

doi:10.13756/j.gtxyj.2022.01.010

无线通信技术

基于压缩感知的 OFDM 系统信道估计方法

李贵勇, 吕京昭, 陈博, 秦红, 方泽圣

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要:针对无线信道的时域稀疏性以及稀疏度未知的问题,文章将压缩感知技术应用到正交频分复用(OFDM)系统信道估计中,提出了一种稀疏度自适应正交匹配追踪信道估计算法。算法利用离散傅里叶变换(DFT)信道估计算法对循环前缀内和外的噪声进行处理,估计得到的信道频率响应作为正交匹配追踪(OMP)算法稀疏迭代终止的判断条件,实现稀疏度自适应信号重建。同时在原子预选阶段,采用Dice系数准则代替内积准则作为相关性度量准则,可达到更优的估计性能。仿真结果表明,该算法相比于传统的压缩感知信道估计算法具有较好的性能,可以提高系统的归一化均方误差(NMSE)和误码率(BER)性能。

关键词:压缩感知;信道估计;稀疏度自适应

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

文章编号:1005-8788(2022)01-0052-06

Channel Estimation Method of OFDM System based on Compressed Sensing

LI Gui-yong, Lü Jing-zhao, CHEN Bo, QIN Hong, FANG Ze-sheng

(School of Communication and Information Engineering,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Aiming at the time-domain sparsity and unknown sparsity of wireless channels, compressed sensing technology is applied to the channel estimation of Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) system. This paper proposes a sparsity adaptive matching pursuit channel estimation algorithm. It uses the Discrete Fourier Transform (DFT) channel estimation algorithm to process the noise inside and outside the cyclic prefix. The estimated channel frequency response is used to terminate the sparse iteration of the Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm and realize the sparsity adaptive signal reconstruction. At the same time, in the atomic preselection stage, the Dice coefficient criterion is used instead of the inner product criterion as the correlation measurement criterion to achieve better estimation performance. The simulation results show that the algorithm has better performance than the traditional compressed sensing channel estimation algorithm, and can improve the system's Normalized Mean Square Error (NMSE) and Bit Error Rate (BER) performance.

Key words: compressed sensing; channel estimation; sparsity adaptive

0 引言

正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)作为一种多载波调制技术,已成为宽带无线通信的核心技术。在OFDM系统中,接收端需要获取信道状态信息(Channel State Information, CSI)用来恢复发送的信号,因此对信道估计技术的研究十分重要。

传统的信道估计方法,如最小二乘(Least Squares, LS)^[1]和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)^[2]算法虽然复杂度较低,但由于巨大的导频开销导致频带利用效率降低。2006年,Donoho等人提出了压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论^[3-5],该理论表明,当信号是稀疏的或可压缩的时,可以从有限的样本值中重建信号;正

交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[6]算法是一种经典的贪婪算法,其可以通过较少的计算量可靠地重建信号;正则化正交匹配追踪(Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ROMP)^[7]算法一次可以选择多列原子,再通过正则标准筛选,可实现原子快速和有效地选择;压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)^[8]算法每次迭代选择的原子可能会在下次迭代中被丢弃。但以上算法的弊端是需要已知信道稀疏度,稀疏度自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)^[9]算法不需要将稀疏度作为已知条件,但该算法通过固定步长估计稀疏度,会出现欠估计和过估计问题。

针对实际信道稀疏度未知的情况,本文提出了一种基于Dice系数的稀疏度自适应正交匹配追踪

收稿日期:2021-03-09

基金项目:国家科技重大专项资助项目(2017ZX03001021-004)

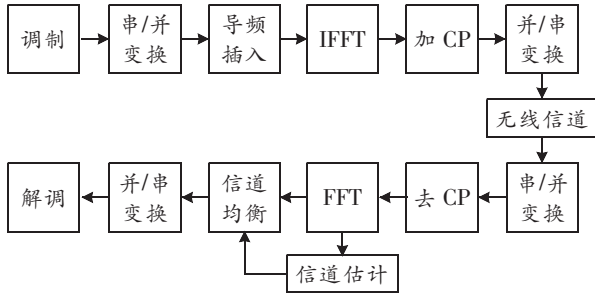
作者简介:李贵勇(1971-),男,重庆人。正高级工程师,硕士,主要研究方向为移动通信技术。

通信作者:吕京昭,硕士。E-mail:1916448837@qq.com

(Sparsity Adaptive Dice Orthogonal Matching Pursuit, SADOMP)算法,该算法不需要已知信道稀疏度,且性能要优于经典信道估计算法。

1 OFDM 系统模型

OFDM 系统通过在发送端插入已知的导频信号辅助信道估计,发送端添加循环前缀(Cyclic Prefix, CP)的过程是将每个 OFDM 符号末端的一段信号复制到此符号的头部,这样可以保证系统子载波的正交性,从而消除了信道多径效应引起的符号间干扰(Inter Symbol Interference, ISI)和载波间干扰(Inter-Carrier Interference, ICI),CP 长度一般要大于信道冲激响应长度。OFDM 系统接收端是对发送端的一个逆过程处理。OFDM 系统模型如图 1 所示。



注:IFFT 为快速傅里叶逆变换;FFT 为快速傅里叶变换。

图 1 OFDM 系统模型

一个无线信道离散时间信道模型可表示为

$$h(n) = \sum_{i=0}^{L-1} \alpha_i \delta(n - \tau_i), \quad (1)$$

式中: $h(n)$ 为信道脉冲响应; L 为信道长度; α_i 为第 i 个多径信号的复数比例因子; $\delta(\cdot)$ 为冲激函数; n 为采样点数; τ_i 为第 i 个多径信号的到达时间。通过此信道模型发送信号会导致接收端收到 L 个多径信号的叠加,从而导致信号衰落和信号失真。在实际的无线信道中, $h(n)$ 是由少量的非零抽头系数组成,即信道具有稀疏性。

假设 OFDM 系统有 P 个导频信号,放置在 $k_1, k_2, k_3, \dots, k_P$ 子载波上,一般导频信号是均匀地放置在数据信号中,即已知导频信号的位置信息,则接收端通过导频信号的位置信息可以提取导频信号:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_P = \mathbf{X}_P \mathbf{H} + \mathbf{W} = \mathbf{X}_P \mathbf{F}_P \mathbf{h} + \mathbf{W}, \\ \mathbf{F}_P = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} \mathbf{W}^{00} & \mathbf{W}^{01} & \dots & \mathbf{W}^{0(N-1)} \\ \mathbf{W}^{10} & \mathbf{W}^{11} & \dots & \mathbf{W}^{1(N-1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{W}^{(P-1)0} & \mathbf{W}^{(P-1)1} & \dots & \mathbf{W}^{(P-1)(N-1)} \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Y}_P = [\mathbf{Y}(k_1), \mathbf{Y}(k_2), \dots, \mathbf{Y}(k_P)]^T$ 为接收端提取的导频信号; $\mathbf{X}_P = \text{diag}[\mathbf{X}(k_1), \mathbf{X}(k_2), \dots, \mathbf{X}(k_P)]$ 为发送的导频信号; \mathbf{H} 为信道频率响应; \mathbf{W} 为噪声向量; $\mathbf{W}^p = e^{-j\frac{2\pi p l}{N}}$, j 为虚数单位, p 和 l 分别为 \mathbf{W} 的行数和列数, N 为系统子载波数; \mathbf{F}_P 为维度是 $P \times N$ 的离散傅里叶矩阵。

2 CS 和重建算法

2.1 CS 理论

实际环境中的信号一般不是绝对稀疏的,只要选择用适当的稀疏基表示高维信号,就可以通过有效的算法从高度不完整的线性测量中恢复高维信号。信号 \mathbf{x} 可以通过引入稀疏基矩阵表示为 $\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\theta}$, Ψ 为 $N \times N$ 维的稀疏基矩阵, $\boldsymbol{\theta}$ 为 $N \times 1$ 的列向量,表示稀疏基 Ψ 下的稀疏信号,当 $\boldsymbol{\theta}$ 中的非零元素个数 K 满足 $K \ll N$ 时,则称信号 \mathbf{x} 是相对于稀疏基 Ψ 的 K -稀疏信号。

当信号满足稀疏性时,通过构建观测矩阵,能够以远远小于信号维度的数据无失真或较低失真的方式重建原始信号。用公式表达如下:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{w} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} + \mathbf{w} = \mathbf{A} \boldsymbol{\theta} + \mathbf{w}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{y} 为 $M \times 1$ 维的测量信号; Φ 为 $M \times N$ 维的观测矩阵(满足 $M \ll N$); $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^N$ 为噪声向量; \mathbf{A} 为 $M \times N$ 维的传感矩阵。

由于 $M \ll N$,所以式(3)是一个欠定方程,有无穷多个解,但当信号 \mathbf{x} 满足稀疏条件时,上述欠定方程可以转化成最小 l_0 范数问题来求解。当 N 很大时,最小 l_0 范数问题计算复杂度很大,是一个非确定多项式(Non-deterministic Polynomial, NP)问题。文献[10]指出可将这个问题转化成容易求解的最小 l_1 范数问题,即 $\min \|\mathbf{x}\|_1, \text{ s. t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$ 。文献[11]指出,当传感矩阵 \mathbf{A} 满足等距约束性(Restricted Isometry Property, RIP)条件时,可以准确地恢复原始信号,满足 RIP 准则的条件为 $(1 - \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2$, 式中, δ_k 为常数,且 $\delta_k \in (0, 1)$ 。

2.2 基于 SADOMP 的信道估计方法

考虑到无线信道噪声的影响,算法首先用离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)信道估计算法去除噪声分量,获得用于 CS 算法的更准确的信道频率响应估计值 \hat{H} , 在 CS 的原子预选阶段,使用 Dice 系数匹配准则代替传统贪婪算法中的内积准则以挑选更优的原子。最后为了减少贪婪算法的迭代次数,将 \hat{H} 与残差之间的差作为稀疏迭

代终止判断的条件。

2.2.1 DFT 信道估计

DFT 信道估计算法的具体做法是将 LS 算法估计得到的信道频率响应转换到时域,保留 CP 内的信号,将 CP 外部的信号清零。然后再将信道响应值转换到频域。考虑到 CP 内部也存在噪声的影响,算法通过设置阈值来区分 CP 中的有效点和噪声点,进一步提高 DFT 算法消除噪声的性能。算法流程图如图 2 所示。

首先,通过 LS 算法获得信道频域响应 H_{LS} ,再通过 N 点离散傅里叶逆变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) 获得时域的信道冲激响应 h_{LS} :

$$h_{LS}(n) = IDFT[H_{LS}(k)] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} H_{LS}(k) e^{j\frac{2\pi}{N}nk} = h(n) + w(n), \quad (4)$$

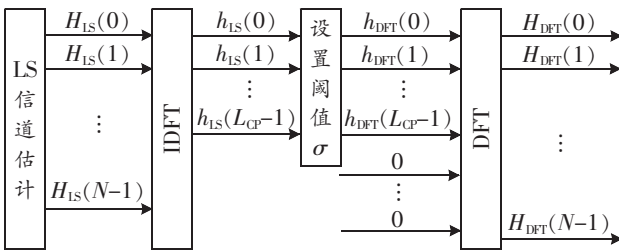
式中, $w(n)$ 为噪声。将 CP 长度之外的信道脉冲响应置为零,对于 CP 内部,通过以下方式设置阈值区分噪声信号和有效信号:

$$\begin{cases} \sigma_1 = \frac{1}{L_{CP}} \left(\sum_{i=1}^{L_{CP}} |h_i| \right) \\ \sigma_2 = \frac{1}{N - L_{CP}} \left(\sum_{i=L_{CP}}^{N-L_{CP}} |h_i| \right), \\ \sigma = \sigma_1 + \sigma_2 \end{cases}, \quad (5)$$

式中: L_{CP} 为 CP 的长度; σ_1 为循环长度内信道冲激响应幅度的平均值; σ_2 为循环长度外信道冲激响应幅度的平均值; σ 为最终的阈值,是 σ_1 与 σ_2 之和。于是,信道的冲激响应可表示为

$$h_{LS}(n) = \begin{cases} |h_{LS}(n)| > \sigma, & 0 \leq n \leq L_{CP} - 1 \\ 0, & \text{others} \end{cases}. \quad (6)$$

再将 $h_{LS}(n)$ 做 DFT 得到信道频域响应 H_{DFT} 。



注: h_{DFT} 为 DFT 信道估计得到的信道冲激响应。

图 2 DFT 信道估计算法流程

2.2.2 Dice 系数匹配准则

经典的贪婪追踪算法中常用内积准则来度量残

差向量与传感矩阵原子的相似度,内积值越大,说明相似度越高。假设两个 N 维向量 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} ,内积准则的定义如下:

$$\cos(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i \cdot b_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n b_i^2}}. \quad (7)$$

内积准则实质上是通过对计算残差向量和传感矩阵挑选出来的原子的夹角余弦值来度量两个向量的相似度,但内积准则的问题在于,匹配过程中会丢失原始信号的部分信息导致匹配不准确。针对这个问题,引入 Dice 系数准则:

$$\text{Dice}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{2 \sum_{i=1}^n (a_i \cdot b_i)}{\sum_{i=1}^n a_i^2 + \sum_{i=1}^n b_i^2}. \quad (8)$$

对比式(7)和(8)可知,内积准则的分母是对向量分量的平方和求几何平均值,Dice 系数准则的分母是对向量分量的平方和求算术平均值。由于算术平均可以有效解决几何平均在匹配过程中丢失原始信号部分信息的问题,更好地保留信号的原始信息,因此基于 Dice 系数准则挑选出的原子是更优的,可以提高算法的恢复精度。

2.2.3 算法流程

输入:观测向量 \mathbf{y} ,传感矩阵 \mathbf{A} ,DFT 估计的信道频域响应 \mathbf{H}_{DFT} 。

输出:信道冲激响应估计值 $\hat{\mathbf{h}}$,信道稀疏度估计值 \hat{K} 。

(1) 初始化:迭代次数 $t=1$,初始残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$,初始索引集 $\Lambda_0 = \emptyset$,初始原子支撑集 $A_0 = \emptyset$,初始残差与 \mathbf{H}_{DFT} 之差 $\beta_0 = 0$;

(2) 利用 Dice 系数匹配准则计算传感矩阵 \mathbf{A} 的每一列向量与当前残差 \mathbf{r}_{t-1} 之间的相关系数: $g^t = \text{abs}[D(\mathbf{r}^{t-1}, \mathbf{A}^T)]$, $\text{abs}()$ 为取绝对值, $D()$ 为 Dice 系数匹配函数,选择最大的一个并找到该系数对应 \mathbf{A} 的列序号 λ_t ,即 $\lambda_t = \arg \max |D(\mathbf{r}^{t-1}, \mathbf{A}^T)|$;

(3) 更新索引集和原子集: $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \{\lambda_t\}$, $\mathbf{A}_{\Lambda_t} = \mathbf{A}_{\Lambda_{t-1}} \cup \{a_{\lambda_t}\}$,其中, a_{λ_t} 为矩阵 \mathbf{A} 的第 λ_t 列;

(4) 求 LS 解:每次迭代更新的信道估计得到的信道冲激响应 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_t = (\mathbf{A}_{\Lambda_t}^T \mathbf{A}_{\Lambda_t})^{-1} \mathbf{A}_{\Lambda_t}^T \mathbf{y}$;

(5) 更新残差: $\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{\Lambda_t} \hat{\boldsymbol{\theta}}_t$,计算残差与信道频域响应估计值的差值: $\beta_t = \|\mathbf{r}_t - \mathbf{H}_{DFT}\|_2$;

(6) $t=t+1$,如果 $\beta_t \geq \beta_{t-1}$,则直接输出最终得到的信道冲激响应估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$,信道稀疏度估计值 $\hat{K} =$

t , 否则返回第(2)步继续进行下一次迭代。

3 仿真结果及分析

为了验证 SADOMP 算法的有效性和可靠性, 本文采用 Matlab 软件进行仿真实验, 首先进行 Dice 系数准则可行性验证, 然后对比本文算法与传统 LS 算法和 CS OMP 算法的误码率(Bit Error Rate, BER)和归一化均方误差(Normalized Mean Square Error, NMSE)性能。所有结果都是经过 5 000 次仿真后求得的平均值。仿真参数设置如表 1 所示, 调制方式为正交相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK), OMP 算法在信道稀疏度未知时, 将其迭代次数设置为导频数的一半^[12]。

表 1 仿真系统参数设置

参数名称	值
子载波数	1 024
FFT 点数	1 024
导频个数	32
CP 长度(采样点数)	128
信道长度(信道多径个数)	60
调制方式	QPSK
非零抽头系数个数	8

3.1 Dice 系数准则可行性验证

可行性验证实验分别使用内积准则和 Dice 系数准则对传感矩阵原子和残差向量进行匹配, 随机生成稀疏度 $K=8$ 、长度 $N=1 024$ 的一维信号, 用 $32 \times 1 024$ 维 FFT 矩阵作为观测矩阵, 对比在不同迭代次数下, 残差向量模的变化。结果如图 3 所示。

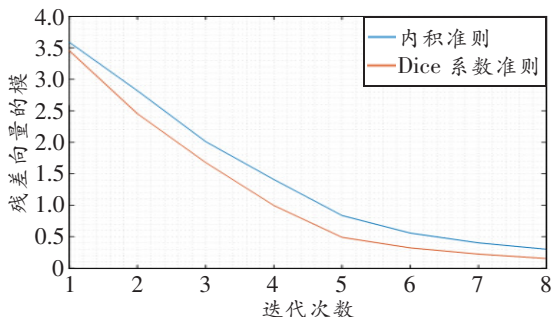


图 3 Dice 系数准则和内积准则在迭代中残差向量模对比

由图可知, 随着迭代次数的增加, 残差向量的模逐渐减小。同时, 使用 Dice 系数准则匹配得到的残差值比同等条件下内积准则的更小, 证明使用 Dice 系数准则挑选出来的原子更优, 能够加速迭代, 提高重构效率。

3.2 NMSE 性能分析

图 4 对比了本文所提 SADOMP 算法和 LS 算

法、OMP 算法在导频数为 32 时不同信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)下的 NMSE 性能。由图可知, 随着 SNR 的增加, 各种算法的 NMSE 均呈下降趋势, 在低 SNR 情况下, 3 种算法的重构性能都较差。随着 SNR 的升高, SADOMP 算法的 NMSE 性能明显优于其他两种算法, 与 LS 和 OMP 算法相比, 本文所提 SADOMP 算法分别约有 10 和 5 dB 的 SNR 峰值增益。充分验证了基于 Dice 系数准则的 SADOMP 算法信道估计的 NMSE 性能。

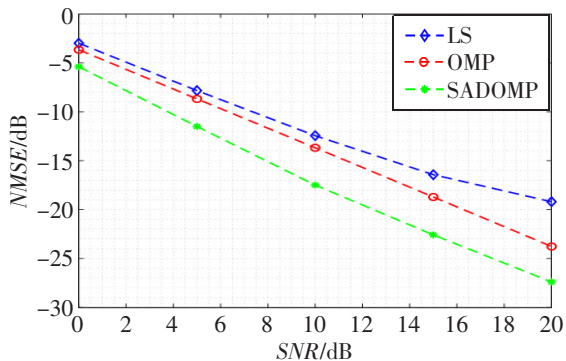


图 4 不同算法 NMSE 曲线对比图

图 5 对比了 SNR 为 15 dB 时, 3 种算法在不同导频数下的 NMSE 性能。由图可知, 随着导频数量的增加, 3 种算法的 NMSE 性能均得到提高, 这是由于, 导频数量越多, 传感矩阵中包含的原始信息就越多, 重构信号的效果就更好。在导频数量相同的条件下, SADOMP 算法的 NMSE 性能明显优于 LS 和 OMP 算法; 当 NMSE 相同时, 本文所提算法需要的导频数量明显小于另外两种算法, 可以说明在相同的重构精度下, 本文所提算法能够减少导频的开销。

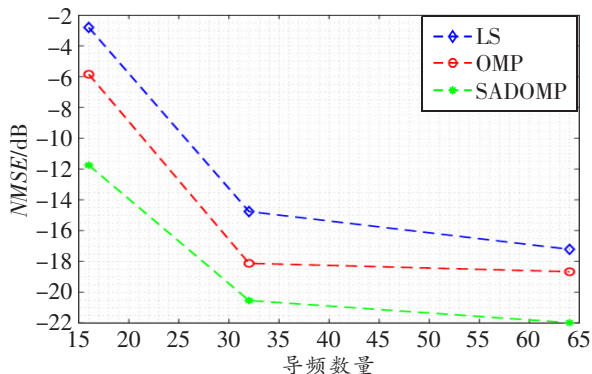


图 5 不同导频数下各算法 NMSE 曲线对比图

3.3 BER 性能分析

图 6 对比了在不同 SNR 情况下, 3 种算法的 BER 性能。由图可知, 随着 SNR 的增加, 3 种算法的 BER 均呈下降趋势, 在导频数相同的条件下, 本

文所提算法比 OMP 和 LS 算法有更低的 BER。

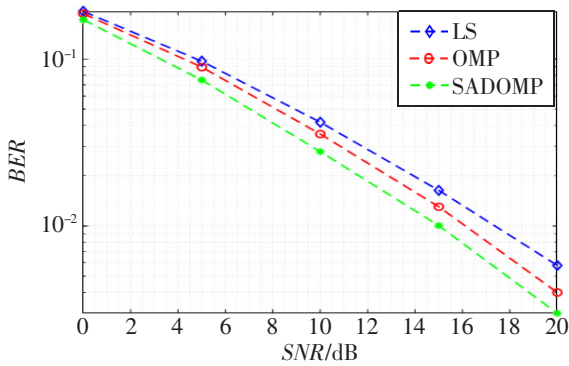


图6 不同 SNR 下各算法 BER 曲线对比图

表 2 和图 7 对比了在不同 SNR 情况下,本文所提算法的估计稀疏度 \hat{K} 和真实稀疏度 K 之间的误差。由图和表可知,随着 SNR 的增大,本文算法估计的稀疏度越来越接近真实稀疏度。在 SNR 为 20 dB 时, \hat{K} 和 K 之间的误差在 3% 以内,证明了本文估计算法的准确性。

表 2 不同 SNR 下 \hat{K} 和 K 的对比

K	\hat{K}				
	SNR/ dB				
	0	5	10	15	20
4	7.476 0	5.389 0	4.843 0	4.245 0	4.120 0
5	9.050 0	6.874 0	5.717 0	5.292 0	5.000 0
6	9.961 0	7.503 0	6.720 0	6.224 0	6.083 0
7	11.448 0	8.649 0	7.783 0	7.209 0	6.958 0
8	12.373 0	10.169 0	8.840 0	8.266 0	7.920 0

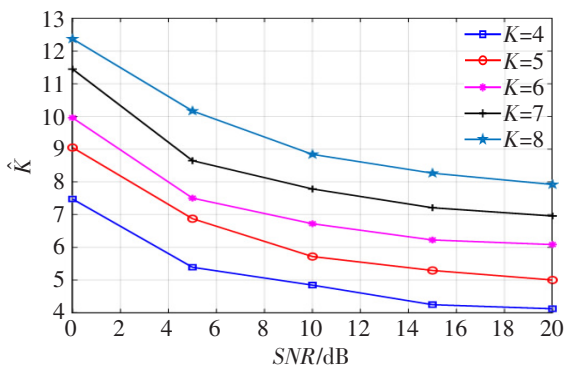


图7 不同 SNR 下 \hat{K} 和 K 对比图

3.4 复杂度分析

基于阈值的 DFT 信道估计算法首先需要得到 LS 算法估计的信道响应,然后通过 N 点的 IDFT,在时域去噪后再做 N 点 DFT 到频域,LS 算法的复杂度一般认为是 N 次复数乘法,采用 FFT 需要的复加次数和复乘次数分别是 $N \log_2 N$ 和 $\frac{1}{2} N \log_2 N$,根据阈值去噪的过程需要 $(N - L_{CP})$ 次复加和复乘,因

此 DFT 信道估计一共需要 $(3N \log_2 N + 3N - 2L_{CP})$ 次复数乘法和加法。

假设系统子载波数和 FFT 点数都为 N ,贪婪算法迭代次数为 K ,本文所提贪婪算法和 OMP 算法的复杂度都集中体现在原子预选阶段和信号重构阶段,这两个阶段需要的复数乘法和加法分别为 KPN 、 $\frac{1}{4}K^2(K+1)^2 + K(1+K)P$,可以看出,基于阈值的 DFT 信道估计算法的复杂度远远小于贪婪算法,因此本文所提算法的复杂度主要来源于贪婪重构算法。由于本文所提算法在信道稀疏度未知时迭代次数趋近于稀疏度,而 OMP 算法的迭代次数为导频数的一半,因此在导频数的个数大于稀疏度的两倍时,本文所提算法的迭代次数少于 OMP 算法。表 3 给出了两种算法在 SNR = 20 dB 条件下 1 000 次实验的平均每次运行时间。

表 3 OMP 和 SADOMP 算法运行时间对比

算法	运行时间/s
OMP	0.050 9
SADOMP	0.044 0

4 结束语

本文研究了 OFDM 系统信道估计问题,提出了一种基于 CS 的 SADOMP 算法。该算法利用 DFT 估计算法进行降噪处理,并将估计得到的信道频域响应用于 CS 算法残差的判断条件,使用 Dice 系数准则来度量残差向量与传感矩阵原子的相似度,实现了稀疏信号的快速准确重建。仿真结果表明,本文所提算法比传统的 CS 估计算法频谱利用率更高,并且有更好的 NMSE 和 BER 性能。同时,算法能够在稀疏度未知的情况下对稀疏度做出较为准确的估计。

参考文献:

- [1] 李姣军,张亭亭,黄明敏,等. 一种改进的 LS 信道估计算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018, 32(12):170-174,192.
- [2] Sutar M B, Patil V S. LS and MMSE Estimation with Different Fading Channels for OFDM System[C]// 2017 International Conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). Coimbatore, India:IEEE, 2017:740-745.
- [3] Donoho D L. Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.

- [4] Qin Z, Fan J, Liu Y, et al. Sparse Representation for Wireless Communications: A Compressive Sensing Approach [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(3): 40–58.
- [5] Munshi A, Unnikrishnan S. Compressive Sensing in Channel Estimation for SISO and MIMO OFDM Systems [C]//TENCON 2018-2018 IEEE Region 10 Conference. Jeju, Korea (South):IEEE, 2018:8650423.
- [6] Tropp J A, Gilbert A C. Signal Recovery from Random Measurements via Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [7] Mei L, Gao F, Pan H, et al. An Improved ROMP Sparse Channel Estimation Algorithm in OFDM System [C]//2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (IC-SPCC). Ningbo, China: IEEE, 2015:7338796.
- [8] Wang R, Cai J, Yu X, et al. Compressive Channel Estimation for Universal Filtered Multi-carrier System in High-speed Scenarios [J]. Communications, 2017, 11(15): 2274–2281.
- [9] 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(8): 1829–1834.
- [10] Baraniuk R. Compressive Sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 24(4): 118.
- [11] Tillmann A M, Pfetsch M E. The Computational Complexity of the Restricted Isometry Property, the Nullspace Property, and Related Concepts in Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(2): 1248–1259.
- [12] 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.

(上接第 17 页)

- [9] Parsaei M R, Mohammadi R, Javidan R. A New Adaptive Traffic Engineering Method for Telesurgery using ACO Algorithm over Software Defined Networks [J]. European Research in Telemedicine, 2017, 6(3-4): 173–180.
- [10] Li W, Li G, Yu X. A Fast Traffic Classification Method based on SDN Network [J]. Electronics, Communications and Networks, 2015, 5: 223229.
- [11] Stampa G, Arias M, Sánchez-Charles D, et al. A Deep-reinforcement Learning Approach for Software-defined Networking Routing Optimization [DB/OL]. (2017-09-20) [2021-01-18]. <https://arxiv.org/abs/1709.07080v1>.
- [12] Dulac-Arnold G, Evans R, van Hasselt H, et al. Deep Reinforcement Learning in Large Discrete Action Spaces [DB/OL]. (2015-11-24) [2021-01-18]. <https://arxiv.org/abs/1512.07679v2>.
- [13] Shang Yu, Guo B, Li X, et al. Traffic Pattern Adaptive Hybrid Electrical and Optical Switching Network for HPC System [J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(2): 270–273.
- [14] Clark D D, Partridge C, Ramming J C, et al. A Knowledge Plane for the Internet [C]//Proceedings of the 2003 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. New York, NY, USA: IEEE, 2003: 3–10.
- [15] Sutton R S, Barto A G. Reinforcement Learning: An Introduction [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1998, 9(5): 1054.