可以写成:

$$\mathbf{D}_w = \begin{cases} A_{i,j}, & |i-j| \leq w \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $A_{i,j}$ 为 $\mathbf{A}$ 中的元素。当 $w=1$ 时, 有

$$\mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & 0 & \cdots & 0 \\ A_{2,1} & A_{2,2} & A_{2,3} & 0 & 0 \\ 0 & A_{3,2} & A_{3,3} & \ddots & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \ddots & A_{N-1,N} \\ 0 & 0 & 0 & A_{N,N-1} & A_{N,N} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

传统的零向量初始化虽然简单, 但与真实解差距很大, 因此需要一种低复杂度且高性能的初始化方法。文献[12]提出利用矩阵 $\mathbf{A}$ 是正定, 且对角占优, 可由 $\mathbf{D}_1^{-1}$ 代替 $\mathbf{A}^{-1}$ 。则相比 $\mathbf{A}$ 可以减少滤波矩阵求逆的计算复杂度。 $\mathbf{D}_1$ 为 $\mathbf{A}$ 的对角带状矩阵。

那么初始解 $\mathbf{x}^0$ 可以写成:

$$\mathbf{x}^0 = \mathbf{D}_1^{-1} \mathbf{y}_{\text{MF}}. \quad (9)$$

为了更好地适应不同的天线配置, 本文提出了一个自适应的加权因子 μ 。然而直接推导该最优因

子比较复杂,所以本文采用系统仿真的方式选取次优的加权因子。

3.2 GW-PGS 迭代算法

GW-PGS 迭代算法是一种求解大型线性方程组的稳定迭代方法。GW-PGS 迭代算法能够快速求解 $\mathbf{y}_{MF}=\mathbf{A}\mathbf{x}$ 的大型方程组。其中系数矩阵 $\mathbf{A}$ 为一个正定 Hermit 矩阵。将式(6)写成两个半迭代方程,可以得到收敛速度更快的 GW-PGS 迭代算法。

用 GW-PGS 迭代算法进行第 1 次半迭代, k 为迭代次数:

$$\mathbf{x}^{k+\frac{1}{2}}=(\mathbf{D}-\mathbf{L})^{-1}(\mathbf{U}\mathbf{x}_k+\mathbf{y}_{MF})。$$
 (10)

使用 GW-PGS 迭代算法进行第 2 次半迭代:

$$\mathbf{x}^{k+1}=(\mathbf{D}-\mathbf{U})^{-1}(\mathbf{L}\mathbf{x}^{k+\frac{1}{2}}+\mathbf{y}_{MF})。$$
 (11)

将两次迭代的结果通过加权因子 μ 结合在一起:

$$\mathbf{x}_{\text{end}}^{k+1}=\mu\mathbf{x}^{k+\frac{1}{2}}+(1-\mu)\mathbf{x}^{k+1}。$$
 (12)

当 μ 取 1 时可以发现,GW-PGS 迭代算法退化成了传统的 GS 迭代算法。为了加快 GW-PGS 迭代算法的检测速度,本文提出了预处理的方案,在线性方程组 $\mathbf{y}_{MF}=\mathbf{A}\mathbf{x}$ 前加入一个静态迭代预调节器。将 $\mathbf{y}_{MF}=\mathbf{A}\mathbf{x}$ 写成 $\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{y}_{MF}=\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{x}$ 形式,式中, $\mathbf{Q}$ 为非奇异、对称和正定矩阵。迭代预调节器应该近似 $\mathbf{A}^{-1}$,使得 $\|\mathbf{I}-\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{A}\|<1$ [13]。

在本文中,采用了 JA 预调节器,设 $\mathbf{Q}=\text{diagonal}(\mathbf{A})$, $\text{diagonal}()$ 为求主对角矩阵函数。对角矩阵的预处理操作在计算上是高效的,并且降低了 GW-PGS 迭代算法的整体复杂性。

综上所述,本文所提 GW-PGS 迭代算法的流程如下, $\text{tril}()$ 和 $\text{triu}()$ 分别为下三角和上三角函数。

算法 1 :GW-PGS 迭代算法:

输入: $\mathbf{y}, \mathbf{H}, \sigma^2$,

预处理:

1: $\mathbf{A}=\mathbf{H}^H\mathbf{H}+\sigma^2\mathbf{I}$,

2: $\mathbf{y}_{MF}=\mathbf{H}^H\mathbf{y}$,

3: $\mathbf{Q}=\text{diagonal}(\mathbf{A})$,

4: $\hat{\mathbf{A}}=\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{A}$,

5: $\hat{\mathbf{y}}_{MF}=\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{y}_{MF}$,

6: $\mathbf{D}_-=\text{triu}(\hat{\mathbf{A}},1)$,

7: $\mathbf{D}_1=\text{triu}(\mathbf{D}_-, -1)$,

8: $\mathbf{x}^0=\mathbf{D}^{-1}\mathbf{y}_{MF}$,

9: 提出自适应加权因子 μ ,

10: 迭代:

for $k=1$ to n do

$$\mathbf{x}^{k+\frac{1}{2}}=(\mathbf{D}-\mathbf{L})^{-1}(\mathbf{U}\mathbf{x}_k+\hat{\mathbf{y}}_{MF})$$

$$\mathbf{x}^{k+1}=(\mathbf{D}-\mathbf{U})^{-1}(\mathbf{L}\mathbf{x}^{k+\frac{1}{2}}+\hat{\mathbf{y}}_{MF})$$
$$\mathbf{x}_{\text{end}}^{k+1}=\mu\mathbf{x}^{k+\frac{1}{2}}+(1-\mu)\mathbf{x}^{k+1}$$

End for

输出: $\mathbf{x}_{\text{end}}^{k+1}$ 。

4 复杂度分析

本文主要分析了 GW-PGS 迭代算法的复杂度和一些线性检测算法的复杂度,并做了一些比较。相比而言,乘法运算的计算复杂度远比加法高[14],所以算法的复杂度通常是比较乘法运算的次数和相同迭代次数时需要做的乘法次数。表 1 所示为对 GW-PGS、传统的理查德森(Richardson, RI)、JA、GS 和 MMSE 算法计算复杂度的比较。

表 1 不同检测方法计算的复杂度

算法	复杂度
RI	$k(N^2+2N)$
JA	$k(4N^2-2N)$
GS	$4kN^2$
GW-PGS	$8kN^2+2N$
MMSE	$4N^3+2N^2-N$

5 性能仿真

为评估算法性能,本文在 Matlab 软件上仿真了所提算法和现有算法的 BER—信噪比(Signal Noise Rate, SNR)曲线。分析了所提 GW-PGS 迭代算法的检测性能并与传统的 GS 算法以及 MMSE 算法的检测性能作了对比。设置仿真时的传输信道为不相关瑞利衰落信道,基带信号调制方式为二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)、四相相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK)、16 正交幅度调制(16Quadrature Amplitude Modulation, 16QAM)和 64QAM,天线规模为 128×16 、 128×32 、 16×16 、 32×16 和 64×16 。模拟参数如表 2 所示。

表 2 模拟参数

参数	值
系统带宽/MHz	20
用户数量	16/32
基站天线数量	16/32/64/128
噪声方差	由 SNR 控制
SNR/ dB	0~20
信道模型	不相关瑞利衰落
调制方案	BPSK、QPSK、16QAM 和 64QAM

表 3 所示为 $\text{SNR}=16\text{ dB}$,天线数量为 128×16 时,不同算法每比特实乘运算次数的对比。由表可知,MMSE 算法的每比特实乘次数最高,其次是 GW-PGS、GS、JA 和 RI 算法。表 4 所示为 $\text{SNR}=$

16 dB,基站天线数为 128 时,GW-PGS 算法在不同用户天线数下每比特实乘次数的对比。由表可知,在基站天线数量不变的前提下,随着用户数量不断增加,GW-PGS 迭代算法的复杂度不断升高。

表 3 SNR = 16 dB,天线数量为 128×16 时,不同算法每比特实乘次数

算法	每比特实乘次数
RI	9.033 3
JA	31.200 0
GS	32.300 0
GW-PGS	64.333 3
MMSE	175.833 3

表 4 SNR = 16 dB,基站天线数为 128 时,GW-PGS 迭代算法在不同用户天线数下的每比特实乘次数

用户数	每比特实乘次数
4	11.000 0
8	21.666 7
16	64.333 3
32	85.666 7

图 2 所示为 SNR = 16 dB,收发天线为 128×16 时,不同加权因子 μ 下 GW-PGS 迭代算法 BER 性能仿真图。选取的 μ 以 0.2 为步长进行仿真。经过多次实验仿真发现, $\mu \in (-1.7, 1.1)$ 时有较为优异的 BER 性能。由图可知,当 $\mu = -0.1$ 时,GW-PGS 迭代算法的检测性能最佳。当 μ 选取不当时,会导致 GW-PGS 迭代算法的检测性能变差。

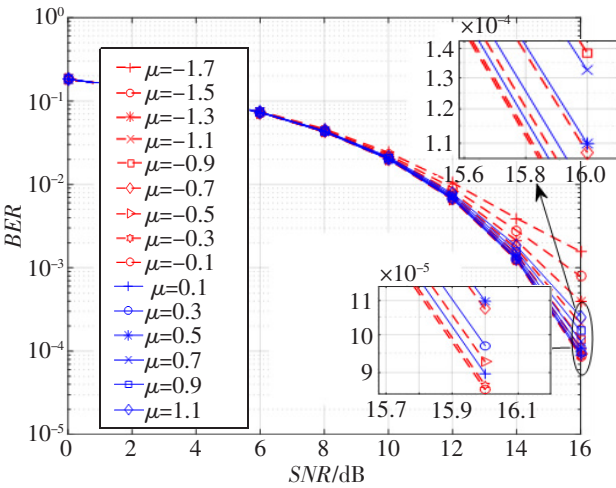


图 2 SNR = 16 dB,收发天线为 128×16 时,不同 μ 下 GW-PGS 迭代算法 BER 性能仿真图

图 3 所示为大规模 MIMO 系统规模为 64×16,在 64QAM 调制下,GW-PGS 迭代算法与 MMSE、Jacobi 和 GS 算法的检测性能比较。仿真结果表明,GW-PGS 迭代算法随着迭代次数的增

加,算法的检测性能也在不断提高。以 GS 算法 BER 曲线作为对比参照,由图可知,迭代次数为 1 时,GW-PGS 迭代算法的性能与 GS 算法的性能相比,传统 GS 算法性能更优。当迭代 2 次时,本文所提 GW-PGS 迭代算法的检测性能和传统 GS 和 JA 算法检测性能相比有明显的优势,在 $BER = 10^{-3}$ 时,相比于 GS 算法,SNR 有 0.8 dB 的增益。迭代 3 次时,GW-PGS 迭代算法相比于 GS 算法,SNR 有 1.6 dB 的增益,与 JA 算法相比,其优势更明显。

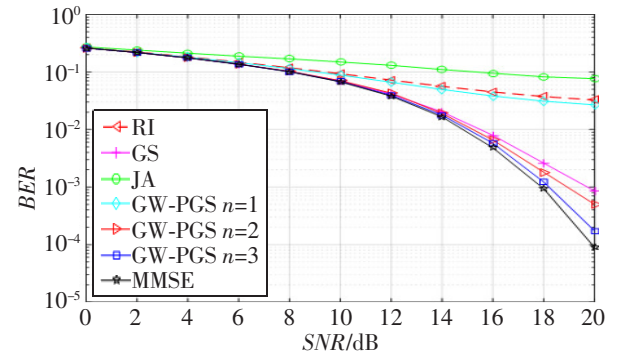


图 3 收发天线为 64×16 且使用 64QAM 调制时,几种算法的 BER 性能比较

图 4 所示为本文所提 GW-PGS 迭代算法与 RI、JA、GS 和 MMSE 算法的计算复杂度比较。由图可知,算法复杂度最低的是 RI 算法,其次是 JA、GS、GW-PGS 和 MMSE 算法。为了平衡检测性能与计算复杂度之间的矛盾,本文所提 GW-PGS 迭代算法的复杂度要比传统的 JA 和 GS 算法复杂度稍微高一点。复杂度最高的是 MMSE 算法,这是因为 MMSE 算法涉及到了矩阵的求逆。

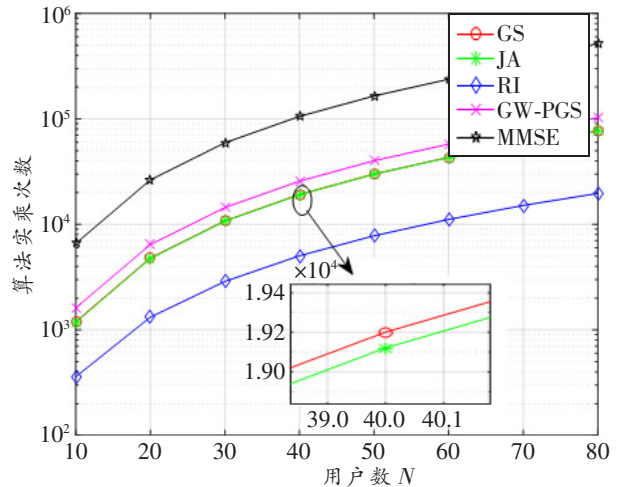


图 4 天线数量与算法计算复杂度的关系

图 5 所示为在不同基站天线数、16 个用户天线数和 64QAM 调制方式下,所提 GW-PGS 迭代算法

检测性能比较。大规模 MIMO 系统中,在用户天线数量不变的前提下,随着基站天线数量的增加,GW-PGS 迭代算法的检测性能也随之提高。当 $\text{SNR} = 16 \text{ dB}$ 时,天线配置为 128×16 的 BER 达到 10^{-5} 量级,相比之下, $\text{SNR} = 16 \text{ dB}$ 时,天线配置为 64×16 的 BER 只有 10^{-3} 量级,天线配置为 32×16 的 BER 只有 10^{-2} 量级,天线配置为 16×16 的 BER 只有 10^{-1} 量级。由于基站天线数量变多,空间自由度也随之提高,并且提高了信号的传输效率和系统容量。因此在 16 个用户天线数量下,随着基站天线数量的增加,GW-PGS 迭代算法的检测性能也随之提高。

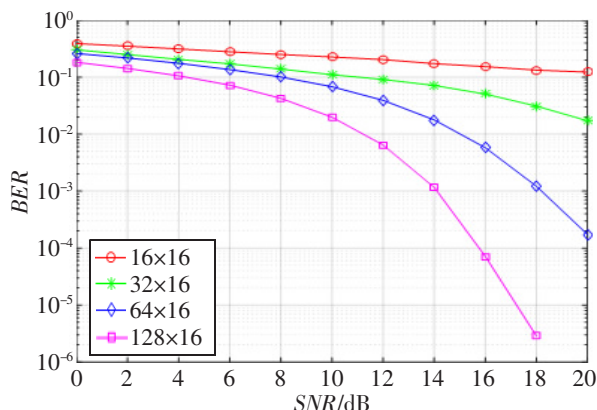


图 5 不同基站天线数、16 个用户和 64QAM 调制方式下,GW-PGS 迭代算法的 BER 性能比较

图 6 所示为在 128 个基站天线和 16 个用户的配置下,不同调制方式对 GW-PGS 迭代算法 BER 检测性能的影响。仿真结果表明,该算法在 BPSK 调制下性能表现更优异,其他性能表现依次为 QPSK、16QAM 和 64QAM。在抗加性高斯白噪声方面,BPSK 性能最好。由于 64QAM 调制方法的判决取样点比 BPSK、QPSK 和 16QAM 都要多,所以增大了其 BER,导致其性能最差。

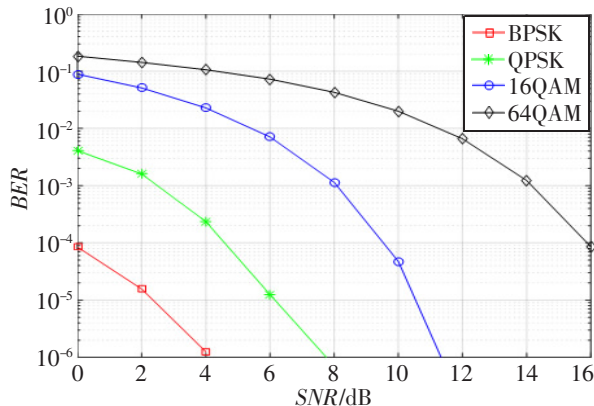


图 6 收发天线为 128×16 时,在不同调制方式下的 GW-PGS 迭代算法 BER 性能比较

6 结束语

本文提出了一种新的大规模 MIMO 系统上行链路用户信号检测算法。为了提高算法的性能,本文提出了一种 GW-PGS 迭代算法。在该算法中,首先提出了基于预处理的初始化方案,在不增加额外复杂度的情况下加快了收敛速度;其次,为了更好地适应不同的天线配置,本文提出一个自适应的加权因子 μ 。仿真结果表明,本文所提方法获得了较优的 BER 性能,与传统的大规模 MIMO 系统检测算法相比有明显的优势。

参考文献:

- [1] Yilmaz S S, Özbek B. Compressive Sensing based Low Complexity User Selection for Massive MIMO Systems[C]//2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring). Antwerp, Belgium: IEEE, 2020:9129553.
- [2] 冯姣,胡冬顺,李鹏. MIMO 系统中基于信号可靠性判定的 OSIC 检测[J]. 电讯技术,2020,60(9):1020-1027.
- [3] 张维,周围. 大规模 MIMO 系统中全局 LAS 检测算法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版),2020,40(4):37-43.
- [4] Zhou J, Hu J, Chen J, et al. Biased MMSE Soft-output Detection based on Conjugate Gradient in Massive MIMO[C]//2015 IEEE 11th International Conference on ASIC (ASICON). Chengdu, China: IEEE, 2015:7517204.
- [5] Minango J, Almeida C. Low-complexity MMSE Detector based on Refinement Gauss-Seidel Method for Massive MIMO Systems[C]//2017 IEEE 9th Latin-American Conference on Communications (LATINCOM). Guatemala City, Guatemala: IEEE, 2017:8240166.
- [6] Albreem M A M, El-Saleh A A, Juntti M. Linear Massive MIMO Uplink Detector based on Joint Jacobi and Gauss-Seidel Methods [C]//2020 16th International Conference on the Design of Reliable Communication Networks DRCN 2020. Milano, Italy: IEEE, 2020: 1570610672.
- [7] 许耀华,尤扬扬,胡梦钰,等. 基于 SAOR 的 Massive MIMO 系统信号检测算法[J]. 数据采集与处理,2020,35(1):139-146.
- [8] Mitra C, Keerthi S, Bagadi K. Near Optimal Low Complex Signal Detection in Massive MIMO [C]//2019 International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking (ViTECoN). Vellore, India: IEEE, 2019:8899562.

(下转第 55 页)

的算法设计。此外,联合 Matlab 软件使用空口实验数据对 FPGA 工程进行测试,得到 MIB 解析正确率约为 83.07%,成功验证了方案的正确性与可靠性。最后,通过对时序和资源消耗的评估,本文设计的 FPGA 工程时序为 250 MHz,芯片的存储资源消耗仅为 11.7%,各项指标均符合指标要求,可以为 LEO-5G 系统终端基带芯片的研制提供一定的参考价值。

参考文献:

- [1] Chen F, Li X, Zhang Y, et al. Design and Implementation of Initial Cell Search in 5G NR Systems[J]. China Communications, 2020, 17(5):38—49.
- [2] Yoshizawa T, Baskaran S, Kunz A. Overview of 5G URLLC System and Security Aspects in 3GPP[C]//2019 IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN). Granada, Spain: IEEE, 2019:8931376.
- [3] 李贵勇,张翰卿,王永航. 5G 系统中基于三阶相关的同

步算法及 FPGA 实现[J]. 光通信研究, 2020 (5):58—63.

- [4] 盛渊, 罗新民. LTE 系统中小区搜索算法研究[J]. 通信技术, 2009, 42(3):90—92.
- [5] 蒋青, 卢伟, 江宇航, 等. 多通道并行 TD-LTE 小区搜索架构设计与 FPGA 实现[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(4):433—440.
- [6] Gul M M U, Ma X, Lee S, et al. Timing and Frequency Synchronization for OFDM Downlink Transmissions using Zadoff-Chu Sequences[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(3):1716—1729.
- [7] Gao Y, Zhu G, Chen X, et al. A Modified Algorithm of Synchronization Signal Detection for LTE Initial Cell Search[C]//2011 6th International ICST Conference on Communications and Networking in China. Harbin, China: IEEE, 2011:1211—1215.
- [8] Morelli M, Moretti M. A Maximum Likelihood Approach for SSS Detection in LTE Systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(4):2423—2433.

(上接第 44 页)

- [9] 李航伟, 唐加山. 大规模 MIMO 系统改进 MMSE 信号检测算法[J]. 软件导刊, 2019, 18(3):70—72, 77.
- [10] Zeng J, Lin J, Wang Z. An Improved Gauss-Seidel Algorithm and Its Efficient Architecture for Massive MIMO Systems [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2018, 65(9):1194—1198.
- [11] Ahmadi A, Manganiello F, Khademi A, et al. A Parallel Jacobi-Embedded Gauss-Seidel Method [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2021, 32(6):1452—1464.
- [12] Khoso I A, Dai X, Irshad M N, et al. A Low-complex-

ity Data Detection Algorithm for Massive MIMO Systems [J]. IEEE Access, 2019, 7:39341—39351.

- [13] Kumar Vatti V B, Eneyew T K. A Refinement of Gauss-Seidel Method for Solving of Linear System of Equations [J]. International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences, 2011, 6:117—121.
- [14] Hu Y, Wu J, Wang Y. SAOR-based Precoding with Enhanced BER Performance for Massive MIMO Systems[C]//2019 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAII-IC). Okinawa, Japan: IEEE, 2019:8668984.

(上接第 49 页)

- [10] 孙伟, 陆伟, 李奇越, 等. 智能电网中无线传感器网络通信链路可靠性置信区间预测[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(4):29—34.
- [11] 王玉明. 可靠性置信度评估非概率框架与概率框架比较[C]//2013 年全国机械行业可靠性技术学术交流会暨第四届可靠性工程分会第五次全体委员大会论文集. 中国, 杭州: 中国机械工程学会, 2013:56—59.
- [12] 黄宁. 网络可靠性研究现状及发展趋势[J]. 可靠性工程, 2012, 11(3):130—137.
- [13] 李凯, 徐景, 杨旸. 5G 环境下系统级仿真建模与关键技术评估[J]. 中兴通讯技术, 2016, 22(3):41—46.

- [14] Johnson R W. An Introduction to the Bootstrap[J]. Teaching Statistics, 2010, 23(2):49—54.
- [15] Han Y. Reliability Assessment of Crane Operations [R]. Trondheim: Norwegian University of Science and Technology, 2007.
- [16] Siriwardhana Y, Porambage P, Liyanage M, et al. Micro-operator Driven Local 5G Network Architecture for Industrial Internet[C]//2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Marrakesh, Morocco: IEEE, 2019: 8885900.