



文章编号:1001-9081(2018)04-1106-05

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017082027

# 基于压缩感知的大规模多输入多输出空间共稀疏信道估计

唐虎<sup>1</sup>, 刘紫燕<sup>1\*</sup>, 刘世美<sup>1</sup>, 冯丽<sup>2</sup>

(1. 贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025; 2. 国家电网 重庆市电力公司, 重庆 400014)

(\*通信作者电子邮箱 leizy@sina.com)

**摘要:**针对频分复用双工方式的大规模多输入多输出(MASSIVE MIMO)系统在虚拟角域信道中估计精度较差的问题,提出一种基于门限的稀疏度自适应匹配追踪(BT-SAMP)算法。该算法融合了回溯正交匹配追踪(BAOMP)算法的原子选择特性和稀疏度自适应匹配追踪(SAMP)算法的自适应特性,将BAOMP算法的“添加原子”规则作为SAMP算法的原子选择预处理,通过合理的阈值添加固定的原子,然后延续SAMP算法的步长迭代自适应特性,寻找到来信道矩阵近似系数最大,达到了提高SAMP算法估计精度、加快算法收敛的目的。仿真结果表明,在低信噪比(SNR)情况下,与SAMP算法相比,信道估计精度均有提高,特别是信噪比在0~10 dB时,其估计精度提升4 dB,算法的运行时间减少约61%。

**关键词:**大规模多输入输出;信道估计;压缩感知;稀疏度自适应匹配追踪;虚拟角域

**中图分类号:** TN929.5    **文献标志码:**A

## Spatially common sparsity channel estimation based on compressive sensing for massive multi-input multi-output system

TANG Hu<sup>1</sup>, LIU Ziyuan<sup>1\*</sup>, LIU Shimei<sup>1</sup>, FENG Li<sup>2</sup>

(1. College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou 550025, China;

2. State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 400014, China)

**Abstract:** Focusing on low the channel estimation accuracy is in virtual angular domain channel for Frequency Division Duplex based MASSIVE Multi-Input Multi-Output (MASSIVE MIMO) systems, a new algorithm Based on Threshold Sparsity Adaptive Matching Pursuit (BT-SAMP) was proposed. The algorithm combined the atomic selection characteristics of BAOMP algorithm and the adaptive characteristics of Sparsity Adaptive Matching Pursuit (SAMP) algorithm. The Backtracking-based Adaptive Orthogonal Matching Pursuit (BAOMP) rule of the "adding atom" algorithm was used as the atomic selection preprocessing of the SAMP algorithm, the fixed atom was added by reasonable threshold, and then the step size of the SAMP algorithm was extended to find the maximum approximation coefficient of the channel matrix, which can improve the accuracy of SAMP algorithm and accelerate the convergence speed of the algorithm. The simulation results show that the channel estimation accuracy is improved compared with the SAMP algorithm in the case of low Signal-to-Noise Ratio (SNR), especially when the SNR is 0 to 10 dB, the estimation accuracy is improved by 4 dB, and the running time of the algorithm is reduced by about 61%.

**Key words:** MASSIVE Multi-input Multi-output (MASSIVE MIMO); channel estimation; Compressive Sensing (CS); Sparsity Adaptive Matching Pursuit (SAMP); virtual angular domain

## 0 引言

大规模多输入多输出(MASSIVE Multi-Input Multi-Output, MASSIVE MIMO)技术因其利用增大空间自由度来提升无线通信系统的频谱效率和能量效率,成为第五代移动通信系统的关键技术之一<sup>[1-2]</sup>。在移动通信系统的下行链路中,基站需要准确获得信道状态信息(Channel State Information, CSI)用于波束成形、资源分配等其他操作。然而,在MASSIVE MIMO系统中,基站端获得准确的CSI往往面临巨大挑战,如频分双工(Frequency Division Duplex, FDD)

系统中,下行链路信道估计和反馈开销过高,会引起系统开销增大;时分双工(Time Division Duplex, TDD)系统中由于无线电频率链的校准误差,下行链路一般无法获得准确的CSI<sup>[3]</sup>。此外,由于信道互易特性不能一直保持,FDD在当前的无线网络占主导地位,其中需要下行链路信道估计<sup>[4]</sup>。因此,MASSIVE MIMO系统中,寻求一种FDD下行链路可靠高效的信道估计方法非常有意义。

考虑到MASSIVE MIMO系统中,采用正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)的调制方式,则子载波与子载波之间存在空间共稀疏特性<sup>[5]</sup>。依据这

收稿日期:2017-08-18;修回日期:2017-11-06。基金项目:贵州省科学技术基金资助项目(黔科合基础[2016]1054);贵州大学研究生创新基金资助项目(研理工2017015);贵州省联合资金资助项目(黔科合LH字[2017]7226号)。

作者简介:唐虎(1992—),男,湖北荆州人,硕士研究生,主要研究方向:移动通信系统;刘紫燕(1974—),女,贵州都匀人,副教授,硕士,主要研究方向:无线通信、嵌入式通信、大数据挖掘分析;刘世美(1992—),女,贵州毕节人,硕士研究生,主要研究方向:移动通信系统;冯丽(1977—),女,贵州贵阳人,高级工程师,博士,主要研究方向:智能控制、电力系统稳定性。



一特性,文献[6]设计了一种应用于 MASSIVE MIMO 系统频域下行链路的非正交导频,依据空间共稀疏特性,不同子载波所占据相同导频,此导频设计能有效获得精确的信道估计;但当基站天线数目发生改变时,不能自适应信道估计。文献[7]利用时域空间的稀疏特性,提出了一种减少导频开销的稀疏信道估计方法;但是当用户端因建筑或者树木引起的散射较多时,时域信道不再具有稀疏性。近年来,基于压缩感知的信道估计方案<sup>[8-9]</sup>陆续被提出,文献[10]利用多用户信道矩阵的空间共稀疏特性,提出了一种联合正交匹配追踪信道估计算法;然而此方法并不能根据信道的稀疏水平自适应调整导频开销。

由于基站端存在较小的角度扩展,而信道矩阵维度高,因此,MASSIVE MIMO 信道在虚拟角域里呈现空间共稀疏特性<sup>[11-12]</sup>。基于此理论,本文采用压缩感知算法解决 MASSIVE MIMO 虚拟角域中稀疏信道估计问题切实可行。

## 1 MASSIVE MIMO 系统模型

### 1.1 MASSIVE MIMO 下行信道模型

在 MASSIVE MIMO 系统中,小区配置一个基站,基站采用中心激励的方式,配置  $M$  根均匀线性排列(Uniform Linear Arrangement, ULA)的天线,同时服务  $K$  个单天线用户<sup>[13]</sup>,其中  $M \gg K$ ,系统为 FDD 模式的平坦衰落系统。基站端通过  $M$  根天线向所有用户广播一个导频矩阵  $\mathbf{P}$ ,其长度为  $\tau$ 。从第一个时隙开始,从基站到用户的第  $j$  个时隙的导频训练序列定义为  $\mathbf{p}_j \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  ( $j = 1, 2, \dots, \tau$ ),故第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, K$ ) 个用户在第  $j$  个时刻接收到的信号  $\mathbf{y}_{ij}$  可表示为:

$$\mathbf{y}_{ij} = \mathbf{h}_i \mathbf{p}_j + \mathbf{n}_{ij} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{h}_i$  表示基站到第  $i$  个用户在第  $j$  个时刻的信道增益,是一个  $K \times M$  大小的矩阵; $\mathbf{n}_{ij}$  表示小区内的用户接收的加性噪声,服从均值为 0、方差为  $\sigma^2$  的高斯分布。对于 MASSIVE MIMO 下行链路的  $K$  个用户,第  $j$  个时刻接收到的信号可表示为:

$$\mathbf{y}_j = [\mathbf{y}_{1,j} \ \mathbf{y}_{2,j} \ \cdots \ \mathbf{y}_{K,j}]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1} \quad (2)$$

即式(2)可写成如下形式:

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{h}_i \mathbf{p}_j + \mathbf{n}_j \quad (3)$$

故在  $\tau$  个时隙内,基站发射的导频序列为:

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \cdots \ \mathbf{p}_\tau] \in \mathbb{C}^{M \times \tau} \quad (4)$$

第  $i$  个用户接收到的信号为:

$$\mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \cdots \ \mathbf{y}_\tau]^T \in \mathbb{C}^{K \times \tau} \quad (5)$$

噪声为:

$$\mathbf{N}_i = [\mathbf{n}_{i1} \ \mathbf{n}_{i2} \ \cdots \ \mathbf{n}_{i\tau}] \in \mathbb{C}^{K \times \tau} \quad (6)$$

故将式(3)可转换为:

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{P} + \mathbf{N}_i \quad (7)$$

当基站的传输信号在每个时隙上的传输信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)为  $\rho$  时,则传输信号在  $\tau$  个时隙的总信噪比为  $\rho\tau$ 。

### 1.2 MASSIVE MIMO 下行信道模型

信道在虚拟角域中的表示<sup>[14]</sup>如下:

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{P} + \mathbf{N}_i = \tilde{\mathbf{H}}_i \mathbf{A}_B^* \mathbf{P} + \mathbf{N}_i \quad (8)$$

其中: $\mathbf{H}_i = \tilde{\mathbf{H}}_i \mathbf{A}_B^*$  代表基站端虚拟角域信道传输矩阵; $\mathbf{A}_B^* \in$

$C^{M \times M}$  是酉矩阵,由基站端的天线的几何排列方式决定。考虑基站端天线排列方式为线性均匀排列,天线与天线之间距离为  $d = \lambda/2$  ( $\lambda$  为信号的波长)。在此条件下, $\mathbf{A}_B$  为离散傅里叶变换矩阵<sup>[14]</sup>,如图 1 所示,此时虚拟角域中的信道响应  $\mathbf{h}_j$  可以理解为在基站端以等间隔角度“采样”得到,或者等效为虚拟角域坐标中的信道响应。其中信道增益矩阵  $\mathbf{h}_j$  中的第  $M$  个元素包含所有路径的聚合,其发送或接收方向即虚拟角域坐标下的第  $M$  个值。

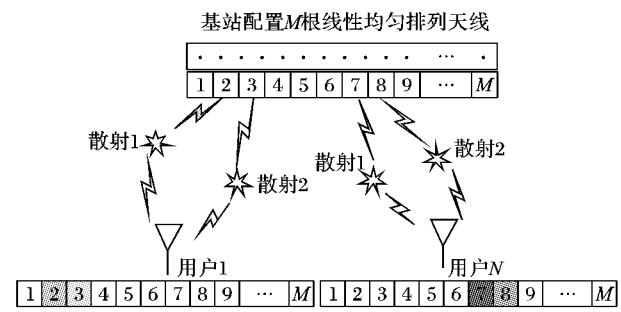


图 1 虚拟角域稀疏信道模型  
Fig. 1 Sparse channel model for virtual angular domain

一般情况下,由于基站的高度较高,所受到的散射较少,而用户则容易受到建筑、树木等散射的影响,故基站端的角度扩展相对较小<sup>[14]</sup>。尽管角度扩展受到基站的限制,但是  $\tilde{\mathbf{H}}_i$  中的每一个元素包含了用户到达基站的所有反射、衍射、折射路径。文献[14]中提出了一种典型的角度扩展  $\vartheta = 10^\circ$ ,如天线配置 128 根线性均匀排列的天线时,虚拟角域采样间隔为  $\theta_s = 180^\circ/M = 1.406^\circ$ ,所以信道能量主要集中在  $S_a$  根天线上。其中  $S_a$  为:

$$S_a = \lceil \vartheta/\theta_s \rceil = \lceil 10^\circ/1.406^\circ \rceil = 8 \quad (9)$$

其中  $\lceil \cdot \rceil$  表示向上取整。可看出能量集中在虚拟角域中的 8 个坐标上。此时, $\tilde{\mathbf{H}}_i$  中只有 8 个非零值,其余值均为 0,即  $S_a \ll M$ ,即信道增益在虚拟角域呈现稀疏性。

## 2 基于自适应压缩感知的信道估计

### 2.1 稀疏度自适应匹配追踪 SAMP 算法

稀疏度自适应匹配追踪 (Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP) 算法是压缩感知贪婪算法中的一种。SAMP 算法引入了参数步长  $s$ ,并假设稀疏度  $\hat{K} = s$ ,然后进行 SP (Subspace Pursuit) 算法迭代,如果能满足迭代停止条件,则重构完成;反之自适应调整稀疏度,使得  $\hat{K} = s \times j$ ,进入下一次 SP 算法迭代。与 OMP (Orthogonal Matching Pursuit) 算法相比,SAMP 算法是通过固定步长来实现稀疏度的逐步逼近,每次迭代选择更少的原子加入支撑集,经过多次迭代不断扩大支撑集,选择适合信号稀疏度最优的原子,以精确重构出原稀疏信号。由于该算法具有稀疏度自适应以及回溯的思想,该算法重构精度要高于其他贪婪算法<sup>[15]</sup>。

SAMP 算法流程如下。

输入 测量矩阵  $\mathbf{P}$ ,观测矩阵  $\mathbf{Y}$ ,步长  $s$ 。

输出 重构信号  $\hat{\mathbf{H}}$ ,残差  $\mathbf{r}_t$ 。

初始化 残差  $\mathbf{r}_0 = \mathbf{Y}$ ,索引集合  $A_0 = \emptyset$ ,支撑集大小



$L = s$ , 迭代次数  $t = 1$ ;

步骤 1 计算  $u = \text{abs}(\mathbf{P}^T \mathbf{r}_{t-1})$ , 选择  $u$  中  $L$  个最大值, 将这些值对应  $\mathbf{P}$  的列序号  $j$  构成集合  $S_t$ , 即  $S_t = \arg \max \{|\langle \mathbf{P}_t, \mathbf{r}_{t-1} \rangle|, L\}$ 。

步骤 2 更新候选集合  $C_t = A_{t-1} \cup S_t$ 。

步骤 3 求  $\mathbf{Y} = \mathbf{P}_t \mathbf{H}_t$  的最小二乘解, 即

$$\hat{\mathbf{H}}_t = \arg \max \| \mathbf{Y} - \mathbf{P}_t \mathbf{H}_t \| = (\mathbf{P}_t^T \mathbf{P}_t)^{-1} \mathbf{P}_t^T \mathbf{Y}$$

步骤 4 在  $\hat{\mathbf{H}}_t$  中选出绝对值最大的  $L$  项记为  $\hat{\mathbf{H}}_d$ , 对应的  $\mathbf{P}_t$  中的  $L$  列记为  $\mathbf{P}_d$ , 对应的  $\mathbf{P}$  中的列序号记为  $A_d$ , 记集合  $F = A_d$ 。

步骤 5 更新残差  $\mathbf{r}_{\text{new}} = \mathbf{Y} - \mathbf{P}_d (\mathbf{P}_d^T \mathbf{P}_d)^{-1} \mathbf{P}_d^T \mathbf{Y}$ 。

步骤 6 如果满足迭代停止条件  $\|\mathbf{r}_t\| \leq \varepsilon$ , 则停止迭代; 如果  $\|\mathbf{r}_{\text{new}}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{t-1}\|_2$ , 则更新步长  $L = L + s$  返回步骤 1 继续迭代; 否则,  $\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_{\text{new}}, t = t + 1$ 。

步骤 7 得到信号的稀疏表示  $\hat{\mathbf{H}}_t$ , 算法结束。

## 2.2 基于门限的稀疏度自适应匹配追踪算法

基于回溯的匹配追踪 (Backtracking-based Adaptive Orthogonal Matching Pursuit, BAOMP) 算法<sup>[16]</sup>在 SP 算法的基础上对添加原子和删除原子阶段作了改进。在每次的迭代过程中, 通过设置门限  $\mu_1$ , 即通过式(10)来添加原子:

$$|\langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{P}_a \rangle| \geq \mu_1 \cdot \max_{j \in [1, 2, \dots, N]} |\langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{P}_j \rangle| \quad (10)$$

$$\text{s.t. } |C_t| \leq M - |A| \quad (11)$$

其中:  $C$  为候选集,  $A$  为估计支撑集。同时通过设置门限  $\mu_2$ , 即通过式(12)来删除原子:

$$H_b^t < \mu_2 \cdot \max_{c_t} |H_{c_t}^t| \quad (12)$$

其中:  $\mu_1, \mu_2$  取值范围为  $[0, 1]$ <sup>[16]</sup>。相对于 SP 算法, BAOMP 算法有更好的灵活性, 在稀疏度未知的情况下, 通过门限来控制初始原子的添加预处理, 大大提高了重构的概率。基于此思想, 本文提出了一种基于门限的稀疏度自适应匹配追踪 (Based on Threshold SAMP, BT-SAMP) 算法将 BAOMP 算法的原子添加思想运用到 SAMP 算法中, 提高了重构精度及缩短了算法迭代时间。通过门限控制初始原子的添加,  $\mu_1$  越大则每次选择的原子较多,  $\mu_1$  越小则每次选择的原子较少, 然后返回到支撑集, 通过这种回溯思想可寻找到原始信号最大近似系数。

## 2.3 基于 BT-SAMP 算法的稀疏信道估计

在 MASSIVE MIMO 系统中, 虚拟角域信道的稀疏水平  $S_a$  是时变的, 如果  $S_a$  相对较小, 则只需较少的时隙发送导频序列就能获得准确的信道状态信息, 系统的反馈开销较小; 反之, 则需要较多时隙来发送导频序列才能获得准确的信道状态信息, 系统的反馈开销将会较大。

BT-SAMP 算法延续了 SAMP 算法的自适应特点, 能够根据稀疏水平自适应调整, 达到自适应信道估计的目的。将 SAMP 算法中的原子选择步骤, 即选择  $u = \text{abs}(\mathbf{P}^T \mathbf{r}_{t-1})$  中最大的  $L$  项原子修改为 BAOMP 算法中添加原子步骤, 即  $|\langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{P}_a \rangle| \geq \mu_1 \cdot \max_{j \in [1, 2, \dots, N]} |\langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{P}_j \rangle|$ , 通过合理控制阈值来获得初始筛选原子, 以此降低 SAMP 算法的迭代次数及提高算法估计精度。

基于 BT-SAMP 算法的信道估计流程如下。

输入 测量矩阵  $\mathbf{P}$ , 观测矩阵  $\mathbf{Y}$ , 步长  $s$ , 阈值  $\mu_1$ 。

输出 重构信号  $\hat{\mathbf{H}}$ , 残差  $\mathbf{r}_t$ 。

本文采用归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 算法<sup>[17]</sup>来评价稀疏信道估计的性能, NMSE 算法定义为:

$$NMSE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{\|\mathbf{H}_i - \hat{\mathbf{H}}_i\|^2}{\|\mathbf{H}_i\|^2} \quad (13)$$

其中:  $\hat{\mathbf{H}}$  是估计的信道矩阵;  $M$  是基站端的天线数目。

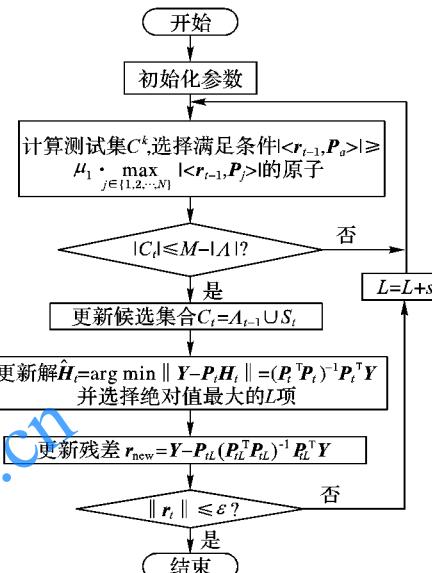


图 2 BT-SAMP 算法流程

Fig. 2 Flow chart of BT-SAMP algorithm

## 3 仿真结果分析

为了验证本文 BT-SAMP 算法对 MASSIVE MIMO 系统信道估计精度的提高, 在 Matlab 2014b 平台上进行了仿真。仿真系统采用半径为 1000 m 的蜂窝小区, 系统带宽为 10 MHz, 载波频率为 2 GHz, OFDM 符号长度为  $N = 2048$ , 基站采用 128 根线性均匀排列天线, 且相邻两根天线之间距离  $d = \lambda/2$ 。信道在空间共稀疏的虚拟角域中, 信道在连续 18 个时隙中保持不变, 即时间开销  $T = 18$ <sup>[14]</sup>。本文 BT-SAMP 算法参数设置如表 1 所示。

表 1 BT-SAMP 算法参数设置

Tab. 1 BT-SAMP algorithm parameter setting

参数	取值	说明
$t\_power$	0.1 mW	导频序列总功率
$sim\_N$	500	算法运行次数
$\theta_s$	1.406°	虚拟角域采样间隔
$\vartheta$	10° ~ 20°	虚拟角域角度扩展
$\mu$	0.6	原子选择控制阈值
$\varepsilon$	$10^{-9}$	残差终止条件阈值
$S_a$	8 ~ 15	稀疏水平

图 3 是基站分别配置为 100、128、144 根天线情况下, 不同的角度扩展下的稀疏水平变化曲线。常见的空间虚拟角域中角度扩展变换为  $10^\circ \sim 20^\circ$ <sup>[15]</sup>。根据  $S_a = [\vartheta/\theta_s]$  计算可得到不



同角度扩展下的稀疏水平。从图3可以看出,基站分配不同的天线数目,导致最终得到的稀疏水平不一致,且变化规律不同,这是由于基站中天线数目决定了虚拟角域中采样间隔大小,例如基站配置100根天线,虚拟角域采样间隔为 $\theta_s = 180^\circ / 100 = 1.8^\circ$ ,稀疏水平 $S_a = \lceil 10^\circ / 1.8^\circ \rceil = 6$ ;基站配置128根天线时,虚拟角域采样间隔为 $\theta_s = 180^\circ / 128 = 1.406^\circ$ ,稀疏水平 $S_a = \lceil 10^\circ / 1.406^\circ \rceil = 8$ 。本文采用的是基站配置128根线性均匀排列的天线,故稀疏水平采用图3中间的曲线,此曲线在角度扩展为 $10 \sim 11$ 、 $13 \sim 14$ 、 $17 \sim 18$ 处出现稀疏水平不变,这是因为稀疏水平采用的是向上取整的计算方式,当角度扩展为 $\vartheta = 10^\circ$ 时, $S_a = 10^\circ / 1.406^\circ = 7.11$ ,向上取整为8;当角度扩展为 $\vartheta = 11^\circ$ , $S_a = 11^\circ / 1.406^\circ = 7.82$ ,向上取整为8,即此时信道能量均集中在其中8根天线上,稀疏度未发生变化。依此类推,信道的角域稀疏水平随着角度扩展按照一定的规律变化。

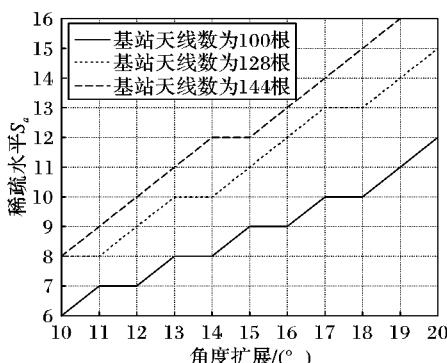


图3 不同角度扩展下的稀疏水平变化

Fig. 3 Change of sparse level under different angles

以1.2节中提到的典型的角度扩展 $\vartheta = 10^\circ$ ,此时稀疏水平 $S_a$ 为8。图4为该稀疏水平下,对比了不同信噪比情况下,BT-SAMP算法中阈值对估计精度的影响。从图4可以看出,算法在 $\mu = 0.6$ 时,估计精度到达最优,且在不同信噪比情况下,同样满足,这一现象与文献[17]中提到的最佳阈值一致,故本文算法性能仿真均采用阈值为 $\mu = 0.6$ 。

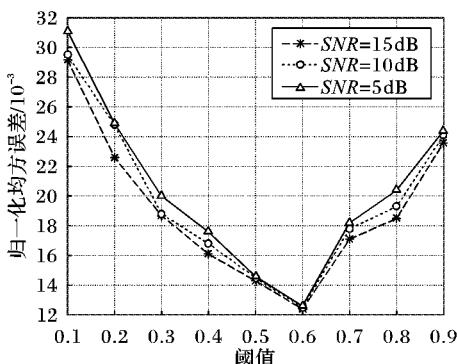


图4 不同阈值情况下BT-SAMP算法的NMSE比较

Fig. 4 BT-SAMP NMSE under different thresholds

图5为该稀疏水平下,阈值 $\mu = 0.6$ 时3种算法的估计性能比较。从图5可以看出,BAOMP算法在估计精度好于SAMP算法,这是因为BAOMP算法在筛选原子的过程中采取了“添加原子”跟“删除原子”两个步骤,通过设置合理阈值,达到了提升估计精度的效果。而BT-SAMP算法结合了BAOPM算法的特点,将SAMP算法的原子选择部分替换成

BAOMP算法的原子选择部分,在精度提升方面,BT-SAMP算法在信噪比为 $0 \sim 10$  dB范围内有4 dB的提升。但信噪比 $SNR > 10$  dB时,BT-SAMP算法较SAMP算法略有提升,但提升效果不大。

图6为信噪比固定为10 dB情况下,随着角度扩展的变化,3种算法的估计性能比较。从图6可以看出,在一定范围的角度扩展范围内,SAMP算法的估计性能有所提升,角度扩展每增加1°,估计性能有 $10^{-2}$ 的提升;BAOMP算法与BT-SAMP算法估计性能变化不大,但估计精度均强于SAMP算法。出现此现象的原因是,随着角度扩展的增加,空间的稀疏水平发生改变,SAMP算法在算法迭代过程中随着稀疏度的改变,自适应调整所筛选的原子,以获得较好的估计效果,但BAOMP算法及改进的BT-SAMP算法均是通过门限来控制原子的筛选过程,与稀疏度的变化关系不大。结合图5与图6可以看出,所提出的BT-SAMP算法不仅可以随着稀疏度的变化进行自适应信道估计,而且估计精度比SAMP算法有所提升。

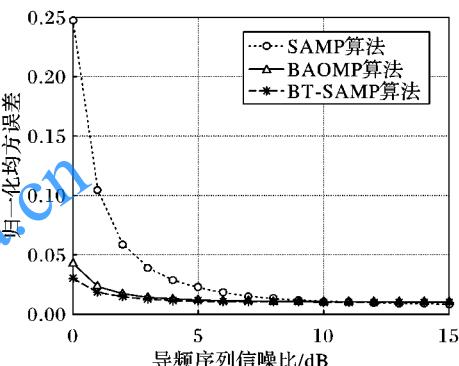


图5 稀疏水平为8时3种算法估计性能比较

Fig. 5 NMSE comparison of three algorithms when sparse level is 8

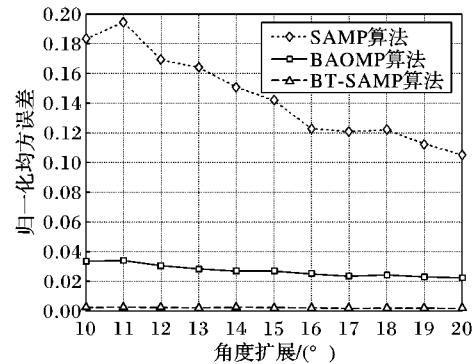


图6 信噪比为10 dB时3种算法估计性能比较

Fig. 6 NMSE comparison of three algorithms when SNR is 10 dB

表2为时间开销 $T = 18$ ,算法迭代次数为500,角度扩展 $\vartheta = 10^\circ$ (即稀疏度 $S_a = 8$ )时,以程序运行开始计时,直至程序结束这一时间段作为测量时间,对比了3种算法的在不同的信噪比情况下所运行的时间。从表2可以看出:BAOMP算法的平均估计时间仅是SAMP算法的15%左右,这是因为BAOMP算法在进行每一次迭代都添加和删除了部分原子,使得迭代时间大大减少;而SAMP算法是根据步长逼近稀疏度来进行迭代,使运算效率大大降低。BT-SAMP算法由于结合了BAOMP算法的优点,也大幅减少了SAMP算法的迭代时间,BT-SAMP算法的平均估计时间约是SAMP算法的39%。



表2 不同算法的估计时间比较

Tab. 2 Estimation time comparison of different algorithms

信噪比/dB	SAMP 算法	BAOMP 算法	BT-SAMP 算法
8	4.01141	0.62107	1.56842
9	3.92472	0.65133	1.60280
10	4.14741	0.61391	1.55923
11	4.07751	0.61299	1.51838
12	3.93153	0.58208	1.53105

## 4 结语

本文研究了 MASSIVE MIMO 系统, 在 FDD 双工模式下的角域信道估计问题, 提出了一种基于门限的稀疏度自适应 BT-SAMP 算法。首先构建了虚拟角域中的稀疏信道模型; 其次考虑到虚拟角域中角度基站天线数目与角度扩展均可影响信道的稀疏水平, 当角度扩展发生变化时, SAMP 算法能进行信道估计, 但估计精度较低、算法收敛速度慢, 本文 BT-SAMP 算法有效结合了 BAOMP 算法通过阈值添加固定原子的特点, 提高了 SAMP 算法估计精度与运行效率。本文仅仅只是对 BT-SAMP 算法固定阈值进行研究, 之后可以研究将 BT-SAMP 算法中的阈值按照一定的规则动态变化对估计性能的影响。

### 参考文献(References)

- [1] LU L, LI G Y, SWINDELEURST A L, et al. An overview of massive MIMO: benefits and challenges [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 742–758.
- [2] RUSEK F, PERSSON D, LAU B K, et al. Scaling up MIMO: opportunities and challenges with very large arrays [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 30(1): 40–60.
- [3] CHOI J, LOVE D J, BIDIGARE P. Downlink training techniques for FDD massive MIMO systems: open-loop and closed-loop training with memory [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 802–814.
- [4] DAI L, WANG Z, YANG Z. Spectrally efficient time-frequency training OFDM for mobile large-scale MIMO systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 251–263.
- [5] GAO Z, DAI L, WANG Z, et al. Spatially common sparsity based adaptive channel estimation and feedback for FDD massive MIMO [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(23): 6169–6183.
- [6] GAO Z, DAI L, WANG Z. Structured compressive sensing based superimposed pilot design in downlink large-scale MIMO systems [J]. Electronics Letters, 2014, 50(12): 896–898.
- [7] DAI L, WANG Z, YANG Z. Spectrally efficient time-frequency training OFDM for mobile large-scale MIMO systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 251–263.
- [8] 谢建超. Massive MIMO 通信系统中信道估计技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2016: 44–54. (XIE J C. Research on channel estimation technology for massive MIMO communication system [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016: 44–54.)
- [9] QI C, HUANG Y, JIN S, et al. Sparse channel estimation based on compressed sensing for massive MIMO systems [C]// Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 4558–4563.
- [10] RAO X, LAU V K N, KONG X. CSIT estimation and feedback for FDD multi-user massive MIMO systems [C]// Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 3157–3161.
- [11] NAM J, ADHIKARY A, AHN J Y, et al. Joint spatial division and multiplexing: opportunistic beamforming, user grouping and simplified downlink scheduling [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 876–890.
- [12] HU A, LV T, GAO H, et al. An ESPRIT-based approach for 2-D localization of incoherently distributed sources in massive MIMO systems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 996–1011.
- [13] 刘紫燕, 唐虎, 刘世美. 基于压缩感知的多小区 MASSIVE MIMO 信道估计[J]. 计算机应用, 2017, 37(9): 2474–2478. (LIU Z Y, TANG H, LIU S M. Multi-cell channel estimation on compressive sensing in massive MIMO system [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(9): 2474–2478.)
- [14] YIN H, CESBERT D, FILIPPOU M, et al. A coordinated approach to channel estimation in large-scale multiple-antenna systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 264–273.
- [15] 徐立军. 压缩感知重构算法及其应用研究[D]. 太原: 中北大学, 2016: 24–25. (XIU L J. Research on compressed sensing algorithms and applications [D]. Taiyuan: North University of China, 2016: 24–25.)
- [16] ZHANG Y, QI R, ZENG Y. Backtracking-based matching pursuit method for distributed compressed sensing [J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 76(13): 14691–14710.
- [17] WANG A, WANG Y, JIANG L. Improved sparse channel estimation for multi-user massive MIMO systems with compressive sensing [C]// Proceedings of the 2015 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 1–5.

This work is partially supported by the Science and Technology Fund Project of Guizhou Province ([2016]1054), the Guizhou University Graduate Innovation Fund (Manager 2017015), the Joint Fund Project of Guizhou Province ([2017]7226).

**TANG Hu**, born in 1992, M. S. candidate. His research interests include mobile communication system.

**LIU Ziyan**, born in 1974, M. S., associate professor. Her research interests include wireless communication, embedded communication, big data mining analysis.

**LIU Shimei**, born in 1992, M. S. candidate. Her research interests include mobile communication system.

**FENG Li**, born in 1977, Ph. D., senior engineer. Her research interests include intelligent control, power system stability.