

一种近似最优的大规模 MIMO 检测算法

周 围^{1,2} 陈星宇^{1,2*} 马茂琼^{1,2} 冉静萱² 彭 洋²

¹(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

²(重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘 要 为了以较低的复杂度获得接近最优的性能,提出一种加权-两阶段迭代(Weighted Two-Stage, WTS)的方案,并采用最速下降法(SD)对 WTS 方案进行优化处理,利用 SD 算法为 WTS 方案提供较为精确的搜索方向,有效加快收敛速度,提高 WTS 方案的性能。将算法应用在软判决中,与其他几种算法进行比较。仿真结果表明,改进后的方案不仅收敛速度快、逼近 MMSE 的最优性能,而且对比 MMSE 算法复杂度下降了一个数量级。

关键词 大规模多输入多输出 信号检测 最速下降 迭代方法 软判决

中图分类号 TP3 TN929.5

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2022.03.021

AN APPROXIMATE OPTIMAL MASSIVE MIMO DETECTION ALGORITHM

Zhou Wei^{1,2} Chen Xingyu^{1,2*} Ma Maoqiong^{1,2} Ran Jingxuan² Peng Yang²

¹(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

²(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract In order to obtain near-optimal performance with lower complexity, a weighted two-stage (WTS) scheme is proposed. The WTS scheme was optimized by using the steepest descent method (SD). The SD algorithm was used to provide more accurate search direction for WTS scheme, which effectively accelerated the convergence speed and improved the performance of WTS solutions. Then the algorithm was applied in soft decision and compared with several other algorithms. Simulation results show that the improved scheme not only has fast convergence speed and approximates the optimal performance of MMSE, but also reduces the complexity by an order of magnitude compared with that of the MMSE algorithm.

Keywords Massive MIMO Signal detection Steepest descent Iterative method Soft decision

0 引 言

随着移动用户数量每年都在急剧增长,用户渴望更快的互联网接入速度以及即时访问多媒体服务,这就需要更高效的传输速率、更高的频谱效率以及更好的移动性^[1]。因此,研究人员提出了 5G 网络来解决上述问题,应用高效的技术^[2]部署在 5G 网络中,例如设备对设备(D2D)通信、超密集网络(UDNs)、频谱共享、毫米波(mmWAVE)和大规模多输入多输出

(MIMO)。第五代(5G)通信系统在 6 GHz 以下采用经典的大规模 MIMO 技术,在无线电信道中具有散射和多径传播特性。由于天线的尺寸较小,较大的阵列更容易在更高的频率实现和封装^[3]。因此,大规模 MIMO 检测技术适合在厘米波或者毫米波系统中发挥作用。

最早的大规模 MIMO 检测器可以追溯到 2008 年, Vardhan 等^[4]提出了一种基于似然上升搜索的大规模 MIMO 检测器。使用大量天线导致的直接问题是涉及高复杂度计算量,在接下来的几年里,一些研究者提出

收稿日期:2019-12-03。国家自然科学基金面上项目(61771085);重庆市基础与前沿研究计划项目(cstc2015jcyjA40040)。

周围,教授,主研领域:通信系统及信号处理,智能天线设计。陈星宇,硕士生。马茂琼,硕士生。冉静萱,硕士生。彭洋,硕士生。

使用局部搜索和置信传播算法来实现接近 ML 的性能。

近年来,大规模 MIMO^[5] 渐渐进入研究者的视线中。文献[6]表明,在发射天线数量较多的情况下,可以利用信道硬化现象来抵消小尺度衰落特性,当接收天线数 N 远大于发射天线数 K 时,信道的每一列渐近正交,信道矩阵逐渐变为对角占优矩阵,信道硬化现象占主导地位。因此,一些传统的算法如 ML、MMSE 又成为研究热点^[7],ML 算法是具备理论性最优性能的算法,但其穷尽搜索的方式应用在大规模矩阵时复杂度会随着天线数增加而剧增,而 MMSE 线性检测涉及到高维度的矩阵求逆运算。近些年来,针对如何避免 MMSE 检测涉及到的矩阵求逆方案分为三类。

第一类为梯度搜索的方法,如共轭梯度^[8]等,这类利用每一层进行梯度搜索的方法,优点是性能较好,但每一次迭代需要计算相应的梯度,极大地增加了计算量。第二类是多项式展开逼近近似解的方法,如诺伊曼级数展开^[9],利用诺伊曼级数展开项近似逆矩阵,此类方法当级数展开($i > 2$)时,算法的复杂度仍然很高。第三类是通过迭代的方式一步步逼近近似解的方法,如牛顿迭代^[10]、高斯-赛德尔迭代^[11]、超松弛迭代^[12]等。牛顿迭代的方法在满足文献[10]的条件时,能实现快速的收敛,但在初始估计时需要更多的计算。高斯-赛德尔迭代的方法在基站与用户单天线数比值为 1 时,依然具有良好的性能,但由于算法内部顺序迭代结构,很难并行实现。超松弛迭代的方法复杂度低,在基站天线数与用户数为较大比例时依然具备最优性能,缺点与高斯-赛德尔相似,很难并行实现,并且有一个不确定的松弛参数。

本文提出了一种近似最优 MMSE 线性检测算法,不需要进行复杂的矩阵求逆运算,与高斯-赛德尔和超松弛检测不同,提出的加权两阶段信号检测由两个半迭代组成,然后通过加权系数将两个半迭代合并在一起,得到迭代解,从而降低了算法的复杂度,并通过 SD 算法良好的搜索性,优化 WTS 方案的收敛速度,有效地减少了多用户干扰。数值结果表明,优化后的 WTS 方案在误码率以及收敛速度上都优于传统的高斯赛德尔和超松弛类算法。此外,通过少量的迭代可以获得最佳的性能。

1 系统模型

假设大规模 MIMO 基站(BS)端服务于 K 个单天线用户。BS 处设置 N 根接收天线, K 个用户与 N 根

BS 处天线之间的信道增益构成矩阵 $\mathbf{H}_c \in \mathbf{C}^{N \times K}$,该矩阵为平坦瑞利信道,满足独立同分布。对 K 个用户的信息位进行编码, $\mathbf{s}_c = [s_1, s_2, s_3, \dots, s_K]^T$ 为从用户端发送 $K \times 1$ 维的符号向量,其中 $s_k \in Q$ 是第 k 个用户发送的符号向量, Q 是调制符号集。令 $\mathbf{H}_c \in \mathbf{C}^{N \times K}$ 为独立且同分布的信道矩阵,因此 BS 处收到的 $N \times 1$ 维信号矢量表示为:

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

式中: \mathbf{n}_c 为加性白噪声向量,其项满足高斯分布均值为 0,方差为 $\sigma^2 \mathbf{I}_N$ 。本文的重点在上行链路检测,将复信道矩阵转化为相同的实信道矩阵得到:

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

$2N \times 1$ 维的实数接收、发送、噪声矢量分别为 $\mathbf{y} = [\mathcal{R}\{\mathbf{y}_c\}^T, \mathfrak{I}\{\mathbf{y}_c\}^T]^T$, $\mathbf{x} = [\mathcal{R}\{\mathbf{x}_c\}^T, \mathfrak{I}\{\mathbf{x}_c\}^T]^T$, $\mathbf{n} = [\mathcal{R}\{\mathbf{n}_c\}^T, \mathfrak{I}\{\mathbf{n}_c\}^T]^T$, \mathbf{H} 表示 $2N \times 2K$ 维的等效信道增益矩阵:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathcal{R}\{\mathbf{H}_c\} & -\mathfrak{I}\{\mathbf{H}_c\} \\ \mathfrak{I}\{\mathbf{H}_c\} & \mathcal{R}\{\mathbf{H}_c\} \end{bmatrix} \quad (3)$$

MMSE 检测的主要思想是最小化传输的符号 \mathbf{s} 与估计信号 $\mathbf{H}^H \mathbf{y}$ 之间的均方误差,信号检测的目的是在 BS 处对信号矢量 \mathbf{y} 无差错地经过判决恢复出发送信号矢量 \mathbf{s} ,实验证明,用 MMSE 检测算法对所有 K 个单天线用户的发射信号向量进行估计,效果是最优的。表达式如下:

$$\hat{\mathbf{s}} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y} = \mathbf{W}^{-1} \hat{\mathbf{y}} \quad (4)$$

式中: $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ 表示经过匹配滤波后的信号。MMSE 的滤波矩阵为:

$$\mathbf{W}^{-1} = (\mathbf{G} + \sigma^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{G} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$ 为 gram 矩阵。将接收到的信号向量代入式(2),得到第 i 个用户发送的估计符号为:

$$\hat{s}_i = g_i^H h_i s_i + \sum_{j \neq i} g_i^H h_j s_j + g_i^H n_i = \mu_i s_i + z_i \quad (6)$$

式中: $\mu_i = g_i^H h_i$ 是均衡后的信道增益,将噪声加干扰(NPI)设置为 $z_i = \sum_{j \neq i} g_i^H h_j s_j + g_i^H n_i$ 并且其方差符合高斯分布 $v_i^2 = E\{|z_i|^2\}$ 。假设式中的元素在统计上是独立的,因此可以按位来计算 LLR:

$$LLR_{i,b} = \min_{a \in \chi_b^0} \frac{|\hat{s}_i - \mu_i a|^2}{v_i^2} - \min_{a \in \chi_b^1} \frac{|\hat{s}_i - \mu_i a|^2}{v_i^2} \quad (7)$$

式中: χ_b^0 和 χ_b^1 对应比特 b 为 0 和 1 的星座调制集。

2 方案设计

2.1 WTS 方案

在大规模 MIMO 系统中,信道矩阵 \mathbf{H} 的列是渐近

正交的,因此 \mathbf{W} 为正定的 Hermite 矩阵^[13]。为了避免复杂的矩阵求逆,加快收敛速度,本文提出了一种 WTS 信号检测方案,采用两个半迭代,并将两个半迭代与一个加权系数相结合,迭代求解如下:

1) 由于 \mathbf{W} 是严格对角占优的 Hermite 矩阵,并且 \mathbf{W} 的对角占优程度越高,收敛速度越快,我们将 \mathbf{W} 分解为 $\mathbf{W} = \mathbf{D} + \mathbf{L} + \mathbf{L}^H$, 其中 \mathbf{L} 和 \mathbf{D} 分别为严格的下三角矩阵和对角矩阵。为了加快迭代收敛性,本文首先提出两个不含松弛参数的对称半迭代:

$$(\mathbf{D} + \mathbf{L})\mathbf{s}^{(i+1/2)} = \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{L}^H \mathbf{s}^{(i)} \quad (8)$$

$$(\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)\mathbf{s}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{L}\mathbf{s}^{(i+1/2)} \quad (9)$$

前半段迭代可写为:

$$\mathbf{s}^{(i+1/2)} = -(\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}\mathbf{L}^H \mathbf{s}^{(i)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}\hat{\mathbf{y}} \quad (10)$$

后半段迭代可写为:

$$\mathbf{s}^{(i+1)} = -(\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)^{-1}\mathbf{L}\mathbf{s}^{(i+1/2)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)^{-1}\hat{\mathbf{y}} \quad (11)$$

$\mathbf{D} + \mathbf{L}^H$ 和 $\mathbf{D} + \mathbf{L}$ 是针对三角矩阵求逆变换,比直接求逆更简单。

2) 为了减少近似误差,提高收敛性能,将式(10)、式(11)合并,得到:

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{WTS}}^{(i+1)} = (1 - \theta)\mathbf{s}^{(i+1)} + \theta\mathbf{s}^{(i+1/2)} \quad (12)$$

式中: θ 为加权系数,通过数次模拟实验,本文将 θ 设置为 $\theta = (K/M)^2$; i 为方案迭代次数; $\mathbf{s}^{(0)}$ 为 $K \times 1$ 维的初始解。

本文提出 WTS 的信号检测方案可以迭代地逼近 MMSE 所需复杂矩阵求逆,优点是更快的收敛速度以及更低的复杂度。现有的 GS 迭代、NS 展开、SOR 迭代利用类似的方法避免矩阵求逆,然而本文提出的 WTS 方案与现有的一些迭代法不同,相互对称的迭代矩阵中不需要松弛参数,这说明该方案在实际应用中更具备鲁棒性。此外,与 GS 和 SOR 算法相比,WTS 方案更具备灵活性,当加权系数 $\theta = 0$ 时,为 SOR 迭代,当加权系数 $\theta = 1$ 时,为 GS 迭代。

2.2 改进的 WTS 方案

最速下降搜索^[14]作为一种梯度搜索的方法,优点是在迭代初期会有很好的逼近解的趋势,作为优化算法对低复杂度的 WTS 方案进行优化处理,在不增加复杂度的背景下对本文所提方案进一步加快收敛速度,并且实现逼近 MMSE 误码率曲线的性能,改进的 WTS 方案如下所示:

步骤 1 设置初始解,根据矩阵的对角近似原理, \mathbf{W} 为正定 Hermite 矩阵,随着天线数的增加,呈逐渐对角占优趋势,因此设置初始解为:

$$\mathbf{s}^{(0)} = \mathbf{D}^{-1}\hat{\mathbf{y}} \quad (13)$$

因为 \mathbf{D}^{-1} 为对角矩阵求逆,所以矩阵求逆复杂度

降低,把 $\mathbf{s}^{(0)}$ 作为最速下降法的初始解。

步骤 2 将本文提出 WTS 方案第二次的前半次迭代用 SD 算法来表示,第二次 WTS 前半次表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{s}^{(3/2)} &= (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{L}^H \mathbf{s}^{(1)}) = \\ &(\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}((\mathbf{D} + \mathbf{L}) - \mathbf{W})\mathbf{s}^{(1)} + \hat{\mathbf{y}} = \\ &\mathbf{s}^{(1)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}\mathbf{s}^{(1)}) = \\ &\mathbf{s}^{(1)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}\mathbf{r}^{(1)} \end{aligned} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{r}^{(1)} = \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}\mathbf{s}^{(1)}$ 。根据 SD 的第一次解更新,有 $\mathbf{s}^{(1)} = \mathbf{s}^{(0)} + \mu\mathbf{r}^{(0)}$, 因此:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}^{(1)} &= \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}(\mathbf{s}^{(0)} + \mu\mathbf{r}^{(0)}) = \\ &\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}\mathbf{s}^{(0)} - \mu\mathbf{W}\mathbf{r}^{(0)} = \\ &\mathbf{r}^{(0)} - \mu\mathbf{p}^{(0)} \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\mu = \frac{(\mathbf{r}^{(0)})^H \mathbf{r}^{(0)}}{(\mathbf{p}^{(0)})^H \mathbf{r}^{(0)}}$, $\mathbf{p}^{(0)} = \mathbf{W}\mathbf{r}^{(0)}$ 。现将式(15)代入

式(14),WTS 方案的前半次迭代可以改写为:

$$\mathbf{s}^{(3/2)} = \mathbf{s}^{(0)} + \mu\mathbf{r}^{(0)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}(\mathbf{r}^{(0)} - \mu\mathbf{p}^{(0)}) \quad (16)$$

接下来将优化后的前半次迭代的解代入后半次迭代:

$$\mathbf{s}^{(2)} = -(\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)^{-1}\mathbf{L}\mathbf{s}^{(3/2)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)^{-1}\hat{\mathbf{y}} \quad (17)$$

然后将得到的 $\mathbf{s}^{(3/2)}$ 和 $\mathbf{s}^{(2)}$ 进行加权处理,得到一个 SD 与 GS 算法混合的解 $\hat{\mathbf{s}}^{(1)}$,做接下来的 WTS 方案。

$$\hat{\mathbf{s}}^{(1)} = (1 - \theta)\mathbf{s}^{(2)} + \theta\mathbf{s}^{(3/2)}$$

步骤 3 进行 $(i-1)$ 次 WTS 方案,此处可以根据实际情况设置不同的 i ,如下所示:

$$\hat{\mathbf{s}}^{(i+1/2)} = -(\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}\mathbf{L}^H \hat{\mathbf{s}}^{(i)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L})^{-1}\hat{\mathbf{y}} \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{s}}^{(i+1)} = -(\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)^{-1}\mathbf{L}\hat{\mathbf{s}}^{(i+1/2)} + (\mathbf{D} + \mathbf{L}^H)^{-1}\hat{\mathbf{y}} \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{WTS}}^{(i+1)} = (1 - \theta)\hat{\mathbf{s}}^{(i+1)} + \theta\hat{\mathbf{s}}^{(i+1/2)} \quad (20)$$

然后将得到的 $\hat{\mathbf{s}}_{\text{WTS}}^{(i+1)}$ 进行软判决,仿真实验表明,仅通过少量迭代,就能达到 MMSE 最优效果。

2.3 近似对数似然比的计算

优化后的 WTS 方案通过迭代得到最优解向量,代替 MMSE 直接求逆运算,实现了复杂度从 $O(K^3)$ 下降到 $O(K^2)$ 的变化。为了解码得到精确值,可以通过在信道译码时使用 LLR 软信息。通过式(6)不难发现,第一步为了算出 SINR,须对矩阵 \mathbf{W} 进行求逆,复杂度又一次提高,下一步是降低求逆带来的计算量。因为信道发生硬化,利用矩阵主对角线占优的特性,用 \mathbf{W}^{-1} 化简为 \mathbf{D}^{-1} 来做下一步运算,信道增益以及方差可以表示为:

$$\tilde{\mu}_i = [\tilde{\mathbf{E}}_{ii}] = [\mathbf{D}^{-1}\mathbf{G}]_{ii} \quad (21)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 = \sum_{j \neq i}^K |\tilde{\mathbf{E}}_{ji}|^2 + \tilde{\mathbf{U}}_{ii}\sigma^2 \quad (22)$$

式中: $\tilde{\mathbf{U}} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{G}\mathbf{D}^{-1} = \tilde{\mathbf{E}}\mathbf{D}^{-1}$ 。

3 复杂度与仿真结果分析

3.1 复杂度分析

对改进 WTS 检测方案研究其复杂度,主要计算算法所需实乘法的次数。考虑到所有的线性 MMSE 检测算法都会涉及滤波矩阵 $\mathbf{W} = \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_K$ 以及匹配滤波信号 $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}^H \mathbf{y}$, 因此仅分析以下三部分:

(1) 初始解与第一次迭代。初始解需要 $2K$ 次实乘运算,首次迭代分别计算 $\mathbf{r}^{(0)}$ 、 $\mathbf{p}^{(0)}$ 、 $\boldsymbol{\mu}$ 需要 $4K^2$ 、 $4K^2$ 、 $4K$ 次实乘运算,结合式(16)及式(17),初始解与首次迭代合计需 $8K^2 + 10K$ 的实乘运算。

(2) $i - 1$ 次 WTS 部分。由式(8)、式(9)和式(12)可知,设 $s_m^{(i)}$ 、 $s_m^{(i+1/2)}$ 、 $\hat{s}_m^{(i+1)}$ 分别为 $s^{(i)}$ 、 $s^{(i+1/2)}$ 、 $\hat{s}^{(i+1)}$ 的第 m 个元素,其中, $m = 1, 2, \dots, K$, 显然,计算 $s_m^{(i)}$ 第 m 个元素需要的复杂度为 $K + 1$, 一共有 K 个元素,计算所有的元素需要 $K^2 + K$ 次实乘运算,计算 $s_m^{(i+1/2)}$ 同样需要 $K^2 + K$ 次实乘运算,而式(12)需要 $2K$ 次运算。因此共需要 $2K^2 + 4K$ 次实乘运算。

(3) 等效信道增益和 NPI 方差。根据式(21)、式(22), $\tilde{\mathbf{E}} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{G}$ 合计需 $4K^2$ 次实乘次数,忽略 $\tilde{\mathbf{U}} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{D}^{-1} = \tilde{\mathbf{E}} \mathbf{D}^{-1}$ 的非对角元素, $\tilde{\mathbf{U}}_{kk}$ 的求解共计 $2K$ 次实乘运算。所以该部分总共需要 $4K^2 + 2K$ 次计算。

改进的 WTS 方案所有实乘次数由以上三部分组成,共需 $(12K^2 + 12K) + (i - 1)(2K^2 + 4K)$ 次乘法。因此,提出的改进的 WTS 方案的总复杂度为 $O(K^2)$ 。

3.2 仿真结果分析

为了进一步证明提出方案的性能以及可行性,以直接矩阵和对角元素求逆的 MMSE 检测误码率性能为比较基准,在 MATLAB R2016b 软件上进行了仿真实验。假设 CSI 已知,表 1 为仿真背景。

表 1 仿真背景

仿真参数	值
传输信道	平坦瑞利衰落信道
调制方式	16QAM
卷积编码码率	1/2
收、发天线规模	128 × 16

图 1 为本文提出 WTS 检测方案与 Neumann 级数展开检测、MMSE 检测、Gauss-Seidel 检测之间的复杂度比较。可以发现,当 $i = 2$ 时,WTS 方案的复杂度明显低于 MMSE 检测算法,略低于 Gauss-Seidel 检测算法。当 $i = 4$ 时,WTS 方案的复杂度与 Gauss-Seidel 检

测基本相同,并且明显优于 Neumann 级数展开法与 MMSE 检测。

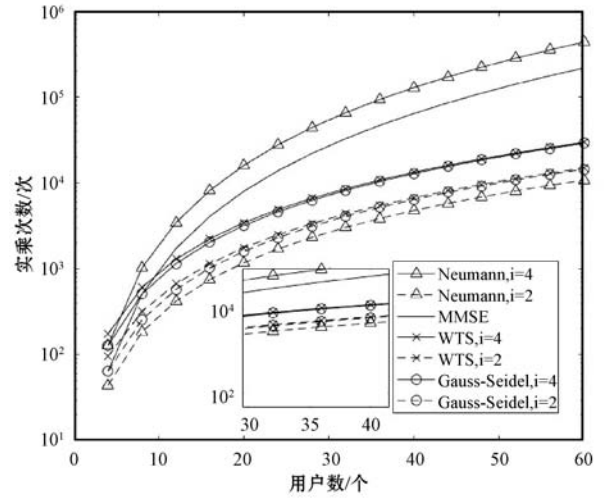


图 1 算法之间复杂度对比

图 2 设置收发天线数为 128×16 规模的阵列,下图为差错性能 BER (Bit Error Rate) 曲线,对比了 Neumann 级数展开检测、Gauss-Seidel 检测、MMSE 精准求逆和本文提出的 WTS 方案在软判决中的性能。可以看出,本文所提方案不仅收敛快,BER 性能同样优于 Gauss-Seidel 检测以及 Neumann 级数展开检测,当 $i = 2$ 时,逼近 MMSE 最优性能。

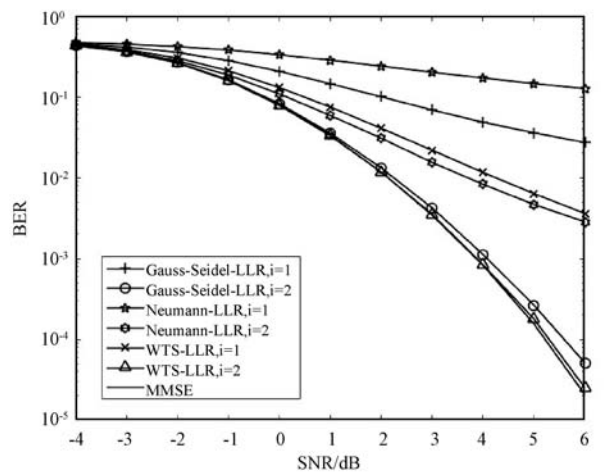


图 2 WTS 方案与不同算法软输出 BER 比较

图 3 中仿真规模同样设置为 128×16 根天线,列举了各种方案与 MMSE 算法的 BER 比较,并在信道译码中采用软判决。采用优化后的 WTS 方案与传统的检测算法做比较,如图 3 所示,当迭代次数增加,基于 Neumann 级数展开的信号检测器、基于 Gauss-Seidel 的信号检测器以及优化后的 WTS 方案的误码率性能都有所提升,并且提出的方案性能明显优于其余算法。当 $\text{SNR} = 6 \text{ dB}$ 且 $i = 1$ 时,优化后 WTS 方案的 BER 能达到 2.6×10^{-5} ,从图 2 可知,未优化的 WTS 方案在相同仿真背景下 BER 仅能达到 3.6×10^{-3} 左右,优化后

的 WTS 方案在性能上有极大的提升,通过一次迭代就逼近 MMSE 检测曲线,与 MMSE 检测 BER 只相差 0.1×10^{-4} 左右。当 $i=2$ 时,优化后的 WTS 方案已经与 MMSE 曲线基本重合。与图 2 中的未优化 WTS 相比,优化后的 WTS 方案明显收敛速度更快了。容易得出,优化后的 WTS 方案不仅比 WTS 方案更快收敛,而且 BER 性能优于 Neumann 级数展开法以及 Gauss-Seidel 迭代等传统算法,不超过两次迭代就能逼近 MMSE 的最优检测。

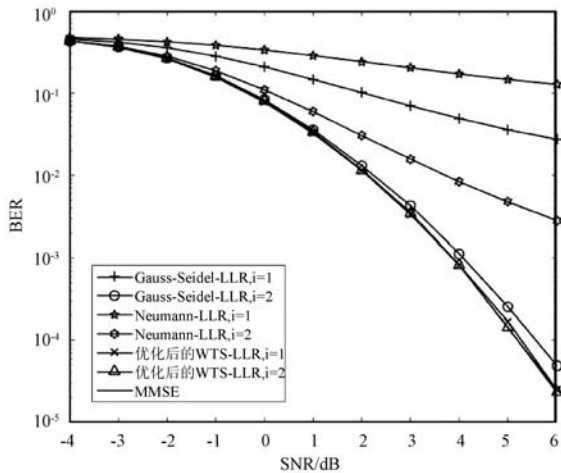


图3 优化后 WTS 方案与不同算法软输出 BER 比较

图 4 为提出的优化 WTS 方案与未经优化的 WTS 方案之间收敛性能比较,即误比特率 BER 在定量分析 SNR 的情况下与迭代次数的关系。可以看出,当信噪比逐渐提高,本文提出的两种方案的 BER 有明显的变化,未经优化的 WTS 需要 2~3 次迭代达到平稳,而优化后的 WTS 方案仅仅通过 1~2 次迭代便接近最优性能,收敛速度得到明显的提升。

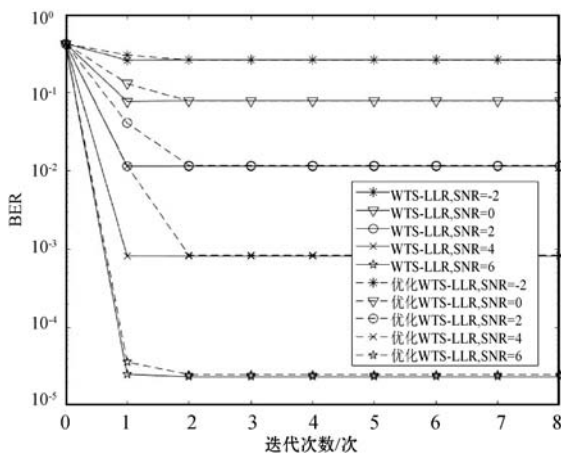


图4 不同 SNR 的两种方案与迭代次数的关系

4 结 语

本文首次把 WTS 方案应用于大规模 MIMO 软输

出信号检测,通过加权系数将两个半迭代合并在一起,并利用 SD 算法的快速收敛性对 WTS 算法进行进一步改进,在算法的收敛性与复杂度之间进行新的权衡,代替了 MMSE 算法中的直接求逆运算,复杂度从 $O(K^3)$ 下降到 $O(K^2)$ 。本文对提出 WTS 方案进行优化,进一步提升了算法的收敛性,再将优化后的 WTS 方案采用近似对数似然比的方法应用在软判决中,最后对 BER 性能以及收敛性能仿真,并与一些传统算法作对比。结果表明,本文提出的改进的 WTS 方案在保持较低复杂度的前提下,仅通过少量迭代就能达到最优的 MMSE 线性检测性能。

参 考 文 献

- [1] Yaacoub E, Husseini M, Ghaziri H. An overview of research topics and challenges for 5G massive MIMO antennas [C]// 2016 IEEE Middle East Conference on Antennas and Propagation (MECAP). IEEE, 2016:1-4.
- [2] 张雷, 代红. 面向 5G 的大规模 MIMO 技术综述[J]. 电讯技术, 2017, 57(5):608-614.
- [3] Alshammaril A, Albdran S, Matin M. The effect of channel spatial correlation on capacity and energy efficiency of massive MIMO systems [C]// 2017 IEEE 7th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC). IEEE, 2017:1-5.
- [4] Vardhan K V, Mohammed S K, Chockalingam A, et al. A low-complexity detector for large MIMO systems and multi-carrier CDMA systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(3):473-485.
- [5] Mahmoud A A, Markku J, Shahriar S. Massive MIMO detection techniques: A survey [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2018, 14(8):1-25.
- [6] Patcharamaneepakorn P, Wu S, Wang C X, et al. Spectral, energy, and economic efficiency of 5G multi-cell Massive MIMO systems with generalized spatial modulation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12):9715-9731.
- [7] 倪善金, 赵军辉. 5G 无线通信网络物理层关键技术 [J]. 电信科学, 2015, 31(12):48-53.
- [8] Zhou J Y, Hu J H, Chen J N, et al. Biased MMSE soft-output detection based on conjugate gradient in massive MIMO [C]// 2015 IEEE 11th International Conference on ASIC (ASICON). IEEE, 2015:1-4.
- [9] Kang B, Yoon J H, Park J. Low complexity massive MIMO detection architecture based on Neumann method [C]// 2015 International SoC Design Conference (ISOCC). IEEE, 2015:293-294.

- [12] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254 – 1259.
- [13] Cheng M M, Zhang G X, Mitra N J, et al. Global contrast based salient region detection[C]//2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2011: 409 – 416.
- [14] Yang C, Zhang L H, Lu H C, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2013: 3166 – 3173.
- [15] Zhao R, Ouyang W L, Li H S, et al. Saliency detection by multi-context deep learning[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2015: 1265 – 1274.
- [16] Luo Z M, Mishra A, Achkar A, et al. Non-local deep features for salient object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 6593 – 6601.
- [17] Chen S S, Tan X L, Wang B, et al. Reverse attention for salient object detection[C]//Proceedings of 2018 European Conference on Computer Vision. Springer, 2018: 236 – 252.
- [18] Hou Q B, Cheng M M, Hu X W, et al. Deeply supervised salient object detection with short connections [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(4): 815 – 828.
- [19] Li G B, Yu Y Z. Deep contrast learning for salient object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 478 – 487.
- [20] Zhang L, Dai J, Lu H C, et al. A bi-directional message passing model for salient object detection[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 1741 – 1750.
- [21] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for largescale image recognition[C]//Proceedings of International Conference on Learning Representations, 2015.
- [22] Lee G, Tai Y W, Junmo K. Deep saliency with encoded low level distance map and high level features[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 660 – 668.
- [23] Zhang P P, Wang D, Lu H C, et al. Amulet: Aggregating multi-level convolutional features for salient object detection [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2017: 202 – 211.
- [24] Li X, Yang F, Cheng H, et al. Contour knowledge transfer for salient object detection [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV). Springer, 2018: 370 – 385.
- [25] Hu X W, Zhu L, Qin J, et al. Recurrently aggregating deep features for salient object detection[C]//Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2018: 6943 – 6950.
- [26] Wang W G, Shen J B, Dong X P, et al. Salient object detection driven by fixation prediction[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 1711 – 1720.
- [27] Feng M Y, Lu H C, Ding E. Attentive feedback network for boundary-aware salient object detection [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2019: 1623 – 1632.
- [28] Deng Z J, Hu X W, Zhu L, et al. R³Net: Recurrent residual refinement network for saliency detection[C]//Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2018: 684 – 690.
- [29] Krahenbuhl P, Koltun V. Efficient inference in fully connected CRFs with gaussian edge potentials[C]//25th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, 2011: 109 – 117.
- [30] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834 – 848.
-
- (上接第 131 页)
- [10] Jin F L, Liu Q F, 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.
- [11] 赵书峰, 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.
- [12] Xu Y H, Wang J. Signal detection algorithm based on SOR algorithm in Massive MIMO system [C]//2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE, 2018: 662 – 667.
- [13] 范莉花. 面向 5G 的大规模 MIMO 无线传输技术研究 [J]. *通讯世界*, 2019(7): 97 – 98.
- [14] Xue Y, Zhang C, Zhang S Q, et al. Steepest descent method based soft-output detection for massive MIMO uplink [C]//2016 IEEE International Workshop on Signal Processing Systems (SiPS). IEEE, 2016: 273 – 278.