

doi:10.13756/j.gtxyj.2021.06.013

无线通信技术

一种改进的压缩采样匹配追踪算法

雷 芳,方泽圣,徐勇军,秦 红,吕京昭

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院,重庆 400065)

摘要:针对正交频分复用(OFDM)系统中,压缩采样匹配追踪(CoSaMP)算法在进行信道估计时选择原子更新残差过程中采用最小二乘(LS)估计忽略了噪声影响的问题,文章利用信道时域的稀疏性提出了一种改进的 CoSaMP 算法。首先利用 CoSaMP 算法进行初始信道估计,然后再采用线性最小均方误差(LMMSE)算法对结果进行降噪处理,提高了估计精度。仿真结果表明,在 OFDM 系统中,改进的 CoSaMP 算法比传统 CoSaMP 算法具有更好的均方误差和误码率(BER)估计性能。

关键词:正交频分复用;压缩采样匹配追踪;信道估计;压缩感知线性最小均方误差

中图分类号:TN929.5 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-8788(2021)06-0072-05

An Improved Compression Sampling Matching Pursuit Algorithm

LEI Fang, FANG Ze-sheng, XU Yong-jun, QIN Hong, Lü Jing-zhao

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University
of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Least Square (LS) estimation method in Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) system ignores the noise effect in the process of choosing the residual of atom update. In order to solve this issue, an improved Compressed Sampling Matching Pursuit(CoSaMP) algorithm is proposed by using the sparsity of the time-domain channel. Firstly, the initial channel estimation is performed by CoSaMP algorithm. Then, the Linear Minimum Mean Square Error (LMMSE) is used to reduce the noise, which improves the estimation accuracy. The simulation results show that the improved CoSaMP algorithm has better performance in mean square error and Bit Error Ratio (BER) estimation than traditional CoSaMP algorithm.

Key words: OFDM; CoSaMP;channel estimate;LMMSE of compressed sensing

0 引 言

多输入多输出(Multi-Input Multi-Output, MIMO)技术通过增加天线数目带来了较高的频谱效率^[1]。在结合正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)的大规模 MIMO 系统中,信道参数的增加为信道估计带来了挑战。线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE)算法因其复杂度适中和良好的估计性能被广泛用于无线通信系统中。在稀疏信道下获得良好的估计性能至关重要,但在大规模 MIMO 稀疏信道中使用 LMMSE 算法难以获得较好性能。

传统信道估计算法,如最小二乘(Least Squares, LS)和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)算法,必须基于经典的香农采样理论^[2]并事先获得信道统计特性,这将导致频谱资源利用率的减少。文献[3]中提出的压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论可以用于稀疏信号的恢复,大量实验结果表明信道具有稀疏性^[4-5],因此信道的稀疏性和 CS 理论可用于获得良好信道估计效果。

计效果。

大量 CS 重构算法基于贪婪算法思想,例如正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[6]和压缩采样匹配追踪(Compressed Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)^[7]算法。这类贪婪算法在传感矩阵中寻找与接收信号最相关的列,再通过多次迭代更新残差最后恢复出稀疏信道。但这类贪婪迭代算法的缺点是,在计算残差时所用的 LS 算法忽略了噪声的影响。本文提出的算法在 CoSaMP 算法基础上对传感矩阵所选支撑集进行 LMMSE 估计,最后再进一步进行稀疏信道估计。仿真结果表明,改进后的算法比原算法误码率(Bit Error Ratio, BER)性能提升约 1~2 dB。

1 系统模型

考虑一个 L 条多径的 OFDM 系统,其单位冲激响应为

$$h(\tau, t) = \sum_{q=1}^L \alpha_q(t) \delta(\tau - \tau_q(t)), \quad (1)$$

式中: t 和 τ 分别为时间和延迟; $\tau_q(t) \in \mathbb{R}$ 和 $\alpha_q(t) \in$

收稿日期:2020-12-28

基金项目:国家科技重大专项资助项目(2017ZX03001021-004);重庆教委科学技术研究项目(KJ1500428)资助项目

作者简介:雷芳(1972—),女,甘肃景泰人。副教授,硕士,主要研究方向为移动通信和基于 FPGA 的无线通信系统。

通信作者:方泽圣,硕士。E-mail: fangsheng00@163.com

C 分别为路径 q 的延迟和幅度, R 和 C 分别为实数域和复数域; δ 为单位冲激响应。假设在持续块衰落信道中, 而且忽略符号同步, 则离散信道冲激响应为

$$h(\tau, t) = \sum_{q=1}^L \alpha_q(t) \delta((\tau - \tau_q(t)) T_q), \quad (2)$$

式中: T_q 为采样间隔; L 为信道抽头数, 即 OFDM 系统的径数。在 L 个信道抽头数中有 Q ($Q \ll L$) 个非零值, 称为 Q 稀疏信道。

考虑 M 个子载波的 OFDM 系统, 其中包含 M_p 个导频和 M_D 个数据 ($M = M_p + M_D$)。 $\{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_{M_p})\}$ 和 $\{Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_{M_p})\}$ 分别为导频位置处的发送符号和接收符号, t_{M_p} 为第 M_p 个导频所在的位置。导频子载波在频域中估计的传递函数为

$$\hat{H}_p(k) = \frac{Y(k)}{X(k)}, \quad k = t_1, t_2, \dots, t_{M_p}, \quad (3)$$

式中: $t_1, t_2, \dots, t_{M_p}$ ($1 \leq t_1 < t_2 < \dots < t_{M_p} \leq M$) 为导频所在位置; $Y(k)$ 和 $X(k)$ 分别为接收和发送的导频。频域中完整信道传递函数 $\hat{H}(k)$ ($k=1, 2, \dots, M$) 可以通过导频处频率响应进行插值得到, 如式 (3) 所示。如果考虑稀疏信道, 则问题可表示为^[8]

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{F}\mathbf{h} + \mathbf{N}, \quad (4)$$

式中: $\mathbf{h} = [h(1), h(2), \dots, h(L)]^T$ 、 $\mathbf{X} = \text{diag}\{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_{M_p})\}$ 和 $\mathbf{N} = [n(1), n(2), \dots, n(M_p)]^T$ 分别为矩阵的单位冲激响应、对角矩阵和高斯白噪声; $\mathbf{Y} = [Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_{M_p})]^T$ 为接收到的信号矩阵; $\mathbf{F}$ 为离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT) 矩阵, 可表示为

$$\mathbf{F} = \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{bmatrix} 1 & \omega^{t_1} & \dots & \omega^{t_1(L-1)} \\ 1 & \omega^{t_2} & \dots & \omega^{t_2(L-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega^{t_{M_p}} & \dots & \omega^{t_{M_p}(L-1)} \end{bmatrix},$$

式中, $\omega = e^{-i2\pi/M}$, i 为虚数单位。

令 $\mathbf{A}_d = \mathbf{X}\mathbf{F}$, 由式 (4) 得:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}_d \times \mathbf{h} + \mathbf{N}. \quad (5)$$

为了进行信道估计, 需要从 $\mathbf{Y}$ 和 $\mathbf{A}_d$ 中获取信道状态信息 (Channel State Information, CSI), 即 $\mathbf{h}$ 。若 $\mathbf{A}_d$ 的列数小于行数 ($L < M_p$), 则式 (5) 可视为正则 LS 问题。 $\mathbf{h}$ 的估计值 $\hat{\mathbf{h}}$ 为

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{A}_d^H \mathbf{A}_d)^{-1} \mathbf{A}_d^H \mathbf{Y}. \quad (6)$$

在信道稀疏大于导频 ($M_p > L$) 的情况下有助于减少导频, 因此可以提高频谱效率。在实际环境中, 一般很少有 $M_p = L$ 的情况, 在此不做讨论。对于稀疏信道的恢复问题^[3], 如果向量 $\mathbf{h}$ 大部分分量等于

或接近零 ($Q \ll L$), 则存在一个可行的解决方案。

2 CS 算法

2.1 CS

CS 技术通过使用合适的字典或基, 可以用最少数量的非零系数对多个信号进行分类。这种信号可以利用稀疏度的估计和非线性优化进行恢复。由式 (5) 可知 Q 稀疏向量 $\mathbf{h}$ 可通过求解 l_0 范数最小化得到^[9]:

$$\begin{aligned} \min \mathbf{h} \in \mathbb{R} \|\mathbf{h}\|_0, \\ \text{s. t. } \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}_d \mathbf{h}\|_2 \leq \sigma_n, \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\|\mathbf{h}\|_0$ 为 $\mathbf{h}$ 非零项个数; σ_n 为噪声方差。该问题为非确定性多项式难 (Nondeterministic Polynomially-Hard, NP-Hard) 问题, 但可以由凸优化问题替代^[4,10], 即转化为

$$\begin{aligned} \min \mathbf{h} \in \mathbb{R} \|\mathbf{h}\|_1, \\ \text{s. t. } \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}_d \mathbf{h}\|_2 \leq \sigma_n. \end{aligned}$$

通常这类问题如文献 [11] 所述, 有两类解决方案, 即凸优化和贪婪算法^[9]。由于凸优化算法并不适合时变信道中的信道估计^[12], 且贪婪算法相比凸优化算法具有更低的复杂度, 因此本文主要研究贪婪算法。

在一个完整的冗余字典计算信号的最佳非线性估计是通过一个基本的贪婪算法匹配追踪 (Matching Pursuit, MP) 来实现的。MP 通过对信号的逐步筛选, 建立了一个最接近矩阵列的线性组合信号。在非正交 MP 中, 测量矩阵在原子间不具有正交性, 继续从先前的残差中减去后续的残差, 可以重新引入与先前包含原子跨度不正交的成分。因此对于下一次迭代, 只考虑留数的正交分量^[12]。与传统 LS 算法相比, MP 具有更好的性能。然而, OMP 算法的时间复杂度要高于其他贪婪算法, 如 CoSaMP 算法, 这是因为其每一步只选择一个原子。因此, 本文考虑 CoSaMP 的改进算法。

2.2 基于 LMMSE 估计的 CoSaMP 算法用于信道估计

在 CoSaMP 算法中, 首先选取 $2Q$ 个原子用于迭代估计。再从 $2Q$ 个原子中, 使用 LS 算法识别出新的 Q 维子空间, 从而减少了错误的识别。

在传统 CoSaMP 算法中, 求解支撑集的伪逆为

$$\mathbf{A}^{(LS)} = \mathbf{A}_i^H (\mathbf{A}_i \mathbf{A}_i^H)^{-1},$$

式中: $\mathbf{A}^{(LS)}$ 为 LS 算法下所求支撑集的伪逆; $\mathbf{A}_i$ 为每次迭代选出的矩阵 $\mathbf{A}$ 的列集合。

LS 算法没考虑噪声的影响, 实际通信系统信道中

有 高 斯 白 噪 声 的 影 响 。 为 了 改 善 性 能 ， 在 算 法 复 杂 度 和 性 能 之 间 进 行 权 衡 ， 通 常 使 用 LMMSE 算 法 。 因 此 ， 本 文 提 出 了 一 种 基 于 LMMSE 估 计 的 CoSaMP 算 法 。

由 式 (4) 可 知 ， 传 感 矩 阵 $\mathbf{A}_d=\mathbf{X}\mathbf{F}$ 由 导 频 和 DFT 矩 阵 构 成 ， 每 次 迭 代 取 其 中 一 列 ， 则 均 方 误 差 (Mean Square Error, MSE) 为

$$MSE=E[(\mathbf{h}-\hat{\mathbf{h}})(\mathbf{h}-\hat{\mathbf{h}})^H],$$

式 中 ， $E[\cdot]$ 为 求 期 望 。 用 未 知 量 $\mathbf{W}$ 表 示 $\hat{\mathbf{h}}$ ， 令 $\hat{\mathbf{h}}=\mathbf{W}\mathbf{Y}$ ， 故 ：

$$MSE=E[(\mathbf{h}-\mathbf{W}\mathbf{Y})(\mathbf{h}-\mathbf{W}\mathbf{Y})^H]=E[\mathbf{h}\mathbf{h}^H-\mathbf{h}\mathbf{Y}^H\mathbf{W}^H-\mathbf{W}\mathbf{Y}\mathbf{h}^H-\mathbf{W}\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H\mathbf{W}^H],$$

对 MSE 求 关 于 $\mathbf{W}^H$ 的 导 数 ， 可 得 ：

$$\frac{\partial MSE}{\partial \mathbf{W}^H}=E[-\hat{\mathbf{h}}\mathbf{Y}^H+\mathbf{W}\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H].$$

令 $\mathbf{R}_{hY}=E[\mathbf{h}\mathbf{Y}^H]$ 、 $\mathbf{R}_{YY}=E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H]$ 和 $\frac{\partial MSE}{\partial \mathbf{W}^H}=0$ ， 则 有 ：

$$\mathbf{W}=\mathbf{R}_{hY}\mathbf{R}_{YY}^{-1}, \tag{8}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{hY}&=E[\mathbf{h}\mathbf{Y}^H]=E[\mathbf{h}(\mathbf{A}\mathbf{h}+\mathbf{N})^H]=E[\mathbf{h}\mathbf{h}^H\mathbf{A}^H+\mathbf{h}\mathbf{N}^H]=\mathbf{R}_{hh}\mathbf{A}^H, \\ \mathbf{R}_{YY}&=E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H]=E[(\mathbf{A}\mathbf{h}+\mathbf{N})(\mathbf{A}\mathbf{h}+\mathbf{N})^H]=E[\mathbf{A}\mathbf{h}\mathbf{h}^H\mathbf{A}^H+\mathbf{A}\mathbf{h}\mathbf{N}^H+\mathbf{N}\mathbf{N}^H]=E[\mathbf{A}\mathbf{h}\mathbf{h}^H\mathbf{A}^H]+E[\mathbf{N}\mathbf{N}^H]=\mathbf{A}\mathbf{R}_{hh}\mathbf{A}^H+\sigma^2\mathbf{I}, \end{aligned} \tag{9}$$

式 中 ： $\mathbf{R}_{hh}$ 、 $\mathbf{R}_{hY}$ 和 $\mathbf{R}_{YY}$ 分 别 为 $\mathbf{h}$ 的 自 相 关 矩 阵 、 $\mathbf{h}$ 与 $\mathbf{Y}$ 的 互 相 关 矩 阵 和 $\mathbf{Y}$ 的 自 相 关 矩 阵 ； σ 和 $\mathbf{I}$ 分 别 为 噪 声 和 单 位 矩 阵 。

本 文 中 发 送 功 率 为 1 ， 为 了 简 化 计 算 ， 将 式 (9) 和 (10) 代 入 式 (8) ， 可 得 LMMSE 估 计 后 的 伪 逆 矩 阵 $\mathbf{A}^{(LMMSE,AWGN)}$ 为

$$\mathbf{A}^{(LMMSE,AWGN)}=\mathbf{A}^H(\mathbf{A}\mathbf{A}^H+\frac{1}{SNR}\sigma^2\mathbf{I})^{-1}, \tag{11}$$

式 中 ， SNR 为 信 噪 比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 。 将 式 (11) 代 入 CoSaMP 算 法 ， 则 改 进 后 的 CoSaMP 算 法 如 下 。 以 下 流 程 中 ， $\mathbf{r}_t$ 为 残 差 ， t 为 迭 代 次 数 ； $\varnothing$ 为 空 集 ； $\mathbf{J}_0$ 为 每 次 迭 代 找 到 的 索 引 ； Δ_t 为 t 次 迭 代 的 索 引 集 合 ； $\mathbf{a}_j$ 为 矩 阵 $\mathbf{A}$ 的 第 j 列 ； $\mathbf{A}_t$ 为 按 索 引 Δ_t 选 出 的 矩 阵 $\mathbf{A}$ 的 列 集 合 ； $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为 求 向 量 内 积 ； $abs[\cdot]$ 为 求 模 值 。

输 入 ： 接 收 信 号 $\mathbf{Y}$ ， 观 测 矩 阵 $\mathbf{A}=\mathbf{X}\mathbf{F}$ ， 稀 疏 度 为 Q ；

第 1 步 ： 初 始 化 ： $\mathbf{r}_0=\mathbf{Y}$ ； $\mathbf{A}_0=\varnothing$ ； $\mathbf{A}_0=\varnothing$ ； $t=1$ ；

第 2 步 ： 计 算 $\mathbf{u}=abs[\mathbf{A}^T\mathbf{r}_{t-1}]$ (即 $\langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{a}_j \rangle, 1 \leq j \leq N$) ， 选 择 $\mathbf{u}$ 中 $2Q$ 个 最 大 值 ， 将 这 些 值 对 应 $\mathbf{A}$ 的 列 序 号 j 构 成 集 合 $\mathbf{J}_0$ (列 序 号 集 合) ；

第 3 步 ： 令 $\Delta_t=\Delta_{t-1} \cup \mathbf{J}_0$ ， $\mathbf{A}_{t-1}=\mathbf{A}_{t-1} \cup \mathbf{a}_j, j \in \mathbf{J}_0$ ；

第 4 步 ： 求 关 于 $\mathbf{h}$ 的 LMMSE 估 计 ： $\hat{\mathbf{h}}_t=\mathbf{A}_d^H(\mathbf{A}_d\mathbf{A}_d^H+\frac{1}{SNR}\sigma^2\mathbf{I})^{-1}\mathbf{Y}$ ；

第 5 步 ： 从 $\hat{\mathbf{h}}_t$ 中 选 出 绝 对 值 最 大 的 Q 项 记 为 $\hat{\mathbf{h}}_{tQ}$ ， 对 应 $\mathbf{A}_t$ 中 的 Q 列 记 为 $\mathbf{A}_{tQ}$ ， 对 应 $\mathbf{A}$ 的 列 序 号 记 为 Δ_{tQ} ， 更 新 集 合 $\Delta_t=\Delta_{tQ}$ ；

第 6 步 ： 更 新 残 差 $\mathbf{r}_t=\mathbf{Y}-\mathbf{A}_{tQ}\hat{\mathbf{h}}_{tQ}$ ；

第 7 步 ： $t=t+1$ ， 若 $t \leq Q$ ， 则 返 回 第 2 步 继 续 迭 代 ， 若 $t > Q$ 或 残 差 $\mathbf{r}_t=0$ ， 则 停 止 迭 代 进 入 第 8 步 ；

第 8 步 ： 重 构 所 得 $\hat{\mathbf{h}}$ 在 Δ_{tQ} 处 有 非 零 项 ， 其 值 分 别 为 最 后 一 次 迭 代 所 得 $\hat{\mathbf{h}}_{tQ}$ 。

3 仿 真 分 析

3.1 仿 真 参 数 设 置

在 本 节 中 ， 使 用 Matlab 仿 真 平 台 对 本 文 改 进 CoSaMP 、 传 统 CoSaMP 和 OMP 算 法 进 行 仿 真 验 证 。 导 频 位 置 是 等 间 隔 导 频 。 信 号 采 用 16-正 交 幅 度 调 制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 调 制 ， 信 道 噪 声 为 高 斯 白 噪 声 。 仿 真 参 数 设 置 如 表 1 所 示 。

表 1 仿 真 参 数 设 置

仿 真 参 数	设 定 值
OFDM 子 载 波 数	1 024
OFDM 符 号 数	50
导 频 数	32
CP 长 度	128
调 制 阶 数	16-QAM
信 道 稀 疏 度	8

注 ： CP 为 循 环 前 缀 。

3.2 仿 真 结 果 分 析

本 文 中 ， 假 设 已 知 信 道 稀 疏 度 为 8 ， 即 只 有 8 条 主 径 用 来 传 输 信 号 ， 其 他 径 认 为 无 限 接 近 或 等 于 零 。 图 1 所 示 为 信 道 在 时 延 域 的 信 道 响 应 。 CS 能 够 用 于 信 道 估 计 的 原 因 正 是 因 为 在 第 五 代 移 动 通 信 技 术 (5th Generation Mobile Communication Technology, 5G) 中 使 用 的 高 频 段 毫 米 波 相 比 于 长 期 演 进

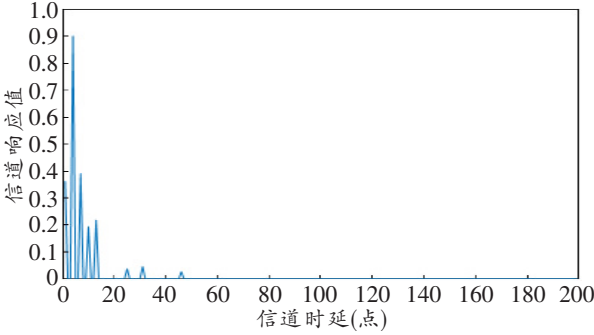


图 1 时 延 域 稀 疏 信 道

(Long Term Evolution, LTE)中低频信号更容易受到环境的干扰,所以在信号传输过程中,只有极少数径能传输信号,这时可认为信道在时延域上表现出稀疏性,因此可以使用 CS 进行信道估计。

图 2 所示为不同信道估计算法的归一化均方误差(Normalized Mean Squared Error, NMSE)随着 SNR 的变化关系。由图可知,在低 SNR 的情况下,改进后的 LMMSE-CoSaMP 算法性能优于 CoSaMP 算法。在 $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$ 时, LMMSE-CoSaMP 算法的 NMSE 相比于 CoSaMP 算法约有 2 dB 的性能提升。整体性能提升在低 SNR 时要好于高 SNR 时。这是由于 LMMSE-CoSaMP 算法在迭代过程中,对从传感矩阵中取出的相关列进行了 LMMSE 估计,可近似看成在 CoSaMP 算法的基础上增加了一个维纳滤波器,减小了噪声对系统的影响。随着 SNR 的提高,噪声对系统的影响随之降低,使得 LMMSE-CoSaMP 算法的性能逐渐接近 CoSaMP 算法的性能。相比于 LMMSE 算法, LMMSE-CoSaMP 算法复杂度略高,但算法中只对少量 K 列进行 LMMSE 估计,而相比于在性能上带来的提升,增加的算法复杂度可接受。

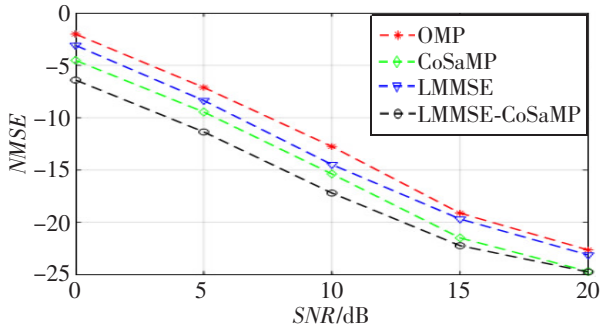


图 2 不同算法的 NMSE 随 SNR 的变化关系

图 3 所示为不同算法的 BER 随 SNR 的变化关系,当 $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$ 时, LMMSE-CoSaMP 算法相比

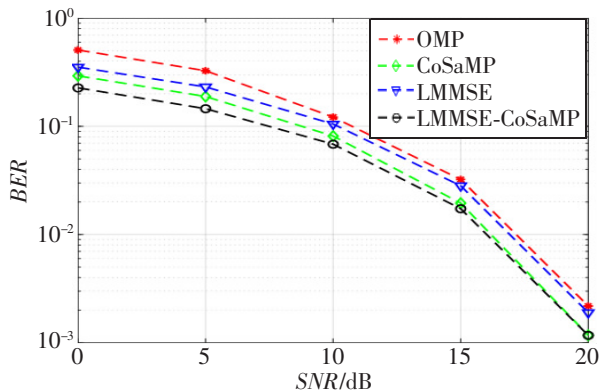


图 3 不同算法的 BER 随 SNR 的变化关系

于 CoSaMP 算法的 BER 降低了约 34.7%。当 $\text{BER} = 10^{-1}$ 时, LMMSE-CoSaMP 算法相比于 CoSaMP 算法的性能提升了约 2 dB。在理论上,本文的 LMMSE-CoSaMP 算法相比于 CS 理论的 CoSaMP 算法取得了更好的系统性能。图 4 所示为不同算法的 NMSE 随导频数量的变化关系。相比于传统的 LMMSE 算法,在具有相同系统性能时, LMMSE-CoSaMP 算法使用更少的导频,有效解决了 5G 大规模 MIMO 系统中带来的导频污染。

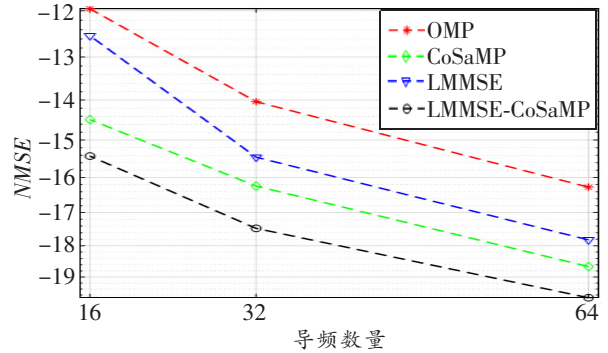


图 4 不同算法的 NMSE 随导频数量变化的关系

4 结束语

本文提出了一种 OFDM 系统中的信道估计算法,该算法结合了传统的 CS 重构 CoSaMP 和 LMMSE 算法。利用信道在延迟域上的稀疏特性,基于先验支撑集对稀疏信道进行重构。传统 CS 重构算法中贪婪迭代算法是通过 LS 更新残差,没有考虑噪声影响。通过对支撑集进行 LMMSE 估计,降低了噪声对系统的影响。相比于传统 CoSaMP 算法, LMMSE-CoSaMP 算法在低 SNR 时, BER 提升约 1~2 dB,具有更好的抗噪声性能。因此其他贪婪迭代算法也可以结合 LMMSE 估计以获取更好系统性能,同时还有效减少了导频开销。

参考文献:

- [1] Luo H, Zhang Y, Huang L K, et al. A Closed-Loop Reciprocity Calibration Method for Massive MIMO in Terrestrial Broadcasting Systems[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2017, 63(1):11-19.
- [2] Zabini F, Pasolini G, Andrisano O. Design Criteria for FIR-based Echo Cancellers[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2016, 62(3):562-578.
- [3] Donoho D L. Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [4] Bajwa W U, Haupt J, Sayeed A M, et al. Compressed

Channel Sensing: A New Approach to Estimating Sparse Multipath Channels [J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6):1058—1076.

[5] Lacruz J, Ramirez J, Paredes J. Robust Sparse Channel Estimation for OFDM System using An Iterative Algorithm based on Complex Median[C]//2014 IEEE International Conference on Acoustics,Speech and Signal Processing. Florence, Italy: IEEE, 2014: 6429 — 6433.

[6] Pati Y C, Rezaifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal Matching Pursuit; Recursive Function Approximation with Applications to Wavelet Decomposition [C]//Conference on Signals, Systems & Computers. Pacific Grove, CA, USA; IEEE, 2002:40—44.

[7] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3):301—321.

[8] Qi C,Wu L. A Hybrid Compressed Sensing Algorithm for Sparse Channel Estimation in MIMO OFDM Systems [C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Prague, Czech Republic: IEEE, 2011:3488—3491.

[9] Sundman D , Chatterjee S , Skoglund M. Distributed Greedy Pursuit Algorithms [J]. Signal Processing, 2014, 105:298—315.

[10] Berger C R, Wang Z, Huang J, et al. Application of Compressive Sensing to Sparse Channel Estimation[J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(11):164—174.

[11] Wan F, Zhu W P, Swamy M N S. A Signal-Perturbation-Free Transmit Scheme for MIMO-OFDM Channel Estimation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2010,57(8):2208—2220.

[12] Baraniuk R. Compressive Sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118—121.

⋯⋯⋯

(上接第 71 页)

[4] Heath R W, González-Prelcic N, Rangan S, et al. An Overview of Signal Processing Techniques for Millimeter Wave MIMO Systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3):436—453.

[5] Mo J, Schniter P, González-Prelcic N, et al. Channel Estimation in Millimeter Wave MIMO Systems with One-bit Quantization[C]//2014 48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA; IEEE, 2014: 957—961.

[6] Mo J, Alkhateeb A, Abu-Surra S, et al. Hybrid Architectures with Few-Bit ADC Receivers: Achievable Rates and Energy-Rate Tradeoffs[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16 (4): 2274—2287.

[7] Abbas W B,Gomez-Cuba F,Zorzi M. Millimeter Wave Receiver Efficiency: A Comprehensive Comparison of Beamforming Schemes with Low Resolution ADCs[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12):8131—8146.

[8] Alkhateeb A, Ayach O E, Leus G, et al. Channel Estimation and Hybrid Precoding for Millimeter Wave Cellular Systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5):831—846.

[9] Mo J, Schniter P, Heath R W. Channel Estimation in Broadband Millimeter Wave MIMO Systems with Few-bit ADCs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(5):1141—1154.

[10] Lok T M, Wei V K W. Channel Estimation with Quantized Observations[C]//1998 IEEE International Symposium on Information Theory. Cambridge, MA, USA;IEEE, 1998:333—338.

[11] Ivrac M T , Nossek J . On MIMO Channel Estimation with Single-bit Signal-quantization[C]//ITG Smart Antenna Workshop. Vienna, Austria; IEEE, 2007:563—568.

[12] Molazadeh A, Ghasimi M, Alizade P, et al. Low Complexity Channel Estimation for mmWave Hybrid MIMO Systems[C]//2020 28th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). Tabriz, Iran: IEEE, 2020: 9260828.

[13] Shirazinia A, Chatterjee S, Skoglund M. Analysis-by-Synthesis Quantization for Compressed Sensing Measurements[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(22):5789—5800.

[14] Stöckle C, Munir J, Mezghani A, et al. Channel Estimation in Massive MIMO Systems using 1-bit Quantization [C]//2016 IEEE 17th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Edinburgh, UK; IEEE, 2016:7536730.