

OFDM 水声通信系统的 LS-OMP 信道估计

郭铁梁¹, 张智勇², 赵旦峰³, 李海宝¹

(1. 黑龙江科技大学理学院, 黑龙江哈尔滨 150022;
2. 黑龙江科技大学电子与信息工程学院, 黑龙江哈尔滨 150022;
3. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 对于正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)水声通信系统, 最小二乘(Least Squares, LS)信道估计方法受噪声影响较大, 并且使用的导频数量较多, 影响通信效率。而基于压缩感知理论的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)信道估计方法可以充分利用水声信道的稀疏特性, 同时能够有效地抑制系统噪声, 但控制迭代运算次数的相关参数(稀疏度或误差容忍值)是 OMP 算法的关键条件。针对上述问题, 提出了利用少量导频随机分布的 LS 和 OMP 联合的信道估计方法, 该方法首先利用少量导频采用 LS 方法估计出 OMP 算法的误差容忍值, 再利用 OMP 算法恢复数据子载波的信道信息。理论分析和仿真结果同时表明, 与传统的 LS 算法或 OMP 算法相比, 新算法能够在数据恢复的同时有效抑制系统噪声, 应用稀疏特性及少量的导频, 进一步提高了系统的频谱效率, 对时变稀疏水声信道具有更好的适应性。

关键词: 水声通信; 正交频分复用; 信道估计; 最小二乘; 压缩感知; 正交匹配追踪

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2017)-01-0010-07

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2017.01.003

LS-OMP channel estimation algorithm for underwater acoustic OFDM systems

GUO Tie-liang¹, ZHANG Zhi-yong², ZHAO Dan-feng³, LI Hai-bao¹

(1. College of Science, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, Heilongjiang, China;

2. College of Electronics and Information Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, Heilongjiang, China;

3. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, Heilongjiang, China)

Abstract: For underwater acoustic OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) systems, the conventional LS (Least Squares) channel estimation algorithm is very sensitive to noise, and the large number of pilots affects the efficiency of communication. OMP (Orthogonal Matching Pursuit) channel estimation algorithm based on CS (Compressed Sensing) theory can make full use of the sparse characteristics of underwater acoustic channel, and can effectively restrain the system noise at the same time. But the OMP algorithm requires some parameters, which may be sparse degree or error tolerance value, to control the iterative computation times. Aiming at the above problems, an improved LS-OMP channel estimation algorithm is proposed, which first utilizes a small amount of random pilots to estimate the error tolerance values for the OMP algorithm through LS method, and then revises the data information through OMP method. Compared with the traditional LS algorithm or OMP algorithm, theoretical analysis and simulation results all show that the feasible LS-OMP method can effectively restrain the system noise, further improve the system spectrum efficiency, and possess better adaptability to the time-varying sparse underwater acoustic channel.

Key words: underwater acoustic communication; Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM); channel estimation; Least Squares (LS); Compression Sensing(CS); Orthogonal Matching Pursuit(OMP)

0 引言

由于长时延和大多普勒频移的存在, 使水声信道具有频率选择性和时间选择性双重衰落特征^[1]。

作为多载波调制的正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 技术, 可以有效地解决水声信道的频率选择性衰落问题, 同时还能够提高通信系统的频谱利用率, 所以近年来 OFDM 技术在水声通信系统中得到了广泛的应用。

对于 OFDM 水声通信系统的信道估计问题, 应用较多的是基于导频辅助的最小二乘 (Least Squares, LS) 信道估计, 这种估计方法的优点是不需要利用信道和噪声的统计数据, 并且计算复杂度

收稿日期: 2016-04-16; 修回日期: 2016-08-10

基金项目: 黑龙江省自然科学基金(F2015018)资助项目。

作者简介: 郭铁梁(1971—), 男, 黑龙江双城人, 博士, 副教授, 研究方向为现代通信系统与通信技术。

通讯作者: 郭铁梁, E-mail: gotlang@163.com。

较小。但 LS 方法的缺点也是显而易见的,这种方法对于噪声和频率同步误差较为敏感,同时由于较多导频数据的应用,使得这种估计方法的频谱利用率较低^[2]。由于水声信道的稀疏特性,近年来压缩感知(Compressed Sensing, CS)信道估计方法在水声通信领域得到了快速发展^[3-8],压缩感知的特点之一就是信号的采集和压缩两个步骤结合在一起,以期能对高频信号用较低的频率采样。而压缩感知的另一个特点就是将信号的采集和去除噪声结合在一起。也就是说,在某些情况下用压缩感知的方法采集到的信号,噪声会在数据采集或恢复过程中被抑制^[9]。另外,这种信道估计技术利用信道的稀疏特性,通过少量导频数据就能估计出信道参数,可以有效重建稀疏信号,从而减小导频开销,提高频谱效率。总之,压缩感知信道估计在噪声抑制和提高频谱效率方面可以有效克服 LS 信道估计的缺点。但压缩感知算法也需要一些前提条件,例如正交匹配追踪算法的迭代运算过程就需要稀疏信号的稀疏度或已知控制迭代次数的误差容忍值,这就需要采用一些相应的算法加以解决。

本文通过 LS 算法与 CS 算法的比较分析,针对 OFDM 水声通信系统的稀疏信道,提出一种基于随机导频分布的 LS 和压缩感知 OMP 算法相结合的 LS-OMP 信道估计新算法。该方法首先利用少量随机导频数据,采用 LS 方法结合加性高斯白噪声的特性估计出 OMP 算法的误差容忍值,再结合 OFDM 水声稀疏信道的特点利用 OMP 算法恢复数据子载波的信道信息。理论分析和仿真结果同时表明,与传统的 LS 算法和 OMP 算法相比,新算法充分利用了水声信道的稀疏特性,应用较少量的导频数据,在不增加系统运算量的前提下,能够在数据恢复的同时有效抑制系统噪声,进一步提高了系统的频谱效率,对时变稀疏水声信道具有更好的适应性。

1 压缩感知 OMP 算法模型

如果将信号用向量形式表示,对于 $N \times 1$ 维向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$, 其中, \mathbf{R} 表示全体实数构成的实数域,如果 \mathbf{x} 中存在 K 个非零值,则定义 \mathbf{x} 的稀疏度为 K 。通过测量矩阵可以从 \mathbf{x} 中找到 M 个线性测量值,然后接收机就可以利用这些测量值以最高概率恢复原始信号。 M 个线性测量值与原信号 \mathbf{x} 的关系应满足式(1)^[10]:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} \quad (1)$$

其中, M 个测量值用 $M \times 1$ 维列向量 \mathbf{y} 表示, Φ 表

示 $M \times N$ 测量矩阵, Ψ 是由 N 个标准正交基组成的 $N \times N$ 维基矩阵,即 $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$ 。如果 Φ 和 Ψ 已知,那么接收机就可利用相应的算法根据 \mathbf{y} 得到加权系数 $\boldsymbol{\theta}$,这里将 $\boldsymbol{\theta}$ 表示为 $N \times 1$ 维列向量,进而再恢复原始信号 \mathbf{x} 。由式(1)可知,根据 \mathbf{y} 中的 M 个已知条件求解 $\boldsymbol{\theta}$ 中的 N 个未知变量,由于 $M \ll N$,所以这是一个求解欠定方程的问题^[11-12],由于 $\boldsymbol{\theta}$ 的解不唯一,因而接收机要采用适当的算法以获得 $\boldsymbol{\theta}$ 的最优解。

对于上述 $\boldsymbol{\theta}$ 的求解,一般存在两类典型的算法,第一类是基追踪(Basic Pursuit, BP)算法,第二类是 OMP 算法^[13]。由于 BP 算法运算量很大,所以在实际水下环境中很难得到应用。而 OMP 算法利用递归方式对已选择原子集合进行正交化以减少迭代次数,使得计算量大幅下降,所以对于时变水声信道的估计 OMP 算法更适用^[14],由于在一般情况下水声信道的稀疏度是未知的,所以本文采用如下的 OMP 算法^[15-17]:

输入: $M \times N$ 测量矩阵 Φ , $M \times 1$ 观测向量 \mathbf{y} , 误差容忍值 ε ;
输出: \mathbf{x} 的逼近值 $\hat{\mathbf{x}}$;
初始化: 残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 索引集 S_0 为空集, 迭代次数 $t=1$;
循环执行图 1 所示的计算流程。

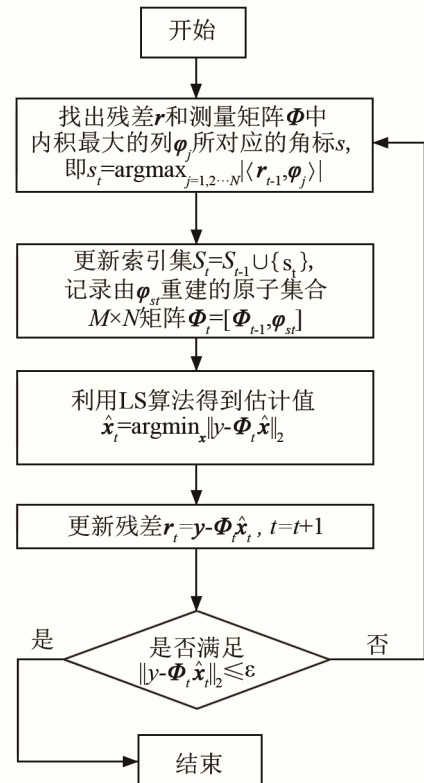


图 1 OMP 算法流程图

Fig.1 Block diagram of OMP algorithm

对于图 1 中的条件判断框, 表示“是”则停止迭代; “否”则重复执行图 1 中的计算流程。其中, ε 表示误差容忍值, 即一个很小的值^[18]。

2 LS-OMP 信道估计算法

2.1 估计误差容忍值 ε 的 LS 算法

由于上述 OMP 算法中的误差容忍值 ε , 决定了整个运算过程的迭代次数。本文基于 LS 算法, 提出了利用噪声的能量设定该门限值的新算法。在考虑噪声的情况下, 随机分布的导频位置用集合 $P=\{p_1, p_2, \dots, p_{N_p}\}$ 表示, 利用 LS 算法在接收端可得到导频子载波处信道频响估值^[17]:

$$\hat{H}_p(p_m) = \frac{Y_p(p_m)}{X_p(p_m)} = H_p(p_m) + \frac{G_p(p_m)}{X_p(p_m)} \quad m=1, 2, \dots, N_p \quad (2)$$

再将上述估值进行 N_p 点快速傅里叶逆变换 (Inverse Fast Fourier Transform, IFFT), 得到 N_p 点时域序列:

$$\hat{h}_p(n) = \frac{1}{N_p} \sum_{k=0}^{N_p-1} \hat{H}_p(p_{k+1}) e^{j\frac{2\pi k}{N_p}n} \quad n=0, 1, \dots, N_p-1 \quad (3)$$

用 L 表示离散信道模型抽头延时线的总数 (L 的取值由信道的最大时延决定), 由于 N_p 较小, 特别对于本文 $N_p < L$ 的情况, 利用式(3)得到的 $\hat{h}_p(n)$ 不可能通过插值准确得到其他数据子载波的时域响应, 但可利用式(2)和式(3), 以及导频信号和噪声的能量特性通过下面的算法得到 OMP 算法中的误差容忍值 ε 。

设高斯白噪声的均值为 0、方差为 σ^2 , 将式(2)代入式(3), 得到:

$$\hat{h}_p(n) = \frac{1}{N_p} \left(\sum_{k=0}^{N_p-1} H_p(p_{k+1}) e^{j\frac{2\pi k}{N_p}n} + \sum_{k=0}^{N_p-1} \frac{G_p(p_{k+1})}{X_p(p_{k+1})} e^{j\frac{2\pi k}{N_p}n} \right), \quad n=0, 1, \dots, N_p-1 \quad (4)$$

式(4)可简略表达为

$$\hat{h}_p(n) = h_p(n) + g_p(n) \quad (5)$$

其中, $h_p(n)$ 和 $g_p(n)$ 分别表示导频处信道脉冲响应的准确值和噪声项, 分别表示如下:

$$h_p(n) = \frac{1}{N_p} \sum_{k=0}^{N_p-1} H_p(p_{k+1}) e^{j\frac{2\pi k}{N_p}n} \quad n=0, 1, \dots, N_p-1 \quad (6)$$

$$g_p(n) = \frac{1}{N_p} \sum_{k=0}^{N_p-1} \frac{G_p(p_{k+1})}{X_p(p_{k+1})} e^{j\frac{2\pi k}{N_p}n} \quad n=0, 1, \dots, N_p-1 \quad (7)$$

由于噪声频域采样点 $G_p(p_m)$ 是统计独立的, 均值为零、方差为 σ^2 , 再由于本文所采用的导频数据 $X_p(p_m)$ 的模均为 1 (具体分析过程详见下文), 所以根据式(7)可得时域噪声采样点 $g_p(n)$ 应该服从均值为 0、方差为 σ^2/N_p 的高斯随机分布。由上述理论分析过程可知, 在一个时域导频符号内所有噪声采样点的能量总和为 σ^2 , 因而一个导频符号中有有用信息的总能量 E 为

$$E = \sum_{n=0}^{N_p-1} |\hat{h}_p(n)|^2 - \sigma^2 \quad (8)$$

综上所述, 一个导频符号中每个采样点内有用信息的平均能量为 E/N_p , 而每个采样点中噪声平均能量为 σ^2/N_p , 这样对于稀疏信道就可以得到用来判断零值与非零值的阈值 δ :

$$\delta = \sqrt{\sigma^2/N_p} \quad (9)$$

当接收端的实际采样幅值满足式(10)时可认为 $\hat{h}_p(n)$ 是非零的有效值, 否则做置零处理。

$$|\hat{h}_p(n)| - \sqrt{E/N_p} \geq \delta \quad (10)$$

考虑到上述 OMP 算法中的误差容忍值 ε , 结合噪声的统计独立特性, 可得到 ε 与 δ 的关系:

$$\varepsilon = N_p \delta = \sqrt{N_p} \sigma^2 \quad (11)$$

根据上述算法得到 ε 值, 导频随机分布的压缩感知 OMP 信道估计就可以根据图 1 中的 OMP 算法流程完成迭代运算, 从而恢复数据子载波处的信道信息。

2.2 OFDM 水声稀疏信道压缩感知估计算法

由于导频辅助信道估计方法的使用和水声信道的稀疏特性, 为压缩感知技术在 OFDM 水声通信系统信道估计中的应用提供了可能。对于一个具有 N 个子载波的 OFDM 等效基带系统, 设导频子载波的数量为 N_p , 发送信号经过 OFDM 调制 (N 点 IFFT) 后, 接收端解调后收到的频域信号可表示为

$$\mathbf{Y} = \text{FFT}(\text{IFFT}(\mathbf{X}) \otimes \mathbf{h} + \mathbf{g}) = \text{diag}(\mathbf{X}) \mathbf{H} + \mathbf{G} \quad (12)$$

其中: \mathbf{Y} 、 \mathbf{X} 、 \mathbf{h} 、 \mathbf{g} 、 \mathbf{H} 、 \mathbf{G} 均为 $N \times 1$ 维列向量; \mathbf{X} 表示发送的复信号; \mathbf{H} 表示信道的频域响应; \mathbf{g} 和 \mathbf{G} 分别表示时域和频域的非加性高斯白噪声。对于式(12)中对应导频子载波位置处的接收频域信号为

$$\mathbf{Y}_p = \text{diag}(\mathbf{X}_p) \mathbf{H}_p + \mathbf{G}_p \quad (13)$$

式中, \mathbf{X}_p 、 \mathbf{H}_p 和 \mathbf{G}_p 分别表示发送复信号、信道频域响应和噪声在导频位置处的数据。

对于 OFDM 系统, 可以认为信道是频率选择

性慢衰落的, 这时由于信道的相干时间大于系统的数据符号周期, 因此信道响应在一个符号时间内是时不变的, 对于一个具有 N 个子载波的 OFDM 系统, 对应的离散信道时域脉冲响应可以表示为

$$h(n) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \delta(n-l) \quad (14)$$

式中, h_l 是第 l 个抽头的复增益, 由于向量 $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T$ 中非零元素的数量较少, 所以表现为信道具有稀疏性的特点。对应的频域响应为:

$$\mathbf{H} = \mathbf{F}\mathbf{h} \quad (15)$$

式中, \mathbf{F} 是 $N \times L$ 维 FFT 变换矩阵, 对应导频位置处的频响可表示为

$$\mathbf{H}_p = \mathbf{F}_p \mathbf{h} \quad (16)$$

式中, \mathbf{F}_p 为 $N_p \times L$ 维矩阵, 表示为

$$\mathbf{F}_p = \begin{bmatrix} 1 & e^{-j\frac{2\pi}{N}P_1} & \dots & e^{-j\frac{2\pi}{N}P_1(L-1)} \\ 1 & e^{-j\frac{2\pi}{N}P_2} & \dots & e^{-j\frac{2\pi}{N}P_2(L-1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & e^{-j\frac{2\pi}{N}P_{N_p}} & \dots & e^{-j\frac{2\pi}{N}P_{N_p}(L-1)} \end{bmatrix} \quad (17)$$

将式(16)代入式(13)中可得:

$$\mathbf{Y}_p = \text{diag}(\mathbf{X}_p) \mathbf{F}_p \mathbf{h} + \mathbf{G}_p = \mathbf{T}_p \mathbf{h} + \mathbf{G}_p \quad (18)$$

式中, $\mathbf{T}_p = \text{diag}(\mathbf{X}_p) \mathbf{F}_p$, 称为恢复矩阵, 当系统的导频数量 $N_p < L$ 时, 式(18)就是一个求解欠定方程的问题。

得到式(18)之后, 就可以利用上文中的 OMP 算法进行信道 \mathbf{h} 的估计, 只要将图 1 OMP 算法流程中的 \mathbf{y} 、 Φ 、 \mathbf{x} 分别用 \mathbf{Y}_p 、 \mathbf{T}_p 、 \mathbf{h} 替换即可, 另外, 再结合 2.1 节中的误差容忍值 ε , 即可完成有限次的迭代运算。

3 算法特点及仿真分析

OMP 算法的基本思想是在每次迭代过程中, 从过完备原子库中选择与初始信号或迭代后信号的剩余量最为匹配的原子, 将其正交化处理后对初始信号进行逼近, 经过一定的迭代后, 信号由这些已选原子进行线性表示, 因而该算法收敛速度较快, 能够以较少的迭代次数保证迭代的最优性。由于 OFDM 系统各子载波之间具有正交性, 再由于傅里叶变换矩阵 \mathbf{F}_p 本身就是归一化的, 另外上文所提算法中要求 $\text{diag}(\mathbf{X}_p)$ 中的向量 \mathbf{X}_p 的每个元素的模均为 1, 即导频数据的模为 1, 这些因素恰好使得上述恢复矩阵 \mathbf{T}_p 中各原子组成的过完备原子库是正交的, 从而保证恢复矩阵 \mathbf{T}_p 中的每一个列向量是归一化的。因此新算法实现时无需进行正交化的处理过

程, 这使得 OFDM 水声信道估计的计算量进一步降低。

对于导频等间隔分布和随机分布的情况下 OMP 算法中的噪声, 由于噪声主要分布于观测向量 \mathbf{y} 中, 而 \mathbf{y} 中的数据分布与导频分布具有对应关系, 因而噪声对于 \mathbf{y} 的影响主要取决于导频的分布规律。当数据分布与噪声分布接近一致时, 在 OMP 的计算过程中才会更接近于线性运算, 图 1 OMP 算法流程中的“利用 LS 算法得到估计值 $\hat{\mathbf{x}}_t = \arg \min_x \|\mathbf{y} - \Phi_t \hat{\mathbf{x}}_t\|_2$ ”和“更新残差 $\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \Phi_t \hat{\mathbf{x}}_t$, $t=t+1$ ”两步运算最能体现这一点。综上所述, 导频随机分布比等间隔分布更加符合上述规律, 因而对于 OMP 算法而言, 导频随机分布更加合理, 下面的仿真结果也可以说明这一点。

本文通过计算机仿真验证上述 LS-OMP 水声信道估计算法, 该水声通信系统采用射线理论模型, 水声信道的最大时延扩展为 10 ms, 这一时延与 1~5 km 范围内的浅水信道的实际通信情况是相符合的, 接收机对于时延超过 10 ms 的路径都视为噪声处理。该仿真系统载波中心频率设为 24 kHz, 采用梳状导频, 设所有导频子载波具有相同的归一化功率, 仿真过程的具体参数如表 1 所示。首先就导频数量对 LS 算法及 OMP 算法运算量及系统特性的影响进行仿真分析, 然后分别在导频间隔小于相干带宽和导频间隔大于相干带宽的情况下, 进行导频均匀分布的 LS 信道估计、导频均匀分布的 LS-OMP 信道估计和导频随机分布的 LS-OMP 信道估计仿真, 主要通过接收信号星座图和误码率曲线及均方误差曲线对结果进行比较分析, 最后对 LS-OMP 算法与其他类似算法进行横向比较分析。

表 1 OFDM 系统参数
Table 1 OFDM system specifications

参数	数值
FFT 点数	512
导频子载波数	≤ 120
载波频率/ kHz	24
带宽/ kHz	12
载波频率间隔/ Hz	23.44
循环前缀长度/ ms	10.7
最大多径时延/ ms	10
符号周期(包括 CP)/ ms	53.3
调制方式	QPSK

传统 LS 算法需要计算两次阶数为导频数 N_p 的矩阵逆运算, 运算量为 $O(N_p^3)$, 而 OMP 算法可以用较少的导频获得较好的信道估计性能, 其运算量与信道的延时线总数及稀疏度有关, 可以表示为

$O(LK^2)$ 。因为 $N_p \gg K$ ，所以当 N_p 较小时，LS 算法复杂度与 OMP 算法相近，而当 N_p 较大时，LS 算法复杂度将远大于 OMP 算法，因此与传统的 LS 算法相比，LS-OMP 算法的运算量并不会增加，但能有效提高系统的性能，特别对于水声通信系统，具有一定的适用性。对于上述运算量的比较，可通过下面的仿真过程加以验证说明。图 2 中的曲线分别表示了信噪比为 15 dB 时 LS 算法和 OMP 算法在不同导频数情况下的均方误差(Mean Square Error, MSE)性能，从图 2 中可得到下面结论，相对而言，在导频数较小时 OMP 算法的性能更佳，这也可从另一角度说明 OMP 算法可以用较小或近似相等的运算量得到比 LS 算法更好的系统性能。

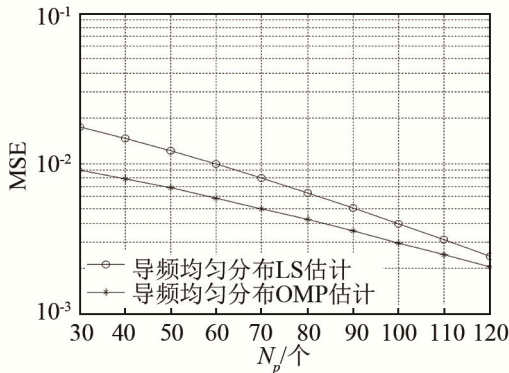


图 2 不同导频数量时的 MSE 比较
Fig.2 MSE comparison for different number of pilots

对于 LS 信道估计，导频间隔是影响其估计性能的一个重要因素。一般情况下，LS 方法通常采用等间隔的梳状导频分布方式，由表 1 中的最大时延可知，本文的仿真系统 LS 信道估计导频最大间隔应为 100 Hz，根据系统带宽，导频子载波数至少应为 120 个。当导频间隔大于系统的相干带宽时，LS 估计系统性能会急剧下降。这可从图 3、4 的均方误差及图 5、6 的误码率仿真曲线中得到验证。同时从图中也可以看到导频数量的多少对于压缩感知的 OMP 估计方法影响要小得多，而且 OMP 算法中由于导频的分布方式是否具有随机性，也会对系统性能产生不同的影响，上文中的理论分析也可以说明这样的仿真结果。另外，除了导频分布，噪声对于 LS 算法也有重要影响，从图 3 和图 4 中的 LS 均方误差曲线中可以明显看到这一点。

由于压缩感知技术可以充分利用水声信道的稀疏特性，因而可以使用较少数量的导频达到准确估计信道参数的目的。这时虽然导频间隔大于系统的相干带宽，但 OMP 算法却能得到比 LS 算法更好的性能。上述结论可以从图 5 和图 6 的仿真结果中

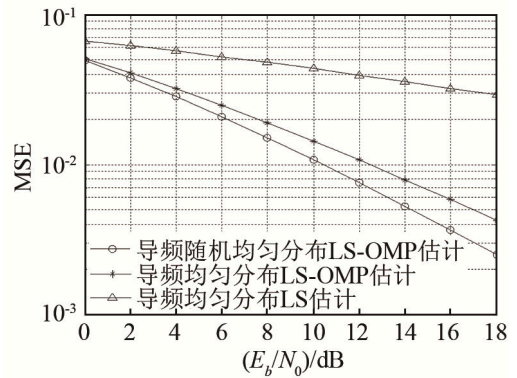


图 3 导频间隔大于相干带宽时 MSE 比较
Fig.3 MSE performances comparison for larger pilot interval

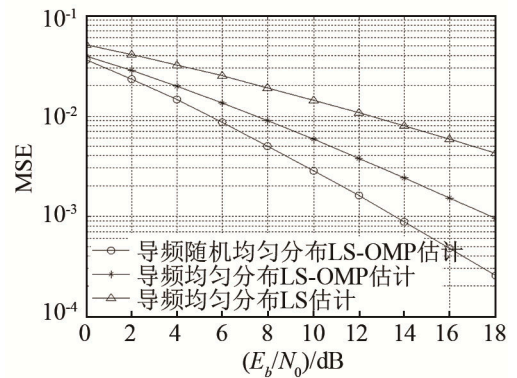


图 4 导频间隔小于相干带宽时 MSE 比较
Fig.4 MSE performances comparison for smaller pilot interval

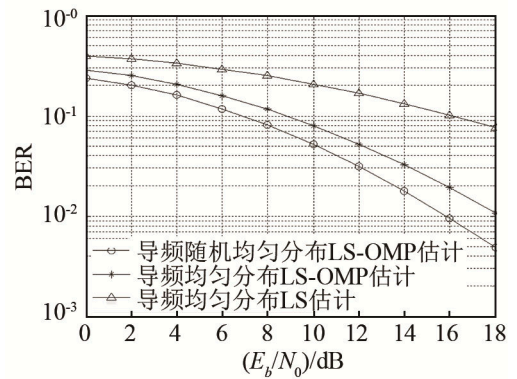


图 5 导频间隔大于相干带宽时 BER 比较
Fig.5 BER performances comparison for larger pilot interval

得到验证。由于随机导频的分布方式能够更好地抑制噪声，因而会得到比导频均匀分布方式更好的误码率(Bit Error Rate, BER)性能。图中横坐标 E_b/N_0 表示比特信噪比，其单位为分贝(dB)。

为了进一步说明本文提出的 LS-OMP 新算法的性能，也可利用图 7、8 所示的星座图进行验证分析，星座图的横坐标表示信号的同相分量(In-phase component)，而纵坐标则表示信号的正交分量(Quadrature component)(由于在信号处理领域，

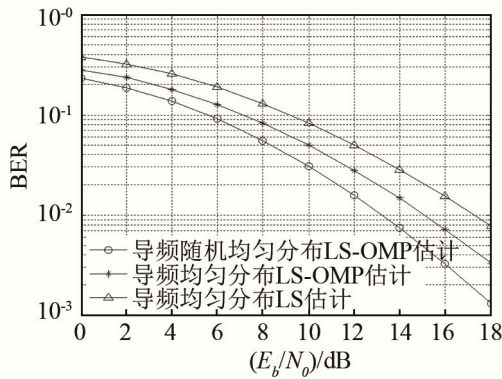
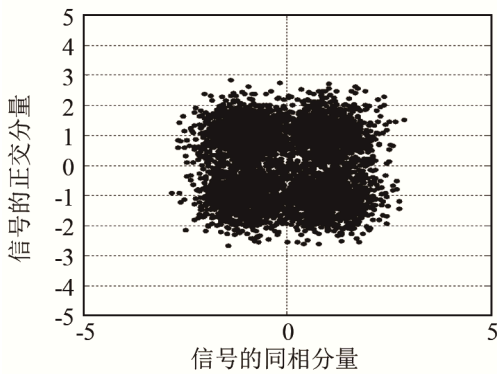
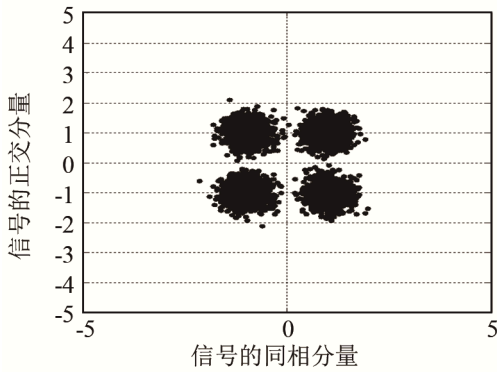


图 6 导频间隔小于相干带宽时 BER 比较
Fig.6 BER performances comparison for smaller pilot interval



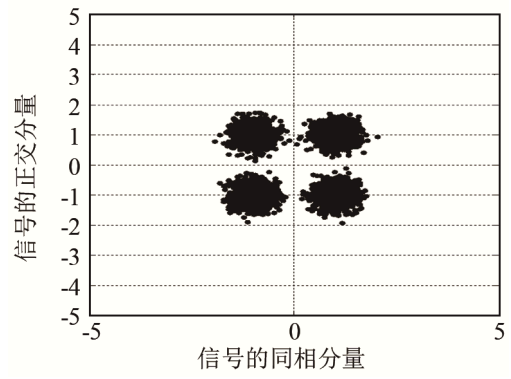
(a) 导频间隔大于相干带宽



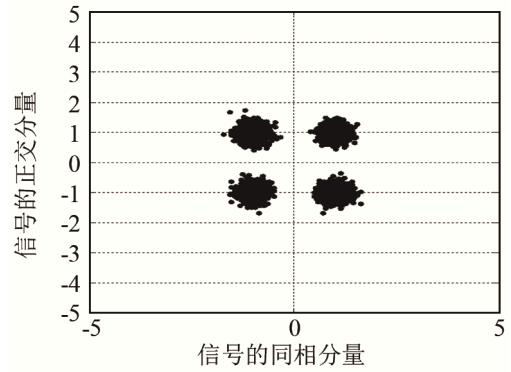
(b) 导频间隔小于相干带宽

图 7 导频均匀分布 LS 信道估计星座图比较
Fig.7 LS constellation comparison for uniform pilot

信号的幅值单位通常默认为归一化的电流或电压，所以本文中凡涉及到信号的幅值问题均未标注单位)。当导频数量较少和未处理噪声的情况下，LS 算法几乎无法恢复数据，如图 7(a)所示。而当增加导频数量使得导频间隔小于相干带宽时，LS 算法性能会得到很大的提升，但此时噪声的影响仍然存在，如图 7(b)所示。对于 LS-OMP 算法，由于对信道稀疏特性的充分利用及算法本身对于噪声的抑制作用，使得在导频数量较少时也能得到较好的系统



(a) 导频均匀分布



(b) 导频随机分布

图 8 LS-OMP 信道估计星座图比较
Fig.8 LS-OMP constellation comparison

性能，如图 8(a)所示，又由于 OMP 算法在导频随机分布时具有更好的噪声抑制作用，因而会得到图 8(b)中更为理想的结果。

以上仿真过程主要将 LS-OMP 信道估计新算法与传统 LS 算法及传统 OMP 算法进行比较分析，为了进一步验证本文所提新算法的性能，下面进行新算法的横向比较分析，文献[15]中进行了一种已知水声信道稀疏度的 OMP 算法的仿真，文献[19]中提出了 LS 算法与离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)相结合的 LS-DFT 信道估计算法，而文献[13]中则进行了几种与压缩感知有关的 BP 算法，同样利用表 1 中的仿真数据将本文提出的 LS-OMP 新算法与上述三种算法进行误码率性能的比较分析，仿真结果如图 9 所示。从图中几条曲线可知，应用压缩感知技术的三种信道估计算法的性能均优于文献[19]中的算法，LS-OMP 算法与文献[13]中的 BP 算法性能接近，但具有计算量上的优势。而 LS-OMP 算法性能明显优于文献[15]中的算法，其主要优势不仅体现在算法复杂度上，而且在噪声抑制方面也是 LS-OMP 新算法的优势所在。

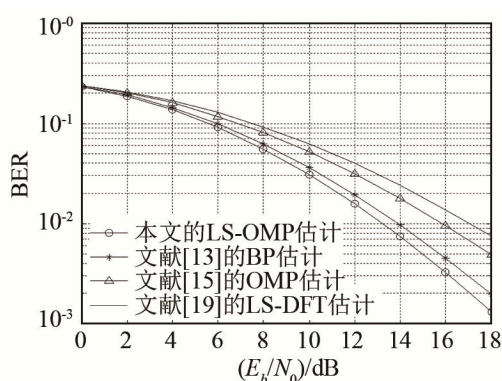


图9 LS-OMP 算法与其它类似算法的 BER 比较

Fig.9 BER performances comparison for other similar algorithms

4 结 论

本文结合水声信道具有稀疏特性的特点,通过对 OFDM 水声通信系统和压缩感知理论的分析,提出了一种最小二乘和压缩感知理论相结合的 LS-OMP 信道算法,估计过程中应用较少数量的导频,通过 LS 算法得到了噪声对于信道稀疏度影响的阈值,进而解决了 OMP 迭代算法中的误差容忍值,从而大大减少了 OMP 迭代的运算量。另外,在少量导频随机分布的前提下,利用 LS 算法进行噪声阈值估计及通过 OMP 算法抑制噪声,使得 LS-OMP 联合算法在不增加运算量的前提下,不仅提高了系统的数据传输效率,而且对于系统噪声也进行了有效的控制,仿真结果也表明,与传统的 LS 算法和 OMP 算法相比,LS-OMP 新算法对于提高 OFDM 水声系统的有效性、可靠性及实时性方面均具有较大的优势。

参 考 文 献

[1] Eggen T H, Baggeroer A B, Preisig J C. Communication over Doppler spread channels. Part I: Channel and receiver presentation[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2000, **25**(1): 62-71.

[2] Chen W, Qi L, Yanjun F. An improved least square channel estimation algorithm for underwater acoustic OFDM systems[C]// *Future Computer and Communication (ICFCC)*, 2010 2nd International Conference on. IEEE, 2010, 3: 577-580.

[3] Huang Y, Wan L, Zhou S, et al. Comparison of sparse recovery algorithms for channel estimation in underwater acoustic OFDM with data-driven sparsity learning[J]. *Physical Communication*, 2014, **13**(PC): 156-167.

[4] Berger C R, Zhou S, 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] Gupta A S, Preisig J. A geometric mixed norm approach to shallow

water acoustic channel estimation and tracking[J]. *Physical Communication*, 2012, **5**(2): 119-128.

- [6] Li W, Preisig J C. Estimation of rapidly time-varying sparse channels[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2007, **32**(4): 927-939.
- [7] Byun S H, Seong W, Kim S M. Sparse underwater acoustic channel parameter estimation using a wideband receiver array[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2013, **38**(4): 718-729.
- [8] Jun L, Tarik Y, Xiang S, et al. Enhanced channel estimation and symbol detection for high speed multi-input multi-output underwater acoustic communications[J]. *J Acoust Soc Am*, 2009, **125**(5): 3067-3078.
- [9] 江海, 林月冠, 张冰尘, 等. 基于压缩感知的随机噪声成像雷达[J]. *电子与信息学报*, 2011, **33**(3): 672-676. JIANG Hai, LIN Yueguan, ZHANG Bingchen, et al. Random Noise Imaging Radar Based on Compressed Sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, **33**(3): 672-676.
- [10] 何雪云, 潘林, 彭伟刚. 压缩感知在稀疏信道估计中的应用[J]. *通信技术*, 2011, **44**(9): 27-29. HE Xueyun, PAN Lin, PENG Weigang. Application of compressive sensing theory in sparse channel estimation[J]. *Communications Technology*, 2011, **44**(9): 27-29.
- [11] Lakshmi K, Muralikrishna P, Soman K P. Compressive estimation of UWA channels for OFDM transmission using iterative sparse reconstruction algorithms[C]// *Automation, Computing, Communication, Control and Compressed Sensing (iMac4s)*, 2013 International Multi-Conference on, 2013, **27**(3): 847-851.
- [12] Bruckstein A M, Elad M. From sparse solutions of systems of equations to sparse modelin of signals and images[J]. *Siam Review*, 2014, **51**(1): 34-81.
- [13] Huang J, Berger C R, Zhou S, et al. Comparison of basis pursuit algorithms for sparse channel estimation in underwater acoustic OFDM[C]// *Sydney, NSW. IEEE*, 2010: 1-6.
- [14] Davenport M A, Wakin M B. Analysis of orthogonal matching pursuit using the restricted isometry property[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, **56**(9): 4395-4401.
- [15] SHAO J, ZHANG X, LIU Y. Channel estimation based on compressed sensing for high-speed underwater acoustic communication[C]// *Image and Signal Processing (CISP)*, 2014 7th International Congress on. IEEE, 2015, 9: 1017-1021.
- [16] 乔钢, 王巍, 王玥. 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.
- [17] 李佩, 杨益新. 基于压缩感知的水声数据压缩与重构技术[J]. *声学技术*, 2014, **33**(1): 14-20. LI Pei, YANG Yixin. Compressed Sensing Based Acoustic Data Compression and Reconstruction Technology[J]. *Technical Acoustics*, 2014, **33**(1): 14-20.
- [18] 李树涛, 魏丹. 压缩传感综述[J]. *自动化学报*, 2009, **35**(11): 1369-1377. LI Shutao, WEI Dan. A survey on compressive sensing[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(11): 1369-1377.
- [19] 郭铁梁, 赵旦峰, 杨大伟. OFDM 水声通信系统 LS-DFT 信道估计算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, **35**(8): 1747-1752. GUO Tieliang, ZHAO Danfeng, YANG Dawei. LS-DFT channel estimation algorithm for underwater acoustic OFDM systems[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, **35**(8): 1747-1752.