

块稀疏水声信道的改进压缩感知估计*

伍飞云 童 峰[†]

(厦门大学 水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室 厦门 361005)

2015 年 7 月 31 日收到

2016 年 2 月 26 日定稿

摘要 压缩感知信道估计可利用信道稀疏特性提高估计性能,但对于具有典型块稀疏分布的水声信道,经典的 l_0 或 l_1 范数无法很好地描述块稀疏特性。利用水声信道块稀疏分布规律特性提出一种能够识别块稀疏结构的块稀疏似零范数,并在稀疏恢复信道估计算法中引入块稀疏似零范数约束项,进一步推导了复数域块稀疏似零范数恢复迭代算法,该算法通过对块稀疏似零范数进行梯度下降迭代并将梯度解投影至解空间来获得水声信道的块稀疏似零范数估计。数值仿真和海上水声通信实验结果表明该算法相对经典的稀疏信道估计算法有较明显的性能改善。通过算法推导、仿真和实验可获取结论:利用水声信道的块稀疏特性进行压缩感知重构可有效提高信道估计性能。

PACS 数: 43.20, 43.38

Improved compressed sensing estimation of block sparse underwater acoustic channel

WU Feiyun TONG Feng

(Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technique
of the Ministry of Education (Xiamen University) Xiamen 361005)

Received Jul. 31, 2015

Revised Feb. 26, 2016

Abstract For sparse underwater acoustic channels, compressed sensing methods can be adopted to improve the estimation performance. The classic l_0 or l_1 norm, however, are limited in describing the block sparse distributed characteristics of the underwater acoustic channel. We introduce the block sparsity identification term, i.e. block sparse approximated l_0 norm (BAL0) to address this problem. By adopting complex projected gradient method and then projecting the gradient solution to a set of the underwater acoustic channel solution space, an iterative algorithm is derived to solve the complex-field BAL0 norm channel estimation. Both the numerical simulation and experimental results show that the proposed algorithm has significant performance improvement compared with classic sparse signal recovery algorithms. By the derivation of the algorithm, simulations and at-sea experiment, one can conclude that the estimation quality of underwater acoustic channel can be improved by exploiting its block sparsity in compressed sensing reconstructions.

引言

随着海洋信息获取与传输的需求日益增加,水声通信技术^[1-4]已成为海洋高科技的前沿和热点。然而声音在海洋中传播因发生反射、衍射、甚至扩散等现象时容易导致水声通信过程中产生多径效应^[5],

即产生接收端信号的混叠从而恶化通信效果。因水声信道本身所含的复杂的物理特性造成了水下的通信困难进一步制约着水声通信的高速、大容量和有效带宽利用等技术的研究和发展^[4]。

研究表明,利用水声信道的稀疏特性在压缩感知框架下进行信道估计可改善性能,同时可以减少因噪声引起的干扰^[6-7]。目前被广泛采用的稀疏信

* 国家自然科学基金项目 (11274259, 11574258) 和教育部高等学校博士点专项基金 (20120121110030) 资助

[†] 通讯作者: 童峰, Email: ftong@xmu.edu.cn

道估计方法可归纳为以下 3 类: 基于最小均方误差 (Least Mean Square, LMS) 及其稀疏化版本; 基于 l_1 范数约束的算法类型; 基于 l_0 范数约束的算法类型。

基于最小均方误差的算法类型所获得的估计信道容易产生微弱多径、甚至虚假多径。因此加入稀疏化的阈值可以减小这种虚假微弱多径的产生^[7-8]。另一种做法是在最小均方误差的代价函数中引入稀疏约束项^[9-10]。这可以一定程度上提高信道估计的精度。其算法结构简单却需要较长的训练序列。

基于 l_1 范数约束的算法中比较典型的有匹配追踪 (Matching Pursuit, MP)^[11] 和正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[12], 文献 13 将该算法引入水声信道估计。实际上匹配追踪和正交匹配追踪的区别在于: 后者在前者迭代的基础上, 将信号的正交分量投影到原子集合中。该投影步骤能使算法避免冗余选择原子集。然而贪婪算法策略实际上不是全局最优^[13]。本文将该两类算法作为经典算法, 在后续部分用以和本文提出的算法进行对比。

为了避免直接求 l_0 范数所产生的非确定性多项式 (Nondeterministic Polynomial, NP) 难问题^[14-15], 基于 l_0 范数约束的算法大部分转而提出采用近似 l_0 范数作为稀疏约束项^[16-17]。对水声信道进行估计实际上可以转化为对稀疏性的辨识问题, 即求解最小 l_0 范数问题。考虑到直接求解最小 l_0 范数在实际问题处理中无法实现, 才产生出利用求解近似 l_0 范数或者 l_1 范数来代替。从目前现有的文献可以看出^[14]: 求解近似 l_0 范数比 l_1 范数能更好地接近 l_0 范数, 从而保证效果更优。

对于具有离散稀疏分布特性的多径信道, 其多径传输稀疏分量具有离散分布的特点。经典的近似 l_0 范数或 l_1 范数稀疏估计方法能较好地反映并评估此类标准稀疏特性, 从而进行稀疏恢复信道估计获得性能改善。然而考虑到海洋信道的水声传播过程, 水声信道介质非均匀、界面连续反射等特性将导致声线以簇的形式传播并到达接收点, 此时信道多径稀疏分布表现为簇状, 从而构成具有块分布特点的稀疏结构。对于具有块稀疏特效的水声信道, 经典的范数约束不能很好地挖掘水声信道所含有的块状结构, 影响稀疏估计算法对块状稀疏结构的估计性能。文献 19 提出了水声信道具有块稀疏特性。并采用基于最小均方误差和帧测试的方法对具有块稀疏特效的水声信道进行信道估计。然而该方法需要两步协调计算, 算法的参数设置比较繁琐。其性能表现与 OMP 算法性能表现类似, 或略高于 OMP 算法性能。

在压缩感知框架下文献 20 提出分块稀疏思想,

并将 OMP 算法改进为 Block OMP (BOMP) 算法。BOMP 算法在无噪环境下或高信噪比时性能较 OMP 的更加优越。文献 20 从理论上分析了对于块稀疏信号恢复的问题, 对测量矩阵的列的非相关性要求比传统稀疏信号恢复的问题下对测量矩阵的列的非相关性要求更加宽松, 即对列的相关性的容忍上限进一步提高。不过 BOMP 算法在噪声情况下恢复块稀疏信号的鲁棒性将降低。

本文在压缩感知领域中分块稀疏思想的启发下^[19-20], 基于前期工作基础^[17-18], 结合水声信道中出现的块稀疏 (也称簇稀疏) 的特点, 进一步挖掘其稀疏结构特征, 从而建立适合块稀疏特性的代价函数并导出新的寻优迭代算法, 称之为块稀疏似零范数恢复算法 (Block Approximated l_0 , BAL0)。文章最后给出了算法的仿真结果及实际数据的验证。结果表明本文 BAL0 算法较之传统稀疏信道估计方法^[17]提高了估计性能。

本文中用到的符号和标记说明: 角标 *, T, H 分别代表求共轭、转置和埃尔米特转置; 符号为 $\mathbf{1}_{m \times n}$ 和 $\mathbf{0}_{m \times n}$ 分别代表大小为 $m \times n$ 的全 1 和全 0 的矩阵; 符号 $\|\mathbf{a}\|$ 代表对向量 \mathbf{a} 求欧氏范数; $\|\mathbf{a}\|_1$ 表示对向量 \mathbf{a} 求 l_1 范数, 即对向量 \mathbf{a} 各元素的绝对值求和; $\|\mathbf{a}\|_0$ 表示对向量 \mathbf{a} 求 l_0 范数, 即对向量 \mathbf{a} 各非零元素的个数求和; 符号 \mathbf{A}^\dagger 表示对矩阵 \mathbf{A} 求伪逆; 令 $\mathbf{a} \circ \mathbf{b}$ 表示对向量求阿达玛乘积 (Hadamard Product) 且 $\mathbf{a} \otimes \mathbf{b}$ 表示求克罗内克乘积 (Kronecker Product)。

1 BAL0 算法

1.1 水声信道块稀疏模型

在本小节中, 先介绍测量矩阵、约束等距特性 (Restricted Isometry Property, RIP) 以及块稀疏等概念和定义。这些概念将有助于理解后续内容并引出水声通信的块稀疏信道模型。

首先, 令 $\{a_i\}_{i=1}^{m+n-1}$ 表示发送端的 $m+n-1$ 个训练序列, 该训练序列通过水声信道 $\mathbf{h} \in \mathbf{C}^{n \times 1}$ 传输, 得到接收信号 $\mathbf{y} \in \mathbf{C}^{m \times 1}$, 特别地, 本文采用的发送信号采用 QPSK 调制 (Quadrature Phase Shift Keying), 即发送信号实部和虚部各自出现 1 和 -1 的概率都为 0.5。信号输入输出关系表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{h} + \mathbf{w}, \quad (1)$$

其中, \mathbf{w} 为加性高斯噪声, 本文假设噪声项服从复数域的独立高斯分布 $CN(0, \sigma^2)$, 定义 $m \times n$ 维托普利兹 (Toeplitz) 矩阵 \mathbf{A} 为测量矩阵, 具体构成为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a[i+n-1] & a[i+n-2] & \cdots & a[i] \\ a[i+n] & a[i+n-1] & \cdots & a[i+1] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a[i+n+m-2] & a[i+n+m-3] & \cdots & a[i+m-1] \end{bmatrix}. \quad (2)$$

对给定的测量矩阵能否成功恢复稀疏信号，一个重要判断标准是看其是否满足约束等距特性。托普利兹矩阵的约束等距特性在文献 21 有详细论述，并已证明托普利兹矩阵可以极高概率地有效恢复稀疏度 κ 的信号。文献 22 和文献 23 则详细说明了约束等距特性从实数域推广到复数域的过程，并给出复数域下的约束等距常数上限。

与分块稀疏概念^[20]类似，本文定义水声信道的块稀疏度概念：

定义 1: 假设水声信道为 $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{n \times 1}$ ，则其块稀疏度 $\|\mathbf{h}\|_{2,0}$ 定义为：

$$\|\mathbf{h}\|_{2,0} = |\text{supp}(\|\mathbf{h}[l]\|)|, \quad 1 \leq l \leq L, \quad (3)$$

其中， supp 表示对应向量的支持集，而 $|\text{supp}(\cdot)|$ 表示支持集的个数。也就是说，式 (3) 表示了水声信道非零稀疏块的个数，且 $n = Ld$ ， d 称为块长度，并假设共有 L 个块。用 $\mathbf{h}[l]$ 表示第 l 个块，具体表示为：

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} \underbrace{h_1 \cdots h_d}_{\mathbf{h}^T[1]} \cdots \underbrace{h_{(l-1)d+1} \cdots h_{ld}}_{\mathbf{h}^T[l]} \cdots \underbrace{h_{n-d+1} \cdots h_n}_{\mathbf{h}^T[L]} \end{bmatrix}^T. \quad (4)$$

一个块稀疏度为 κ 的信号，即满足 $\|\mathbf{h}\|_{2,0} \leq \kappa$ ，可看出，若 $d=1$ ，块稀疏度退化为传统意义的稀疏度。

1.2 水声信道块稀疏似零范数恢复算法 (BAL0)

针对水声信道出现的块稀疏通信信道，本文推导了块稀疏似零范数恢复迭代算法对水声信道 $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{n \times 1}$ 进行估计。水声块稀疏信道估计要解决的问题可以用表达式表示为：

$$\min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_{2,0} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{A}\mathbf{h} = \mathbf{y}. \quad (5)$$

实际中因为噪声不可避免地存在，因此水声块稀疏信道估计问题转化为：

$$\min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_{2,0} \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{h}\| < \varepsilon, \quad (6)$$

其中， ε 是与噪声能量有关的非负实数。与文献 17 所提 AL0 算法不同，BAL0 算法首先对信道进行分块并对所分块进行块稀疏识别，最后对所选稀疏块进行抽头估计。

考虑到水声信道的复数域情况，我们定义一个计算块稀疏的函数为：

$$\|\mathbf{h}\|_{2,0} \approx \tanh\left(\frac{\mathbf{H}_{L \times 1} \otimes \mathbf{1}_{d \times 1}}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

其中， $\mathbf{H}_{L \times 1} = [\|\mathbf{h}[1]\|, \dots, \|\mathbf{h}[l]\|, \dots, \|\mathbf{h}[L]\|]^T$ ，而 $\|\mathbf{h}[l]\|$ 定义见式 (3)。采用两步策略解决块稀疏优化问题，首先采用复数梯度下降法搜索最小块稀疏解，然后将最小块稀疏解投影到最小二范数的可行集空间。采用复梯度下降法求第 j 步最小块稀疏解得：

$$\tilde{\mathbf{h}}_{j+1} = \mathbf{h}_j - \frac{\mu_0}{2\sigma_j^2} \mathbf{h}_j \circ \left[\mathbf{1}_{n \times 1} - \tanh^2\left(\frac{\mathbf{H}_{j,L \times 1} \otimes \mathbf{1}_{d \times 1}}{2\sigma_j^2}\right) \right], \quad (8)$$

其中， $\mathbf{H}_{j,L \times 1} = [\|\mathbf{h}_j[1]\|, \dots, \|\mathbf{h}_j[l]\|, \dots, \|\mathbf{h}_j[L]\|]^T$ ， μ_0 是步长初始值，迭代中我们将 $\mu_0/2\sigma_j^2$ 看作为步长，并令其逐步减小，故采用 $2\sigma_j^2$ 与 $\mu_0/2\sigma_j^2$ 相乘，而 $\sigma_0 = \max(|\mathbf{h}_0|)$ 表示水声信道初始解的最大抽头绝对值，一定程度上讲，参数 σ 反映了水声信道抽头的均方差。在迭代中通过逐步减小这个参数值，从而实现精细化处理搜索水声信道的块最小似零范数。

BAL0 算法迭代过程如下：

给定：发送信号构成的测量矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，接收信号 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{m \times 1}$ ，算法终止阈值条件 σ_{th} ，迭代次数 J ，步长 μ ，块的大小 d 。

初始化： $\mathbf{h}_0 = \mathbf{A}^\dagger \mathbf{y}$ ， $\sigma_0 = \max(|\mathbf{h}_0|)$ 。

迭代过程：

当 $\sigma_j < \sigma_{\text{th}}$ ，停止迭代并输出估计结果，否则进行如下迭代：

For $j = 1 : J$

复数域的最陡梯度法求最小值：

$$\tilde{\mathbf{h}}_{j+1} = \mathbf{h}_j - \mu \mathbf{h}_j \circ \left[\mathbf{1}_{n \times 1} - \tanh^2\left(\frac{\mathbf{H}_{j,L \times 1} \otimes \mathbf{1}_{d \times 1}}{2\sigma_j^2}\right) \right]. \quad (9)$$

投影到水声信道的可行空间计算：

$$\mathbf{h}_{j+1} = \tilde{\mathbf{h}}_{j+1} - \mathbf{A}^\dagger (\mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}}_{j+1} - \mathbf{y}). \quad (10)$$

Endfor

更新： $\sigma_{l+1} = \beta \sigma_l$ 。

当 $\sigma_j < \sigma_{\text{th}}$ ，停止迭代并输出估计结果，否则进行下一轮迭代。

复数域的最陡梯度法中 $\mathbf{H}_{L \times 1} = [\|\mathbf{h}[1]\|_2^2, \dots, \|\mathbf{h}[L]\|_2^2, \dots, \|\mathbf{h}[L]\|_2^2]^T$ 且 $\mathbf{h}[l]$ 按照式 (4) 进行分块。

1.3 算法性能评价指标

本小节中介绍本文仿真和实验部分将采用的若干算法评价指标, 包括均方差 (Mean Square Error, MSE), 成功恢复概率 (Probability of Successful Recovery, PSR), 误码率 (Bit Error Rate, BER), 均衡器输出信噪比 (Output Signal Noise Ratio, OSNR), 残余预测误差 (Residual Prediction Error, RPE)。

在仿真中已知稀疏水声信道各抽头系数, 因此对于信道估计的各个算法, 可以采用 SNR, 单位为分贝 (dB) 来衡量, 定义为:

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{\|\mathbf{h}\|_2^2}{\|\mathbf{h} - \bar{\mathbf{h}}\|_2^2}, \quad (11)$$

其中, $\bar{\mathbf{h}}$ 是估计的稀疏水声信道。定义各算法成功恢复概率为: 如果估计的稀疏水声信道, 其信噪比不小于原始给定的稀疏水声信道, 则意味着成功恢复, 否则认为算法计算失败, 而算法成功恢复概率可以通过将成功恢复的次数除以算法总运行次数。

在实际海上实验中, 精确的信道信息无法直接获得。在此情形下, 为了进一步评价各算法的信道估计质量, 本文采用基于信道估计的判决反馈均衡器^[24](Channel Estimation based Decision Feedback Equalizer, CE-DFE) 来恢复发送信号。同时, 基于估计的发送信号, 均衡器的输出信噪比 (Output Signal Noise Ratio, OSNR) 定义为:

$$\rho_{\text{OSNR}} = 10 \lg \frac{\|\mathbf{a}\|_2^2}{\|\bar{\mathbf{a}} - \mathbf{a}\|_2^2}, \quad (12)$$

其中, 向量 \mathbf{a} 是用于构造测量矩阵的发送信号, 而 $\bar{\mathbf{a}}$ 是 CE-DFE 的输出信号。另外, 本文采用 RPE 参数, 基于恢复的稀疏水声信道 $\bar{\mathbf{h}}$ 的计算, 定义为:

$$\rho_{\text{RPE}} = 10 \lg \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{h}}\|_2^2. \quad (13)$$

本文中, 算法的恢复成功概率将用于仿真信道中, BER, OSNR 和 RPE 用于实验数据分析中。

2 仿真实验

为验证本文算法的有效性, 本文采用 bellhop 水声信道仿真模型进行块稀疏水声信道构建^[25], 设置一个发射源和一个接收端, 深度分别为 10 m, 20 m, 距离 1000 m, 水深 100 m, 如图 1 所示, 均匀声速。发射信号采用 QPSK 调制, 符号速率为 4 kBd, 图 2 给出了该仿真信道的归一化冲激响应函数绝对值表

示。从图 2 可以看出, 仿真信道的冲激响应具有明显的块稀疏结构, 即非零抽头系数在时间延迟坐标轴上成块状分布。BAL0 算法有效地利用了这一点, 对信道进行估计, 并与传统的 OMP 以及 BOMP 算法进行比较。

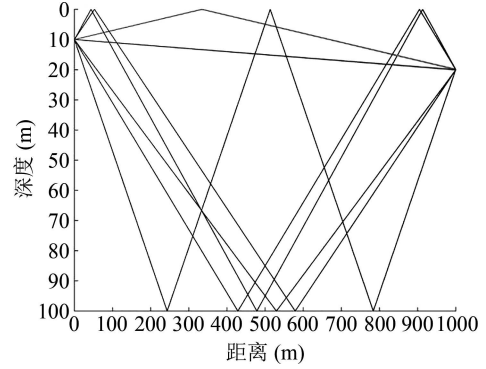


图 1 仿真信道特征声线

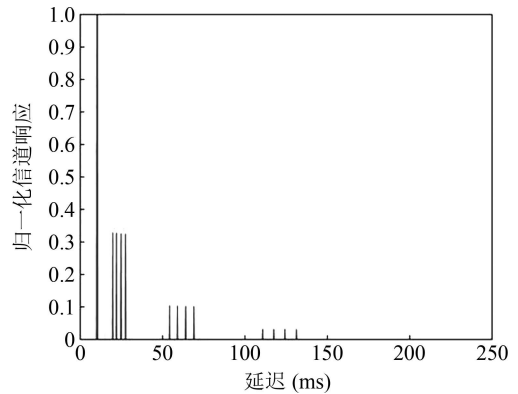


图 2 仿真信道归一化冲激响应

仿真中信道参数有: 信道估计器的阶数 $n=840$; 稀疏度 $\kappa=14$, 即为仿真信道的实际多径数。仿真中算法的参数有: BOMP 算法和 BAL0 算法的块长度在本次实验中都设置为 $d=4$ 。实验中叠加高斯白噪声作为背景噪声两部分, 分别设置为 60 dB 和 10 dB 两种情况下测试各算法的性能。仿真运算次数都设置为 100 次取平均值进行对比。对 BAL0 算法, 各循环迭代次数 $J=4$, 步长衰减因子 $\beta=0.9$, 算法终止阈值 $\sigma_{\text{th}}=10^{-4}$ 。

对于 60 dB 的高信噪比情况, 各算法所采用的托普利兹矩阵行数 m 分别从 25 到 100, 按照变化间距为 25 进行设置。在每个设置下, 各估计算法独立运行 100 次, 并设置当恢复信道的信噪比达到 60 dB 则认为是成功恢复, 否则判定为失败。用成功的次数除以总运行次数 100, 即得到高信噪比环境下各算法对信道估计的成功概率。如图 3 所示, 可以看出该条件下能有效利用信道块稀疏分布特性的 BAL0 算法和 BOMP 算法较优于经典的稀疏估计算法, 即 AL0 算法和 OMP 算法, 其中本文 BAL0 算法由于采用

了似零范数约束, 以及利用了信道的块稀疏分布结构, 信道估计的效果最好, 并能以较少的测量次数便可以成功估计块稀疏水声信道。

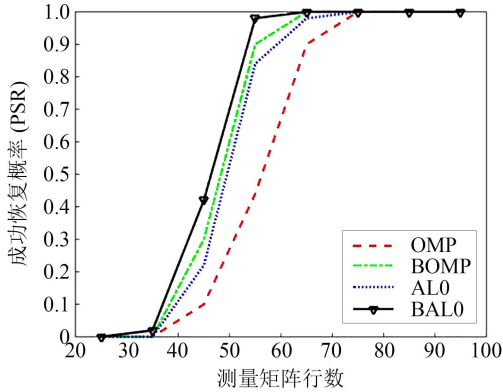


图 3 各算法对信道估计的成功概率 (信噪比 60 dB)

对于低信噪比的情形, 设置其信噪比为 10 dB, 各算法所采用的托普利兹矩阵行数 m 分别从 25 到 250, 间隔为 25 进行设置。在每个设置下各估计算法独立运行 100 次, 并设置当恢复信道的信噪比达到 10 dB 及以上则认为成功恢复, 否则判定为失败。带噪环境下各算法对信道估计的成功概率如图 4 所示, 可以看出该条件下由于采用了似零范数, 使得 BAL0 算法和 AL0 算法能有效在较强噪声背景下, 以比 OMP 及 BOMP 算法更少的测量次数, 就可以成功估计稀疏信道。更进一步地, 本文 BAL0 性能优于 AL0 算法, 而 BOMP 算法在噪声环境下的鲁棒性下降明显, 从而需要更多的测量次数才能成功估计出信道。同时也可以看出, 矩阵行数 m 过小也会影响算法对稀疏信道的恢复能力。

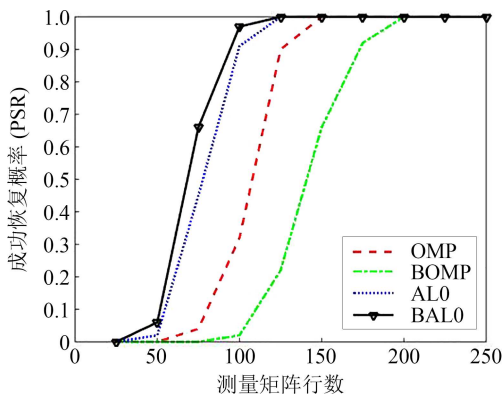


图 4 各算法对信道估计的成功概率 (信噪比 10 dB)

为考察本文算法中 BAL0 块稀疏搜索长度参数的影响, 设置信噪比为 20 dB, 各算法所采用的托普利兹矩阵行数 m 分别为 40 和 50, 算法搜索长度 d 从 1 逐渐增加到 6。将 BAL0 算法独立运行 100 次, 其对信道估计的 SNR 如图 5 所示, 可以看出 BAL0 算法在块长度为 1 时退化为 AL0 算法, 即两者具有相

同的性能表现, 块长度设置为 2 或 3 性能有明显提升, 进一步增加 BAL0 算法的块长度, 性能与 AL0 算法相比有所下降, 这是因为当算法的块长度设置过大时, 不利于算法对块稀疏多径特征的检测, 反而降低了算法信道估计的精确性。

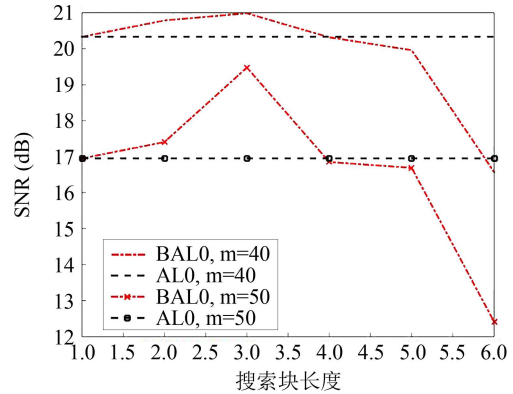


图 5 BAL0 算法搜索块长度 d 对算法的影响 (信噪比 20 dB)

3 海上实验

水声通信的目标是准确地恢复出所发送信号。而对水声信道冲激响应函数的估计则是为下一步均衡器做准备。本节旨在测试各算法在真实海试数据中的性能, 考虑到真实水声信道无法精确获知, 因此本节采用基于信道估计的判决反馈均衡器^[24]来衡量各算法对信道估计的性能, 并结合实际海上数据实验对各算法进行评估。因此信道估计的精确程度直接影响到均衡器的效果^[25]。

3.1 海上数据

海上实验在厦门五缘湾海域进行, 海域水深约 9 m。实验水声通信系统采用 1 发 4 收, 发射源深度为 3 m, 4 元垂直接收阵的阵元间距为 1.5 m, 最上端接收阵元距水面 1 m, 收发距离 1 km, 实验收发设置及声速梯度分别如图 6(a) 和图 6(b) 所示。通信信号采用 QPSK 调制, 符号速率为 4 k Bd, 中心频率 16 kHz。实验中原始接收信号的信噪比为 14 dB。

图 7 展示的是 BOMP 算法获得的海试实验 SIMO 系统 4 个信道的信道响应。从图 7(a)(b)(c)(d) 的 4 个通道的信道图可以看出: 各信道除直达路径有相同特征外, 其它各多径变化明显, 块稀疏的特征也不尽相同, 具有不同的稀疏结构和块稀疏特性。

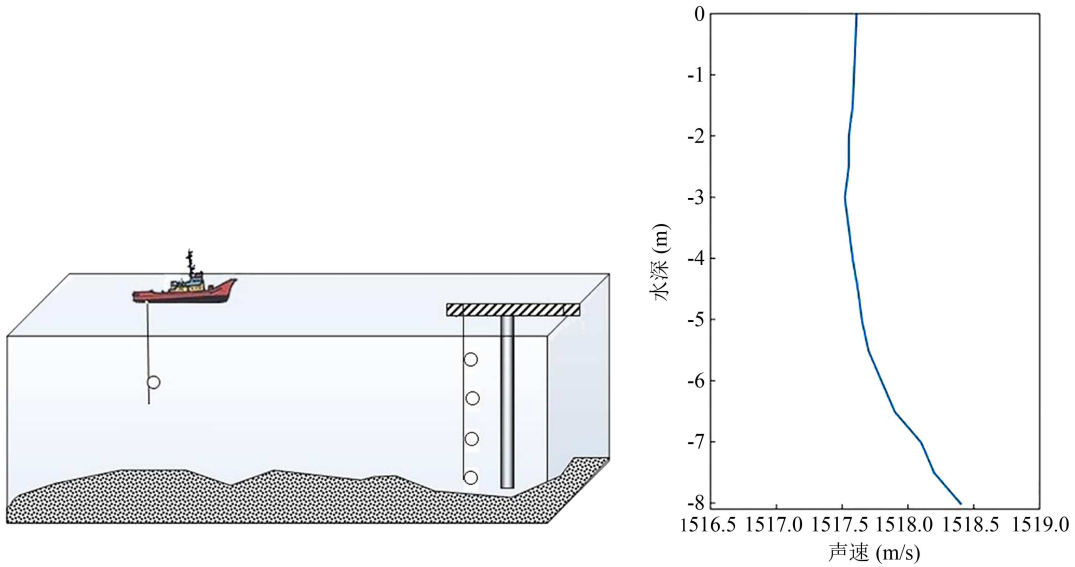
3.2 算法性能

应用 BAL0 算法以及其它 3 种经典算法 (AL0 算法、OMP 算法、BOMP 算法) 进行对比。考虑到真实环境中水声信道冲激响应函数无法精确获取, 本文采用 CE-DFE 评价各算法的性能以及采用 1.3 节

介绍的 BER, OSNR 和 RPE 参数作为评价指标。

采用周期性序列训练策略, 每个数据模块包含 160 个已知训练序列和 480 个未知、待估计的信号序列。水声信道阶数设置为: 信道估计器的阶数 $n=80$;

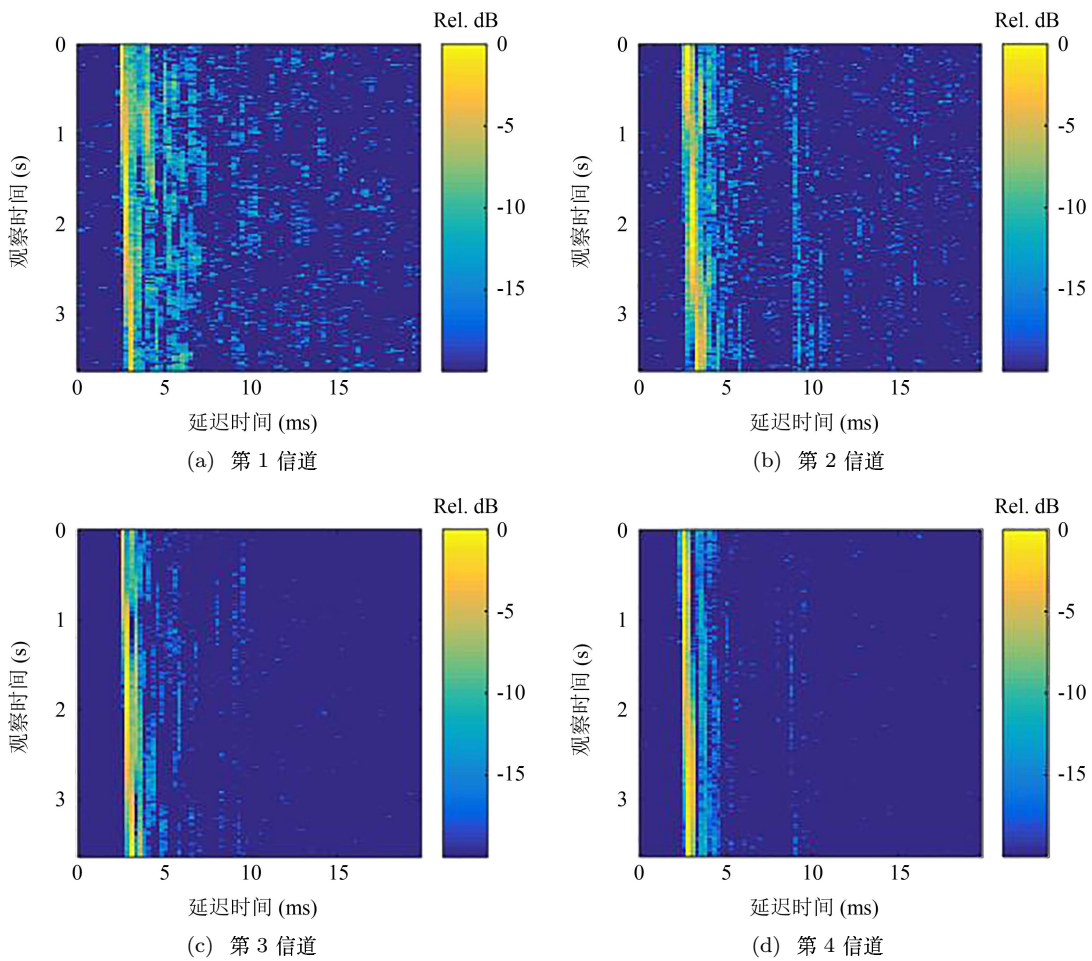
矩阵行数 $m=160$; 稀疏度 $\kappa=12$, 块长度设置为 $d=2$ 。对 AL0 和 BAL0 算法, 各循环迭代次数 $J=4$, 步长衰减因子 $\beta=0.7$, 算法终止阈值 $\sigma_{th}=10^{-4}$ 。采用 4 通道 CE-DFE 进行信道估计及判决反馈均衡, 再



(a) 通信海试实验收发设置

(b) 实验海域声速梯度

图 6 水声通信海试实验设置



(a) 第 1 信道

(b) 第 2 信道

(c) 第 3 信道

(d) 第 4 信道

图 7 BOMP 算法所得到的信道冲激响应图

将估计出的发送信号输入到信道估计器作为训练信号进行下一次循环。CE-DFE 均衡器前馈和反馈滤波器长度分别设置为 160 和 79 个抽头。以上这些参数的设置均是以各算法性能达到最优为准则。

图 8 表示从基于不同信道估计器下的均衡器输出误码率情况可以看出, OMP 误码率较高, 相比之下, BAL0 结合了似零范数及信道块稀疏的特点, 误码率达到最低, 平均误码率见表 1 所示, 可以看出, 因 BOMP 算法利用了信道块稀疏的特点, 使得误码率比 OMP 更低, 达到 0.6723%, 而本文 BAL0 算法较传统算法性能更优, 达到 BER 的最低值 0.5836%。

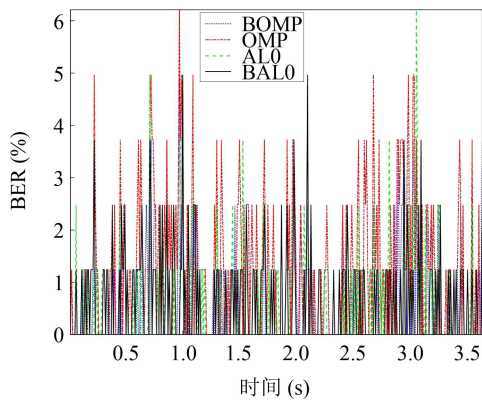


图 8 不同信道估计算法下对应 CE-DFE 输出的 BER 结果

ρ_{OSNR} 定义见式 (12), 图 9 表示从基于 BOMP, OMP, AL0, BAL0 信道估计器下的均衡器输出的信噪比。结合表 1 给出的平均值可以看出, OMP 算法得到的 ρ_{OSNR} 最低, 为 8.5733 dB, 相比之下 BOMP 算法因采用了信道块稀疏的特点, 得到的 ρ_{OSNR} 较 OMP 更高, 为 9.4029 dB。而 BAL0 算法结合了似零范数及信道块稀疏的特点, 使之较传统算法性能更优, 达到 10.0071 dB。

ρ_{RPE} 定义见式 (13), 图 10 所示为基于 BOMP, OMP, AL0, BAL0 信道估计器下的残余预测误差。结合表 1 的平均值可以看出, OMP 算法得到的 ρ_{RPE} 最高, 为 0.0998 dB, 而 BOMP 算法因采用了信道块稀疏的特点, 得到的 ρ_{RPE} 较 OMP 更低, 为 0.0877 dB。而

BAL0 算法结合了似零范数及信道块稀疏的特点, 使之较传统算法性能更优, 达到 0.0774 dB。基于各算法得到的星座图如图 11 所示, 可以很清楚地看出, 基于 BAL0 算法得到的星座图较之其它 3 种传统算法得到的更加紧凑, 表明其估计性能效果更好。图 12(a)(b)(c)(d) 分别展示了第 1 信道中观察时间在 0.1 s 时刻下, 采用不同算法所得到的真实数据环境下水声信道冲激响应图。从中可以看出, 采用了块稀疏结构的算法要比未采用块稀疏结构的算法更能估计出水声信道的细节, 尤其是 BAL0 算法, 则能更精细地挖掘出多径分量的细节成分, 从而有效地提高了信道估计的精度。

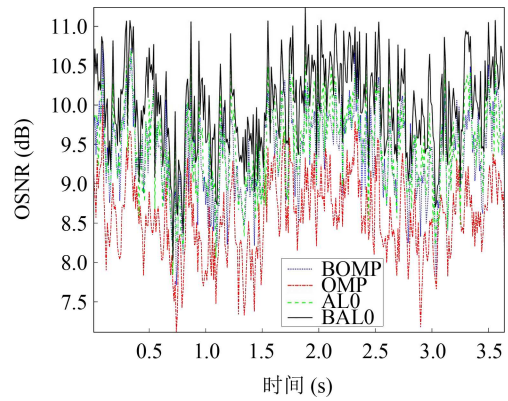


图 9 不同信道估计算法下对应 CE-DFE 输出的 OSNR

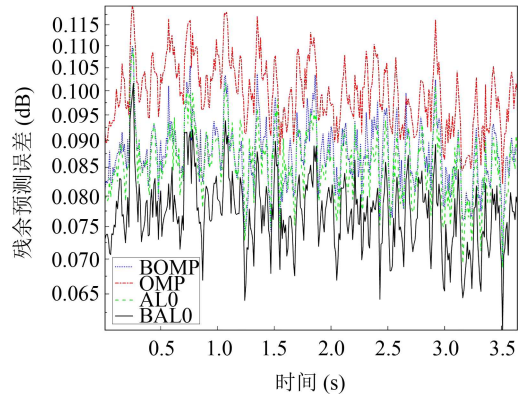


图 10 不同信道估计算法下对应 CE-DFE 输出的残余预测误差

表 1 不同算法下平均 BER, OSNR, RPE 值

算法类型	BOMP	OMP	AL0	BAL0
BER (%)	0.6723	1.2388	0.7098	0.5836
ρ_{OSNR} (dB)	9.4029	8.5733	9.4801	10.0071
ρ_{RPE} (dB)	0.0877	0.0998	0.0858	0.0774

表 2 BAL0 算法在不同块长度 d 值下的 BER 性能

块的长度	1	2	4	5	8
BER (%)	0.7098	0.5836	0.6989	0.8581	0.9742

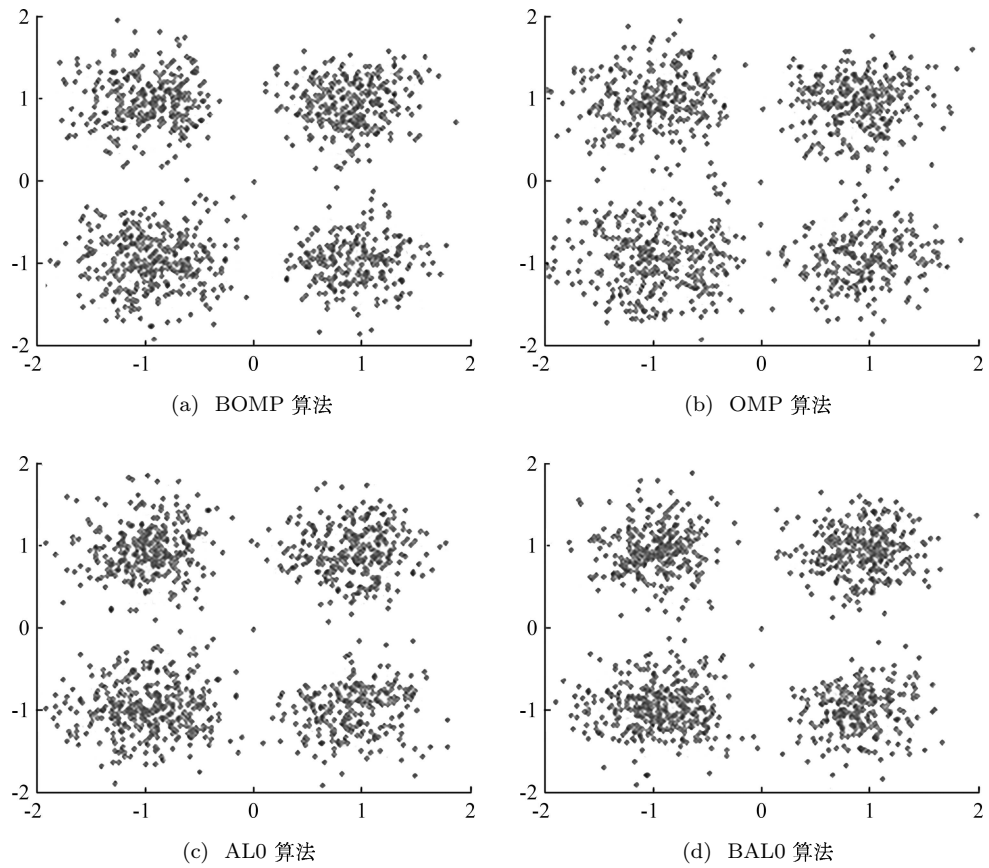


图 11 不同信道估计算法下对应的星座图

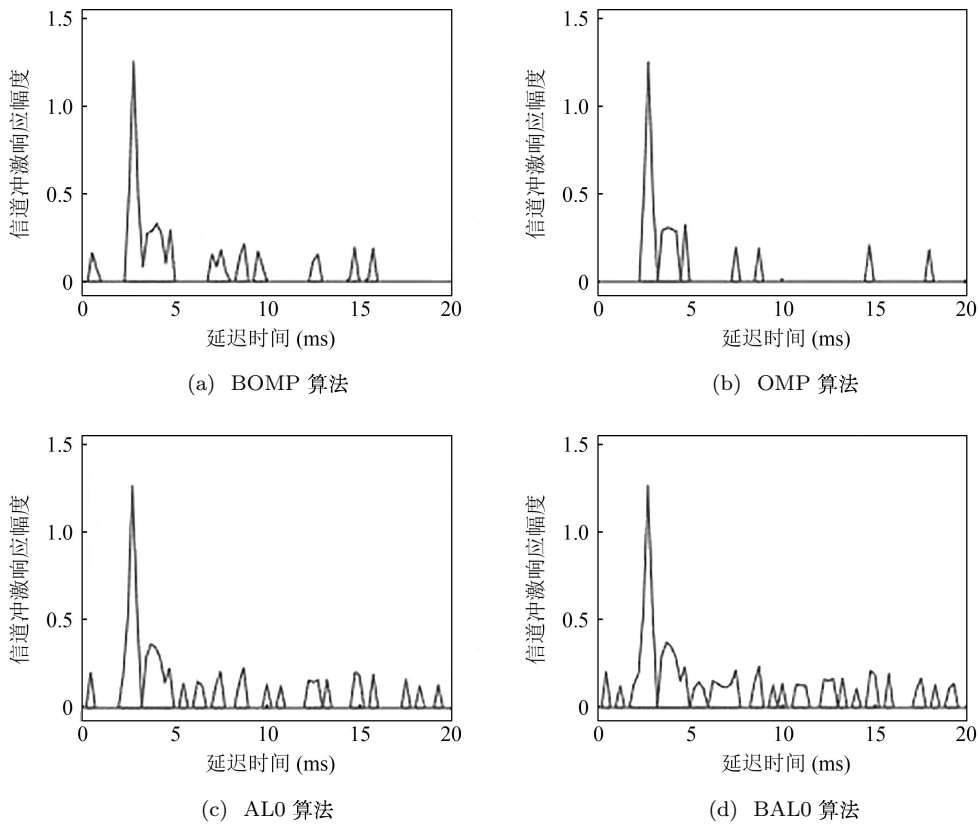


图 12 同一时刻下第 1 信道中不同估计算法对应的信道冲激响应图

表 3 4 种算法对实际实验数据运行的平均时间

算法名称	BOMP	OMP	ALO	BAL0
运行时间 (s)	0.0012	0.0015	0.0013	0.0016

考虑到块长度参数 d 的设置将影响本文算法的性能, 如 $d=1$ 时本文算法退化到经典 ALO 算法, 而如果块的长度设置太大也容易造成算法性能下降。为考察块搜索长度参数对 BAL0 算法的影响, 在本文算法其他参数不变的情况下, 采用不同的块长度: 1, 2, 4, 5, 8, 进行海试信道估计及 CE-DFE 接收机解调, 并记录各种情况下接收机平均 BER 值列于表 2, 可以看出当块长度设置为 2 或 4 时, BAL0 算法的 BER 低于 ALO, 即 BAL0 块长度为 1 时的 BER 值; 而块长度继续增加会进一步恶化 BER 的效果。误码率呈现上升趋势。效果甚至比 ALO 算法的 BER 更差。因此对于具有块稀疏特性的水声信道而言, 本文算法的块长度参数 d 不宜取值过大, 本文海试数据实验结果表明: 块长度参数 d 取值在 2~3 范围有利于充分利用块稀疏似零范数来提高对多径的特征描述精度, 获得较明显的性能改善。

为考察本文 BAL0 算法对实验数据的运算效率, 在算法参数设置不变的情况下基于 WIN8.1 的 64 位机操作系统和 MATLAB2012a 版本进行了各算法的运行时间测试。测试的硬件配置为: 酷睿 i5 英特尔处理器 2.30 GHz, 内存 8 GB。将 4 种算法的每次运行时间分别记录并求平均, 得到的运行时间表格如表 3 所示。从表 3 可以看出, BAL0 算法的运行时间略高于 BOMP, OMP 和 ALO 算法, 主要是因为 BAL0 算法中引入了对块似零范数的非线性计算, 然而这些计算恰恰是本文算法性能提升的关键。因此, 在算法的实际工程应用中需在算法性能提升与计算效率之间做出权衡。

4 结论

考虑到 l_0 或 l_1 范数无法很好地描述水声信道具有的块稀疏特性, 本文研究了基于似零范数框架下对块稀疏的水声信道估计算法 (BAL0), 并对 BAL0 算法的特性在含噪环境下进行了分析。分别设置高信噪比和低信噪比两种不同环境^[26], 对 4 种算法进行仿真验证及对比并提供海上真实数据实验。对比 3 种传统算法进行比较, 结合 CE-DFE 的输出结果分别用 BER, OSNR, RPE 作为评价指标^[27], 表明本文 BAL0 算法性能更加优越。

参 考 文 献

- 1 Rouseff D, Badiy M, Song A. Effect of reflected and refracted signals on coherent underwater acoustic communication: results from the Kauai experiment (KauaiEx 2003). *J. Acoust. Soc. Am.*, 2009; **126**(5): 2359—2366
- 2 Singer A C, Nelson J K, Kozat S S. Signal processing for underwater acoustic communications. *IEEE Communication Magazine*, 2009; **47**(1): 90—96
- 3 Chitre M S, Shahabodeen S, Stojanovic M. Underwater acoustic communications and networking: Recent advances and future challenges. *Marine Technology Society Journal*, 2008; **42**(1): 103—116
- 4 Stojanovic M. Efficient processing of acoustic signals for high-rate information transmission over sparse underwater channels. *Physics Communications*, 2008; **1**(2): 146—161
- 5 Demoulin X, Stephan Y, Jesus S, Coelho E F, Porter M. Intimate 96: A shallow water tomography experiment devoted to the study of internal tides. In proceed of the International Conference on Shallow Water Acoustics, China Ocean Press, Beijing, 1997; 485—490
- 6 Li W, Preisig J C. Estimation of rapidly time-varying sparse channels. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2007; **32**(4): 927—939
- 7 Cotter S F, Rao B D. Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization. *IEEE Transaction on Communication*, 2002; **50**(3): 374—377
- 8 Middleton D. Channel modeling and threshold signal processing in underwater acoustics: an analytical overview. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1987; **12**(1): 4—28
- 9 Wu F Y, Zhou Y H, Tong F, Kastner R. Simplified p-norm-like constraint LMS algorithm for estimation of underwater acoustic channels. *Journal of Marine Science and Application*, 2013; **12**(2): 228—234
- 10 Wu F Y, Li F L, Zhou Y H, Tong F. Dual-parameter adjustable least mean square algorithm for underwater acoustic channel equalization. *Journal of Nanjing University (Natural Sciences)*, 2013; **49**(1): 86—94
- 11 Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1993; **41**(12): 3397—3415
- 12 Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transaction on Information Theory*, 2007; **53**(12): 4655—4666
- 13 Jiang X, Zeng W J, Li X L. Time delay and Doppler estimation for wideband acoustic signals in multipath environments. *Journal of Acoustical Society of America*, 2011; **130**(2): 850—857
- 14 Chen L, Gu Y. The convergence guarantees of a non-convex approach for sparse recovery. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2014; **62**(15): 3754—3767

- 15 Rao B D, Delgado K K. An affine scaling methodology for best basis selection. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1999; **47**(1): 187—200
- 16 Pelekanakis K, Chitre M. New sparse adaptive algorithms based on the natural gradient and the L0-norm. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2013; **38**(2): 323—332
- 17 Wu F Y, Zhou Y H, Tong F, Fang S L. Compressed sensing estimation of sparse underwater acoustic channels with a large time delay spread. *Journal of Southeast University (English Edition)*, 2014; **30**(3):271—277
- 18 周跃海, 伍飞云, 童峰. 水声多输入多输出信道的分布式压缩感知估计. *声学学报*, 2015; **40**(4):450—459
- 19 Wang Z, Zhou S, Preisig J. C, Pattipati K R, Willett P. Clustered adaptation for estimation of time-varying underwater acoustic channels. *IEEE Transaction on Signal Processing* 2012; **60**(6): 3079—3091
- 20 Eldar Y C, Kuppinger P, Bolcskei H. Compressed sensing for block-sparse signals: uncertainty relations, coherence, and efficient recovery. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2010; **58**(6): 3042—3054
- 21 Haupt J, Bajwa W, Raz G, Nowak R. Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation. *IEEE Transaction on Information Theory*, 2010; **56**(11): 5862—5875
- 22 Foucart S. A note on guaranteed sparse recovery via l1-minimization. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2010; **29**(1): 97—103
- 23 Foucart S, Gribonval R. Real versus complex null space properties for sparse vector recovery. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences-Series I - Mathematics*, 2010; **348**(15–16): 863—865
- 24 Preisig J C. Performance analysis of adaptive equalization for coherent acoustic communications in the time-varying ocean environment. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2005; **118**(1): 263—278
- 25 乔钢, 王巍, 刘淞佐, Rehan Khan, 王玥. 改进的多输入多输出正交频分复用水声信道判决反馈信道估计方法. *声学学报*, 2016; **41**(1): 94—104
- 26 YU yang, ZHOU Feng, QIAO Gang, NIE Donghu. Orthogonal M-ary code shift keying spread spectrum underwater acoustic communication. *Chinese Journal of Acoustics*, 2014; **39**(3): 279—288
- 27 武岩波, 朱敏, 朱维庆, 邢泽平. 接近非相干水声通信信道容量的信号处理方法. *声学学报*, 2015; **40**(1): 117—123