

# 上行免信令 NOMA 中基于 CVA-SSAOMP 算法的动态多用户检测方案

章健, 柏仕超, 徐磊, 常静, 陈岚, 李晓辉

(计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽大学, 合肥 230039)

**摘要:** 上行免信令 NOMA 场景中, 由于发送端活跃用户具有结构稀疏的传输特性, 压缩感知恢复算法开始被应用于活跃用户与发送数据的联合检测。但现有稀疏度未知的压缩感知恢复算法往往需要噪声功率或信噪比作为先验条件, 这大大降低了多用户检测算法的适用性。因此, 本文提出了一种基于交叉验证的结构稀疏自适应正交匹配追踪(Cross Validation Aided Structured Sparsity Adaptive Orthogonal Matching Pursuit, CVA-SSAOMP)算法, 以实现信道状态信息(Channel State Information, CSI)动态变化通信场景下的多用户检测。该算法将结构稀疏模型等效变换为块稀疏模型, 利用统计与机器学习中的交叉验证法, 在无其它先验条件下通过交叉验证残差更新来自适应估计活跃用户的稀疏度。仿真结果表明, 与传统的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法、子空间追踪(Subspace Pursuit, SP)算法以及基于交叉验证的块稀疏自适应子空间追踪(Cross Validation Aided Block Sparsity Adaptive Subspace Pursuit, CVA-BSASP)算法相比, CVA-SSAOMP 算法能够有效进行活跃用户稀疏度的准确估计, 进而提升系统误码率性能, 并且具有低复杂度的优势。

**关键词:** 非正交多址; 多用户检测; 交叉验证; 结构稀疏; 正交匹配追踪

**中图分类号:** TN929.5

## Dynamic Multi-User Detection Scheme Based on CVA-SSAOMP Algorithm in Uplink Grant-Free NOMA

ZHANG Jing, BAI Shichao, XU Lei, CHANG Jing, CHEN Lan, LI Xiaohui

(Key Laboratory of Computational Intelligence and Signal Processing Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039)

**Abstract:** In the uplink grant-free non-orthogonal multiple access (NOMA) scenario, since active user at the sender has a structured sparsity transmission characteristic, the compressive sensing recovery algorithm is initially applied to the joint detection of active user and the transmitted data. However, the existing compressive sensing recovery algorithms with unknown sparsity often require noise power or signal-to-noise ratio (SNR) as the priori conditions, which greatly reduces the algorithm adaptability in multi-user detection. Therefore, an algorithm based on cross validation aided structured sparsity adaptive orthogonal matching pursuit (CVA-SSAOMP) is proposed to realize multi-user detection in dynamic change communication scenario of channel state information (CSI). The proposed algorithm transforms the structured sparsity model into a block sparsity model, and without the priori conditions above, the cross validation method in the field of statistics and machine learning is used to adaptively estimate the sparsity of active user through the residual update of cross validation. The simulation results show that, compared with the traditional orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm, subspace pursuit (SP) algorithm and cross validation aided block sparsity adaptive subspace pursuit (CVA-BSASP) algorithm, the proposed algorithm can effectively improve the accurate estimation of the sparsity of active user and the performance of system bit error ratio (BER), and has the advantage of low-complexity.

**Key words:** non-orthogonal multiple access; multi-user detection; cross validation; structured sparsity; orthogonal matching pursuit

**作者简介:** 章健 (1993-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 压缩感知、非正交多址

**通信联系人:** 李晓辉 (1961-), 男, 教授、博导, 主要研究方向: 宽带移动通信、多媒体通信. E-mail: xhli@ahu.edu.cn

## 0 引言

多址接入技术一直被视为每一代无线通信系统的关键技术。特别地,在当前 4G 系统中使用正交多址(OMA),即正交频分多址(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)。在OMA中,可支持用户的数量受到可用正交资源数量的严格限制,这很难满足未来通信系统中大规模连接的需求<sup>[1]</sup>。为了应对这一挑战,非正交多址(NOMA)已得到积极研究<sup>[1-2]</sup>,它可以通过非正交资源分配实现系统过载。上行链路传输由基站(Base Station, BS)在请求许可过程中进行调度,其中将导致大量的传输时延和信令开销问题。在大规模连接中,这个问题变得更糟甚至不可接受。

为了减小传输时延和信令开销,在上行链路 NOMA 系统中希望实现免信令传输,其中用户可以随机地发送数据并且 BS 不知道哪些用户是活跃的,因此必须检测活跃用户。由于物联网(Internet of Things, IoT)中具有零星通信的特点,就引起了活跃用户的稀疏性,压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论<sup>[3]</sup>,可以实现稀疏信号的恢复。因此,多用户检测(Multi-User Detection, MUD)问题就转换为稀疏信号恢复问题。然而,在这些基于 CS 的 MUD 方案中,信号检测通常在不同的时隙中独立地进行检测,其中并没有考虑不同时隙中的活跃用户的相关性,活跃用户在几个连续时隙中可能是相同的。因此,一些文献提出了帧内若干连续时隙中的联合信号检测,以通过利用逐帧稀疏性来改善系统多用户检测性能<sup>[4]</sup>。文献[5]提出基于迭代支撑(Iterative Support Detection, ISD)多用户检测算法。文献[6]在基于迭代支撑检测算法基础上提出结构化迭代支撑检测算法(Structured Iterative Support Detection, SISD),它利用活跃用户的结构稀疏性实现上行免信令 NOMA 系统中活跃用户与发送数据的联合检测。文献[7]提出近似消息传递和期望最大化联合(Approximate Message Passing and Expectation Maximization Joint, Joint-EM-AMP)检测算法。文献[8]在文献[6]的基础上着重考虑活跃用户数量以及系统过载率对系统多用户检测性能的影响,并做出了相应的分析。文献[5-8]假设活跃用户集合在整个帧结构内保持不变,基于帧结构内多个连续时隙中的联合信号检测,以利用逐帧稀疏性来提升系统多用户检测性能,但均未充分考虑结构稀疏模型的特点。文献[9]从理论分析与实验的角度考虑基于统计与机器学习中的交叉验证法与压缩感知恢复算法中实现稀疏度的估计进行了有效的结合。文献[10]提出一种基于交叉验证的块稀疏自适应子空间追踪(Cross Validation Aided Block Sparsity Adaptive Subspace Pursuit, CVA-BSASP)算法。将帧内多个时隙等效变换为块稀疏结构,这极大的提高了检测的效率,并且在不需要将噪声功率或信噪比作为先验条件下,利用统计与机器学习中的交叉验证法,实现活跃用户稀疏度的自适应估计。但 CVA-BSASP 算法假设一帧中多个时隙的信道状态信息(CSI)是保持不变的,这不符合实际的通信场景,并且当满足最大稀疏度时停止迭代,在算法估计到实际的活跃用户稀疏度后,还需继续执行大量不必要的迭代。这不仅提高了算法的复杂度,而且降低了算法的适用性。

因此,结合帧内多时隙信道状态信息(CSI)动态变化的实际通信场景,基于发送端活跃用户的结构稀疏模型,将结构稀疏模型等效变换为块稀疏结构模型,并将多时隙信号检测转换为单时隙信号检测。稀疏度估计的准确性直接影响系统误码率性能,针对发送端活跃用户稀疏度未知的情况,利用交叉验证法实现活跃用户稀疏度的估计,以提高多用户检测算法的适用性。交叉验证法估计到实际的活跃用户稀疏度时,对应的交叉验证残差值最小,这一特点可作为提前终止迭代的条件,结合正交匹配追踪算法低复杂度的优势,从而降低算法的整

体复杂度, 进一步提升算法的适用性。

符号说明: 大写和小写粗体字母分别表示矩阵和向量。\$(\cdot)^T\$, \$(\cdot)^H\$, \$(\cdot)^\dagger\$ 和 \$\|\cdot\|\_p\$ 分别表示转置, 共轭转置, 矩阵求伪逆和 \$l\_p\$ 范数运算。\$\text{supp}(\cdot)\$ 表示支持集。

## 1 系统模型

考虑具有一个BS和\$K\$个用户的经典上行链路NOMA系统框架<sup>[6]</sup>, 其中BS和用户都配备单天线。用户\$k\$的发送符号 \$x\_k\$ 被调制到长度为\$N\$的扩频序列 \$s\_k\$ 上。考虑\$N < K\$系统过载的情况, 即过载率为\$K/N\$, 用户的数量可以大于扩频序列的长度。之后, 叠加来自所有活跃用户的信号, 然后通过\$N\$个正交OFDM子载波发送。BS端接收信号可以表示为

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

其中 \$\mathbf{y} = [y\_1, y\_2, \dots, y\_N]^T\$ 表示\$N\$个OFDM子载波上的接收信号。\$\mathbf{G}\_k = \text{diag}(\mathbf{g}\_k)\$, \$\mathbf{g}\_k = [g\_{1,k}, g\_{2,k}, \dots, g\_{N,k}]^T\$ 表示对应用户\$k\$在\$N\$个OFDM子载波上的信道增益, 服从均值为0, 单位方差的复高斯分布。\$\mathbf{s}\_k = [s\_{1,k}, s\_{2,k}, \dots, s\_{N,k}]^T\$ 为第\$k\$个用户的扩频序列, 长度为\$N\$。其中 \$\mathbf{H} = [\mathbf{G}\_1 \mathbf{s}\_1, \mathbf{G}\_2 \mathbf{s}\_2, \dots, \mathbf{G}\_K \mathbf{s}\_K]\$ 为等效信道矩阵, 其元素在第\$n\$行和第\$k\$列中的值为 \$h\_{n,k} = g\_{n,k} s\_{n,k}\$。\$\mathbf{x} = [x\_1, x\_2, \dots, x\_K]^T\$ 是所有\$K\$个用户的发送信号。\$\mathbf{v} = [v\_1, v\_2, \dots, v\_N]^T\$ 表示\$N\$个正交OFDM子载波上的高斯噪声向量。

假设活跃用户与非活跃用户在整个帧内数据完全同步, 在这种情况下, 一帧内连续几个时隙活跃用户集合保持不变。因此, 就得到活跃用户的帧结构稀疏模型[4]。定义 \$\mathbf{x}^{[j]} = [x\_1, x\_2, \dots, x\_K]^T\$ 为第\$j\$个时隙中所有\$K\$个用户发射的信号, 第\$j\$个时隙的活跃用户支撑集为 \$\text{supp}(\mathbf{x}^{[j]})\$, 那么就有:

$$\text{supp}(\mathbf{x}^{[1]}) = \text{supp}(\mathbf{x}^{[2]}) = \dots = \text{supp}(\mathbf{x}^{[J]}) \quad (2)$$

假设 \$\mathbf{x}^{[j]}\$ 的稀疏度水平(即 \$\mathbf{x}^{[j]}\$ 的非零元素数量)的最大值是\$S\$, 则 \$\mathbf{x}^{[j]}\$ 的支持集定义为

$$\Gamma^{[j]} = \{k : k \in \{1, 2, \dots, K\}, x_k^{[j]} \neq 0\} \quad (3)$$

表示 \$\mathbf{x}^{[j]}\$ 中非零元素的索引集合。根据移动流量的统计数据[11], 即使在繁忙时段, 活跃用户的数量\$S\$通常远小于所有潜在用户的数量\$K\$。

考虑从\$J\$个时隙接收信号 \$[\mathbf{y}^{[1]}, \mathbf{y}^{[2]}, \dots, \mathbf{y}^{[J]}]\$ 中重建\$J\$个时隙活跃用户发射信号 \$[\mathbf{x}^{[1]}, \mathbf{x}^{[2]}, \dots, \mathbf{x}^{[J]}]\$, 在\$J\$个连续时隙中(例如, 在LTE-Advanced标准[12]中考虑了\$J=7\$), 因此有

$$\mathbf{y}^{[j]} = \mathbf{H}^{[j]} \mathbf{x}^{[j]} + \mathbf{v}^{[j]}, j=1, 2, \dots, J \quad (4)$$

其中 \$\mathbf{y}^{[j]} \in \mathbb{C}^{N \times 1}\$ 是接收的第\$j\$个时隙中活跃用户发射信号。\$\mathbf{H}^{[j]} \in \mathbb{C}^{N \times K}\$ 是第\$j\$个时隙中的等效信道矩阵, 它是由信道矩阵和扩频矩阵相乘得到, 信道矩阵在不同的时隙中动态变化, \$\mathbf{v}^{[j]} \in \mathbb{C}^{N \times 1}\$ 是第\$j\$个时隙中的噪声向量。

## 2 基于交叉验证的结构稀疏自适应正交匹配追踪算法

### 2.1 结构稀疏模型重组

首先对结构稀疏模型进行重组，将多时隙信号检测转换为单时隙信号检测。将一帧内  $J$  个时隙的接收信号  $[\mathbf{y}^{[1]}, \mathbf{y}^{[2]}, \dots, \mathbf{y}^{[J]}]$  重新排列得到重组信号  $\mathbf{Y}$ ，相应的调节等效信道矩阵  $[\mathbf{H}^{[1]}, \mathbf{H}^{[2]}, \dots, \mathbf{H}^{[J]}]$  重新排列得到  $\mathbf{P}$ ，使待重构信号  $[\mathbf{x}^{[1]}, \mathbf{x}^{[2]}, \dots, \mathbf{x}^{[J]}]$  重新排列得到  $\mathbf{X}$ 。其中具体重组方法如下：

将  $J$  个时隙接收的信号重组为

$$\mathbf{Y} = [y_1^{[1]} \ y_1^{[2]} \ \dots \ y_1^{[J]} \ y_2^{[1]} \ y_2^{[2]} \ \dots \ y_2^{[J]} \ \dots \ y_N^{[1]} \ y_N^{[2]} \ \dots \ y_N^{[J]}]^T \quad (5)$$

将  $J$  个时隙的发送信号重组为：

$$\mathbf{X} = [x_1^{[1]} \ x_1^{[2]} \ \dots \ x_1^{[J]} \ x_2^{[1]} \ x_2^{[2]} \ \dots \ x_2^{[J]} \ \dots \ x_K^{[1]} \ x_K^{[2]} \ \dots \ x_K^{[J]}]^T \quad (6)$$

将  $J$  个时隙的噪声向量重组为：

$$\mathbf{V} = [v_1^{[1]} \ v_1^{[2]} \ \dots \ v_1^{[J]} \ v_2^{[1]} \ v_2^{[2]} \ \dots \ v_2^{[J]} \ \dots \ v_N^{[1]} \ v_N^{[2]} \ \dots \ v_N^{[J]}]^T \quad (7)$$

将  $J$  个时隙的等效信道矩阵重组为：

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} h_{1,1}^{[1]} & 0 & 0 & & h_{1,K}^{[1]} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & L & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & h_{1,1}^{[J]} & & 0 & 0 & h_{1,K}^{[J]} \\ & M & & O & & M & \\ h_{1,N}^{[1]} & 0 & 0 & & h_{N,K}^{[1]} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & L & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & h_{1,N}^{[J]} & & 0 & 0 & h_{N,K}^{[J]} \end{pmatrix} \quad (8)$$

因此，结构稀疏模型重组后，得到的数学模型表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{P}\mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (9)$$

其中， $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{NJ \times 1}$  为  $J$  个时隙的接收信号， $\mathbf{P} \in \mathbb{C}^{NJ \times KJ}$  为  $J$  个时隙的等效信道矩阵， $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{KJ \times 1}$  为  $K$  个用户在一帧内  $J$  个时隙中发送的所有数据， $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{NJ \times 1}$  为噪声向量。

至此，将结构稀疏模型重组为块稀疏结构，将 (4) 中多时隙结构稀疏信号重构转换为 (9) 中单时隙结构稀疏信号的重构，为下文设计的 CVA-SSAOMP 算法提供了必要的准备。

### 2.2 CVA-SSAOMP 算法

CVA-SSAOMP 算法具体步骤如下：

**步骤 1：** 重组结构稀疏模型得到块稀疏结构。

**步骤 2：** 训练数据与验证数据的选取。利用交叉验证法将块稀疏结构分割为训练数据与验证数据。将重组后接收的信号  $\mathbf{Y}$  取长度为  $N_{cv}$  的向量  $\mathbf{Y}_{cv} \in \mathbb{C}^{N_{cv} \times 1}$  为验证数据，长度为  $N_e = JN - N_{cv}$  的向量  $\mathbf{Y}_e \in \mathbb{C}^{N_e \times 1}$  为训练数据，相应的扩展的信道矩阵分割为  $\mathbf{P}_{cv} \in \mathbb{C}^{N_{cv} \times JK}$  与  $\mathbf{P}_e \in \mathbb{C}^{N_e \times JK}$ ，噪声分割为  $\mathbf{V}_e \in \mathbb{C}^{N_e \times 1}$  与  $\mathbf{V}_{cv} \in \mathbb{C}^{N_{cv} \times 1}$ ，得到如下式子：

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}_e \\ \mathbf{Y}_{cv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_e \\ \mathbf{P}_{cv} \end{bmatrix} \mathbf{X} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}_e \\ \mathbf{V}_{cv} \end{bmatrix} \quad (10)$$

**步骤 3：** 初始化迭代参数。初始化支撑集  $\Gamma$  为空集，初始化残差  $r$  为接收信号  $\mathbf{Y}_e$ ，初始



化活跃用户稀疏度为 $S=1$ ，初始化迭代次数为 $n=1$ 。

**步骤 4:** 计算相关矩阵，寻找最大相关系数对应的支撑集。计算等效信道矩阵  $\mathbf{P}_e$  与第  $n$  次迭代的残差信号  $\mathbf{r}$  的内积得到向量  $\mathbf{w}=\mathbf{P}_e^H \mathbf{r}^n, \mathbf{w} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 。然后将  $\mathbf{w}$  均分为  $K$  组，分别计算每组的能量。取能量最大组对应的所有原子索引加入支撑集  $\Gamma$ 。

150 **步骤 5:** 利用备选支撑集  $\Gamma$  恢复估计信号  $\hat{\mathbf{C}}$ 。

$$\hat{\mathbf{C}}(\Gamma) = (\mathbf{P}_e(\Gamma))^{\dagger} \mathbf{Y}_e \quad (11)$$

**步骤 6:** 回溯更新支撑集。利用恢复的估计信号  $\hat{\mathbf{C}}$ ，选择能量最大的  $S$  组对应的所有原子索引，得到更新支撑集  $\Lambda$ 。

155 **步骤 7:** 恢复估计信号。利用回溯更新的支撑集  $\Lambda$  恢复稀疏度为  $S$  的估计信号  $\hat{\mathbf{X}}$ ，并存储此稀疏度下的估计信号。

$$\hat{\mathbf{X}}(\Lambda) = (\mathbf{P}_e(\Lambda))^{\dagger} \mathbf{Y}_e \quad (12)$$

**步骤 8:** 利用训练数据更新估计信号残差  $\mathbf{r}=\mathbf{Y}_e - \mathbf{P}_e * \hat{\mathbf{X}}$ 。

**步骤 9:** 若更新的残差值满足  $\|\mathbf{r}^{(n)}\|_2 < \|\mathbf{r}^{(n-1)}\|_2$ ，更新支撑集，迭代次数加一，返回**步骤 4**，以新的残差值继续当前稀疏度下的循环迭代，否则执行**步骤 10**。

160 **步骤 10:** 利用验证数据计算交叉验证残差，存储交叉验证残差值  $c=\mathbf{Y}_{cv} - \mathbf{P}_{cv} * \hat{\mathbf{X}}$ ，并且  $S=S+1$ ，返回**步骤 4**，以新的稀疏度继续迭代。当交叉验证残差值连续依次小于其后 4 个交叉验证残差值时，停止迭代。

**步骤 11:** 寻找交叉验证残差最小值对应的稀疏度即为实际活跃用户稀疏度，并将此稀疏度下对应的估计信号作为恢复的信号。而此过程会出现交叉验证残差最小值对应的稀疏度不是实际活跃用户稀疏度的误差，因此，可以通过均值滤波法，将误差值去除。

165 本文所提算法有如下特点：（1）稀疏度的自适应估计。在很多应用中，基于残差的迭代停止条件被广泛应用于稀疏度未知的压缩感知恢复算法中。但是，残差幅度单调减小，很难确定最佳终止点。相比之下，所提出的CVA-SSAOMP算法可以使用交叉验证估计稀疏度水平，因为当估计的稀疏度等于实际稀疏度水平时，交叉验证残差通常具有最小值。（2）  
170 算法的适用性。压缩感知贪婪算法中，测量向量和信号的稀疏变换基之间是不相干的，它将所有测量值均匀的分配到各个观测值中。因此，这些观测值在重建信号时具有相等的权重，那么可以使用部分观测值来重建稀疏信号。所提出的CVA-SSAOMP算法可以提取部分观测值作为训练数据，并且用来重建稀疏信号，剩余部分观测值作为交叉验证数据，用来替代噪声水平或稀疏度的先验条件，实现稀疏度的估计。算法中不需要设定最大稀疏度作为停止迭  
175 代条件，使得算法更具有适用性。

### 2.3 算法复杂度分析

CVA-SSAOMP算法复杂度的分析如下：

（1）**步骤 4** 中首先计算  $N_e \times KJ$  维的信道矩阵与  $N_e \times 1$  维残差的内积，相乘  $N_e$  次，相加  $N_e \times 1$  次，共  $KJ$  行，总复杂度为  $KJ(N_e + N_e - 1)$ 。然后计算  $K$  组向量的能量，计算复杂度为  $K(2J - 1)$ 。两部分计算复杂度相加为  $KJ(N_e + N_e - 1) + K(2J - 1)$ 。

（2）**步骤 5** 中利用最小二乘法估计信号  $\hat{\mathbf{C}}$ ，估计的活跃用户稀疏度为  $S$  时支撑集  $\Gamma$  已

有  $SJ$  个原子,  $\mathbf{P}_e$  的维度为  $N_e \times SJ$ , 最小二乘估计信号  $\hat{\mathbf{C}}$  的复杂度为  $4SJN_e$ 。

(3) 步骤 6 中计算估计信号  $\hat{\mathbf{C}}$  的分组能量, 计算复杂度为  $S(2J-1)$ 。

(4) 步骤 7 中计算最小二乘估计信号  $\hat{\mathbf{X}}$ , 此时支撑集有  $SJ$  个原子,  $\mathbf{P}_e$  的维度为  $N_e \times SJ$ ,

185 最小二乘估计信号  $\hat{\mathbf{X}}$  的复杂度为  $4SJN_e$ 。

(5) 步骤 8 中计算估计信号残差复杂度为  $2SJN_e$ 。

(6) 步骤 10 中计算交叉验证残差复杂度为  $2SJN_{cv}$ 。

将以上各部分计算复杂度相加, 去除较小项得到CVA-SSAOMP算法的单次迭代计算复杂度为  $O(2JN_eK + 8JSN_e + 2J^2SN + JK)$ 。文献[10]中CVA-BSASP算法的迭代次数上限为

190  $L_{CVA-BSASP} \leq \bar{S} \min(\frac{-\log \rho_{\min}}{-\log C_K} + 1, \frac{1.5\bar{S}}{-\log C_K})$ , 其中  $\bar{S}$  为该算法中设定的最大活跃用户稀疏度, 并且  $\bar{S} = S$ 。由此, CVA-SSAOMP 算法的迭代次数上限可表示为  $L_{CVA-SSAOMP} \leq (S+4) \min(\frac{-\log \rho_{\min}}{-\log C_K} + 1, \frac{1.5S+6}{-\log C_K})$ 。由此可知,  $L_{CVA-SSAOMP} < L_{CVA-BSASP}$ 。

CVA-SSAOMP整体算法复杂度为  $O(L_{CVA-SSAOMP} \cdot (2JN_eK + 8JSN_e + 2J^2SN + JK))$ 。

在一帧内  $J$  个时隙的多用户检测中, OMP算法的复杂度为  $O(2JSNK + 3JS^2N)$ , SP算的  
195 复杂度为  $O(2J^2SN + JK)$ , CVA-BSASP 算法复杂度为  $O(L_{CVA-BSASP} \cdot (2JN_eK + 12JSN_e + 2J^2SN + JK))$ , 其中  $N_e=450$ 。CVA-SSAOMP算法复杂度为  $O(L_{CVA-SSAOMP} \cdot (2JN_eK + 8JSN_e + 2J^2SN + JK))$ 。经计算可知  $O(2JN_eK + 8JSN_e + 2J^2SN + JK) < O(2JN_eK + 12JSN_e + 2J^2SN + JK)$ , 又因为  $L_{CVA-SSAOMP} < L_{CVA-BSASP}$ 。因此, 本文提出的CVA-SSAOM算法复杂度远小于文献[10]提出的  
200 CVA-BSASP算法复杂度。

### 3 仿真结果与分析

利用蒙特卡罗方法进行仿真, 本文主要仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Tab. 1 simulation parameters

参数	数值
用户数( $K$ )	200
正交子载波数( $N$ )	100
活跃用户数( $S$ )	20
一帧内时隙数( $J$ )	7
交叉验证数据量( $N_{cv}$ )	250

205 图 1 为在信噪比分别是 0dB、2dB、4dB、6dB、8dB, 交叉验证数据量为  $N_{cv} = 250$ , 活跃用户稀疏度(即实际活跃用户数)  $S=20$ , 并且设定最大活跃用户稀疏度为 40(即迭代停

止稀疏度)的情况下,交叉验证残差值随估计的活跃用户稀疏度的变化。由图 1 可知,当交叉验证残差值取最小值时,估计的活跃用户稀疏度为实际的活跃用户稀疏度。当估计的活跃用户稀疏度大于实际的稀疏度时,交叉验证残差值呈线性增长趋势。基于上述特性,所提算法在估计到实际的活跃用户稀疏度后,不需继续执行大量不必要的迭代。

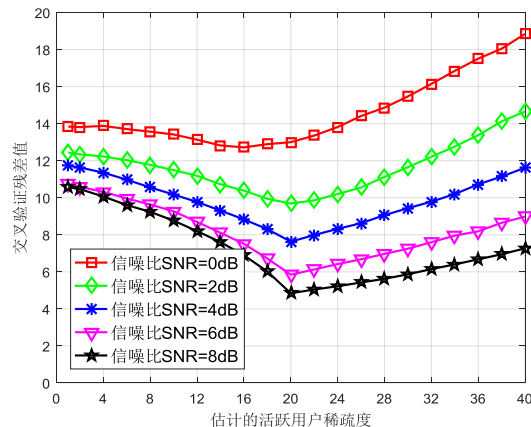


图 1 交叉验证残差值随估计的活跃用户稀疏度的变化

Fig.1 The variation of cross validation residuals with the estimated sparsity of active user

图 2 为交叉验证数据量为  $N_{cv} = 250$ , 实际活跃用户稀疏度为 20 时, 统计估计的活跃用户稀疏度是否为 20, 得到在不同信噪比下, 本文所提带均值滤波的CVA-SSAOMP算法、CVA-SSAOMP算法和CVA-BSASP算法估计的活跃用户稀疏度与实际的活跃用户稀疏度之间的正确率曲线。由图 2 可知, CVA-SSAOMP算法的估计正确率明显高于CVA-BSASP算法。当信噪比很低时, 各算法在低信噪比下估计的活跃用户稀疏度正确率很低, 而带均值滤波的CVA-SSAOMP算法的正确率最低。当信噪比逐渐增大时, 各算法估计的活跃用户稀疏度正确率逐渐提升, 而带均值滤波的CVA-SSAOMP算法在较低信噪比情况下便可实现活跃用户稀疏度的精确估计。这是由于当信噪比逐渐增大时, 噪声对估计误差的干扰逐渐减小, 所选择的有限的交叉验证数据量能够精确的估计出活跃用户稀疏度。与此同时, 均值滤波算法快速发挥作用, 进一步提升了活跃用户稀疏度的估计准确性。

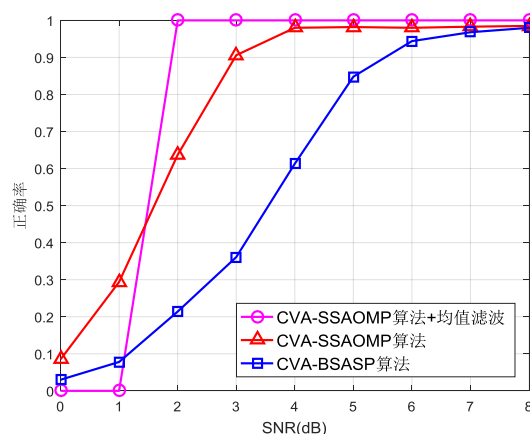


图 2 不同信噪比下活跃用户稀疏度的估计正确率曲线

Fig. 2 The estimated sparsity accuracy curves of active user under different SNR

图 3 为交叉验证数据量为  $N_{cv} = 250$ , 实际活跃用户稀疏度为 20 时, 本文所提的带均值滤波的CVA-SSAOMP算法、CVA-SSAOMP算法与传统的OMP算法、SP算法、文献[10]所提CVA-BSASP算法之间的系统误码率性能进行比较。由图 3 可知, 本文所提的带均值滤波的

CVA-SSAOMP算法、CVA-SSAOMP算法的系统误码率性能均优于其它算法。基于所提算法活跃用户稀疏度估计的特性，在信噪比很低的情况下，带均值滤波的CVA-SSAOMP算法的系统误码率性能略低于CVA-SSAOMP算法。随着信噪比的逐渐提升，带均值滤波的CVA-SSAOMP算法的系统误码率性能逐渐优于CVA-SSAOMP算法。当SNR为 6dB时，CVA-SSAOMP算法误码率性能比传统的OMP算法误码率性能提升了约 98.1%，比SP算法误码率性能提升了约 97%，比文献[10]所提CVA-BSASP算法误码率性能提升了约 55.6%，带均值滤波的CVA-SSAOMP算法误码率性能比CVA-SSAOMP算法误码率性能提升了约 25%。

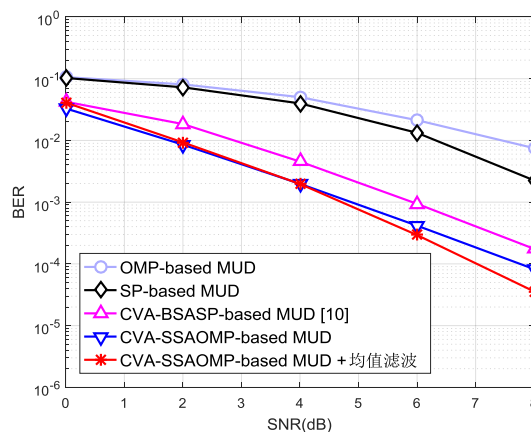


图 3 不同算法所实现的系统误码率性能比较

Fig.3 The comparison of system BER performance among different algorithms

## 4 结论

本文针对上行免信令NOMA场景中发送端活跃用户的结构稀疏模型，提出了一种基于交叉验证的自适应正交匹配追踪算法。该算法基于交叉验证残差值取最小时估计的活跃用户稀疏度为实际活跃用户稀疏度这一特点，设定迭代停止条件，结合OMP算法的低复杂度优势，有效降低了算法复杂度。通过低复杂度的均值滤波的引入，进一步提升了活跃用户稀疏度的估计准确性。与传统的正交匹配追踪算法、子空间追踪算法以及基于交叉验证的块稀疏自适应子空间追踪算法相比，所提算法能够有效提升误码率性能。

## [参考文献] (References)

- [1] 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.
- [2] Ding Z, Dai L, Poor H V. MIMO-NOMA Design for Small Packet Transmission in the Internet of Things[J]. IEEE Access, 2016, 4:1393-1405.
- [3] Shim B, Song B. Multiuser Detection via Compressive Sensing[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(7):972-974.
- [4] Abebe A T, 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.
- [5] Wang Y, Yin W. Sparse Signal Reconstruction via Iterative Support Detection[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(3):462-491.
- [6] Wang B, Dai L, Mir T, and Wang Z. 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] 赵晓娟等. 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.



- 265 [9] Zhang J, Chen L, et al. On the Ttheoretical Analysis of Cross Validation in Commpressive Sensing[C]. 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014, 4-9(5):3370-3374.
- [10] Du Y, Cheng C, Dong B, et al. Block-Compressed-Sensing-Based Multiuser Detection for Uplink Grant-Free NOMA Systems[C]. 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2018, 20-24(5):7894-7909.
- [11] Hong J P, Choi W, Rao B D. Sparsity Controlled Random Multiple Access with Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(2):998-1010.
- 270 [12] Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical Channels and Modulation (Release 12), document 3GPP TS-36.211, Jan. 2016.