



研究与开发

一种大规模 MIMO 系统的联合用户活跃性和信号检测方法

宋晓群, 金明, 贾忠杰

(宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 上行免调度大规模多输入多输出 (mMIMO) 系统中, 当接收天线相关性增加或活跃设备数增大时, 传统的联合用户活跃性和信号检测方法性能急剧下降。另外, 传统方法需要知道噪声功率, 而实际中往往难以获得准确信息。针对上述问题, 提出了一种基于酉变换近似消息传递和期望最大化的联合用户活跃性和信号检测方法。与传统的近似消息传递算法不同, 所提的酉变换近似消息传递算法假设噪声功率未知。首先, 利用酉变换近似消息传递算法将 mMIMO 基站侧接收信号进行解耦处理, 同时估计噪声功率。然后, 利用解耦信号, 基于期望最大化算法实现用户活跃性检测。最后, 通过计算解耦信号所属星座点的后验概率得到信号检测结果。仿真结果表明, 所提方法在联合用户活跃性和信号检测方面优于传统方法。

关键词: 大规模多输入多输出; 用户活跃性检测; 信号检测; 酉变换近似消息传递

中图分类号: TP929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021002

Joint user activity and signal detection for massive multiple-input multiple-output

SONG Xiaoqun, JIN Ming, JIA Zhongjie

Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: In uplink grant-free massive multiple-input multiple-output (mMIMO) systems, the performance of available methods for joint user activity and signal detection deteriorates when the correlation of receiving antennas or the number of active devices increases. Moreover, the available methods require the knowledge of noise power, which is often practically unknown. To address the above issues, combining approximate message passing with unitary transformation and expectation maximization algorithm to jointly implement user activity and signal detection was proposed. Different from the conventional approximate message passing algorithm, the proposed one assumes that the noise power was unknown. Firstly, by exploiting the approximate message passing algorithm with unitary transform, the distribution of transmitted symbols together with the distribution of noise power was obtained. Secondly, expectation maximization algorithm was applied to estimate the user activity. Finally, the signal detection was implemented by deriving the posterior distribution of the decoupled signal belongs. Simulation results show that the proposed method is better than the traditional method in joint user activity and signal detection.

Key words: massive multiple-input multiple-output, user activity detection, signal detection, approximate message passing with unitary transformation

收稿日期: 2020-07-09; 修回日期: 2020-12-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61871246); 浙江省杰出青年科学基金资助项目 (No.LR21F010001); 宁波市自然科学基金重点项 (No.202003N4013)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61871246), Zhejiang Provincial Natural Science Funds for Distinguished Young Scholars (No.LR21F010001), Ningbo Key Program of Natural Science Funds (No.202003N4013)



1 引言

随着物联网 (internet of things, IoT) 和移动互联网的快速发展, 5G 移动通信系统需要应对高吞吐量、低时延和大规模连接的挑战^[1]。大规模多输入多输出 (massive multiple-input multiple-output, mMIMO) 技术由于其能够提升频谱效率、能量效率和可靠性已成为 5G 移动通信的关键技术之一^[2-3]。在 mMIMO 系统中, 基站通常会配置数十甚至数百根天线来服务多个 IoT 设备 (用户)^[4]。

按照传统通信方式, 用户接入基站需要一个握手过程, 即 IoT 设备首先向基站申请信道资源, 在基站调度并分配信道后才能向基站发送数据。由于 IoT 设备每次发送的信息数据量非常少, 甚至远少于握手过程产生的信令开销。因此, 握手过程会造成信道资源的极大浪费。另一方面, IoT 设备与基站之间的握手过程会产生较大的时延, 造成 5G 移动系统无法达到低时延的目标。

针对上述问题, 人们提出了无握手过程的免调度方案, 即在基站侧同时进行活跃性检测和信号检测^[5]。利用活跃 (即发射信号) 的 IoT 设备数量远小于基站侧天线数量的特点, 压缩感知算法被用于联合用户活跃性和信号检测^[6-11]。参考文献[6]提出了一种结构化迭代支撑检测算法, 在未知稀疏度条件下进行联合用户活跃性和信号检测, 但是该方法未将离散信号特征作为先验。参考文献[7]利用帧结构稀疏性和离散信号特征, 提出了一种基于近似消息传递和期望最大化的联合检测算法, 但是该算法对信道相关性敏感。参考文献[8]通过矩阵向量化将帧结构稀疏性转换为块结构稀疏性, 提出了基于门限判决块稀疏和基于交叉验证块稀疏的自适应子空间追踪算法进行联合用户活跃性和信号检测。在此基础上, 考虑多天线场景, 参考文献[9]进一步利用块结构稀疏性和块间有限等距的性质提出增强块结构稀疏压缩采样匹

配追踪算法。结合多天线发送空间调制信号, 参考文献[10]利用空间调制信号的时间相关性提出了基于自适应空间调制信号先验信息的子空间匹配追踪算法。参考文献[11]提出了联合结构化的近似消息传递算法来实现用户活跃性和信号检测。上述方法存在两个问题: 假设噪声功率已知, 而实际中大多采用低成本 IoT 设备, 标称噪声功率与实际值会有很大的差别, 这将造成上述方法性能下降; 假设活跃的 IoT 设备数量远小于基站侧天线数量, 而实际中, 活跃的 IoT 设备数量可能接近基站侧天线数量。

为了解决上述问题, 提出了一种基于酉变换近似消息传递和期望最大化的联合用户活跃性和信号检测方法。具体来讲, 通过酉变换使所提方法对信道相关性具有稳健的性能, 考虑噪声功率未知的情况, 在近似消息传递的过程增加估计噪声功率部分, 可以使所提方法未知噪声功率就能进行信号检测, 还考虑了所提方法在信道估计存在误差情况下的性能稳定性。仿真结果表明, 所提方法在活跃性检测和信号检测两方面受信道相关性影响均较小, 当活跃设备数量接近基站侧天线数量时仍保持检测性能, 在信道估计估计存在误差的情况下仍有较好性能。

2 系统模型

mMIMO 系统模型如图 1 所示, 假设 mMIMO 系统在基站侧配置 N 根天线, 在用户端共有 K 个配置单天线的 IoT 设备, 且 IoT 设备的数量大于基站侧天线数量, 即 $K > N$ 。

令 $\mathbf{y}^j \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示基站侧在第 j 个时隙的接收信号, 则 $\mathbf{y}^j$ 可以写为:

$$\mathbf{y}^j = \mathbf{H}\mathbf{x}^j + \mathbf{w}^j \quad (1)$$

其中, $\mathbf{w}^j = [w_1^j, w_2^j, \dots, w_N^j]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示独立同分布的加性复高斯白噪声, 即 $\mathbf{w}^j \sim \mathcal{CN}(0, \lambda^{-1}\mathbf{I})$, λ 为噪声精度 (λ^{-1} 表示噪声方差), $\mathbf{I}$ 为单位矩阵;

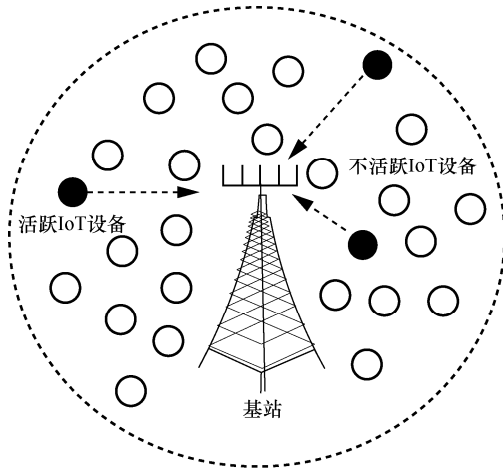


图1 mMIMO 系统模型

$\mathbf{H} = \mathbf{C}_R^{1/2} \mathbf{H}_w \mathbf{C}_T^{1/2} \in \mathbb{C}^{N \times K}$ 表示 MIMO 信道矩阵, $\mathbf{C}_R$ 和 $\mathbf{C}_T$ 分别为接收相关矩阵和发射相关矩阵, $\mathbf{H}_w$ 的元素相互独立且服从复高斯分布; $\mathbf{x}^j = [x_1^j, x_2^j, \dots, x_K^j]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 表示 K 个 IoT 设备在第 j 个时隙上发射符号构成的向量, 如果第 k 个 IoT 设备 x_k^j 不活跃 (即不发射信号), 则 x_k^j 为零。假设 IoT 设备发射信号采用 M 进制正交幅度调制 (M -ary quadrature amplitude modulation, MQAM), 令 $\Delta = \{q_1, q_2, \dots, q_M\}$ 表示 MQAM 符号构成的集合。令所有 IoT 设备的活跃概率为 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, 其中 θ_k ($0 \leq \theta_k \leq 1$) 表示第 k 个 IoT 设备的活跃概率, 则 x_k^j 的概率质量函数为:

$$p(x_k^j | \theta_k) = \theta_k \sum_{m=1}^M p_m \delta(x_k^j - q_m) + (1 - \theta_k) \delta(x_k^j) \quad (2)$$

其中, p_m 表示活跃 IoT 设备选择 Δ 中第 m 个星座点 q_m 的概率, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数。

考虑到信道编码等因素, IoT 设备每次传输一帧数据, 每帧包含若干个时隙。假设一帧含有 J 个时隙, 则 K 个 IoT 设备发射的一帧符号所构成的矩阵表示为:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^J] \quad (3)$$

此时, 接收信号矩阵为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{W} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^J]$ 和 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2, \dots, \mathbf{w}^J]$ 。

在应用中, IoT 设备只是偶尔发射数据, 因此矩阵 $\mathbf{X}$ 大部分行中元素为零, 即矩阵 $\mathbf{X}$ 具有帧结构稀疏性。另外, 发射数据的 IoT 设备是未知的, 因此需要进行活跃性检测。在活跃性检测后, 需要检测 IoT 设备的发射信号, 即识别 IoT 设备的发射符号。接下来, 提出一种联合用户活跃性和信号检测方法。

3 联合用户活跃性和信号检测方法

首先, 为了使所提方法对相关信道具有稳健性能^[12], 对信道矩阵 $\mathbf{H}$ 进行奇异值分解, 即 $\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}$, 然后对 $\mathbf{Y}$ 进行酉变换得到:

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}^T \mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{V}\mathbf{X} + \mathbf{U}^T \mathbf{W} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{R} = [\mathbf{r}^1, \mathbf{r}^2, \dots, \mathbf{r}^J]$, $\mathbf{r}^j = \mathbf{A}\mathbf{V}\mathbf{x}^j + \mathbf{U}^T \mathbf{w}^j$, $\mathbf{r}^j$ 的第 n 个元素为 r_n^j 。在 mMIMO 系统中, 考虑到完全奇异值分解是耗时的, 因此所提方法仅需要知道信道矩阵的左奇异向量, 即在介绍算法时, 需要已知的接收信号矩阵 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{A}\mathbf{V}$ 可以通过 $\mathbf{R} = \mathbf{U}^T \mathbf{Y}$ 和 $\mathbf{A}\mathbf{V} = \mathbf{U}^T \mathbf{H}$ 得到, 不需要知道完全奇异值分解的右奇异向量和奇异值。因此基于参考文献[13-14]的迭代方法仅计算信道矩阵左奇异向量, 能够极大地降低耗时。

接下来建立因子图模型, 与传统的方法不同, 假设噪声精度 λ 未知, 令其先验概率为 $p(\lambda)$, 在已知设备活跃性 $\boldsymbol{\theta}$ 和接收信号矩阵 $\mathbf{R}$ 的条件下, 估计发射符号矩阵 $\mathbf{X}$ 和噪声精度 λ , 因此后验概率 $p(\mathbf{X}, \lambda | \mathbf{R}, \boldsymbol{\theta})$ 为:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{X}, \lambda | \mathbf{R}, \boldsymbol{\theta}) &\propto p(\mathbf{R} | \mathbf{X}, \lambda) p(\mathbf{X} | \boldsymbol{\theta}) p(\lambda) = \\ &\prod_{j=1}^J p(\mathbf{r}^j | \mathbf{x}^j, \lambda) p(\mathbf{x}^j | \boldsymbol{\theta}) p(\lambda) = \\ &\prod_{j=1}^J \prod_{n=1}^N p(r_n^j | z_n^j, \lambda) p(z_n^j | \mathbf{x}^j) \prod_{k=1}^K p(x_k^j | \theta_k) p(\lambda) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\propto$ 表示正比。

$$z_n^j = (\mathbf{A}\mathbf{V})_n \mathbf{x}^j \quad (7)$$



式(7)中的 $(\mathbf{A}\mathbf{V})_n$ 表示矩阵 $\mathbf{A}\mathbf{V}$ 的第 n 行。

下面通过近似消息传递算法来推导 $p(\mathbf{X}, \lambda | \mathbf{R}, \boldsymbol{\theta})$ 的解析表达式。为了方便后面描述,用 $\mathcal{CN}(x; a, b)$ 表示变量 x 服从均值为 a 、方差为 b 的复高斯分布,令:

$$f_\lambda(\lambda) = p(\lambda) \propto 1/\lambda \quad (8)$$

$$f_{r_n^j}(z_n^j, \lambda) = p(r_n^j | z_n^j, \lambda) = \mathcal{CN}(r_n^j; z_n^j, \lambda^{-1}) \quad (9)$$

$$f_{\delta_n^j}(z_n^j, \mathbf{x}^j) = p(z_n^j | \mathbf{x}^j) = \delta(z_n^j - (\mathbf{A}\mathbf{V})_n \mathbf{x}^j) \quad (10)$$

$$f_{x_k^j}(x_k^j) = p(x_k^j | \theta_k) = \mathcal{CN}(x_k^j; E_{x_k^j}, V_{x_k^j}) \quad (11)$$

利用式(8)~式(11)可以把式(6)写为:

$$p(\mathbf{X}, \lambda | \mathbf{R}, \boldsymbol{\theta}) \propto \prod_{j=1}^J \prod_{n=1}^N f_{r_n^j}(z_n^j, \lambda) f_{\delta_n^j}(z_n^j, \mathbf{x}^j) \prod_{k=1}^K f_{x_k^j}(x_k^j) f_\lambda(\lambda) \quad (12)$$

式(12)中的每个时隙可以描述成如图2所示的因子图模型,其中 $f_\lambda(\lambda)$ 是所有时隙共享的。

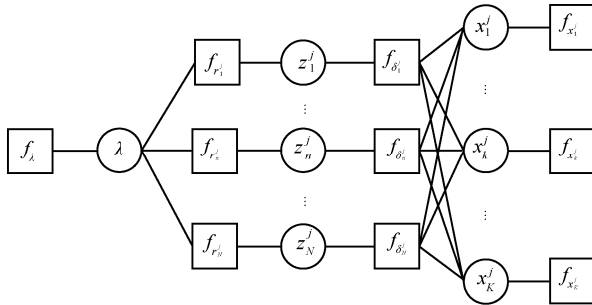


图2 因子图模型

3.1 基于酉变换近似消息传递的信号检测

本节是在已知第 $t-1$ 次迭代的用户活跃性 $\theta_k^{(t-1)}$ 的情况下,利用酉变换近似消息传递算法进行信号检测,此时 $f_{x_k^j}^{(t-1)}(x_k^j) = \mathcal{CN}(x_k^j; E_{x_k^j}^{(t-1)}, V_{x_k^j}^{(t-1)})$ 的均值和方差分别为:

$$E_{x_k^j}^{(t-1)} = \theta_k^{(t-1)} \sum_{m=1}^M p_m q_m \quad (13)$$

$$V_{x_k^j}^{(t-1)} = \theta_k^{(t-1)} \sum_{m=1}^M p_m |q_m|^2 - |E_{x_k^j}^{(t-1)}|^2 \quad (14)$$

用 $I_{A \rightarrow B}^{(t)}$ 表示第 t 次迭代时消息从节点 A 传递

到节点 B (节点表示变量或因子), $b^{(t)}(x)$ 表示第 t 次迭代时所有传递给变量 x 的消息,即置信度。图2中从右向左的消息传递过程可以依次表示为:

$$I_{f_{x_k^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) = f_{x_k^j}^{(t-1)}(x_k^j) \quad (15)$$

$$I_{x_k^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_k^j) = I_{f_{x_k^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) \prod_{i=1, i \neq n}^N I_{f_{\delta_i^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) \propto \mathcal{CN}(x_k^j; E_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)}, V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)}) \quad (16)$$

$$I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) = \int f_{\delta_n^j}(z_n^j, \mathbf{x}^j) \prod_{k=1}^K I_{x_k^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_k^j) d\mathbf{x}^j \propto \mathcal{CN}(z_n^j; E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}, V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}) \quad (17)$$

$$I_{z_n^j \rightarrow f_{r_n^j}}^{(t)}(z_n^j) = I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) \quad (18)$$

$$I_{f_{r_n^j} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) = \int f_{r_n^j}(z_n^j, \lambda) I_{z_n^j \rightarrow f_{r_n^j}}^{(t)}(z_n^j) dz_n^j \propto \mathcal{CN}(\lambda; E_{r_n^j \rightarrow \lambda}^{(t)}, V_{r_n^j \rightarrow \lambda}^{(t)}) \quad (19)$$

$$I_{\lambda \rightarrow f_\lambda}^{(t)}(\lambda) = \prod_{n=1}^N I_{f_{r_n^j} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) \propto \mathcal{CN}(\lambda; E_{\lambda \rightarrow f_\lambda}^{(t)}, V_{\lambda \rightarrow f_\lambda}^{(t)}) \quad (20)$$

已知 $t-1$ 的 $f_\lambda^{(t-1)}(\lambda) \propto 1/\lambda$,从左向右的消息传递过程可以依次表示为:

$$I_{f_\lambda \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) = f_\lambda^{(t-1)}(\lambda) \quad (21)$$

$$I_{\lambda \rightarrow f_{r_n^j}}^{(t)}(\lambda) = I_{f_\lambda \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) \prod_{i=1, i \neq n}^N I_{f_{r_i^j} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) \quad (22)$$

$$I_{f_{r_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) = \int f_{r_n^j}(z_n^j, \lambda) I_{\lambda \rightarrow f_{r_n^j}}^{(t)}(\lambda) d\lambda \propto \mathcal{CN}(z_n^j; E_{r_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}, V_{r_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}) \quad (23)$$

$$I_{z_n^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(z_n^j) = I_{f_{r_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) \quad (24)$$

$$I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) = \iint f_{\delta_n^j}(z_n^j, \mathbf{x}^j) I_{z_n^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(z_n^j) \prod_{i=1, i \neq k}^K I_{x_i^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_i^j) d\mathbf{x}^j \propto \mathcal{CN}(x_k^j; E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}, V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}) \quad (25)$$

$$I_{x_k^j \rightarrow f_{x_k^j}}^{(t)}(x_k^j) = \prod_{n=1}^N I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) \propto \mathcal{CN}(x_k^j; E_{x_k^j}^{(t)}, V_{x_k^j}^{(t)}) \quad (26)$$

式(25)中的 $\mathbf{x}_k^j$ 表示 $\mathbf{x}^j$ 除去 x_k^j 后的向量。

根据式(21)中消息 $I_{f_{\lambda} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda)$ 和式(19)中消息 $I_{f_{\eta}^j \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda)$ 得到变量 λ 的置信度为:

$$b^{(t)}(\lambda) = I_{f_{\lambda} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) \prod_{n=1}^N I_{f_{\eta}^j \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) \quad (27)$$

根据式(23)中消息 $I_{f_{\eta}^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j)$ 和式(17)中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j)$ 得到变量 z_n^j 的置信度为:

$$b^{(t)}(z_n^j) = I_{f_{\eta}^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) \propto \mathcal{CN}(z_n^j; E_{z_n^j}^{(t)}, V_{z_n^j}^{(t)}) \quad (28)$$

根据式(15)中消息 $I_{f_{x_k^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)$ 和式(25)中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)$ 得到变量 x_k^j 的置信度为:

$$b^{(t)}(x_k^j) = I_{f_{x_k^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) \prod_{n=1}^N I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) \propto \mathcal{CN}(x_k^j; E_{e_k^j}^{(t)}, V_{e_k^j}^{(t)}) \quad (29)$$

接下来分析上述涉及的均值和方差的表达式。

根据平均场理论(mean field theory, MFT)^[15], 可以将式(23)改写为:

$$I_{f_{\eta}^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j) = \exp \left\{ \int \ln(f_{\eta}^j(z_n^j, \lambda)) b^{(t)}(\lambda) d\lambda \right\} \propto \mathcal{CN}\left(z_n^j; r_n^j, \frac{1}{\lambda^{(t-1)}}\right) \quad (30)$$

根据式(17)中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j)$ 和式(30)中消息 $I_{f_{\eta}^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j)$, 可以得到式(28)中置信度 $b^{(t)}(z_n^j)$ 的方差和均值分别为:

$$V_{z_n^j}^{(t)} = \left(\lambda^{(t-1)} + \frac{1}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}} \right)^{-1} \quad (31)$$

$$E_{z_n^j}^{(t)} = V_{z_n^j}^{(t)} \left(r_n^j \lambda^{(t-1)} + \frac{E_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}} \right) \quad (32)$$

根据式(24)中消息 $I_{z_n^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(z_n^j)$ 和式(16)中消息 $I_{x_k^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_k^j)$, 可以得到式(25)中消息

$I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)$ 的方差和均值分别为:

$$V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)} = \frac{(\lambda^{(t-1)})^{-1} + V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} - |(AV)_{n,k}|^2 V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)}}{|(AV)_{n,k}|^2} \quad (33)$$

$$E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)} = \frac{r_n^j - E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} + (AV)_{n,k} E_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)}}{(AV)_{n,k}} \quad (34)$$

其中, $(AV)_{n,k}$ 表示矩阵 AV 的第 n 行第 k 列的元素。根据式(25)中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)$ 和式(15)中消息 $I_{f_{x_k^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)$, 可以得到式(29)中置信度 $b^{(t)}(x_k^j)$ 的方差和均值分别为:

$$V_{e_k^j}^{(t)} = \left(\sum_{n=1}^N \frac{1}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}} + \frac{1}{V_{x_k^j}^{(t-1)}} \right)^{-1} \quad (35)$$

$$E_{e_k^j}^{(t)} = V_{e_k^j}^{(t)} \left(\sum_{n=1}^N \frac{E_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}} + \frac{E_{x_k^j}^{(t-1)}}{V_{x_k^j}^{(t-1)}} \right) \quad (36)$$

根据式(25)中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)$ 和式(29)中置信度 $b^{(t)}(x_k^j)$, 可以将式(16)中消息 $I_{x_k^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_k^j)$ 写为:

$$I_{x_k^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_k^j) = \frac{b^{(t)}(x_k^j)}{I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j)} \propto \mathcal{CN}(x_k^j; E_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)}, V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)}) \quad (37)$$

其中, 方差和均值分别为:

$$V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} = \left(\frac{1}{V_{e_k^j}^{(t)}} - \frac{1}{V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}} \right)^{-1} \quad (38)$$

$$E_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} = V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} \left(\frac{E_{e_k^j}^{(t)}}{V_{e_k^j}^{(t)}} - \frac{E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}}{V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}} \right) \quad (39)$$

式(35)可以重新写成:

$$\frac{1}{V_{e_k^j}^{(t)}} = \sum_{n=1}^N \frac{1}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}} + \frac{1}{V_{x_k^j}^{(t-1)}} \quad (40)$$



从式 (40) 可以看出:

$$\frac{1}{V_{e_k^j}^{(t)}} > \sum_{n=1}^N \frac{1}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}} \gg \frac{1}{V_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}} \quad (41)$$

因此, 式 (38) 和式 (39) 可以近似为:

$$V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} \approx V_{e_k^j}^{(t)} \quad (42)$$

$$E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)} \approx E_{e_k^j}^{(t)} - V_{e_k^j}^{(t)} \frac{E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}}{V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}} \quad (43)$$

根据式 (16) 中消息 $I_{x_k^j \rightarrow f_{\delta_n^j}}^{(t)}(x_k^j)$ 和式 (42)、式 (43), 可以得到式 (17) 中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow z_n^j}^{(t)}(z_n^j)$ 的方差和均值分别为:

$$V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} = \sum_{k=1}^K |(AV)_{n,k}|^2 V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} \approx \sum_{k=1}^K |(AV)_{n,k}|^2 V_{e_k^j}^{(t)} \quad (44)$$

$$E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} = \sum_{k=1}^K (AV)_{n,k} E_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} \approx \sum_{k=1}^K (AV)_{n,k} \left[E_{e_k^j}^{(t)} - V_{e_k^j}^{(t)} \frac{E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}}{V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)}} \right] \quad (45)$$

从式 (44) 和式 (45) 可以看出:

$$V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} \gg |(AV)_{n,k}|^2 V_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} \quad (46)$$

$$E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} \gg (AV)_{n,k} E_{x_k^j \rightarrow \delta_n^j}^{(t)} \quad (47)$$

因此, 式 (33) 和式 (34) 可以近似为:

$$V_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)} \approx \frac{(\lambda^{(t-1)})^{-1} + V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}}{|(AV)_{n,k}|^2} \quad (48)$$

$$E_{\delta_n^j \rightarrow x_k^j}^{(t)} \approx \frac{r_n^j - E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}}{(AV)_{n,k}} \quad (49)$$

根据式 (48) 和式 (49), 式 (45) 最终可近似为:

$$E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)} \approx \sum_{k=1}^K (AV)_{n,k} E_{e_k^j}^{(t)} - V_{e_k^j}^{(t)} \frac{r_n^j - E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}}{(\lambda^{(t-1)})^{-1} + V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}} \quad (50)$$

根据式 (28) 中置信度 $b^{(t)}(z_n^j)$ 和 MFT, 可以将式 (19) 中消息 $I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda)$ 改写为:

$$I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow \lambda}^{(t)}(\lambda) = \exp \left\{ \int \ln \left(f_{r_n^j} \left(z_n^j, \lambda \right) \right) b^{(t)} \left(z_n^j \right) \right\} \mathbf{d}z_n^j \propto \lambda^{\frac{N}{2}} \exp \left\{ -\frac{\lambda}{2} \sum_{n=1}^N \left(\left| r_n^j - E_{z_n^j}^{(t)} \right|^2 + V_{z_n^j}^{(t)} \right) \right\} \quad (51)$$

根据式 (51) 得到式 (27) 置信度 $b^{(t)}(\lambda)$ 为:

$$b^{(t)}(\lambda) \propto \lambda^{\frac{N}{2}} \exp \left\{ -\frac{\lambda}{2} \sum_{n=1}^N \left(\left| r_n^j - E_{z_n^j}^{(t)} \right|^2 + V_{z_n^j}^{(t)} \right) \right\} \quad (52)$$

因此, 更新一个时隙的 λ 值为:

$$\lambda^{(t)} = \frac{N}{\sum_{n=1}^N \left(\left| r_n^j - E_{z_n^j}^{(t)} \right|^2 + V_{z_n^j}^{(t)} \right)} \quad (53)$$

由于所有时隙共享 λ , 根据式 (53) 可以得到所有时隙更新 λ 的值为:

$$\lambda^{(t)} = \frac{NJ}{\sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N \left(\left| r_n^j - E_{z_n^j}^{(t)} \right|^2 + V_{z_n^j}^{(t)} \right)} \quad (54)$$

所有传递给变量 x_k^j 的前向信息 $Q(x_k^j)$ 为:

$$Q(x_k^j) = \prod_{n=1}^N I_{f_{\delta_n^j} \rightarrow x_k^j}^{(t)}(x_k^j) \propto \mathcal{CN}(x_k^j; E_{g_k^j}^{(t)}, V_{g_k^j}^{(t)}) \quad (55)$$

其中, 方差和均值分别为:

$$V_{g_k^j}^{(t)} = \left(\sum_{n=1}^N \frac{|(AV)_{n,k}|^2}{(\lambda^{(t)})^{-1} + V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}} \right)^{-1} \quad (56)$$

$$E_{g_k^j}^{(t)} = E_{e_k^j}^{(t)} + V_{g_k^j}^{(t)} \sum_{n=1}^N \frac{(AV)_{n,k}^H (r_n^j - E_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)})}{(\lambda^{(t)})^{-1} + V_{\delta_n^j \rightarrow z_n^j}^{(t)}} \quad (57)$$

式 (57) 中, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。

利用式 (56) 和式 (57), 可以将 r_n^j 解耦为:

$$E_{g_k^j}^{(t)} = x_k^j + \phi_k^j \quad (58)$$

其中, ϕ_k^j 服从均值为 0、方差为 $V_{g_k^j}^{(t)}$ 的复高斯分布。

此时, 计算解耦信号所属星座点的后验概率为:

$$p(x_k^j | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}) = \frac{p(E_{g_k^j}^{(t)} | x_k^j) p(x_k^j | \theta_k^{(t-1)})}{\sum_{x_k^j \in \{0, \Delta_0\}} p(E_{g_k^j}^{(t)} | x_k^j) p(x_k^j | \theta_k^{(t-1)})} \quad (59)$$

且:

$$p\left(E_{g_k^j}^{(t)} | x_k^j\right) = \mathcal{CN}\left(E_{g_k^j}^{(t)}; x_k^j, V_{g_k^j}^{(t)}\right) \quad (60)$$

故第 t 次迭代时 x_k^j 的均值和方差分别为:

$$E_{x_k^j}^{(t)} = \sum_{x_k^j \in \{0, \Delta\}} x_k^j p\left(x_k^j | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right) \quad (61)$$

$$V_{x_k^j}^{(t)} = \sum_{x_k^j \in \{0, \Delta\}} |x_k^j|^2 p\left(x_k^j | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right) - \left|E_{x_k^j}^{(t)}\right|^2 \quad (62)$$

3.2 基于期望最大化的用户活跃性检测

本节在已知后验概率 $p\left(x_k^j | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right)$ 的情况下, 利用期望最大化算法得到第 k 个 IoT 设备在下一迭代次的活跃概率:

$$\theta_k^{(t)} = \arg \max_{\theta_k} \sum_{j=1}^J E\left\{\ln p\left(x_k^j | \theta_k\right) | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right\} \quad (63)$$

求解式 (63), 要对 $\sum_{j=1}^J E\left\{\ln p\left(x_k^j | \theta_k\right) | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right\}$

关于 θ_k 求导等于 0, 即:

$$\sum_{j=1}^J \sum_{x_k^j \in \{0, \Delta\}} p\left(x_k^j | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right) \frac{d}{d\theta_k} \ln p\left(x_k^j | \theta_k\right) = 0 \quad (64)$$

其中:

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\theta_k} \ln p\left(x_k^j | \theta_k\right) = \\ \frac{\sum_{m=1}^M p_m \delta\left(x_k^j - q_m\right) - \delta\left(x_k^j\right)}{\theta_k \sum_{m=1}^M p_m \delta\left(x_k^j - q_m\right) + (1 - \theta_k) \delta\left(x_k^j\right)} \end{aligned} \quad (65)$$

即第 t 次迭代时 $\theta_k^{(t)}$ 为:

$$\theta_k^{(t)} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sum_{x_k^j \in \Delta} p\left(x_k^j | E_{g_k^j}^{(t)}, \theta_k^{(t-1)}\right) \quad (66)$$

因此, 本文提出的联合用户活跃性和信号检测方法, 是根据 θ_k 的值判断用户活跃性的, 如果 $\theta_k > 0.5$ 就判断第 k 个 IoT 设备活跃, 否则不活跃; 如果第 k 个 IoT 设备活跃, 根据式 (61) 和式 (62) 得到该活跃设备每个时隙的符号 x_k^j 。

4 仿真结果及分析

对提出的联合用户活跃性和信号检测方法的

性能进行仿真评估, 采用活跃性检测正确概率和误符号率 (symbol error rate, SER) 来衡量所提方法的性能。仿真参数设置为: 基站侧接收天线数为 $N=100$, IoT 设备数为 $K=150$, 时隙数为 $J=7$, 迭代次数为 $T=15$ 。由于 IoT 设备配置单天线, 发射天线的空间相关性可以忽略, 因此仿真中只考虑接收天线的空间相关性, 即 $\mathbf{H} = \mathbf{C}_R^{1/2} \mathbf{H}_w \in \mathbb{C}^{N \times K}$, 其中, $\mathbf{H}_w$ 服从零均值、单位方差的复高斯分布, 考虑 MIMO 基站侧天线按照均匀阵列放置, 则接收相关矩阵 $\mathbf{C}_R$ 第 n 行第 m 列元素由 $\rho^{|n-m|}$ 得到^[16], ρ 为接收天线的相关系数, 其变化范围为 0~1。在具体仿真参数设置时, 为了保证仿真图的清晰, 相关系数 ρ 等间隔取 $\rho=0.3, 0.5$ 和 0.7 。参考文献[11]方法在联合用户活跃性和信号检测方面是目前最好的方法, 下面仅比较本文所提方法和参考文献[11]中方法。

实验 1 图 3 所示当活跃设备数为 10 情况下活跃性检测正确概率随相关系数的变化曲线。从图 3 可以看出, 采用 4QAM 调制, 当相关系数大于 0.65 时, 参考文献[11]方法的活跃性检测正确概率接近零, 而所提方法在相关系数达到 0.8 时仍具有超过 90% 的正确检测概率。当调制方式改为 16QAM 时, 所提方法受调制方式影响不明显, 而参考文献[11]方法在相关系数为 0.5 处检测正确的概率降到了零。增加信噪比至 10 dB, 图 4 所示当活跃设备数为 20、40 和 60 情况下活跃性检测正确的概率随相关系数的变化曲线。从图 4 可以看出, 采用 16QAM 调制时, 活跃设备数的增加会严重降低参考文献[11]方法的正确检测概率, 而对所提方法的影响较小。从图 3 和图 4 可以得出, 所提方法的活跃性检测性能受接收天线相关系数和活跃设备数量的影响较小。

实验 2 图 5 所示活跃 IoT 设备数为 10 时, 误符号率随信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 的变化曲线。图 5 (a) 为发射信号采用 4QAM 调制时的误符号率。从中可以看出, 当接收天线相

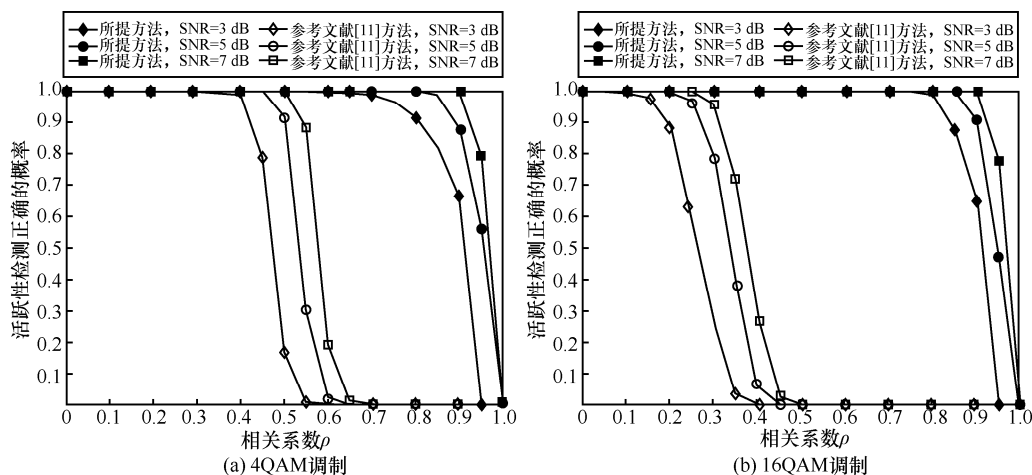


图3 活跃设备数为10的情况下活跃性检测正确的概率

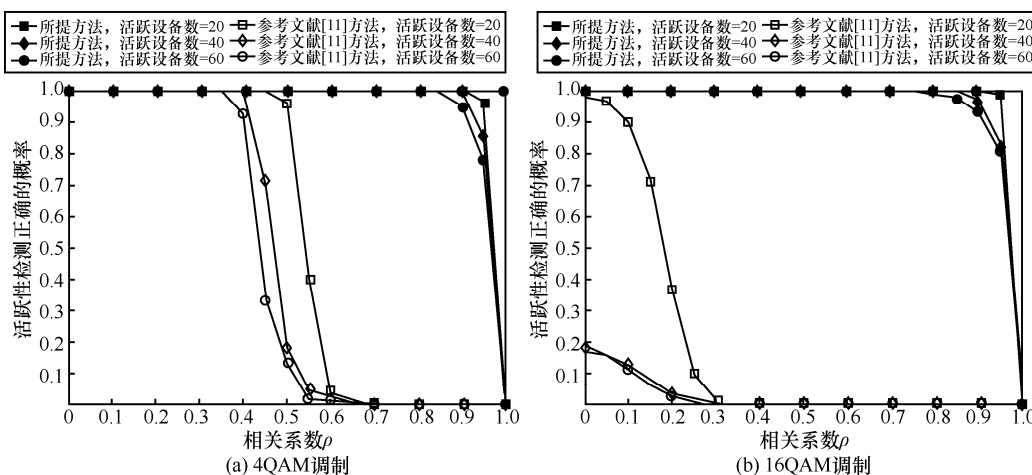


图4 信噪比为10 dB的情况下活跃性检测正确的概率

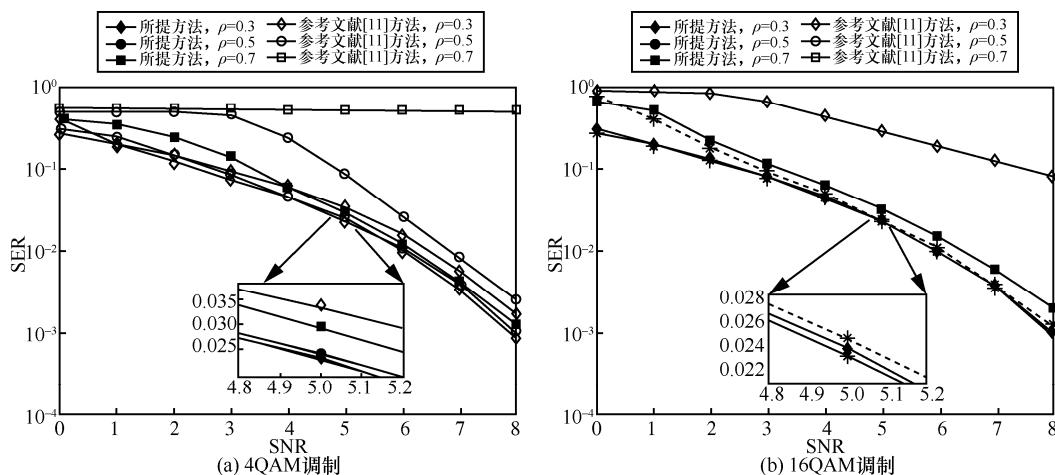


图5 不同调制模式下的误符号率随信噪比的变化曲线

关系数增大时,参考文献[11]方法的误符号率恶化严重。当相关系数为0.7时,参考文献[11]方法基

本上失效了,而所提方法在天线高相关性和低相关性时都具有较高的性能,换句话说,所提方法

的性能基本不受天线相关性的影响。图 5 (b) 为发射信号采用 16QAM 调制时的误符号率。从中可以看出, 所提方法对天线相关性稳健, 而参考文献[11]方法会随着天线相关性的增加而急剧恶化, 由于参考文献[11]方法在相关系数为 0.3 和信噪比为 8 dB 的情况下, 误符号率已达到 10^{-1} , 性能较差, 因此不再考虑其他相关系数曲线。另外, 从图 5 中可以看到, 当天线相关性较低时, 所提方法也是优于参考文献[11]方法的。

实验 3 图 6 所示信噪比为 10 dB 时, 误符号率随活跃设备数的变化曲线。图 6 (a) 为发射信号采用 4QAM 调制时的误符号率。从图 6 (a) 中可以看出, 当活跃设备数增大时, 参考文献[11]方法的误符号率增大明显。当相关系数为 0.3 时, 参考文献[11]方法在活跃设备数为 80 时开始平

稳, 而所提方法误符号率还处于 10^{-3} 以下。图 6 (b) 为发射信号采用 16QAM 调制时的误符号率。从图 6 (b) 中可以看出, 所提方法在活跃设备数增加的情况下性能稳健, 而参考文献[11]方法在活跃设备数增多时无法检测, 由于参考文献[11]方法在相关系数为 0.3 时已几乎无法检测, 因此为了使仿真曲线简洁不再考虑其他相关系数曲线。从图 6 中可以看到, 所提方法在活跃用户较少时误符号率低于参考文献[11]方法, 且所提方法在活跃设备数接近天线数的情况下仍可检测。

实验 4 图 7 所示相关系数为 0.1 和活跃 IoT 设备数为 20 时, 误符号率随迭代次数的变化曲线。图 7 (a) 为发射信号采用 4QAM 调制时的误符号率。从图 7 (a) 中可以看出, 随着迭代次数的增多, 所提方法和参考文献[11]方法均能收敛, 但所

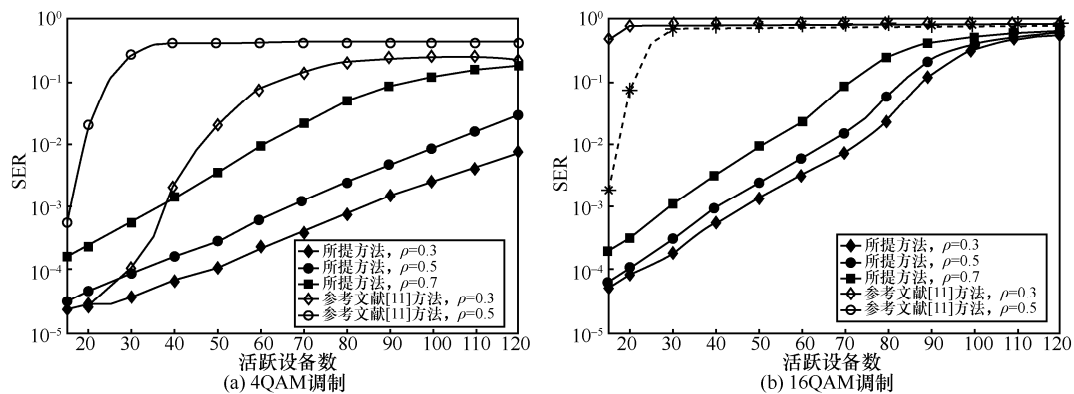


图 6 不同调制模式下的误符号率随活跃设备数的变化曲线

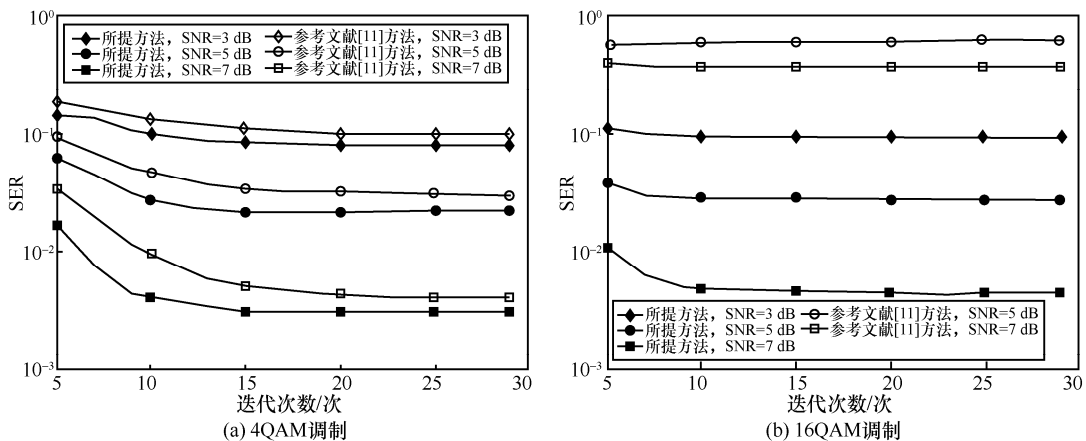


图 7 不同调制模式下的误符号率随活跃设备数的变化曲线

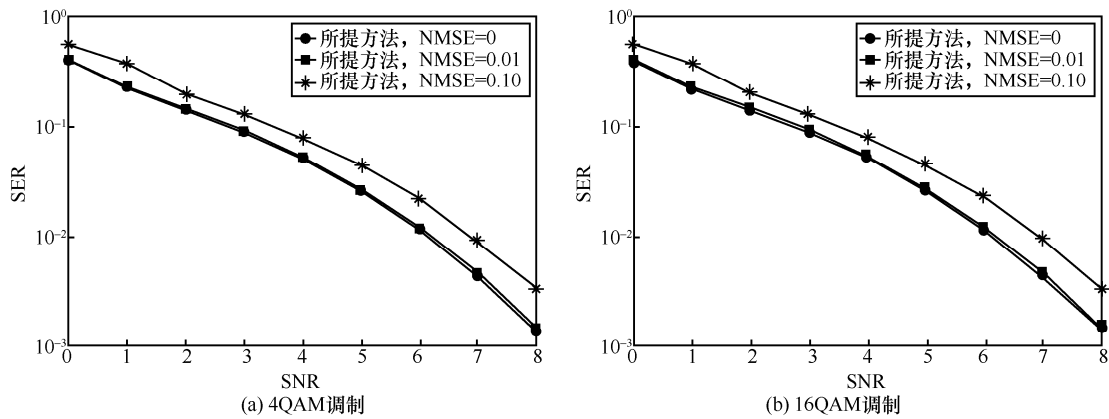


图8 不同调制模式下所提方法在信道估计不准确时误符号率随信噪比的变化曲线

提方法误符号率在不同的信噪比情况下均低于参考文献[11]方法。图7(b)为发射信号采用16QAM调制时的误符号率,从图7(b)中可以看出,参考文献[11]方法在SNR=7 dB时一直处于高误符号率,而所提方法收敛稳定。从图7中可以看到,当信噪比低的时候,所提方法仍能较好收敛。

实验5 根据实验1可知信道是按照MIMO相关性信道进行建模。然而实际上由于导频污染等原因,信道估计是不准确的。针对这个问题,结合参考文献[17-20],用零均值的复高斯分布随机变量来模拟信道估计误差,用归一化均方误差(normalized mean squared error, NMSE)来衡量信道估计误差量,则NMSE表示为:

$$\text{NMSE} = \mathbb{E} \left(\frac{\|\hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}\|^2}{\|\mathbf{H}\|^2} \right) \quad (67)$$

其中, $\mathbb{E}(\cdot)$ 表示期望, $\hat{\mathbf{H}}$ 表示存在误差的信道矩阵, $\mathbf{H}$ 表示精确的信道矩阵。则图8为所提方法在不同NMSE下的误符号率随信噪比的变化曲线。仿真中相关系数为 $\rho = 0.5$, 活跃设备数为10。从图8中可以看出,当NMSE为0.01时,信道估计误差对所提方法的性能影响非常小,而当NMSE增大到0.1时(也就是说信道估计平均误差达到10%),信道估计误差对所提方法的性能影响也小于1 dB左右。这表明所提方法对信道估计误差较稳健。

5 结束语

本文针对接收天线相关性增加或活跃用户数量增大造成联合用户活跃性和信号检测方法性能急剧下降的问题,提出了一种基于酉变换近似消息传递和期望最大化的联合用户活跃性和信号检测方法。所提方法考虑噪声功率未知情况,将基站侧接收到的信号进行解耦处理,利用解耦信号和所属星座点的后验概率得到联合检测结果。还考虑了信道估计存在误差的情况。仿真结果显示,所提方法在活跃性检测和信号检测两方面受信道相关性影响均较小,且随着活跃设备数增大甚至接近基站侧天线数时,性能优于已有方法,另外,在信道估计不准确的情况下仍有较好性能。

参考文献:

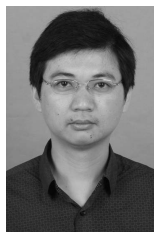
- [1] BOCCARDI F, HEATH R W, LOZANO A, et al. Five disruptive technology directions for 5G[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 74-80.
- [2] KHAN I. Notice of violation of IEEE publication principles: a robust signal detection scheme for 5G massive multiuser MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10): 9597-9604.
- [3] NGO H Q, LARSSON E G, MARZETTA T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO Systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(4): 1436-1449.
- [4] MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. IEEE Transactions

- on Wireless Communications, 2010, 9(11): 3590-3600.
- [5] DAI L, WANG B, YUAN Y, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities and future research trends[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(9): 74-81.
 - [6] WANG B, DAI L, MIR T, et al. Joint user activity and data detection based on structured compressive sensing for NOMA[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(7): 1473-1476.
 - [7] WEI C, LIU H, ZHANG Z, et al. Approximate message passing-based joint user activity and data detection for NOMA[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(3): 640-643.
 - [8] DU Y, CHENG C, DONG B, et al. Block-sparsity-based multiuser detection for uplink grant-free NOMA[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(12): 7894-7909.
 - [9] WANG T, LIU S, YANG F, et al. Generalized spatial modulation-based multi-user and signal detection scheme for terrestrial return channel with NOMA[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2018, 64(2): 211-219.
 - [10] MA X, KIM J, YUAN D, et al. Two-level sparse structure-based compressive sensing detector for uplink spatial modulation with massive connectivity[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(9): 1594-1597.
 - [11] QIAO L, GAO Z. Joint active device and data detection for massive MTC relying on spatial modulation[C]//Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
 - [12] LUO M, GUO Q, HUANG D, et al. Sparse Bayesian learning based on approximate message passing with unitary transformation[C]//Proceedings of IEEE VTS Asia Pacific Wireless Communications Symposium (APWCS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
 - [13] 韩锶. Massive MIMO 中矩阵 SVD 分解算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
HAN K. Research on matrix SVD in massive MIMO system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
 - [14] CHEN J, LAU V K N. Multi-stream iterative SVD for massive MIMO communication systems under time varying channels[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2014: 3152-3156.
 - [15] PEDERSEN N L, MANCHON C N, FLEURY B H. Low complexity sparse Bayesian learning for channel estimation using generalized mean field[C]//Proceedings of 20th European Wireless Conference. [S.l.:s.n.], 2014: 1-6.
 - [16] SHIU DA-SHAN, FOSCHINI G J, GANS M J, et al. Fading correlation and its effect on the capacity of multielement antenna systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(3): 502-513.
 - [17] MA X, GAO Z. Data-driven deep learning to design pilot and channel estimator for massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5): 5677-5682.
 - [18] ZOU Q, ZHANG H, CAI D, et al. A low-complexity joint user activity, channel and data estimation for grant-free massive MIMO systems[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27(99): 1290-1294.
 - [19] FIGUEIREDO F P D, LEMES D A M, DIAS C F, et al. Massive MIMO channel estimation considering pilot contamination and spatially correlated channels[J]. Electronics Letters, 2020, 56(8): 410-413.
 - [20] 路新华, NAVARRO M, 王忠勇, 等. 大规模 MIMO 系统上行链路时间-空间结构信道估计算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(2): 519-525.
LU X H, NAVARRO M, WANG Z Y, et al. Channel estimation algorithm using temporal-spatial structure for up-link of massive MIMO systems [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(2): 519-525.

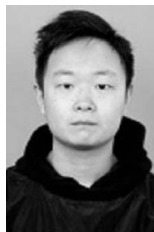
[作者简介]



宋晓群 (1995-), 女, 宁波大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为认知无线电、机器学习等。



金明 (1981-), 男, 博士, 宁波大学信息科学与工程学院教授, 主要研究方向为认知无线电技术、优化算法、机器学习等。



贾忠杰 (1996-), 男, 宁波大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为认知无线电中的频谱感知技术等。