基于期望传播的低复杂度高性能 EP-SU 大规模 MIMO 检测

羊贵武*, 姚国强, 胡剑浩*

电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 成都 611731

* 通信作者. E-mail: guiwuyang_uestc@163.com, jhhu@uestc.edu.cn

收稿日期: 2018-06-19; 接受日期: 2018-07-23; 网络出版日期: 2019-07-16

国家自然科学基金 (批准号: 61571083, 61501084) 资助项目

摘要 近些年, 基于期望传播 (expectation propagation) 的 EP 检测算法在高阶调制的大规模 MIMO (multiple input multiple output) 场景下展现出了相比于传统检测算法的巨大优势, 但是由于其每次迭代都需要进行矩阵求逆运算, 使得该算法的计算复杂度在实际应用中是难以接受的. 本文提出了一种适用于大规模 MIMO 系统下的逐次更新 EP-SU (expectation propagation successive updating) 检测算法, 一方面提出了逐次更新的信息节点更新方式, 加快了信息更新效率的同时规避了原有 EP 中的矩阵求逆运算; 另一方面优化了单个节点更新算法, 提升了信息更新的有效性和准确性. 仿真结果表明: 本文提出的 EP-SU 检测算法在多种大规模 MIMO 场景下, 都具有相比于原有 EP 检测器更加优秀的检测性能、更快的收敛速度、更低的误码平层和更低的计算复杂度, 最后这些优势都会随着天线规模的增加而更加显著.

关键词 大规模 MIMO, 期望传播, 逐次更新, 低复杂度, 快收敛

1 引言

多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 技术由于自身拥有分集增益和复用增益的特点, 可以极大地提升系统容量. 在无线通信系统中占据重要的地位, 已被应用于如 LTE, WIMAX 和微波传输网络等多种通信系统中. 大规模 MIMO 技术增加了收发两端的天线数量, 性能增益更加明显, 因此成为了 5G 的核心候选技术之一, 也将是高吞吐率系统的必然选择. 天线数量的增加带来了巨大的容量增益, 但随之而来的也有相应的技术难题. 如在大规模 MIMO 系统中的符号检测技术, 随着天线规模的增大, 已有的一些高性能检测算法在大规模的场景下将不再适用. 其中最大似然检测 (maximum likelihood, ML)^[1] 是公认的最优检测方式, 它通过对发送符号星座点组合进行全空间搜索,

引用格式: 羊贵武, 姚国强, 胡剑浩. 基于期望传播的低复杂度高性能 EP-SU 大规模 MIMO 检测. 中国科学: 信息科学, 2019, 49: 853–867, doi: 10.1360/N112018-00160
Yang G W, Yao G Q, Hu J H. Low complexity and high performance EP-SU large-scale MIMO detection based on expectation propagation (in Chinese). Sci Sin Inform, 2019, 49: 853–867, doi: 10.1360/N112018-00160

求出最优解, 在获得优秀检测性能的同时其计算复杂度也随着发端天线数目和调制阶数成指数增长, 这在大规模 MIMO 系统下是难以接受的. 为了降低大规模 MIMO 检测的计算复杂度, 又有部分低复杂度非线性检测算法提出, 如基于树搜索 (tree-search)^[2] 的检测算法在多天系统得到了广泛应用. 该算法通过控制解的搜索空间大小, 可以灵活地在性能和复杂度之间进行折中, 以适应各种不同系统的具体需求. 又如球形译码 (sphere decoding, SD) 检测^[3] 就是通过把全空间变换成指定半径的球形空间, 并在该空间中搜索最优解. 当然, 对搜索空间的不同选取方法之间也有性能差异.

还有一些低复杂度的线性检测器, 如在实际工程中被广泛应用的最小均方误差 (minimum mean square error, MMSE) 检测器^[4], 其通过均衡矩阵对接收信号进行处理, 把多路发送信号并行检测转换为单发单收检测, 从而降低检测复杂度. 但是 MMSE 检测中存在矩阵求逆计算, 在大规模 MIMO 系统中依旧有较高的复杂度; 除此之外, 在高阶大规模的情景下, MMSE 的检测性能相比于传统的非线性检测算法损失较大, 这一定程度上限制了 MMSE 的发展前景. 后面也有学者通过对 MMSE 检测算法进行优化处理来提升其检测性能, 如并行干扰消除 (parallel interference cancellation) 技术 (MMSE-PIC)^[5], 但是这些优化算法在提升 MMSE 检测性能的同时也成倍增加了计算复杂度.

近年来, 基于消息传递 (message passing, MP) 的检测方法由于其优异的性能受到了广泛关注. 置信传播 (belief propagation, BP) 算法^[6] 是基于因子图结构的近似算法. 通过迭代的方式对变量节点和因子节点之间的消息进行更新, 从而在收敛后获得对节点边缘概率分布的近似结果. 特别是在无环的因子图中, 收敛结果即为精确的边缘概率分布, 因此具有广泛的应用前景. BP 算法已成功应用到 MIMO 检测^[7] 中, 且具有优异的性能. 但是由于 MIMO 系统因子图含有大量的环结构, 使得其迭代更新收敛速度较慢, 并且迭代计算过程中更新公式往往较为复杂, 这些都导致了 BP 算法在 MIMO 检测中依然具有很高的计算复杂度^[8,9]. 与 BP 相比, 期望传播 (expectation propagation, EP) 算法^[10] 在迭代更新时不再关注分布的具体采样值, 而是专注于能够完全表征分布的特征参量, 从而可以简化迭代更新公式和加快迭代收敛速度, 最终降低计算复杂度. EP 算法自从被 Minka 博士提出后, 被广泛应用于机器学习领域并取得了显著地成果. 由于通信系统中的部分问题和机器学习领域中的类似, 都是建立在 Bayes 推理的基础上, 因此 EP 算法最近也被广泛应用于通信系统中. 包括信道估计^[11,12]、MIMO 信号检测^[13,14]、信道译码^[15] 等.

基于 EP 的 MIMO 检测算法^[16] 通过对各发送天线符号先验分布的假设, 求取后验概率分布的近似, 并通过矩匹配对近似后验分布进行迭代更新, 从而完成符号检测. 该方法具有更新公式简单, 收敛快的特点. 较之于 BP 检测算法, 只需更少的迭代次数就可以达到相近的性能. 该检测算法一经提出, 就在通信系统中被大量使用, 如 EP 检测算法扩展到联合变消息传递 (variational message propagation) 的 BP 算法 (BP-EP-VMP)^[17], 基于共轭梯度 (conjugate gradient) 的 EP 算法 (EP-CG)^[18] 用于信号检测; 也在联合信道估计和符号检测系统中被采用, 包括基于正交导频的信道估计系统^[19] 和盲信道估计系统^[20]. 然而该 EP 检测算法在迭代更新中使用并行特征参量更新方法, 在每次迭代中都会对一个均衡矩阵求逆, 使之依旧承受着较高的复杂度且在更大规模下较 BP 算法性能有所不足.

本文提出了一种逐次更新 (successive updating) 的 EP (EP-SU) 算法, 适用于高阶调制的大规模 MIMO 系统. 与已有的 EP MIMO 检测器相同, 本算法也是通过对后验分布进行迭代更新, 直至达到收敛条件或者最大迭代次数后停止迭代. 相比于已有的 EP MIMO 检测算法^[16], EP-SU 算法主要在两个方面进行了改进. 首先, 近似联合后验分布的特征参量不再是在所有天线的先验分布匹配完成后批量更新, 而是在每根天线的先验分布匹配结果得到后立即进行更新, 从而加快信息更新速度, 并规避了原有 EP 检测算法中每次迭代都需要的矩阵求逆计算, 改用逆矩阵逐次迭代的简单计算方式, 大大降低计算复杂度; 其次, 在更新过程中出现不正常的匹配分布时, 本文提出的检测算法是使用一个特定

的可靠分布去替代它,而不是采取原有的EP检测算法保留上一次结果不更新的处理方式,这样既可以保证信息更新的准确性,又可以进一步加快信息的收敛速率.仿真结果表明:在收敛性方面,EP-SU检测器的收敛速度明显优于原有的EP和BP检测器;在检测性能方面,检测器迭代收敛的情况下,EP-SU检测器具有最低的误码平层,且在不同天线规模下,相比于原有EP检测器和BP检测器都分别具有至少0.2和0.3 dB以上的性能增益;在复杂度方面,相比于原有EP检测器,相同迭代次数下的EP-SU检测器在复杂度上得到了几乎成倍的降低,并且与达到收敛情况下的BP检测器相比,复杂度的增益也是极为明显的.

本文的结构安排如下:第2节将介绍MIMO的系统模型和相应符号检测内容以及EP算法;第3节介绍已有的EP MIMO检测方法和本文提出的EP-SU MIMO检测方法并进行复杂度分析;第4节通过仿真结果进行验证;我们将在第5节进行总结.

符号说明:在本文中,黑体的大小写字母分别表示矩阵和向量,符号 $E[\cdot]$ 和 $V[\cdot]$ 分别是求随机变量的均值和方差. $(\cdot)^H$ 和 $(\cdot)^T$ 分别是对矩阵或者向量求共轭转置和转置. $\mathcal{CN}(\mathbf{x}:\mathbf{a},\mathbf{B})$ 和 $\mathcal{CN}(x:a,b)$ 分别表示联合复 Gauss 随机变量和复 Gauss 随机变量,其中3个参数分别为随机变量、均值向量/均值和协方差矩阵/方差.对于一个矩阵 $\mathbf{M}$, $\mathbf{M}(i,j)$ 表示它第 i 行第 j 列的元素, $\mathbf{M}[i]$ 和 $\mathbf{M}\langle j\rangle$ 分别表示它第 i 行和第 j 列的向量. $\text{diag}(\mathbf{x})$ 表示将向量 $\mathbf{x}$ 转换为对角矩阵.

2 MIMO 系统模型及 EP 理论基础

2.1 MIMO 系统模型

如图1是一个收发天线数分别为 M 和 N 的MIMO系统.其信道响应的作用可以简单表示为

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

其中, $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 和 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 分别是接收符号向量和发送符号向量, $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为复加性 Gauss 白噪声 (additive white Gaussian noise, AWGN),它的分量均服从 $\mathcal{CN}(0,\sigma_n^2)$,不失一般性, $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 是平坦 Rayleigh 衰落的信道响应矩阵,它的各个分量独立同分布,服从 $\mathcal{CN}(0,1)$.在本文中,主要专注于大规模的MIMO符号检测,因此假定接收端具有完整的信道信息并且对信道噪声功率具有准确的估计.

MIMO符号检测的目的是接收端利用接收向量 $\mathbf{y}$ 、信道矩阵 $\mathbf{H}$ 和信道噪声方差 σ_n^2 恢复出发送符号 $\mathbf{x}$ 的估计值 $\hat{\mathbf{x}}$.根据Bayes准则,为了使检测结果最佳,需计算各个发送符号的边缘后验概率分布 $p(x_i|\mathbf{y})$,并使其最大化.事实上,对于一个软输出的MIMO检测器而言,其输出为每个发送符号相应比特的最大似然比(log likelihood ratio, LLR),假定 $\text{LLR}_{i,k}$ 表示第 i 个发送符号的第 k 个比特的最大似然比,那么它的计算方法为

$$\text{LLR}_{i,k} = \ln \frac{\sum_{x_i \in \chi_k^1} p(x_i|\mathbf{y})}{\sum_{x_i \in \chi_k^0} p(x_i|\mathbf{y})}, \quad (2)$$

其中, χ_k^1 和 χ_k^0 分别表示在调制星座中第 k 个比特分别为1和0的星座点集合.因此,和之前描述的一致,MIMO符号检测的关键在于计算 $p(x_i|\mathbf{y})$.由全概率公式可知

$$p(x_i|\mathbf{y}) = \sum_{\mathbf{x} \setminus x_i} p(\mathbf{x}|\mathbf{y}), \quad (3)$$

图 1 (网络版彩图) MIMO 系统示意图

Figure 1 (Color online) Conceptual illustration of MIMO system

其中 $\mathbf{x} \setminus x_i$ 表示除了 x_i 以外所有发送符号的集合. 当 x_i 之间相互独立时 (这点可以由发送符号的随机性以及随机交织器等保证), 我们可以得到

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \prod_i p(x_i|\mathbf{y}). \quad (4)$$

由 Bayes 推理公式, 我们知道

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{y})} = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y})}, \quad (5)$$

在接收向量 $\mathbf{y}$ 已知的情况下, $p(\mathbf{y})$ 为已知项, 且在 LLR 计算中, 因为对应发送比特为 0 或 1 的子集都会除以相同的 $p(\mathbf{y})$, 因此该项在计算中可以被归一化因子代替. 而在已知完整信道信息和信道噪声的前提下, $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 服从 $\mathcal{CN}(\mathbf{y}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \sigma_n^2 \mathbf{I})$. 那么 MIMO 系统符号检测的计算目标为

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \propto \mathcal{CN}(\mathbf{y}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \sigma_n^2 \mathbf{I}) \cdot p(\mathbf{x}). \quad (6)$$

2.2 EP 理论基础

EP 算法是基于 Bayes 推理的一种近似算法, 已被广泛应用于机器学习中. 它的核心思想是“近似”: 对于一个复杂 (计算困难, 无法用表达式表示) 的概率分布 $p(x)$, 用一个简单的分布 $q(x)$ 去替代, 从而大大简化计算. 且在近似过程中, 只要保证近似结果在目标所关注的局部可以和原分布保持一致或大致相同, 则在整体上几乎不会对最终性能有影响. 两个分布的近似程度可以用 Kullback Leibler (KL) 散度来表示:

$$D_{\text{KL}}(p(x) || q(x)) = - \int p(x) \ln \frac{q(x)}{p(x)} dx. \quad (7)$$

由式 (7) 可知, KL 散度的值越小, 则两个分布的近似程度越高. 为了获得对 $p(x)$ 的最佳近似, 可以通过令 KL 散度的梯度为 0 来求取它的最小值. 从而可以等价得到最佳逼近 $q_{\text{opt}}(x)$ 需要满足

$$\mathbb{E}_{q_{\text{opt}}(x)}[u(x)] = \mathbb{E}_{p(x)}[u(x)], \quad (8)$$

其中 $u(x)$ 表示 $q_{\text{opt}}(x)$ 的充分统计量, 式 (8) 为满足最小 KL 散度的等效条件, 即是近似分布对充分统计量的期望与目标函数相同. 当 $q_{\text{opt}}(x)$ 为 Gauss 分布时, $u(x) = \{x, x^2\}$, 此时充分统计量的期望为 Gauss 分布的一二阶矩, 因此通过最小化 KL 散度求近似的方法又被称为矩匹配 (moment matching).

对于一个多因子乘积构成的复杂分布 $p(x)$, 其表达式为

$$p(x) = f(x) \prod_i t_i(x), \quad (9)$$

其中 $t_i(x)$ 为不属于近似指数族的因子, 指数分布族是由一些给定的指数分布类型构成的近似分布集合, 而 $f(x)$ 为已经属于给定指数族的因子. EP 算法即对不属于给定指数族的目标因子完成最小 KL 散度准则下的近似, 使用指数族分布中的 $\tilde{t}_i(x)$ 代替 $t_i(x)$. 指数族中有一个重要的性质, 那就是属于指数族的若干分布进行乘法或者除法运算后, 结果依然属于指数族. 算法 1 给出了 Minka^[10] 提出的 EP 算法近似过程.

Algorithm 1 Expectation propagation

- 1: Initialize all approximation term $\tilde{t}_i(x)$;
 - 2: Compute the posterior of x from $\tilde{t}_i(x)$: $q(x) = f(x) \prod_i \tilde{t}_i(x) / \int f(x) \prod_i \tilde{t}_i(x) dx \int f(x) \prod_i \tilde{t}_i(x) dx$;
 - 3: Repeat until all $\tilde{t}_i(x)$ converge;
 - 4: Choose a factor term $\tilde{t}_i(x)$;
 - 5: Remove $\tilde{t}_i(x)$ from $q(x)$ to get an 'old' posterior: $q^{\setminus i}(x) \propto q(x) / \tilde{t}_i(x)$;
 - 6: Combine $q^{\setminus i}(x)$ with $t_i(x)$ and minimize the KL divergence to get a new posterior $q'(x)$ with normalizer Z_i ;
 - 7: Update $\tilde{t}_i(x) = Z_i q'(x) / q^{\setminus i}(x)$.
-

由算法 1 可以知道, EP 算法的更新公式主要包含近似分布的乘除法. 由于指数族分布的特性, 在实际计算过程中, 一般数域复杂分布的乘除法被转换为指数域的加减法, 所以计算更新的变量为各个指数分布的各阶矩, 并且可以通过简单的归一化操作保证计算的准确性. 这极大地简化了 EP 算法更新公式的计算复杂度, 使其受到广泛关注.

3 大规模 MIMO 的 EP 检测算法

3.1 传统 EP 检测算法

第 2 节推导了联合后验概率分布 $p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \propto \mathcal{CN}(\mathbf{y}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \sigma_n^2 \mathbf{I}) \cdot p(\mathbf{x})$, 其中 $p(\mathbf{x})$ 是发送符号的联合先验分布, 在发送符号相互独立的情况下 $p(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^N p(x_i)$. EP 检测器在使用一个非标准化的 Gauss 分布去替代各发送天线的先验分布, 即 $\hat{p}(x_i) = \exp(-1/2\lambda_i x_i^2 + \gamma_i x_i)$, 那么后验分布的近似为

$$\begin{aligned} \hat{p}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) &\propto \mathcal{CN}(\mathbf{y}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \sigma_n^2 \mathbf{I}) \cdot \prod_{i=1}^N \hat{p}(x_i) \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})^H \mathbf{I} (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})\right) \cdot \prod_{i=1}^N \exp\left(-\frac{1}{2}\lambda_i x_i^2 + \gamma_i x_i\right) \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})^H \mathbf{I} (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^N \left(-\frac{1}{2}\lambda_i x_i^2 + \gamma_i x_i\right)\right). \end{aligned} \quad (10)$$

该近似后验服从联合 Gauss 分布, 即

$$\hat{p}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{x} : \mathbf{u}, \mathbf{C}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{u})^H \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{u})\right), \quad (11)$$

其中 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{C}$ 分别是联合 Gauss 分布的均值向量和协方差矩阵. 比较式 (10) 和 (11), 可以得到

$$\mathbf{C} = (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \text{diag}(\boldsymbol{\lambda}))^{-1}, \quad (12)$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{C} \cdot (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{y} + \boldsymbol{\gamma}), \quad (13)$$

其中 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]^T$, $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_N]^H$. 由发送符号的独立性, 可以获得边缘后验分布的近似分布 $\hat{p}(x_i|\mathbf{y}) \sim \mathcal{CN}(x_i : \mathbf{u}(i), \mathbf{C}(i, i))$. 参照第 2 节中的 EP 算法流程, 上标 (l) 表示第 l 次迭代, E_s 表示发送符号的平均能量, 则 MIMO 系统的 EP 检测器^[16]步骤如下:

步骤 1: 初始化参数 $\lambda_i^{(1)} = E_s^{-1}$, $\gamma_i^{(1)} = 0$.

步骤 2: 进行循环直至收敛条件满足或达到最大循环次数.

(1) 按照式 (12) 和 (13) 计算获得逼近联合后验分布的均值向量和协方差矩阵.

(2) 选择一个近似的边缘后验分布 $\hat{p}(x_i|\mathbf{y})$ 更新.

(a) 计算腔 (cavity) 边缘分布:

$$\hat{p}^{\setminus i(l)}(x_i|\mathbf{y}) = \frac{\hat{p}^{(l)}(x_i|\mathbf{y})}{\hat{p}^{(l)}(x_i)} \sim \mathcal{CN}(x_i : m_i^{(l)}, \varepsilon_i^{2(l)}), \quad (14)$$

则有

$$\varepsilon_i^{2(l)} = \frac{\mathbf{C}^{(l)}(i, i)}{1 - \mathbf{C}^{(l)}(i, i) \cdot \lambda_i^{(l)}}, \quad (15)$$

$$m_i^{(l)} = \varepsilon_i^{2(l)} \left(\frac{\mathbf{u}_i^{(l)}(i)}{\mathbf{C}^{(l)}(i, i)} - \gamma_i^{(l)} \right). \quad (16)$$

(b) 计算替代分布 $p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y}) = \hat{p}^{\setminus i(l)}(x_i|\mathbf{y}) \cdot p(x_i)$ 的均值 $u_i'^{(l)}$ 和方差 $\sigma_i'^{2(l)}$, $p(x_i)$ 在无外信息的情况下服从发送符号星座点的离散均匀分布.

(c) 通过匹配 $p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})$ 和部分更新分布 $p_{pu}^{(l)}(x_i|\mathbf{y}) = \hat{p}^{\setminus i(l)}(x_i|\mathbf{y}) \hat{p}^{(l+1)}(x_i)$ 的矩来更新 $\lambda_i^{(l+1)}$ 和 $\gamma_i^{(l+1)}$, 此时有

$$\lambda_i^{(l+1)} = \frac{1}{\sigma_i'^{2(l)}} - \frac{1}{\varepsilon_i^{2(l)}}, \quad (17)$$

$$\gamma_i^{(l+1)} = \frac{u_i'^{(l)}}{\sigma_i'^{2(l)}} - \frac{m_i^{(l)}}{\varepsilon_i^{2(l)}}. \quad (18)$$

(3) 判断是否所有近似边缘后验分布都已更新, 如果是, 返回步骤 2 进行下一次迭代更新, 否则返回 (2), 更新下一个近似边缘后验分布.

步骤 3: 根据近似的边缘后验分布计算发送符号的最大似然比.

在 EP MIMO 检测器中, 式 (17) 可能返回负值, 作为方差显然是不合理的, 这是由于噪声干扰的影响使得特征参量更新偏离正确的收敛方向. 此时检测器的操作是不对此次结果进行更新, 保留上次的正确更新方向近似结果, 这样可以保证当前更新参量的正确性, 等待下次联合后验分布参量更新后,

通过其他天线的参量对该参量的更新方向进行纠正. 同时为了保证算法稳定性, 更新式 (17) 和 (18) 时使用了一个低通滤波器, 表示为

$$\lambda_i^{(l+1)} = \beta \left(\frac{1}{\sigma_i'^{2(l)}} - \frac{1}{\varepsilon_i^{2(l)}} \right) + (1 - \beta) \lambda_i^{(l)}, \quad (19)$$

$$\gamma_i^{(l+1)} = \beta \left(\frac{u_i^{(l)}}{\sigma_i'^{2(l)}} - \frac{m_i^{(l)}}{\varepsilon_i^{2(l)}} \right) + (1 - \beta) \gamma_i^{(l)}. \quad (20)$$

此外, EP 检测器在更新过程中对 $\sigma_i'^{2(l)}$ 的值进行了控制 $\sigma_i'^{2(l)} = \max(V[p'^{(l)}(x_i|\mathbf{y})], \tau)$, τ 为给定的一个较小的参数, 保证方差的下限值. 可以看出对后验概率获取不再是传统的概率值计算, 而是对后验分布的近似, 近似函数具有指数分布的特性, 所以迭代过程中传递的都是指数分布的特征参量, 显然在指数分布的前提下 EP 检测算法的迭代更新公式非常简单. 为了便于理解, 本文将原有 EP 检测算法总结于算法 2.

Algorithm 2 Original EP for large-scale MIMO detection

```

1: Input :  $\mathbf{y}, \mathbf{H}, \sigma_n^2$ ;
2: Initialization :  $\lambda_i^{(1)} = E_s^{-1}$ ,  $\gamma_i^{(1)} = 0$ ,  $p = 64$ ,  $\beta = 0.2$ , Iter-times,  $\tau$ ;
3: Pre-Processing :  $\mathbf{C}^{(1)} = (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \text{diag}(\boldsymbol{\lambda}))^{-1}$ ,  $\mathbf{u}^{(1)} = \sigma_n^{-2} \mathbf{C}^{(1)} \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ ;
4: for  $l = 1$  : Iter-times // Loop1;
5:   for  $i = 1$  :  $N$  // Loop2;
6:      $\varepsilon_i^{2(l)} = \mathbf{C}^{(l)}(i, i) / (1 - \mathbf{C}^{(l)}(i, i) \cdot \lambda_i^{(l)})$ ,  $m_i^{(l)} = \varepsilon_i^{2(l)} (\mathbf{u}^{(l)}(i) / \mathbf{C}^{(l)}(i, i) - \gamma_i^{(l)})$ ;
7:      $u_i^{(l)} = E[p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})]$ ,  $\sigma_i'^{2(l)} = \max(V[p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})], \tau)$ ;
8:     if  $\sigma_i'^{2(l)} > \varepsilon_i^{2(l)}$  // Unsuitable approximation;
9:        $\lambda_i^{(l+1)} = \lambda_i^{(l)}$ ,  $\gamma_i^{(l+1)} = \gamma_i^{(l+1)}$ ;
10:    else // Normal updating;
11:       $\lambda_i^{(l+1)} = \beta(\sigma_i'^{-2(l)} - \varepsilon_i^{-2(l)}) + (1 - \beta) \lambda_i^{(l)}$ ,  $\gamma_i^{(l+1)} = \beta(u_i^{(l)} \sigma_i'^{-2(l)} - m_i^{(l)} \varepsilon_i^{-2(l)}) + (1 - \beta) \gamma_i^{(l)}$ ;
12:    end if
13:  end for // Loop 2;
14:   $\mathbf{C}^{(l+1)} = (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \text{diag}(\boldsymbol{\lambda}^{(l+1)}))^{-1}$ ,  $\mathbf{u}^{(l+1)} = \sigma_n^{-2} \mathbf{C}^{(l+1)} (\mathbf{H}^H \mathbf{y} + \boldsymbol{\gamma}^{(l+1)})$ ;
15: end for // Loop1;
16: Output :  $\text{LLR}_{i,k} = \ln \sum_{x_k \in \chi_i^1} p(x_k|\mathbf{y}) / \sum_{x_k \in \chi_i^0} p(x_k|\mathbf{y})$ .

```

3.2 EP-SU 检测器

虽然 EP MIMO 检测器具有优异的性能^[16], 但是由于每次迭代中都会按照式 (12) 计算一个均衡矩阵的逆, 导致了这种检测方法具有很高的复杂度, 特别是在大规模 MIMO 中, 矩阵阶数变大, 使得计算复杂度更高. 考虑如图 2 所示的 MIMO 系统因子图, 其中圆圈和方框分别表示变量节点 (发送天线) 和观察节点 (接收天线), 不同节点之间的连接为信道响应, 变量节点的单独连接为节点先验信息 $p(x_i)$. 图 3 是 EP 在 MIMO 系统中的图模型, 各变量节点之间的单条连接取代了原有的两级 (变量节点 $\rightarrow$ 观察节点 $\rightarrow$ 变量节点) 连接. 原有 EP 检测器的本质为首先近似先验概率分布, 然后通过各个节点之间的连接关系 (求逆运算) 获取各个变量节点的后验分布, 再单独更新各自节点的先验分布, 如此循环最终达到收敛. 这个更新方法虽然取得了极佳的性能, 但是由于 EP 检测器在更新过程中需要等所有天线的近似先验分布更新后, 再并行更新联合后验分布, 使得检测器有两个弊端. 一是迭代信

图 2 MIMO 系统的因子图

Figure 2 Factor graph for MIMO system

图 3 MIMO 系统下的 EP 简化因子图

Figure 3 Graph model of EP for MIMO system

息更新不够及时; 二是更新联合后验分布时, 所有的节点连接关系都要参与计算, 从而导致运算复杂度高。

事实上, 在每一个变量节点更新后, 整个图中的联合后验分布就已发生了改变。基于此, 我们提出了一种逐次更新的 EP (EP-SU) 检测器, 它的原理即在单个变量节点的近似先验分布更新后, 就立即更新整个网络的近似后验分布, 这样可以极大地加快系统的更新速度并且可以提升近似的准确性。此外, 使用逐次更新方法, 在更新联合后验分布时, 只使用 $N - 1$ 条连接关系计算网络的协方差, 而不是 $(N - 1)N/2$ 。这样就可以避免批量更新时的矩阵求逆计算, 从而大幅度降低计算复杂度。除了更新方式改变外, EP-SU 检测器在处理式 (17) 没有合适近似项时, 使用了一个特定的分布来近似, 而不是保留之前的结果不做更新。EP-SU 检测器的具体实现如下。

首先在初始化了先验分布的参数后, 通过式 (12) 和 (13) 对接收信号进行预处理, 然后获得各个发送符号的近似边缘后验分布, 并按照原有 EP 检测器流程对单个变量节点的近似先验分布进行更新。

在原有的 EP 检测器中, 需要得到所有的 $(\lambda_i^{(l+1)}, \gamma_i^{(l+1)})$ 后, 才计算更新 $\mathbf{u}^{(l+1)}$ 和 $\mathbf{C}^{(l+1)}$ 。而我们提出的方法在每得到一组 $(\lambda_i^{(l+1)}, \gamma_i^{(l+1)})$ 后, 就立即更新 $\mathbf{u}^{(l+1)}$ 和 $\mathbf{C}^{(l+1)}$ 。按照这种更新方式, 可以得到第 l 次迭代第 i 个变量节点更新前后的近似联合后验分布满足

$$\hat{p}_{\text{updated}}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \hat{p}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \exp\left(-\frac{1}{2}\Delta\lambda_i^{(l)}x_i^2 + \Delta\gamma_i^{(l)}x_i\right), \quad (21)$$

其中 $\Delta\lambda_i^{(l)} = \lambda_i^{(l+1)} - \lambda_i^{(l)}$, $\Delta\gamma_i^{(l)} = \gamma_i^{(l+1)} - \gamma_i^{(l)}$ 。令 $\mathbf{C}_i^{(l)}$ 和 $\mathbf{u}_i^{(l)}$ 分别表示前 i 组 $(\lambda_i^{(l)}, \gamma_i^{(l)})$ 更新后的近似后验分布协方差矩阵和均值向量, 按这个表示有 $\mathbf{C}_N^{(l)} = \mathbf{C}_0^{(l+1)} = \mathbf{C}^{(l+1)}$ 和 $\mathbf{u}_N^{(l)} = \mathbf{u}_0^{(l+1)} = \mathbf{u}^{(l+1)}$ 。因此由式 (21) 可以得到

$$\mathbf{C}_i^{(l)} = \left(\left(\mathbf{C}_{i-1}^{(l)}\right)^{-1} + \Delta\lambda_i^{(l)}\mathbf{e}_i\mathbf{e}_i^T\right)^{-1}, \quad (22)$$

其中 $\mathbf{e}_i$ 为 N 阶单位矩阵的第 i 列向量。又有矩阵计算公式

$$(\mathbf{A} + \mathbf{u}\mathbf{v}^H)^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \frac{\mathbf{A}^{-1}\mathbf{u}\mathbf{v}^H\mathbf{A}^{-1}}{1 + \mathbf{v}^H\mathbf{A}^{-1}\mathbf{u}}, \quad (23)$$

其中 $\mathbf{u} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, 结合式 (22) 和 (23), 可以得到下一个节点更新所需的协方差矩阵 $\mathbf{C}_i^{(l)}$ 和

均值向量的第 $i+1$ 个分量 $\mathbf{u}_i^{(l)}(i+1)$ 为

$$\mathbf{C}_i^{(l)} = \mathbf{C}_{i-1}^{(l)} - \frac{\Delta\lambda_i^{(l)}}{1 + \Delta\lambda_i^{(l)} \cdot \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}(i, i)} \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}[i] \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}\langle i \rangle, \quad (24)$$

$$\mathbf{u}_i^{(l)}(i+1) = \mathbf{C}_i^{(l)}[i+1] \cdot \left(\frac{1}{\sigma_n^2} \mathbf{H}^H \mathbf{y} + \gamma_i^{(l)} \right), \quad (25)$$

其中 $\gamma_i^{(l)} = [\gamma_1^{(l+1)}, \gamma_2^{(l+1)}, \dots, \gamma_i^{(l+1)}, \gamma_{i+1}^{(l)}, \dots, \gamma_N^{(l)}]^H$, 这样我们就把原来 EP 检测器每次迭代更新中复杂的矩阵求逆转换成了向量乘积和矩阵加减法, 大大降低了运算复杂度. 另外考虑到 $\mathbf{C}_i^{(l)}$ 的共轭对称性, 计算复杂度将进一步降低.

除了使用逐次更新方法, 当式 (17) 返回负值时, 考虑到保留上次的更新结果会导致更新过程混乱并延缓收敛. 比如变量节点以编号的自然数顺序更新, 更新节点 x_i 后整个网络的联合后验也被更新. 此时在更新 x_{i+1} 节点时如果式 (17) 返回负值而保留上次结果, 那么整个网络的联合分布会更新为一个不期望的迟滞结果. 因此出现这种情况时我们并不是保留上次的更新结果, 而是用特定的 Gauss 分布去替代结算结果. 该 Gauss 分布与替代分布 $p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})$ 直接关联, 从之前的更新过程可以发现近似先验分布的均值和 $p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})$ 的均值很接近, 因此特定的 Gauss 分布的均值采用了 $p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})$ 的均值来替代, 以保证原网络的实时收敛性. 另外为了避免错误收敛, 我们刻意成倍地放大了方差, 保证近似结的稳定性. 仿真结果表明这个方法达到了预期的效果. 该步骤为

$$\lambda_i^{(l+1)} = p \cdot \sigma_i'^{2(l)}, \quad (26)$$

$$\gamma_i^{(l+1)} = \lambda_i^{(l+1)} \cdot u_i'^{(l)}, \quad (27)$$

其中 p 取经验值 64. 在单个变量节点的分布近似过程上, 本文提出的 EP-SU 检测器和传统 EP 检测器保持一致, 采用算法 1 近似逼近算法. EP-SU 检测器提升了 MIMO 符号检测的效率, 即提高了检测的有效性和准确性. 为了使 EP-SU 检测流程更加容易被理解, 本文将 EP-SU 检测算法总结于算法 3.

Algorithm 3 Proposed EP-SU for large-scale MIMO detection

```

1: Input :  $\mathbf{y}, \mathbf{H}, \sigma_n^2$ ;
2: Initialization :  $\lambda_i^{(1)} = E_s^{-1}$ ,  $\gamma_i^{(1)} = 0$ ,  $p = 64$ ,  $\beta = 0.2$ , Iter-times,  $\tau$ ;
3: Pre-Processing :  $\mathbf{C}^{(1)} = (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \text{diag}(\boldsymbol{\lambda}))^{-1}$ ,  $\mathbf{u}^{(1)} = \sigma_n^{-2} \mathbf{C}^{(1)} \mathbf{H}^H \mathbf{y}$ ;
4: for  $l = 1$  : Iter-times // Loop1;
5:   for  $i = 1$  :  $N$  // Loop2;
6:      $\varepsilon_i^{2(l)} = \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}(i, i) / (1 - \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}(i, i) \cdot \lambda_i^{(l)})$ ,  $m_i^{(l)} = \varepsilon_i^{2(l)} (\mathbf{u}_{i-1}^{(l)}(i) / \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}(i, i) - \gamma_i^{(l)})$ ;
7:      $u_i'^{(l)} = E[p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})]$ ,  $\sigma_i'^{2(l)} = \max(V[p_r^{(l)}(x_i|\mathbf{y})], \tau)$ ;
8:     if  $\sigma_i'^{2(l)} > \varepsilon_i^{2(l)}$  // Unsuitable approximation;
9:        $\lambda_i^{(l+1)} = p \cdot \sigma_i'^{2(l)}$ ,  $\gamma_i^{(l+1)} = \lambda_i^{(l+1)} \cdot u_i'^{(l)}$ ;
10:    else // Normal updating;
11:       $\lambda_i^{(l+1)} = \beta(\sigma_i'^{-2(l)} - \varepsilon_i^{-2(l)}) + (1 - \beta)\lambda_i^{(l)}$ ,  $\gamma_i^{(l+1)} = \beta(u_i'^{(l)}\sigma_i'^{-2(l)} - m_i^{(l)}\varepsilon_i^{-2(l)}) + (1 - \beta)\gamma_i^{(l)}$ ;
12:    end if
13:     $\mathbf{C}_i^{(l)} = \mathbf{C}_{i-1}^{(l)} - [\Delta\lambda_i^{(l)} \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}[i] \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}\langle i \rangle / (1 + \Delta\lambda_i^{(l)} \cdot \mathbf{C}_{i-1}^{(l)}(i, i))]$ ,  $\mathbf{u}_i^{(l)}(i+1) = \mathbf{C}_i^{(l)}[i+1] \cdot (\mathbf{H}^H \mathbf{y} / \sigma_n^2 + \gamma_i^{(l)})$ ;
14:  end for // Loop 2;
15: end for // Loop1;
16: Output :  $\text{LLR}_{i,k} = \ln \sum_{x_k \in \chi_i^1} p(x_k|\mathbf{y}) / \sum_{x_k \in \chi_i^0} p(x_k|\mathbf{y})$ .

```

表 1 多种 MIMO 检测器对应不同操作计算次数统计

Table 1 The different operations times for different mimo detectors

Operations	Multiplication	Addition/subtraction	Exp($\cdot$)
BP	$L(24MN \cdot 2^{Q/2} + 20MN + 14M)$	$L(36MN \cdot 2^{Q/2} - 4MN - 2M)$	$4LMN2^{Q/2}$
EP(GE)	$L(4N^3 + 4N^2 + 10 \cdot 2^Q N + 13N)$	$L(4N^3 + 10 \cdot 2^Q N + 5N)$	$LN2^Q$
	$+3MN^2 + 4N^3 + 4MN + 4N$	$+MN^2 + 4N^3 + 2MN + 4N$	
EP(QRD)	$L(11N^3/2 + 9N^2 + 10 \cdot 2^Q N + 23N/2)$	$L(3N^3/2 + N^2 + 10 \cdot 2^Q N + 7N/2)$	$LN2^Q$
	$+3MN^2 + 11N^3/2 + 4MN + 9N^2 + 13N/2$	$+MN^2 + 3N^3/2 + 2MN + N^2 + 5N/2$	
EP-SU	$L(2N^3 + 8N^2 + 10 \cdot 2^Q N + 11N)$	$L(N^3 + 6N^2 + 10 \cdot 2^Q N + N)$	$LN2^Q$
	$+3MN^2 + 4N^3 + 4N^2 + 4MN + 4N$	$+MN^2 + 4N^3 + 2MN + 4N$	

表 2 常用操作的计算复杂度

Table 2 Complexity of different operations

Operations	Multiplication	Addition/subtraction	Exp($\cdot$)
Complexity	k^2	k	mk^2

3.3 算法复杂度分析

本文主要比较了 BP 检测器^[9], 原有的 EP 检测器^[16] 和提出的 EP-SU 检测器的计算复杂度. 其中, 针对原有的 EP 检测器中的求逆操作, 我们对比了两种求逆实现方法的复杂度, 分别为串行计算的 Gauss 消元法 (GE) 和并行计算的 QR 分解 (QRD)^[21,22]. 本文统计了检测流程中主要的数学运算次数 (均为实数运算次数), 包括加减法、乘法和指数运算. 表 1 给出了统计结果, 其中 L 为迭代次数, Q 为调制阶数.

统计结果体现了 BP 检测器和 EP 检测器各自的特点, 在迭代过程中 BP 检测器在任意的收发天线之间都有消息传递, 因此运算次数中循环项总是和 MN 乘积相关, 且由于更新公式复杂, 所以乘积系数比较大; 相反除去求逆计算的复杂度来看, EP 检测器在迭代时只对发端天线进行后验分布近似, 因此运算次数中循环项只和 N 相关, 同时由于更新公式简单, 所以乘积系数相对较小. 而相比于原有 EP 检测器, EP-SU 检测器则是在每次循环中降低运算次数最高项的系数至少一半.

为了更加直观地比较不同 MIMO 检测器的计算复杂度, 我们假设实数位宽为 k 的加法运算复杂度为 k . 文献 [23] 可以得到位宽为 k 的实数乘法运算的计算复杂度为 k^2 , 即乘法运算的复杂度是加法运算的 k 倍. 表 2 给出了实数位宽为 k 的不同运算的计算复杂度, 其中 m 为 exp 运算的指数位宽. 把不同的实数运算都转化为相同的单位计算复杂度之后, 就可以直观地比较不同检测器的复杂度, 图 4 给出了实数位宽 k 为 12 比特, 指数运算的指数位宽 m 为 8 比特, 6 次迭代 EP-SU 检测器、EP 检测器和 20 次迭代 BP 检测器的复杂度比较结果.

由图 4 可以看出我们提出的 EP-SU 检测器明显降低了已有的 EP 检测器的复杂度, 而且这个优势会随着天线规模的增加越来越明显. 比如, 在迭代次数为 6 的前提下, 在 $M = N = 32$ 时, EP-SU 检测器复杂度分别是原有 EP(GE) 检测器和 EP(QRD) 检测器的 65.07% 和 50.84%; 而当 $M = N = 64$ 时, 这两个比例将降低为 61.95% 和 48.43%. 而对比于 20 次的 BP 检测器 (第 4 节将说明这种情况下 BP 检测器收敛), EP-SU 更具有明显的优势, 在 $M = N = 32$ 时, EP-SU 检测器复杂度仅为 BP 检测器复杂度的 14.74%. 从图 4 可以看出, EP 和 EP-SU 检测器相较 BP 检测器复杂度的优势随着天线规模的增加, 逐渐减少. 这是因为 EP 检测器和 EP-SU 检测器在迭代处理过程中, 都需要对后验分布

图 4 不同规模条件下各种 MIMO 检测器复杂度对比

Figure 4 Comparison of complexity of different MIMO detectors with different antenna scales. (a) $M = N = 8$; (b) $M = N = 16$; (c) $M = N = 32$; (d) $M = N = 64$

的协方差矩阵进行大量运算, 这部分的计算复杂度会随着天线规模的增大而急剧增加, 降低了 EP 检测器在超大规模情况下的复杂度增益。

4 仿真分析

本节将通过仿真展现 EP-SU 检测器的性能. 我们的实验结果通过信噪比 (SNR) 和误比特率 (BER) 的仿真曲线呈现, 仿真系统中除了使用不同的软输出 MIMO 检测器以外, 其余部分完全一致. 系统采用了 1/2 码率, 码长为 4096 比特的卷积码, 并采用了标准的 BCJR 译码器. 系统的调制方式为 16-QAM, 信噪比定义为 $\text{SNR} = 10\log_{10}(NE_s/\sigma_n^2)$. 我们考虑了以下 4 种场景, 分别是 $M = N = 8$, $M = N = 16$, $M = N = 32$ 和 $M = N = 64$. 在每一种场景中, 我们都对比了 MMSE 检测器、BP 检测器、传统的 EP 检测器和 EP-SU 检测器的性能. 更多地, 我们在 $M = N = 16$ 时, 对比了基于消息传递 MIMO 检测器的收敛速度, 以及不同迭代次数下不同检测器的性能. 在不同的 EP 检测器中, 都用到了参数 τ , 由于随着天线规模增加, 后验近似时准确度增加, 从而方差减小, 因此控制方差最小取值的参数也会变化, 在本文中其具体取值为: 天线规模为 8×8 和 16×16 时, $\tau = 1 \times 10^{-3}$; 天线规模为 32×32 时, $\tau = 5 \times 10^{-4}$; 天线规模为 64×64 时, $\tau = 1 \times 10^{-4}$.

本文首先对比了不同检测器的收敛性. 图 5 给出了在天线规模为 16×16 和 $\text{SNR} = 15$ dB 的条件下, 不同迭代次数的 BP 检测器, 传统的 EP 检测器和 EP-SU 检测器的检测性能.

由图 5 可以看出 EP-SU 检测器 6 次时即接近收敛, 传统 EP 检测器大概在 9 次时接近收敛, 而 BP 检测器则需要 20 次才能接近收敛. 且在收敛后 EP-SU 检测器性能优于传统 EP 检测器和 BP 检测器. 这说明本文提出的 EP-SU 检测器收敛更快且具有更低的误码平层. 换句话说, 我们提出的 EP-SU 检测器只需更少的迭代次数即可达到传统 EP 检测器以及 BP 检测器相同的性能.

图 6 给出了在 $M = N = 16$ 时, 不同检测器在不同迭代次数的性能对比. 可以明显看出 EP-SU 检测器在 6 次迭代时就和 10 次迭代的性能相当, 且接近于最佳性能, 这也说明了我们提出的 EP-SU

图 5 天线规模为 $M = N = 16$, $\text{SNR} = 15 \text{ dB}$ 下不同 MIMO 检测器性能收敛图

Figure 5 Convergence of the different MIMO detectors when $M = N = 16$, $\text{SNR} = 15 \text{ dB}$

图 6 天线规模为 $M = N = 16$ 下不同迭代次数的 MIMO 检测器检测性能对比

Figure 6 Performance of MIMO detectors with different iteration times when $M = N = 16$

图 7 天线规模为 $M = N = 8$ 下 MIMO 检测器性能对比

Figure 7 Performance of MIMO detectors when $M = N = 8$

检测器只需 6 次迭代即可接近收敛. 与传统 EP 检测器相比较, 在相同迭代次数下我们提出的 EP-SU 检测器始终拥有更好的性能, 而且由图 6 可以看出 6 次迭代的 EP-SU 检测器在性能上就优于 10 次迭代收敛后的传统 EP 检测器. 对比 MMSE 检测器和 BP 检测器, 在该规模下两次迭代的 EP-SU 检测器在 10^{-3} 误比特量级时就优于 MMSE 大约 2 dB, 且接近于 20 次迭代的 BP 检测器性能. 而在误比特率为 10^{-4} 左右时, 6 次迭代的 EP 检测器就有优于 20 次迭代的 BP 检测器 0.6 dB 的性能增益. 结合图 6 的结果, 考虑到性能相当的前提, 图 7~9 我们对比了其他场景下 MMSE 检测器, 20 次迭代 BP 检测器, 6 次迭代下原有 EP 检测器和 6 次迭代的 EP-SU 检测器. 可以看出 4 种天线规模场景下, BER 为 $10^{-5} \sim 10^{-4}$ 时, 6 次迭代的 EP-SU 检测器始终优于 6 次迭代的已有 EP 检测器至少 0.2 dB, 优于 20 次迭代的 BP 检测器至少 0.3 dB.

图 8 天线规模为 $M = N = 32$ 下 MIMO 检测器性能对比

Figure 8 Performance of MIMO detectors when $M = N = 32$

图 9 天线规模为 $M = N = 64$ 下 MIMO 检测器性能对比

Figure 9 Performance of MIMO detectors when $M = N = 64$

除此之外, 对比 BP 检测器, EP-SU 检测器的性能优势随着天线规模的增大逐渐减小. 而且在第 3.3 小节复杂度分析中提到, EP-SU 检测器相比于 BP 检测器的复杂度优势也会随着天线规模增大而降低. 因此在诸如 $M = N = 500$ 的超大规模的 MIMO 系统中, EP-SU 检测器与 BP 检测器相比将不再拥有性能和复杂度方面的优势. 这是因 BP 检测器中 Gauss 近似的假设在大规模下更加有效, 这就决定了它随着规模增大而拥有更加优秀检测性能. 同时 EP-SU 检测器的协方差矩阵处理运算所占算法复杂度的比重越来越大, 逐次更新算法的优势逐渐减弱. 我们将在未来的研究工作中, 充分利用超大规模 MIMO 的特性, 如信道硬化, 设计新型的近似方法来改善复杂度问题, 同时提升检测器的检测性能. 当然, 在目前实际的大规模 MIMO 系统中, 本文提出的 EP-SU 不论是性能还是复杂度, 都是明显优于 BP 检测器的; 因此, 本文提出的 EP-SU 检测器具有很好的实用性, 且相较于传统的 EP 检测器, EP-SU 性能和复杂度上的优势还是会随着天线规模增大而更加显著.

5 结论

高阶调制的大规模 MIMO 检测技术是未来无线通信发展的一个巨大挑战, 传统的检测技术如 MMSE 检测将不再适用于高阶调制的大规模 MIMO 系统. 基于消息传递的检测方法近年来受到了广泛的关注, 如 BP 和 EP 的检测方法由于可以对发送符号的后验分布进行高效的近似, 从而在大规模的场景下能够达到接近理想的检测性能, 但是它们承载的巨大计算复杂度在实际应用中是无法接受的. 本文针对于大规模 MIMO 的符号检测提出了一种逐次更新的 EP-SU 检测算法. 该检测算法在已有的 EP 检测器基础上, 改变批量更新方式为逐次更新, 提高信息更新有效性的同时规避了原有 EP 检测器每次迭代中的矩阵求逆操作, 从而降低了复杂度, 且复杂度优势会随着天线规模的增加而愈发显著; 除此之外, EP-SU 检测算法还改进了在不合适更新结果出现时的处理方法, 进一步提高了更新过程的准确性和有效性. 仿真结果表明, 我们提出的 EP-SU 检测器, 在多种不同的天线规模下, 性能和复杂度上都优于原有的 EP 和 BP 检测器.

参考文献

- 1 Mishra A, Yashaswini N S, Jagannatham A K. SBL-based joint sparse channel estimation and maximum likelihood symbol detection in OSTBC MIMO-OFDM systems. *IEEE Trans Veh Technol*, 2018, 67: 4220–4232
- 2 Agarwal S, Sah A K, Chaturvedi A K. Likelihood-based tree search for low complexity detection in large MIMO systems. *IEEE Wirel Commun Lett*, 2017, 6: 450–453
- 3 Jang H, Nooshabadi S, Kim K, et al. Circular sphere decoding: a low complexity detection for MIMO systems with general two-dimensional signal constellations. *IEEE Trans Veh Technol*, 2017, 66: 2085–2098
- 4 Liu X X, Li Y Z, Li X R, et al. Pilot reuse and interference-aided MMSE detection for D2D underlay massive MIMO. *IEEE Trans Veh Technol*, 2017, 66: 3116–3130
- 5 Studer C, Fateh S, Seethaler D. ASIC implementation of soft-input soft-output MIMO detection using MMSE parallel interference cancellation. *IEEE J Solid-State Circ*, 2011, 46: 1754–1765
- 6 Felzenszwalb P F, Huttenlocher D R. Efficient belief propagation for early vision. In: *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004. 261–268
- 7 Yoon S, Chae C B. Low-complexity MIMO detection based on belief propagation over pairwise graphs. *IEEE Trans Veh Technol*, 2014, 63: 2363–2377
- 8 Gao Y, Niu H, Kaiser T. Massive MIMO detection based on belief propagation in spatially correlated channels. In: *Proceedings of the 11th International ITG Conference on Systems, Communications and Coding*, Hamburg, 2017. 1–6
- 9 Narasimhan T L, Chockalingam A. Detection and decoding in large-scale MIMO systems: a non-binary belief propagation approach. In: *Proceedings of 2014 IEEE 79th Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, Seoul, 2014. 1–5
- 10 Minka T P. Expectation propagation for approximate Bayesian inference. *UAI Morgan Kaufmann Publishers Inc*, 2001. 362–369
- 11 Jakubisin D J, Buehrer R M, Silva C R C M D. BP, MF, and EP for joint channel estimation and detection of MIMO-OFDM signals. In: *Proceedings of 2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, Washington, 2016. 1–6
- 12 Wei C, Zhang Z C, Liu H P. Expectation-propagation based low-complexity channel estimation for massive MIMO systems. In: *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Paris, 2017. 1–5
- 13 Zhang D, Mendes L L, Matthe M, et al. Expectation propagation for near-optimum detection of MIMO-GFDM signals. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2016, 15: 1045–1062
- 14 Ghavami K, Naraghi-Pour M. Noncoherent massive MIMO detection by expectation propagation. In: *Proceedings of GLOBECOM 2017*, Singapore, 2017. 1–6
- 15 Céspedes J, Olmos P M, Sánchez-Fernández M, et al. Improved performance of LDPC-coded MIMO systems with EP-based soft-decisions. In: *Proceedings of 2014 IEEE International Symposium on Information Theory*, Honolulu HI, 2014. 1997–2001
- 16 Céspedes J, Olmos P M, Sanchez-Fernandez M, et al. Expectation propagation detection for high-order high-dimensional MIMO systems. *IEEE Trans Commun*, 2014, 62: 2840–2849
- 17 Wu N, Yuan W, Guo Q, et al. A hybrid BP-EP-VMP approach to joint channel estimation and decoding for FTN signaling over frequency selective fading channels. *IEEE Access*, 2017, 5: 6849–6858
- 18 Takeuchi K, Wen C K. Rigorous dynamics of expectation-propagation signal detection via the conjugate gradient method. In: *Proceedings of 2017 IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, Sapporo, 2017. 1–5
- 19 Ghavami K, Naraghi-Pour M. MIMO detection with imperfect channel state information using expectation propagation. *IEEE Trans Veh Technol*, 2017, 66: 8129–8138
- 20 Ghavami K, Naraghi-Pour M. Blind channel estimation and symbol detection for multi-cell massive MIMO systems by expectation propagation. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2018, 17: 943–954
- 21 Sung H, Lee S R, Lee I. Generalized channel inversion methods for multiuser MIMO systems. *IEEE Trans Commun*, 2009, 57: 3489–3499
- 22 Lin C T, Wu W R. QRD-based antenna selection for ML detection of spatial multiplexing MIMO systems: algorithms and applications. *IEEE Trans Veh Technol*, 2011, 60: 3178–3191

23 Brent R P, Zimmermann P. Modern Computer Arithmetic. Cambridge: Cambridge University Press, 2010. 18

Low complexity and high performance EP-SU large-scale MIMO detection based on expectation propagation

Guiwu YANG*, Guoqiang YAO & Jianhao HU*

National Key Laboratory of Communication, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

* Corresponding author. E-mail: guiwuyang_uestc@163.com, jhhu@uestc.edu.cn

Abstract In recent years, the detection algorithm based on expectation propagation in high-dimension high-order modulation multiple-input-multiple-output (MIMO) systems shows a huge advantage over the traditional detection algorithm; however, this MIMO-based detection algorithm suffers from the prohibited complexity caused by matrix inversion in each iteration. In this paper, an EP-SU detection algorithm for large-scale MIMO systems is proposed. On the one hand, a successive updating method of information nodes is proposed, which speeds up the efficiency of information updating and avoids the matrix inversion of original EP; on the other hand, the single node update algorithm is optimized, which improves the efficiency and accuracy of information update. Simulation results show that the proposed EP-SU detection algorithm in various large-scale MIMO scenarios exhibits a more outstanding detection performance, faster convergence rate, lower error flat layer, and lower computational complexity compared with traditional EP detection; most importantly, these advantages will be more significant at higher antenna scales.

Keywords large-scale MIMO, expectation propagation, successive updating, low complexity, fast convergence

Guiwu YANG was born in 1993. He received his B.E. degree in communication engineering from the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China in 2016. He is currently pursuing his M.S. degree at the National Key Laboratory of Science and Technology on Communications in the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China. His research interests include iterative decoding, massive

MIMO detection, and stochastic computing.

Guoqiang YAO was born in 1991. He received his B.E. degree in information engineering from the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China, in 2014. He is currently pursuing his Ph.D. degree at the National Key Laboratory of Science and Technology on Communications in the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China. His main research interests are signal processing and technology in wireless

communication.

Jianhao HU received his B.E. and Ph.D. degrees in communication systems from UESTC in 1993 and 1999, respectively. He joined the City University of Hong Kong from 1999 to 2000 as a postal doctor. From 2000 to 2004, he served as a senior system engineer at the 3G Research Center of the University of Hong Kong. He has served as a professor at the National Key Laboratory of Communication of the University of Electronic Science and Technol-

ogy of China since 2005. His main research interests include high-speed DSP technology with VLSI, NoC, and software radio.