

OFDM 水声通信系统动态 OMP 信道跟踪算法

戈俞峰, 王 彪

(江苏科技大学电子信息学院, 江苏镇江 212003)

摘要: 针对正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)水声通信系统中最小二乘(Least Square, LS)信道估计算法和静态压缩感知信道估计算法分别存在估计精度低、导频开销大和计算复杂度高、实时性差的缺点, 利用水声信道冲激响应的时域相关性, 通过建立动态稀疏观测模型, 提出一种动态正交匹配追踪(Dynamic Orthogonal Matching Pursuit, D-OMP)信道跟踪算法。该算法仅在初始时刻进行一次完整的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)信道估计获取信道支撑集, 之后通过连续跟踪前一时刻信道支撑集的变化来跟踪信道。仿真结果表明, 在导频开销相同的情况下, 与传统 LS 算法、经典 OMP 算法相比, 所提算法具有更好的信道跟踪性能和较低的算法复杂度。

关键词: 水声通信; 正交频分复用; 信道跟踪; 压缩感知

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2019)-01-0051-07

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2019.01.008

Dynamic OMP channel tracking algorithm for OFDM underwater acoustic communication systems

GE Yu-feng, WANG Biao

(School of Electronic and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhen Jiang 212003, Jiangsu, China)

Abstract: For the OFDM underwater acoustic communication systems, the least square (LS) channel estimation algorithm has the disadvantages of low estimation accuracy and high pilot overhead, while the static compressive sensing channel estimation algorithm has the disadvantages of high computational complexity and poor real-time performance. Aiming at these problems, a new algorithm called dynamic orthogonal matching pursuit (D-OMP) is proposed by establishing a dynamic sparse observation model based on the temporal correlation of the underwater acoustic channel impulse response. The algorithm only performs a complete OMP channel estimation at the initial time to obtain the channel support set, and then tracks the channel by continuously tracking changes in the previous channel support set. The simulation results show that the proposed algorithm has better channel tracking performance and lower algorithm complexity compared with the traditional LS algorithm and the classical OMP algorithm under the same pilot overhead.

Key words: underwater acoustic communication; orthogonal frequency division multiplexing(OFDM); channel tracking; compressive sensing

0 引 言

目前, 对水声通信的研究主要以点对点通信为主。由于正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)技术具有高频谱利用率和抗多途效应强的优点, 因而在水声通信中得到了广泛的应用。水声 OFDM 信道估计也成为了一个研究热点。

其中最普遍的 OFDM 信道估计方法是基于导

频的最小二乘(Least Square, LS)估计^[1], 由于 LS 算法复杂度低、易于实现, 在工程上得到了广泛应用。但对于大多数的应用场合, 浅海水声信道通常看作是一个缓慢时变的相干多途信道^[2]。在此条件下, 传统的 LS 算法由于需要插入大量导频, 因此在连续跟踪信道状态信息时会降低系统的通信效率。随着压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论的提出以及人们对水声信道稀疏性的认识, CS 理论被逐渐应用到水声稀疏信道估计中^[3-4], 在提高信道估计精度的同时有效地减少了导频开销, 提高了频谱利用率。尽管具有上述优越性, 但 CS 方法由于重构算法的复杂度高, 在跟踪缓慢时变水声信道时需要增加观测次数以提高精度, 因此在实际工程中难以应用。

对此, 近年来已有一些文献开始关注基于 CS

收稿日期: 2017-07-26 ; 修回日期: 2017-10-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(11574120、61401180、U1636117);
江苏省自然科学基金项目(BK20161359)

作者简介: 戈俞峰(1993—), 男, 江苏苏州人, 硕士研究生, 研究方向为水声通信、水声信号处理。

通讯作者: 戈俞峰, Email: geyufg@163.com

方法的缓慢时变信道的跟踪问题。文献[5]基于分布式压缩感知(Distributed Compressive Sensing, DCS)理论^[6-7], 利用一种同步正交匹配追踪(Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, SOMP)算法^[8]对信道冲激响应(Channel Impulse Response, CIR)进行联合稀疏恢复, 有效地降低了算法的复杂度, 但该算法未考虑信道支撑集随时间的变化, 因此与实际情况略有不符。文献[9]提出了一种将卡尔曼滤波与 CS 相结合的算法, 成功地对缓慢时变稀疏信号进行了跟踪恢复。文献[10-12]则是文献[9]中算法的改进与应用。虽然此类基于卡尔曼滤波的 CS 算法均取得了优于传统方法的效果, 但由于过高的算法复杂度, 其实用性仍然较差。

针对上述问题, 本文提出一种动态正交匹配追踪(Dynamic Orthogonal Matching Pursuit, D-OMP)信道跟踪算法。通过利用缓变水声信道支撑集缓慢变化的特点, 所提算法仅需在初始时刻进行一次信道估计, 之后在不同时刻只需跟踪信道支撑集的变化, 计算新增路径和删除消失路径, 而不需要每次都单独恢复信道支撑集。仿真实验表明, 该算法具有比传统信道估计方法更高的估计准确度, 算法复杂度也比传统 CS 方法更低, 可以较好地跟踪缓慢时变水声信道。

1 信道与系统模型

1.1 缓变水声信道模型

考虑到浅海水声信道的多途衰落特性, 本文采用抽头时延线模型描述水声信道的冲激响应 $h(t, \tau)$, 其表达式为^[4]

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^I \alpha_i(t) \delta(\tau - \tau_i(t)) \quad (1)$$

式中, I 表示水声信道中可分辨路径的数目, $\alpha_i(t)$ 和 $\tau_i(t)$ 分别表示 t 时刻第 i 条路径的复增益和时延, 其中 $0 \leq \tau_i(t) \leq \tau_{\max}$, $\tau_{\max}$ 表示最大多径时延扩展。由于信道的缓慢时变特性, 可以认为信道的相干时间远大于一个 OFDM 符号周期, 在一个或几个 OFDM 符号内信道可以认为是时不变的^[13]。在此基础上, 式(1)的离散时间形式为

$$h(n, l) = \sum_{i=1}^I \alpha_{(n,i)} \delta(l - \frac{\tau_i}{T_s}) \quad (2)$$

其中, T_s 表示系统的采样周期, $h(n, l)$ 表示第 n 个 OFDM 符号内第 l 个信道抽头的值。如果假设路径的时延 τ_i 是采样周期 T_s 的整数倍, 最大抽头时延为 $\tau_{\max}$, 令 $L = \tau_{\max} / T_s$, L 被称为信道长度。结合水声信道呈现稀疏性的特点, 则信道抽头中非零元素的

个数很少, 因此 $I \ll L$ 。

而对于时变水声信道, 本文采用文献[14]中使用的基于自回归(Auto Regressive, AR)统计模型的方法对时变信道进行建模。根据式(2)对 CIR 的描述, 时变水声信道可以用如下的一个复 Q 阶 AR 过程表示^[14]:

$$h_{n,l} = \sum_{q=1}^Q a_q h_{n-q,l} + v_{n,l} \quad (3)$$

式中: Q 和 a_q 是 AR 过程的阶数和系数, Q 的阶数越高, 与理想时变信道越接近; $v_{n,l}$ 表示均值为零、方差为 σ_v^2 的复高斯白噪声。根据 Jakes 衰落模型, 第 l 条路径分量的自相关函数为^[14]

$$E\{h_{n,l} h_{m,l}^*\} = \sigma_l^2 J_0(2\pi f_d T_s (n-m)) \quad (4)$$

其中, σ_l^2 为第 l 条路径的功率, $f_d T_s$ 为归一化多普勒频移, $J_0(\cdot)$ 为第一类零阶贝塞尔函数。

考虑到本文研究的缓变水声信道只需考虑相邻数据帧之间的信道变化, 因此采用一阶 AR 过程即能满足要求, 具体可表示为

$$h_n = a h_{n-1} + v_n \quad (5)$$

其中, AR 过程系数 a 和复高斯白噪声方差 σ_v^2 可根据 Jakes 模型计算 Yule-Walker 方程得到, 具体结果可见于文献[14]。图 1 所示即为一阶 AR 过程建模的缓变水声信道在连续三个数据帧内的信道响应变化示意图, 其中每个数据帧的长度至少为一个 OFDM 周期。

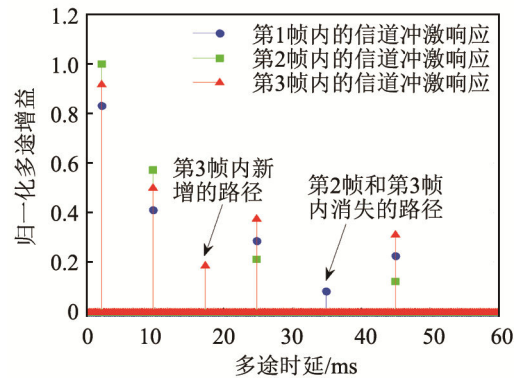


图 1 连续 3 个数据帧内的水声稀疏信道冲激响应
Fig.1 Impulse response of the underwater acoustic sparse channel in three consecutive frames

1.2 水声 OFDM 系统模型

考虑一个单输入单输出(Single-Input Single-Output, SISO)OFDM 通信系统, 假设系统具有 N 个子载波, 其中导频子载波的数量为 P , 发送端频域数据为 $X(n, k)$, 表示第 n 个 OFDM 符号内第 k 个子载波的符号数据。系统采用基于辅助导频的信道估计方法, 导频插入方式为梳状插入, 则发送端频域数据 $X(n, k)$ 经过快速傅里叶逆变换(Inverse Fast

Fourier Transform, IFFT)后成为时域数据 $\mathbf{x}(n, l)$, $\mathbf{x}(n, l)$ 加入循环前缀后得到发送端的最终发送数据 $\mathbf{x}_g(n, l)$ 。

接收端接收到的时域信号是发送数据 $\mathbf{x}_g(n, l)$ 经过水声信道后得到的, 可表示成

$$\mathbf{y}_g(n, l) = \mathbf{x}_g(n, l) \otimes \mathbf{h}(n, l) + \mathbf{w}(n, l) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{h}(n, l)$ 是式(2)所示的水声信道离散时间冲激响应, $\mathbf{w}(n, l)$ 是时域加性高斯白噪声。从 $\mathbf{y}_g(n, l)$ 中去除循环前缀得到 $\mathbf{y}(n, l)$, $\mathbf{y}(n, l)$ 经过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)后得到接收端的频域数据 $\mathbf{Y}(n, k)$ 。

假设保护间隔的时间长度大于最大多径时延扩展, 则在缓变水声信道条件下不存在 OFDM 符号间干扰(Inter Symbol Interference, ISI)和符号内子载波间干扰(Inter Carrier Interference, ICI), $\mathbf{Y}(n, k)$ 可以表示成发送端频域信号与信道频域响应之间的乘积, 即

$$\mathbf{Y}(n, k) = \mathbf{X}(n, k) \mathbf{H}(n, k) + \mathbf{W}(n, k) \quad (7)$$

其中: $\mathbf{H}(n, k)$ 表示第 n 个 OFDM 符号的第 k 个子载波的信道频域响应, $\mathbf{W}(n, k)$ 表示频域高斯白噪声。为了后文公式推导方便, 将式(7)写成如下矩阵形式:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \mathbf{H} + \mathbf{W} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{X}$ 是一个 $N \times N$ 维的对角矩阵, 主对角线上的元素是 $\mathbf{X}(n, k)$, $k=0, 1, \dots, N-1$ 。由于信道估计是基于导频进行的, 因此可通过一个 $P \times N$ 维的导频选择矩阵 $\mathbf{S}$, 提取出导频位置的频域信号, 则获取到的导频信号为

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{X}_p \mathbf{H}_p + \mathbf{W}_p \quad (9)$$

其中, $P \times 1$ 维向量 $\mathbf{Y}_p = \mathbf{S} \mathbf{Y}$, $P \times P$ 维矩阵 $\mathbf{X}_p = \mathbf{S} \mathbf{X} \mathbf{S}^T$, $P \times 1$ 维向量 $\mathbf{H}_p = \mathbf{S} \mathbf{H}$, $P \times 1$ 维向量 $\mathbf{W}_p = \mathbf{S} \mathbf{W}$ 。传统的信道估计方法根据接收端获取到的导频信号 $\mathbf{Y}_p$ 以及已知的导频矩阵 $\mathbf{X}_p$, 利用信道估计算法(如 LS 算法)求出导频位置的频域响应 $\mathbf{H}_p$, 继而通过插值算法得到整个频域的信道响应 $\mathbf{H}$ 。

2 压缩感知(CS)信道估计

如前文所述, 对于式(9)所示的 OFDM 信道估计模型, 传统的基于辅助导频的信道估计方法通常采用 LS 或最小均方误差(Minimum Mean Squared Error, MMSE)法, 但为了保证其准确度, 通常有一个前提假设: 插入的导频数量必须大于等于信道长度, 即 $P \geq L$, 否则估计性能较差。对于长时延扩展的水声信道而言, 上述要求很难满足, 而采用 CS

进行信道估计, 能够很好地克服上述缺陷, 减少插入的导频数量, 提高系统通信效率。

针对 1.2 节描述的 SISO-OFDM 系统, 为使用 CS 方法进行信道估计, 系统发送端插入随机导频。与上文介绍的频域信道估计不同, CS 信道估计方法是基于导频的时域信道估计, 因此式(8)的系统模型转化为如下形式:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \mathbf{H} + \mathbf{W} = \mathbf{X} \mathbf{F} \mathbf{h} + \mathbf{W} \quad (10)$$

其中, $L \times 1$ 维向量 $\mathbf{h} = [\mathbf{h}(n, 0), \mathbf{h}(n, 1), \dots, \mathbf{h}(n, L-1)]^T$; $\mathbf{F}$ 为 $N \times N$ 维傅里叶变换矩阵^[14]的前 L 列:

$$\mathbf{F} = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{pmatrix} \mathbf{F}_N^{00} & \dots & \mathbf{F}_N^{0(L_{\max}-1)} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{F}_N^{(N-1)0} & \dots & \mathbf{F}_N^{(N-1)(L_{\max}-1)} \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{F}_N^{nl} = e^{j2\pi nl/N}$ 。

同样, 通过一个导频选择矩阵对导频信号进行提取, 此处用 $\mathbf{S}_p$ 表示, 则获取到的随机导频信号为

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{X}_p \mathbf{F}_p \mathbf{h} + \mathbf{W}_p \quad (12)$$

其中, $\mathbf{Y}_p$ 、 $\mathbf{X}_p$ 、 $\mathbf{W}_p$ 与式(9)中相比, 仅是导频选择矩阵由 $\mathbf{S}$ 变为 $\mathbf{S}_p$, $P \times L$ 维矩阵 $\mathbf{F}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{F}$ 。令 $\mathbf{A} = \mathbf{X}_p \mathbf{F}_p$, 则式(12)改写为

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{A} \mathbf{h} + \mathbf{W}_p \quad (13)$$

观察式(13), 其中 $\mathbf{A}$ 是一个 $P \times L$ 维的矩阵, 称为感知矩阵, 由于 $\mathbf{A}$ 中 $\mathbf{F}_p$ 满足约束等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)条件^[15], 且 $\mathbf{X}_p$ 与 $\mathbf{F}_p$ 不相关, 所以 $\mathbf{A}$ 亦满足 RIP 条件。从接收端的角度来看, $\mathbf{Y}_p$ 与 $\mathbf{A}$ 均已知, 而 $\mathbf{h}$ 是一个 L 维的稀疏向量, 因此, 式(13)满足典型的 CS 重构模型, 稀疏信道响应 $\mathbf{h}$ 可以通过 l_0 或 l_1 范数最小化算法精确重构得到, 然后通过傅里叶变换得到频域信道响应 $\mathbf{H}$ 。

3 基于 D-OMP 算法的信道跟踪

3.1 传统 OMP 信道估计算法及其分析

在经典 CS 理论中, 最小 l_0 范数问题是一个非确定性多项式困难(Nondeterministic Polynomially hard, NP-hard)问题, 常见的解决方法主要有凸松弛算法、贪婪算法和组合算法。正交匹配追踪算法^[8]作为一种经典的贪婪算法, 其思想与匹配追踪算法类似, 在每次迭代中, 通过从完备原子库中选取与残差最匹配的列原子, 但不同的是, 需要将这些已选列原子进行格拉姆-施密特(Gram-Schmidt)正交化, 这样残差将与已选列原子正交, 从而加快算法的收敛速度。

下面结合水声 OFDM 信道估计模型, 给出 OMP

信道估计算法的具体步骤:

输入: 接收导频信号 $\mathbf{Y}_p$; 感知矩阵 $\mathbf{A}$; 水声信道最大稀疏度 K 。

初始化: 令信号残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{Y}_p$, 索引集 $\mathcal{A}_0 = \emptyset$, 重建原子集 $\Phi_0 = \emptyset$, 迭代次数 $t=1$ 。

迭代过程: 第 t 次迭代

步骤 1: 找出残差 $\mathbf{r}_t$ 和感知矩阵 $\mathbf{A}$ 中相关性最大的原子对应的列索引 λ_t , 即

$$\lambda_t = \arg \max_i \|\mathbf{A}_i, \mathbf{r}_t\| \quad (14)$$

其中, $\mathbf{A}_i$ 表示感知矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 i 列;

步骤 2: 更新索引集和重建原子集, 即

$$\begin{cases} \mathcal{A}_t = \mathcal{A}_{t-1} \cup \lambda_t \\ \Phi_t = \Phi_{t-1} \cup \mathbf{A}_{\lambda_t} \end{cases} \quad (15)$$

步骤 3: 利用 LS 算法计算 CIR 的估计值:

$$\hat{\mathbf{h}}_t = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{Y}_p - \Phi_t \mathbf{h}\|_2 \quad (16)$$

步骤 4: 根据 CIR 的估计值更新信号残差:

$$\mathbf{r}_t = \mathbf{Y}_p - \Phi_t \hat{\mathbf{h}}_t \quad (17)$$

步骤 5: 判断是否满足条件 $t=K$, 若满足, 则停止迭代; 若不满足, 令 $t=t+1$, 执行步骤 1。

输出: CIR 的估计值 $\hat{\mathbf{h}}$ 。

从上述步骤中可以看出, OMP 算法在每次迭代中仅从完备原子库中选取一个最匹配的原子来更新原子集合。而对于 K 稀疏度的水声信道, 至少需要进行 K 次迭代才能精确恢复其 CIR。随着迭代次数的增加, 运算时间也相应地大幅增加, 这就是 OMP 算法实时性差的原因。对于本文讨论的缓变水声信道, 由于相邻帧之间的 CIR 具有时域相关性, 即大系数多径的时延位置基本不变, 幅值随时间发生较快改变。对此, 可以考虑将前一帧内 CIR 的支撑集作为当前帧内信道响应的初步支撑集, 然后判断有无新增路径和消失路径, 这样就避免了在每一帧内都进行 K 次迭代来恢复 CIR, 有效减少了算法的复杂度。

3.2 D-OMP 信道跟踪算法及其门限阈值选取

水声信道跟踪需要接收端进行持续观测, 经典 CS 方法均建模为单观测矢量模型。本文在多观测矢量模型的基础上, 结合前文中一阶 AR 过程建模的时变稀疏信道来阐述 D-OMP 算法。

假设发送端连续发送 T 帧数据, 则式(13)的单观测模型可改写为如下的多观测形式:

$$\mathbf{Y}_p^{(t)} = \mathbf{A} \mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{W}_p^{(t)}, \quad t=1, 2, \dots, T \quad (18)$$

其中, $\mathbf{Y}_p^{(t)} = [\mathbf{Y}_p^{(t)}, \mathbf{Y}_p^{(t)}, \dots, \mathbf{Y}_p^{(t)}]^T$ 表示第 t 帧内接收的导频信号, $\mathbf{h}^{(t)} = [h_1^{(t)}, h_2^{(t)}, \dots, h_L^{(t)}]^T$ 表示第 t 帧内水声信道的离散时间冲激响应, $\mathbf{W}_p^{(t)}$ 则表示第 t 帧内的频

域噪声。至此, 将式(5)与式(17)统一符号后建立如下动态稀疏观测模型:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_p^{(t)} = \mathbf{A} \mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{W}_p^{(t)} \\ \mathbf{h}^{(t)} = \mathbf{a} \mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{v}^{(t)} \end{cases} \quad (19)$$

基于此观测模型, 下面是 D-OMP 信道跟踪算法的具体步骤:

输入: 接收导频信号 $\mathbf{Y}_p^{(t)}, t=1, 2, \dots, T$; 感知矩阵 $\mathbf{A}$; 门限阈值 P_{th} ; 水声信道最大稀疏度 K 。

初始化: 令信号残差 $\mathbf{r}^{(0)} = \mathbf{Y}_p^{(0)}$, 索引集 $\mathcal{A}^{(0)} = \emptyset$, 重建原子集 $\Phi^{(0)} = \emptyset$, 迭代次数 $t=1$ 。

初始帧($t=1$)内的信道估计: 利用经典 OMP 信道估计算法计算初始帧内 CIR 的估计值。

$$\hat{\mathbf{h}}^{(0)} = \text{OMP}(\mathbf{Y}_p^{(0)}, \mathbf{A}, K) \quad (20)$$

迭代过程: 第 t 次迭代 ($2 \leq t \leq T$)

步骤 1: 根据上一时刻 CIR 的估计值更新信号残差:

$$\mathbf{r}^{(t)} = \mathbf{Y}_p^{(t)} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{h}}^{(t-1)} \quad (21)$$

步骤 2: 找出残差 $\mathbf{r}^{(t)}$ 与感知矩阵 $\mathbf{A}$ 中相关性最大的原子对应的列索引 λ_t , 即

$$\lambda_t = \arg \max_i \|\mathbf{A}_i, \mathbf{r}^{(t)}\| \quad (22)$$

其中, $\mathbf{A}_i$ 表示感知矩阵 $\mathbf{A}$ 中的第 i 列;

步骤 3: 更新索引集和重建原子集, 即

$$\begin{cases} \mathcal{A}^{(t)} = \mathcal{A}^{(t-1)} \cup \lambda_t \\ \Phi^{(t)} = \Phi^{(t-1)} \cup \mathbf{A}_{\lambda_t} \end{cases} \quad (23)$$

步骤 4: 利用 LS 算法计算 CIR 的估计值:

$$\hat{\mathbf{h}}^{(t)} = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\Phi^{(t)} \mathbf{h} - \mathbf{Y}_p^{(t)}\|_2 \quad (24)$$

步骤 5: 判断是否满足路径消失条件:

$$\mu_t = \{i: |\hat{h}_i^{(t)}| \leq P_{th}, i \in \mathcal{A}^{(t)}\} \quad (25)$$

若满足, 删除消失路径并更新支撑集:

$$\hat{\mathbf{h}}_{\mu_t}^{(t)} = 0, \quad \mathcal{A}^{(t)} = \mathcal{A}^{(t)} - \mu_t \quad (26)$$

令 $t=t+1$, 返回执行步骤 1;

若不满足, 令 $t=t+1$, 直接执行步骤 1;

输出: CIR 的估计值 $\hat{\mathbf{h}}^{(t)}, t=1, 2, \dots, T$ 。

由于初始帧内 OMP 信道估计算法在前文中已给出, 所以在 D-OMP 信道跟踪算法中直接调用即可。迭代过程中所使用的门限阈值 P_{th} 则是根据噪声的统计数据得到的, 具体取值方法如下:

考虑一帧内的信道估计, 将式(13)改写为如下形式:

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{A} \mathbf{h} + \mathbf{W}_p = \mathbf{A}(\mathbf{h} + \mathbf{A}^\dagger \mathbf{W}_p) = \mathbf{A}(\mathbf{h} + \mathbf{W}) \quad (27)$$

其中, $\mathbf{A}^\dagger = \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^{-1}$ 表示感知矩阵 $\mathbf{A}$ 的伪逆, $\mathbf{W} = \mathbf{A}^\dagger \mathbf{W}_p$ 表示 $\mathbf{W}_p$ 的等效噪声。设置门限阈值 P_{th} 的作用是尽可能地从淹没在等效噪声 $\mathbf{W}$ 里的 $\mathbf{h}$ 中

分辨出非零信道抽头。因此, 等效噪声 $\mathbf{W}$ 统计特性的研究对于门限阈值 P_{th} 的选取具有重要的意义。下面是对等效噪声 $\mathbf{W}$ 一二阶统计特性的分析。

首先是数学期望, 由于感知矩阵 $\mathbf{A}$ 和噪声向量 $\mathbf{W}_p$ 相互独立, 因此

$$\mathbb{E}\{\mathbf{W}\} = \mathbb{E}\{\mathbf{A}^\dagger\} \mathbb{E}\{\mathbf{W}_p\} = 0 \quad (28)$$

其次是等效噪声向量 $\mathbf{W}$ 中任意元素的方差:

$$\begin{aligned} \text{Var}\{W_{ij}\} &= \text{Var}\{a_{ij}^\dagger \mathbf{W}_p\} \\ &= P \text{Var}\{a_{ij}^\dagger\} \text{Var}\{(\mathbf{W}_p)_j\} \\ &= P \sigma_{w_p}^2 \text{Var}\{a_{ij}^\dagger\} \end{aligned} \quad (29)$$

其中: P 表示导频数, $\sigma_{w_p}^2$ 表示噪声 $\mathbf{W}_p$ 的方差, $a_{ij}^\dagger$ 表示伪逆矩阵 $\mathbf{A}^\dagger$ 的第 i 行, $a_{ij}^\dagger$ 表示行向量 $a_{ij}^\dagger$ 的第 j 列个元素。此外, 伪逆矩阵 $\mathbf{A}^\dagger$ 还可以用式(30)的等式近似:

$$\mathbf{A}^\dagger = \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^{-1} \approx \mathbf{A}^H (L \sigma_a^2 \mathbf{I}_p)^{-1} = \frac{1}{L \sigma_a^2} \mathbf{A}^H \quad (30)$$

式(30)中, 由于感知矩阵 $\mathbf{A}$ 的随机性, 因此可以用 $L \sigma_a^2 \mathbf{I}_p$ 近似 $\mathbf{A} \mathbf{A}^H$ 。

结合以上分析, 式(29)所示的等效噪声方差可进一步表示成式(31)的形式:

$$\text{Var}\{W_{ij}\} \approx \frac{P \sigma_{w_p}^2}{(L \sigma_a^2)^2} \text{Var}\{a_{ij}^\dagger\} = \frac{P \sigma_{w_p}^2}{L^2 \sigma_a^2} \quad (31)$$

即 W_i 服从式(32)的复高斯分布:

$$W_i \sim \text{CN}(0, \sigma_w^2) \approx \text{CN}(0, \frac{P \sigma_{w_p}^2}{L^2 \sigma_a^2}) \quad (32)$$

根据上述等效噪声 $\mathbf{W}$ 统计特性的分析, 本文把门限阈值 P_{th} 设置成

$$P_{th} = \alpha \sigma_w \approx \frac{\alpha \sigma_{w_p} \sqrt{P}}{\sigma_a L} \quad (33)$$

其中, 系数 α 可自由设置。本文中为了使等效噪声尽可能地落入门限阈值内, 后文的仿真中将 α 设置成 $\alpha=3$, 此时根据高斯分布, 等效噪声落入门限阈值内的概率为 99.73%。

4 仿真与分析

4.1 参数设置

为了验证本文所提 D-OMP 信道跟踪算法的有效性, 下面在 MATLAB 平台进行 OFDM 系统的链路级仿真。在仿真中, 参数设置主要包括信道参数和 OFDM 系统参数的设置。对于信道参数, 根据上文所述的缓变水声信道特性, 认为在一个 OFDM 符号内信道时不变, 信道最大多径时延扩展经采样离

散化后的信道长度 $L=60$ 。多径信道中各路径相互独立, 增益服从复高斯分布, 且随着路径时延的增大, 各路径功率以指数形式衰减。为了模拟信道的时变特性, 信道稀疏度(即信道可分辨路径数)将随时间发生改变, 设定最小稀疏度 $K=4$, 最大稀疏度 $K=10$ 。此外, 信道各径的时延也将随机生成并随时间发生缓慢变化。而对于 OFDM 系统参数, 设定一帧数据仅包含一个 OFDM 符号, 其他具体参数则如表 1 所示。

表 1 OFDM 系统仿真参数
Table 1 Parameters of OFDM system simulation

参数	取值
发送 OFDM 符号数	100
子载波总数	256
保护间隔长度	循环前缀 64 点
导频子载波数	梳状/随机
导频插入方式	梳状/随机
调制方式	QPSK

4.2 结果分析

为方便评估各种信道估计算法的性能, 本文采用归一化均方误差(Normalized Mean Square Error, NMSE)^[16]、误符号率(Symbol Error Rate, SER)以及 CPU 运行时间作为算法性能的评价指标。其中, 归一化均方误差的定义为:

$$N_{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{\|\hat{\mathbf{h}}^{(t)} - \mathbf{h}^{(t)}\|_2^2}{\|\mathbf{h}^{(t)}\|_2^2} \quad (34)$$

式中, $\mathbf{h}^{(t)}$ 表示理想信道的冲激响应, $\hat{\mathbf{h}}^{(t)}$ 表示各类信道估计算法获得的信道估计值。同时, 为与 D-OMP 算法进行比较, 将采用传统 LS 算法、经典 OMP 算法、同步正交匹配追踪 SOMP 算法以及理想卡尔曼滤波(Genie Kalman Filter, Genie-KF)算法作为对比算法。

图 2 和图 3 所示是在不同信噪比下各类信道估计算法的 NMSE 和 SER 性能比较。由于在低信噪比下, 信道估计算法的性能都比较差, 因此本文仿真的信噪比选在 5~30 dB 范围内。对于传统的 LS 算法, 为了发挥其最佳性能, 采用梳状导频插入, 导频间隔为 8 个子载波, 而其他基于 CS 的信道估计算法, 为使感知矩阵 $\mathbf{A}$ 满足约束等距性(Restricted Isometry Property, RIP)条件, 均采用随机导频插入。从图 2 和图 3 的仿真结果可以看出, 所有算法的 NMSE 和 SER 均随信噪比的增大而减小, 但 LS 算法的性能改善不是很明显, 当信噪比 $R_{SN}=30$ dB 时, LS 算法的性能较其他算法差了将近两个数量级。由此可见, 当导频数量相同时, CS

信道估计算法相比传统算法具有巨大的优越性。而在 CS 信道估计算法的比较中,经典 OMP 算法由于未曾考虑相邻帧之间的信道相关性,其性能相比 SOMP 算法以及本文所提的 D-OMP 算法存在较大差距,尤其当信噪比大于 15 dB 时,差距逐渐变大,当 $R_{SN}=30$ dB 时,差距达到将近一个数量级。

而对于 SOMP 算法,由于其利用相邻帧之间信道多径的稀疏相关性对水声信道进行联合稀疏恢复估计,因此性能得到了极大提高。但该算法的理论基础是 DCS 理论下的联合稀疏模型 2(Joint Sparsity Model 2, JSM2^[5])模型,在该模型下不同时刻的信道都具有相同的稀疏支撑集,而在仿真中,由于模拟了信道支撑集的缓慢变化,即不同时刻存在新增路径和消失路径。因此,图 2、3 的仿真结果中, SOMP 算法的性能比本文所提 D-OMP 算法略低。

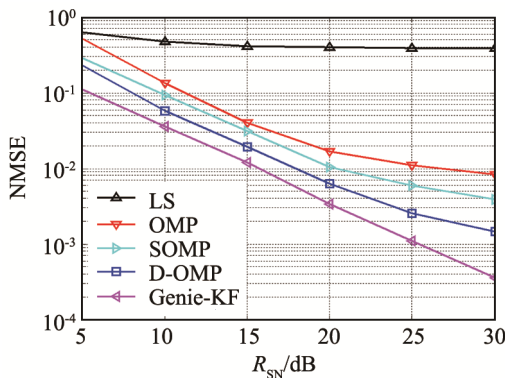


图 2 不同信噪比下的 NMSE 性能比较

Fig.2 Comparison of NMSE performance for different SNRs

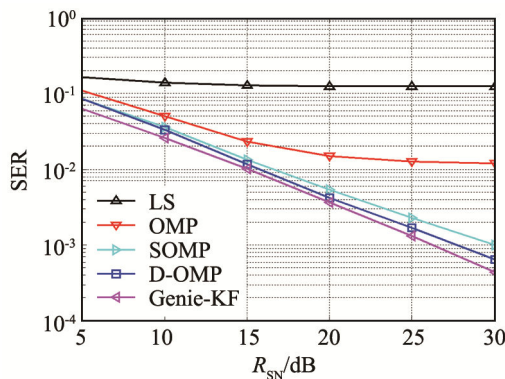


图 3 不同信噪比下的 SER 性能比较

Fig.3 Comparison of SER performance for different SNRs

此外,在本次仿真中还使用了 Genie-KF 算法^[17]作为对比。Genie-KF 是接收端已知各时刻信道支撑集的卡尔曼估计,由于已知先验信息,因此可以认为是估计误差最小的均方误差估计,其性能优于所有未知先验信息的信道估计算法,可以看作是是所有算法的理论极限。从图 2、3 中也能看出,所有算法与它相比均有差距,但 D-OMP 算法差距最小。

上述 NMSE 和 SER 性能曲线均是在不同信噪比下获得的,除此之外,还可以从时间角度进行考虑。图 4 是信噪比 $R_{SN}=15$ dB 时各类算法 NMSE 性

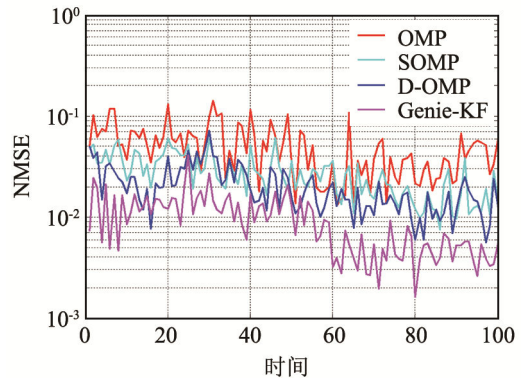


图 4 不同时间下的 NMSE 性能比较

Fig.4 Comparison of NMSE performance at different time

能随时间的变化曲线。由于 LS 算法相比 CS 信道估计算法的差距较大,因此没有参与比较。从图 4 中可以看出,当发送端连续发送 100 帧数据时, OMP 算法的信道跟踪能力明显弱于 SOMP 和 D-OMP 算法,进一步验证了相邻帧内信道存在时域相关性。而 D-OMP 算法跟踪信道的能力略优于 SOMP 算法,介于 SOMP 和 Genie-KF 算法之间,这也与图 2 和图 3 的仿真结果相一致。

最后是各种算法的 CPU 运行时间的比较与分析。仿真所使用的 MATLAB 版本为 2014a,所在计算机的 CPU 型号为 Intel 奔腾双核 G2030,主频 3.0 GHz,内存 4.0 GB。仿真共进行 6 次,在信噪比 5~30 dB 范围内每隔 5 dB 进行一次,每次发送端均发送 100 帧数据(即 100 个 OFDM 符号),接收端对这 100 帧数据进行解调,计算 CPU 所需的运行时间,6 次仿真后取其平均值即为 CPU 平均运行时间,具体仿真结果如表 2 所示。

表 2 不同算法的 CPU 平均运行时间

Table 2 CPU average running time of different algorithms

信道估计算法	CPU 平均运行时间/s
LS	0.141 8
OMP	0.197 6
SOMP	0.102 0
Genie-KF	0.236 5
D-OMP(本文)	0.156 7

从表 2 中可以看出,本文所提 D-OMP 算法的 CPU 平均运行时间与 LS 算法相当,虽高于 SOMP 算法,但优于对比的 OMP 和 Genie-KF 算法,仍具有较高的信道跟踪速度。SOMP 算法由于默认各时刻信道支撑集相同,因此只需进行一次信道支撑集的恢复,极大地降低了算法复杂度。与之形成对比

的是,经典静态 OMP 信道估计算法,在每一帧内都需要进行完整的信道支撑集恢复,造成较长的 CPU 运行时间。至于 Genie-KF 算法,与所有基于卡尔曼滤波的信道估计算法类似,虽具有不错的信道估计准确度,但算法复杂度太高,不适用于实时性要求较高的场合。

5 结论

考虑到浅海水声信道的冲激响应具有稀疏性和缓慢时变特性,本文利用相邻帧之间水声信道的时域相关性,提出一种适合于浅海缓慢时变信道的动态正交匹配追踪信道跟踪算法。仿真结果表明,在对信道的持续跟踪过程中,本文所提算法不仅弥补了传统 LS 算法估计精度和频谱利用率低的问题,还有效地克服了经典静态 CS 算法复杂度高、实时性差的缺点,并且与现有同类 CS 算法相比,也有更好的性能。

参考文献

- [1] 宁小玲, 张林森, 梁玥. 一种改进 LS 信道估计算法在稀疏多径水声信道中的应用[J]. 声学技术, 2016, 35(4): 378-384.
NING Xiaoling, ZHANG Linsen, LIANG Yue. Application of an improved LS channel estimation algorithm to sparse multipath underwater acoustic channel[J]. Technical Acoustics, 2016, 35(4): 378-384.
- [2] 乔钢, 王巍, 王玥, 等. 基于压缩感知的 OFDM 水声通信信道二次估计算法[J]. 声学技术, 2013, 32(5): 357-361.
QIAO Gang, WANG Wei, WANG Yue, et al. The complex channel estimation based on compress sensing in OFDM via underwater acoustic channel[J]. Technical Acoustics, 2013, 32(5): 357-361.
- [3] GUO S C, HE Z Q, JIANG W P, et al. Channel estimation based on compressed sensing in high-speed underwater acoustic communication[C]//IEEE 9th International Conference on Information, Communications and Signal Processing, 2013: 1-5.
- [4] BERGER C R, ZHOU S L, 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.
- [5] WANG D H, NIU K, BIE Z S, et al. A new channel estimation method based on distributed compressed sensing[C]//IEEE Wireless Communications and Networking Conference, 2010: 1-4.
- [6] GONG B, QIN Q, REN X, et al. Distributed compressive sensing based doubly selective channel estimation for large-scale MIMO systems[J]. Mathematics, 2015, arXiv: 1511.02592v1 [cs.IT].
- [7] GONG B, LIN G, QIN Q, et al. Block distributed compressive sensing based doubly selective channel estimation and pilot design for large-scale MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(10): 9149-9161.
- [8] 周跃海, 曹秀岭, 陈东升, 等. 长时延扩展水声信道的联合稀疏恢复估计[J]. 通信学报, 2016, 37(2): 165-172.
ZHOU Yuehai, CAO Xiuling, CHEN Dongsheng, et al. Jointing sparse recovery estimation algorithm of underwater acoustic channels with long time delay spread[J]. Journal on Communications, 2016, 37(2): 165-172.
- [9] VASWANI N. Kalman filtered compressed sensing[C]//IEEE 15th International Conference on Image Processing, 2008: 893-896.
- [10] WANG D H, NIU K, HE Z Q, et al. Pilot-aided channel estimation method based on compressed sensing and Kalman filtering in OFDM systems[C]//IEEE International Conference on Wireless Information Technology and Systems, 2010: 1-4.
- [11] DING X, CHEN W, WASSELL I. Sparsity-fused Kalman filtering for reconstruction of dynamic sparse signals[C]//IEEE International Conference on Communications, 2015: 6675-6680.
- [12] GAO Y, XU K, CHEN Y. A novel method of multi-band spectrum sensing exploiting dynamic compressive sensing[C]//IEEE 13th International Conference on Signal Processing, 2016: 1152-1156.
- [13] 叶新荣, 朱卫平, 孟庆民. 基于 SAMP 重构算法的 OFDM 系统稀疏信道估计方法[J]. 信号处理, 2012, 28(3): 392-396.
YE Xinrong, ZHU Weiping, MENG Qingmin. SAMP construction based sparse channel estimation for OFDM systems[J]. Signal Processing, 2012, 28(3): 392-396.
- [14] CHEN B H, CUI Q M, YANG F, et al. A novel channel estimation method based on Kalman filter compressed sensing for time-varying OFDM system[C]//IEEE 6th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, 2014: 1-5.
- [15] 张晓东, 董唯光, 郭俊峰, 等. 基于 $\alpha\beta$ 变换的压缩感知风电变流器电压信号压缩方法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2016, 41(6): 1855-1862.
ZHANG Xiaodong, DONG Weiguang, GUO Junfeng, et al. Wind power converter voltage signal compression method of compressed sensing based on $\alpha\beta$ transform[J]. Journal of Guangxi University(Natural Science Edition), 2016, 41(6): 1855-1862.
- [16] 刘政, 刘本永. 基于图像深度信息的尺度不变特征变换算法误匹配点对剔除[J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3554-3559.
LIU Zheng, LIU Benyong. Removal of mismatches in scale-invariant feature transform algorithm using image depth information[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(12): 3554-3559.
- [17] LI H, GUO W B, SUN Z, et al. Adaptive Kalman filtered compressive sensing for streaming signals[C]//IEEE 78th Vehicular Technology Conference, 2013: 1-5.