



基于近似信息传递算法的大规模 MIMO 信号检测

秦闯, 郑紫微, 娄达平, 富显祖

(宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要:大规模多输入多输出(MIMO)技术通过增加天线的数目可以有效降低发送功率,提高能量效率,被认为是 5G 移动通信的一项关键技术。随着天线数目的大幅增加,信号检测的复杂度随之增加。分析了大规模 MIMO 信号检测的研究现状,提出了近似信息传递(AMP)算法,并比较了 AMP 算法、Richardson 算法以及 Neumann 级数迭代近似算法的复杂度。仿真结果表明,该算法使用较少的迭代次数即可达到和 MMSE 近似的系统差错性能。

关键词:大规模 MIMO;信号检测;近似信息传递算法;MMSE;误码率

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016218

Massive MIMO signal detection based on approximate message passing algorithm

QIN Chuang, ZHENG Ziwei, LOU Daping, FU Xianzu

College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: Massive multiple-input multiple-output(MIMO) brings huge improvements in energy efficiency and reduces emission power by using a large number of antennas, which is known as a key technology in the fifth generation (5G) mobile communication. With the increasing number of antennas, the complexity of signal detection is increasing at the same time. According to the research status of massive MIMO signal detection, approximate message passing algorithm was proposed. The complexity of AMP was compared to some iteration algorithm like Richardson algorithm and Neumann series approximation algorithm. The results indicate that the proposed algorithm can use less iteration to achieve almost the same performance of MMSE algorithm.

Key words: massive MIMO, signal detection, approximate message passing algorithm, MMSE, error bit rate

1 引言

4G 移动通信的普及,移动互联网的迅速发展,智能终端的大量引入,为移动通信市场带来了新的革命。据 WWRH

预测,到 2020 年,移动通信用户数目从 50 亿户增长到 70 亿户,人均智能设备占有量也大幅增加^[1],这必然导致移动通信数据量需求的急剧增加,现有的通信网络将面临着网络容量和用户体验质量两方面的巨大挑战。在 4G 移

收稿日期:2016-06-13;修回日期:2016-08-04

基金项目:国家科技重大专项基金资助项目(No.2011ZX03002-004-02);教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(No.20113305110002);宁波市科技创新团队基金资助项目(No.2011B81002)

Foundation Items: The National Science and Technology Major Project(No.2011ZX03002-004-02), The Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education(No.20113305110002), The Program for Technology Innovation Team of Ningbo Government(No.2011B81002)

动通信中引入多天线 MIMO 技术,虽然系统网络容量相比 3G 有大幅提升,但 LTE 标准中允许的天线数目最多仅 8 根^[2],因此就催生了大规模 MIMO (massive multi-input multi-output, massive MIMO) 技术。

大规模 MIMO 是一项新兴的技术,通过使用大规模天线阵,在基站(BS)侧安装了数十甚至数百根天线^[3],能够同时同频带上服务于多个单天线用户。这相比传统的 MIMO 系统,天线数目增加了很多,并且进一步提高了频谱的利用效率和链接的可靠性^[4]。另外,大规模 MIMO 技术可以进一步减少基站侧的功率消耗,能够有效解决频谱资源紧张和容量需求急剧增长之间的矛盾。因此,大规模 MIMO 技术被预期为 5G 通信的一项核心技术^[5-7]。

大规模 MIMO 技术已成为国内外的研究热点,涉及信道建模、信号检测、导频污染等方面。信号检测算法主要分为线性和非线性,侧重考虑降低算法的复杂性^[8,9]。其中,非线性最优的 SISO 检测器采用最大后验概率(maximum a posteriori, MAP)算法,复杂度是 $O(|A|^N)$ 。其中, A 表示调制星座大小, N 表示发射天线的数目,但算法复杂度随着发射天线的数目和调制星座的大小呈指数增长,在实际中是需要避免的。为了降低此类算法的复杂度,有学者提出了一些次最优的 SISO 检测器,如基于 MAP 修剪策略的树搜索算法^[10],复杂度是 $O(|A|^{\alpha N})$, $\alpha \in (0, 1]$,但复杂性仍然呈指数增长。后来又提出了部分边缘化的方法^[11],通过使用最大似然近似出边缘部分符号,其复杂度是 $O(|A|^r + |N-r|^3)$, $1 \leq r \leq N$,复杂度介于 MAP 检测器和线性检测器之间。通常在设计信号检测器时,必须在两者之间达到一个权衡,在降低复杂度的同时,性能要接近最优。为了进一步降低复杂度,在大规模 MIMO 中可以使用简单的线性检测^[12]:最小均方误差(MMSE)和迫零(ZF)算法,而这两种线性检测算法涉及矩阵的逆运算,复杂度是 $O(M^3)$,其中, M 表示接收天线的数目,在大规模 MIMO 中仍然具有较高的复杂度。因此线性检测也衍生出一些采用迭代近似的方法,如 Neumann 级数近似^[13]、Gauss-Seidel^[14]以及 Richardson^[15]迭代近似的方法。但使用 Neumann 级数近似方法时,当迭代次数超过 2 之后,其复杂性就变为 $O(M^3)$,和 MMSE 的复杂性达到了相同的数量级。而 Gauss-Seidel 和 Richardson 迭代近似方法,将线性方程组的复杂度由 $O(M^3)$ 降至 $O(M^2)$ 。

此外,基于因子图的置信传播(belief propagation, BP)算法^[16]及其演变算法已经运用到信号检测中,当准确传递因子图的信息时,其复杂度达到和 MAP 相同的数量级。

为了解决置信传播复杂度高的问题,本文提出一种基于近似信息传递(approximate message passing, AMP)算法的低迭代检测器,可以使收发节点之间的信息近似服从高斯分布,因此只需要计算一阶和二阶统计特性,即期望和方差。与 MMSE 检测器 $O(M^3)$ 的复杂度相比,近似信息传递算法的复杂度是 $O(MN)$ 。

2 系统模型

考虑一个上行链路大规模多用户的 MIMO 系统,在基站一侧共使用了 M 根天线,同时为 N 个单天线用户服务。对于大规模 MIMO,通常有 $M \gg N$,例如, $M=128$ 和 $M=16$ 。

编码的比特通过一组符号星座表 Q 获取符号,例如正交幅度调制(QAM)。 $S_c \in Q$ 表示传输信号的 $N \times 1$ 维复向量值, c 表示复数值(complex), H_c 表示一个 $M \times N$ 维平坦瑞利衰落信道矩阵,且 H_c 的所有元素都被假设为独立同分布的,均值为 0,方差为 1。在基站端,接收到的 $M \times 1$ 维信号向量 y_c 可以表示为:

$$y_c = H_c S_c + n_c \quad (1)$$

其中, n_c 是一个 $M \times 1$ 维零均值的加性高斯白噪声向量,方差为 δ^2 ,模型如图 1 所示。

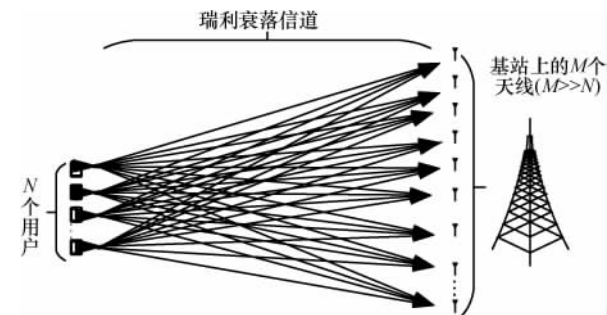


图 1 大规模 MIMO 系统模型

对于信号检测,复数值的系统模型可以直接转换成一个相似的实值系统模型:

$$y = HS + n \quad (2)$$

其中, $y = [\text{Re}\{y_c\} \text{Im}\{y_c\}]^T$ 是一个 $2M \times 1$ 维实值接收信号向量,同样 $s = [\text{Re}\{S_c\} \text{Im}\{S_c\}]^T$ 是一个 $2N \times 1$ 维发送信号向量, $n = [\text{Re}\{n_c\} \text{Im}\{n_c\}]^T$ 是 $2M \times 1$ 维噪声信号向量,信道矩阵表示为:

$$H = \begin{bmatrix} \text{Re}\{H_c\} & -\text{Im}\{H_c\} \\ \text{Re}\{H_c\} & \text{Im}\{H_c\} \end{bmatrix}_{2M \times 2N} \quad (3)$$

在基站一侧,多用户信号检测的任务是从接收到的信号向量 y 中估计出发送的信号向量 s 。信道向量矩阵通常



可以通过时域或者频域的导频序列获得。最小均方误差线性检测算法对于多用户的大规模 MIMO 系统来说是接近最优的,并且 N 个不同用户发送的信号向量 $\hat{s}$ 的估计可以通过式(4)获得:

$$\hat{s} = (H^H H + \delta^2 I_{2K})^{-1} H^H y \quad (4)$$

3 AMP 算法

3.1 信息传递算法基础

信息传递算法是基于最大后验概率(MAP)的机制^[17],第 j 个符号 s_j 的估计值可以表示为:

$$\begin{aligned} \hat{s}_j &= \int dS_j S_j \int \left(\prod_{\{S_k\} | k \neq j} dS_k \right) P(S | H, y) \\ &= \int dS_j S_j P(S_j | H, y) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $P(S | H, y)$ 表示在通道 y 和 H 已知的情况下发送符号 S 的联合后验概率。采用因子图的方法计算节点之间的消息,本系统模型的因子图如图 2 所示。这种算法在输入节点和输出节点之间迭代传递信息,第 t 次迭代从输出节点 y_i 到输入节点 s_j 的消息记为: $\Delta_{y_i \rightarrow s_j}^t$, 从输入节点 s_j 到输出节点 y_i 的消息记为: $\Delta_{s_j \rightarrow y_i}^t$ 。

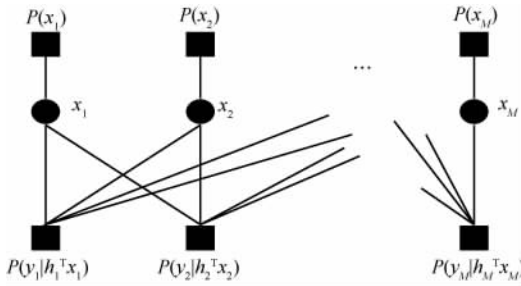


图 2 本系统模型的因子图

由参考文献[18,19]可知采用因子图的和积算法,可计算出它们的数学表达式为:

$$\Delta_{s_j \rightarrow y_i}^t \propto p_s \prod_{l \neq j} \Delta_{y_l \rightarrow s_j}^t(s_j) \quad (6)$$

$$\Delta_{y_i \rightarrow s_j}^t \propto \int p_{y_i | h_i^T x_j} \prod_{k \neq j} \Delta_{s_k \rightarrow y_i}^{t-1}(s_k) \quad (7)$$

$$P(S_j | H, y) \propto p_s(S_j) \prod_{i=1}^{2N_r} \Delta_{y_i \rightarrow s_j}^t \quad (8)$$

采用因子图的方法将全局函数分成数个小单元计算,但由式(8)可以看出,要计算出这些信息,需要多重积分,是一个 NP 问题,在实现上造成的复杂度是难以想象的。因此提出了下面的近似方法,将一个非线性问题转化为一个线性问题。

3.2 AMP 原理

同时参考文献[18]也证明了在 $N \rightarrow \infty$ 时, $\Delta_{y_i \rightarrow s_j}^t$ 可以近似为高斯密度, $\Delta_{s_j \rightarrow y_i}^t$ 可以近似为拉普拉斯密度和高斯密度的乘积。高斯分布完全只用均值和方差来描述。因此每次迭代只需要传回对应的均值 $a_{i \rightarrow j}$ 和方差 $v_{i \rightarrow j}$, 因此通过输出节点和输入节点之间的消息就可以使用中心极限定理和泰勒级数展开^[17],只取一阶和二阶,高阶近似为 0。

$$\Delta_{s_j \rightarrow y_i}^t = \frac{1}{\hat{Z}^{j \rightarrow i}} e^{-|s_j|^2 A_{i \rightarrow j} + 2B_{i \rightarrow j} s_j} \quad (9)$$

$$A_{i \rightarrow j} = \frac{|H_{ij}|^2}{\delta^2 + \sum_{k \neq j} |H_{ik}|^2 v_{i \leftarrow k}} \quad (10)$$

$$B_{i \rightarrow j} = \frac{H_{ij}^* (y_i - \sum_{k \neq j} H_{ik} a_{k \leftarrow i})}{\delta^2 + \sum_{k \neq j} |H_{ik}|^2 v_{i \leftarrow k}} \quad (11)$$

$$f_m(\Sigma^2, R) = \int dx x N(x, R, \Sigma^2) \quad (12)$$

$$f_v(\Sigma^2, R) = \int dx x^2 N(x, R, \Sigma^2) - |f_m(\Sigma^2, R)|^2 \quad (13)$$

其中, $\hat{Z}^{j \rightarrow i}$ 是正规化系数, $N(x, R, \Sigma^2)$ 表示的是随机变量为 x 、均值是 R 、方差是 Σ^2 的高斯分布的概率密度函数, $A_{i \rightarrow j}, B_{i \rightarrow j}$ 是中间变量, $f_m(\Sigma^2, R)$ 表示的是随机变量 x 的期望值, $f_v(\Sigma^2, R)$ 表示随机变量 x 的方差。

$$\hat{Z}^{j \rightarrow i} = \int e^{-|s_j|^2 A_{i \rightarrow j} + 2B_{i \rightarrow j} s_j} ds_j = \frac{\pi}{A_{i \rightarrow j}} e^{\frac{B_{i \rightarrow j}^2}{A_{i \rightarrow j}}} \quad (14)$$

迭代结束之后就分别获得了节点 s_j 的期望值和方差:

$$a_j = f_m\left(\frac{1}{\sum_y A_{y \rightarrow j}}, \frac{\sum_y B_{y \rightarrow j}}{\sum_y A_{y \rightarrow j}}\right) \quad (15)$$

$$v_j = f_v\left(\frac{1}{\sum_y A_{y \rightarrow j}}, \frac{\sum_y B_{y \rightarrow j}}{\sum_y A_{y \rightarrow j}}\right) \quad (16)$$

因 $j=1,2,3,\dots,M$ 以及 $i=1,2,3,\dots,N$, 当矩阵的维度很高时,此算法的计算复杂度还是很高的,在大规模 MIMO 系统中, $H_{ij} \sim N(0, 1/\sqrt{M})$, 所以 $H_{ij}^2 \sim N(0, 1/M)$, 在天线的数目很大的情况下, $1/M \approx 0$, $A_{i \rightarrow j}, B_{i \rightarrow j}$ 对于不同的 j 事实上差距不大,因此中间变量用 V_i 和 w_i 代替,所以还可以继续近似,最终算法的步骤可以变为:

$$V_i^{t+1} = \sum_j |H_{ij}|^2 v_j^t \quad (17)$$

$$w_i^{t+1} = \sum_j H_{ij} a_j^t - \frac{(y_i - w_i^t)}{\delta^2 + V_i^t} \sum_j |H_{ij}|^2 v_j^t \quad (18)$$

$$(\Sigma_j^2)^{t+1} = \left[\sum_i \frac{|H_{ij}|^2}{\delta^2 + V_i^{t+1}} \right]^{-1} \quad (19)$$

$$R_j^{t+1} = a_j' + \frac{\sum_i H_{ij}^* (y_i - w_i^{t+1})}{\sum_i \frac{|H_{ij}|^2}{\delta^2 + V_i^{t+1}}} \quad (20)$$

$$a_j^{t+1} = f_m((\sum_j^2)^{t+1}, R_j^{t+1}) \quad (21)$$

$$V_j^{t+1} = f_v((\sum_j^2)^{t+1}, R_j^{t+1}) \quad (22)$$

至此,迭代结束后 a_j 就是对原本传送信号的估计。至此, $P(S_j|H,y)$ 就近似为 $N((\sum_j^2)^{t+1}, R_j^{t+1})$ 。若是 K-QAM 调制, 则 $f_m(\sum_j^2, R)$ 和 $f_v(\sum_j^2, R)$ 可简化为:

$$f_m(\sum_j^2, R_j) = \frac{\sum_{l=1}^K s_l e^{-\frac{|s_l - R_j|^2}{\sum_j^2}}}{\sum_{l=1}^K e^{-\frac{|s_l - R_j|^2}{\sum_j^2}}} \quad (23)$$

$$f_v(\sum_j^2, R_j) = \frac{\sum_{l=1}^K s_l^2 e^{-\frac{|s_l - R_j|^2}{\sum_j^2}}}{\sum_{l=1}^K e^{-\frac{|s_l - R_j|^2}{\sum_j^2}}} - |f_m(\sum_j^2, R_j)|^2 \quad (24)$$

4 复杂性分析

主要分析了 AMP 算法的复杂度与一些线性检测算法的复杂度,并做了一些比较。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。从第 2 节可以得出,在大规模 MIMO 系统中,将一个多重积分的非线性问题最后转换成了一个线性问题,因此 AMP 算法的复杂度主要来自于式(17)~式(23)中的乘法。表 1 列出了 AMP 算法和在参考文献 [14~16] 中出现的大规模 MIMO 信号检测迭代算法的复杂度。

从表 1 可以看出,传统的 MMSE 算法的复杂性是 $O(M^3)$,而采用 AMP 算法的复杂度是 $O(MN)$,这和第 2 节的

分析相一致,具有较低的复杂度,同时比较了采用的 Neumann 级数近似算法和基于 Richardson 算法的复杂度。表 1 也显示了当迭代的次数是 2 的时候,Neumann 级数近似算法可以将复杂度从 $O(M^3)$ 降至 $O(M^2)$,但是当迭代次数 $i \geq 3$ 的时候,它的复杂度仍然是 $O(M^3)$,这也就意味着只有在临界的情况下复杂度可以减小。然而,Richardson 算法对于任意的迭代次数,复杂度都可以从 $O(M^3)$ 降至 $O(M^2)$ 。采用 AMP 算法,可以直接将算法的复杂度降至 $O(MN)$,获得更低的复杂度,具有最优的复杂度性能。

5 仿真结果

对上述提到的近似信息传递算法分别在不同的迭代次数下进行了仿真,并比较了误码率性能,同时将 MMSE 算法的误码率性能也被作为一个基准进行比较。主要考虑了一个基站天线数为 128、用户数为 16 的 128×16 的大规模 MIMO 系统,采用 64QAM 的调制机制,多项式与随机交织的 1/2 卷积码率。主要采用了瑞利衰落信道。在接收端,主要采用对数似然比较输入 Viterbi 译码^[20]。

图 3 展示了 AMP 算法在不同迭代次数及不同信噪比时的误码率性能,图 4 展示了 AMP 算法和 Richardson 算法在迭代次数为 1、2、4 时不同信噪比下的误码率。比较图 3 中的误码率性能,可以看出,在迭代次数为 1 时,AMP 算法误码率性能和 MMSE 的误码率性能差距很大,但在迭代次数为 2 时,这种算法的误码率已经和精确求矩阵逆的 MMSE 算法的误码率近似一样,在信噪比为 6 dB 时,这种算法的误码率性能达到 10^{-4} 以下,并且这种算法的误码率性能都随着信噪比的增加而提升。同时从图 3 可以看出,当迭代次数为 2 和 3 的时候,AMP 算法的误码率性能相差不多,而迭代次数是 3 和 4 的时候,误码率曲线几乎重合在一起,这也就是说,采用 AMP 算法,要达到相同的精度,可以使用较低的迭代次数即可达到和 MMSE 算法相同的性能,因此复杂度也就进一步减少了,并且随着迭代次数的增加,AMP 算法对误码率的性能改善不明显。比较图 4 可以看出,Richardson 算法在迭代次数为 1 时,它的误码

表 1 不同方法计算的复杂度

MMSE	迭代次数	Neumann 级数近似方法	Richardson 方法	本文提出的 AMP 方法
$O(M^3)$	$i=2$	$8M^2-4M$	$8M^2+4M$	$18MN+16MK+8N+4M$
	$i=3$	$8M^3+16M^2-10M$	$12M^2+6M$	$27MN+24MK+12N+6M$
	$i=4$	$16M^3-4M^2+4M$	$16M^2+8M$	$36MN+32MK+16N+8M$
	$i=5$	$24M^3-16M^2+6M$	$20M^2+10M$	$45MN+40MK+20N+10M$

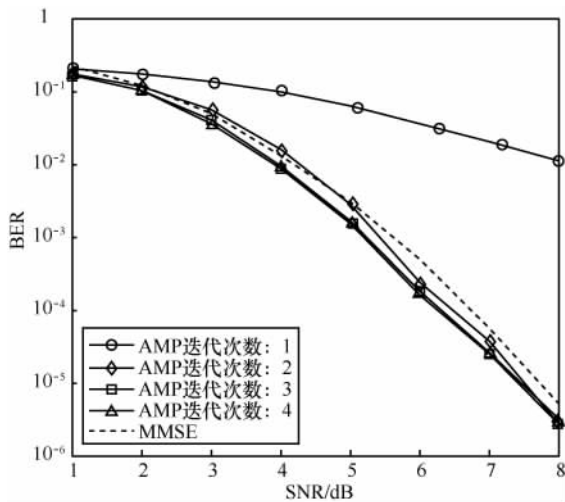


图3 AMP算法在不同信噪比下的误码率

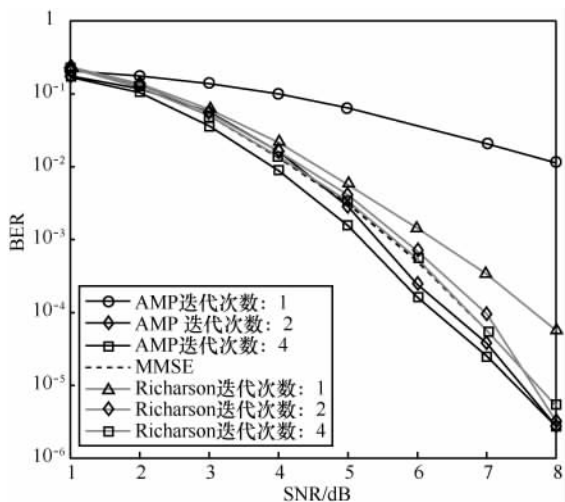


图4 AMP算法和Richardson算法在不同信噪比下的误码率

率性能要优于AMP算法的在迭代次数为1时的性能,当迭代次数为2时,Richarson算法的误码率性能也近似接近MMSE算法,但是迭代次数超过2之后,AMP算法的误码率明显优于Richarson算法的误码率性能。这也验证了在第2节中分析出的近似信息传递算法具有近似最优的性能。

6 结束语

分析了一种低复杂度的信号检测算法,在大规模MIMO系统上行链路接收端采用近似信息传递算法,在变量节点和因子节点之间传递均值和方差,可以将一个非线性的问题转化为线性问题,并比较了近似信息传递算法、Richardson迭代法、Neumann级数近似算法以及精确求矩阵逆的MMSE算法的复杂度,近似信息传递算法的复杂度为 $O(MN)$,远低于

其他几种算法。仿真结果表明,当基站的天线数目远大于用户的数目时,近似信息传递算法使用两次迭代即可达到和MMSE近似的系统差错性能,在信噪比为6 dB的时候,误码率降到 10^{-4} 以下,可以满足未来通信系统的需要。

参考文献:

- [1] SORENSEN L, SKOUBY K E. User scenarios 2020[R]. [S.l.:s.n], 2009.
- [2] 3GPP. Physical channels and modulation (Release 11): TS36.211[S]. 2010.
- [3] MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(11): 3590-3600.
- [4] NGO H Q, LARSSON E G, MARZETTA T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO system [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 61(4): 1436-1449.
- [5] HEATH RW, LOZANO A, MARZETTA T L, et al. Five disruptive technology directions for 5G[J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 52(2): 74-80.
- [6] LARSSON E G, TUFVESSON F, EDFORS O, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 742-758.
- [7] 尤肖虎, 潘志文, 高西奇, 等. 5G移动通信发展趋势与若干关键技术[J]. 中国科学, 2014, 44(5): 551-563.
YOU X H, PAN Z W, GAO X Q, et al. 5G mobile communication development trend and some key technology[J]. Science China, 2014, 44(5): 551-563.
- [8] SRINIDHI N, DATTA T, CHOCKALINGAM A, et al. Layered tabu search algorithm for large-MIMO detection and a lower bound on ML performance[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 59(11): 2955-2963.
- [9] SOM P, DATTA T, SRINIDHI N, et al. Low-complexity detection in large-dimension MIMO-ISI channels using graphical models[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(8): 1497-1511.
- [10] STUDER C, BÖLCSKEI H. Soft-input soft-output single tree-search sphere decoding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(10): 4827-4842.
- [11] LARSSON E, JALDÉN J. Fixed-complexity soft MIMO detection via partial marginalization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 3397-3407.
- [12] STUDER C, FATEH S, SEETHALER D. ASIC implementation of soft-input soft-output MIMO detection using MMSE parallel interference cancellation[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2011, 46(7): 1754-1765.

- [13] YIN B, WU M, STUDER C, et al. Implementation trade-offs for linear detection in large-scale MIMO systems [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'13), May 26–31, 2013, Vancouver, USA. New Jersey: IEEE Press, 2013: 2679-2683.
- [14] DAI L, GAO X, SU X, et al. Low-complexity soft-output signal detection based on Gauss-Seidel method for uplink multi-user large-scale MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(10): 4839-4845.
- [15] GAO X, DAI L, MA Y, et al. Low-complexity near-optimal signal detection for uplink large-scale MIMO systems [J]. Electronics Letters, 2014, 50(18): 1326-1328.
- [16] SOM P, DATTA T, CHOCKALINGAM A, et al. Improved large MIMO detection based on damped belief propagation [J]. IEEE Information Theory Workshop (ITW), 2010: 1-5.
- [17] 陈昱旻. 利用近似讯息传递算法于大规模多天线系统解调器之研究[D]. 台北: 中山大学通讯工程研究所, 2015: 1-81.
CHEN Y W. Research on messages using approximate algorithm in large-scale antenna system of modem[D]. Taipei: Institute of Communication Engineering, Sun Yat-sen University, 2015: 1-81.
- [18] ADERSON M R. Sparse inference using approximate message passing [D]. Copenhagen: Technical University of Denmark, thesis, 2014.
- [19] WU S, KUANG L, NI Z, et al. Low-complexity iterative detection for large-scale multiuser MIMO-OFDM systems using approximate message passing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 902-915.
- [20] CHEN L. Iterative soft decoding of reed-solomon convolutional concatenated codes [J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 11(10): 4076-408.

[作者简介]



秦闯(1990–),男,宁波大学信息科学与工程学院硕士生,主要研究方向为无线通信技术。



郑紫微(1975–),男,宁波大学信息科学与工程学院教授、博士生导师,教育部新世纪优秀人才、浙江省杰出青年、宁波市有突出贡献专家,曾获得2009年国家科学技术进步奖二等奖1项,主要研究方向为移动通信、宽带信息传输。



娄达平(1991–),男,宁波大学信息科学与工程学院硕士生,主要研究方向为信号与信息处理。



富显祖(1991–),男,宁波大学信息科学与工程学院硕士生,主要研究方向为信号与信息处理。