

一种基于改进 ROMP 的 MIMO-OFDM 信道估计方法

廖 勇^{1,2}, 周 昕¹, 沈轩帆¹, 洪 观³

(1. 重庆大学飞行器测控与通信教育部重点实验室, 重庆 400044;
2. 西安电子科技大学综合业务网理论与关键技术国家重点实验室, 陕西西安 710071;
3. 重庆大学通信工程学院, 重庆 400044)

摘 要: 本文根据信道响应的时域稀疏性, 引入压缩感知理论, 针对正则化正交匹配追踪 (ROMP) 需已知稀疏度和原子一旦选入无法删除两大缺点, 提出一种基于改进 ROMP 的信道估计方法. 该方法结合压缩采样匹配追踪 (CoSaMP)、稀疏度自适应匹配追踪 (SAMP) 和变步长的优点, 实现稀疏信号快速准确的重建. 仿真结果表明, 与基于 OMP、ROMP、CoSaMP、SAMP 的信道估计方法相比, 所提方法有效提高了 MIMO-OFDM 系统的归一化均方误差 (NMSE) 和误码率 (BER) 性能.

关键词: 多人多出; 正交频分复用; 压缩感知; 贪婪方法; 信道估计

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)12-2848-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.12.004

A Channel Estimation Method Based on Improved Regularized Orthogonal Matching Pursuit for MIMO-OFDM Systems

LIAO Yong^{1,2}, ZHOU Xin¹, SHEN Xuan-fan¹, HONG Guan³

(1. Key Laboratory of Aircraft TT&C and Communication, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2. The State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;
3. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The regularized orthogonal matching pursuit (ROMP) has two drawbacks, ie, the sparsity should be known beforehand and once the atom is determined it can not be deleted. According to these two problems, this paper presents an improved ROMP channel estimation method based on compressive sensing by exploiting the sparse structure of channel impulse response. The proposed method combines the advantages of compressive sampling matching pursuit (CoSaMP), sparsity adaptive matching pursuit (SAMP) and variable step size to achieve the reconstruction of sparse signal quickly and accurately. Simulation results demonstrate that compared with the channel estimations respectively based on OMP, ROMP, CoSaMP and SAMP, the proposed method effectively improve the performance of the MIMO-OFDM systems in the normalized mean square error (NMSE) and bit error rate (BER).

Key words: multiple input multiple output (MIMO); orthogonal frequency division multiplexing (OFDM); compressed sensing; greedy method; channel estimation

1 引言

多人多出 (Multiple Input Multiple Output, MIMO) 和正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiple-

xing, OFDM) 都是 LTE 的关键技术, 也是 5G 及未来宽带无线通信的核心技术^[1]. 在 MIMO-OFDM 系统中, 接收端信道均衡和相关检测都需要精确的信道状态信息 (Channel State Information, CSI), 因此, 基于 MIMO-

收稿日期: 2016-08-26; 修回日期: 2016-11-02; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61501066); 重庆市基础与前沿研究计划项目 (No. cstc2015jcyjA40003); 西安电子科技大学综合业务网理论与关键技术国家重点实验室开放基金 (No. ISN16-03); 中央高校基本科研业务费重点基金 (No. CDJZR165505)

OFDM 的信道估计在无线通信中至关重要。

目前广泛采用的信道估计方法是基于导频辅助的信道估计,其假设无线信道是密集多径的,从而利用大量的导频来获取准确 CSI,导致频谱利用率低.但随着研究的深入,越来越多的实验表明无线信道具有稀疏性^[2-5].若将压缩感知引入信道估计中,可以通过更少的导频估计整个信道的频响特性,提高频谱利用率.因此,基于压缩感知的信道估计近年来受到重视.文献[6]基于无线信道固有的稀疏特征,提出一种改进的块最优正交匹配追踪方法.文献[7]针对高速移动 OFDM 系统,提出一种联合导频位置和导频符号的压缩感知信道估计方法.文献[8]针对 MIMO-OFDM 系统,提出一种基于块状分阶段正交匹配追踪的信道估计方法.文献[9]针对 MIMO-OFDM 系统,研究导频分配以及分布式压缩感知信道估计问题.

其中,基于压缩感知信道估计的关键在于重构方法.现有压缩感知重构方法主要分为以下三大类:凸优化法^[10]、组方法^[11]和贪婪方法.由于前两类复杂度较大,而贪婪方法因实现简单得到广泛应用.在贪婪方法中,又以匹配追踪类贪婪方法使用最多,正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[12]在匹配追踪(Matching Pursuit, MP)^[13]的基础上,通过递归地对已选原子正交化,保证了迭代的最优性;正则化匹配追踪(Regularized OMP, ROMP)^[14]在 OMP 的基础上引入正则化过程,实现了原子快速、有效地选择;压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling MP, CoSaMP)^[15]在 OMP 的基础上引入回溯思想,实现了选定原子可删除的功能.上述方法重构质量较好,但均建立在稀疏度已知的基础上.然而实际应用中稀疏度往往难以获取,由此出现了稀疏度自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive MP, SAMP)^[16],通过固定步长逐步对稀疏度估计,但固定步长会带来精度不够和过度估计问题.

从上述分析可知,已有的匹配追踪贪婪方法均存在缺陷.为此,本文基于目前应用最广泛的 ROMP,针对稀疏度需已知和原子一旦选入无法删除两大问题,提出一种改进的 ROMP 方法.主要贡献如下:(1)将 CoSaMP 的回溯思想和 SAMP 的自适应思想引入 ROMP 中,以改进上述 ROMP 两大问题.(2)提出“大步长快速接近、小步长逐步逼近”的重构设想,通过双重阈值来设置停止迭代条件,以改进所引入的 SAMP 固定步长所带来的问题.

本文进而将上述所提方法应用到 MIMO-OFDM 系统中进行信道估计,旨在减少导频数并提高信道估计精度.本文首先建立了 MIMO-OFDM 系统模型,从时域上分析了信道的稀疏性.其次,基于信道的稀疏性,引入压缩感知理论,对信道模型进行稀疏建模,并得到信道

的稀疏表达式.最后基于稀疏表达式,采用改进的 ROMP 求解 MIMO-OFDM 系统模型的信道矩阵,进行完整的信道估计.

2 MIMO-OFDM 系统稀疏模型

MIMO-OFDM 系统框图如图 1 所示,假设该系统有 N_T 根发射天线和 N_R 根接收天线,子载波数为 K .IFFT (Inverse Fast Fourier Transformation)是快速傅里叶逆变换,FFT (Fast Fourier Transformation)是快速傅里叶变换,CP(Cyclic Prefix)是循环前缀.

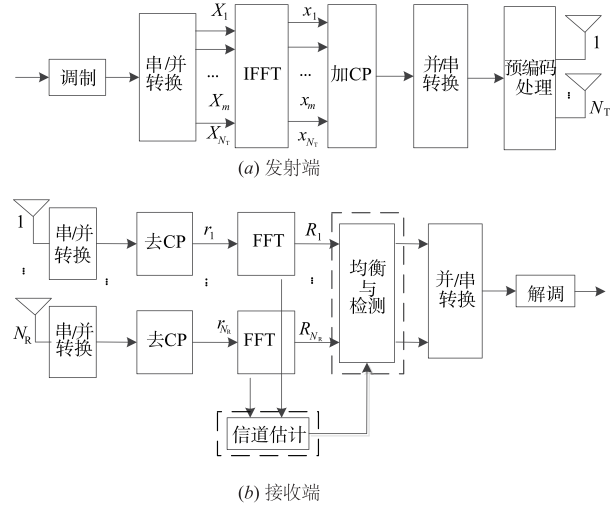


图1 MIMO-OFDM通信系统

第 m 根发射天线与第 n 根接收天线之间的多径信道时域冲激响应函数表示为:

$$h_{nm}(\tau, t) = \sum_{i=0}^{L-1} h_i^{nm}(t) \delta(\tau - \tau_i) \quad (1)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 是单位冲激函数, L 为信道的多径数, $h_i^{nm}(t)$ 为第 m 根发射天线与第 n 根接收天线之间第 i 径的复增益, τ_i 为第 i 径的时延,其变化快慢取决于信道的多普勒参数.在 MIMO-OFDM 系统中,假设信道的相干时间远大于符号周期,则在一个 MIMO-OFDM 符号中,上述的信道时域冲激响应函数可以认为是时不变的,即简称为 $h_{nm}(\tau)$.对 $h_{nm}(\tau)$ 以采样间隔 T_s 进行采样,则式(1)对应的离散时间信道冲激响应表示为:

$$h_i^{nm}(\tau, t) = \sum_{l=0}^{L-1} h_i^{nm}(t) \delta(lT_s - \tau_i), l = 0, \dots, L-1 \quad (2)$$

其中,当 T_s 足够小时,信道时延 τ_i 近似认为是信道间隔 T_s 的整数倍,假设 τ_{\max} 为最大的路径时延,则信道长度 $L = \tau_{\max}/T_s$.分析可知, $h_{nm}(l)$ 只有当 $lT_s = \tau_i$ 时不为 0,因此第 m 根发射天线与第 n 根接收天线之间的离散时间信道冲激响应 $h_{nm} = [h_{nm}(0), h_{nm}(1), \dots, h_{nm}(L-1)]^T$, 是一个只有 L 个位置为非零元素的稀疏矢量,且满足 L

$\ll L$, 证明了信道具有稀疏性.

如图 1(a) 所示, 第 m 根发射天线的 MIMO-OFDM 调制信号 $x_m(k)$ ($m=1, 2, \dots, N_T; k=0, 1, 2, \dots, K-1$) 进行 IFFT, 并插入长度为 L_{CP} ($L_{CP} \geq L-1$) 的 CP, 以消除符号间干扰, 再通过发射天线进行传输. 在接收端, 如图 1(b) 所示, 第 n ($n=1, 2, \dots, N_R$) 根接收天线去除 CP 及 FFT 变换后的接收信号表示为:

$$y_n(k) = \sum_{m=1}^{N_T} H_{nm}(k) x_m(k) + n_n(k) \quad (3)$$

其中, $x_m(k)$ 为发射天线 m 在第 k 个子载波的发送信号; $y_n(k)$ 为接收天线 n 在第 k 个子载波的接收信号; $n_n(k)$ 为零均值, 方差为 σ_n^2 的高斯白噪声. $H_{nm}(k)$ 为第 m 根发射天线与第 n 根接收天线间在第 k 个子载波处的信道频域响应, 并且:

$$H_{nm}(k) = \sum_{l=0}^{L-1} h_{nm}(l) W_K^{kl}, \quad W_K^{kl} = e^{-2j\pi kl/K} \quad (4)$$

假设 MIMO-OFDM 系统有 P 个导频符号, 分别位于子载波 k_1, k_2, \dots, k_p 上, 则第 n 根接收天线接收到的 P 个导频符号表示为:

$$y_n = \sum_{m=1}^{N_T} \text{diag}(\mathbf{x}_m) \mathbf{H}_{nm} + \mathbf{n}_n = \sum_{m=1}^{N_T} \text{diag}(\mathbf{x}_m) \mathbf{W}_p \mathbf{h}_{nm} + \mathbf{n}_n \quad (5)$$

其中, $\mathbf{y}_n = [y_n(k_1), y_n(k_2), \dots, y_n(k_p)]^T$ 为第 n 根接收天线在导频子载波 k_1, k_2, \dots, k_p 上的符号组成的接收向量; $\mathbf{x}_m = [x_m(k_1), x_m(k_2), \dots, x_m(k_p)]^T$ 为第 m 根发射天线在导频子载波 k_1, k_2, \dots, k_p 上的符号组成的发送向量; $\mathbf{n}_n = [n_n(k_1), n_n(k_2), \dots, n_n(k_p)]^T$ 为噪声向量; $\mathbf{H}_{nm} = [H_{nm}(k_1), H_{nm}(k_2), \dots, H_{nm}(k_p)]^T$ 为第 m 根发射天线与第 n 根接收天线间在导频子载波 k_1, k_2, \dots, k_p 处的信道频域响应. \mathbf{W}_p 是对应 P 个导频符号的 FFT 矩阵, 可写为:

$$\mathbf{W}_p = \frac{1}{\sqrt{K}} \begin{bmatrix} W_K^{00} & W_K^{01} & \dots & W_K^{0(L-1)} \\ W_K^{10} & W_K^{11} & \dots & W_K^{1(L-1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_K^{(P-1)0} & W_K^{(P-1)1} & \dots & W_K^{(P-1)(L-1)} \end{bmatrix} \quad (6)$$

为了体现基于压缩感知信道估计方法的意义, 一般令 $P < L$.

若定义第 n 根接收天线 $\mathbf{h}_n = [\mathbf{h}_{n1}^T, \mathbf{h}_{n2}^T, \dots, \mathbf{h}_{nN_T}^T]^T$ 为 $N_T L \times 1$ 的待估计量, $\mathbf{T}_n = [\text{diag}(\mathbf{x}_1) \mathbf{W}_p, \text{diag}(\mathbf{x}_2) \mathbf{W}_p, \dots, \text{diag}(\mathbf{x}_{N_T}) \mathbf{W}_p]$ 为第 n 根接收天线 $P \times N_T L$ 维的感知矩阵, 式(5)可以进一步稀疏建模为:

$$\mathbf{y}_n = \mathbf{T}_n \mathbf{h}_n + \mathbf{n}_n \quad (7)$$

其中, \mathbf{y}_n 称为第 n 根接收天线的 $P \times 1$ 维观测矩阵.

考虑所有的接收天线, 上式(7)可以写为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{T} \mathbf{h} + \mathbf{n} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T, \mathbf{y}_2^T, \dots, \mathbf{y}_{N_R}^T]^T$ 称为 $P N_R \times 1$ 维观测矩阵; $\mathbf{n} = [\mathbf{n}_1^T, \mathbf{n}_2^T, \dots, \mathbf{n}_{N_R}^T]^T$ 为 $P N_R \times 1$ 维的高斯白噪声; $\mathbf{T} = \mathbf{I}_{N_R} \otimes [\text{diag}(\mathbf{x}_1) \mathbf{W}_p, \text{diag}(\mathbf{x}_2) \mathbf{W}_p, \dots, \text{diag}(\mathbf{x}_{N_T}) \mathbf{W}_p]^T$ 为 $P N_R \times L N_R N_T$ 维的感知矩阵; $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_{11}^T, \mathbf{h}_{12}^T, \dots, \mathbf{h}_{1N_T}^T, \dots, \mathbf{h}_{N_R1}^T, \dots, \mathbf{h}_{N_RN_T}^T]^T$ 为 $L N_R N_T \times 1$ 维的待估计量.

Candes 和 Tao 等^[17] 人指出, 当 \mathbf{h} 为稀疏矢量时, 式(8)有存在确定解的充分条件, 即感知矩阵 \mathbf{T} 需要满足等距受限性质 (Restricted Isometry Property, RIP). 又由于 \mathbf{h} 是稀疏矢量, 根据压缩感知理论, 故式(8)中的 $\hat{\mathbf{h}}$ 可通过求解如下优化问题获得:

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_0, \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{T} \mathbf{h}\|_2 \leq \varepsilon \quad (9)$$

其中, ε 为噪声的平均功率, 为 l_0 范数, 为 l_2 范数.

压缩感知的发展为上述 \mathbf{h} 重构问题的求解提供了相应的方法, 如第 1 节所述. 而本文主要基于匹配追踪类贪婪方法的基础上提出一种改进 ROMP 的方法, 并将所提改进方法应用于 MIMO-OFDM 信道估计中, 具体实现方法详见下节.

3 基于改进 ROMP 的信道估计方法

3.1 一种改进 ROMP 的方法

本文提出一种改进 ROMP 的方法, 首先将 SAMP 的自适应思想和 CoSaMP 的回溯思想引入 ROMP 中, 以改进上述 ROMP 两大问题; 其次通过双重阈值设置不同的停止迭代条件, 以改进所引入的 SAMP 固定步长所带来的问题. 该方法所涉及到的主要要点如下, 为方便叙述, 以第 2 节的第 n 根接收天线的信道模型 $\mathbf{y}_n = \mathbf{T}_n \mathbf{h}_n + \mathbf{n}_n$ 进行说明:

(1) ROMP 正则化原则

ROMP 的正则化原则是选择各列向量与残差内积模值的最大值不能超过最小值的两倍以上且能量最大的一组子集, 即首先根据式(10)将 J_n 中索引值对应原子的相关系数分成若干子集, 记为 $\Omega_n = \{J_n^1, J_n^2, \dots, J_n^r\}$; 然后根据式(11)分别计算在 Ω_n 中每个子集的能量, 最后选择 Ω_n 中具有最大能量的一组子集即为 J_n^0 .

$$|u_n(a)| \leq 2 |u_n(b)|, \quad a, b \in J_n \quad (10)$$

其中, u_n 表示第 n 根接收天线的感知矩阵 \mathbf{T}_n 的第 j 列与第 n 根接收天线的残差 r_n 的内积的模值, J_n 是第 n 根接收天线的索引 (序列号) 集合.

$$J_n^0 = \max_{J_n} \sum_{i \in J_n^s} |u_n(i)|^2, \quad i \in J_n^s, s = 1, 2, \dots, r \quad (11)$$

其中, J_n^0 是经过正则化过程后, 从 J_n 中挑选出的第 n 根接收天线的索引集合.

(2) CoSaMP 回溯思想

CoSaMP 的回溯思想通过在每次迭代时选择多个

原子,而在下一次迭代中之前被选择的原子可能会被抛弃的方法,从而实现选定原子在支撑集可以被删除的特点.具体做法如下:

针对 N_T 根发射天线、 N_R 根接收天线的 MIMO-OFDM 系统,在方法开始,首先根据最大相关系数原则进行原子的第一次筛选,通过求第 n 根接收天线残差 \mathbf{r}_n 与感知矩阵 \mathbf{T}_n 中第 j 列原子之间内积的模值,求解相关系数 u_n ,计算公式如下:

$$u_n = \{u_n^j | u_n^j = |[\mathbf{r}_n, \mathbf{T}_n^j]|, j=1, 2, \dots, N_T L\} \quad (12)$$

筛选出 u_n 中最大的 $2AN_R N_T$ 个原子的索引值存储到候选集 J_n 中,以便采用正则化过程进行原子的第二次筛选,其中, $A=S$, S 是步长.

由信号重构的支撑集,采用最小二乘法 (Least Square, LS) 进行待估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 的逼近,计算公式如下:

$$\hat{\mathbf{h}}_n = \arg \min_{\mathbf{h}_n} \|\mathbf{y}_n - \mathbf{T}_n \mathbf{h}_n\| = (\mathbf{T}_n^T \mathbf{T}_n)^{-1} \mathbf{T}_n^T \mathbf{y}_n \quad (13)$$

从式(13)计算得到的 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 中,选出绝对值最大的 $AN_R N_T$ 个原子记为 $\hat{\mathbf{h}}_{n(\max)}$,进行原子的第三次筛选.因此,分析可知在每次迭代的开始时先选择 $2AN_R N_T$ 个原子,而在下次迭代中现在选择的原子可能会被抛弃,最后只保留 $AN_R N_T$ 个原子,故被选的原子在支撑集中可以被删除,并不是永久存在的.

(3) SAMP 自适应思想

SAMP 自适应思想通过设定 S 将迭代重构过程分为多个阶段,每个阶段所对应的支撑集的大小之差与 S 有关,随着支撑集大小的不断扩大,即可在稀疏度未知的前提下不断逼近重构目标.其中, S 的取值一旦固定,在方法执行过程中无法更改,故其往往存在精度不够和过度估计的问题.

(4) 双重阈值分段思想

双重阈值分段思想通过设置双阈值将迭代重构过程分为“大步长快速接近、小步长逐步逼近”重构信号的两个阶段,并根据不同阶段的不同需要来改变 S .具体做法如下:

首先设置双阈值 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ ($\varepsilon_2 < \varepsilon_1$);其次通过相邻阶段重构信号的能量差分别设定停止迭代条件 1 ($\|\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} - \hat{\mathbf{h}}_n^{(t-1)}\|_2 \leq \varepsilon_1$) 和停止迭代条件 2 ($\|\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} - \hat{\mathbf{h}}_n^{(t-1)}\|_2 \leq \varepsilon_2$),其中, t 表示迭代次数;最后当相邻阶段重构信号的能量差接近 ε_1 时,不改变 S ,所提改进方法进入“通过大步长快速接近重构目标”阶段,旨在减少重构时间;当信号的能量差接近 ε_2 时, $S = S/2$,所提改进方法进入“通过小步长逐步逼近重构目标”阶段,旨在提高重构精度.

3.2 基于改进 ROMP 的信道估计方法

基于信道的时域稀疏性,将 3.1 节所提改进方法应用于第 2 节的 MIMO-OFDM 系统模型中加以分析.针对

\mathbf{h} 的重构问题,第 n 根接收天线采用基于改进 ROMP 的信道估计方法的具体流程如算法 1:

算法 1 基于改进 ROMP 的信道估计方法

输入:第 n 根接收天线的感知矩阵 \mathbf{T}_n ,第 n 根接收天线的接收信号 \mathbf{y}_n ,步长 S

输出:所有天线的信道冲激响应的估计值 $\hat{\mathbf{h}}$,第 n 根接收天线的信道冲激响应的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)}$ 和残差 $\mathbf{r}_n^{(t)}$

步骤 1 初始化 1: $n=1$;

步骤 2 初始化 2: $\hat{\mathbf{h}}_n^{(0)} = \mathbf{0}, \mathbf{r}_n^{(0)} = \mathbf{y}_n, \mathbf{A}_n^{(0)} = \emptyset, A=S, t=1$;

步骤 3 计算 $u_n = \text{abs}[\mathbf{T}_n^T \mathbf{r}_n^{(t-1)}]$,选择 u_n 中最大的 $2AN_R N_T$ 个信道抽头系数,并将其对应 \mathbf{T}_n 的列序号 j 构成集合 J_n ;

步骤 4 正则化:在 J_n 中寻找子集 J_n^0 ,其方法如第 3.1 节中的(1)所述;

步骤 5 更新信道抽头系数索引集, $\mathbf{A}_n^{(t)} = \mathbf{A}_n^{(t-1)} \cup J_n^0$ (对于所有的 $j \in J_n^0$);

步骤 6 获得索引集内新的估计值,求 $\mathbf{y}_n = \mathbf{T}_n^{(t)} \mathbf{h}_n^{(t)}$ 的最小二乘解,计算公式如下:

$$\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} = \arg \min_{\mathbf{h}_n^{(t)}} \|\mathbf{y}_n - \mathbf{T}_n^{(t)} \mathbf{h}_n^{(t)}\| = [(\mathbf{T}_n^{(t)})^T (\mathbf{T}_n^{(t)})]^{-1} (\mathbf{T}_n^{(t)})^T \mathbf{y}_n;$$

步骤 7 删减并获得下一次迭代的值,从 $\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)}$ 中选出绝对值最大的 $AN_R N_T$ 个估计值记为 $\hat{\mathbf{h}}_{n(\max)}^{(t)}$,更新 $\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} = \hat{\mathbf{h}}_{n(\max)}^{(t)}$,对应的 $\mathbf{T}_n^{(t)}$ 中的 $AN_R N_T$ 列记为 $\mathbf{T}_{n(A)}^{(t)}$,对应的 \mathbf{T}_n 的列序号记为 $\mathbf{A}_{n(A)}^{(t)}$,更新信道抽头系数索引集合 $\mathbf{A}_n^{(t)} = \mathbf{A}_{n(A)}^{(t)}$;

步骤 8 更新信道估计误差,即更新残差: $\mathbf{r}_{n(\text{new})}^{(t)} = \mathbf{y}_n - \mathbf{T}_{n(A)}^{(t)} \hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} = \mathbf{y}_n - \mathbf{T}_{n(A)}^{(t)} [(\mathbf{T}_{n(A)}^{(t)})^T (\mathbf{T}_{n(A)}^{(t)})]^{-1} (\mathbf{T}_{n(A)}^{(t)})^T \mathbf{y}_n$;

步骤 9 判断是否满足停止迭代条件 1 ($\|\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} - \hat{\mathbf{h}}_n^{(t-1)}\|_2 \leq \varepsilon_1$),若满足,进入步骤 10,若不满足,跳转步骤 11;

步骤 10 判断是否满足停止迭代条件 2 ($\|\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)} - \hat{\mathbf{h}}_n^{(t-1)}\|_2 \leq \varepsilon_2$),若满足,则停止迭代,跳转步骤 12,若不满足,则改变步长 $S = S/2, A = A + S, t = t + 1$ 返回步骤 3 继续迭代;

步骤 11 判断是否满足 $\|\mathbf{r}_{n(\text{new})}^{(t)}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_n^{(t-1)}\|_2$,若满足,更新 $A = A + S, t = t + 1$ 返回步骤 3 继续迭代;若不满足,则更新 $\mathbf{r}_n^{(t)} = \mathbf{r}_{n(\text{new})}^{(t)}, t = t + 1$ 返回步骤 3 继续迭代;

步骤 12 重构待估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)}$ 在 $\mathbf{A}_n^{(t)}$ 处有非零项,其值分别为最后依次迭代所得的 $\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)}$,进入步骤 13;

步骤 13 更新 $n = n + 1$,判断是否满足 $n = N_R$? 若满足,进入步骤 14;若不满足,返回步骤 2;

步骤 14 接收端将估计得到的 $\hat{\mathbf{h}}_1, \hat{\mathbf{h}}_2, \dots, \hat{\mathbf{h}}_{N_R}$ 组合为 $\hat{\mathbf{h}} = [\hat{\mathbf{h}}_1, \hat{\mathbf{h}}_2, \dots, \hat{\mathbf{h}}_{N_R}]^T$,即得到 MIMO-OFDM 系统的信道冲激响应 $\hat{\mathbf{h}}$.

以上流程中: $\mathbf{r}_n^{(t)}$ 表示第 n 根接收天线第 t 次迭代的残差; \emptyset 表示空集; $\mathbf{A}_n^{(t)}$ 表示第 n 根接收天线中 t 次迭代的信道抽头系数索引集; $\hat{\mathbf{h}}_n^{(t)}$ 为第 n 根接收天线第 t 次迭代的待估计值;符号 \cup 表示集合并运算;表示求内积; $\text{abs}[\cdot]$ 表示求模值; $u_n(i)$ 表示 \mathbf{T}_n 的第 i 列与 $\mathbf{r}_n^{(t-1)}$ 的内积的模值.

4 仿真分析

仿真对象为点对点 MIMO-OFDM 系统,发射端采

用空间复用模式,接收端天线之间分别独立估计信道,目标是获取并比较不同方法对下行链路信道估计的性能. MIMO-OFDM 的系统参数如表 1 所示. 信道模型采用稀疏瑞利信道模型, MATLAB 中采用长度为 25 的 4 抽头 MIMO-FIR 滤波器进行信道模型仿真,抽头增益和抽头时延如表 1 所示. 对于基于压缩感知的信道估计,系统中设置共有 12 个导频符号,采用全 1 导频,导频位置随机生成以使感知矩阵 \mathbf{T} 满足 RIP 特性. 对于 LS 信道估计,采用基于 LTE 协议标准的下行链路小区专用导频图样,利用线性内插的方式得到信道估计结果. 所有仿真结果均为在不同信道衰落特性下进行 5000 次重复试验取平均值得到. 仿真中假定系统完全同步.

表 1 仿真系统设置参数

发射天线数	$N_T = 2$
接收天线数	$N_R = 2$
系统带宽	3 MHz
采样速率	3.84 MHz
FFT 点数	256
总子载波数	$K = 180$
导频数	$P = 12$
循环前缀数	CP = 64
信道长度	$L = 25$
多径数	$I = 4$
稀疏度 (OMP/ROMP/CoSaMP)	$K' = 10$
调制方式	QPSK
步长 (SAMP)	$S_{\text{SAMP}} = 2$
初始步长 (本文所提方法)	$S = 4$
阈值	$\varepsilon_1 = 10^{-5}; \varepsilon_2 = 0.2 \times 10^{-5}$
抽头时延	[0 2 4 6.5] ns
抽头增益	[0 -1 -2 -2.6] dB

本文通过与以下方法对比验证基于改进 ROMP 的信道估计方法的有效性和可行性. 具体涉及方法如下: LS 信道估计方法 (简记为 LS), 基于 OMP 的信道估计方法 (简记为 OMP), 基于 ROMP 的信道估计方法 (简记为 ROMP), 基于 CoSaMP 的信道估计方法 (简记为 CoSaMP), 基于 SAMP 的信道估计方法 (简记为 SAMP) 和基于改进 ROMP 的信道估计方法 (简记为本文所提方法).

定义信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 为归一化后的信号功率与噪声功率的比值, 信道估计归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 定义为:

$$\text{NMSE} = \frac{E[\sum |\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}|^2]}{E[\sum |\mathbf{h}|^2]} \quad (14)$$

其中, \mathbf{h} 为理想信道冲激响应, $\hat{\mathbf{h}}$ 为实际估计的信道响应.

图 2 对比了本文所提方法与上述方法在不同 SNR 下的 NMSE 性能, 由于在低 SNR 时, 压缩感知的重构性

能都比较差, 此时重构意义不大, 因此设定 SNR 的变化范围为 5 ~ 30 dB. 分析可知, 在相同导频数下, 随着 SNR 的增加, 各方法的 NMSE 均随之减小. 因为基于匹配追踪类贪婪方法的信道估计考虑了信道的稀疏特性, 其 NMSE 性能明显好于 LS 的性能, 例如 OMP 相对于 LS 大约有 10 dB 的 SNR 峰值增益. 此外, 本文所提方法相对于 OMP 大约有 15 dB 的 SNR 峰值增益, 相对于 SAMP 大约有 5 dB 的 SNR 峰值增益, 验证了本文所提方法改善了基于典型匹配追踪类贪婪方法的信道估计的 NMSE 性能. 这主要有以下两方面原因: (1) 本文所提方法在 OMP 基础上结合 ROMP 的正则化思想和 CoSaMP 的回溯思想, 对原子进行三次筛选, 不仅实现原子快速、有效地选择, 而且提供已选定原子的删除功能, 保证每次迭代的最优性, 从而改善了 OMP 的性能; (2) 提出双重阈值改进 SAMP 的固定 S 所带来的问题, 在每次迭代判断重构信号的能量差是否接近 ε_2 , 一旦接近 ε_2 , 采用小步长逐步逼近待估计值, 提高重构精度, 从而改善了 SAMP 的性能.

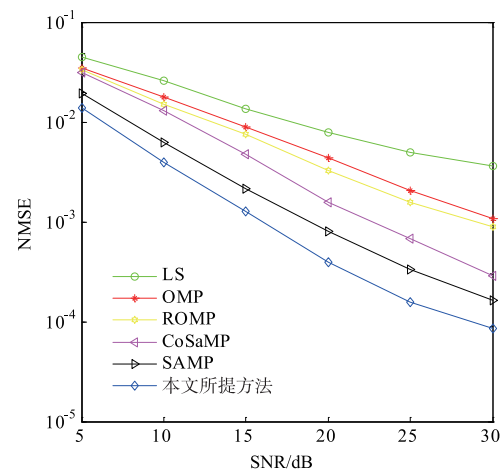


图 2 各方法之间的 NMSE 对比

图 3 对比了本文所提方法与上述方法在不同 SNR 下的误码率 (Bit Error Rate, BER) 性能. 随着 SNR 的增加, 基于匹配追踪类贪婪方法的信道估计和 LS 的 BER 均呈现下降趋势, 但前者下降趋势更为明显, 这是因为在增加相同的 SNR 的情况下, 基于匹配追踪类贪婪方法的信道估计比 LS 性能更优; 当 SNR 增加到 30 dB 的时候, 基于匹配追踪类贪婪方法的信道估计和 LS 的 BER 逐步趋向稳定, 这是因为此时噪声相对来说已经很小, 各方法的性能主要取决于方法本身的估计精度. 此外, 本文所提方法在 BER 性能上, 相对于 OMP 有 15 dB 的 SNR 峰值增益, 相对于 SAMP 有 5 dB 的 SNR 峰值增益, 所以从 BER 方面也证明了本文所提方法优于基于典型匹配追踪类贪婪方法的信道估计方法, 具有更低的 BER.

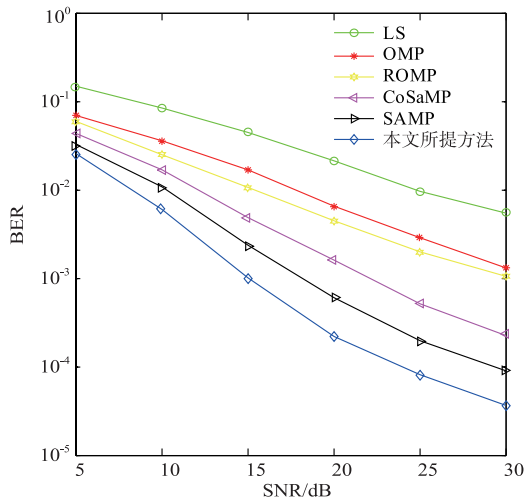


图3 各方法之间的BER对比

图4对比了在导频数 $P = 12, 20$ 下, OMP 和本文所提方法在 NMSE 性能方面的对比. 从图中分析可知, 随着导频数的增加, OMP 和本文所提方法的 NMSE 性能也随之提升, 其中 OMP 有 5.5dB 的 SNR 峰值增益, 而本文所提方法有 6dB 的 SNR 峰值增益, 故在 NSME 性能方面本文所提方法比 OMP 有 0.5dB 的 SNR 峰值增益. 这是因为本文所提方法主要综合了目前典型的匹配追踪类贪婪方法的优点设计而成, 通过更多步骤的原子筛选, 保证了支撑集内原子有效、正确地选择和无用原子的剔除, 从而得到更高的估计精度, 反映到导频数方面, 即可以通过更少的导频数, 达到 OMP 相同的信道估计性能. 此外, 当导频数 $P = 12$ 时, 本文所提方法相对于 OMP 有 14.5dB 的 SNR 峰值增益, 当导频数 $P = 20$ 时, 本文所提方法相对于 OMP 有 15dB 的 SNR 峰值增益, 也从侧面证明本文所提方法比 OMP 具有更好的信道估计精度.

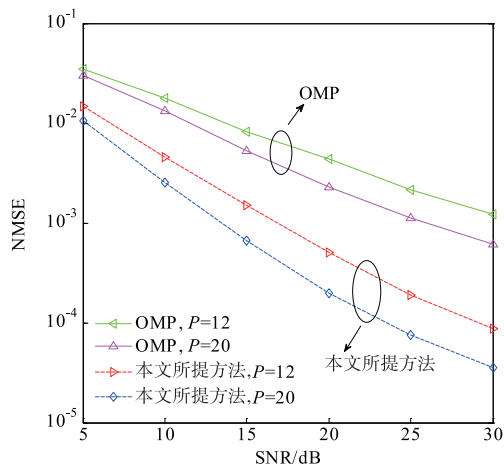
图4 当导频数 $P=12, 20$ 时, OMP 和本文所提方法的 NMSE 对比

表2对比了上述方法的复杂度, 分析可知本文所提

方法复杂度与 SAMP 位于同级, 相比于 OMP、ROMP、CoSaMP 复杂度更高, 这是因为当稀疏度未知时, 采用 S 逼近稀疏度进行重构, 提高了复杂度. 但总体来说, 复杂度仍位于研究可容忍范围内. 此外, 本文也对比了上述方法在 $\text{SNR} = 25\text{dB}$ 下进行单次完整信道估计的运行时间情况, 仿真结果如表3所示. 分析可知, 本文所提方法在平均运行时间方面略长于上述其他方法, 这是因为本文所提方法筛选原子的步骤更多、更复杂, 并且提出双重阈值来设置停止迭代条件.

表2 各方法的复杂度对比

方法	复杂度
OMP	$O(K'PN_RLN_RN_T)$
ROMP	$O(K'PN_RLN_RN_T)$
CoSaMP	$O(K'PN_RLN_RN_T)$
SAMP	$O\left(K'PN_RLN_RN_T \frac{\lg S}{S}\right)$
本文所提方法	$O\left(K'PN_RLN_RN_T \frac{\lg S}{S}\right)$

表3 各方法的平均运行时间对比

方法	运行时间 (s)
OMP	0.1021
ROMP	0.0352
CoSaMP	0.0587
SAMP	0.1386
本文所提方法	0.1508

5 结语

本文基于信道响应的时域稀疏性和压缩感知理论, 研究了基于匹配追踪类贪婪方法的 MIMO-OFDM 信道估计, 提出了一种改进 ROMP 的信道估计方法, 并从 NMSE、BER、复杂度和运行时间四个方面对比了所提方法与 LS 和基于 OMP、CoSaMP、SAMP 信道估计的性能. 仿真结果验证了所提方法的有效性, 不仅优于 LS, 也进一步提高了基于 OMP、CoSaMP、SAMP 信道估计在 NMSE、BER 方面的性能. 虽然本文所提方法在复杂度、运行时间方面相较于上述其他方法略高, 但是仍位于可接受的范围. 本文下一步的研究方向是在不影响估计精度的前提下, 进一步简化本文所提方法的复杂度.

参考文献

- [1] CHEEMA S A, NASKOVSKA K, ATTAR M, et al. Performance comparison of space time block codes for different 5G air interface proposals [A]. Proceedings of the 20th International ITG Workshop on Smart Antennas (WSA 2016) [C]. Germany: VDE VERLAG GmbH, 2016. 9-11.

- [2] GAO Z, DAI L, LU Z, et al. Super-resolution sparse MIMO-OFDM channel estimation based on spatial and temporal correlations[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 18(7): 1266 – 1269.
- [3] BERGER C R, ZHOU Z, PREISIG J C, et al. Sparse channel estimation for multicarrier underwater acoustic communication: from subspace methods to compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(3): 1708 – 1721.
- [4] KHOJASTEPOUR M A, GOMADAM K S. Sparse Channel Estimation for MIMO OFDM Systems [P]. US: US8619918, 2013.
- [5] RANGAN S, RAPPAPORT T S, E Erkip. Millimeter-wave cellular wireless networks: potentials and challenges[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2014, 102(3): 366 – 385.
- [6] QI C, HUANG Y, JIN S, et al. Sparse channel estimation based on compressed sensing for massive MIMO systems [A]. *IEEE International Conference on Communications [C]*. London UK: IEEE, 2015. 4558 – 4563.
- [7] REN X, CHEN W, TAO M. Position-based compressed channel estimation and pilot design for high-mobility OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(5): 1918 – 1929.
- [8] LEE D. MIMO OFDM channel estimation via block stage-wise orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(10): 2115 – 2118.
- [9] HE Y, SONG R, ZHU W. Pilot allocation for distributed compressed sensing based sparse channel estimation in MIMO-OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(5): 2990 – 3004.
- [10] 田文彪, 康健, 张洋, 等. 基于卡尔曼滤波的压缩感知弱匹配去噪重构[J]. *电子学报*, 2014, 42(6): 1061 – 1067. TIAN Wen-biao, KANG Jian, ZHANG Yang, et al. Weakly matching pursuit denoising recovery for compressed sensing based on Kalman filtering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(6): 1061 – 1067. (in Chinese)
- [11] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. *电子学报*, 2009, 37(5): 1070 – 1081. SHI Guang-ming, LIU Dan-hua, GAO Da-hua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070 – 1081. (in Chinese)
- [12] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit; recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[A]. *Conference Record of the Twenty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]*. Pacific Grove CA: IEEE, 1993. 1 – 3.
- [13] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397 – 3415.
- [14] 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.
- [15] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. *Applied & Computational Harmonic Analysis*, 2008, 26(12): 93 – 100.
- [16] WU H L, WANG S. Adaptive sparsity matching pursuit algorithm for sparse reconstruction[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(8): 471 – 474.
- [17] CANDÈS E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathématique*, 2008, 346(9 – 10): 589 – 592.

作者简介



廖 勇(通信作者) 男, 1982 年出生于四川省自贡市. 现为重庆大学副研究员. 主要研究方向为宽带无线通信与网络、飞行器测控与通信等.

E-mail: liaoy@cqu.edu.cn



周 昕 女, 1993 年出生于重庆市渝北区. 现为重庆大学通信工程学院硕士研究生. 主要研究方向为宽带无线通信、压缩感知、信道估计.

E-mail: Mrs_zhouxin@163.com



沈轩帆 男, 1994 年出生于云南省昆明市. 现为重庆大学通信工程学院硕士研究生. 主要研究方向为无线通信信道估计.

E-mail: shenxuanfan@foxmail.com



洪 观 男, 1992 年出生于辽宁省丹东市. 现为重庆大学通信工程学院硕士研究生. 主要研究方向为无线通信、频谱感知.

E-mail: 18696603949@163.com