

文章编号:1007-5321(2024)01-0001-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2022-261

基于多用户串行干扰抵消的贝叶斯盲检测算法

乌琦¹, 司中威¹, 戴金晟¹, 王森², 袁弋非²

(1. 北京邮电大学 泛网无线通信教育部重点实验室, 北京 100876; 2. 中国移动通信研究院, 北京 100032)

摘要: 在大规模机器类型通信中,免授权传输允许用户设备随机访问网络并偶发传输小数据包,接收机则需要无调度、无导频情况下进行多用户盲检测。基于消息传递的贝叶斯盲检测算法可解决上述问题,但并行迭代计算需要消耗大量的计算资源,复杂度较高,且收敛性能不稳定。为了改善多用户盲检测性能,提出一种将串行干扰抵消与贝叶斯消息传递相结合的算法,通过不断重构与抵消正确检测用户,提高接收端信噪比,从而改善误码性能,并降低算法复杂度。同时,通过增加阻尼和重启机制,提高算法收敛性能。仿真结果表明,所提算法在多用户盲检测中比贝叶斯盲检测算法具有明显的优势。

关键词: 贝叶斯推断; 多用户检测; 消息传递算法; 串行干扰抵消

中图分类号: TN911.22

文献标志码: A

Bayesian Blind Detection Algorithm Based on Multi-User Serial Interference Cancellation

WU Qi¹, SI Zhongwei¹, DAI Jincheng¹, WANG Sen², YUAN Yifei²

(1. The Key Laboratory of Universal Wireless Communications (Ministry of Education),

Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. China Mobile Research Institute, Beijing 100032, China)

Abstract: In the massive machine type communication, user devices are allowed to randomly access the network and transmit small packets occasionally by grant-free transmission. Correspondingly, receivers are required to perform the blind multi-user detection without scheduling and pilots. The Bayesian blind detection algorithm based on message passing can solve the above problem, but the parallel iterative calculation consumes massive computing resources with high computational complexity and unstable convergence. An algorithm combining serial interference cancellation with Bayesian message passing is proposed to improve the performance of the blind multi-user detection. By iteratively reconstructing and canceling the interference of correctly recovered users, the signal to interference plus noise ratio at the receiver is improved, which enhances the error performance and reduces the computational complexity. Meanwhile, the convergence stability is promoted by damping and re-initialization mechanisms. Simulation results show that the proposed algorithm has obvious advantages over the parallel Bayesian blind detection algorithm in the blind multiuser detection.

Key words: Bayesian inference; multiuser detection; message passing algorithm; serial interference cancellation

收稿日期: 2022-11-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(61971062); 北京邮电大学-中国移动研究院联合创新中心项目

作者简介: 乌琦(1997—), 男, 硕士生。

通信作者: 司中威(1980—), 女, 副教授, 博士生导师, 邮箱: sizhongwei@bupt.edu.cn。

作为第 5 代移动通信系统 (5G, the fifth generation of mobile communications system)^[1] 的主要应用场景之一,大规模机器类型通信^[2] 广泛应用于物联网系统中的大规模连接和偶发短包传输。在这一场景中,非正交多址接入 (NOMA, non-orthogonal multiple access) 技术^[3] 逐渐成为研究热点。其中,免授权 NOMA 传输技术在用户信息发送、信令开销控制、终端功耗控制、降低系统延迟等方面具有显著的优势^[3]。免授权传输系统尤其支持用户设备随时激活和随机传输,不需要与无线基站端通过调度等流程建立连接。

实现免授权 NOMA 传输系统的代价是需要全盲场景下更为有效的接收算法,来对发送信号进行精准的区分、检测与恢复。近年来,国内外学者提出或改进了多种信号检测算法,如最小均方误差^[4]、压缩感知^[5]、消息传递算法 (MPA, message passing algorithm) 等。Abebe 等^[6] 研究使用“前导+数据”的方式发送信息,并依赖于用户和多径信道的稀疏性进行处理。但其局限性是需要使用前导信号。Jiang 等^[7] 研究联合处理用户检测、信道估计和信号检测,使用近似消息传递算法来实现分时隙的多用户检测,但代价是较高的复杂度。Zhang 等^[8] 研究为无导频免授权 NOMA 系统设计贝叶斯接收机,并采用多种算法,如置信传播 (BP, belief propagation) 来解决结构化联合信号估计问题。尽管性能上具有一定优势,但并行检测复杂度较高,且收敛不稳定。

为适应免调度 NOMA 传输场景,提出了一种结合串行干扰抵消 (SIC, serial interference cancellation)^[9] 和贝叶斯 MPA 的盲检测算法。该算法将串行与并行调度结合,优化了对已成功检测用户的处理;对已校验成功的用户进行信号重构与干扰抵消处理,提高了接收端的信干噪比 (SINR, signal to interference and noise ratio),从而增强检测性能;引入 SIC 进行因子图“剪枝”,将原本全连接的图结构变得稀疏,大大减少了消息传递中所需的节点运算;引入阻尼和重启机制,解决了迭代收敛不稳定的问题,加速了检测算法的收敛,并增强了其鲁棒性。综合仿真数据可得,所提算法在提高用户激活识别率和误码性能的同时,降低了接收端的计算复杂度并加快了收敛速度。

1 上行免调度 NOMA 系统模型

采用的上行免调度 NOMA 系统中,发送数据经过循环冗余校验 (CRC, cyclic redundancy check)、调制、低密度扩频 (LDS, low density signature) 后到达接收端进行检测解调,如图 1 所示。

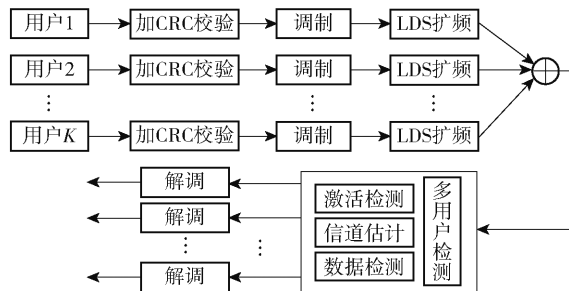


图 1 上行免调度 NOMA 系统

该系统包含 N 个子载波和 U 个潜在用户,其中激活用户的数量为 K 。考虑到大规模用户随机接入的场景,该系统采用过载的方式以满足多用户传输的需求,即 $N < U$;同时,接入用户具有零星通信的特点,在同一时段内只有少量用户激活,通常占潜在用户的 10%,即 $K \ll U$ 。在发送过程中,激活用户 k 的输入比特流为纯数据流 \mathbf{b}_k ,经过调制后得到长度为 L 的符号序列 $\mathbf{x}_k \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 。用户 k 的符号序列 \mathbf{x}_k 通过预先分配好的 LDS 序列 \mathbf{s}_k 扩展到 N 个子载波上。LDS 序列上只有少量码片用于传递信息,其余码片补零。LDS 序列构成的扩频矩阵为 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_U]$ 。假设信道在一个数据块内保持不变,接收信号用矩阵形式表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{G}\mathbf{S}\mathbf{X} + \mathbf{W} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_U]^T$ 为发送符号矩阵,符号具有单位平均功率; $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N]^T$ 为接收信号矩阵, $\mathbf{y}_n \in \mathbb{C}^{L \times 1}$; $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N \times U}$ 为信道矩阵,其元素为独立同分布的复高斯随机变量,服从 $\text{CN}(0, 1)$; $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times L}$ 为加性高斯白噪声矩阵。

由于接收机需要从潜在用户中识别出未知激活用户,引入标识向量 $\mathbf{Z} = [z_1, z_2, \dots, z_K]$ 表示 K 个激活用户的序号, $z_k \in \{1, 2, \dots, U\}$ 。由此,第 n 个子载波上的接收信号可以表示为

$$\mathbf{y}_n = \sum_{k=1}^K g_{n,k} s_{n,k} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_n, \quad n \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

其中: $g_{n,k}$ 为激活用户 z_k 在第 n 个子载波上的信道增益; $s_{n,k}$ 为激活用户 z_k 的扩频序列上位于第 n 个子载波位置的系数; \mathbf{w}_n 为第 n 个子载波位置的噪声向

量,且 $\mathbf{w}_n \sim \text{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I}_L)$, σ_n^2 为噪声功率, \mathbf{I}_L 为单位矩阵。通常将信道增益和扩频序列的乘积看作等效信道,即

$$h_{n,k} = g_{n,k} s_{n,k} \quad (3)$$

2 并行贝叶斯盲检测算法

2.1 基本原理

针对免调度 NOMA 系统接收端的全盲信号,并行贝叶斯盲检测算法利用贝叶斯推断和 MPA 进行处理。贝叶斯推断通过构建概率模型,利用新消息

$$\beta_{k,u} = \frac{b(z_k = u)}{\sum_{u' \in \mathcal{U}} b(z_k = u')} = \frac{\prod_{n=1}^N [(1 - s_{n,u})f(0; \vec{m}_{h_{n,k}}, \vec{v}_{h_{n,k}}) + s_{n,u}f(\vec{m}_{h_{n,k}}; \vec{m}_{g_{n,k}}, \vec{v}_{h_{n,k}} + \vec{v}_{g_{n,k}})]}{\sum_{u' \in \mathcal{U}} \left(\prod_{n=1}^N [(1 - s_{n,u'})f(0; \vec{m}_{h_{n,k}}, \vec{v}_{h_{n,k}}) + s_{n,u'}f(\vec{m}_{h_{n,k}}; \vec{m}_{g_{n,k}}, \vec{v}_{h_{n,k}} + \vec{v}_{g_{n,k}})] \right)} \quad (4)$$

其中: \mathcal{U} 为潜在用户集合, $\mathcal{U} = \{1, 2, \dots, u\}$; f 为复高斯分布的概率密度函数, $f(x; m, v)$ 为变量 x 在均值为 m , 方差为 v 下的概率密度值; $b(\cdot)$ 为参数的置信度; $\vec{m}_{h_{n,k}}, \vec{v}_{h_{n,k}}, \vec{m}_{g_{n,k}}, \vec{v}_{g_{n,k}}$ 为 MPA 不同节点的均值或方差, \rightarrow 和 \leftarrow 分别表示正向传播和反向传播。

利用潜在用户的激活概率 $\beta_{k,u}$ 更新等效信道的估计值为

$$\hat{h}_{n,k} = \langle h_{n,k} \rangle_{b(h_{n,k})} = \frac{1}{O_{h_{n,k}}} \sum_{u \in \mathcal{U}} \beta_{k,u} s_{n,u} \left(\frac{\vec{m}_{h_{n,k}}}{\vec{v}_{h_{n,k}}} + \frac{\vec{m}_{g_{n,k}}}{\vec{v}_{g_{n,k}}} \right) \left(\frac{1}{\vec{v}_{h_{n,k}}} + \frac{1}{\vec{v}_{g_{n,k}}} \right)^{-1} \times f(\vec{m}_{h_{n,k}}; \vec{m}_{g_{n,k}}, \vec{v}_{h_{n,k}} + \vec{v}_{g_{n,k}}) \quad (5)$$

其中 $O_{h_{n,k}}$ 为归一化参数。

内迭代过程负责对激活用户的数据进行检测,激活用户 z_k 的发送数据 $x_{k,l}$ 为符号 q 的概率为

$$\beta_{k,l,q} = \frac{f(q; \vec{m}_{x_{k,l}}, \vec{v}_{x_{k,l}})}{\sum_{q' \in \chi} f(q'; \vec{m}_{x_{k,l}}, \vec{v}_{x_{k,l}})} \quad (6)$$

其中 χ 为发送符号星座点集合。

每轮节点更新时,接收机对该层节点的消息进行高斯近似,计算后并行地传递至下一层,直至算法收敛到估计值。具体参数计算和推导见文献[8]。

3 基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法

3.1 SIC 原理

并行贝叶斯盲检测算法用于免授权多用户传输中存在一定局限。在用户高负载下,因子图呈全连接状态,MPA 需遍历所有关联节点并穷举所有码本组合,导致复杂度过大且性能不稳定。为均衡检测性能与复杂度,提出基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法。

更新后验概率来实现参数估计。参数估计往往不能直接求得精确解,因而采用 MPA 迭代逼近。MPA 的实现建立在因子图上,因子图能有效地表示各节点的关系和消息传递方向。

2.2 算法流程

并行贝叶斯盲检测算法基于因子图进行构建,分为外迭代和内迭代两部分。外迭代过程负责在潜在用户中检测出激活用户,激活用户 z_k 对应某个潜在用户 u 的概率为

SIC 是一种多用户检测技术,此技术根据每轮用户的接收 SINR 排序,从高到低依次消除多用户的干扰。多用户 SIC 检测的流程如图 2 所示。

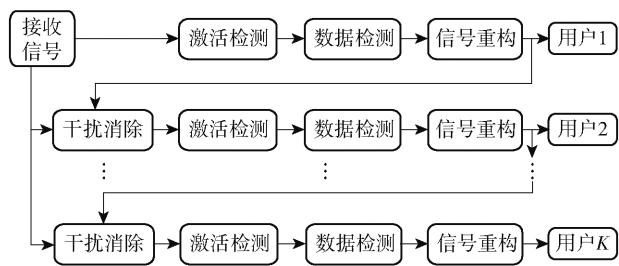


图 2 SIC 流程

假设激活用户 z_k 所选的扩频序列为 s_k , 信道增益为 g_k , 备选集合为 F_K , 则激活用户 z_k 的 SINR 为

$$P_{\text{SINR},k} = \frac{s_k^H g_k^H g_k s_k}{\sum_{i \neq k} s_i g_i + \sigma^2 \mathbf{I}} \quad (7)$$

在并行贝叶斯盲检测算法中,当分子中用户信道质量较好时, SINR 带来的检测成功率更高。但每轮检测均考虑所有激活用户,用户间干扰并未随迭代减少,导致 SINR 难以提升。而在 SIC 中,本轮成功检测出的激活用户数据能消除接收信号中的干扰,进而提高 SINR 来增加信号检测成功率。在因子图中, SIC 表现为逐级消除因子图节点之间的连边。图 3 所示为贝叶斯盲检测因子图上的 SIC 过程。

3.2 基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法

在数据检测阶段,每当检测到一组通过 CRC 的符号序列,接收端会用这些正确的符号做信道估计和信号重构,并从接收信号中消除。算法具体流程如下。

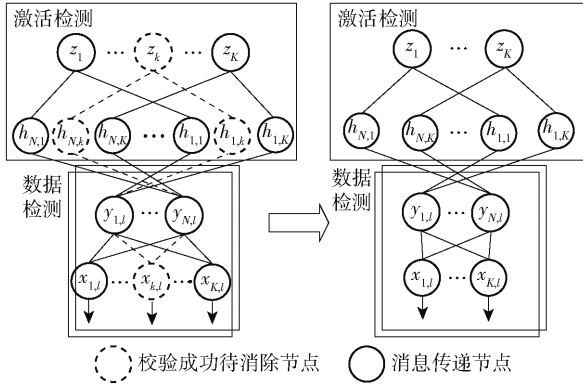


图 3 盲检测因子图中的 SIC 过程

1) 定义激活用户的备选集合 $F_K = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$ 。在数据检测中,系统初步获得了激活用户 z_k 的信道估计及其方差。基于 NOMA 系统模型,可以视其他用户的信道和数据为干扰,推算出目标用户的发送数据。因子图中传递的消息使用高斯近似来表示,近似后的均值和方差为

$$m_{x_{n,k,l}} = \frac{\hat{h}_{n,k}^H \left(y_{t,n,l} - \sum_{k' \neq k} \hat{h}_{n,k'} \hat{x}_{k',l} \right)}{|\hat{h}_{n,k}|^2 + v_{h_{n,k}}} \quad (8)$$

$$v_{x_{n,k,l}} = \frac{1}{\hat{\lambda} (|\hat{h}_{n,k}|^2 + v_{h_{n,k}})} \quad (9)$$

其中 $x_{n,k,l}$ 为在激活用户 z_k 发送数据的第 l 位符号将其扩频到第 n 个子载波位置后的值; $\hat{x}_{k,l}$ 为激活用户 z_k 第 l 位符号的数据估计值; $\hat{h}_{n,k}$ 和 $v_{h_{n,k}}$ 分别为激活用户 z_k 在第 n 个子载波位置的信道估计值和方差, $\hat{\lambda}$ 为噪声功率的估计值,这 3 个估计值由初始值或上轮更新值确定,并在因子图中继续进行迭代更新; $y_{t,n,l}$ 为第 t 轮迭代中接收信号的第 l 位符号在第 n 个子载波位置的叠加值。

2) 利用得到的发送符号均值和方差,根据数据检测原理,确定激活用户 z_k 第 l 位符号的数据估计值和方差为

$$\hat{x}_{k,l} = \sum_{q \in \mathcal{X}} q \beta_{k,l,q} \quad (10)$$

$$v_{x_{k,l}} = \sum_{q \in \mathcal{X}} |q|^2 \beta_{k,l,q} - |\hat{x}_{k,l}|^2 \quad (11)$$

3) 检测系统在获取激活用户的数据估计后,会按用户激活的顺序检查发送的数据包。当用户数据包通过 CRC 校验时,将数据符号与备选用户集合匹配。一旦新用户成功检出,记录该用户的序号和数据包,以决定是否终止后续迭代。同时,从用户备选集中消除已确认的激活用户,即

$$F_K \leftarrow F_K \setminus z_k \quad (12)$$

4) 对于成功识别的发送序列,已知用户的原始发送信息和扩频序列,需要信道增益来重构信号。由于用户信道估计不准,算法利用检测到的数据符号重新估计信道,旨在尽可能贴近用户的实际信号。信道重估计与数据检测类似,但操作是逆向的。信道重估计后的均值和方差为

$$m_{h_{n,k,l}} = \frac{\hat{x}_{k,l}^H \left(y_{t,n,l} - \sum_{k' \neq k} \hat{h}_{n,k'} \hat{x}_{k',l} \right)}{|\hat{x}_{k,l}|^2 + v_{x_{k,l}}} \quad (13)$$

$$v_{h_{n,k,l}} = \frac{1}{\hat{\lambda} (|\hat{x}_{k,l}|^2 + v_{x_{k,l}})} \quad (14)$$

激活用户等效信道估计值更新为

$$\hat{h}_{n,k} = \left(\frac{\vec{m}_{h_{n,k}}}{\vec{v}_{h_{n,k}}} + \frac{\vec{m}_{h_{n,k}}}{\vec{v}_{h_{n,k}}} \right) \left(\frac{1}{\vec{v}_{h_{n,k}}} + \frac{1}{\vec{v}_{h_{n,k}}} \right)^{-1} \quad (15)$$

其中: $\vec{m}_{h_{n,k}}$ 和 $\vec{v}_{h_{n,k}}$ 分别为外迭代中初始信道的统计均值和方差,旨在数据检测后的信道估计中,外部信息得到参与; $\vec{m}_{h_{n,k}}$ 和 $\vec{v}_{h_{n,k}}$ 为高斯重构后符号序列的均值和方差,旨在将用户单个符号的统计值转为整体序列的统计值,以便进行后续更新,其计算为

$$\vec{v}_{h_{n,k}} = \left(\sum_{l=1}^L v_{h_{n,k,l}}^{-1} \right)^{-1} \quad (16)$$

$$\vec{m}_{h_{n,k}} = \left(\sum_{l=1}^L \frac{m_{h_{n,k,l}}}{v_{h_{n,k,l}}} \right) \vec{v}_{h_{n,k}} \quad (17)$$

利用上述得到的信道增益重构出用户的到达信号,将其从接收信号中抵消,新一轮检测所用的接收信号为

$$y_{t+1,n,l} = y_{t,n,l} - \hat{h}_{n,k} \hat{x}_{k,l} \quad (18)$$

成功检测的节点停止消息传递。对更新的信号进行用户和数据检测,继续 SIC 直到检测所有用户或无新用户。每轮 SIC 中并行迭代消息,直到停止或成功。基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法流程如图 4 所示。

3.3 阻尼和重启机制

在 MPA 里,理想状态下,无环的图且变量概率分布呈高斯特性时,BP 可以准确收敛至后验概率分布。但此假设在实际系统难以满足。为了增强鲁棒性,从收敛特性上对检测算法进行优化,减少 MPA 失效次数。

为避免 MPA 的发散,考虑使用阻尼机制来调控某些变量的更新,该机制能够改变收敛界限并防止数值的突变。并行贝叶斯盲检测算法对输入变量的初始化采用固定值,可能会收敛至错误的局部极小

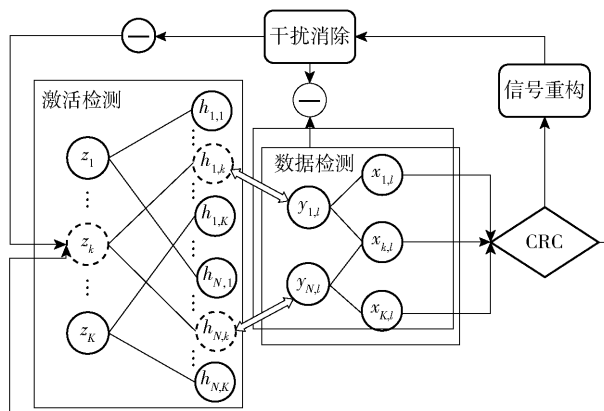


图 4 基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法流程

值,对此,引入随机初始化和重启机制。考虑到该机制可能增加复杂性,设置观测节点以实时判断收敛性,避免不必要的重启。该机制的具体步骤如下:

1) 检测系统首次迭代使用随机初始值,即按经验均值与方差初始化输入变量。通过观测部分节点,初步评估收敛情况。一般不收敛状态包括数值越界、所有用户激活概率相同或检测符号完全一致。

2) 如未收敛,重新随机设置初始值进行检测。根据文献[10]和实验测试,综合性能与复杂度,重启次数控制在 5 次以内。

3) 内迭代消息传递添加阻尼,防止消息值突变导致越界。假设阻尼因子为 α ,更新参数为均值 m ,其更新过程为

$$m \leftarrow \alpha m' + (1 - \alpha)m \quad (19)$$

其中 m' 表示本轮迭代中参数 m 更新计算的值。阻尼因子 α 按照经验值选取在 0.7 ~ 0.9 之间。

所提算法在未知信道状态下运行,不佳的信道估计可能导致 SIC 误差传播。考虑到 SIC 的固有缺陷,检测顺序的正确性至关重要。所提算法对用户的 SIC 增加 CRC,通过 CRC 的用户才进行干扰抵消;对校验后的用户进行信道重估计,减少后续干扰消除的误差;当误差传播仍出现,采用随机化重启机制。

4 分析与讨论

为公正比较,在不使用信道编码的上行 NOMA 系统中,测试不同的检测算法。所提的基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法,与并行贝叶斯盲检测算法(以下简称“原始算法”)进行对比。值得注意的是,原始算法不考虑扩展因子图节点的方式,因为该方式会大大增加计算复杂度。

仿真中总用户数为 40,激活用户占 10%,子载

波数为 20,符号序列长度为 40,用户数据的调制方式采用 BPSK。考虑仿真的收敛特性和 MPA 理论^[8,10],超过一定的迭代次数后,算法中各参数指标将趋于稳定,将外迭代设置为 2 次,内迭代设置为 20 次。为评估数据检测性能,采用误码率(BER, bit error rate)进行评估。为评估激活用户检测性能,定义激活用户识别率(AR, active-user-identification rate)为激活检测成功用户数与激活总数的比值。

4.1 复杂度分析

以高斯分布中的指数运算为例,对引入 SIC 后的复杂度进行对比。在每轮 SIC 迭代中,计算复杂度和参与运算的节点数量是相关的,随着每轮 SIC 新检测出激活用户,计算复杂度的减少程度是不同的。为了方便统计对比,假设在某一轮迭代后, SIC 已经解出了 k_d 个激活用户($k_d < K$),则计算复杂度对比情况如表 1 所示。

表 1 两种算法的计算复杂度

节点	原始算法计算次数 (节点数 × 次数)	所提算法计算次数 (节点数 × 次数)
式(4)	$KU \times 2N$	$(K - k_d)L \times 2N$
式(5)	$KN \times U$	$(K - k_d)N \times U$
式(6)	$KL \times 2$	$(K - k_d)L \times 2$

由表 1 可知,当迭代次数保持不变时,引入 SIC 可以有效地减少指数运算。由于参与运算的节点数量减少,各类运算也会大幅度减少。同时消息传递的收敛速度会得到提高,在 4.2 节中有进一步验证。另外,在 SIC 的最不利情境下,即没有任何用户通过 CRC,算法会继续下一轮的并行消息传递,而不会增加其他计算开销。

对于阻尼和重启机制对算法复杂度的影响,由阻尼技术原理可知,阻尼对算法节点的计算次数无影响,而重启机制导致的检测次数变化随信噪比而异,变化情况如图 5 所示。

由图 5 可知,随着信噪比的提高,算法的重启次数减少,稳定在 0 ~ 2 次之间。在较高的信噪比下,所提算法能通过较小的复杂度换取正确的收敛效果。多次重启仍未正确收敛的情况主要出现在信噪比较低时,但从平均次数观察该情况较少。尽管重启机制可能会导致额外的迭代,但其引入的计算复杂度是线性的。相比之下,由 SIC 带来的计算简化效果是指数级的。这意味着 SIC 带来的效率提升超过重启带来的计算复杂度增加。

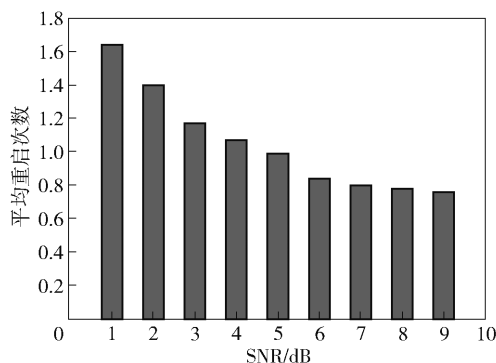


图5 所提算法在不同 SNR 时的平均重启次数

4.2 误码性能分析

本小节对比原始算法与所提算法的误码性能。在仿真中,“实际信道估计”是基于正确检测数据估计的信道,而“理想信道估计”使用信道的真实值,代表算法的最佳性能。实际信道估计旨在减少 SIC 中的误差传播,判断算法收敛的准则是信道参数达到稳定状态。

图 6 所示为原始算法和所提算法在 AR 性能上的差异。可见,所提算法的 AR 性能在不使用阻尼和重启机制下已经超越了原始算法。而加入阻尼和重启机制后,所提算法性能得到了显著提升,接近于理想信道估计的上限,验证了所提算法的高效性。

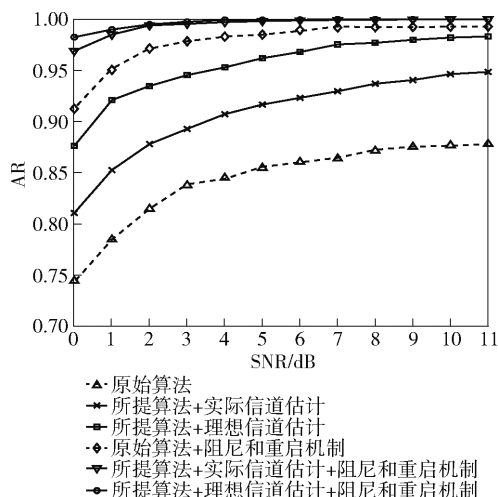


图6 不同算法和收敛机制的 AR

图 7 所示为原始算法和所提算法在数据检测性能上的差异。在不使用阻尼和重启机制时,所提算法的 BER 比原始算法明显降低,证明所提算法能有效修正并行检测的误差。2 种算法在加入阻尼和重启机制后都显示出更好的性能,但所提算法更为出色。这主要是因为阻尼机制稳定了 MPA 过程,而重

启机制减少了 SIC 的差错传播,使所提算法相对于原始算法更为鲁棒。

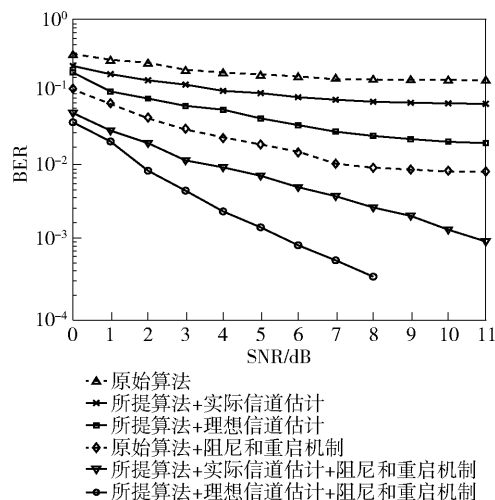


图7 不同算法和收敛机制的 BER

图 8 所示为在使用阻尼和重启机制下,原始算法和所提算法在不同 SNR 下的收敛速度,其中总迭代次数为激活检测与数据检测迭代次数的乘积。由图 8 可知,在相同的信噪比条件下,所提算法达到收敛所需的迭代次数明显少于原始算法。这表明,除了在性能上有所增益,所提算法在计算复杂度上也更有优势。

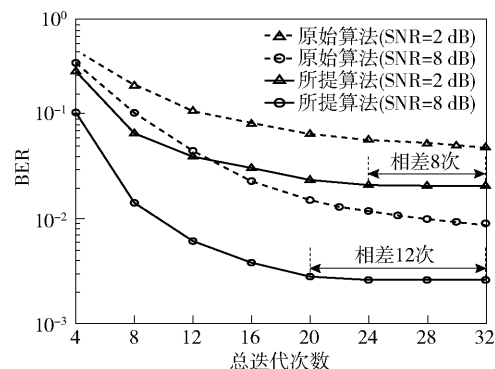


图8 不同算法的 BER 性能随总迭代次数的变化

5 结束语

面向免授权 NOMA 系统,提出了一种基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法。在无导频无调度的情况下,利用 SIC 原理和贝叶斯 MPA 实现了多用户的激活检测和数据检测;为提高算法鲁棒性,增加了阻尼和重启机制。仿真结果显示,基于 SIC 的贝叶斯盲检测算法降低了接收端的计算复杂度,同时获得了误码性能和收敛速度的显著提升。

(下转第 37 页)

- non-orthogonal multiple access (NOMA) systems [J]. IEEE Access, 2016, 4: 6325-6343.
- [6] LIU X N, WANG J J, ZHAO N, et al. Placement and power allocation for NOMA-UAV networks [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8 (3): 965-968.
- [7] HE H, LIANG Y X, LI S L, et al. Clustering algorithm based on azimuth in mmwave massive MIMO-NOMA system [C] // 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 118-122.
- [8] KATWE M, SINGH K, SHARMA P K, et al. Energy efficiency maximization for UAV-assisted full-duplex NOMA system: user clustering and resource allocation [J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2022, 6(2): 992-1008.
- [9] MA L N. An improved and heuristic-based iterative DBSCAN clustering algorithm [C] // IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 2709-2714.
- [10] LIU A, LAU V K N, KANANIAN B. Stochastic successive convex approximation for non-convex constrained stochastic optimization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(16): 4189-4203.

(上接第 6 页)

参考文献:

- [1] PIRINEN P. A brief overview of 5G research activities [C] // 1st International Conference on 5G for Ubiquitous Connectivity. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 17-22.
- [2] TULLBERG H, POPOVSKI P, LI Z, et al. The METIS 5G system concept: meeting the 5G requirements [J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(12): 132-139.
- [3] ZHANG L, XIAO M, WU G, et al. A survey of advanced techniques for spectrum sharing in 5G networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(5): 44-51.
- [4] LI P, PAUL D, NARASIMHAN R, et al. On the distribution of SINR for the MMSE MIMO receiver and performance analysis [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1): 271-286.
- [5] JI H, PARK S, SHIM B. Sparse vector coding for ultra reliable and low latency communications [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6693-6706.
- [6] ABEBE A T, KANG C G. Comprehensive grant-free random access for massive & low latency communication [C] // 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [7] JIANG S C, YUAN X J, WANG X, et al. Joint user identification, channel estimation, and signal detection for grant-free NOMA [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6960-6976.
- [8] ZHANG Y Y, YUAN Z D, GUO Q H, et al. Bayesian receiver design for grant-free NOMA with message passing based structured signal estimation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 8643-8656.
- [9] TAKEDA T, HIGUCHI K. Enhanced user fairness using non-orthogonal access with SIC in cellular uplink [C] // 2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1-5.
- [10] SCHNITER P, RANGAN S. Compressive phase retrieval via generalized approximate message passing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 63(4): 1043-1055.