

基于改进稀疏度自适应匹配算法的免授权非正交多址接入上行传输多用户检测

王茜竹 方冬 吴广富*

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 免授权非正交多址接入技术(NOMA)结合多用户检测技术(MUD), 能够满足大规模机器通信(mMTC)场景中的大连接量、低信令开销和低时延传输等需求。在基于压缩感知(CS)的MUD算法中, 活跃用户数往往作为已知信息, 而实际通信系统中很难准确估计。基于此, 该文提出一种改进稀疏度自适应匹配的多用户算法(MSAMP-MUD)。该算法首先利用广义Dice系数匹配准则选择与残差最匹配的原子, 更新用户支撑集; 当残差能量接近噪声能量时, 终止迭代, 从而获得最终支持集; 否则, 采取上述准则更新用户支撑集, 提高支撑集中活跃用户数估计精度。在迭代过程中, 根据最近两次残差能量之比, 选取不同的迭代步长, 以降低检测迭代次数。仿真结果表明, 所提算法与传统基于CS的MUD算法相比, 误码率降低约9%, 迭代次数减少约10%。

关键词: 大规模机器通信; 免授权; 非正交多址; 压缩感知; 多用户检测

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)09-2216-07

DOI: 10.11999/JEIT190505

Multi-User Detection Based on Sparsity Adaptive Matching Pursuit Compressive Sensing for Uplink Grant-free Non-Orthogonal Multiple Access

WANG Qianzhu FANG Dong WU Guangfu

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Grant-free Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) combined with Multi-User Detection (MUD) technology can meet the requirements of large connection volume, low signaling overhead and low latency transmission in massive Machine Type Communications (mMTC) scenarios. In the MUD algorithm based on Compressed Sensing (CS), the number of active users is often used as known information, but it is difficult to accurately estimate in the actual communication system. Based on this, this paper proposes a multi-user algorithm (Modified Sparsity Adaptive Matching Pursuit MUD, MSAMP-MUP) to improve the adaptive matching of sparsity. Firstly, the algorithm uses the generalized Dice coefficient matching criterion to select the atom that best matches the residual, and updates the user support set. When the residual energy is close to the noise energy, the iteration is terminated to obtain the final support set; Otherwise, the above criteria are used to update the user support set, and the estimation accuracy of the active users in the support set is improved. In the iteration process, different iteration steps are selected according to the ratio of the last two residual energies, so as to reduce the number of detection iterations. The simulation results show that, compared with the traditional CS-based MUD algorithm, the proposed algorithm reduces the bit error rate by about 9% and the number of iterations by about 10%.

Key words: Massive Machine Type Communications (mMTC); Grant-free; Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA); Compressed Sensing (CS); Multi-User Detection (MUD)

收稿日期: 2019-07-05; 改回日期: 2020-02-20; 网络出版: 2020-07-15

*通信作者: 吴广富 wugf@cqupt.edu.cn

基金项目: 重庆市科技重大主题专项重点示范项目(cstc2018jszx-cyztzxX0035), 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN201800642)

Foundation Items: The Chongqing of Science and Technology Bureau, (cstc2018jszx-cyztzxX0035), The Project of Science and Technology Research Program of Chongqing Education Commission (KJQN201800642)

1 引言

大规模机器通信(massive Machine Type Communications, mMTC)作为第5代移动网络(The 5th Generation mobile networks, 5G)的三大应用场景之一,具有大规模连接、小数据包、零星传输、上行通信为主、设备成本低等特点。若采用现有正交多址接入技术(Orthogonal Multiple Access, OMA)将面临许多难题,如难以满足大规模连接、信令开销与延时较大等^[1]。为此,学者们提出了免授权非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)系统^[2],以满足mMTC场景需求。

在免授权NOMA系统中,当没有数据发送时用户处于休眠状态;当数据来临时用户变为活跃状态,并且不需要基站(Base Station, BS)的授权即可发送数据^[3]。鉴于此,在BS端需进行多用户检测(Multi-User Detection, MUD)以接收用户消息。文献^[4]表明:即使在繁忙时段,活跃用户的数量也不超过用户总数的10%,这意味着免授权NOMA系统中活跃用户状态具有稀疏性^[5]。因此,免授权NOMA上行传输多用户检测问题可以转换为稀疏信号恢复问题,并利用压缩感知(Compressive Sensing, CS)技术解决。目前,很多学者利用CS实现了免授权NOMA上行传输的多用户检测^[6-13]。文献^[6]利用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法提出了一种基于CS的MUD算法,在每个时隙中独立地恢复稀疏信号。文献^[7]提出了结构化匹配追踪(Structured Matching Pursuit, SMP)的检测算法,利用活跃用户的结构化稀疏性实现连续时隙的多用户检测。文献^[8]通过活跃用户的时间相关性,提出了基于动态压缩感知(Dynamic Compressed Sensing, DCS)的MUD算法,在几个连续时隙中对用户数据进行检测。文献^[9]利用活跃用户支撑集临时关联辅助信息,提出了基于子空间追踪(Subspace Pursuit, SP)的MUD算法。然而,上述文献所提算法均需要已知系统稀疏度(活跃用户数)才能进行可靠检测。

本文针对传统基于CS的MUD算法需假设已知活跃用户数的问题,提出了一种改进稀疏度自适应匹配追踪的多用户检测算法(Modified Sparsity Adaptive Matching Pursuit MUD, MSAMP-MUD)。与传统的检测算法相比,该算法能够在未知活跃用户数的情况下对免授权NOMA上行传输系统的用户进行检测。具体地,该算法利用广义Dice系数匹配准则计算相关系数,提高了初步用户支撑集的准确性;通过残差能量设定算法迭代终止阈值,避免

了稀疏度的过估计与欠估计;根据相邻两次残差比值设定步长调整阈值,引入大步长快速迭代、小步长精确逼近的自适应变步长机制,降低了检测迭代的次数。仿真结果表明,所提出的MSAMP-MUD算法不需已知系统活跃用户数,且比传统的基于CS的MUD算法具有更好的BER性能和较少的迭代次数。

2 系统模型

图1是一个典型的免授权NOMA上行传输系统^[4],该系统由一个基站和 K 个用户组成,并且假设基站与每个用户都是单天线。图中蓝色的手机表示活跃用户,它向基站发送信号;白色的手机表示非活跃用户,即不发送信号。经过信道编码和调制以后,将活跃用户 k 的发送信号 x_k 扩频到长度为 N 的扩频序列上 s_k 。最后所有活跃用户的信号叠加在一起并通过 N 个OFDM子载波进行传输。其中 $N < K$,即系统为过载系统。因此BS处,子载波 n 上的接收信号表示为

$$\mathbf{y}_n = \sum_{k=1}^K g_{kn} s_{kn} x_k + v_n, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, g_{kn} 是子载波 n 上用户 k 的信道增益且服从分布 $CN(0, 1)$ 。 s_{kn} 是扩频序列 s_k 的第 n 个组成部分。 v_n 是表示子载波 n 上的高斯白噪声且服从分布 $CN(0, \delta^2)$ 。式(1)写成向量形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{y} = [y_1 y_2 \dots y_N]^T$ 是 N 个子载波所接收的叠加信号; \mathbf{h} 是大小为 $N \times K$ 的等效信道矩阵,其第 n 行第 k 列中的元素 $h_{nk} = g_{kn} s_{kn}$,即信道增益与扩频信息的乘积; $\mathbf{x} = [x_1 x_2 \dots x_K]^T$ 是来自所有 K 个用户的发送信号; $\mathbf{v} = [v_1 v_2 \dots v_N]^T$ 表示零均值和协方差 $\delta^2 I_N$ 的高斯白噪声向量。

此外,实际的mMTC系统中活跃用户在连续几个时隙中具有时间相关性。因此,上行免授权NOMA系统中MUD的系统模型为连续时隙的动态

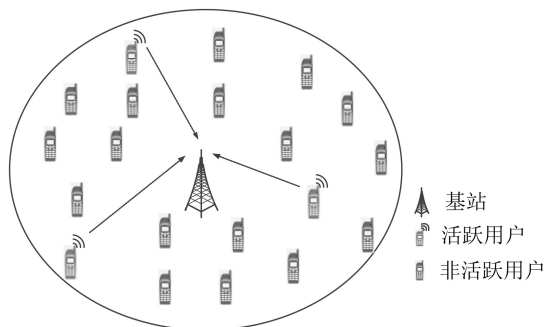


图1 免授权NOMA上行传输系统图

模型。类似文献[8], 本文将从 J 个连续时隙(如LTE-Advanced标准[15]中 $J=7$)的接收信号 $\mathbf{Y}=[y^{[1]}y^{[2]} \dots y^{[J]}]$ 中恢复发送信号 $\mathbf{X}=[x^{[1]}x^{[2]} \dots x^{[J]}]$ 。因此, 根据式(1)与式(2)可知第 j 个时隙的接收信号为

$$\mathbf{y}^{[j]} = \mathbf{H}^{[j]} \mathbf{x}^{[j]} + \mathbf{v}^{[j]}, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (3)$$

其中, $\mathbf{y}^{[j]}$, $\mathbf{H}^{[j]}$, $\mathbf{x}^{[j]}$ 和 $\mathbf{v}^{[j]}$ 分别表示第 j 个时隙BS处的接收信号、等效信道矩阵、用户发送信号以及高斯白噪声。

本文假设第 j 个时隙的活跃用户支持集 $\mathbf{F}^{[j]}$ 表示为

$$\mathbf{F}^{[j]} = \left\{ k : k \in \{1, 2, \dots, K\}, \mathbf{x}_k^{[j]} \neq 0 \right\} \quad (4)$$

即 $\mathbf{x}^{[j]}$ 中非零元素的索引集, 并且 $\mathbf{F}^{[j]}$ 中的元素数量是未知的。式(4)中, $\mathbf{x}_k^{[j]}$ 表示发送信号 $\mathbf{x}^{[j]}$ 中第 k 个用户的发送信号。

3 MSAMP-MUD算法

针对mMTC场景中的免授权NOMA上行传输系统的实际情况, 本文通过对稀疏度自适应匹配追踪算法(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)进行修改, 提出了一种MSAMP-MUD算法。该算法能够在未知系统活跃用户数的情况下实现免授权NOMA上行传输的MUD。下面从SAMP算法和MSAMP-MUD算法两个方面进行描述。

3.1 SAMP算法

SAMP算法作为经典压缩感知检测算法之一[16], 其思想是以固定步长逐步增加支撑集原子数, 从而逼近稀疏度。步骤如下所示:

输入: 观测值 \mathbf{y} , 观测矩阵 \mathbf{H} , 步长 s

输出: 原始信号估计值 $\hat{\mathbf{x}}$

步骤 1 初始化: 迭代次数 $t=1$, 支撑集 $\mathbf{F}=\phi$, 残差 $\boldsymbol{\gamma}=\mathbf{y}$, 步长 $L=s$;

步骤 2 使用内积准则计算相关系数 μ , 并选出 μ 中 L 个最大值所对应的索引构成初始支撑集 $\mathbf{S}^{(t)}$ 。其中, $\mu = \{\mu_n = |\langle \boldsymbol{\gamma}_t, \mathbf{H}^H[n] \rangle|, n = 1, 2, \dots, N\}$;

步骤 3 更新候选支撑集: $\mathbf{C}^{(t)} = \mathbf{F}^{(t-1)} \cup \mathbf{S}^{(t)}$;

步骤 4 更新支撑集: 从 $|(\mathbf{H}_{\mathbf{C}^{(t)}})^\dagger \mathbf{y}|$ 中选取 L 个最大值所对应的索引值放入最终支撑集 \mathbf{F} , 即: $\mathbf{F} = \text{Max} \left(|(\mathbf{H}_{\mathbf{C}^{(t)}})^\dagger \mathbf{y}|, L \right)$;

步骤 5 计算残差 $\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{y} - \mathbf{H}_{\mathbf{F}}(\mathbf{H}_{\mathbf{F}})^\dagger \mathbf{y}$;

步骤 6 迭代终止条件判断, 满足则停止并且返回原始信号估计值: $\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}_{\mathbf{F}})^\dagger \mathbf{y}$; 否则, 转至步骤7;

步骤 7 如果 $\|\boldsymbol{\gamma}\|_2 \geq \|\boldsymbol{\gamma}^{(t-1)}\|_2$, 则更新步长 $L=L+s$, $t=t+1$ 并转到步骤2继续下一次迭代。若既不满足迭代终止条件也不满足 $\|\boldsymbol{\gamma}\|_2 \geq \|\boldsymbol{\gamma}^{(t-1)}\|_2$,

则 $\mathbf{F}^{(t)} = \mathbf{F}$, $\boldsymbol{\gamma}^{(t)} = \boldsymbol{\gamma}$, $t=t+1$ 并转至步骤2继续迭代。

由上述步骤可知, SAMP算法对稀疏信号的恢复虽然不需要已知稀疏度, 但其存在以下3点的不足:

(1) 初始支撑集准确度较低。在获取初始支撑集过程中, 传统内积准则无法区分观测矩阵任意两个相似的列向量, 从而导致所选初始支撑集的准确性较低。

(2) SAMP算法迭代终止条件难以选择。文献[16]指出SAMP算法的迭代终止条件需要根据实际具体选择。

(3) 固定步长迭代无法平衡快速性与精确性。通常SAMP算法以固定步长逐步逼近系统稀疏度, 若步长设定过小虽能准确估计稀疏度, 但增加迭代次数; 若设定过大稀疏度则会过估计或欠估计, 降低检测精度。

3.2 MSAMP-MUD算法流程

针对SAMP算法上述缺陷, 本文算法主要包含以下几个方面: 首先提高所选初始支撑集的准确性; 其次在噪声环境下获取迭代终止阈值; 最后确保快速精确的检测。

3.2.1 广义Dice系数匹配准则

设 \mathbf{p} 和 \mathbf{q} 为任意两个 m 维向量, 广义Dice系数的定义如式(5)[17]

$$\text{Dice}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \frac{2 \sum_{i=1}^m p_i \cdot q_i}{\sum_{i=1}^m p_i^2 + \sum_{i=1}^m q_i^2} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{p}=(p_1, p_2, \dots, p_m)$, $\mathbf{q}=(q_1, q_2, \dots, q_m)$ 。

由式(5)可知, 广义Dice系数的分母是向量 \mathbf{p} 与 \mathbf{q} 长度平方的算数平均值, 即: $\frac{d^2(\mathbf{p}) + d^2(\mathbf{q})}{2}$, 其中 $d(\cdot)$ 表示求向量的长度。而利用算数平均值能够有效地解决内积准则原始信号匹配过程中信息丢失的问题。因此, SAMP算法中步骤2中相关系数 μ 的计算公式可以改为

$$\mu = \{\mu_n = |\text{Dice}(\boldsymbol{\gamma}, \mathbf{H}^H[n])|, n = 1, 2, \dots, N\} \quad (6)$$

3.2.2 迭代终止条件

文献[18]表明在无噪声环境下SAMP算法的迭代终止条件为 $\xi=0$ 。此外, 由CS信号重构原理可知, 在噪声环境中若信号被完美重构, 则噪声是影响重构精度的唯一因素[19]。此时系统的残差能量正好是噪声的能量, 即

$$\|\boldsymbol{\gamma}\|_2 = \|\mathbf{v}\|_2 \quad (7)$$

残差 $\boldsymbol{\gamma}$ 的平均能量为

$$E\{\|\gamma\|_2\} = N\delta^2 \quad (8)$$

因此, 步骤6中的算法迭代终止条件可以由式(9)确定

$$\frac{\|\gamma\|_2}{\delta^2} \leq N \quad (9)$$

即, 当残差信号能量小于或等于噪声功率的 N 倍时, 认为发送信号被成功恢复。

3.2.3 自适应步长机制

由前述已知, 基于SAMP算法的MUD性能受到所取步长的影响。因此, 为了兼顾检测的精度与速度, 本文利用大步长快速迭代、小步长精确逼近的变步长机制, 实现步长的自适应。具体地, 通过前后两次迭代残差信号的比较设定步长调整阈值 ε_1 。当相邻迭代残差信号比值大于阈值 ε_1 时, 以大步长 s_1 进行步长调整, 减少迭代次数; 当相邻迭代残差信号比值小于阈值 ε_1 时, 采用小步长 s_2 精确逼近, 提高检测的精度。其中, 阈值 ε_1 的值可以根据仿真实验得到。具体将SAMP算法步骤7改为:

若式(10)成立且残差信号满足式(11), 则 $L = L + s_1, t = t + 1$; 否则, $\mathbf{F}^{(t)} = \mathbf{F}, \gamma^{(t)} = \gamma, t = t + 1$; 转至步骤2。

$$\|\gamma^{(t)}\|_2 \geq \|\gamma^{(t-1)}\|_2 \quad (10)$$

$$\|\gamma^{(t)}\|_2 / \|\gamma^{(t-1)}\|_2 \geq \varepsilon_1 \quad (11)$$

若式(12)成立且残差信号满足式(10), 则 $L = L + s_2, t = t + 1$; 否则, $\mathbf{F}^{(t)} = \mathbf{F}, \gamma^{(t)} = \gamma, t = t + 1$; 转至步骤2。

$$1 \leq \|\gamma^{(t)}\|_2 / \|\gamma^{(t-1)}\|_2 < \varepsilon_1 \quad (12)$$

3.3 MSAMP-MUD算法步骤

综上所述, 本文所提MSAMP-MUD算法具体步骤如下:

输入: 接收信号 $\mathbf{y}^{[1]}, \mathbf{y}^{[2]}, \dots, \mathbf{y}^{[J]}$, 等效信道矩阵 $\mathbf{H}^{[1]}, \mathbf{H}^{[2]}, \dots, \mathbf{H}^{[J]}$;

输出: 重建稀疏信号, $\hat{\mathbf{x}}^{[1]}, \hat{\mathbf{x}}^{[2]}, \dots, \hat{\mathbf{x}}^{[J]}$

for $j = 1$ to J **do**

步骤1 初始化: 支撑集 $\mathbf{F}^{[j](t-1)} = \phi$; 迭代次数 $t = 1$; 初始化残差信号 $\gamma^{[j](t-1)} = \mathbf{y}^{[j]}$; 初始活跃用户 L 。如果 $j = 1$ 则 $L = 1$; 否则 $L = \lceil \|\mathbf{F}^{[j-1](t)}\| / 2 \rceil$;

步骤2 获取初步支撑集。使用广义Dice系数匹配准则计算相关系数 μ , 并选出 μ 中 L 个最大值所对应的索引构成初始支撑集 $\mathbf{S}^{[j](t)}$ 。其中, $\mu = \{\mu_n = |\text{Dice}(\gamma, \mathbf{H}^{[j]H}[n])|, n = 1, 2, \dots, N\}$;

步骤3 更新备选支撑集。将初始支撑集 $\mathbf{S}^{[j](t)}$ 和上一次迭代的最终支持集合并更新备选支撑集 $\mathbf{C}^{[j](t)}$, 即 $\mathbf{C}^{[j](t)} = \mathbf{F}^{[j](t-1)} \cup \mathbf{S}^{[j](t)}$;

步骤4 更新支持集。引入回溯思想, 从 $\left| \left(\mathbf{H}_{\mathbf{C}^{[j](t)}}^{[j]} \right)^\dagger \mathbf{y}^{[j]} \right|$ 中选取 L 个最大值所对应的索引值放入最终支撑集 $\mathbf{F}^{[j]}$, 即 $\mathbf{F}^{[j]} = \text{Max} \left(\left| \left(\mathbf{H}_{\mathbf{C}^{[j](t)}}^{[j]} \right)^\dagger \mathbf{y}^{[j]} \right|, L \right)$;

步骤5 更新残差信号。利用最小二乘法更新残差信号, 即 $\gamma^{[j]} = \mathbf{y}^{[j]} - \mathbf{H}_{\mathbf{F}^{[j]}}^{[j]} \left(\mathbf{H}_{\mathbf{F}^{[j]}}^{[j]} \right)^\dagger \mathbf{y}^{[j]}$;

步骤6 算法终止条件设定。若残差能量与噪声能比值满足式(9)时, 停止迭代并返回原始信号估计值: $\hat{\mathbf{x}}^{[j]} = \left(\mathbf{H}_{\mathbf{F}^{[j]}}^{[j]} \right)^\dagger \mathbf{y}^{[j]}$; 否则, 转至步骤7;

步骤7 设置步长调整阈值 ε_1 调整更新步长。若式(10)成立且残差信号满足式(11), 则 $L = L + s_1$; 否则, $\mathbf{F}^{[j](t)} = \mathbf{F}^{[j]}, \gamma^{[j](t)} = \gamma^{[j]}, t = t + 1$; 转至步骤2。

若式(12)成立且残差信号满足式(11)则, $L = L + s_2$; 否则, $\mathbf{F}^{[j](t)} = \mathbf{F}^{[j]}, \gamma^{[j](t)} = \gamma^{[j]}, t = t + 1$; 转至步骤2。

End do

MSAMP-MUD算法流程如图2所示。

4 仿真结果与分析

利用MATLAB, 在不同信噪比和稀疏度的条件下, 从误码率和迭代次数两个维度将所提MSAMP-MUD算法与传统基于CS的CS-MUD算法^[6]、DCS-MUD^[8]算法、SAMP-MUD^[20]算法以及oracle LS算法进行仿真比较。在仿真过程中, 其主要参数设置如表1所示。

4.1 不同信噪比(SNR)下的BER仿真及分析

图3为不同SNR下各算法BER性能仿真曲线图, 其中系统的活跃用户数 S 为20, SNR从0增长至12 dB。由图3可知, 由于噪声的干扰较强, 因此各算法在SNR较低时BER均较高。但在整个SNR范围内本文所提MSAMP-MUD算法BER性能均优于其他几种MUD算法。具体地, 与CS-MUD算法相比其BER性能提升很大, 其原因在于考虑了相邻时隙活跃用户的时间相关性(即用前一时隙的活跃用户数更新当前时隙的活跃用户数), 而CS-MUD算法是独立地对每个时隙的用户进行检测。此外, 当BER为 10^{-3} 时所提出的MSAMP-MUD算法的SNR比SAMP-MUD算法大约有1 dB的增益, 其增益来自于广义Dice系数匹配准则提升原子匹配过程的准确性, 消除了传统内积匹配准则带来的误差; 其次, 根据残差信号能量设定的算法迭代终止阈值能及时有效地停止算法的迭代, 避免了活跃用户数的过估计与欠估计。

4.2 不同稀疏度(S)下的BER仿真及分析

图4为不同稀疏度 S 下的各算法性能仿真曲线

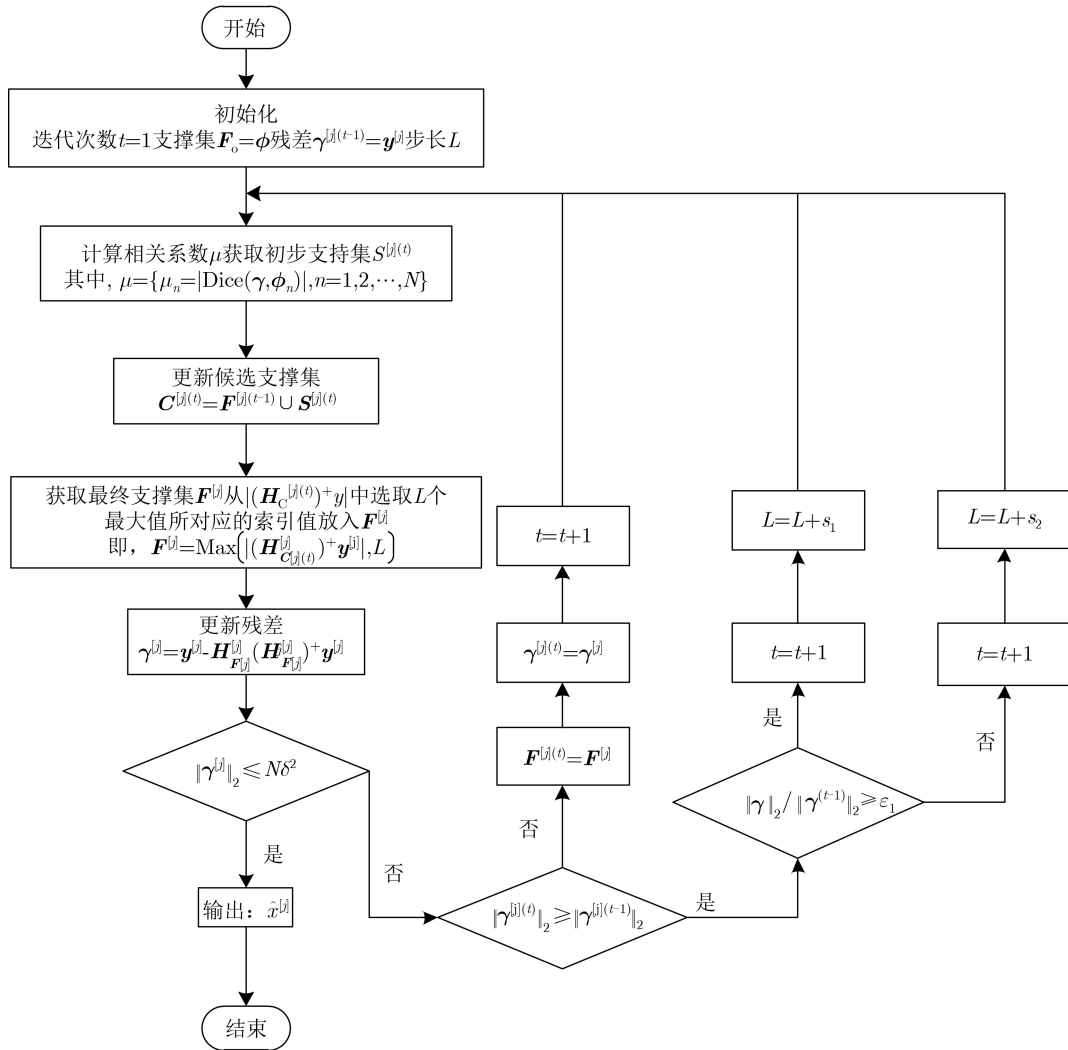


图 2 MSAMP算法流程图

表 1 系统仿真主要参数

参数	参数值
系统用户数 K	200
子载波数 N	100
时隙数 J	7
阈值 ϵ_1	1.2
调制方式	QPSK
过载率 λ	200%
扩频矩阵	Toeplitz矩阵

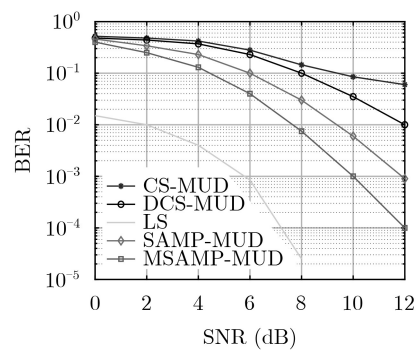


图 3 不同信噪比下的误码率性能曲线图

图。其中信噪比SNR为4 dB，稀疏度 S 从10逐步增加到50。由图4可知，随着 S 的增长，5种算法的BER都会逐渐上升。这是因为基于CS的信号重构算法的恢复性能高度依赖于稀疏度水平。但所提MSAMP-MUD的BER性能在整个稀疏度变化范围类均优于其他几种MUD算法，其原因是迭代过程中广义Dice系数匹配准则提升了所选用用户支撑集的

准确性；同时，基于噪声能量的算法迭代终止阈值能确保算法及时停止迭代。特别地，当稀疏度 S 等于20时，所提MSAMP-MUD算法的BER性能比CS-MUD算法有显著提升；与SAMP-MUD算法相比，所提MSAMP-MUD算法的BER性能也有所提升。

4.3 不同稀疏度 (S) 下的迭代次数仿真及分析

图5为不同稀疏度 S 下各算法迭代次数仿真曲

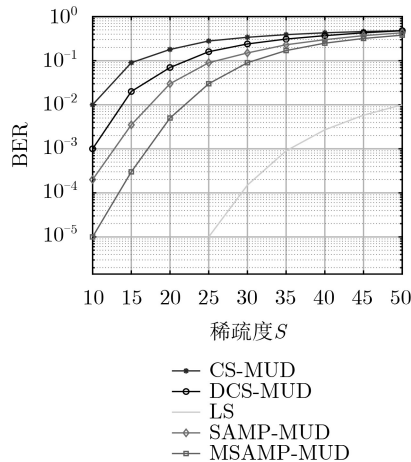


图4 不同稀疏度下误码率性能曲线图

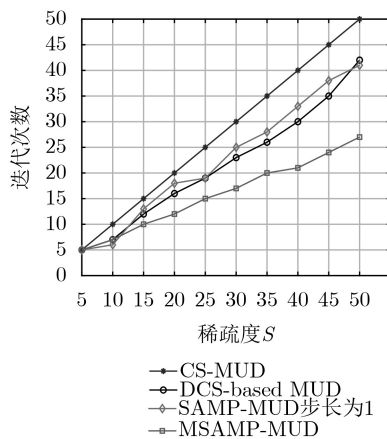


图5 不同稀疏度下的算法迭代次数曲线图

线图。由图5可知，随着 S 的增加各算法的迭代次数也不断增加。但在相同稀疏度 S 下所提MSAMP-MUD算法的迭代次数比其他几种算法的迭代次数少。其原因在于，MSAMP-MUD算法利用相邻残差比值设定步长调整阈值，实现信号快速精确检测。当残差比值大于所设定阈值时，使用大步长减少迭代次数通过大步长快速接近；当残差比值小于所设定阈值时，以小步长精确逼近。而SAMP-MUD算法虽然也是基于SAMP算法实现的，但其以固定步长进行迭代，因此迭代次数也比较多；CS-MUD算法与DCS-MUD算法是基于OMP算法实现的，而OMP算法的迭代次数与稀疏度呈线性关系，因此其迭代次数也比较多。

5 结束语

本文考虑在mMTC场景下，将CS-MUD技术运用到中免授权NOMA上行传输的多用户检测中，在BS端对多用户进行活动检测和数据检测。为了解决传统基于CS的MUD算法需要已知系统活跃用户数的问题，本文将SAMP算法用于免授权

NOMA上行传输的多用户检测，提出了一种MSAMP-MUD算法。具体地，本文利用广义Dice系数匹配准则计算相关系数，提高了初步用户支撑集的准确性；根据残差能量设定算法迭代终止阈值，避免了活跃用户数的过估计与欠估计。此外，根据相邻两次迭代残差能量之比设定步长调整阈值，通过大步长快速接近、小步长精确逼近的引自适应变步长机制，降低检测迭代的次数。仿真结果表明，所提MSAMP-MUD算法能够在未知活跃用户数的情况下对多用户进行检测，且与传统基于CS的MUD算法相比检测性能有所提升。

参考文献

- [1] 杨维, 赵懿伟, 侯健琦. 一种改进基于门限的稀疏码多址接入低复杂度多用户检测算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(5): 1044–1049. doi: 10.11999/JEIT170647.
YANG Wei, ZHAO Yiwei, and HOU Jianqi. An improved threshold-based low complexity multiuser detection scheme for sparse code multiple access system[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(5): 1044–1049. doi: 10.11999/JEIT170647.
- [2] FAN Bin, SU Xin, JIE Zeng, et al. Method of CS-IC detection in the grant-free NOMA system[C]. The 12th International Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT), Sydney, Australia, 2018: 1–5. doi: 10.1109/ISMICT.2018.8573723.
- [3] XU Xiao, RAO Xiongbing, and LAU V K N. Active user detection and channel estimation in uplink CRAN systems[C]. 2015 IEEE International Conference on Communications (ICC), London, UK, 2015: 2727–2732. doi: 10.1109/ICC.2015.7248738.
- [4] 李燕龙, 陈晓, 詹德满, 等. 非正交多址接入中稀疏多用户检测方法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2017, 44(3): 151–156. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.026.
LI Yanlong, CHEN Xiao, ZHAN Deman, et al. Method of sparse multi-user detection in non-orthogonal multiple access[J]. *Journal of Xidian University: Natural Science*, 2017, 44(3): 151–156. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.026.
- [5] HAN Zhu, LI Husheng, and YIN Wotao. Compressive Sensing for Wireless Networks[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013. doi: 10.1017/CBO9781139088497.
- [6] SHIM B and SONG B. Multiuser detection via compressive sensing[J]. *IEEE Communications Letters*, 2012, 16(7): 972–974. doi: 10.1109/LCOMM.2012.050112.111980.
- [7] WANG Bichai, DAI Linglong, 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. doi: 10.1109/LCOMM.2016.2560180.
- [8] WANG Bichai, DAI Linglong, ZHANG Yuan, et al.

- Dynamic compressive sensing-based multi-user detection for uplink grant-free NOMA[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(11): 2320–2323. doi: [10.1109/LCOMM.2016.2602264](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2602264).
- [9] OYERINDE O O. Multiuser detector for uplink grant free NOMA systems based on modified subspace pursuit algorithm[C]. The 12th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS), Cairns, Australia, 2018: 1–6. doi: [10.1109/ICSPCS.2018.8631787](https://doi.org/10.1109/ICSPCS.2018.8631787).
- [10] ABEBE A T and KANG C G. Iterative order recursive least square estimation for exploiting frame-wise sparsity in compressive sensing-based MTC[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(5): 1018–1021. doi: [10.1109/LCOMM.2016.2539255](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2539255).
- [11] HONG J P, CHOI W, and RAO B D. Sparsity controlled random multiple access with compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(2): 998–1010. doi: [10.1109/TWC.2014.2363165](https://doi.org/10.1109/TWC.2014.2363165).
- [12] WANG Chao, CHEN Yang, WU Yiqun, *et al.* Performance evaluation of grant-free transmission for Uplink URLLC services[C]. The 85th IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Sydney, Australia, 2017: 1–6. doi: [10.1109/VTCSpring.2017.8108593](https://doi.org/10.1109/VTCSpring.2017.8108593).
- [13] MASOUDI M, AZARI A, YAVUZ E A, *et al.* Grant-free radio access IoT networks: Scalability analysis in coexistence scenarios[C]. 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC), Kansas City, USA, 2018: 1–7. doi: [10.1109/ICC.2018.8422890](https://doi.org/10.1109/ICC.2018.8422890).
- [14] 赵晓娟, 张爱华, 杨守义, 等. 基于结构化压缩感知的 NOMA系统多用户检测[J]. *现代电子技术*, 2018, 41(5): 1–4. doi: [10.16652/j.issn.1004-373x.2018.05.001](https://doi.org/10.16652/j.issn.1004-373x.2018.05.001).
ZHAO Xiaojuan, ZHANG Aihua, YANG Shouyi, *et al.* NOMA system's multi-user detection based on structurization compressed sensing[J]. *Modern Electronics Technique*, 2018, 41(5): 1–4. doi: [10.16652/j.issn.1004-373x.2018.05.001](https://doi.org/10.16652/j.issn.1004-373x.2018.05.001).
- [15] 3GPP. 3GPP TR-36.211 V13.2.0 3rd Generation partnership project; technical specification group radio access network; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); physical channels and modulation[S]. France: 3GPP, 2016.
- [16] DO T T, GAN L, NGUYEN N, *et al.* Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]. The 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA, 2008: 581–587. doi: [10.1109/ACSSC.2008.5074472](https://doi.org/10.1109/ACSSC.2008.5074472).
- [17] 张宇, 刘雨东, 计钊. 向量相似度测度方法[J]. *声学技术*, 2009, 28(4): 532–536. doi: [10.3969/j.issn1000-3630.2009.04.021](https://doi.org/10.3969/j.issn1000-3630.2009.04.021).
ZHANG Yu, LIU Yudong, and JI Zhao. Vector similarity measurement method[J]. *Technical Acoustics*, 2009, 28(4): 532–536. doi: [10.3969/j.issn1000-3630.2009.04.021](https://doi.org/10.3969/j.issn1000-3630.2009.04.021).
- [18] MALEKI S, CHEPURI S P, and LEUS G. Optimal hard fusion strategies for cognitive radio networks[C]. 2011 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Cancun, Quintana Roo, Mexico, 2011: 1926–1931. doi: [10.1109/WCNC.2011.5779453](https://doi.org/10.1109/WCNC.2011.5779453).
- [19] DU Yang, DONG Binhong, CHEN Zhi, *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. doi: [10.1109/JSAC.2017.2726279](https://doi.org/10.1109/JSAC.2017.2726279).
- [20] ZHAO Xiaojuan, YANG Shouyi, ZHANG Aihua, *et al.* A compressive sensing based multi-user detection algorithm for SIMa-NOMA systems[C]. The 15th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS), Lisbon, Portugal, 2018: 1–5. doi: [10.1109/ISWCS.2018.8491213](https://doi.org/10.1109/ISWCS.2018.8491213).
- 王茜竹: 女, 1975年生, 教授级高级工程师, 研究方向为LTE、物联网以及车联网等协议标准等。
方冬: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为5G无线通信技术。
吴广富: 男, 1980年生, 博士生, 高级工程师, 研究方向为5G物理层关键技术等。

责任编辑: 陈倩