

大规模 MIMO 系统稀疏度自适应信道估计算法

戈立军^{1,2}, 郭徽^{1,2}, 李月^{1,2}, 赵澜^{1,2}

(1. 天津工业大学电子与信息工程学院, 天津 300387; 2. 天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387)

摘要: 针对信道路径数未知的大规模多输入多输出 (MIMO, multi-input multi-output) 系统, 提出一种稀疏度自适应的压缩感知信道估计方法——块稀疏自适应匹配追踪 (BSAMP, block sparsity adaptive matching pursuit) 算法。利用大规模 MIMO 系统子信道的联合稀疏性, 通过设置阈值及寻找最大后向差分位置对支撑集原子进行快速初步选择, 同时考虑了观测矩阵非正交性造成的能量弥散, 提高算法的估计性能; 通过正则化对原子进行二次筛选, 以提高算法的稳定性。仿真表明, 该算法能快速、准确地恢复稀疏度未知的大规模 MIMO 信道信息。

关键词: 大规模 MIMO; 压缩感知; 信道估计; 稀疏度自适应

中图分类号: TN914.4

文献标识码: A

Sparsity adaptive channel estimation algorithm based on compressive sensing for massive MIMO systems

GE Li-jun^{1,2}, GUO Hui^{1,2}, LI Yue^{1,2}, ZHAO Lan^{1,2}

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China;

2. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, Tianjin 300387, China)

Abstract: A sparsity-adaptive channel estimation algorithm based on compressive sensing was proposed for massive MIMO systems when the number of channel multi-paths was unknown. By exploiting the joint sparsity characteristics of the sub-channels, the proposed block sparsity adaptive matching pursuit (BSAMP) algorithm first selected atoms by setting a threshold and finding the position of the maximum backward difference, which reduces the energy dispersion caused by the non-orthogonality of the observation matrix and improves the performance of the algorithm. Then a regularization method was utilized to improve the stability of the algorithm. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm recovers the channel state information accurately and shows a high computational efficiency.

Key words: massive MIMO, compressive sensing, channel estimation, sparsity adaptive

1 引言

大规模多输入多输出(MIMO, multi-input multi-output)系统在不增加信号带宽及信号发射功率的情况下, 成倍提高了通信系统容量, 被视为 5G 无线通信的核心技术^[1]。信道估计是大规模 MIMO 系统的物理层关键技术, 其精度直接影响衰落信道下的系统性能。

经典的信道估计方法, 有最小二乘 (LS, least squares) 算法^[2]、最小均方误差 (MMSE, minimum mean-squared error) 算法^[3]、线性最小均方误差 (LMMSE, linear minimum mean-squared error) 算法^[4]等。由于实际无线信道多具有一定的稀疏性^[5], 近年来, 大量学者将压缩感知理论应用于导频辅助的信道估计中^[6,7]。研究表明, 在稀疏信道下基于相同数量的导频, 压缩感知信道估计可以达到更好的性能。

收稿日期: 2017-03-08; 修回日期: 2017-11-28

通信作者: 郭徽, 1542838616@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61302062); 天津市应用基础及前沿技术研究计划青年基金资助项目 (No.13JCQNJC00900)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61302062), The Research Program of Application Foundation and Advanced Technology of Tianjin for Young Scientist (No.13JCQNJC00900)

目前常用的压缩感知信道估计算法有正交匹配追踪^[8](OMP, orthogonal matching pursuit)、正则化正交匹配追踪^[9](ROMP, regularized orthogonal matching pursuit)、子空间匹配追踪^[10](SP, subspace pursuit)。以上算法均需预知信道稀疏度,然而实际通信环境中的信道稀疏度通常未知,极大限制了上述算法的应用。稀疏度自适应匹配追踪(SAMP, sparsity adaptive matching pursuit)算法可以对稀疏度未知的信道进行恢复^[11],但算法对迭代步长有着较高的依赖性,导致算法在追求高性能的同时产生较大的计算复杂度。

大规模 MIMO 系统需要处理的数据量极大,传统的压缩感知信道估计算法很难在估计性能和计算复杂度上取得平衡。文献[12]表明,在大规模 MIMO 系统中,不同发送接收天线对之间的子信道具有相同的稀疏支撑集。文献[13]提出了自适应结构化的子空间追踪算法 (ASSP, adaptive structured subspace pursuit),用于大规模 MIMO 的信道估计,由于其采用步长逼近的方式来实现稀疏度自适应,因而存在着过估计与欠估计的不足,并具有较高的计算复杂度。

本文利用大规模 MIMO 信道呈现的联合稀疏特性,在信道稀疏度未知情况下,提出一种块稀疏自适应信道估计算法。通过设置阈值及寻找最大后向差分位置对支撑集原子进行初步选择;通过正则化对原子进行二次筛选,以提高入选原子的准确性。仿真结果表明,该方法能在稀疏度未知情况下,以较低的复杂度获得较好的信道估计性能。

2 稀疏多径信道模型

在配有 M 个发射天线 MIMO 系统基站中,发送端发送 OFDM 信号,每个天线发送 OFDM 信号长度为 N ,选取其中 $P(0 < P < N)$ 个载波作为导频用于信道估计,信道长度为 L 。

第 i 根发送天线的导频图案为 $\mathbf{p}(i)$, $i=1, 2, \dots, M$, 其中, $\mathbf{p}(i) \cap \mathbf{p}(j) = \emptyset$, 若 $i \neq j$ 。经信道传输后,接收端收到对应每根天线的导频信号为 $\mathbf{y}(\mathbf{p}(i))$, $i=1, 2, \dots, M$ 。将 $\mathbf{y}(\mathbf{p}(i))$ 简记为 $\mathbf{y}^{(i)}$, 基本信道模型可表示为

$$\mathbf{y}^{(i)} = \mathbf{D}^{(i)} \mathbf{F}^{(i)} \mathbf{h}^{(i)} + \mathbf{m}^{(i)}, i=1, 2, L, M \quad (1)$$

其中, $\mathbf{D}^{(i)} = \text{diag}\{\mathbf{p}(i)\}$ 为所选导频图案构成的对角

阵, $\mathbf{m}^{(i)}$ 是均值为 0, 方差为 σ^2 的高斯白噪声, $\mathbf{F}^{(i)}$ 为 $P \times L$ 傅里叶子矩阵, 由 $N \times N$ 维 DFT 矩阵中对应的导频行及前 L 列元素组成, $\mathbf{h}^{(i)} = [h^{(i)}(1), h^{(i)}(2), \dots, h^{(i)}(L)]^T$ 为第 i 根天线对应的信道冲激响应(CIR, channel impulsive response)。令 $\mathbf{A}^{(i)} = \mathbf{D}^{(i)} \mathbf{F}^{(i)}$, 则式(1)可进一步表示为

$$\mathbf{y}^{(i)} = \mathbf{A}^{(i)} \mathbf{h}^{(i)} + \mathbf{m}^{(i)}, i=1, 2, L, M \quad (2)$$

定义 1 $\text{supp}\{\mathbf{h}^{(i)}\} = \{l: |\mathbf{h}^{(i)}(l)| > p_{\text{th}}, 1 \leq l \leq L\}$ 为第 i 个子信道支撑集索引, p_{th} 为噪声门限。研究表明,对于较长的信号传输距离,由于基站天线阵列尺寸非常小,大规模 MIMO 系统中不同发送接收天线对之间的子信道时延色散特性一致,拥有近似相同的信道时延,在抽头时延模型上表现为不同发射天线与用户之间的子信道具有相同的稀疏支撑集^[12], 即

$$\text{supp}\{\mathbf{h}^{(i)}\} = \text{supp}\{\mathbf{h}^{(j)}\}, i \neq j \quad (3)$$

由于信道增益变化率远大于时延变化率,各子信道抽头增益系数不同,但不同子信道非零抽头位置相同,呈现出联合稀疏特性,基于此特性设计合适的恢复算法能较为准确地实现信道信息的快速估计。

3 块稀疏自适应匹配追踪方法

3.1 稀疏度估计

利用压缩感知解决信道估计可等效于解决以下 l_0 范数最小问题。

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \min \|\mathbf{h}\|_0, \text{ subject to } \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{h}\|_2 \leq \varepsilon \quad (4)$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 表示取向量 l_0 范数, 即向量 \mathbf{h} 中非零元素的个数。文献[14]已经证明, 当满足

$$\|\mathbf{h}\|_0 < \frac{1}{2} \text{spark}(\mathbf{A}) \quad (5)$$

可恢复唯一确定的 \mathbf{h} , 其中, $\text{spark}(\mathbf{A})$ 为矩阵 \mathbf{A} 中线性相关的最少的列数目, 容易看出 $2 \leq \text{spark}(\mathbf{A}) \leq \text{rank}(\mathbf{A}) + 1$, 由于矩阵 \mathbf{A} 为 $P \times L$ 部分傅里叶矩阵且 $P < L$, 则 $\|\mathbf{h}\|_0 < \frac{1}{2}(P+1)$ 。

由于无线通信信道冲激响应呈现稀疏特性,大部分能量集中在很少抽头上,而很小一部分能量分布低于噪声门限,信道非零抽头的数目远小于信道长度 L 。充分利用信道的稀疏特性,就能利用较少的导频符号得到理想的信道估计效果,从而提高频

谱利用率。适量的导频开销即满足式(5)，令

$$K = \begin{cases} \frac{P}{2}, & P \text{ 是偶数} \\ \frac{P+1}{2}, & P \text{ 是奇数} \end{cases} \quad (6)$$

基于以上分析，信道向量中非零抽头的个数不会超过 K 个，至少有 $L-K$ 个元素可被视为噪声。所以，首先估计稀疏度上限，然后在此范围内进行原子选择。在较高信噪比下，由于信道抽头的增益系数高于噪声幅值，将恢复向量元素按降序排列后，通过计算相邻元素间的差分来确定本次迭代入选的原子数，进一步估计稀疏度，位于最大后向差分位置之前的原子均由于可能携带信道信息而入选支撑集。

当观测矩阵满足一定条件时，稀疏信号恢复问题可等效于以下凸优化问题。定义观测矩阵 A 的 RIP 参数 δ_k 为满足式(7)的最小值 δ

$$(1-\delta)\|h\|_2 \leq \|Ah\|_2 \leq (1+\delta)\|h\|_2 \quad (7)$$

其中， h 为 k 的稀疏信号，若 $\delta_k < 1$ ，则称观测矩阵 A 满足 k 阶 RIP^[15]。当矩阵 RIP 参数 $\delta_k < \sqrt{2}-1$ 时，重建问题可转化为如下的 l_1 范数最小问题。

$$\hat{h} = \arg \min \|h\|_1, \text{ subject to } \|y - Ah\|_2 \leq \varepsilon \quad (8)$$

由于部分傅里叶矩阵 RIP 参数 $\delta_k < \frac{1}{2}$ ^[16]，这里引入基于凸优化思想的正则化过程来提高算法的稳定性^[9]。

3.2 稀疏多径信道估计

针对大规模 MIMO 信道呈现的联合稀疏特性，定义变换后的信道向量 $w=[w_1^T, w_2^T, \dots, w_L^T]^T$ ，其中， $w_i=[h^{(1)}(i), h^{(2)}(i), \dots, h^{(M)}(i)]^T$ ， $i=1, 2, \dots, L$ ，为 w 的第 i 个子块。此时，变换后信道向量中的非零元素将集中出现^[17]。相应地，将接收到的导频信号进行变形，令 $z=[z_1^T, z_2^T, \dots, z_P^T]^T$ ，其中， $z_i=[y^{(1)}(i), y^{(2)}(i), \dots, y^{(M)}(i)]^T$ ， $i=1, 2, \dots, P$ 。对噪声进行同样的处理，令 $n=[n_1^T, n_2^T, \dots, n_P^T]^T$ ，其中， $n_i=[m^{(1)}(i), m^{(2)}(i), \dots, m^{(M)}(i)]^T$ ， $i=1, 2, \dots, P$ 。考虑所有发射天线，则接收信号可表示为

$$z = Bw + n \quad (9)$$

其中， $B=[B_1, B_2, \dots, B_L]$ ， $B_i=[a^{(1)}(i), a^{(2)}(i), \dots, a^{(M)}(i)]$ ， $i=1, 2, \dots, L$ ，为矩阵 B 的第 i 个子块， $a^{(M)}(i)$ 为矩阵 $A^{(M)}$ 的第 i 列。

在信道稀疏度未知的情况下利用压缩感知估

计式(9)中的 w ，将式(9)两端同时乘以 B^H ， B^H 为矩阵 B 的共轭转置矩阵，则

$$\begin{aligned} B^H z &= B^H (Bw + n) = (I + B^H B - I)w + B^H n \\ &= w + (B^H B - I)w + B^H n \end{aligned} \quad (10)$$

其中， I 为 $ML \times ML$ 的单位阵，由于矩阵 B 不具有严格的正交性，因而 $B^H B - I$ 为元素值较小的非零矩阵。考虑观测矩阵的非正交性造成的能量弥散，令 $n'=(B^H B - I)w + B^H n$ ，则式(10)可表示为

$$B^H z = w + n' \quad (11)$$

在迭代过程中，定义一个 $ML \times 1$ 的向量 R 。

$$R = |B^H r| \quad (12)$$

其中， r 为迭代残差，其初始值为 z ， $|\cdot|$ 表示对 $B^H r$ 中元素取绝对值。

定义向量 T 中的元素为向量 R 中每 M 个元素一组的平方和为

$$T(j) = \sum_{(j-1) \times M + 1}^{j \times M} |R(i)|^2, i=1, 2, L, ML, j=1, 2, L, L \quad (13)$$

其中， $R(i)$ 为向量 R 中的第 i 个元素， $T(j)$ 为向量 T 中的第 j 个元素。对 T 中元素按降序排列得到向量 T_s 。由 3.1 节分析可知，信道稀疏度上限为 K ，第一次迭代后 T_s 中最后 $L-K$ 个元素仅由式(11)中 n' 产生，故将其后 $L-K$ 个元素的能量设为阈值 f ，信道中非零抽头能量大于阈值 f ，故在 T_s 中只有大于此阈值的原子才有可能入选支撑集。

在较高信噪比下，由于信道抽头的增益系数高于噪声幅值，在算法的每次迭代中，当 T_s 的元素幅值产生较大的变化率时，则认为此位置之前的元素是携带信道信息的。因此，通过计算 T_s 中相邻元素间的最大后向差分位置来确定本次迭代入选的原子数，该位置之前的原子均由于可能携带信道信息而入选支撑集。为进一步提高入选原子的准确性，采用基于凸优化思想的正则化过程保证入选原子能量大于未入选原子能量^[9]，确保噪声被滤除支撑集。

由以上分析可知，BSAMP 算法的稀疏度估计首先根据信道的实际物理特性，通过设置阈值估计稀疏度上限，即稀疏度最大不会超过导频数目，这样可以保证信道抽头不会漏选。在此范围内通过寻

找最大差分位置区分信道抽头与噪声，进一步估计稀疏度。不同于其他压缩感知算法只考虑与高斯白噪声相关的影响因素 $\mathbf{B}^H \mathbf{n}$ ，BSAMP 算法不仅考虑了 $\mathbf{B}^H \mathbf{n}$ ，还考虑了由于观测矩阵的非正交性而造成的能量弥散 $(\mathbf{B}^H \mathbf{B} - \mathbf{I})\mathbf{w}$ 对算法性能的影响。并且，BSAMP 算法采用了正则化的方法对支撑集中的原子进行二次筛选，提高了支撑集的准确性。因此，BSAMP 算法较其他算法具有更好的估计性能。

大规模 MIMO 系统所需恢复的信道维度较大，且子信道呈现联合稀疏特性。BSAMP 算法利用了信道块稀疏特征，大大减少了迭代次数。同时，每次迭代过程中有多个原子入选支撑集，且避免了传统基于步长的自适应算法对迭代步长依赖性过高的问题。因此，BSAMP 算法具有较低的计算复杂度。

BSAMP 算法具体流程如下。

算法 1 BSAMP 算法具体流程

输入 接收导频信号 \mathbf{z} ，观测矩阵 \mathbf{B} ，天线个数 M 。

输出 信道估计值 \mathbf{h}' 。

初始化 分块支撑集位置索引 $\mathbf{S}_1 = \emptyset$ ，支撑集位置索引 $\mathbf{S}_2 = \emptyset$ ， $\mathbf{h}' = \mathbf{0}$ ，阈值 $f = E\{[T_s(i)]^2\}$ ， $i = K+1, K+2, \dots, L\}$ ，残差 $\mathbf{r} = \mathbf{z}$ 。

迭代过程

1) 计算向量 \mathbf{T} ，将 \mathbf{T} 中元素降序排列得到向量 \mathbf{T}_s 及对应索引集 \mathbf{S}_1 。

2) 选出 \mathbf{T}_s 中大于阈值 f 的元素，并设元素数为 m ，若 $m=0$ ，退出，否则，执行步骤 3)。

3) 选出向量 $\mathbf{T}_s(1:m+1)$ 中相邻元素间的最大后向差分位置，并标记为 t 。

4) 对向量 $\mathbf{T}_s(1:t)$ 中的元素进行正则化。令 $\mathbf{u} = \mathbf{T}_s(1:t)$ ， $\mathbf{J} = \mathbf{S}_1(1:t)$ ，将 \mathbf{u} 中所有原子按照 $|\mathbf{u}(i)| \leq 2|\mathbf{u}(j)|$ ， $i, j \in \mathbf{J}$ 分成若干组，选择能量最大的一组入选支撑集。选出的原子位置用索引 \mathbf{V} 表示，若向量 \mathbf{V} 长度为 U ， $\mathbf{S}_2 = \mathbf{S}_2 \cup [(\mathbf{V}(k)-1)M + 1:\mathbf{V}(k)M]$ ， $k = 1, 2, \dots, U$ 。

5) 根据位置索引 \mathbf{S}_2 找到观测矩阵中对应列构成的矩阵 $\mathbf{B}_{\mathbf{S}_2}$ 。

6) 用最小二乘法求解信道的估计值 $\mathbf{h}' = (\mathbf{B}_{\mathbf{S}_2}^H \mathbf{B}_{\mathbf{S}_2})^{-1} \mathbf{B}_{\mathbf{S}_2}^H \mathbf{z}$ 。

7) 更新残差 $\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{B}_{\mathbf{S}_2} \mathbf{h}'$ ，令 $\mathbf{S}_1 = \emptyset$ ， $\mathbf{V} = \emptyset$ ，

返回步骤 1)。

4 仿真分析

在仿真中，系统具有 16 个发射天线，采用 64QAM 调制方式及 LDPC 编码(编码效率 $\frac{5}{8}$)，每个发射天线均发送信号长度 N 为 256 的 OFDM 信号，其循环前缀长度为 64。各发射天线发送的 OFDM 信号均有 16 个导频符号，所有方法采用相同的导频分布方式，导频位置随机分布且不同天线间导频互相正交。信道长度 L 为 60，信道多径数取值为 $[5, 8]$ 的随机整数，多径幅值服从瑞利分布，多径位置服从随机分布。

图 1 所示为导频数为 16 时，不同信噪比下各信道估计算法的均方误差性能曲线。由图 1 可知，本文提出的 BSAMP 算法性能优于其他算法，这是由于 LS 算法在导频数量小于信道长度时会失效，而 OMP、SP 算法在信道稀疏度未知时，需将其迭代次数设置为导频数的一半，降低了算法的精度。SAMP 算法和 ASSP 算法不需要将信道的稀疏度作为先验信息，但其利用固定增加步长的方式来实现自适应的过程，易产生过估计与欠估计的问题，在估计精度上稍显不足。本文提出的 BSAMP 算法不仅考虑了高斯白噪声对系统性能的影响，同时考虑了观测矩阵非正交性造成的能量弥散，较以上算法有着更好的估计性能。图 2 所示为导频数为 16 时，不同信噪比下各信道估计算法的系统误比特率。从图 2 中可以看出，使用 BSAMP 算法的系统误比特率有着最优的表现。当信噪比为 30 dB 时，系统误比特率达到 4.187×10^{-5} 。

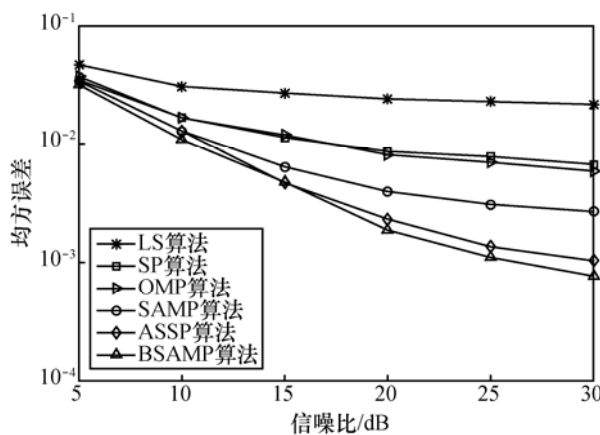


图 1 不同信噪比下各算法均方误差

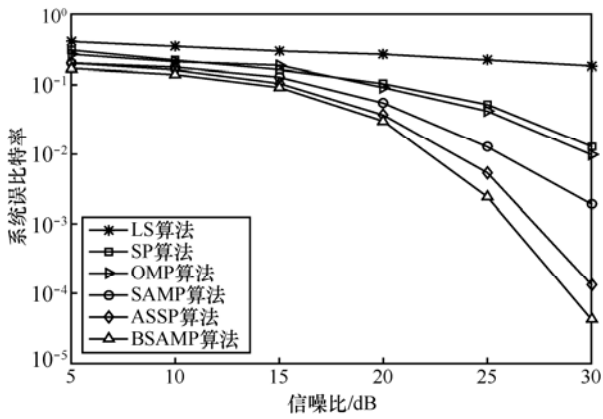


图 2 不同信噪比下各算法系统误比特率

图 3 所示为信噪比 30 dB 时，不同导频开销下各信道估计算法的均方误差性能曲线。由图 3 可以看出，随着导频数目增加，各恢复算法性能均得到提升。在相同导频数目下，由于利用了 MIMO 信道的联合稀疏特性，ASSP 算法、BSAMP 算法明显优于其他信道估计算法。同时，由于不需要依赖迭代步长来实现稀疏度自适应过程，BSAMP 算法有效消除了因迭代过程中步长选取不当而对估计精度产生的影响，其相较于 ASSP 算法具有更好的性能。在导频数为 16 时，BSAMP 算法性能与导频数为 18 的 ASSP 算法性能相当。图 4 所示为信噪比 30dB 时，不同导频开销下各信道估计算法的系统误比特率。由图 4 可知，在相同的导频数目下，BSAMP 算法性能远优于其他算法。当导频数目为 24 时，系统误比特率达到 1.066×10^{-5} 。

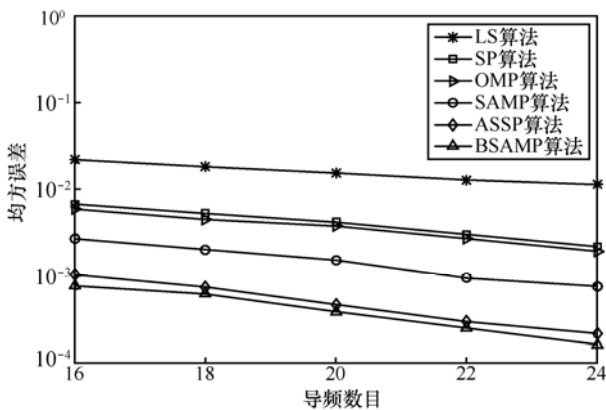


图 3 不同导频数下各算法均方误差

表 1 给出了不同稀疏信道恢复算法实验 1 000 次的平均运行时间。可以看出，BSAMP 算法在计算复杂度上与 LS 算法相当，而远低于其他压缩感知算法。由于信道向量维度较大，且信道稀疏度未

知，过多的迭代次数导致 OMP 算法、SP 算法产生较高的计算复杂度。SAMP 算法没有利用 MIMO 信道的联合稀疏特性，通过固定步长逐步逼近信道稀疏度，计算耗时严重。ASSP 算法同样存在固定增加迭代步长的问题，但其利用了信道的联合稀疏特性，计算耗时较 SAMP 降低。本文提出的 BSAMP 算法能够通过设定步长的方式实现稀疏度自适应的过程，极大减少了算法的迭代次数。其充分利用了信道的联合稀疏特性，在每次迭代中可以同时恢复多个天线的信息，因此具有更低的计算复杂度。

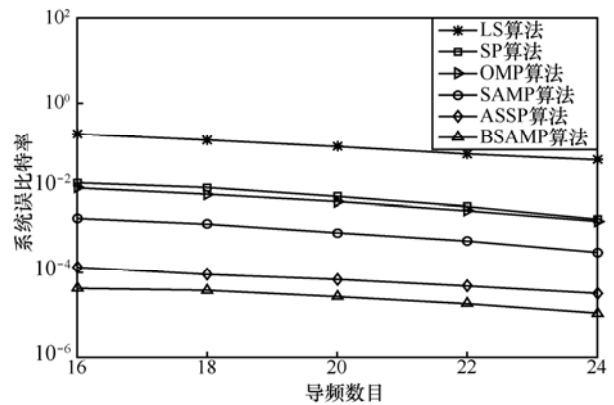


图 4 不同导频数下各算法系统误比特率

表 1 不同稀疏信道恢复算法平均运行时间对比

稀疏信道恢复算法	平均运行时间/s
LS 算法	0.023 28
OMP 算法	2.288 70
SP 算法	1.106 90
SAMP 算法	93.393 0
ASSP 算法	15.361 0
BSAMP 算法	0.012 84

5 结束语

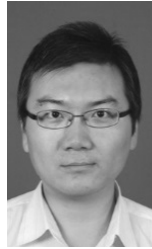
本文利用大规模 MIMO 系统子信道的联合稀疏性，提出了一种自适应稀疏度的 BSAMP 算法。该算法通过设置阈值及寻找最大后向差分位置对支撑集原子进行初步选择；通过正则化对原子进行二次筛选，以提高入选原子的准确度。理论分析和仿真结果表明，BSAMP 算法具有良好的信道估计性能及较低的计算复杂度。

参考文献：

[1] MARZETTA T L. Non-cooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. IEEE Transaction on Wireless

- Communications, 2010, 9(11): 3590-3600.
- [2] ZHENG Z, HAO C Y, YANG X M. Least squares channel estimation with noise suppression for OFDM systems[J]. Electronics Letters, 2016, 52(1): 37-39.
- [3] LIN B J, TANG X, GHASSEMLOOY Z, et al. Efficient frequency-domain channel equalisation methods for OFDM visible light communications[J]. IET Communications, 2017, 11(1): 25-29.
- [4] KALAKECH A, BERBINEAU M, DAYOUB I, et al. Time-domain LMMSE channel estimator based on sliding window for OFDM systems in high-mobility situations[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(12): 5728-5740.
- [5] CRAMER R J M, SCHOLTZ R A, WIN M Z. Evaluation of an ultra-wide-band propagation channel[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2002, 50(5): 561-570.
- [6] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z M. Ultra-wideband compressed sensing: channel estimation[J]. IEEE Journal of Selected Topics Signal Process, 2007, 1(3): 383-395.
- [7] SEO J, JANG S, YANG J, et al. Analysis of pilot-aided channel estimation with optimal leakage suppression for OFDM systems[J]. IEEE Communications Letter, 2010, 14(9): 809-811.
- [8] CAI T T, WANG L. Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(7): 4680-4688.
- [9] HUI L N, JIANG H, YANG D. Study on channel estimation reconstruction algorithm for OFDM systems based on compressed sensing[J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences, 2012, 4(3): 270-276.
- [10] ZU B K, XIA X Y, XIA K W, et al. Channel estimation on 60 GHz wireless communication system based on subspace pursuit[J]. Journal of Computational Information Systems, 2014, 10(24): 10565-10572.
- [11] ZHANG Y, VENKATESAN R, DOBRE O A, et al. An adaptive matching pursuit algorithm for sparse channel estimation[C]//2015 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC 2015). 2015: 626-630.
- [12] BARBOTIN Y, HORMATI A, RANGAN S, et al. Estimation of sparse MIMO channels with common support[J]. IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(12): 3705-3716.
- [13] GAO Z, DAI L L, DAI W, et al. Structured compressive sensing-based spatio-temporal joint channel estimation for FDD massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(2): 601-617.
- [14] DAVID L D, MICHAEL E. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via l_1 minimization[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2003, 100(5): 2197-2202.
- [15] CANDES E, TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [16] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete Fourier information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [17] DUARTE M, ELDAR Y. Structured compressed sensing: from theory to applications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 59(9): 4053-4085.

作者简介:



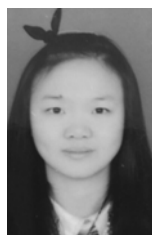
戈立军 (1984-), 男, 天津人, 博士, 天津工业大学副教授, 主要研究方向为 MIMO-OFDM 无线通信技术、FPGA 技术及应用、通信与信息系统开发。



郭徽 (1992-), 女, 山东潍坊人, 天津工业大学硕士生, 主要研究方向为 MIMO-OFDM 无线通信技术。



李月 (1991-), 女, 河南安阳人, 天津工业大学硕士生, 主要研究方向为 OFDM 无线通信技术。



赵澜 (1993-), 女, 天津人, 天津工业大学硕士生, 主要研究方向为 OFDM 无线通信技术。