

文章编号: 2096-1618(2024)04-0436-06

基于 DFT-SWOMP 的 OFDM 系统信道估计方法

张浩东, 周娟

(成都信息工程大学通信工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:基于压缩感知的 OFDM 信道估计方案中,分段弱正交匹配追踪(SWOMP)算法具有不需要预知信道稀疏度的优点,但其信道估计精度受输入的门限参数和迭代次数的影响较大。针对这一问题,提出一种基于 DFT-LS 算法的门限自适应的 SWOMP 算法改进方案。考虑到在 OFDM 系统中,保护间隔长度外的信道时域响应都可以视为噪声,因此该方案的核心思想是利用 DFT-LS 算法预估出噪声水平,并用此预估值来动态设置 SWOMP 算法的门限参数。同时,该方案还使用 DFT-LS 算法预估出的信道频域响应作为 SWOMP 算法的迭代停止条件。仿真结果表明,这种 SWOMP 算法的改进方案可以有效地估计出信道参数,并且相比 SWOMP 算法,其估计结果的 MSE 值在不同信噪比下都有不同程度的提升。

关键词:OFDM;压缩感知;信道估计;离散傅里叶变换;分段弱正交匹配追踪算法

中图分类号:TP301

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2024.04.007

0 引言

通信系统的主要要求是高数据速率和低误码率。正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)是一种可以在频率选择性信道上实现高数据速率传输的多载波调制技术。它将给定的信道划分为多个并行的子信道或子载波,以实现并行传输^[1]。但由于传输环境的复杂性和存在不同程度的噪声干扰,接收到的信号可能会出现一定程度的衰落。因此,为保证接收到的信息不受信道环境的影响,实时跟踪信道状态信息(channel state information, CSI)的变化是非常必要的,这可以通过信道估计来实现。信道估计是无线通信系统中不可缺少的一部分,是相关检测、解调和均衡的基础,其估计结果极大地影响着 OFDM 系统的性能。

在对 OFDM 信道估计的研究中,最常用的技术包括最小二乘(least squares, LS)算法和最小均方误差(minimum mean square error, MMSE)算法。这些算法基于发射信号中已知的导频数据和接收到的导频数据,可以有效地估计出系统的 CSI。然而,这类方法需要消耗大量的导频资源才能获得更准确的估计结果,导致系统的频谱利用率降低^[2]。

近年来,压缩感知(compressed sensing, CS)理论在信道估计中的应用成为研究热点,因为它具有无需插值且只需要有限导频的优点^[3]。CS 是一种新型的信号处理技术,旨在通过少量的采样数据还原出原始信号。其

基本思想是:若信号可以在一个低维空间中被稀疏表示,在信号采样时采用少量的随机测量矩阵对信号进行非线性采样,获取其在低维空间中的信息,再通过一些数学重构算法,可以从这些稀疏采样值中重构出完整的信号。即 CS 可以通过有效地压缩信号,实现对信号的高效采样和重建^[4]。在实践中,无线通信系统的 CSI 具有很强的稀疏特性^[5]。系统信道的稀疏性是指大多数信道系数的能量很小甚至为零,而大部分能量只集中在少部分的抽头上,而且这些抽头相隔较远^[6]。因此,基于 CS 理论的信道估计研究只需要采取合适的重构算法,就可以获得良好的信道估计性能。

CS 理论的重构算法主要分为贪婪类和凸优化类两种算法。凸优化类算法中,代表性的基追踪算法(basic pursuit, BP)具有很好的估计性能,但其计算复杂度过高,导致实用性不佳^[7]。贪婪类算法结合了 LS 算法的思想,通过迭代的方式选出原子并构成原子候选集来重构原始信号。这类算法复杂度较低,且重构精度较高,因此被广泛应用。最早提出的匹配追踪(matching pursuit, MP)算法每次迭代时从感知矩阵中选出与残差(观测向量与估计向量的差值)相似度最高的原子^[8]。正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法在 MP 算法的基础上,将选出的原子进行施密特正交化,以获得更好的估计性能^[9]。

OMP 算法是最经典的贪婪类重构算法,以信号稀疏度作为迭代停止条件,可以获得良好的重构性能。然而在实际应用中,信号的稀疏度通常是未知的,这限制了 OMP 算法的应用范围。为解决这一问题,一些学者提出独立于信号稀疏性的贪婪算法来匹配追踪终止

条件。如分段弱正交匹配追踪(segmented weak orthogonal matching pursuit, SWOMP)算法和稀疏度自适应匹配追踪(sparsity adaptive matching pursuit, SAMP)算法^[10]。其中, SAMP算法以步长模式进行迭代, 避免了需要预知稀疏度的问题, 但选择错误的步长可能会影响重构性能^[11]。SWOMP算法通过人为预设门限参数, 每次迭代时选择多个原子到候选集, 以加速迭代, 并预设迭代次数来避免需要预知稀疏度的问题。然而, SWOMP算法的重构性能同样会受到预设参数较大的影响^[12]。

综上, 本文结合OFDM系统的特性, 提出一种基于DFT-LS算法的SWOMP改进方法。该方法使用DFT-LS算法预估噪声水平和信道频率响应, 并根据噪声水平实时设置SWOMP算法中的门限参数。同时, 算法以预估的信道频率响应作为迭代停止条件, 以提高信道估计的性能。

1 系统模型

1.1 压缩感知理论

CS理论认为, 如果信号在某个基底下具有稀疏性, 就可以在采样时降低采样频率, 从而用更少的采样数据来重构信号。信号的稀疏性是指在某个基底下, 信号的表示中只有很少的非零系数。

假设原始信号 \mathbf{X} 为一维离散信号, $\mathbf{X} \in R^N$, \mathbf{X} 在基矩阵上的投影可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{\Omega} \mathbf{S} = \sum_{i=0}^{N-1} \omega_i s_i \quad (1)$$

式中, $\mathbf{\Omega} = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_{N-1}]_{N \times N}$ 为基矩阵, $\mathbf{S} = [s_0, s_1, \dots, s_{N-1}]_{1 \times N}$ 为 \mathbf{X} 在基矩阵 $\mathbf{\Omega}$ 上的投影系数, 若向量 \mathbf{S} 的非0元素个数为 K , 且 $K \ll N$, 则称信号 \mathbf{X} 在基矩阵 $\mathbf{\Omega}$ 上是 K 稀疏的。

原始信号 \mathbf{X} 经测量矩阵的投影得到低维的观测信号, 完成信号的压缩采样过程:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{\Phi} \mathbf{X} = \mathbf{\Phi} \mathbf{\Omega} \mathbf{S} = \mathbf{A} \mathbf{S} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{\Phi}$ 为 $M \times N$ 维的测量矩阵, $\mathbf{Y} = [y_0, y_1, \dots, y_{M-1}]$ 为长为 M 的观测信号($M \ll N$)即压缩采样后的信号, \mathbf{A} 称为感知矩阵, 且 $\mathbf{A} = \mathbf{\Phi} \mathbf{\Omega}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, 式(2)即为压缩感知的压缩采样信号模型。

可见, 通过求解式(2)可得到稀疏信号 \mathbf{S} , 再通过 $\mathbf{X} = \mathbf{\Omega} \mathbf{S}$ 可恢复出原始信号。但观测信号 \mathbf{Y} 的维度远小于 \mathbf{S} , 因此式(2)是一个欠定问题, 即得不到唯一解。若信号 \mathbf{S} 是 K 稀疏的, 且矩阵 \mathbf{A} 满足限制性等距条件时, 则式(2)的求解问题可以转化为 l_0 范数最小化问

题^[13], 可以利用贪婪类重构算法求解。

1.2 OFDM系统稀疏信道模型

考虑的OFDM系统信道为多径信道, 其信道脉冲响应可以表示为:

$$h(\tau, t) = \sum_{l=0}^{L-1} \mu_l(t) \delta(t - \tau_l) \quad (3)$$

其中, L 是信道长度, $\mu_l(t)$ 为 t 时刻第 l 条路径的信道增益, τ_l 为 t 时刻第 l 条路径的信道时延。

假设系统信道是慢衰落的, 那么在一个符号周期内, 可以将信道脉冲响应视为不变的^[14]。以 T_s 为采样间隔进行采样, 则离散时间的信道脉冲响应可以表示为:

$$h(n) = \sum_{l=0}^{L-1} \mu_l \delta(n - l) \quad (4)$$

$$L = \frac{\tau_{\max}}{T_s} \quad (5)$$

式中, L 是信道长度, τ_{\max} 为最大时延。假设在OFDM系统中发送信号 \mathbf{S} 中有 N 个子载波, 即发送数据进行 N 点逆离散傅里叶变换(inverse discrete fourier transform, IDFT), 其中插入的导频占 P 个子载波。经信道传输后, 接收信号 \mathbf{Y} 可表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{S} \mathbf{H} + \mathbf{W} = \mathbf{S} \mathbf{F} \mathbf{h} + \mathbf{W} \quad (6)$$

$$\mathbf{S} = \text{diag}(S_m(0), S_m(1), \dots, S_m(N-1)) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{Y} = [Y(0), Y(1), \dots, Y(N-1)]^T$ 是接收到的频域信号, \mathbf{S} 是由发射的频域信号构成的对角矩阵, $\mathbf{H} = [H(0), H(1), \dots, H(N-1)]^T$ 为信道频率响应, $\mathbf{W} = [W(0), W(1), \dots, W(N-1)]^T$ 是加性高斯白噪声, $\mathbf{h} = [h(0), h(1), \dots, h(L-1)]^T$ 为信道时域响应, \mathbf{F} 为 $N \times N$ 离散维傅里叶变换(discrete fourier transform, DFT)矩阵的前 L 列, 且 $\mathbf{H} = \mathbf{F} \mathbf{h}$, \mathbf{F} 可表示为:

$$\mathbf{F} = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} \omega^{00} & \dots & \omega^{0(L-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \omega^{(N-1)0} & \dots & \omega^{(N-1)(L-1)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, $\omega^{nl} = e^{-j \frac{2\pi nl}{N}}$, $n = [0, 1, \dots, N-1]$, $l = [0, 1, \dots, L-1]$ 。

将式(6)两边同时乘以一个 $P \times N$ 维的导频选择矩阵 \mathbf{T} , 可提取出导频位置的接收信号, 即:

$$\begin{aligned} \mathbf{T} \cdot \mathbf{Y} &= \mathbf{T} \cdot \mathbf{S} \mathbf{H} + \mathbf{T} \cdot \mathbf{W} \\ &= (\mathbf{T} \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{T}) (\mathbf{T} \cdot \mathbf{F}) \mathbf{h} + \mathbf{T} \cdot \mathbf{W} \end{aligned} \quad (9)$$

则导频处的接收信号可表示为:

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{F}_p \mathbf{h} + \mathbf{W}_p = \mathbf{A}_p \mathbf{h} + \mathbf{W}_p \quad (10)$$

式中 \mathbf{Y}_p 为导频处的接收信号, \mathbf{S}_p 为导频信号构成的 $P \times P$ 维对角矩阵, $\mathbf{A}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{F}_p$ 为 $P \times L$ 维矩阵, 称为感知矩阵。结合式(2), 可以得知式(10)符合压缩感知理论。因此, 在OFDM系统中, 可以利用压缩感知的重构算法, 根据导频处的接收信号 \mathbf{Y}_p 恢复出信道时域

响应 \mathbf{h} , 但其恢复精度会受到噪声 \mathbf{W}_p 的影响。

2 改进 SWOMP 的信道估计算法

基于 OFDM 系统, 本文提出一种结合 DFT-LS 算法和 SWOMP 算法的信道估计方案。考虑到噪声对 SWOMP 算法估计性能的影响, 该方案首先使用 DFT-LS 算法对系统的信道频率响应和噪声水平进行预估, 然后根据其预估结果设置 SWOMP 算法的门限参数和迭代停止条件, 最后使用 SWOMP 算法估计信道响应, 以提高信道估计性能。

2.1 DFT-LS 算法预估计

DFT-LS 信道估计算法是建立在 LS 算法之上的, 首先使用 LS 估计算法获取信道估计值, 然后进行 IDFT 将其变换到时域, 得到信道脉冲响应。由于 OFDM 系统的信号保护间隔长度 L_{CP} 大于信道脉冲响应长度^[15], 因此将超出 L_{CP} 的信道脉冲响应系数被判断为噪声, 通过零点设置来消除其对信道估计的影响。考虑到 L_{CP} 内的信道脉冲响应同样受到噪声的影响, 算法在 L_{CP} 内设置阈值来进一步滤除噪声。最后利用 L_{CP} 外的信道脉冲响应来衡量噪声水平, 其算法流程如图 1 所示。

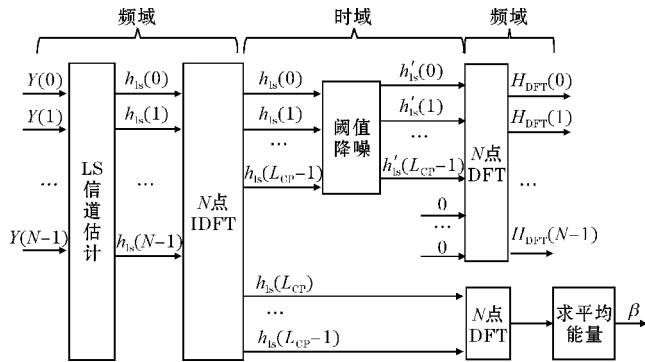


图 1 DFT-LS 算法预估计流程

首先, 设 LS 算法估计的信道频率响应为: $\mathbf{H}_{ls} = [H_{ls}(0), H_{ls}(1), \dots, H_{ls}(N-1)]$, 经 N 点 IDFT 得到信道时域响应:

$$h_{ls}(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} H_{ls}(k) e^{j \frac{2\pi n k}{N}} \quad (11)$$

其中 $h_{ls}(n) = [h_{ls}(0), h_{ls}(1), \dots, h_{ls}(N-1)]$ 为 LS 算法估计出的信道时域响应。然后将 L_{CP} 外的信道时域响应系数置零, 并通过设置阈值过滤 L_{CP} 内的信道脉冲响应:

$$h_{DFT}(n) = \begin{cases} h_{ls}(n) |h_{ls}(n)|^2 > \eta, & 0 \leq n < L_{CP}-1 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

式中 η 为 L_{CP} 外的信道时域响应平均能量:

$$\eta = \frac{1}{L_{CP}} \sum_{i=0}^{L_{CP}-1} |h_{ls}(i)|^2 \quad (13)$$

最后, 将降噪处理后得到的 $h_{DFT}(n)$ 经 N 点 DFT 得到信道频率响应 H_{DFT} :

$$H_{DFT}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} h_{DFT}(n) e^{-j \frac{2\pi n k}{N}} \quad (14)$$

系统的噪声水平:

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (\text{DFT}_N(\mathbf{h}_e))^2 \quad (15)$$

式中 $\mathbf{h}_e = [h_l(L_{CP}), h_l(L_{CP}+1), \dots, h_l(N-1)]$ 是 \mathbf{h}_{ls} 中 L_{CP} 外的那一部分信道脉冲响应。将 \mathbf{h}_e 进行 N 点 DFT, 然后求平均能量, 用作噪声水平的表征。

2.2 SWOMP 算法

SWOMP 算法在原子预选阶段, 通过计算感知矩阵中原子与残差的相似度, 并筛选出相似度大于门限值的原子向量进行迭代。其门限值设置为:

$$U = \rho \cdot \max \{ \text{abs}(\boldsymbol{\mu}_k) \} \quad (16)$$

式中, ρ 为预设的门限参数, 且 $0 < \rho \leq 1$, $\max \{ \cdot \}$ 表示选出最大值, $\text{abs}[\cdot]$ 表示求绝对值, $\boldsymbol{\mu}_k$ 是第 k 次迭代时, 残差与感知矩阵原子的内积值构成的集合, 用以衡量向量相似度, 较大的内积值意味着相似度较高。当参数 ρ 设置较小时, 门限值 U 也会相应减小, 选择的原子数目会增加。然而, 由于噪声的影响, 较小的门限值可能会导致选择较多的错误原子, 从而降低算法的精度。相反, 当 ρ 设置较大时, U 也会相应增大, 选择的原子数目会减少, 但是, 这也会降低算法的效率。此外, SWOMP 算法人为的设置迭代次数也会影响算法精度。其算法流程见算法 1。

算法 1 SWOMP 算法

输入: 观测信号 \mathbf{Y}_p , 感知矩阵 \mathbf{A}_p , 迭代次数 M , 门限参数 ρ 。

输出: 信道时域响应估计值 $\tilde{\mathbf{h}}$

step1 初始化: 迭代次数 $k=1$, 初始残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{Y}_p$, 初始原子索引集 $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, 初始原子候选集 $\mathbf{A}_0 = \emptyset$;

step2 原子匹配与筛选: 计算感知矩阵原子和残差的内积系数 $\boldsymbol{\mu}_k = \text{abs}[\mathbf{A}_p^T \cdot \mathbf{r}_{k-1}]$, 门限值 $U = \rho \cdot \max \{ \text{abs}(\boldsymbol{\mu}_k) \}$, 从 $\boldsymbol{\mu}_k$ 中选出大于 U 的值, 并将其对应 \mathbf{A}_p 的列序号 j 构成集合 J_0 。

step3 更新原子索引集和原子候选集: $\mathbf{A}_k = \mathbf{A}_{k-1} \cup J_0$, $\mathbf{A}_k = \mathbf{A}_{k-1} \cup \mathbf{a}_j$ (其中 $j \in J_0$, $\mathbf{a}_j \in \mathbf{A}_p$), 若 $\mathbf{A}_k = \mathbf{A}_{k-1}$ 则停止迭代进入 step7。

step4 求 $\mathbf{Y}_p = \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{h}}_k$ 的最小二乘解:

$$\tilde{\mathbf{h}}_k = \arg \min_{\mathbf{h}_k} \| \mathbf{Y}_p - \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{h}}_k \|_2 = (\mathbf{A}_k^T \mathbf{A}_k)^{-1} \mathbf{A}_k^T \mathbf{Y}_p$$

step5 更新当前残差: $\mathbf{r}_k = \mathbf{Y}_p - \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{h}}_k$;

step6 判断是否终止迭代: 若 $k \geq M$ 则进入 step7, 否则 $k=k+1$ 并返回到 step2 继续下一次迭代。

step7 停止迭代,输出信道脉冲响应估计值 $\tilde{\mathbf{h}}=\tilde{\mathbf{h}}_k$ 。

2.3 DFT-SWOMP 算法

针对 SWOMP 算法的缺陷,本文结合 DFT-LS 算法的预估计,提出一种自适应设置 SWOMP 算法门限参数的方法,改进后的算法具体流程见算法 2。

算法 2 DFT-SWOMP 算法

输入:观测信号 \mathbf{Y}_p ,感知矩阵 \mathbf{A}_p ,预估的噪声水平 β ,预估的信道频率响应 \mathbf{H}_{DFT} 。

输出:信道时域响应估计值 $\tilde{\mathbf{h}}$

step1 初始化:迭代次数 $k=1$,初始残差 $\mathbf{r}_0=\mathbf{Y}_p$,初始原子索引集 $\mathbf{A}_0=\emptyset$,初始原子候选集 $\mathbf{A}_0=\emptyset$, \mathbf{r}_0 与 \mathbf{H}_{DFT} 差值的模 $\lambda_0=|\mathbf{r}_0-\mathbf{H}_{\text{DFT}}|$;

step2 计算门限参数: $\rho_{\text{new}}=2\beta^q$,若 $\rho_{\text{new}}>1$,令 $\rho_{\text{new}}=1$;

step3 原子匹配与筛选:计算感知矩阵原子和残差的内积系数 $\boldsymbol{\mu}_k=\text{abs}[\mathbf{A}_p^T \cdot \mathbf{r}_{k-1}]$,门限值 $U=\rho_{\text{new}} \cdot \max\{\text{abs}(\boldsymbol{\mu}_k)\}$,从 $\boldsymbol{\mu}_k$ 中选出大于 U 的值,并将其对应 \mathbf{A}_p 的列序号 j 构成集合 J_0 。

step4 更新原子索引集和原子候选集: $\mathbf{A}_k=\mathbf{A}_{k-1} \cup J_0$, $\mathbf{A}_k=\mathbf{A}_{k-1} \cup \mathbf{a}_j$ (其中 $j \in J_0, \mathbf{a}_j \in \mathbf{A}_p$),若 $\mathbf{A}_k=\mathbf{A}_{k-1}$ 则停止迭代进入 step9。

step5 求 $\mathbf{Y}_p=\mathbf{A}_k\tilde{\mathbf{h}}_k$ 的最小二乘解:

$$\tilde{\mathbf{h}}_k=\arg \min _{\mathbf{h}_k}||\mathbf{Y}_p-\mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{h}}_k||_2=\left(\mathbf{A}_k^T \mathbf{A}_k\right)^{-1} \mathbf{A}_k^T \mathbf{Y}_p$$

step6 更新当前残差: $\mathbf{r}_k=\mathbf{Y}_p-\mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{h}}_k$;

step7 计算当 \mathbf{r}_k 与 \mathbf{H}_{DFT} 差值的模: $\lambda_k=|\mathbf{r}_k-\mathbf{H}_D|$;

step8 判断是否终止迭代:若 $\lambda_k \geq \lambda_{k-1}$ 则进入 step9,否则 $k=k+1$ 并返回到 step3 继续下一次迭代。

step9 停止迭代,输出信道脉冲响应估计值 $\tilde{\mathbf{h}}=\tilde{\mathbf{h}}_k$ 。

首先,DFT-SWOMP 算法根据预估出的噪声水平 β 设置门限参数 $\rho_{\text{new}}=2\beta^q$,从而实现门限参数 ρ_{new} 随 β 自适应的正向调整。当 β 较小时,算法以较小的门限值来选择更多的原子,从而提高算法效率;当 β 较大时,则选择较大的门限值来选择更少的原子,从而减少选择错误原子的概率并提高算法的估计精度。经多次实验验证,令 $q=0.7$ 时可以获得较好的估计性能。另外,DFT-SWOMP 算法改变了 SWOMP 算法终止条件的设置方式,通过计算 \mathbf{H}_{DFT} 与 \mathbf{r}_k 差的模值 λ_k ,再与前一次迭代的 λ_{k-1} 值相比较来设置停止条件,从而使其不依赖于稀疏度的同时也能提高算法的估计精度。

3 仿真结果与分析

在 Matlab 平台进行仿真实验,以验证基于 DFT-SWOMP 算法的 OFDM 信道估计方案的有效性。实验

对比分析了在 OFDM 系统中使用 LS、SAMP、SWOMP 以及本文所提算法的信道估计性能。此外,所有仿真实验都进行了 5000 次独立实验,并取其平均结果,具体的系统参数配置见表 1。

表 1 OFDM 系统实验参数配置表

实验参数	值或方式
子载波数 N	1024
调制方式	QPSK
信道噪声	高斯白噪声
保护间隔长度 L_{CP}	128
导频插入方式	随机导频
导频长度	64
信道长度	60
非 0 抽头数 L	6
信道路径延时(T_s)	[0 12 24 36 48 59]
信道路径增益/dB	[0 -3 -6 -9 -12 -15]

首先,图 2 揭示了 DFT-SWOMP 算法中门限参数 ρ_{new} 随着信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 变化的趋势。在较低的 SNR 情况下,参数 ρ_{new} 具有较高的值。随着 SNR 的增加,参数 ρ_{new} 的值逐渐减小,这实现了门限参数 ρ_{new} 随噪声水平的变化而变化,从而算法可以根据噪声的大小自适应地选择不同的原子数目。例如,当 SNR 在 0~5 dB 时,门限参数 ρ_{new} 的值取得较大的值,均大于 0.5,因此每次迭代只会选择少量原子,从而减少选择错误原子的概率并提高算法的估计精度;相反,当信噪比在 20~30 dB 时,门限参数 ρ_{new} 的取值在 0.1 左右,此时可以选择更多的原子进行估计,从而提高算法的效率。

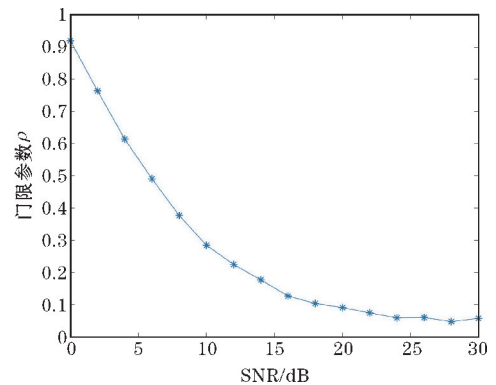


图 2 DFT-SWOMP 算法门限参数 ρ_{new} 的变化曲线

3.1 MSE 性能分析

图 3 对比了 LS、SAMP、SWOMP 以及本文所提的 DFT-SWOMP 算法估计结果的归一化均方误差 (mean square error, MSE) 的值,将其定义为:

$$\text{MSE} = 10 \lg \left(\frac{E[\|\tilde{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|_2^2]}{E[\|\mathbf{h}\|_2^2]} \right) \quad (17)$$

式中, $\tilde{\mathbf{h}}$ 为估计的信道脉冲响应, \mathbf{h} 为实际的信道信道脉冲响应。由式(17)可看出, 越小的 MSE 值表示算法的信道估计性能越好。

其中 LS 算法采用线性插值的方法, SAMP 算法步长设置为 1, SWOMP 算法门限参数 ρ 设置为 0.5。如图 3 所示, 随 SNR 的增加, 几种算法的 MSE 值均减小。其中 LS 算法性未利用信道的稀疏特性, 其估计精度明显不及基于 CS 的估计算法。SAMP 算法以小步长进行迭代, 可以很精确地筛选原子, 因此其 MSE 值略低于 SWOMP 算法。DFT-SWOMP 算法在 SWOMP 算法基础之上, 根据噪声设置门限来筛选原子, 在不同的 SNR 水平下具有最低的 MSE 值。因此, 它具有最好的估计性能。

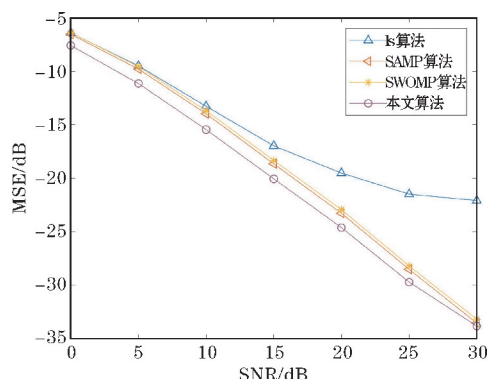


图3 各算法 MSE 性能对比

此外, 图 4 给出了本文算法与 SWOMP 算法在不同 SNR 下 MSE 差值的情况。定义为:

$$\text{D-MSE} = \text{abs}[\text{MSE}_{\text{SWOMP}} - \text{MSE}_{\text{DFT-SWOMP}}] \quad (18)$$

可见在不同 SNR 下本文算法性能都有不同程度的提高。随着 SNR 的增加, 噪声对 SWOMP 算法和 SAMP 算法的影响减小, 因此, 当 SNR 接近 30 dB 时, 本文算法的性能与 SWOMP、SAMP 算法的性能相当。

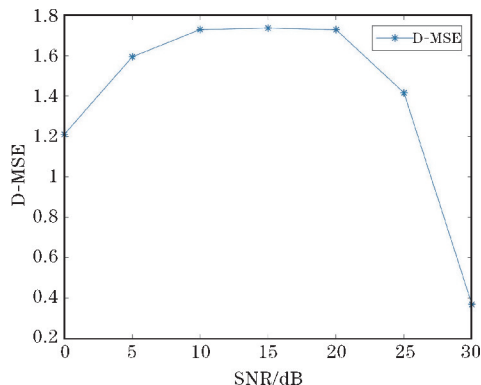


图4 DFT-SWOMP 算法 MSE 性能提升度

3.2 BER 性能分析

在图 5 中, 对比了本文算法和 SWOMP 算法在不

同信道非零抽头情况下 ($L=6, L=3, L=9$) 的误比特率 (Bit Error Rate, BER) 仿真曲线。当 $L=3$ 时, 信道增益设置为 $[0 \ -3 \ -6]$, 信道延时设置为 $[0 \ 12 \ 24]$; $L=9$ 时, 信道增益设置为 $[0 \ -3 \ -6 \ -9 \ -12 \ -15 \ -18 \ -21 \ -25]$, 信道延时设置为 $[0 \ 7 \ 14 \ 21 \ 28 \ 35 \ 42 \ 49 \ 59]$; $L=6$ 时, 按表 1 中参数设置。根据图 5 显示的结果, 随着信噪比的增加, 两种算法的 BER 值均有所降低。在各 SNR 下, 与 SWOMP 算法相比, 本文算法的 BER 值更低, 说明本算法的信道估计性能更好。此外, 信道非 0 抽头数 L 越小则表明信道越稀疏, 在相同 SNR 下, 两种算法的 BER 值都随着 L 的减小而降低。因此这表明, 当信道更稀疏时, 基于 CS 的信道估计性能更佳。

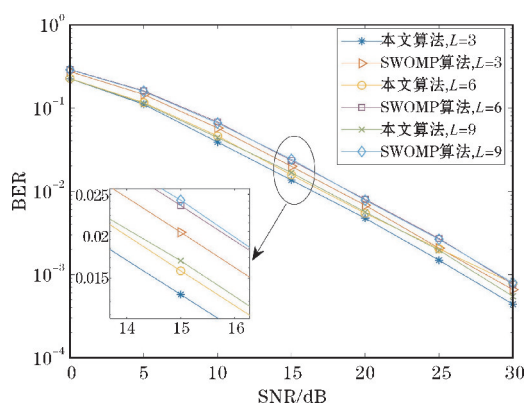


图5 $L=3, 6, 9$ 时的 BER 性能对比

4 结束语

结合无线信道的稀疏特性, 分析了 CS 理论在 OFDM 系统的信道估计中的应用。为解决 SWOMP 算法因为设置固定的门限参数容易选择错误原子的的问题, 以及预设固定迭代次数可能降低算法精度的问题, 本文提出一种改进 SWOMP 算法的信道估计方案。改进的方案中, 通过 DFT-LS 算法预估出噪声水平和信道频率响应, 以噪声水平来实时设置 SWOMP 算法中的门限参数, 并以预估的信道频率响应作为迭代停止条件。本文从均方误差、误码率两个方面进行仿真实验, 并评估改进后算法的性能。结果表明, 相较于 SWOMP 算法, 本文提出的算法改进方案的估计性能有明显的提升。

参考文献:

- [1] Bhimsing D V, Bhagali A C. Performance of channel estimation and equalization in OFDM system [C]. 2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineer-

- ing(ICPCSI). IEEE,2018:1003–1005.
- [2] 胡奕旻,齐丽娜.基于自适应压缩感知的大规模MIMO-OFDM系统信道估计方法[J].物联网学报,2021,5(3):78–85.
- [3] He X, Song R. Pilot pattern optimization for compressed sensing based sparse channel estimation in OFDM systems [C]. International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. IEEE,2010:1–5.
- [4] Baraniuk R G. Compressive Sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2007,24(4):118–121.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Li C, Liu X, Yu K, et al. Debiasing of seismic reflectivity inversion using basis pursuit de-noising algorithm [J]. Journal of Applied Geophysics, 2020,177:104028.
- [8] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,1993,41(12):3397–3415.
- [9] 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.
- [10] 陈秋芳,祖兴水,李宝清.一种自适应的弱选择压缩采样匹配追踪算法[J].电子设计工程,2016,24(11):150–153.
- [11] Do T T, Lu G, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]. Signals, Systems and Computers. 2008:581–587.
- [12] Zhang Y, Sun G. Stagewise Arithmetic Orthogonal Matching Pursuit[J]. International Journal of Wireless Information Networks,2018,25(2). 221–228.
- [13] 李坤,马彩文,李艳,等.压缩感知重构算法综述[J].红外与激光工程,2013,42(S1):225–232.
- [14] 李姣军,蒋扬,邱天,等.基于压缩感知的MIMO-OFDM系统自适应信道估计[J].电讯技术,2021,61(10):1284–1290.
- [15] Zhang Y, Liu K. A DFT-Based Channel Estimation Algorithm with Noise Elimination for Burst OFDM Systems[C]. 2019 6th International Conference on Information Science and Control Engineering(ICISCE). 2019:28–31.

Channel Estimation Method for OFDM System based on DFT-SWOMP

ZHANG Haodong, ZHOU Juan

(College of Communication Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: In the OFDM channel estimation scheme based on compressed sensing, the Segmented weakly orthogonal matching pursuit (SWOMP) algorithm has the advantage of not needing to predict the channel sparsity, but its channel estimation accuracy is greatly affected by the input threshold parameters and the number of iterations. Aiming at this problem, a threshold adaptive SWOMP algorithm improvement scheme based on DFT-LS algorithm is proposed. Considering that in the OFDM system, the time-domain response of the channel outside the guard interval length can be regarded as noise, so the core idea of the scheme is to use the DFT-LS algorithm to estimate the noise level, and use this estimated value to dynamically set the SWOMP The threshold parameter of the algorithm. At the same time, the scheme also uses the channel frequency domain response estimated by the DFT-LS algorithm as the iteration stop condition of the SWOMP algorithm. The simulation results show that this improved SWOMP algorithm can effectively estimate the channel parameters, and compared with the SWOMP algorithm, the MSE value of the estimated result has different degrees of improvement under different signal-to-noise ratios.

Keywords: OFDM; compressed sensing; channel estimation; discrete Fourier transform; segmented weak orthogonal matching pursuit algorithm