

doi:10.13756/j.gtxyj.2020.06.013

无线通信技术

一种改进的动态自适应多用户检测算法

申 敏^{a,b}, 卢晓强^a, 雷震宇^a

(重庆邮电大学 a. 通信与信息工程学院; b. 新一代宽带移动通信重点实验室, 重庆 400065)

摘要:在大规模机器类通信(mMTC)上行免调度非正交多址接入(NOMA)系统中,活跃用户通常以高概率在几个连续时隙传输数据。为了充分利用相邻时隙之间的时间相关性,文章提出了一种改进的动态自适应(IDA)多用户检测算法,将压缩感知的重构思想结合时间相关性实现活跃用户和数据的联合检测。在估计支撑集过程中加入自适应阈值辅助策略选择原子,利用幂函数变步长方法提高稀疏度估计的准确性,并优化迭代终止条件。仿真结果表明,与贪婪重构算法和基于动态压缩感知(DCS)的多用户检测算法相比,在缺乏先验稀疏度条件下,IDA多用户检测算法表现出更优的信号检测性能。

关键词:大规模机器类通信;压缩感知;时间相关性;自适应阈值

中图分类号: TN929. 5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8788(2020)06-0049-05

An Improved Dynamic Adaptive Multi-user Detection Algorithm

SHEN Min^{a,b}, LU Xiao-qiang^a, LEI Zhen-yu^a

(a. School of Communication and Information Engineering; b. Key Lab of New Generation Broadband Mobile

Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In massive Machine Type Communications (mMTC) uplink grand-free Non Orthogonal Multiple Access (NOMA) systems, active users usually transmit data in consecutive time slots with high probability. In order to make full use of the time correlation between adjacent time slots, this paper proposes an Improved Dynamic Adaptive (IDA) multi-user detection algorithm, which combines the reconstruction idea of the existing compressed sensing algorithm with time correlation to achieve joint detection of active users and data. In the process of estimating the support set, an adaptive threshold-assisted strategy is added to select atoms, and the power function variable step size method is used to improve the accuracy of the sparsity estimation and optimize the iteration termination conditions. The simulation results show that compared with the greedy reconstruction algorithm and the Dynamic Compressed Sensing (DCS) algorithm, the IDA algorithm has better signal detection performance in the absence of a priori sparseness.

Key words: mMTC; compressive sensing; time correlation; adaptive threshold

0 引 言

大规模机器类通信(massive Machine-Type Communications, mMTC)是第五代移动通信系统的重要场景^[1]。在非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)上行免调度模式中,基站端在对数据恢复之前必须进行活跃用户检测。利用 mMTC 网络中用户活动的稀疏特性,可采用压缩感知(Compressive Sensing, CS)技术实现多用户检测^[2]。文献[3]根据被检测信号的稀疏程度,利用正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)进行信号恢复;文献[4]利用接收数据符号的有用信息使用贪婪算法来增强检测性能,提出数据辅助的活跃用户检测(Data-Aided Active User Detection, DA-AUD)算法,然而上述算法仅在每个时隙独立地恢复稀疏信号,未充分利用相邻时隙传

输信号的相关性。文献[5]假设活跃用户集在整帧中保持不变,提出结构化迭代支持检测(Structured Iterative Support Detection, SISD)算法;文献[6]考虑活跃用户集的动态变化,提出基于动态压缩感知(Dynamic Compressive Sensing, DCS)的多用户检测算法(简称 DCS 算法)。上述算法虽然利用了帧结构的稀疏性,但都需要已知信号稀疏度,这在实际 mMTC 场景中是很难获取的,因此缺乏普适性。

针对上述问题,本文提出了一种改进的动态自适应(Improved Dynamic Adaptation, IDA)多用户检测算法(简称 IDA 算法),该算法利用连续时隙活跃用户集的时间相关性来增强多用户检测性能,且不需要已知用户稀疏度。相较于其他检测算法,IDA 算法更适用于实际的上行免调度 NOMA 系统。

收稿日期:2020-07-01

基金项目:国家科技重大专项基金资助项目(2018ZX03001026-002)

作者简介:申敏(1963—),女,重庆人。教授,硕士,主要研究方向为通信核心芯片、协议与系统应用技术。

通信作者:卢晓强,硕士。E-mail:837870334@qq.com

1 系统模型

考虑由 1 个单天线基站和 K 个单天线用户组成的 mMTC 上行免调度 NOMA 系统。在同一时刻活跃用户数远小于系统潜在用户总数 K , 表现出稀疏性。将用户 k 的发送信号 x_k 扩频到长度为 N 的扩频序列 s_k 上, 且 $N < K$, 即系统是过载的。所有用户的信号同时发送到基站, 则基站端的接收信号 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 为

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K \text{diag}(\mathbf{g}_k) \mathbf{s}_k x_k + \mathbf{v} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{g}_k = [g_{1,k}, g_{2,k}, \dots, g_{N,k}]^T$ 为用户 k 的信道增益, 各元素服从 $\text{CN}(0, 1)$ 分布; $\mathbf{s}_k = [s_{1,k}, s_{2,k}, \dots, s_{N,k}]^T$ 为用户 k 的扩频序列; $\mathbf{v}$ 为服从 $\text{CN}(0, \sigma^2)$ 分布的高斯白噪声; $\mathbf{H}$ 为 $N \times K$ 维的等效信道矩阵, 其第 n 行第 k 列元素为 $h_{n,k} = g_{n,k} s_{n,k}$; $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_K]^T$ 为 K 个用户的发送信号。

实际通信中, 虽然 mMTC 网络具有零星通信性, 但一些用户通常以高概率在相邻时隙传输数据, 表现出时间相关性。因此, 可将上述模型扩展为连续时隙的动态模型, 则第 j 个时隙接收信号 $\mathbf{y}^{(j)}$ 可表示为

$$\mathbf{y}^{(j)} = \mathbf{H}^{(j)} \mathbf{x}^{(j)} + \mathbf{v}^{(j)}, \quad j = 1, 2, \dots, J, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}^{(j)}$ 为第 j 个时隙的等效信道矩阵, 不同时隙其值可发生变化; $\mathbf{x}^{(j)}$ 为第 j 个时隙的发送信号; $\mathbf{v}^{(j)}$ 为第 j 个时隙的高斯白噪声; J 为一帧中的连续时隙数。定义 $\mathbf{x}^{(j)}$ 的活跃用户支撑集为 $\Omega^{(j)} = \{k: x_k^{(j)} \neq 0, 1 \leq k \leq K\}$, 式中, $x_k^{(j)}$ 为第 k 个用户在第 j 个时隙的发送信号。

2 改进的多用户检测算法

DCS 算法^[6]假设用户稀疏度已知, 利用活跃用户集的时间相关性, 基于经典 OMP 算法^[5]对连续时隙多用户进行检测, 相较于单时隙传输模型的检测算法, DCS 算法虽然能获得一些性能增益, 但需要已知用户稀疏度, 这在实际 mMTC 场景中是无法获取的。因此, 考虑活跃用户支撑集在连续时隙可变且用户稀疏度未知的实际情况, 本文提出了 IDA 算法。

2.1 算法设计

(1) 自适应阈值辅助策略

DCS 算法在估计支撑集时每次迭代只选取与残差值相关性最大的一个原子, 且原子选入后便始终存在, 这不仅增加了算法的迭代时间, 而且一旦选

择了错误原子, 将会影响后续重构过程的准确性。因此, IDA 算法引入自适应阈值 β 来控制每次迭代选入支撑集中的候选原子, 阈值 β 的选取满足:

$$\beta = a + (1 - a) \text{rand}(1), \quad a \in (0, 1), \quad (3)$$

式中, a 为影响 β 大小的参数。在每次迭代中, 阈值辅助策略为: 首先计算观测矩阵与残差值之间的内积, 得到观测矩阵中每个原子所对应的相关系数值, 取相关系数值中的最大值与 β 相乘作为原子选入的阈值, 选取符合条件的原子放入集合 $\Gamma^{(j)}$ 中:

$$\Gamma^{(j)} = \{i \mid u_i \geq \beta \max((h_k^{(j)})^H \mathbf{r}^{(j)(t-1)})\}, \quad (4)$$

式中: i 为原子索引; u_i 为索引为 i 的原子; $h_k^{(j)}$ 为 $\mathbf{H}^{(j)}$ 的第 k 列元素; t 为迭代次数; $\mathbf{r}^{(j)(t-1)}$ 为残差信号; $(\cdot)^H$ 为共轭转置。

由式(4)可知, β 控制选入支撑集中原子的数量, 原子的选取始终与算法迭代过程保持一致。通过设置合适的阈值 β (本文阈值参数 a 通常取值范围为 $(0.3, 0.6)$), 可保证预选原子都具有较大相关性, 即选出的原子都是合适的, 可提高信号重构的准确性。且当 β 取值较小时, 每次选入的原子数较多, 算法的迭代速度会更快。

(2) 幂函数变步长

为了能自适应地获取用户稀疏度, 采用稀疏度自适应匹配追踪算法的自适应思想, 估计的稀疏度随迭代过程逐步增加, 然而该算法采用固定步长逼近用户稀疏度, 步长设定过大或过小都会影响信号重构的精度和速度。因此, IDA 算法借助文献[7]的变步长概念, 引入幂函数变步长方法解决此问题。考虑如下幂函数:

$$f(x) = x^b, \quad (5)$$

式中, b 为常数且 $b \in (0, 1)$ 。利用函数 $f(x)$ 单调递增但斜率逐渐减小的特性设计变步长方法。若 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2 \geq \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2$, 首先确定步长调整门限 δ , 当相邻两次迭代残差的能量之比 $\geq \delta$, 即 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2^2 / \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2^2 \geq \delta$ 时, 说明估计的稀疏度远小于真实稀疏度, 则选用基于幂函数的大步长, 减少迭代次数, 估计的稀疏度 $L = L + s \times [\text{stage}^b]$, 式中 s 为初始步长, stage 为大步长阶段参数; 当 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2^2 / \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2^2 < \delta$ 时, 说明估计的稀疏度接近真实稀疏度, 则选择小步长, 提高重构精度, 估计的稀疏度 $L = L + s$ 。上述过程中, δ 的取值可通过实验获取, b 的取值范围通常为 $(0.4, 0.6)$, 本文取 $b = 0.5$ 。

(3) 迭代终止条件

自适应算法对稀疏度估计的准确性很大程度上取决于迭代终止条件的选择, 迭代终止太早(欠估

计)或太晚(过估计)都会对稀疏信号的重构质量造成很大影响。文献[8]指出信号完美重构情况下,噪声是失真的唯一来源。因此,可通过残差能量设计迭代终止条件。假设稀疏度为 L 的信号 $\mathbf{x}^{(j)}$ 在第 t 次迭代时被完美恢复, $\Omega^{(j)}$ 为信号真实支撑集,则此时残差 $\mathbf{r}^{(j)(t)}$ 的能量为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2^2 &= (\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{H}_{\Omega^{(j)}}^{(j)} \hat{\mathbf{x}}^{(j)})^H (\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{H}_{\Omega^{(j)}}^{(j)} \hat{\mathbf{x}}^{(j)}) = \\ &= (\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{H}_{\Omega^{(j)}}^{(j)} \mathbf{x}^{(j)})^H (\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{H}_{\Omega^{(j)}}^{(j)} \mathbf{x}^{(j)}) = \\ &= (\mathbf{v}^{(j)})^H \mathbf{v}^{(j)}, \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}^{(j)}$ 为估计的信号,根据期望的定义,残差的平均能量为

$$E\{\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2^2\} = (N - L)\sigma^2. \quad (7)$$

由于 mMTC 场景中 $L \ll N$, 所以可忽略 L 对式(7)的影响,则迭代终止条件可设为

$$\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2^2 \leq N\sigma^2. \quad (8)$$

2.2 算法实现

IDA 算法将上述重构思想结合时间相关性,充分利用前一时隙活跃用户支撑集来增强后一时隙的检测性能。IDA 算法的具体实现如下:

输入: $\mathbf{y}, [\mathbf{H}^{(1)}, \mathbf{H}^{(2)}, \dots, \mathbf{H}^{(J)}], \beta, \delta, s$;

输出: $\hat{\mathbf{X}} = [\hat{\mathbf{x}}^{(1)}, \hat{\mathbf{x}}^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{x}}^{(J)}]$;

(1) 初始化: $j = 1, \Omega = \emptyset, stage = 1$;

(2) for $j \leq J$ do;

(3) $t = 1, T^{(j)(t)} = \emptyset, \Omega^{(j)(t-1)} = \Omega, \mathbf{r}^{(j)(t-1)} = \mathbf{y}^{(j)} -$

$\mathbf{H}_{\Omega^{(j)(t-1)}}^{(j)} ((\mathbf{H}_{\Omega^{(j)(t-1)}}^{(j)})^\dagger \mathbf{v}^{(j)})$;

(4) 若 $j = 1$ 则 $L = 1$; 否则 $L = |\Omega^{(j)(t-1)}|/2$;

迭代过程

(5) $\Gamma^{(j)(t)} = \{i \mid |\langle \mathbf{r}^{(j)(t-1)}, \mathbf{h}_i^{(j)} \rangle| > \beta \max_k |\langle \mathbf{r}^{(j)(t-1)}, \mathbf{h}_k^{(j)} \rangle|\}$, $Z^{(j)(t)} = \Omega^{(j)(t-1)} \cup \Gamma^{(j)(t)}$;

(6) $T^{(j)(t)} = \max(|(\mathbf{H}_{Z^{(j)(t)}}^{(j)})^\dagger \mathbf{y}^{(j)}|, L)$;

(7) $\hat{\mathbf{x}}_{T^{(j)(t)}}^{(j)} = \argmin_x \|\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{H}_{T^{(j)(t)}}^{(j)} \mathbf{x}\| = (\mathbf{H}_{T^{(j)(t)}}^{(j)})^\dagger \mathbf{y}^{(j)}$, $\hat{\mathbf{x}}_{\{1, \dots, k\} \setminus T^{(j)(t)}}^{(j)} = 0$;

(8) $\mathbf{r}^{(j)(t)} = \mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{H}_{T^{(j)(t)}}^{(j)} \hat{\mathbf{x}}_{T^{(j)(t)}}^{(j)}$;

(9) 若 $\|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2^2 \leq N\sigma^2$ 则停止迭代,转至步骤(12);

(10) 若 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2 \geq \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2$ 且 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2 / \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2 \geq \delta$, 则 $L = L + s \times [stage^b]$, $stage = stage + 1, \Omega^{(j)(t)} = T^{(j)(t-1)}$; 若 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2 \geq \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2$ 且 $\|\mathbf{r}^{(j)(t)}\|_2 / \|\mathbf{r}^{(j)(t-1)}\|_2 < \delta$, 则 $L = L + s, stage = stage + 1, \Omega^{(j)(t)} = T^{(j)(t-1)}$; 否则 $\Omega^{(j)(t)} = T^{(j)(t)}$;

(11) 令 $t = t + 1$, 转至步骤(5);

(12) $\hat{\mathbf{x}}^{(j)} = \hat{\mathbf{x}}_{T^{(j)(t)}}^{(j)}, \Omega = T^{(j)(t-1)}, j = j + 1$ 。

步骤(1)~(4)为初始化过程, Ω 为当前时隙估计的支撑集, $T^{(j)(t)}$ 为候选支撑集, 当时隙 $j \neq 1$ 时, 利用活跃用户集的内在时间相关性, 将支撑集初始化为前一时隙的支撑集, 稀疏度为前一时隙用户稀疏度的 1/2; 步骤(5)为自适应阈值辅助策略, 式中, $Z^{(j)(t)}$ 为候选支撑集的中转变量; 步骤(6)为在 DCS 算法基础上增加的回溯更新操作, 目的是剔除候选支撑集中仍存在的不可靠原子; 步骤(7)~(8)为重构信号和更新残差; 步骤(9)~(11)为迭代终止条件判断和调整稀疏度; 步骤(12)返回当前时隙的重构信号和支撑集, 并转入下一时隙的检测过程。

2.3 复杂度分析

IDA 算法在单时隙单次迭代的复杂度取决于迭代过程, 主要集中在支撑集选择、回溯更新、信号估计和残差更新几个方面。假设真实用户稀疏度为 S , IDA 算法步骤(5)估计支撑集的计算复杂度为 $O(KN)$; 步骤(6)回溯更新的计算复杂度为 $O(2NC^2 + C^3 + NC)$, 式中, C 为步骤(8)选取的最优索引数; 步骤(7)估计信号的计算复杂度为 $O(2NL^2 + L^3 + NL)$; 步骤(8)为更新残差, 其计算复杂度为 $O(NL)$ 。由于 $0 < C < S < K, 0 < L \leq S < K$, 因此, IDA 和 DCS 算法单次迭代的计算复杂度如表 1 所示。

表 1 单次重构计算复杂度对比

算法	单次迭代计算复杂度
DCS	$O(KN + 2NS^2 + S^3 + 2NS)$
IDA	$O(KN + 4NS^2 + 2S^3 + 2NS)$

由表可知, IDA 和 DCS 算法具有相同阶数的计算复杂度, 然而 DCS 算法在每次迭代中只选取一个原子, IDA 算法引入阈值策略每次选取多个原子, 同时采用幂函数变步长加快信号重构的速度, 因此 IDA 算法的迭代次数低于 DCS 算法, 具有更低的计算复杂度。

3 仿真及分析

利用 Matlab 仿真软件对 IDA 算法的性能进行仿真分析。该仿真中, 设置用户总数 $K = 200$, 子载波数 $N = 100$, 则系统过载率为 200%。调制方式为 64 正交振幅调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM), 连续时隙数 $J = 7$ 。扩频矩阵设计为基于伪随机噪声的 Toeplitz 矩阵, 信道为平坦的瑞利衰落信道。

图 1 所示为阈值 β 对信号重构性能的影响。由

式(3)可知, β 的大小取决于参数 a ,分别取 $a=\{0.3, 0.4, 0.5, 0.6\}$,不考虑噪声的影响,比较 IDA 算法在不同活跃用户数下的重构成功率。由图可知,当参数 $a=0.5$ 时,信号的重构成功率最高。因此,在后面的仿真中,IDA 算法的参数 a 均设置为 0.5。

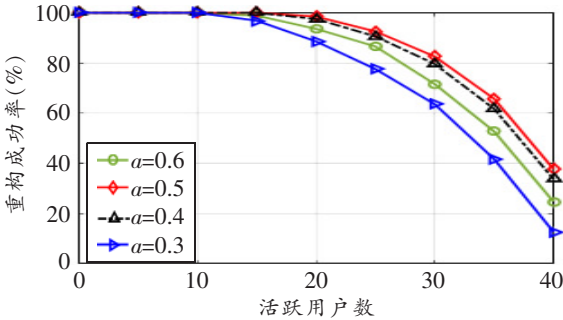


图 1 不同 β 下 IDA 算法重构性能比较

为了更好地体现 IDA 算法的检测性能,将所提算法与 DCS、OMP、子空间追踪^[9](Subspace Pursuit, SP)和先验最小二乘 (Least Square, LS) 算法 (理想性能算法)作比较。图 2 所示为上述算法在不同信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 下的误码率 (Bit Error Ratio, BER) 性能。仿真中,设置步长调整门限 $\delta=1.2$,初始步长 $s=1$,活跃用户数为 25。由图可知,IDA 算法的 BER 性能明显优于 OMP 和 SP 算法,原因是 IDA 算法充分利用了相邻时隙的时间相关性,同时结合自适应阈值辅助、迭代终止条件优化和幂函数变步长的思想,使检测性能大幅度提升。在 $BER=1\times 10^{-3}$ 时,IDA 算法相较于 DCS 算法,其性能损失不到 1 dB,这是因为 IDA 算法缺乏真实的用户稀疏度,然而在实际 mMTC 网络中基站端是无法得知用户稀疏度的,因此 IDA 算法更具有实用性。当 $SNR<12$ dB 时,IDA 比 DCS 算法的 BER 性能更优,其原因是在低 SNR 时,阈值辅助策略和幂函数变步长方法使 IDA 算法更准确地估计活跃用户集。综上所述,IDA 算法在保证信号重构性能的同时更适用于实际的 mMTC 场景。

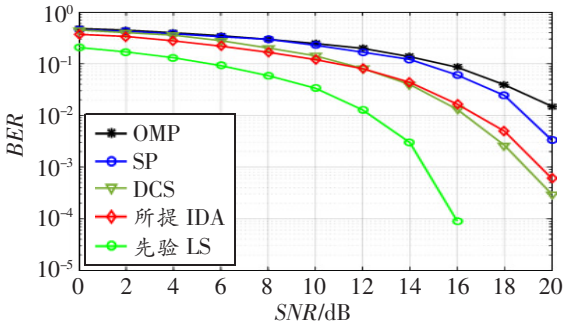


图 2 不同 SNR 下的 BER 性能对比

图 3 对比了 IDA、OMP、SP、DCS 和先验 LS 算法在不同活跃用户数下的 BER 性能。其中,设置步长调整门限 $\delta=1.2$,初始步长 $s=1$, $SNR=10$ dB。由图可知,随着活跃用户数的增长,不同检测算法的 BER 都会逐渐上升,但 IDA 算法在整个活跃用户区间内均优于其他几种算法,其原因是阈值辅助策略提升了 IDA 算法选取用户支撑集的准确性,幂函数变步长方法和优化的迭代终止条件能避免活跃用户数的过估计与欠估计,确保算法及时终止迭代。

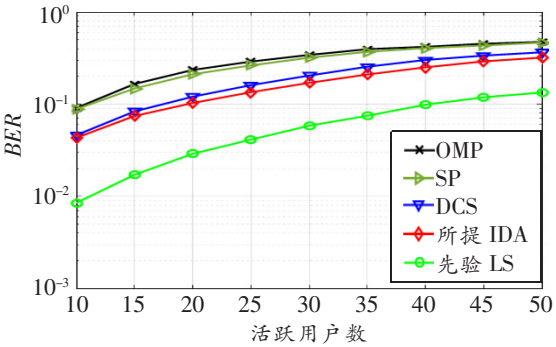


图 3 不同活跃用户数下的 BER 性能对比

图 4 所示为 IDA、OMP、SP 和 DCS 算法在不同活跃用户数下的迭代次数。其中,设置步长调整门限 $\delta=1.2$,初始步长 $s=1$, $SNR=10$ dB。由图可知,各检测算法的迭代次数都会随活跃用户数的增加而增加,但在活跃用户数相同的条件下,IDA 算法完成重构所需的迭代次数更少,其原因是阈值辅助和幂函数变步长方法的共同作用加快了 IDA 算法的重构速度。而 DCS 算法是基于 OMP 算法实现的,同 OMP 算法一样,其迭代次数随稀疏度的增长线性增加且等于已知的稀疏度。此外,SP 算法是基于 OMP 算法改进的,在每次迭代过程中选取多个原子,因此其迭代次数略有减少,但仍高于 IDA 算法。

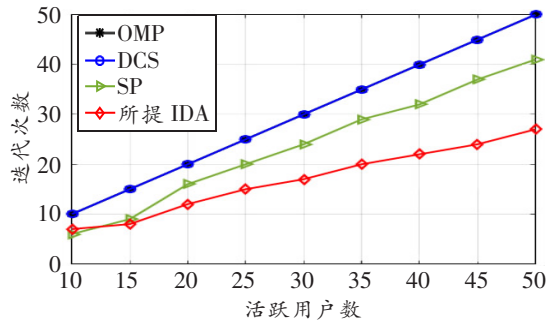


图 4 不同活跃用户数下的迭代次数对比

4 结束语

本文利用上行免调度 NOMA 系统中活跃用户

在相邻时隙的时间相关性,提出了 IDA 多用户检测算法。该算法可在未知用户稀疏度情况下对连续时隙多用户进行检测,在迭代过程中,引入自适应阈值选取合适数量原子,并在回溯更新步骤中剔除不可靠原子,利用幂函数变步长方法逐步逼近真实稀疏度,直到满足迭代终止条件。仿真结果表明,所提 IDA 算法在保证低复杂度的同时具有良好的 BER 性能,实用性更强。

参考文献:

- [1] Bockelmann C, Pratas N K, Wunder G, et al. Towards Massive Connectivity Support for Scalable mMTC Communications in 5G Networks[J]. IEEE Access, 2018, 6:28969—28992.
- [2] Liang L, Larsson E G, Wei Y, et al. Sparse Signal Processing for Grant-Free Massive Connectivity: A Future Paradigm for Random Access Protocols in the Internet of Things[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(5):88—99.
- [3] Shim B, Song B. Multiuser Detection via Compressive Sensing[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(7):972—974.
- [4] Irtaza S A, Lim S H, Choi J W. Greedy Data-Aided Active User Detection for Massive Machine Type

Communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(4):1224—1227.

- [5] 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.
- [6] Wang B, Dai L, Zhang Y, et al. Dynamic Compressive Sensing-based Multi-User Detection for Uplink Grant-Free NOMA[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(11):2320—2323.
- [7] Bi X, Chen X D, Zhang Y, et al. Variable Step Size Stagewise Adaptive Matching Pursuit Algorithm for Image Compressed Sensing[C]//International Conference on Signal Processing, Communication and Computing. Kunming, China: IEEE, 2013:6663917.
- [8] Du Y, Dong B, Chen Z, et al. Efficient Multi-User Detection for Uplink Grant-Free NOMA: Prior-Information Aided Adaptive Compressive Sensing Perspective[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(12):2812—2828.
- [9] Dai W, Milenkovic O. Subspace Pursuit for Compressive Sensing Signal Reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5):2230—2249.

(上接第 28 页)

- [5] Fludger C R S, Dutehel T, Borne D, et al. Coherent Equalization and POLMUX-RZ-DQPSK for Robust 100-GE Transmission[J]. Journal of Lightwave Technology, 2008, 26(1):64—72.
- [6] Kushnerov M, Hauske F N, Piyawanno K, et al. DSP for Coherent Single-carrier Receivers[J]. Journal of Lightwave Technology, 2009, 27(16):3614—3622.
- [7] Savory S J. Digital Filters for Coherent Optical Receivers[J]. Optics Express, 2008, 16(2):804—817.
- [8] Savory S J. Digital Coherent Optical Receivers: Algorithms and Subsystems[J]. Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2010, 16(5):1164—1179.
- [9] Ishihara K, Kobayashi T, Kudo R, et al. Coherent Optical Transmission with Frequency-domain Equalization[C]//European Conference on Optical Communication. Brussels, Belgium: IEEE, 2008: We. 2. E. 3.
- [10] Kushnerov M, Hauske F N, Piyawanno K, et al. Adaptive Chromatic Dispersion Equalization for Non-dispersion Managed Coherent Systems[C]//2009 Conference on Optical Fiber Communication. San Diego, CA,

USA: IEEE, 2009: OMT1.

- [11] Wang D, Lu C, Lau A P T, et al. Adaptive Chromatic Dispersion Compensation for Coherent Communication Systems Using Delay-tap Sampling Technique[J]. IEEE Photonics Technology Letter, 2011, 23(14):1016—1018.
- [12] Xie C. Chromatic Dispersion Estimation for Single-carrier Coherent Optical Communications[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2013, 25(10):992—995.
- [13] Sui Q, Lau A P T, Lu C. Fast and Robust Blind Chromatic Dispersion Estimation Using Auto-correlation of Signal Power Waveform for Digital Coherent Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2013, 31(2):306—312.
- [14] Pereira F C, Rozental V N, Camera M, et al. Experimental Analysis of the Power Auto-correlation-based Chromatic Dispersion Estimation Method[J]. Photonics Journal, 2013, 5(4):2272782.
- [15] 赵东鹤, 席丽霞, 杨松, 等. 基于信号功率波形自相关函数的色散监测[J]. 光学学报, 2013, 33(12):61—67.