

基于 IOC-CSMP 的 OFDM 系统稀疏信道快速重构算法

崔伟, 于颖, 于海霞, 陈超, 李云鹏

(空军航空大学航空作战勤务学院, 吉林 长春 130022)

摘 要: 针对信道路径数量未知时正交频分复用 (OFDM) 系统信道估计问题, 提出了一种基于内积运算优化与稀疏度更新约束的压缩采样匹配追踪快速重构算法。通过构建与更新选择向量, 利用与选择向量中非零值索引对应的原子向量参与内积运算来降低运算量; 基于压缩采样与回溯策略来优化原子, 利用匹配追踪完成信道估计, 通过相邻两次信道估计值的能量差来更新稀疏度并约束算法停止, 保证算法快速收敛。仿真结果表明, 所提算法具有比最小二乘、最小均方差、稀疏度自适应匹配追踪和自适应正则化压缩采样匹配追踪算法更好的信道估计性能, 且比 2 种自适应方法消耗更少的信道估计时间。

关键词: 压缩采样; 内积运算; 回溯策略; 稀疏度自适应; 信道估计

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023034

Sparse channel fast reconstruction algorithm for OFDM system based on IOC-CSMP

CUI Wei, YU Ying, YU Haixia, CHEN Chao, LI Yunpeng

College of Aviation, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China

Abstract: A fast reconstruction algorithm based on inner product optimization and sparsity updating constraint was proposed for OFDM system channel estimation when the number of channel paths was unknown. By constructing and updating the selection vector, the inner product operation was reduced by using the atoms corresponding to the non-zero index of the selection vector. The atoms were optimized based on compressed sampling and backtracking strategies, and the channel estimation was completed by matching pursuit. The sparsity update and the stop condition for the algorithm was achieved by the energy difference between the two adjacent channel estimation so as to ensure fast convergence of the algorithm. The simulation results show that the proposed algorithm has better channel estimation performance than the least square algorithm, minimum mean square error algorithm, sparsity adaptive matching pursuit algorithm and adaptive regularized compressed sampling matching pursuit algorithm, and consumes less channel estimation time than the two adaptive methods.

Keywords: compressed sampling, inner product, backtracking strategy, sparsity adaptive, channel estimation

0 引言

正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 技术已成为无线通信系统广泛采用的重要技术, OFDM 信道质量直接决定了通

信质量。因此, 信道估计已成为 OFDM 系统需要重点解决的关键问题之一。在信道为密集信道并且依赖大量导频信号的基础上, 经典最小二乘 (LS, least square) 算法^[1]和最小均方差 (MMSE, minimum mean square error) 算法^[2]可以完成信道的估计, 但

收稿日期: 2022-07-16; 修回日期: 2022-10-08

通信作者: 李云鹏, ew_radar@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61571462); 空军航空大学中青年骨干支持计划基金资助项目 (No.HDZQN2020-012)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61571462), Young and Middle-Aged Backbone Support Program of Aviation University of Air Force (No.HDZQN2020-012)

由于导频序列开销大,需要很多导频才能得到高的信道估计性能,且在信道为稀疏信道情况下,其性能并不理想。由于实际通信环境中信道表现出很强的稀疏特性,因此基于压缩感知的稀疏信道估计成为 OFDM 系统信道估计的研究热点。

当信号稀疏先验特性已知时,压缩感知可以利用低采样率重构出原始信号,典型算法有正交匹配追踪(OMP, orthogonal matching pursuit)、分段 OMP (StOMP, stagewise OMP)^[3]、正则化 OMP (ROMP, regularization OMP)^[4]、压缩采样匹配追踪(CoSAMP, compressed sampling matching pursuit)^[5]、广义正交匹配追踪(gOMP, generalized OMP)^[6]、分段弱正交匹配追踪(SWOMP, stagewise weak OMP)^[7]和子空间追踪(SP, subspace pursuit)^[8]等算法。当稀疏度未知时,典型算法有稀疏度自适应匹配追踪(SAMP, sparsity adaptive matching pursuit)算法^[9]。文献[10]提出了基于 SAMP 算法的自适应正则化压缩采样匹配追踪(ARCoSaMP)算法用于信道估计。文献[11]提出了一种自适应步长 SAMP (ASSAMP) 算法并将其用于稀疏信道估计。文献[12]在多径数量未知且抽头位置变化的情况下,提出一种基于搜索空间预处理的自适应正交匹配追踪算法。文献[13]结合原子预选和变步长思想,利用幂函数型的变步长方法克服 SAMP 算法固定步长导致的重建精度低的问题,并得到更好的 OFDM 信道估计性能。文献[14]考虑信道的时域选择性和频率选择性,研究了组稀疏压缩感知的 OFDM 时变信道估计方法。文献[15]提出一种基于有限等距性质(RIP, restricted isometry property)的稀疏度预测自适应匹配追踪算法实现 OFDM 信道估计。文献[16]提出优化的广义正交匹配追踪算法实现 OFDM 信道估计。文献[17]基于压缩感知技术实现了 OFDM 信道与脉冲噪声联合估计。块稀疏自适应匹配追踪算法被用于大规模多输入多输出(MIMO)系统稀疏度自适应信道估计^[18]。

以上算法都不同程度地提升了 OFDM 稀疏信道估计性能,但在迭代过程中对算法的计算量没有进行充分优化,导致测量矩阵与残差矢量内积运算中仍然存在较大运算量,算法运行速度比较慢;另一方面,对稀疏度进行更新时,稀疏度更新策略也不够完美,需要进行多次迭代才能选出所有合适的原子,迭代效率不高。

针对 OFDM 系统信道稀疏度未知以及上述问

题,本文提出了一种基于内积运算优化与稀疏度更新约束的压缩采样匹配追踪(IOC-CSMP, compressed sampling matching pursuit based on inner product optimization and sparsity update constraint)快速重构算法用于稀疏信道估计。在信道估计过程中,首先对信道稀疏度进行预估计,从而降低后续迭代次数;在每次迭代过程中,根据选择向量 ζ 非零值位置索引来选择测量矩阵 Φ 中对应的原子参与内积运算,而与选择向量 ζ 中零值位置对应的原子由于与残差向量正交,不需要参加后续迭代,因此内积的计算量得到有效降低。在稀疏度更新阶段,利用相邻两次信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 和 $\hat{\mathbf{h}}_{\text{old}}$ 的能量差来对步长更新进行约束,有效提升步长更新的准确度。仿真结果表明,与 SAMP 算法、ASSAMP 算法相比,当 OFDM 系统信道稀疏度未知时,IOC-CSMP 算法信道估计精度更高,运行速度更快。

1 OFDM 信道稀疏模型

考虑具有 P 个子载波的 OFDM 系统,其中 M 个子载波用作导频,信道长度为 N ,接收信号可表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{H} + \mathbf{n} = \mathbf{X}\mathbf{W}\mathbf{h} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X} = \text{diag}\{X(0), X(1), X(2), \dots, X(P-1)\}$ 是 $P \times P$ 维的对角矩阵,表示系统发送的数据符号; $\mathbf{y} = [y(0), y(1), y(2), \dots, y(P-1)]^T$ 表示接收信号; $\mathbf{H} = [H(0), H(1), H(2), \dots, H(P-1)]^T$ 表示信道频域响应采样值; $\mathbf{n} = [n(0), n(1), n(2), \dots, n(P-1)]^T$ 表示复加性白高斯噪声; \mathbf{W} 表示 $P \times N$ 维离散傅里叶变换矩阵。

$$\mathbf{W} = \frac{1}{\sqrt{P}} \begin{bmatrix} w_{00} & w_{01} & \cdots & w_{0(N-1)} \\ w_{10} & w_{11} & \cdots & w_{1(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{(P-1)0} & w_{(P-1)1} & \cdots & w_{(P-1)(N-1)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $w_{nl} = e^{\frac{2j\pi nl}{P}}$; $\mathbf{h} = [h(0), h(1), h(2), \dots, h(N-1)]^T$ 为信道时域冲激响应,信道的稀疏特性表现为 \mathbf{h} 中数值较大的元素个数相对较少。由于各子载波信道之间存在相关性,利用导频对信道估计时只要在部分子载波上插入导频便可以得到所有子载波对应信道的状态信息。这样从 P 个子载波中选出 M 个子载波来传输导频符号,利用 $M \times P$ 维选择矩阵 \mathbf{S}

与向量 \mathbf{y} 相乘来得到相应的导频信号 \mathbf{y}_M ，矩阵 \mathbf{S} 由 $P \times P$ 维单位矩阵中与导频位置对应的 M 行组成。因此导频信号可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_M &= \mathbf{S}\mathbf{y} = \mathbf{S}\mathbf{X}\mathbf{W}\mathbf{h} + \mathbf{S}\mathbf{n} = \mathbf{S}\mathbf{X}\mathbf{S}^T\mathbf{S}\mathbf{W}\mathbf{h} + \mathbf{S}\mathbf{n} = \\ &\mathbf{X}_M\mathbf{W}_M\mathbf{h} + \mathbf{n}_M = \mathbf{\Phi}\mathbf{h} + \mathbf{n}_M \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)由式(1)两边左乘矩阵 \mathbf{S} 得到。其中， \mathbf{y}_M 是 $M \times 1$ 维向量， $\mathbf{X}_M = \mathbf{S}\mathbf{X}\mathbf{S}^T$ 是 $M \times M$ 维对角矩阵， $\mathbf{W}_M = \mathbf{S}\mathbf{W}$ 是 $M \times N$ 维矩阵， $\mathbf{n}_M = \mathbf{S}\mathbf{n}$ 是 $M \times 1$ 维噪声向量， $\mathbf{\Phi} = \mathbf{X}_M\mathbf{W}_M$ 是 $M \times N$ 维测量矩阵。可以看出， \mathbf{h} 可以通过测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 和接收的导频信号 \mathbf{y}_M 利用稀疏重构算法来进行重构，然后对信道频域响应进行估计。

2 IOC-CSMP 快速重构算法

2.1 稀疏度预估计

假设测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 以参数 (K, δ_k) 满足 RIP，如果 $K_0 \geq K$ ，那么式(4)成立^[19]。

$$\|\mathbf{\Phi}_{K_0}^T \mathbf{y}\|_2 \geq \frac{(1 - \delta_k) \|\mathbf{y}\|_2}{\sqrt{1 + \delta_k}} \quad (4)$$

同样，式(4)的逆否命题也成立，即如果

$$\|\mathbf{\Phi}_{K_0}^T \mathbf{y}\|_2 < \frac{(1 - \delta_k) \|\mathbf{y}\|_2}{\sqrt{1 + \delta_k}} \quad (5)$$

那么 $K_0 < K$ ，利用式(4)和式(5)可以得到稀疏度 K 的预估值 \hat{K} 。

2.2 内积运算优化

当 $\delta_{3k} < 0.082$ 时，满足稀疏重构条件所具备的 RIP 条件^[20]，也就是说，在每次迭代中只要参与重构的原子数不超过 $3K$ ，那么重构算法就可以对稀疏信号进行重构。

贪婪类重构算法利用测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 的列与残差向量的内积来选择最优原子。根据上述分析，每次迭代时，计算残差向量与测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 的每个原子的内积，则支持集由最大的 $2K$ 个内积元素对应的原子组成。当测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 的列数较大时，大幅增加了内积运算的计算量。目前，对内积运算的优化较少，因此本文提出下列算法对内积运算进行优化。

在算法的回溯阶段，IOC-CSMP 算法首先选择由暂态解 β_{temp} 对应的 $|\beta_{\text{temp}}|$ 中 K 个最大元素相应的

索引号构成索引集 $\mathbf{\Pi}$ ；然后，根据索引集 $\mathbf{\Pi}$ 得到由测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 中 K 个原子构成的恢复矩阵 $\mathbf{\Phi}_{\mathbf{\Pi}}$ ；利用 $\mathbf{\Phi}_{\mathbf{\Pi}}$ 求得信道估计值后，就可以对残差向量进行更新。构造 $1 \times N$ 维选择向量 ζ ，即

$$\zeta = [i_1, i_2, i_3, \dots, i_n, \dots, i_N], \quad i \in \text{任意正整数}$$

ζ 中每个元素 i 的位置与测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 中每个原子的位置一一对应。在迭代过程中，当利用暂态解 β_{temp} 得到 K 个最大元素相应的索引集 $\mathbf{\Pi} = [k, m, \dots, n]$ 时，将向量 ζ 中与索引集 $\mathbf{\Pi}$ 对应索引位置处的值变为零，即

$$\zeta = [i_1, i_2, 0_k, 0_m, \dots, 0_n, i_N], \quad i \in \text{任意正整数}$$

由于与索引集 $\mathbf{\Pi} = [k, m, \dots, n]$ 对应的测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 中 K 个原子是当次迭代的局部最优解，此时得到的 K 个原子与残差向量在理想情况下是正交的。因此，在下次迭代计算内积时就可以根据选择向量 ζ 中非零值位置选择测量矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 中对应的原子参与内积运算，而选择向量 ζ 中零值位置的原子与残差向量正交，不需要继续参加后续迭代过程。这样，对于内积运算，每次迭代过程中参与计算的原子数越来越少，内积的计算量就越来越小，算法运算速度越来越快，尤其是在稀疏度 K 较大的场合下，这种优势越来越明显。

2.3 迭代终止分析与稀疏度更新策略

在利用 OMP、CoSaMP 和 SAMP 算法进行信道估计时，通常会利用重构误差满足 $\|\mathbf{r}\|_2 < \varepsilon$ 作为算法迭代的终止条件， $\|\mathbf{r}\|_2$ 受迭代次数和信噪比(SNR, signal to noise ratio)影响较大。当信噪比较小时， $\|\mathbf{r}\|_2$ 中噪声能量较大，因此 $\|\mathbf{r}\|_2$ 值较大；当信噪比较大时， $\|\mathbf{r}\|_2$ 中噪声能量较小，因此 $\|\mathbf{r}\|_2$ 值较小。也就是说， $\|\mathbf{r}\|_2$ 因噪声变化引起的波动较大，在信道估计中很难给出固定的 ε 值来作为迭代的终止条件。因此，将 $\|\mathbf{r}\|_2 < \varepsilon$ 作为迭代终止条件不够完美，以 $\|\mathbf{r}\|_2 < \varepsilon$ 作为终止条件时得到的信道估计精度往往难以保证。

在算法回溯阶段，可以得到每次迭代的信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 为

$$\hat{\mathbf{h}}_n = (\mathbf{\Phi}_{\mathbf{\Pi}}^T \mathbf{\Phi}_{\mathbf{\Pi}})^{-1} \mathbf{\Phi}_{\mathbf{\Pi}}^T \mathbf{y} \quad (6)$$

在每次迭代过程中，对应的 $\mathbf{\Phi}_{\mathbf{\Pi}}$ 是由 $\mathbf{\Phi}$ 中真实的 \hat{K} 个原子构成的矩阵。对于信道估计，由式(6)

得到的 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 为当前迭代过程中信道估计的最优值, 随着迭代过程的不断进行, 只要外界的信噪比不发生突变, 那么 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 值就会逐渐趋于稳定, 也就是说 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 值的稳定性不会随信噪比的变化而变化。考虑相邻两次迭代信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 的能量差值为

$$\Gamma = \left\| \hat{\mathbf{h}}_n' \right\|_2 - \left\| \hat{\mathbf{h}}_n^{t-1} \right\|_2 \quad (7)$$

由于 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 值会随着迭代不断进行而趋于稳定, 因此理想情况下 $\Gamma \rightarrow 0$, 考虑到实际情况, 可设置迭代终止条件为

$$\Gamma < \eta \quad (8)$$

其中, η 为迭代终止因子, 且 $\eta \in (0, 1)$ 。在迭代过程中, 固定的步长会导致迭代速度和信号重构精度之间的矛盾, 而变步长则可以解决这种问题。当信道重构逼近目标值时, 将使用较小的步长来提高信道的重构精度。因此, 可以继续利用 Γ 值作为稀疏度更新步长的选择依据。当相邻两次迭代稀疏信道估计值能量差异较大, 即 $\Gamma > \varepsilon$ 时, 则选择大步长 μ_2 来加快迭代速度; 当 $\Gamma < \varepsilon$ 时, 说明稀疏度估计值 \hat{K} 已接近信道真实稀疏度 K , 则选择小步长 μ_1 ($\mu_1 < \mu_2$) 避免出现过估计问题。其中, ε 是步长选择门限因子且 $\varepsilon \in (0, 1)$, 要求 $\varepsilon > \eta$, 因为若 $\varepsilon < \eta$, 算法无法进入小步长选择阶段, 导致信道估计精度无法保证。

2.4 算法步骤

1) 初始化测量矩阵 Φ , 测量向量 \mathbf{y} , 步长大小 μ_1, μ_2 ($\mu_1 < \mu_2$), 迭代终止因子 η , 步长选择门限因子 ε , 最大迭代次数 T , 索引候选集 $\mathbf{C}_0 = \emptyset$, 初选原子索引集 $\mathbf{J}_0 = \emptyset$, 稀疏度 $\hat{K} = \mu_2$, 迭代次数 $t = 1$, 残差矢量 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n^0 = [0, 0, \dots, 0]^T$, 选择向量 $\zeta = [1, 1, \dots, 1]$, 令 $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n, \dots, \varphi_N]$ 。

2) 计算内积 $\mathbf{u} = \Phi^T \times \mathbf{r}_{t-1}$, 取出 $|\mathbf{u}|$ 中 \hat{K} 个最大值对应的 \hat{K} 个原子索引, 由 \hat{K} 个原子索引构成集合 \mathbf{E} 。如果 $\left\| \Phi_{\mathbf{E}}^T \mathbf{y} \right\| < \frac{1 - \delta_k}{\sqrt{1 + \delta_k}} \|\mathbf{y}\|$, 则 $\hat{K} = \hat{K} + 1$, 返回步骤 2); 否则执行步骤 3)。

3) 计算残差矢量 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y} - \Phi_{\mathbf{E}} (\Phi_{\mathbf{E}}^T \Phi_{\mathbf{E}})^{-1} \Phi_{\mathbf{E}}^T \mathbf{y}$, 且 $\mathbf{C}_0 = \mathbf{E}$ 。

4) 令 $\mathbf{u} = \emptyset$, 对任意 $\zeta(i) \in \zeta, i = 1, 2, \dots, N$, 如果 $\zeta(i) > 0$, 那么 $\mathbf{u}(i) = \varphi_i^T \times \mathbf{r}_{t-1}$, 否则 $\mathbf{u}(i) = 0$ 。取出 $|\mathbf{u}(i)|$ 中 $2\hat{K}$ 个最大值对应的 $2\hat{K}$ 个原子索引, 由

$2\hat{K}$ 个原子索引构成集合 \mathbf{J} , 并令 $\mathbf{C}_t = \mathbf{C}_{t-1} \cup \mathbf{J}$ 。

5) 计算暂态解 $\beta_{\text{temp}} = \Phi_{\mathbf{C}_t}^+ \mathbf{y} = (\Phi_{\mathbf{C}_t}^T \Phi_{\mathbf{C}_t})^{-1} \Phi_{\mathbf{C}_t}^T \mathbf{y}$, 利用回溯思想, 选取 $|\beta_{\text{temp}}|$ 中 \hat{K} 个最大元素相应的索引号构成索引集 $\mathbf{\Pi}$, $\mathbf{\Pi} = \text{supp}(\beta_{\text{temp}} | \hat{K})$, $\hat{\mathbf{h}}_n' = (\Phi_{\mathbf{\Pi}}^T \Phi_{\mathbf{\Pi}})^{-1} \Phi_{\mathbf{\Pi}}^T \mathbf{y}$, $\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \Phi_{\mathbf{\Pi}} \hat{\mathbf{h}}_n'$, 并令 $\mathbf{\Pi} = [k, m, \dots, n]$ 。

6) 根据 $\mathbf{\Pi}$ 中元素值所代表的索引号, 使 ζ 中对应的元素置零, 即 $\zeta = [1, 1, 0_k, 0_m, \dots, 0_n, 1]$ 。

7) 如果 $t > T$, 算法终止并执行步骤 9), 否则执行步骤 8)。

8) 令 $\Gamma = \left\| \hat{\mathbf{h}}_n' \right\|_2 - \left\| \hat{\mathbf{h}}_n^{t-1} \right\|_2$, 当 $\Gamma < \eta$ 时, 执行步骤 9)。当 $\Gamma > \eta$ 时, 如果 $\|\mathbf{r}_t\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{t-1}\|_2$, $\Gamma < \varepsilon$, 则 $t = t + 1$, $\hat{K} = \hat{K} + \mu_1$, $\hat{\mathbf{h}}_n^{t-1} = \hat{\mathbf{h}}_n'$, $\mathbf{r}_{t-1} = \mathbf{r}_t$, 如果 $\Gamma > \varepsilon$, 则 $t = t + 1$, $\hat{K} = \hat{K} + \mu_2$, $\hat{\mathbf{h}}_n^{t-1} = \hat{\mathbf{h}}_n'$, $\mathbf{r}_{t-1} = \mathbf{r}_t$; 如果 $\|\mathbf{r}_t\|_2 < \|\mathbf{r}_{t-1}\|_2$, 则 $\mathbf{C}_{t-1} = \mathbf{\Pi}$, $\mathbf{r}_{t-1} = \mathbf{r}_t$, $t = t + 1$, 返回步骤 4)。

9) 输出信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n = (\Phi_{\mathbf{\Pi}}^T \Phi_{\mathbf{\Pi}})^{-1} \Phi_{\mathbf{\Pi}}^T \mathbf{y}$ 。

2.5 算法计算复杂度分析

在内积运算阶段, 执行矩阵向量乘法 $\Phi^T \mathbf{r}_{t-1}$ 时, 需要进行 $(2M - 1)(N - K)$ 次浮点运算。在第 t 次迭代估计 $\hat{\mathbf{h}}_n = (\Phi_{\mathbf{\Pi}}^T \Phi_{\mathbf{\Pi}})^{-1} \Phi_{\mathbf{\Pi}}^T \mathbf{y}$ 时, 浮点运算次数约为 $4K^2 tM$; 回溯阶段的浮点运算次数最大为 $4K^2 tM$ 。残差更新时, $\Phi_{\mathbf{\Pi}} \hat{\mathbf{s}}_n$ 需要 $(2Kt - 1)M$ 次浮点运算, 后续的相减操作需要 M 次浮点运算, 因此计算复杂度可近似为 $2KtM$ 。综合分析可以看出, 一次迭代中浮点运算复杂度近似为 $2M(N - K) + (4K^2 M + 4K^2 M + 2KM)t$, 假设算法在 T 次迭代内结束, 那么算法的浮点运算复杂度约为

$$\begin{aligned} C(K, T, M, N) = & \sum_{t=1}^T [2M(N - K) + (4K^2 M + 4K^2 M + 2KM)t] = \\ & 2M(N - K)T + (2K^2 M + 2K^2 M + KM)T^2 \quad (9) \end{aligned}$$

理论分析可知, 在采用变步长策略条件下, 算法的迭代过程会迅速收敛, 一般条件下迭代次数 $T < K$, 实际情况下稀疏度 K 通常满足 $K^2 \leq O(N)$, 因此计算复杂度近似为 $O(KM(N - K))$ 。SAMP 算法中每一次迭代都可视为 SP 算法^[8], 因此计算复杂度上界近似为 $O(KMN)$, ASSMAP 算法^[11]可视为 SAMP 算法的个例, 因此计算复杂度为 $O(KMN)$, 对于

OMP, 一次迭代所需的浮点运算为 $2KMN + 3K^2M$, 算法的计算复杂度上界为 $O(KMN)$ 。可以看出, 与 OMP、SAMP 和 ASSMAP 算法相比, 本文算法的计算量更小, 算法的迭代速度更快。

3 仿真与分析

本节对 IOC-CSMP 算法的 OFDM 信道估计性能进行仿真和验证, 并与 LS、MMSE、SAMP、ASSAMP 等算法的性能进行比较, 仿真实验主要分析信道估计的误码率 (BER, bit error rate) 与均方误差 (MSE, mean square error) 的变化情况。假设 OFDM 系统调制方式为 64QAM, 子载波数目 $N = 512$, 载波间隔为 13 kHz, 带宽为 6.65 MHz, 导频数 $N_p = 16$, 导频形状为块状导频, 信道长度 $L = 64$, OFDM 符号数为 30, 信道稀疏度 $K = 6$, 信道非零抽头位置服从均匀分布, 并且在每一个 OFDM 符号内都是不同的, 信道信噪比变化范围为 5~30 dB, $\mu_1 = 1, \mu_2 = 3, \varepsilon = 3 \times 10^{-3}, \eta = 1 \times 10^{-5}$ 。

采用 LS、MMSE、ASSAMP、SAMP 和 IOC-CSMP 算法进行 OFDM 信道估计时, MSE 随 SNR 的变化如图 1 所示。从图 1 可以看出, 不同算法的 MSE 都会随着 SNR 的增大而减小, IOC-CSMP 算法的 MSE 明显低于其他算法, 表明其信道估计性能高于其他算法。

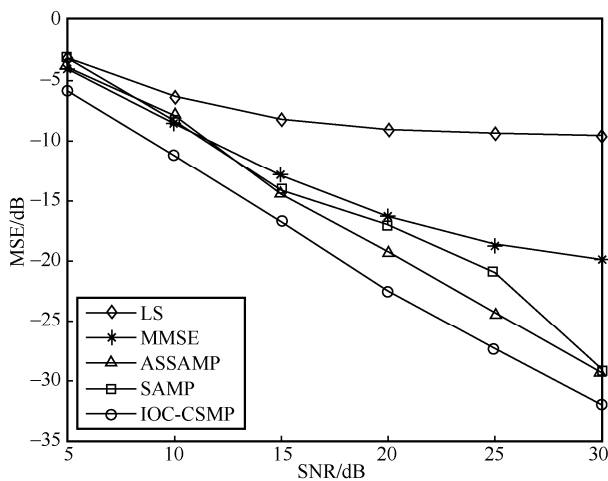


图 1 MSE 随 SNR 的变化

采用 LS、MMSE、ASSAMP、SAMP 和 IOC-CSMP 算法进行 OFDM 信道估计时, BER 随 SNR 的变化如图 2 所示。当 SNR 较小时, 信道受噪声影响较大, 不同算法的 BER 差异不大; 随着 SNR 增大, BER 逐渐减小, 且不同算法之间的差异

增大。从图 2 可以看出, 与其他算法相比, 不同 SNR 下 IOC-CSMP 算法的 BER 都较小, 表现出良好的信道估计性能。同时, 从图 1 和图 2 可以看出, IOC-CSMP 算法仅利用子载波总数 3.13% 的导频数就能对 OFDM 稀疏信道进行准确估计, 有利于提升频谱利用率。

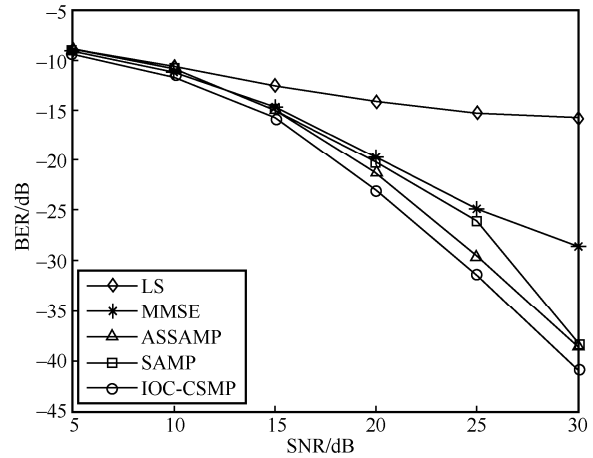


图 2 BER 随 SNR 的变化

当 SNR=25 dB, 导频数分别为 8、16、32、64 时, 不同算法的 MSE 和 BER 随导频数的变化分别如图 3 和图 4 所示。从图 3 和图 4 可以看出, 不同算法的 MSE 和 BER 随导频数的增加呈下降趋势。IOC-CSMP 算法的 MSE 和 BER 性能整体上优于其他算法, 信道估计性能良好; 当导频数超过 16 时, 其 MSE 和 BER 的下降趋势相对平缓, 信道估计性能并未大幅度提升。从频谱利用率来看, 当导频数为 16 时, 即可满足信道估计性能与频谱利用率的综合需求。

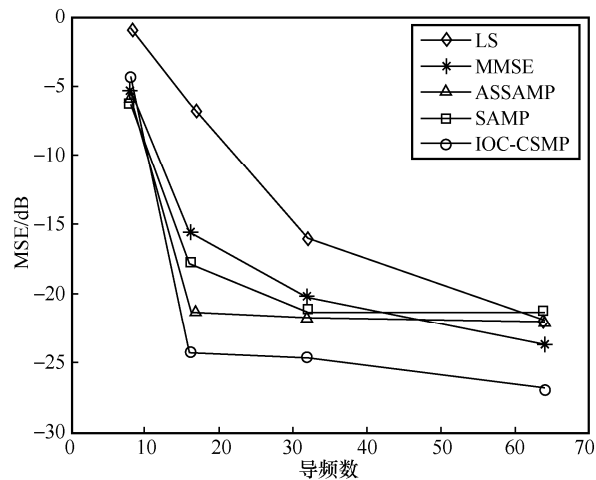


图 3 MSE 随导频数的变化

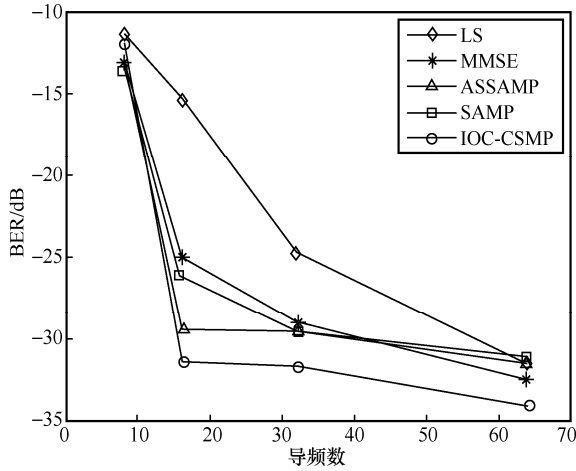


图 4 BER 随导频数的变化

当导频数 $N_p = 32$ ，稀疏度 K 分别为 6、9、12 时，SAMP、ASSAMP 和 IOC-CSMP 算法的 MSE 随 SNR 的变化如图 5 所示。从图 5 可以看出，在不同信道稀疏度下，IOC-CSMP 算法的信道估计性能整体优于 SAMP 算法和 ASSAMP 算法。与图 1 相比，导频数 $N_p = 32$ 、 $K = 6$ 时，算法的信道估计性能更好，但此时导频数在子载波总数的占比提升了一倍，频谱利用率会有所降低。

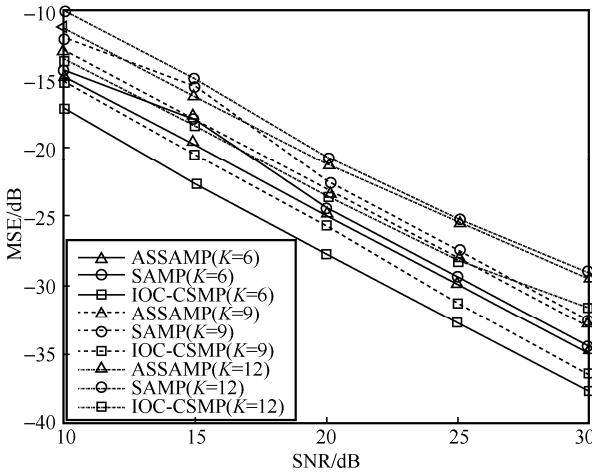


图 5 不同稀疏度下 MSE 随 SNR 的变化

当稀疏度 K 分别为 5 和 13 时，LS、MMSE、ASSAMP、SAMP 和 IOC-CSMP 算法的信道估计时间随符号数的变化如图 6 所示。从图 6 可以看出，在不同稀疏度条件下，IOC-CSMP 算法的信道估计时间少于 SAMP 算法和 ASSAMP 算法，并且随 OFDM 符号数的增加信道估计时间变化不大。这是因为 IOC-CSMP 算法的运算量比 SAMP 算法和 ASSAMP 算法小，能在较短的时间内完成 OFDM 信道估计。

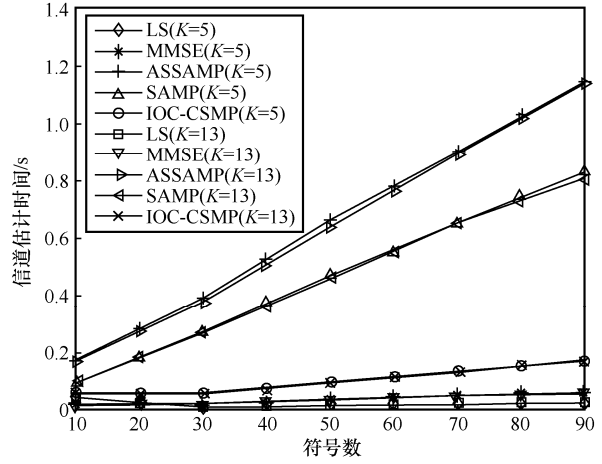


图 6 不同稀疏度下信道估计时间随符号数的变化

当导频数 $N_p = 64$ 、稀疏度 $K = 8$ 时，在不同稀疏度更新步长 μ_1 和 μ_2 条件下，IOC-CSMP 算法进行 OFDM 信道估计时 MSE 随 SNR 的变化如图 7 所示。从图 7 可以看出， μ_1 和 μ_2 较小时 MSE 较小，可以获得较好的信道估计性能。这是因为 μ_1 和 μ_2 较小时，在信道稀疏度自适应更新过程中，稀疏度估计值 \hat{K} 能更准确地逼近真实的稀疏度 K ，从而使估计精度更准确。

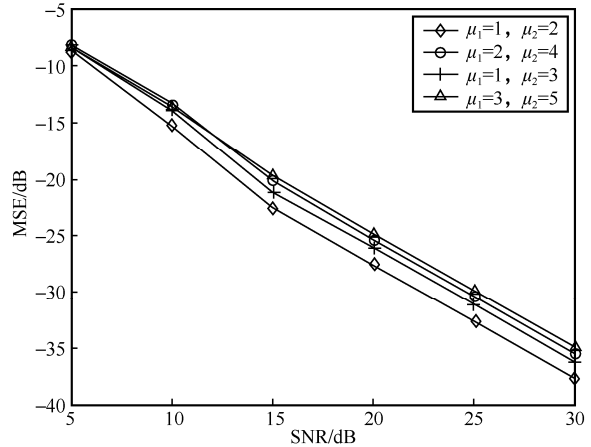


图 7 不同稀疏度更新步长下 MSE 随 SNR 的变化

4 结束语

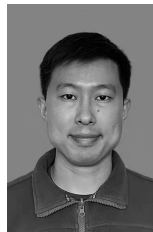
本文针对无线信道路径数量未知情况下 OFDM 系统稀疏信道估计问题，提出了一种基于内积运算优化与稀疏度更新约束的压缩采样匹配追踪快速重构算法。首先对信道稀疏度进行预估计来降低后续迭代次数，基于压缩采样思想不断更新并扩大支集来逐步逼近信道的稀疏度；通过构建与不断更新选择向量，利用选择向量中零值位置对应的原子与残差向量的正交性，在内积运算中仅利用与选择向

量中非零值位置索引对应的原子参与运算,有效降低算法的运算量,保证 IOC-CSMP 算法快速收敛和估计精度。仿真结果表明,IOC-CSMP 算法比传统的 LS、MMSE 算法和 SAMP、ASSMAP 算法具有更好的 MSE 性能和 BER 性能,比 SAMP 和 ASSMAP 算法需要更少的信道估计时间,算法运行速度更快。

参考文献:

- [1] HENKEL M, SCHILLING C, SCHROER W. Comparison of channel estimation methods for pilot aided OFDM systems[C]//Proceedings of IEEE 65th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1435-1439.
- [2] SUTAR M B, PATIL V S. LS and MMSE estimation with different fading channels for OFDM system[C]//Proceedings of 2017 International Conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology. Piscataway: IEEE Press, 2017: 740-745.
- [3] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [4] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317-334.
- [5] SATHYABAMA B, SIVA S S G, NAYAGARA S. Fusion of satellite images using compressive sampling matching pursuit (CoSaMP) method[C]//Proceedings of the Fourth National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-4.
- [6] WANG J, KWON S, SHIM B. Generalized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(12): 6202-6216.
- [7] BLUMENSATH T, DAVIES M E. Stagewise weak gradient pursuits[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(11): 4333-4346.
- [8] WANG W, NI L. Multipath subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[C]//Proceedings of the 7th International Congress on Image and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1141-1145.
- [9] DO T T, GAN L, NGUYEN N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]//Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 2009: 581-587.
- [10] WANG H, DU W C, XU L W. A new sparse adaptive channel estimation method based on compressive sensing for FBMC/OQAM transmission network[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2016, 16(7): 966.
- [11] ZHANG Y, VENKATESAN R, DOBRE O A, et al. An adaptive matching pursuit algorithm for sparse channel estimation[C]//Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2015: 626-630.
- [12] 胡健生, 宋祖勋, 张倩, 等. 一种用于 OFDM 系统信道估计的稀疏重构算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(6): 111-116, 122.
- [13] HU J S, SONG Z X, ZHANG Q, et al. Sparse recovery algorithm for channel estimation in OFDM system[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(6): 111-116, 122.
- [14] 费洪涛, 何雪云, 梁彦. 基于自适应压缩感知的 OFDM 稀疏信道估计研究[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2019, 39(2): 49-54.
- [15] FEI H T, HE X Y, LIANG Y. OFDM sparse channel estimation based on adaptive compressed sensing[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2019, 39(2): 49-54.
- [16] 马恒达, 袁伟娜, 徐睿. 一种组稀疏信道估计中的信号重构优化方法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2019, 45(4): 646-651.
- [17] MA H D, YUAN W N, XU R. A signal reconstruction optimization method in group sparse channel estimation[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2019, 45(4): 646-651.
- [18] 季策, 王金芝, 李伯群. 基于 RSAMP 算法的 OFDM 稀疏信道估计[J]. 系统工程与电子, 2021, 43(8): 2290-2296.
- [19] JI C, WANG J Z, LI B Q. OFDM sparse channel estimation based on RSAMP algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(8): 2290-2296.
- [20] 肖沈阳, 金志刚, 苏毅珊, 等. 一种优化的 gOMP 稀疏 OFDM 信道估计方法[J]. 工程科学与技术, 2017, 49(5): 149-155.
- [21] XIAO S Y, JIN Z G, SU Y S, et al. An optimized gOMP algorithm for sparse OFDM channel estimation[J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(5): 149-155.
- [22] 吕新荣, 李有明, 余明宸. OFDM 系统的信道与脉冲噪声的联合估计方法[J]. 通信学报, 2018, 39(3): 191-198.
- [23] LYU X R, LI Y M, YU M C. Joint channel and impulsive noise estimation method for OFDM systems[J]. Journal on Communications, 2018, 39(3): 191-198.
- [24] 戈立军, 郭徽, 李月, 等. 大规模 MIMO 系统稀疏度自适应信道估计算法[J]. 通信学报, 2017, 38(12): 57-62.
- [25] GE L J, GUO H, LI Y, et al. Sparsity adaptive channel estimation algorithm based on compressive sensing for massive MIMO systems[J]. Journal on Communications, 2017, 38(12): 57-62.
- [26] 王欣, 张严心, 黄志清. 基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法[J]. 电子学报, 2018, 46(8): 1829-1834.
- [27] WANG X, ZHANG Y X, HUANG Z Q. Regularized backtracking adaptive pursuit algorithm based variable step-size[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(8): 1829-1834.
- [28] CUI W, GUO S X, TAO J W. Reconstruction for sparse signal based on bidirectional sparsity adaptive and weak selection of atoms matching pursuit[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2021, 40(10): 4850-4876.

[作者简介]



崔伟(1982-),男,山东青岛人,博士,空军航空大学副教授,主要研究方向为盲源分离与稀疏信号重构、阵列信号处理等。



于颖(1978-),女,吉林靖宇人,空军航空大学讲师,主要研究方向为盲源分离、稀疏信号重构和信道估计等。

于海霞(1979-),女,吉林长春人,空军航空大学副教授,主要研究方向为信道估计、自适应通信等。

陈超(1983-),男,辽宁辽源人,空军航空大学讲师,主要研究方向为电子对抗雷电一体化、雷电信号处理等。

李云鹏(1979-),男,辽宁开原人,空军航空大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为电子对抗仿真与运用、信号盲处理等。