

基于基追踪去噪的水声正交频分复用稀疏信道估计

尹艳玲 乔钢 刘淞佐 周锋

Sparse channel estimation of underwater acoustic orthogonal frequency division multiplexing based on basis pursuit denoising

Yin Yan-Ling Qiao Gang Liu Song-Zuo Zhou Feng

引用信息 Citation: [Acta Physica Sinica](#), 64, 064301 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.064301

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.064301>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I6>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

声速剖面对不同深度声源定位的影响

[Influences of sound speed profile on the source localization of different depths](#)

物理学报.2015, 64(2): 024302 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.024302>

单载波频域均衡中的水声信道频域响应与噪声估计

[Frequency domain response estimation of underwater acoustic channel and noise estimation for single-carrier frequency domain equalization](#)

物理学报.2014, 63(19): 194304 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.194304>

二进制偏移载波调制的零相关窗水声同步技术研究

[Underwater acoustic synchronization telemetry research based on binary offset carrier modulated signal with zero correlation window](#)

物理学报.2014, 63(10): 104301 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.104301>

基于压缩拷贝场向量的空域滤波器设计

[Spatial filter design based on compressed replica vectors](#)

物理学报.2014, 63(10): 104302 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.104302>

一种更具普适性的浅海不确定声场快速算法

[A fast and more universal algorithm for an uncertain acoustic field in shallow-water](#)

物理学报.2014, 63(8): 084301 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.084301>

基于基追踪去噪的水声正交频分复用 稀疏信道估计*

尹艳玲¹⁾²⁾ 乔钢^{1)2)†} 刘淞佐¹⁾²⁾ 周锋¹⁾²⁾

1) (哈尔滨工程大学, 水声技术重点实验室, 哈尔滨 150001)

2) (哈尔滨工程大学水声工程学院, 哈尔滨 150001)

(2014年6月17日收到; 2014年9月9日收到修改稿)

针对传统的 l_2 -范数信道估计精度低的问题, 提出了一种基于基追踪去噪 (BPDN) 的水声正交频分复用稀疏信道估计方法, 该方法针对水声信道的稀疏特性, 利用少量的观测值即可以很高的精度估计出信道冲激响应. 与贪婪追踪类算法相比, 基于 BPDN 算法的稀疏信号估计具有全局最优解, 采用 l_2 - l_1 范数准则估计信号, 同时考虑了观测值含噪情况, 通过调整正则化参数控制估计信号稀疏度和残余误差之间的平衡. 仿真分析了导频分布、正则化参数等对 BPDN 算法的影响以及 BPDN 算法与最小平方 (LS)、正交匹配追踪 (OMP) 信道估计算法的性能. 湖试结果表明, 在稀疏信道下, 基于 BPDN 的信道估计方法明显优于 LS 和 OMP 信道估计方法.

关键词: 基追踪去噪, 正交频分复用, 稀疏信道估计, 正交匹配追踪**PACS:** 43.30.+m, 43.60.+d**DOI:** 10.7498/aps.64.064301

1 引言

水声信道是一个复杂的时变、频变、空变的多途衰落信道, 这给高速稳健的水声通信带来了很大的挑战^[1-4]. 为了克服水声信道带来的多途干扰, 精确的信道估计方法和信道均衡算法是其核心关键问题之一. 对于水声正交频分复用 (OFDM) 通信来说, 常用的信道估计方法最小平方 (LS)、最小均方误差 (MMSE) 信道估计是利用均方误差信息或者二阶统计量来估计信道参数, 是基于 l_2 -范数的最优估计. 该类算法易受噪声影响, 估计的准确性和可靠性不高^[5], 而且 l_2 -范数不能体现信号的稀疏性.

近年来的研究表明, 在大部分情况下, 水声信道具有稀疏特性, 即信道抽头大部分值为零或者很小, 只有很少的抽头具有非零值^[6,7], 水声信道的该

特性为信道估计提供了新的思路. 最近, 基于压缩感知 (compressed sensing, CS)^[8] 的稀疏信道估计受到越来越多关注. 压缩感知理论表明, 如果一个信号在某个变换域是稀疏的, 通过采集少量的信号投影值就可以实现信号的精确或近似重构^[8]. 根据压缩感知理论, OFDM 信号经过水声稀疏信道后, 通过时频变换构建出水声信道的稀疏表示, 利用频域的少量导频信号, 即可恢复出信道的时域信道冲激响应.

基于压缩感知的稀疏信号重构算法主要包括贪婪算法、凸松弛法和组合算法^[9], 其中应用比较广泛的是贪婪算法中匹配追踪 (matching pursuit, MP) 算法和一系列改进算法, 该算法在水声稀疏信道估计中表现了非常好的性能^[10]. 文献^[11]比较了正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 信道估计与 LS 信道估计的性能, 并经过了海试试验的验证. 研究结果表明, 在稀疏信道下,

* 国家自然科学基金 (批准号: 11274079) 和国家自然科学基金青年科学基金 (批准号: 11304056) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: qiaogang@hrbeu.edu.cn

OMP算法的性能明显优于LS算法的性能. 文献[12]表明, 在相同的估计精度下, MP算法与LS算法相比, 需要的导频数量要少得多, 提高了频谱效率. 但是匹配追踪算法在迭代过程中只是保证局部最优, 而不是全局最优, 且在低信噪比时信号重构失败概率较高, 而基追踪(basis pursuit, BP)类算法具有全局最优解, 基追踪去噪(basis pursuit denoising, BPDN)算法可以通过调节正则化参数权衡信道的稀疏度和残余误差之间的平衡[13]. BP算法在图像分解和信源分离等方面研究的比较广泛[14], 而在水声信道估计方面的研究还比较少. 本文分析比较了BP、OMP和LS信道估计算法的性能, 讨论了影响BP算法性能的因素, 并给出松花湖试验的比较结果.

2 系统模型

设OFDM符号的持续时间为 T , 载波个数为 K , 载波频率为 f_c , 则子载波间隔 $\Delta f = 1/T$, 第 k 个子载波的载波频率为

$$f_k = f_c + k\Delta f \quad k = -K/2, \dots, K/2 - 1. \quad (1)$$

信号总的带宽 $B = K\Delta f$, 若第 k 个子载波上传输的数据符号为 X_k , 则经过载波调制后, 发射的OFDM符号可以表示为

$$x(t) = \text{Re} \left\{ \left[\sum_{k=-K/2}^{K/2-1} X[k] e^{j2\pi k\Delta f t} g(t) \right] \right\} \quad t \in [0, T]. \quad (2)$$

经过该水声信道后, 接收信号可以表示为

$$y(t) = x(t) \otimes h(t) + n(t), \quad (3)$$

其中, \otimes 表示卷积, $n(t)$ 为环境噪声, $h(t)$ 为水声非时变信道冲激响应, 常表示为

$$h(t) = \sum_{p=1}^{N_p} \alpha_p \delta(t - \tau_p). \quad (4)$$

对(3)式两边同时做傅里叶变换, 可以表示为

$$Y = XH + N, \quad (5)$$

其中, Y 和 X 分别是 $y(n)$ 和 $x(n)$ 的傅里叶变换, H 为信道频响矩阵, 是信道冲激响应的傅里叶变换, 可以表示为

$$H[i] = \sum_{l=0}^{L-1} h[l] e^{-j2\pi il/N}$$

$$i = 0, 1, \dots, K - 1. \quad (6)$$

将(6)式代入(5)式, 可以表示为

$$Y = \hat{X}Fh + N, \quad (7)$$

其中, \hat{X} 是由 X 构成的对角阵, h 如(4)式中所示, F 为傅里叶变换矩阵.

3 基追踪去噪稀疏信道估计

3.1 稀疏信号估计问题

对于信号稀疏性的度量, 常采用信号中非零元素的个数来描述, 也即 l_0 范数[5]:

$$\|x\| = \sum_{i=1}^N 1(x_i \neq 0), \quad (8)$$

其中, $1(x_i \neq 0)$ 表示如果 $x_i \neq 0$, 则函数 $1(\cdot)$ 等于1, 否则函数值为0. 稀疏信号估计要解决的问题为

$$\min \|x\|_0, \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}, \quad (9)$$

其中, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^M$ 为待估计的稀疏信号; $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^N$ 为观测向量; $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{N \times M}$, 且 $N < M$. 上述方程是一个非凸函数优化问题, 很难求得解, 在一定条件下 l_0 范数和 l_1 范数具有等价性[15,16], 因此可以将(9)式等价如下所示的优化问题:

$$\min \|x\|_1, \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}, \quad (10)$$

其中, $\|x\|_1$ 表示 x 的 l_1 范数, 但是该模型没有考虑噪声的影响, 在含噪观测的情况下, 上述优化问题可以表示为

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1, \quad (11)$$

上式即著名的 l_2 - l_1 问题, 也称为基追踪去噪[16]问题, 其中 λ 为正则化参数(regularization parameter), 控制着允许误差与稀疏性之间的平衡.

3.2 基于OMP的稀疏信道估计

OMP算法的基本思想是在每一次迭代过程中从词典中找到和信号最匹配的原子来构建稀疏逼近, 然后求出信号残差, 并在剩余的原子中继续选择和信号残差最匹配的原子, 经过多次迭代后, 通过观测向量和选择出的原子即可重构稀疏信号[17]. OMP算法要解决的问题如(10)式所示.

考虑系统模型中的(7)式,可以看到,该式符合(10)式中稀疏信号估计形式, \mathbf{y} 一般称为观测向量, \mathbf{x} 为待估计的稀疏信号向量, \mathbf{A} 可以表示为

$$\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_M], \quad (12)$$

其中, $a_i \in \mathbf{R}^N$, $i = 1, 2, \dots, M$, 通常称 \mathbf{A} 为词典或原子库, a_i 为词典中的原子^[8]. 对于 OFDM 通信系统来说, \mathbf{y} 相当于接收导频的频域形式, \mathbf{A} 由 $\hat{\mathbf{X}}\mathbf{F}$ 构成, \mathbf{x} 相当于信道时域冲激响应 h . 可以利用块状导频或者梳状导频估计信道. 如果利用块状导频估计信道, 对于(7)式, X 和 Y 分别为发送和接收块状导频的频域形式, 词典 \mathbf{A} 由 $\hat{\mathbf{X}}\mathbf{F}$ 构成. 如果利用梳状导频估计信道, 将数据载波位置的值置零, 则 X 可以表为^[11]

$$X[k] = \begin{cases} X[k] & k \in S_p \\ 0 & k \in S_D \end{cases}, \quad (13)$$

其中, S_p 为梳状导频所在的子载波集合, S_D 为数据所在的子载波集合. 具体的 OMP 算法可以参考文献^[18], 在此不再赘述. 下面详细介绍基于 BPDN 的稀疏信道估计算法.

3.3 基于 BPDN 的稀疏信道估计

采用了一种基于 BPDN 原理的 SpaRSA (sparse reconstruction by separable approximation)^[19] 方法估计信道, 该方法用于解决(11)式所示的问题. 令

$$f(x) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2, \quad (14)$$

$$c(x) = \|x\|_1, \quad (15)$$

则(11)式可以表示为

$$\min_x \phi(x) = f(x) + \lambda c(x). \quad (16)$$

对于该问题可以转化为下列子问题的迭代

$$x^{t+1} \in \arg \min_z \frac{1}{2} \|z - u^t\|_2^2 + \frac{\lambda}{\alpha_t} c(z) \quad t = 0, 1, \dots, \quad (17)$$

其中,

$$u^t = x^t - \frac{1}{\alpha_t} \nabla f(x^t). \quad (18)$$

当 $c(x)$ 有如下表示形式时

$$c(x) = \sum_{i=1}^n c_i(x_i), \quad (19)$$

子问题(17)式可以表示为

$$x_i^{t+1} \in \arg \min_z \frac{(z - u_i^t)^2}{2} + \frac{\lambda}{\alpha_t} c_i(z) \quad i = 0, 1, \dots, n; \quad (20)$$

当 $c(z) = \|z\|_1$ 时, 上式有惟一的解^[19]

$$\min_z \frac{(z - u_i^t)^2}{2} + \frac{\lambda |z|}{\alpha_t} = \text{soft} \left(u_i^t, \frac{\lambda}{\alpha_t} \right); \quad (21)$$

对于 u 为复数的情况时

$$\text{soft}(u, a) \equiv \frac{\max\{|u| - a, 0\}}{\max\{|u| - a, 0\} + a} u. \quad (22)$$

(22) 式为众所周知的软阈值 (soft-threshold) 函数, 具体的 SpaRSA 算法流程可以参考文献^[19]. 对于 SpaRSA 算法, 影响其信道估计性能的一个重要因素就是正则化参数 λ 的选取, 该参数是信号稀疏度和残余误差之间的折中, 如果参数 λ 选取的合适则可以以很高的精度恢复原信号, 如果选取的不恰当可能会导致信号重构时出现很大的误差.

如果

$$\lambda \geq \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty, \quad (23)$$

则(11)式惟一的解, 即零向量^[20,21]. 因此, 如果 $\lambda \lesssim \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$ 可以认为是“大值”, 如果 $\lambda \ll \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$ 可以认为是“小值”. 文献^[19]中当高斯白噪声方差为 10^{-4} 时, 选取 $\lambda = 0.1 \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$ 估计尖峰 (spike) 信号, 该参数不能很好地适应噪声的变化. 本文提出了一种适应噪声变化的参数设置方法, 该参数设置为 $\lambda = 0.1 * \sigma^2 * \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$, 其中 σ^2 为归一化 (当信号功率为 1 时) 的噪声方差, 该参数随着噪声的减小而减小. 在后面的仿真中将给出本文提出的算法与其他算法性能的比较.

4 仿真结果

仿真的信道根据实测海洋数据, 利用 BELL-HOP 信道仿真软件仿真得到. 实测的海洋数据是在巴基斯坦的卡拉奇港口附近采集得到的, 主要测量的参数有温度、盐度、声速梯度、风速和方向等, 观测处水深最小为 321 m, 最大为 1126 m, 海底为泥沙, 仿真信道距离为 3000 m, 仿真得到的信道冲激响应如图 1 所示.

仿真参数为: 信号频率范围为 4—8 kHz, 子载波间隔为 5.86 Hz, 共 683 个子载波; 梳状导频均匀分布, 一个 OFDM 符号长 170.7 ms; 采用 1/2 码率

的卷积编码和随机交织器, QPSK 星座映射; 仿真中循环前缀的长度大于仿真信道长度.

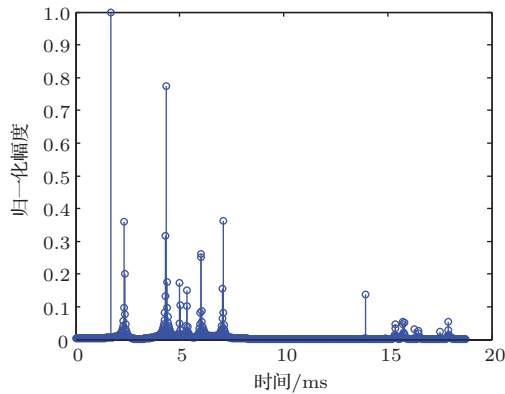


图1 仿真的信道冲激响应

图2和图3给出了导频间隔为3时, 参数 λ 为固定值($\lambda = 0.1 \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$)和随着噪声方差变化($\lambda = 0.1 * \sigma^2 * \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$)时的误码率曲线和信道估计的均方误差(MSE), 信道估计的MSE定义为

$$MSE = E \left[\left\| H - \hat{H} \right\|_2^2 \right], \quad (24)$$

其中, H 为仿真信道的频域响应(已知), \hat{H} 为估计信道的频域响应.

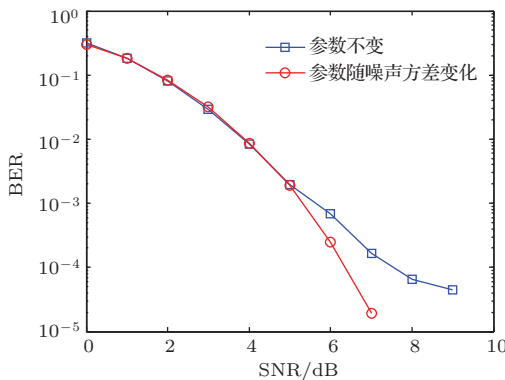


图2 (网刊彩色) 不同正则化参数时误码率比较

从图2和图3可以看出, 如果参数 λ 固定不变, 随着信噪比的增加, 信道估计MSE不再下降, 而是趋于平稳, 误码率也出现平台; 而当参数 λ 随着信噪比的增大而减小时, 信道估计MSE也随之减小. 这是因为当噪声减小时, 信道估计的残差门限也应随之减小, 才能提高信道估计精度.

对于梳状导频的分布形式也是影响信道估计的一个因素, 文献[12]通过仿真得出结论: LS算

法在导频均匀分布时达到最佳的信道估计性能, OMP算法在导频随机分布时达到最佳的信道估计性能. 下面通过仿真给出SpaRSA算法与导频分布之间的关系. 图4给出了导频间隔为3, 6, 9时, 导频均匀分布和随机分布时的误码率比较. 导频随机分布时, 导频数量与均匀分布时导频数量相同.

从图中可以看到, 导频随机分布时的误码性能明显优于导频均匀分布时的性能, 导频间隔为6时随机分布性能与导频间隔为3时均匀分布的性能接近. 这是因为当导频随机分布时, 矩阵 \mathbf{A} 更接近约束等距性[22]条件, 因此稀疏信号重建性能更高.

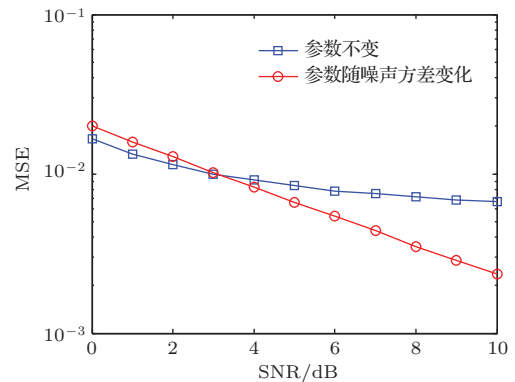


图3 (网刊彩色) 不同正则化参数时MSE比较

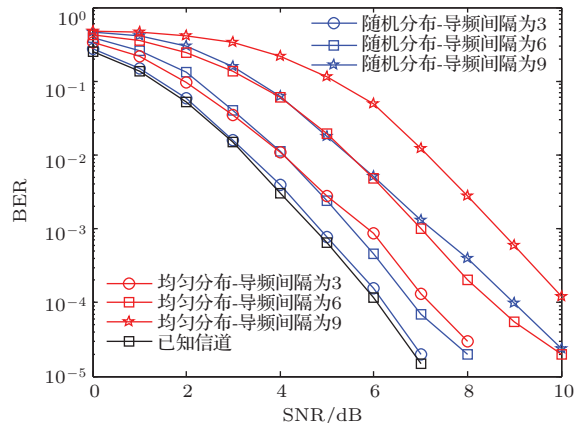


图4 (网刊彩色) 不同导频分布时误码率比较

下面比较不同信道估计算法的性能. 图5和图6给出了导频间隔为3时, LS信道估计、OMP信道估计、SpaRSA信道估计和已知信道时系统译码前和译码后误码率比较, 图7给出了信道估计的MSE. 从图中可以看到, 基于压缩感知的OMP信道估计和SpaRSA信道估计误码性能明显优于LS信道估计, 而SpaRSA信道估计的误码性能优于OMP信道估计, 且更接近已知信道时的性能. 从

图7中也可以看到, SpaRSA 算法信道估计的 MSE 最小.

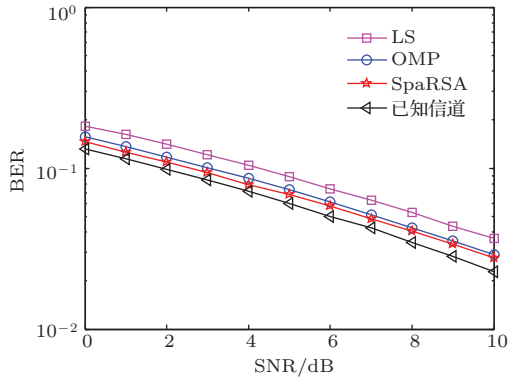


图5 (网刊彩色) 不同信道估计方法译码前误码率比较

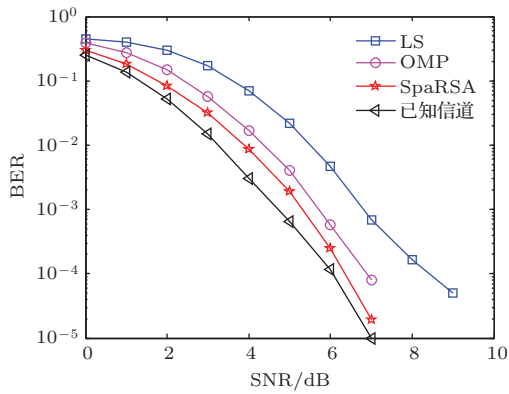


图6 (网刊彩色) 不同信道估计方法译码后误码率比较

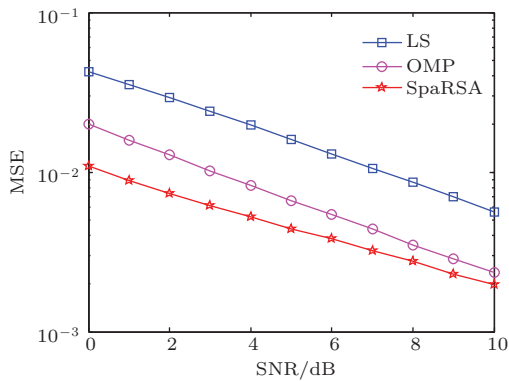


图7 (网刊彩色) 不同信道估计方法 MSE 比较

5 试验结果

对2011年9月份在吉林省松花湖采集的数据进行了处理. 试验处水深约30—40 m, 发射换能器吊放深度为5 m, 接收换能器吊放深度为10 m, 两船均处于漂泊状态. 连续采集数据约15 min, 试验

时风浪较大, 两船相对距离从864 m运动到1300 m左右, 平均运动速度约为 $0.5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. 采用线性调频(LFM)信号拷贝相关和BPDN算法估计的某时刻松花湖的信道冲激响应如图8所示. 从图中可以看到, 信道具有明显的多途, 且信道的稀疏特性较为明显.

试验OFDM发射信号参数为: 信号频率范围为4—8 kHz, 子载波间隔为5.86 Hz, 共683个子载波, 梳状导频均匀分布, 共342个载波携带导频, 其他载波携带数据, 采用1/2码率的卷积编码和随机交织器, QPSK星座映射. 数据按帧连续发射, 每帧包含4个OFDM符号, 共2728比特. OMP算法和SpaRSA算法设置了相同的最大迭代次数和残差门限.

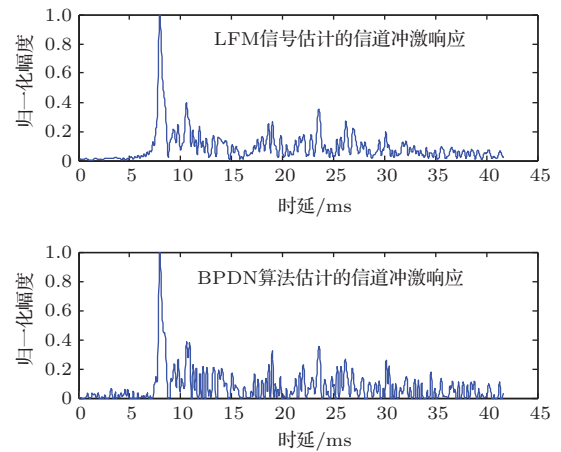


图8 松花湖信道冲激响应

首先分析一下正则化参数对BPDN信道估计的影响. 仿真中比较了参数 λ 为固定值($\lambda = 0.1 \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$)和随着噪声方差变化($\lambda = 0.1 * \sigma^2 * \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$)时的误码率性能和信道估计的MSE, 并得出结论: 正则化参数的选取应该和噪声方差有关. 表1比较了不同正则化参数时, 其中一组数据的误码率和信道估计MSE. 其中 λ 的值分别设为 $0.1 \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$ 和 $0.1 * \sigma^2 * \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$ 以及二者放大和缩小2倍后的值.

由于实际试验中无法获得准确的信道信息, 因此求信道估计MSE时, 将估计结果作为信道频响的真值, 该频响由发射信号估计得到. 由于发射信号已知, 因此可以将发射信号看作块状导频, 采用LS信道估计得到信道频响, 但是该估计结果与真值存在一定误差, 因为接收信号中包含噪声信号.

表 1 不同正则化参数时 BPDN 信道估计的误码率和 MSE 比较

$\lambda, z = \ \mathbf{A}^T \mathbf{y}\ _\infty$	$0.05z$	$0.1z$	$0.2z$	$0.05\sigma^2 z$	$0.1\sigma^2 z$	$0.2\sigma^2 z$
MSE	0.0323	0.0599	0.1673	0.0182	0.0177	0.0184
译码前 BER	0.0810	0.1331	0.2009	0.0565	0.0535	0.0528
译码后 BER	0.0737	0.2634	0.4576	0.0070	0.0060	0.0184

从表 1 中可以看出, 参数 λ 与噪声方差有关时的信道估计 MSE 和 BER 明显低于 λ 为固定值时的结果, 且当 $\lambda = 0.1 * \sigma^2 * \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$, 信道估计 MSE 最小. 无论该参数增大或者减小, 信道估计性能均下降, 因此参数 λ 设置为 $0.1 * \sigma^2 * \|\mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_\infty$ 较为合理, 验证了文中算法的有效性.

图 9—图 11 给出了 LS 信道估计、OMP 信道估计和 SpaRSA 信道估计的 MSE 和译码前、后的误码率比较. 从图中可以看到, SpaRSA 信道估计性能明显优于 LS 信道估计, 且与 OMP 信道估计相比, 误码率也有所下降, 证明 SpaRSA 算法在含噪的情况下性能优于 OMP 算法. 从图 10 和图 11 可以看到, LS 信道估计由于译码前误码率比较高, 导致译码后部分帧的误码率反而上升, 而 SpaRSA 信道估计译码后误码率很低, 大部分都为零.

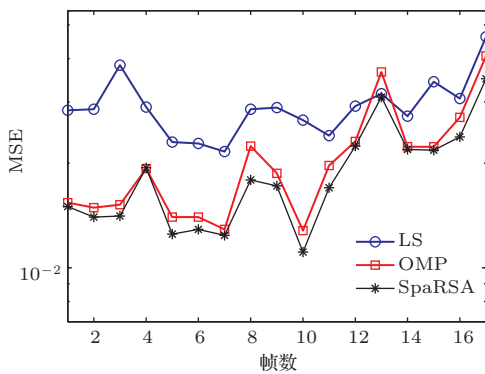


图 9 (网刊彩色) 松花湖试验不同信道估计 MSE 比较

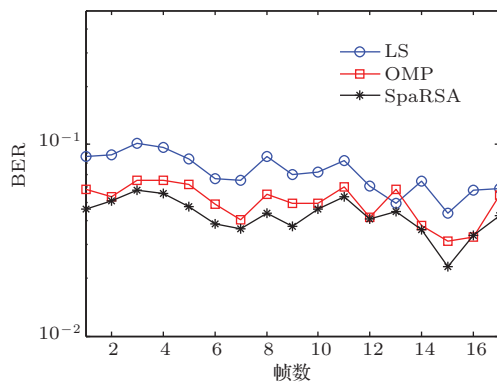


图 10 (网刊彩色) 松花湖试验译码前误码率比较

从松花湖试验结果可以看到, 在水声通信中, 稀疏信道估计方法与 LS 信道估计方法相比有着较为明显的优势, 而基于 BPDN 方法的信道估计性能要优于基于贪婪算法的信道估计性能. BPDN 方法是建立在含噪观测模型上的, 可以通过调节正则化参数减小噪声对信道估计的影响.

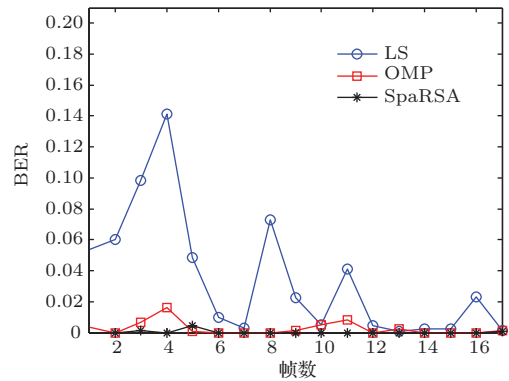


图 11 (网刊彩色) 松花湖试验译码后误码率比较

6 结 论

本文研究了一种基于 BPDN 算法的水声 OFDM 稀疏信道估计方法, 与 l_2 -范数准则 (LS, MMSE 等) 下的信道估计相比, 该方法针对水声信道的稀疏特性, 采用 l_2 - l_1 范数准则估计信道, 可以利用更少的观测值获得更精确的信道估计值. 与 OMP 信道估计相比, BPDN 信道估计具有全局最优解, 因此具有更好的信道估计性能. 导频的分布和正则化参数的选取会影响 BPDN 算法的性能, 仿真结果表明, 导频随机分布与导频均匀分布相比, 信道估计误差更小, 正则化参数如果选取的不适当反而会影 响算法性能, 该参数应该与噪声的大小有关.

参考文献

- [1] Qiao G, Liu S Z, Zhou F, Sun Z X 2012 2012 International Conference on Electrical Insulating Materials and Electrical Engineering Shenyang China, May 25–27, 2012 p1308

- [2] Xu X K, Wang Z H, Zhou S L, Wan L 2012 *J. Acoustic. Soc. Am.* **131** 4672
- [3] Yin Y L, Zhou F, Qiao G, Liu S Z 2013 *Acta Phys. Sin.* **22** 224302 (in Chinese) [尹艳玲, 周锋, 乔钢, 刘淞佐 2013 物理学报 **22** 224302]
- [4] Sang E, Xu X, Qiao G, Su J 2008 *2008 International Conference on Neural Networks and Signal Processing* Nanjing China June 7–11, 2008 p299
- [5] Zhao Y B, Xiao H H, Li J C 2013 *Mobile Commun.* **2** 70 (in Chinese) [赵砚博, 肖恒辉, 李炯城 2013 移动通信 **2** 70]
- [6] Berger C R, Zhou S, Preisig J, Willett P 2010 *IEEE Trans. Signal Proc.* **58** 1708
- [7] Stojanovic M, Preisig J 2009 *IEEE Commun. Mag.* **47** 84
- [8] Donoho D 2006 *IEEE Trans. Inform. Theory* **52** 1289
- [9] Shi G M, Liu D H, Gao D H, Liu Z, Lin J, Wang L J 2009 *Acta Electron. Sin.* **37** 1070 (in Chinese) [时光明, 刘丹华, 高大化, 刘哲, 林杰, 王良君 2009 电子学报 **37** 1070]
- [10] Liu S Z, Qiao G, Yin Y L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 144303 (in Chinese) [刘淞佐, 乔钢, 尹艳玲 2013 物理学报 **62** 144303]
- [11] Berger C R, Shengli Z, Preisig J, Willett P 2010 *IEEE Trans. Signal Proces.* **58** 1708
- [12] He X Y, Song R F, Zhou K Q 2010 *J. Nanjing Univ. Posts Telecom. (Natural Science)* **30** 60 (in Chinese) [何雪云, 宋荣方, 周克琴 2010 南京邮电大学学报 (自然科学版) **30** 60]
- [13] Wang X L, Wang C L 2005 *Appl. Elec. Tech.* **8** 19 (in Chinese) [汪雄良, 王春玲 2005 电子技术应用 **8** 19]
- [14] Ning F L, He B J, Wei J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 174212 (in Chinese) [宁方立, 何碧静, 韦娟 2013 物理学报 **62** 174212]
- [15] Yaakov T, David L D 2006 *Signal Process* **86** 549
- [16] Scott S C, David L D, Michael A S 2001 *SIAM Rev.* **43** 129
- [17] Li Z F, Yan J W 2010 *Microcomput. Appl.* **31** 12 (in Chinese) [李卓凡, 闫敬文 2010 微计算机应用 **31** 12]
- [18] Weichang L, Preisig J C 2007 *IEEE J. Ocean. Eng.* **32** 927
- [19] Wright S J, Nowak R D, Figueiredo M A T 2009 *IEEE Trans. Signal Proces.* **57** 2479
- [20] Fuchs J 2004 *IEEE Trans. Inform. Theory* **50** 1341
- [21] Seung Jean Kim, Koh K, Lustig M, Stephen B, Dimitry G 2007 *IEEE J. Select. Topics in Signal Process.* **1** 606
- [22] Candes E J, Tao T 2005 *IEEE Trans. Inform. Theory* **51** 4203

Sparse channel estimation of underwater acoustic orthogonal frequency division multiplexing based on basis pursuit denoising*

Yin Yan-Ling¹⁾²⁾ Qiao Gang^{1)2)†} Liu Song-Zuo¹⁾²⁾ Zhou Feng¹⁾²⁾

1) (*Acoustic Science and Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China*)

2) (*College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China*)

(Received 17 June 2014; revised manuscript received 9 September 2014)

Abstract

To solve the problem of poor performance of the traditional l_2 -norm channel estimation, a sparse channel estimation approach based on basis pursuit denoising (BPDN) is proposed in orthogonal frequency division multiplex underwater acoustic communication. Owing to the sparsity of the underwater acoustic channel, only a few observations are needed to recover the channel impulse response with a high accuracy. Compared with greedy pursuit algorithm, BPDN algorithm has the globally excellentest solution. The signal is estimated based on the l_2 - l_1 norm rule and the observations containing the noise are considered. The regularization parameter can be changed to balance the signal's sparsity against the residual error. The influences of the pilot distribution and the regularization parameter on the BPDN algorithm are discussed in the simulation. The BPDN channel estimator is compared with the least square (LS) and also with orthogonal matching pursuit (OMP). The data collected from lake experiment show that the BPDN channel estimator outperforms the LS and OMP channel estimator over sparse underwater acoustic channel.

Keywords: basis pursuit denoising, orthogonal frequency division multiplex, sparse channel estimation, orthogonal matching pursuit

PACS: 43.30.+m, 43.60.+d

DOI: 10.7498/aps.64.064301

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 11274079) and the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 11304056).

† Corresponding author. E-mail: qiaogang@hrbeu.edu.cn