

引用格式:陈曦,吴天宝,龚奕宇,等. 一种低复杂度近最优大规模 MIMO 检测算法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(10):48-53. [CHEN X, WU T B, GONG Y Y, et al. A low-complexity and near-optimal massive MIMO detection algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(10): 48-53.]

一种低复杂度近最优大规模 MIMO 检测算法

陈 曦¹, 吴天宝², 龚奕宇², 吕东旭¹, 贺光辉¹

(1 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240;

2 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610041)

摘 要: 为了提升大规模 MIMO (Massive Multiple-input Multiple-output) 检测算法的性能并降低其复杂度, 本文提出了一种基于连续替换 Richardson 迭代的低复杂度近最优检测算法. 该算法采用连续替换策略, 提升了传统 Richardson 迭代的收敛速度; 除此之外, 提出了基于特征值估计的初始化策略, 在较低的复杂度下进一步提升了算法性能. 仿真结果表明该算法对比传统 Richardson 迭代性能提升显著, 且在 128×16 规模 MIMO 系统中, 当迭代次数为 2, 误比特率为 10^{-4} 时相对于 MMSE 仅有 0.06 dB 的性能损失, 而相对于 Jacobi 算法有 2 dB 的性能提升, 算法复杂度降低了 10.8%. 文章还给出了该算法在 Xilinx Virtex-7 FPGA 平台的硬件实现结果, 较其他算法有更高的吞吐率, 达到了 10.3 Mbps.

关键词: MIMO; Richardson 迭代; 连续替换; 检测算法

中图分类号: TN929.1

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)10-0048-06

A low-complexity and near-optimal massive MIMO detection algorithm

CHEN Xi¹, WU Tian-bao², GONG Yi-yu², LV Dong-xu¹, HE Guang-hui¹

(1 School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2 State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, China)

Abstract: In order to improve the performance and reduce the complexity of Massive Multiple-input Multiple-output (MIMO) detection algorithm, a low-complexity near-optimal detection algorithm based on continuous replacement Richardson iteration is proposed. The algorithm adopts a continuous replacement strategy to improve the convergence speed of traditional Richardson iterations. In addition, an initialization strategy based on eigenvalue estimation is proposed, which further improves the performance of the algorithm at a low complexity. Simulation results show that the algorithm has a significant improvement over traditional Richardson iteration performance. In a 128×16 scale MIMO system, when the number of iterations is 2 and the bit error rate is 10^{-4} , there is only 0.06 dB performance loss compared to MMSE's, and 2 dB performance improvement compared to Jacobi's, while the algorithm complexity is reduced by 10.8%. The article also gives the hardware implementation results of the algorithm on the Xilinx Virtex-7 FPGA platform, which has a higher throughput rate than other algorithms, reaching 10.3 Mbps.

Key words: MIMO; Richardson; successive displacement; signal detection

1 引言

在无人区输电线路人工巡检工作中,通讯信号的缺失是一个普遍存在的问题,这会导致输电线路状态、运检人员位置、现场实施情况等都无法有效掌握,严重影响安全生产。当前,第五代移动通信系统(5th Generation, 5G)技术具有高速传输和信号稳定的特性,非常适合应用在无人区输电线路无线通信中。

大规模 MIMO 系统是实现 5G 的关键技术,它可以满足 5G 在高数据传输速率、稳定连接和低延迟等方面的要求。大规模 MIMO 技术通过在基站中设置上百根天线同时向数十位用户提供服务。相比传统小规模 MIMO 系统,大规模 MIMO 系统显著提升了频谱效率^[1]。然而,天线数的大幅增加也使得大规模 MIMO 信号检测的复杂度急剧上升,如何设计一种高性能、低复杂度的检测器成为大规模 MIMO 系统中最关键的问题之一^[2]。

2 系统模型

本文考虑大规模 MIMO 系统上行链路,配备有 N_{rx} 根天线的基站同时接收来自 N_{tx} 个单天线用户的数据。用户终端将原始比特流编码、交织、调制后,得到对应的发射向量,再经过无线信道传输。基站的 N_{rx} 根天线收到信号后先进行信道估计得到信道矩阵,再经信号检测、解交织、译码后得到接收比特流。接收信号可以表示为

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

式中,复向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_{tx}}]^T$ 为能量归一化的发射向量; $\mathbf{H}$ 为理想信道估计矩阵,维度为 $N_{rx} \times N_{tx}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_{N_{rx}}]^T$ 为独立同分布的加性高斯白噪声向量,方差为 σ^2 。

3 大规模 MIMO 检测算法简介

上行链路的信号检测,指的是利用信道估计得到的信道信息(Channel State Information, CSI),根据接收向量 $\mathbf{y}$,以最大后验概率(Maximum a posteriori estimation, MAP)为目标,还原发射向量 $\mathbf{x}$ 。假设发射信号概率相等,在 AWGN 信道中,以最优检测算法最大似然检测(Maximum Likelihood Sequence Detection, ML)为例,信号检测问题可表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_{ML} = \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_{tx}}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 \quad (2)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{ML}$ 是最大似然检测算法得到的检测向量; $\Omega^{N_{tx}}$ 是所有可能的发射向量集合。但是 ML 的复杂度随天线数量呈指数增长,在大规模 MIMO 系统中难以实现。因此,目前主流的大规模 MIMO 检测算法可分为两类^[3]。

一是线性检测算法,如最小均方误差法(Minimum Mean Square Error, MMSE)和迫零法(Zero Forcing, ZF)等。其本质上是通过对接收向量进行线性变换来消除干扰和噪声的影响,从而恢复出发射向量。线性检测算法的检测所得向量一般可用 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{y}$ 描述。在 ZF 检测中, $\mathbf{A}_{ZF} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H$,而在 MMSE 检测中, $\mathbf{A}_{MMSE} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}^H$ ^[3]。

二是非线性检测算法,如连续干扰消除算法,球形译码、树搜索算法等。非线性检测算法性能较好,但复杂度普遍较高。目前主流的非线性检测算法为树搜索算法,其又可细分为 FSD(Fixed-complexity Sphere Decoding), K - Best, STS(Single Tree Search)等算法,其主要区别在于子节点的展开策略。

受益于基站大规模的天线阵列,大规模 MIMO 系统具有“信道硬化”的效应,线性检测算法如 MMSE 可以获得近最优的检测性能^[3]。然而,MMSE 检测算法包含复杂度很高的矩阵求逆计算,其复杂度随着矩阵规模立方增长,难以在大规模 MIMO 系统中用硬件来实现。为了降低计算复杂度,相关文献中提出了很多基于迭代的逆矩阵估计算法,例如 NS^[4](Neumann Series Expansion)、CG^[5](Conjugate Gradient)、RI^[6](Richardson)和 SOR^[7](Successive Over - Relaxation)等方法,但是,现有算法如 NS 和 SOR 仍存在着复杂度过高的问题,而 RI 和 CG 则存在收敛速度较慢的问题。

4 连续替换 Richardson 检测算法

对于大规模 MIMO 系统,考虑到传统 Richardson 迭代法存在着收敛速度慢的缺点,本文提出了迭代中连续替换的策略,对传统 Richardson 迭代进行改进,大大提高了迭代收敛率。同时本文提出了基于特征值估计的初始化策略,相对于文献^[6]中传统的初始化策略具有更好的收敛性能。

4.1 Richardson 迭代法介绍

Richardson 迭代法是求解系数矩阵为对称正定阵的大型线性方程组的有效方法,在大规模 MIMO 检测中,基于 MMSE 算法的 Richardson 迭代

公式如下^[6]:

$$\mathbf{x}^{i+1} = \mathbf{x}^{(i)} + \omega(\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}^{(i)}) \quad i = 0, 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

式中 ω 是松弛参数, $\mathbf{A} = \mathbf{A}_{\text{MMSE}}$, i 是迭代次数. 松弛参数的选取需要满足 $0 < \omega < \frac{2}{\lambda_{\max}}$, 其中 $\lambda_{\max}$ 是矩阵 $\mathbf{A}$ 的最大特征值, 才可以使(3)式收敛.

但是 Richardson 迭代的缺点也非常明显, 它的收敛率较低, 想要获得近 MMSE 检测算法的性能, 需要较高的迭代次数^[8].

4.2 连续替换策略

为提高其迭代收敛率, 我们提出了迭代连续替换策略. 展开(3)式, 可以得到 Richardson 迭代的分量形式:

$$\begin{cases} x_1^{i+1} = -\omega(a_{11}x_1^{(i)} + a_{12}x_2^{(i)} + a_{13}x_3^{(i)} + \dots + a_{1k}x_k^{(i)}) + \omega y_1 + x_1^{(i)} \\ x_2^{i+1} = -\omega(a_{21}x_1^{(i)} + a_{22}x_2^{(i)} + a_{23}x_3^{(i)} + \dots + a_{2k}x_k^{(i)}) + \omega y_2 + x_2^{(i)} \\ x_3^{i+1} = -\omega(a_{31}x_1^{(i)} + a_{32}x_2^{(i)} + a_{33}x_3^{(i)} + \dots + a_{3k}x_k^{(i)}) + \omega y_3 + x_3^{(i)} \\ \vdots \\ x_k^{i+1} = -\omega(a_{k1}x_1^{(i)} + a_{k2}x_2^{(i)} + a_{k3}x_3^{(i)} + \dots + a_{kk}x_k^{(i)}) + \omega y_k + x_k^{(i)} \end{cases} \quad (4)$$

可以看出, 传统 Richardson 迭代法在计算第 $i+1$ 次迭代结果时, 仅用到了第 i 次迭代结果, 这样造成了迭代收敛率低的问题. 为了解决这个问题, 我们将迭代公式进行修改, 采用连续替换策略. 在计算第 $i+1$ 次解时, 只有第一个分量 $x_1^{(i+1)}$ 用的全部是前一步迭代解的值, 而计算 $x_2^{(i+1)}$ 将用到 $x_1^{(i+1)}$, 计算 $x_3^{(i+1)}$ 将用到 $x_1^{(i+1)}$ 和 $x_2^{(i+1)}$, 以此类推. 连续替换策略的分量形式如下:

$$\begin{cases} x_1^{i+1} = -\omega(a_{11}x_1^{(i)} + a_{12}x_2^{(i)} + a_{13}x_3^{(i)} + \dots + a_{1k}x_k^{(i)}) + \omega y_1 + x_1^{(i)} \\ x_2^{i+1} = -\omega(a_{21}x_1^{(i)} + a_{22}x_2^{(i)} + a_{23}x_3^{(i)} + \dots + a_{2k}x_k^{(i)}) + \omega y_2 + x_2^{(i)} \\ x_3^{i+1} = -\omega(a_{31}x_1^{(i)} + a_{32}x_2^{(i)} + a_{33}x_3^{(i)} + \dots + a_{3k}x_k^{(i)}) + \omega y_3 + x_3^{(i)} \\ \vdots \\ x_k^{i+1} = -\omega(a_{k1}x_1^{(i)} + a_{k2}x_2^{(i)} + a_{k3}x_3^{(i)} + \dots + a_{kk}x_k^{(i)}) + \omega y_k + x_k^{(i)} \end{cases} \quad (5)$$

这个过程可以总结为:

$$x_n^{i+1} = \omega(y_n - \sum_{j=1}^{n-1} a_{nj}x_j^{(i+1)} - \sum_{j=n}^k a_{nj}x_j^{(i)}) + x_n^{(i)} \quad (6)$$

根据(6)式, 可以推得基于连续替换的 Richardson 迭代法的矩阵形式为:

$$\mathbf{x}^{(i+1)} = (\mathbf{I} + \omega\mathbf{L})^{-1}\mathbf{x}^{(i)} + \omega(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L})^{-1}(\mathbf{y} - (\mathbf{A} - \mathbf{L})\mathbf{x}^{(i)}) \quad (7)$$

4.3 基于特征值估计的迭代初值策略

对于所有迭代方法, 迭代初值都是收敛过程中最关键的因素之一. 传统的零向量初始化, 虽然简单但是与真实解差距很大, 因此需要一种低复杂度且高性能的初始化方法.

文献[9]提出了一种基于对角阵逆的初始化方法, 根据 Gram 矩阵($\mathbf{H}^H\mathbf{H}$)的主对角占优特性, 利用 $\mathbf{A}_{\text{MMSE}}$ 对角元素组成的矩阵 $\mathbf{D}$ 的逆矩阵与接收向量 $\mathbf{y}$ 的乘积将 $\mathbf{x}^{(0)}$ 初始化. 即:

$$\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{y} \quad (8)$$

但是, 该初始化方法的复杂度较高, 需要计算 $\mathbf{D}$ 和它的逆矩阵, 所以本文提出了一种基于特征值估计的初始化策略进一步降低了复杂度.

由于 $\mathbf{A}$ 主对角占优且对角元素互相近似, 可得下列关系式:

$$\mathbf{D} \approx \frac{\lambda_{\max} + \lambda_{\min}}{2} \mathbf{I} \quad (9)$$

式中, $\lambda_{\max}$ 和 $\lambda_{\min}$ 分别是矩阵 $\mathbf{A}$ 的最大及最小特征值. 但是, 特征值计算复杂度很高, 所以本文采用以下公式来近似求解 $\mathbf{A}$ 矩阵的最大及最小特征值^[10]:

$$\begin{cases} \lambda_{\max} = N_{tr} \left(1 + \sqrt{\frac{N_{rx}}{N_{tr}}} \right)^2 \\ \lambda_{\min} = N_{tr} \left(1 - \sqrt{\frac{N_{rx}}{N_{tr}}} \right)^2 \end{cases} \quad (10)$$

此外, Richardson 迭代中松弛参数 ω 的最佳取值为:

$$\omega = \frac{2}{\lambda_{\max} + \lambda_{\min}} \quad (11)$$

那么 $\mathbf{x}^{(0)}$ 的初始化就可以采用下式简化:

$$\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{y} \approx \frac{2}{\lambda_{\max} + \lambda_{\min}} \mathbf{I}\mathbf{y} = \omega\mathbf{y} \quad (12)$$

对比基于对角阵逆的初始化策略, 提出的基于特征值估计的初始化方法复杂度更低, 只包含向量的数乘操作.

综合上文的描述, 所提算法的流程可以总结如下:

Algorithm; Proposed low-complexity and near-optimal Massive MIMO detection method

Input: H, y, K, σ^2
Initialization:
1. $\mathbf{A} = \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I}_U$
2. $\mathbf{L}$ (The lower triangle part of $\mathbf{A}$)
3. $\lambda_{\max} = N_{tx} (1 + \sqrt{N_{tx}/N_{tx}})^2$,
 $\lambda_{\min} = N_{tx} (1 - \sqrt{N_{tx}/N_{tx}})^2$,
4. $\omega = \frac{2}{\lambda_{\max} + \lambda_{\min}}$
5. $\mathbf{x}^{(0)} = \omega \mathbf{y}$
Iteration:
6. for $i=1, \dots, k$ do
7. $\mathbf{x}^{(i+1)} = (\mathbf{I} + \omega \mathbf{L})^{-1} \mathbf{x}^{(i)} + \omega (\mathbf{I} + \omega \mathbf{L})^{-1} (\mathbf{y} - (\mathbf{A} - \mathbf{L}) \mathbf{x}^{(i)})$
8. end for
Output:
9. $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}$

5 复杂度分析及性能仿真

5.1 算法复杂度分析

表 1 给出了提出的算法与 NS、CG 和 Jacobi 迭代法的算法复杂度比较,复杂度以实数乘法的次数来衡量.所提算法复杂度的主要来源是 Gram 矩阵的计算、初始化以及算法的迭代.

表 1 各种算法各部分计算复杂度

	Gram 矩阵计算	初始化	k 次 迭代
NS ^[12]	$2N_{rx}N_{tx}^2$	$4N_{rx}N_{tx} + 8N_{tx}$	$(8N_{tx}^3 - 8N_{tx}^2)(k-2)$
CG ^[5]	$2N_{rx}N_{tx}^2$	$4N_{rx}N_{tx} + 8N_{tx}$	$(4N_{tx}^2 + 10N_{tx})k$
Jacobi ^[11]	$2N_{rx}N_{tx}^2$	$4N_{rx}N_{tx} + 8N_{tx}$	$(4N_{tx}^2 - 2N_{tx}^2)k$
Proposed	$2N_{rx}N_{tx}^2$	$2N_{tx}$	$(4N_{tx}^2 - 2N_{tx})k$

表 1 展示了在 128×16 的天线配置下,提出的算法在任意迭代次数下均小于 NS、CG 和 Jacobi 迭代法.其中,在迭代次数为 2 时,算法复杂度相较于 CG 迭代法减少了 11.2%,相较于 Jacobi 迭代法减少 10.8%.

5.2 性能仿真

为评估算法性能,我们在大规模 MIMO 平台上仿真了所提算法和现有算法的误码率(Bit Error Rate, BER)—信噪比(Signal Noise Rate, SNR)曲线.本文的仿真环境如下:发射端采用码率为 1/2、生成多项式为[131。171。]的卷积编码;接收端采用维特比译码算法,信道模型采用瑞利衰落信道.

图 1 是在 MIMO 系统规模为 128×8 ,64QAM 调制下迭代次数为 3 时传统 Richardson 迭代法与 $\mathbf{x}^{(0)}$ 取零向量、 $\omega \mathbf{y}$ 和 $\mathbf{D}^{-1} \mathbf{y}$ 的连续替换 Richardson 迭代法误码率性能比较.从图中可以看出连续替换的迭代策略使所提算法相对于传统 Richardson 迭代有很明显的性能优势,在 BER 为 10^{-2} 时就已经

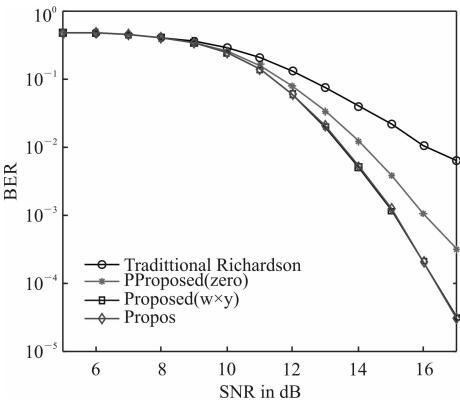


图 1 128×8,64QAM 不同初始化方法下所提算法与传统 Richardson 迭代法 BER 性能比较图

有 2dB 的优势.除此之外, $\mathbf{x}^{(0)}$ 取 $\mathbf{D}^{-1} \mathbf{y}$ 和 $\omega \mathbf{y}$ 相比于取零向量具有更高的迭代收敛速率,并且 $\mathbf{x}^{(0)}$ 用 $\mathbf{D}^{-1} \mathbf{y}$ 和 $\omega \mathbf{y}$ 初始化的性能几乎没有差别,但是提出的初始化方法具有更低的复杂度.

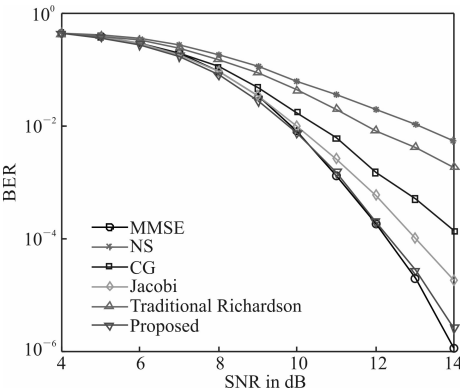


图 2 128×16,64QAM 不同算法 BER 性能比较图

图 2 是在 MIMO 系统规模为 128×16 ,64QAM 调制下迭代次数为 2 时 MMSE、NS、CG、Jacobi、传统 Richardson 迭代法与所提算法误码率性能的比较.从此图可以看出提出的算法在 BER 为 10^{-4} 时相比于 MMSE 仅有 0.06 dB 的性能损失,在 BER 为 10^{-4} 时相对于 Jacobi 有 0.8 dB 的优势,相对于 CG 有 2 dB 的优势,相比于传统 Richardson 迭代及 NS 更是有明显的性能优势.

6 FPGA 验证

我们利用 Xilinx Vivado HLS 2018.2 工具在 Virtex-7 FPGA 上对提出的算法以及其他算法进行了硬件实现.

实现过程中相关定点参数设置如下^[13]:信道矩阵 $\mathbf{H}$ 、接收向量 $\mathbf{y}$ 被量化为 16 bits,而估计发送向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 和计算中间值被量化为 20 bits. HLS 优化方

法,如流水线(Pipeline)、循环展开(Unrolling)和矩阵分解(Array Partitioning)都被同等应用在几种检测方法上.

表 2 各种算法 FPGA 实现资源消耗

	LUTs	FFs	DSP48
NS ^[11]	74 276	193 451	1 059
CG ^[5]	36 180	67 505	2 856
Proposed	87 819	34 128	512

表 3 各种算法 FPGA 实现延迟、吞吐率与面积效率

	Latency	吞吐率 /(Mb/s)	面积效率 Throughput /(LUTs+FFs)
NS ^[11]	1 566	0.13	0.480
CG ^[5]	585	0.34	3.079
Proposed	410	10.32	84.627

表 2 展示了在 128×16 天线配置下各种检测算法的 FPGA 实现的结果,提出的算法相比于 CG 迭代法可以节约 49%的 FF 和 82%的 DSP48 资源.表 3 展示了三种检测算法的延迟、吞吐率与面积效率的结果,可以看出,提出算法达到了相比于 CG 迭代法 30.34 倍的吞吐率与 27.49 倍面积效率.提出的算法本身由于需要连续替换,所以需要更多的 LUT 资源,但是迭代后的性能增益也十分明显.

HLS 实现结构包含预处理模块与迭代模块,可见图 3、图 4,图中各条数据通路均标注了定点量化位宽.预处理模块实现两部分功能,即 Gram 矩阵的计算和基于特征值估计的迭代初始化.迭代模块完成基于连续替换的 Richardson 迭代,每次迭代计算得到的 $\hat{\mathbf{x}}_i^{(k+1)}$ 都被用来及时更新迭代结果 $\hat{\mathbf{x}}$,作为下一次迭代的输入.

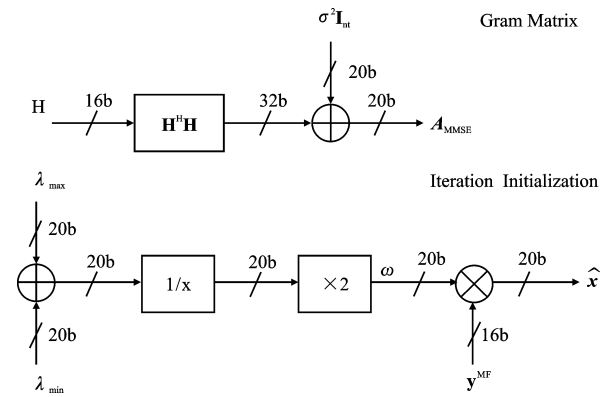


图 3 HLS 实现—预处理框图

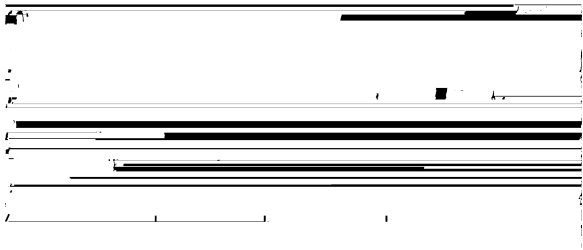


图 4 HLS 实现—迭代框图

7 结束语

本文提出了一种适用于大规模 MIMO 系统的低复杂度近最优检测算法.提出的算法应用连续替换策略对传统 Richardson 迭代法进行优化,利用当前迭代计算出的结果进行更新,提高了迭代的收敛速率.此外,本文还提出了一种基于特征值估计的初始化策略,在较低的算法复杂度的情况下提高了收敛率.仿真结果表明该算法相比于现有算法性能提升显著,同时复杂度更低.提出的算法可以在较低的迭代次数和复杂度下达到近 MMSE 的性能.除此之外,我们给出了算法的 FPGA 实现结果,还设计了高效的硬件结构并在 FPGA 上实现.实现结果显示相对于 CG 算法提升了 30.34 倍的吞吐率和 27.49 倍的面效率,证明提出的算法的硬件实现性能更好.

参考文献:

[1] ANDREWS J G, BUZZI S, CHOI W, et al. What will 5G be[J]. IEEE Journal on selected areas in communications, 2014, 32(6): 1065-1082.

[2] LÜ W B, HE G H. A low complexity S-GMI-THP precoding algorithm and hardware implementation for multi-user MIMO systems [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(7):6-11.

[3] ALBREEM M A, JUNTITI M, SHAHABUDDIN S. Massive MIMO detection techniques: A survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019;1.

[4] PRABHU H, RODRIGUES J, EDFORS O, et al. Approximate matrix inverse computations for very-large MIMO and applications to Linear Pre-coding systems[C]// IEEE Wireless Communication And Networking Conference. Shanghai, China, IEEE, 2013: 2710-2715

[5] YIN B, WU M, CAVALLARO J R, et al. Conjugate gradient based soft-output detection and precoding in massive MIMO systems[C]// IEEE Global Telecom-

- mun Conference. Austin, TX, USA, IEEE, 2014: 3696-3701
- [6] GAO X, DAI L, YUAN 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, 2014:1-5.
- [7] GAO X, DAI L, HU Y, et al. Matrix inversionless signal detection using SOR method for uplink large-scale MIMO systems[C]// IEEE Global Telecommun Conference. Austin, TX, USA, IEEE, 2014: 3291-3295
- [8] GAO X, DAI L, MA Y, et al. Low-complexity near-optimal signal detection for uplink large-scale MIMO systems[J]. IEEE Electron Letter, 2014, 50(18): 1326-1328
- [9] JING X, LI A, LIU H, A low-complexity lanczos-algorithm-based detector with soft-output for multiuser massive MIMO systems[J]. Digital Signal Process, 2017, 69:41-49
- [10] MINANGO J, ALMEIDA C DE. Optimum and quasi-optimum relaxation parameters for low-complexity massive MIMO detector based on richardson method [J]. Electronics Letters, 2017, 53(16):1114-1115.
- [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] YIN B, WU M, STUDER C, et al. Large-scale MIMO detection for 3GPP LTE: algorithms and FPGA implementations [J]. IEEE J. Sel. Topics Signal Process, 2014, 8(5):916-929
- [13] DING C H, HE G H. A low-complexity signal detection algorithm for uplink massive MIMO systems[J]. Microelectronics & Computer, 2017, 34(2):6-9.

作者简介:

陈曦 男,(1990-),博士研究生.研究方向为数字系统设计.

吴天宝 男,(1986-),硕士研究生.研究方向为输电线路运检及智能化应用.

龚奕宇 男,(1986-),硕士研究生.研究方向为变电运检及智能化应用.

吕东旭(通讯作者) 男,(1997-),本科生.研究方向为大规模 MIMO 检测算法研究与硬件实现.

E-mail:lvdongxu@sjtu.edu.cn