

# 长时延扩展水声信道的联合稀疏恢复估计

周跃海, 曹秀岭, 陈东升, 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, 福建 厦门 361005)

**摘要:** 对具有长时延扩展的水声信道, 传统的信道估计算法如最小二乘法将在大量零值抽头产生严重的估计噪声, 导致估计性能下降, 同时信道估计时所需的较高估计器阶数大大提高了运算复杂度。压缩感知信道估计方法可有效利用多径稀疏特性改善性能, 但需采用较大的训练序列长度以保证稀疏恢复精度, 由此导致额外的系统开销。利用水声信道多径稀疏结构在数据块间存在的相关性, 建立基于分布式压缩感知的长时延水声信道联合稀疏模型, 从而可利用同步正交匹配追踪算法进行联合重构, 以进一步减小系统的训练序列开销, 提高估计性能。最后通过仿真和海上实验验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 长时延水声信道; 分布式压缩感知; 同步正交匹配追踪; 水声信道估计

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

## Jointing sparse recovery estimation algorithm of underwater acoustic channels with long time delay spread

ZHOU Yue-hai, CAO Xiu-ling, CHEN Dong-sheng, TONG Feng

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

**Abstract:** Efficient estimation of underwater acoustic channels with a large time delay spread was addressed. For the conventional channel estimation methods such as LS, this type of channel estimation would produce serious estimation noise in zero-value taps which lead to poor performance of channel estimation. At the same time, a large time delay spread posed significant difficulties such as large channel order and the corresponding huge computation complexity. Compressed sensing (CS) channel estimation algorithm offered a solution to this problem by exploiting the sparsity of channel to improve the estimation performance. However to ensure acceptable estimation performance, a long training sequence was needed, which unfortunately would cause additional overhead. A method was proposed which exploiting the joint correlation of sparse multipath structure between adjacent data blocks to deal with the estimation of long time delay channels under the framework of distributed compressed sensing (DCS). Thus the large time delay underwater acoustic channels can be jointly reconstructed by the simultaneous orthogonal matching pursuit (SOMP) algorithm to facilitate the system overhead reduction and estimation performance improvement. Simulation as well as the sea trial results indicate the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** large time delay spread, distributed compressed sensing, simultaneous orthogonal matching pursuit, underwater acoustic channel estimation

### 1 引言

随着海洋开发、海洋环境监测等领域对信息传输与获取的需求迅速增加, 水声通信技术在海洋高

科技领域的重要性日益凸显。与传统的无线信道相比, 水声信道是个复杂的信道, 其具有严重的时间、频率双重扩展。水声信道的随机复杂特性给水声通信带来了极大的困难和挑战。

收稿日期: 2015-04-21; 修回日期: 2015-09-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.11274259, No.11574258)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.11274259, No.11574258)

借鉴无线通信领域的研究成果,水声相干通信系统可通过信道估计获得水声信道特性从而结合时间反转或者判决反馈均衡等信道匹配形式来抑制多径、提高通信接收机的检测信噪比<sup>[1-5]</sup>。如 Samar Kaddouri 等<sup>[1]</sup>采用最小二乘法(LS, least square)信道估计算法来跟踪信道随时间的变化。结合 LS 算法和经验模态分解(EMD, empirical mode decomposition)算法可提高时变信道下信道估计的分辨率。Yang 等<sup>[2]</sup>采用最小均方误差(MMSE, minimum mean square error)算法和归一化最小均方(NLMS, normalized least mean square)算法在多输入多输出(MIMO, multiple input multiple output)系统进行信道估计。

但是,由于海底、海面边界以及水体不均匀性对声传播的影响,水声信道往往呈现出远比无线信道恶劣的强多径、长时延扩展特性<sup>[6]</sup>,多径时延扩展长达数百毫秒<sup>[7]</sup>。此时,传统非稀疏信道估计算法性能急剧下降。如 MMSE 信道估计算法因为涉及求矩阵的相关运算和求逆运算,在信道多径时延大的情况下,计算复杂度较高;LS 和 LMS 信道估计算法随着信道时延的加长,其滤波器的长度也线性变长,迭代的次数也相应变大,影响信道估计结果,同时也要求更长的训练序列开销,造成通信效率的损失。

针对水声信道多径分布具有典型的稀疏特性,近年快速发展的压缩感知(CS, compressed sensing)理论可将水声信道估计转换为稀疏恢复问题<sup>[8-10]</sup>,可有效利用水声信道多径稀疏特性提高信道估计性能。Qu 等<sup>[8]</sup>在双重扩展水声信道建立数学模型,通过正交匹配追踪(OMP, orthogonal matching pursuit)算法求出信道多径时延和多普勒偏移,联合二阶信道估计算法和 OMP 可以提高信道估计的分辨率。Byun 等<sup>[9]</sup>针对宽带多通道接收阵列信道估计问题,建立角度时延—多普勒时延函数来量化水声信道,并用压缩感知方法优化模型。Song 等<sup>[10]</sup>利用匹配追踪(MP, matching pursuit)进行稀疏信道重建,并比较了 LS 信道估计算法和 OMP 信道估计算法获取信道特性用于时间反转处理的通信性能,表明 OMP 信道估计算法在水声信道估计中的优势。

但是,OMP 信道估计算法本质上是训练序列与字典原子匹配相关的过程,因此要求训练序列相对信道阶数有足够的长度以保证匹配相关效果及估计性能。对于长时延扩展水声信道,这意味着需要

很长的训练序列来保证稀疏估计精度,一方面增加了系统开销、降低通信效率;另一方面,过长的训练序列使水声信道往往难以满足在此期间保持稳定。

考虑到对于缓变水声信道,在接收水声信号的数据块之间的信道多径稀疏结构具有一定的相关性,这种多径稀疏结构的相关性为进一步改善水声信道估计提供了可能。Baron 针对多个信号稀疏性具有相关的现象提出了分布式压缩感知(DCS, distributed compressed sensing)理论<sup>[11]</sup>,通过利用多个信号的共同稀疏性进行联合重构可进一步提高稀疏重建性能。Baron 针对典型的分布式稀疏信号提出 3 种联合稀疏模型(JMS, joint sparsity model),其中, JSM1 模型中每个信号由稀疏共同部分和特有部分组成;JSM2 模型中信号间具有相同的稀疏支撑集而只是非零系数不同, JSM3 模型中信号由非稀疏共同部分和稀疏独立部分组成。上述 3 种模型代表了 3 种不同类型的物理场景,其中 JSM2 模型已应用于无线传感器网络簇头至各节点的信道估计<sup>[12]</sup>。分布式压缩感知理论在无线网络通信<sup>[12, 13]</sup>中已得到较为广泛的研究应用,但在水声通信领域尚未多见。

考虑到水声数据块之间信道多径稀疏特性存在的相关性,本文在分布式压缩感知的框架下将稀疏长时延水声信道估计转换成 JSM2 模型下的联合稀疏恢复问题,并设计了一种联合数据块同步正交匹配追踪算法(JNSOMP, joint  $n$  blocks simultaneous orthogonal matching pursuit),利用数据块与数据块多径稀疏特性的相关性进行联合稀疏恢复信道估计,从而达到降低训练序列开销、提高稀疏长时延水声信道估计性能的目的。最后仿真实验和海试实验结果表明了本文方法的有效性。

## 2 系统模型

### 2.1 水声通信系统模型

对于单发射和单接收水声通信系统,假设发射信号为  $x(n)$ ,经过水声信道  $h(n)$  以后,在接收端接收到的信号为

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} x(i)h(n-i) + w(n) \quad (1)$$

其中,  $L$  表示信道时延扩展,  $w(n)$  表示加性噪声。

从  $k$  时刻对信号进行采样,共采集  $P$  个点,假设信道在  $P$  个采样时间内保持稳定,则式(1)可以写成

$$y = Ah + w \tag{2}$$

其中,  $A$  为  $P \times L$  阶 Toeplitz 结构矩阵

$$A = \begin{bmatrix} x[k+L-1] & x[k+L-2] & \dots & x[k] \\ x[k+L] & x[k+L-1] & \dots & x[k+1] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x[k+L+P-2] & x[k+L+P-3] & \dots & x[k+P-1] \end{bmatrix} \tag{3}$$

定义

$$\begin{aligned} y &= [y(k+L-1), y(k+L), \dots, y(k+L+P-2)]^T \\ h &= [h(k), h(k+1), \dots, h(k+L-1)]^T \\ w &= [w(k+L-1), w(k+L), \dots, w(k+L+P-2)]^T \end{aligned} \tag{4}$$

上述模型可采用传统的 LS 或 MMSE 信道估计算法<sup>[10]</sup>求解式(2)进行信道估计。对于传统的非压缩感知类信道估计算法(如 LS 或 MMSE), 训练序列长度  $P$  往往要大于等于信道长度  $L$  以保证解的质量<sup>[14]</sup>, 由此, 当信道时延扩展  $L$  较大时, 需要较大的滤波器阶数和较大的迭代次数, 不但降低通信系统的效率, 而且估计算法在大量零值抽头上产生的估计噪声也将影响估计性能。

### 2.2 压缩感知信道估计

考虑稀疏信号重构问题, 即已知某一个测量矩阵  $F \in R^{M \times N}$  ( $M \ll N$ ) 以及某未知信号  $x$ , 在该矩阵下的线性测量值  $y \in R^M$  为

$$y = Fx \tag{5}$$

如果原始信号  $x$  是  $K$  稀疏的, 且  $y$  和  $F$  满足一定条件, 理论证明  $x$  可由测量值  $y$  通过求最优  $l_0$  范数问题精确重构<sup>[15]</sup>。其中,  $F^0 = Fy$  为  $M \times N$  传感矩阵。

在压缩感知 (CS) 框架下, 对具有稀疏特性的水声信道, 式(2)可转换为 CS 稀疏恢复问题, 此时在稀疏信道大量零值抽头上的估计噪声被有效抑制, 可有效提高估计性能<sup>[10]</sup>。但是, 当信道多径时延扩展较大时, OMP 方法仍然需要采用较长的训练序列以保证期望信号和接收信号具有较好的相关性, 因此造成较大的训练序列开销, 以及在此期间信道保持稳定的前提条件难以满足。

### 2.3 分布式压缩感知信道估计

针对多个信号稀疏分布具有相关性的现象, 分布式压缩感知技术在经典压缩感知理论的基础上可利用共同稀疏性提高稀疏恢复性能<sup>[11]</sup>。对于接收到的水声通信信号, 各数据块间的多径结构存在较

强的时间相关性, 具体表现为所有数据块或其中某些数据块间多径位置相同, 即具有相同的稀疏支撑集而只是幅度系数不同, 符合经典 DCS 理论中第二联合稀疏模型 (JSM2, joint sparsity models 2)。此时可进一步利用这种稀疏相关特性提高稀疏恢复概率, 或者可采用较小的训练序列长度  $P$  以减小系统训练序列开销, 提高通信效率。

JSM2 模型下第  $i$  个数据块的冲激响应  $h_i$  为可描述为

$$h_i = Y_i O + d_i, \quad i \in (1, 2, \dots, I) \tag{6}$$

其中,  $I$  表示数据块个数。对于相邻数据块间具有时间相关性的水声信道, 其响应由大量具有共同稀疏支撑集  $O$  的多径成分和少量位置不同的差异成分  $d_i$  组成, 其中各信道具有相同稀疏支撑集的多径成分只是稀疏支撑集系数  $Y_i$  不同。则基于分布式压缩感知的思想可对 JSM2 模型下的水声信道进行联合稀疏恢复估计, 建立如下优化问题

$$\begin{aligned} \hat{H} &= \arg \min_{\sum_{i=1}^N (\|h_i\|)} \\ \text{s. t. } &\|Y - AH\|_2^2 \leq e \end{aligned} \tag{7}$$

其中,  $e$  为与噪声有关的一个参量,  $N$  表示联合  $N$  个数据块进行联合稀疏重构,  $H = [h_1, h_2, \dots, h_N]$ ,  $H \in C^{LN \times 1}$ ,  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ ,  $Y \in C^{PN \times 1}$ ,  $y_i$  接收信号中的第  $i$  个数据块, 定义为

$$y_i = [y(k+L+iB), y(k+L-1+iB), \dots, y(k+L+P-1+iB)] \tag{8}$$

其中,  $B$  ( $B \leq P$ ) 为数据块长度,  $iB$  表示数据块偏移量。构建观测矩阵  $A$

$$A = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & X_N \end{bmatrix}, \quad A \in C^{PN \times LN} \tag{9}$$

其中,

$$X_i = \begin{bmatrix} x[k+L+iB] & x[k+L-1+iB] & \dots & x[k+1+iB] \\ x[k+L+1+iB] & x[k+L+iB] & \dots & x[k+2+iB] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x[k+L+P-1+iB] & x[k+L+P-2+iB] & \dots & x[k+P+iB] \end{bmatrix} \tag{10}$$

上述联合稀疏恢复问题可用 SOMP 算法进行求解。

2.4 联合稀疏恢复水声信道估计算法

输入： $N$  个接收数据块  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ ， $Y \in C^{PN \times 1}$ ；观测矩阵  $A \in C^{PN \times LN}$ ；最大迭代次数  $K$ ；残差误差门限  $thres$ 。

初始化：初始化残差  $r_i^0 = y_i, r_i^0 \in C^{PN \times 1}, i \in (1, 2, \dots, L, N)$ ，上标表示迭代次数，下标表示第  $i$  个数据块；初始化原子索引集  $O = \emptyset$ ；初始化原子集  $Phit_i = \emptyset$ ；第  $i$  个数据块对应的多径系数  $\hat{h}_i = \emptyset, i \in (1, 2, \dots, L, N)$ ；初始化迭代次数  $t=1$ 。

Step1 分别选取观测矩阵  $A$  的原子  $X_i$  残差  $R_i^{t-1}$  作内积，并将求出  $N$  个数据块对应的内积和，计算内积和的最大位置  $l_t$ ，保存  $l_t$  和保存最大位置所对应的原子，即  $X_i$  对应的  $l_t$  列表示为  $X_{i,l_t}$ 。

$$l^t = \arg \max \sum_{i=1}^N \left| \langle X_i, R_i^{t-1} \rangle \right|$$

$$O = O \cup l^t$$

$$Phit_i = Phit_i \cup X_{i,l_t} \quad (11)$$

Step2 采用最小二乘法分别计算每个数据块对应的多径系数

$$b_i = [(X_{i,l_t})^H X_{i,l_t}]^{-1} X_{i,l_t}^H y_i, \quad i \in (1, 2, \dots, L, N) \quad (12)$$

保存各数据块的多径系数  $\hat{h}_i = \hat{h}_i \cup b_i, i \in (1, 2, \dots, L, N)$ ，并求残差

$$R_i^t = y_i - Phit_i \hat{h}_i \quad (13)$$

Step3 收敛判断：如果残差小于指定设置的残差门限  $thres$  或迭代次数大于设定次数则停止迭代；否则继续迭代， $t=t+1$ 。

输出：各个通道的重构多径系数  $\hat{h}_i, i \in (1,$

$2, \dots, L, N)$  和稀疏位置集  $O$ 。

从上述迭代步骤中可以看出，联合稀疏恢复水声信道估计方法在利用每个数据块信道稀疏性的基础上，在同步匹配追踪算法迭代中对数据块间多径位置相同稀疏部分进行叠加（如式(11)所示），以进一步找到多径的稀疏位置，进一步提高信道多径重建概率，从而可有效解决传统 OMP 估计算法需要较长训练序列造成的问题。特别地，当  $N=1$  时，上述 JNSOMP 退化成经典的 OMP 算法。

2.5 信道估计算法性能评估

在可获取准确信道特性的情况下，信道估计算法的性能可用信道估计的均方误差（MSE, mean square error）表示，定义信道估计的均方误差 MSE 为

$$MSE = E \left[ \left\| h - \hat{h} \right\|_2^2 \right] \quad (14)$$

其中， $h$  为准确信道， $\hat{h}$  为信道估计算法获得的信道估计结果。

考虑到在实际水声通信应用中无法准确获取海上实际信道响应用于信道估计算法的性能评估，本文在海试实验部分采用基于信道估计的时间反转接收机所获得的通信性能评价信道估计的性能<sup>[10]</sup>。接收机的流程如图 1 所示，首先分别对每个通道进行信道估计，利用每个通道的信道估计结果进行单通道时间反转处理，联合每个通道的时间反转处理后的信号并送入判决反馈均衡器进行消除残余多径和判决恢复信息码元，从而在时间上和空间上聚焦多径。通过该接收机获取的通信性能可进行信道估计算法评估。

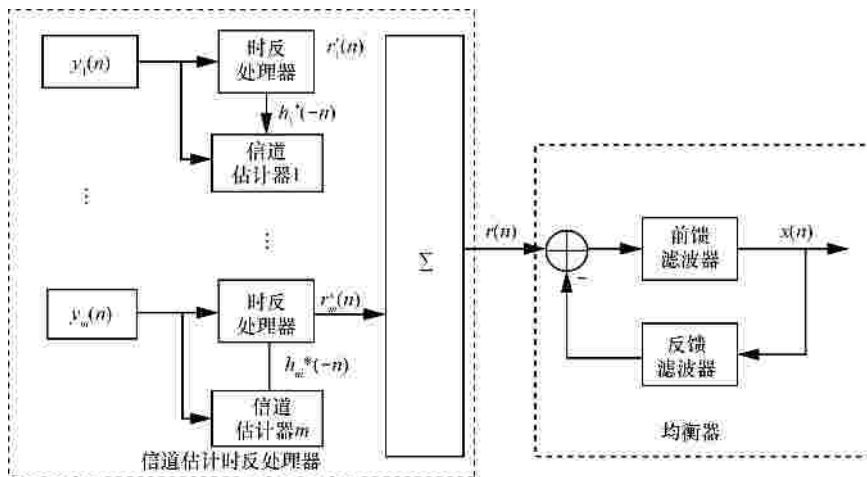


图 1 基于信道估计时间反转接收机

### 3 仿真实验

为了验证本文提出的一种联合数据块同步正交匹配追踪算法进行单输入多输出(SIMO, single-input-multiple-output)水声通信仿真。仿真采用 Bellhop 水声信道模型仿真长时延信道,仿真信道模型中,声速恒定为 1 500 m/s;海底反射系数为 1,海面反射系数为 -1;仿真水域深度 200 m,发射节点和接收节点的水平距离 210 m;发射节点离水面 100 m,接收节点分别位于水深 60 m 和 150 m 处。仿真中水声传播路径的本征声线如图 2(a)所示,2 个不同接收深度信道的多径时延扩展  $L$  约为 120 ms,具有较为典型的长时延特性。

系统采用 QPSK 调制,符号速率为 4 000 symbol/s,叠加高斯噪声作为背景噪声。记发射节点到 60 m 处接收节点的信道为通道 1,发射节点到 150 m 处接收节点的信道为通道 2。

图 2(b)和图 2(c)分别为通道 1 信道冲激响应和通道 2 信道冲激响应。本文比较了 LS 信道估计算法、传统的 OMP 算法与本文联合稀疏估计算法的性能。联合数据块同步正交匹配追踪算法中,数据块个数分别取连续 2 个数据块(对应估计算法记为 J2SOMP)和连续 4 个数据块(对应估计算法记为 J4SOMP),数据块长度为 250 ms。在仿真中信噪比设置为  $SNR=10$  dB。OMP 算法、J2SOMP 算法和 J4SOMP 算法多径个数设置为 3,

信道估计器长度为 160 ms,训练序列长度  $P$  分别从 20~120 ms。

图 3 为通道 1 与通道 2 训练序列长度与估计误差曲线。从图中可以看出,LS 算法的估计性能的最差,因为 LS 算法属于非稀疏信道估计算法,需要满足  $P \gg L$  以保证解的质量,因此在  $P < L$  时估计误差极大;接近满足  $P \gg L$  条件后,LS 算法在非零抽头处含有大量的估计噪声,故其估计误差最大。比较本文算法与 OMP 算法,由于训练序列长度短(如训练序列长度小于 80 ms),造成 OMP 匹配相关效果差,影响寻找弱多径稀疏位置,引起错误估计,如通道 1 的第 3 个弱多径,通道 2 的第 2 个弱多径,而本文算法(J2SOMP 和 J4SOMP)利用了数据块之间信道稀疏位置的相关性,在稀疏位置相同处进行增强,更有利于寻找若多径的稀疏位置,从而正确重构信道信息。

从图 3 中还可看出,随着训练序列长度变短,LS 方法及 OMP 估计方法性能急剧下降,采用联合稀疏估计的本文算法的下降趋势则被抑制;同时,比较 J2SOMP 和 J4SOMP 信道估计算法可发现,2 种信道下 J4SOMP 信道估计性能优于 J2SOMP 信道估计算法,这是因为仿真信道为时不变信道,因此数据块间稀疏相关特性明显,4 个数据块在稀疏位置增强的程度大于 2 个数据块在稀疏位置增强的程度,此时联合稀疏重构获得的性能增益随着数据块的增多而增加。

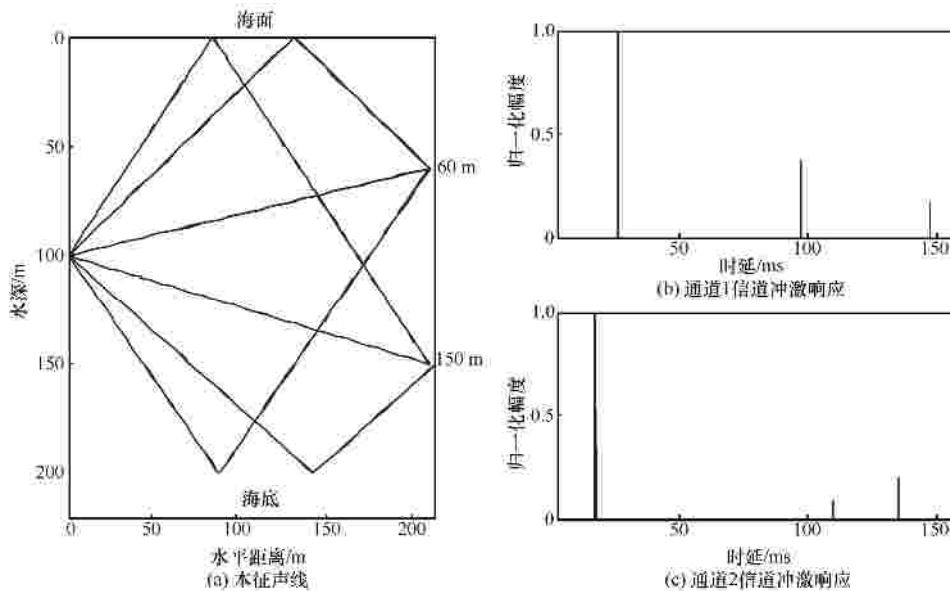


图 2 仿真信道本征声线和信道冲激响应

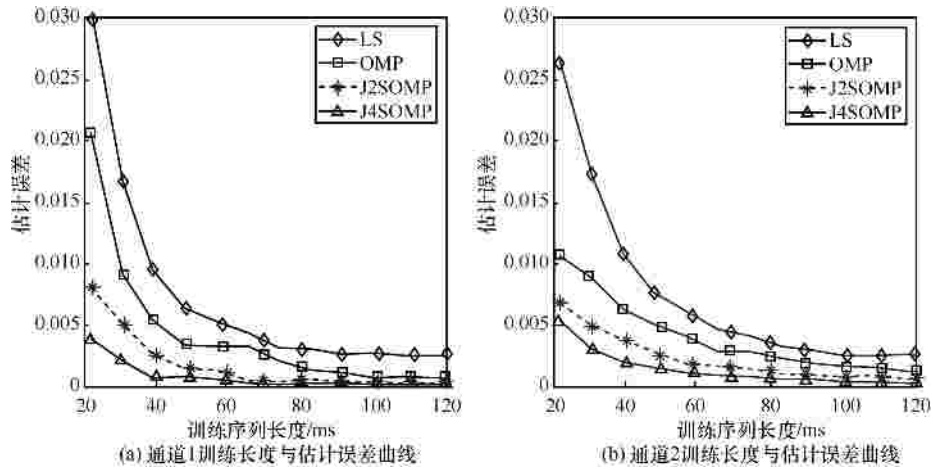


图 3 通道 1 与通道 2 训练序列长度与估计误差曲线

### 4 海试实验

#### 4.1 实验设置

海试实验在厦门五缘湾海域进行，实验水域为近似圆形的半封闭水域，水域边界为防波堤，存在边界反射，平均水深 10 m。发射源位于水下 2 m，由 4 个接收阵元组成的垂直接收阵列分别位于水下 2 m、4 m、6 m 和 8 m 处，发射点和接收点的水平距离为 1 000 m，如图 4(a)所示。从海面到海底，发射节点到接收阵列所在的信道分别记为通道 1、通道 2、通道 3 和通道 4，图 4(b)为实验海域的声速梯度。

海试实验 SIMO 系统采用正交相移键控(QPSK, quadrature phase shift keying)调制，载波中心频率为 16 000 Hz，传输符号率 4 000 symbol/s。信号采样率为 96 000Hz。实验中分别采用 J2SOMP、J4SOMP、OMP 和 LS 信道估计算法估计信道特性。设置信道估计器长度为 50 ms，训练序列长度  $P$  分别设置为

10~70 ms，数据块长度为 375 ms，一个完整信号帧包括 20 个数据块。J2SOMP、J4SOMP 和 OMP 信道估计算法中，多径个数设定为 15。

考虑到在实际水声通信应用中无法准确获取海上实际信道响应用于信道估计算法的性能评估，而传统的信道均衡算法在长时延信道中往往无法收敛，本文在海试实验部分采用图 1 所示的基于信道估计的时间反转接收机所获得的误码率和星座图来表征信道估计的性能。联合 4 通道进行多通道时间反转处理，在时间上和空间上聚焦多径。时反接收机参数设置为：时反处理器阶数 400；判决反馈均衡器前馈滤波器阶数 32、反馈滤波器阶数 16，RLS 算法遗忘因子 0.998；训练序列长度为 500 个符号。不同的信道估计算法采用完全相同的时反接收机参数以便进行信道估计性能评估。

海试实验中 4 个通道接收信号的平均信噪比约为 16 dB。

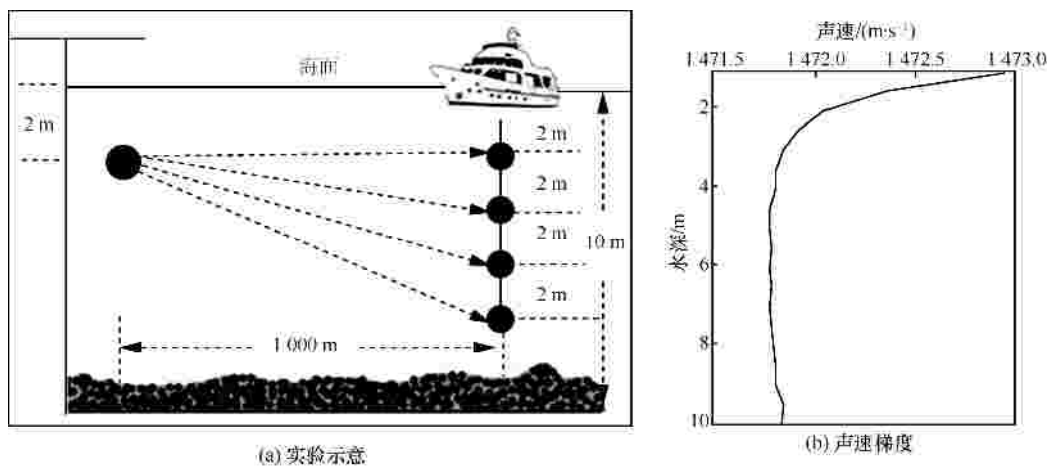


图 4 实验示意和声速梯度

### 4.2 海试实验结果与分析

图 5 为通道 1 在原始信噪比和训练序列长度为 25 ms 下,不同信道估计算法得到的信道估计结果。从图 6 中可以看出海试信道最大多径时延扩展  $L$  约为 35 ms,多径结构中存在水域边界反射造成的多径,具有较为典型的长时延多径特性。从图 5 中可以看出,由于 LS 算法是非稀疏信道估计算法,在  $P < L$  的情况下获得的信道估计结果误差较大,同时 LS 算法在非零抽头处产生大量的估计噪声也影响了估计性能。

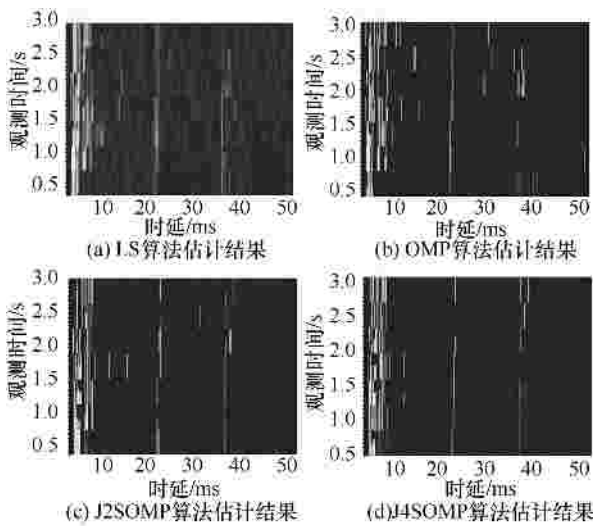


图 5 不同信道估计算法得到的信道估计结果

比较图 5(b)、图 5(c)和图 5(d)可看出,利用了稀疏特性的 3 种信道估计结果估计噪声明显优于 LS 算法;但是,图 5(b)对第 3 径的检测性能明显差于图 5(d),原因是由于训练序列较短(25 ms),OMP 估计算法的接收信号与训练序列相关效果差,造成错误检测弱多径的稀疏位置;而本文联合数据块稀疏恢复信道估计方法可有效利用数据块间的相关性,在相同的训练序列长度下,弱多径的稀疏位置处的检测性能得到加强,提高了弱多径的重构概率。

为了进一步评估信道算法性能,采用 2.5 节所述基于信道估计的 SIMO 时间反转接收机所获得的通信性能作为评价信道估计性能的指标。图 6 给出了不同信道估计算法对应的时反接收机的训练序列长度-误码率曲线图。从图 6 中可以看出 4 种信道估计算法随着训练序列长度的变长(15 ~70 ms),通信机获得的误码率下降,因为随着训练序列长度的变长,接收信号与训练序列的相关性变好,可以更精确地估计信道特性,提高 SIMO 时反接收机的性

能。比较 LS 算法、OMP 算法和本文算法(J2SOMP 和 J4SOMP)所获得的误码率,LS 算法获得误码率最高,OMP 算法获得的次之,本文算法获得的误码率最低,与上述分析一致。

图 6 比较了 J2SOMP 信道估计算法和 J4SOMP 信道估计算法获得的误码率,取 15~70 ms 训练序列长度,J2SOMP 信道估计算法获得的误码率始终比 J4SOMP 信道估计算法获得的误码率低,与第 3 节仿真结果并不一致。原因在于,仿真实验采用的是时不变信道,数据块间信道稀疏相关特性随着数据块的增多而线性提高;而实际海试信道具有时变特性,此时采用过多的数据块进行联合估计将导致信道相关性下降,如 J4SOMP 算法采用 4 个连续数据块进行联合估计,在 4 个数据块持续时间内(1.5 s)信道的时变导致稀疏相关性下降,联合稀疏恢复获取的性能增益随之明显下降;而采用 2 个数据块的 J2SOMP 算法由于只利用 2 个相邻数据块的相关特性,稀疏相关性受信道时变的影响不大,因此在训练序列较长时其估计性能优于 J4SOMP。这表明数据块间联合稀疏恢复估计可改善估计性能,但联合估计获取的性能增益与采用的数据块数量并不成正比,时变信道条件下采用过多的数据块反而造成信道联合稀疏性的下降。

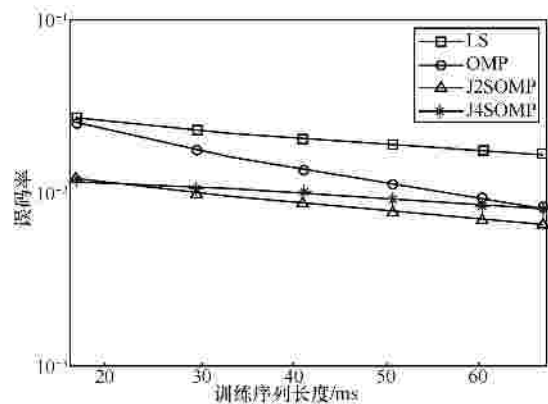


图 6 训练序列长度与误码率曲线

图 7 为采用 50 ms 训练序列时不同信道估计算法对应时反接收机输出的星座图,从图中可以看出 LS 信道估计算法所获得的星座图区分度最差,而本文算法(J2SOMP 和 J4SOMP)所获得的星座图区分度最好,OMP 算法获得的星座图次之,实验结果与信道估计结果一致,表明了本文算法在长时延信道可以更好地恢复估计弱多径,提高通信系统的通信性能。

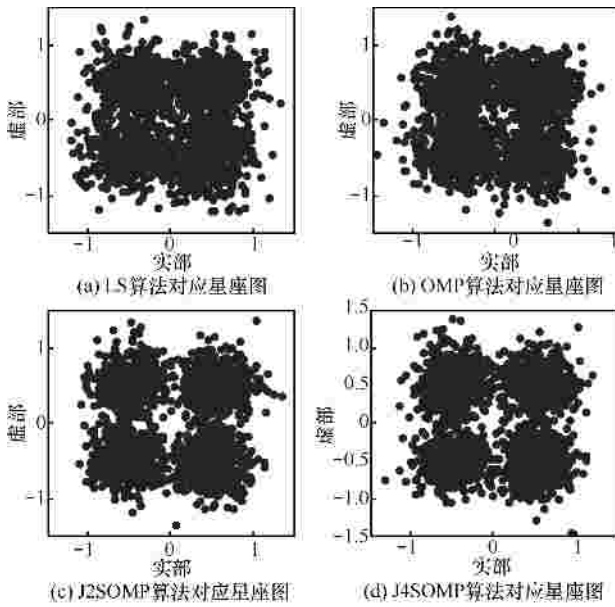


图 7 不同信道估计算法对应的接收机输出星座图

### 5 结束语

考虑到长时延扩展水声信道对信道估计造成的困难，本文利用数据块间信道多径存在的稀疏相关性，在分布式压缩感知的框架下将多径长时延信道估计问题转换为联合稀疏恢复问题，并采用一种联合数据块同步正交匹配追踪算法进行联合稀疏恢复估计，从而可在采用较短训练序列的条件下提高信道估计精度。仿真实验和海试实验表明了本文方案的有效性，表明充分利用数据块间存在的稀疏相关特性进行分布式压缩感知重构可有效提高稀疏重构概率。

### 参考文献：

[1] KADDOURI S, BEAUJEAN P P J, BOUVET P J, et al. Least square and trended doppler estimation in fading channel for high-frequency underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39(1): 179-188.

[2] YANG Z, ZHENG Y R. Robust adaptive channel estimation in MIMO underwater acoustic communications[C]//OCEANS 2014-TAIPEI. IEEE, c2014:1-6.

[3] 伍飞云, 周跃海, 童峰. 引入梯度导引以  $p$  范数约束的稀疏信道估计算法[J]. 通信学报, 2014, 35(7): 172-177.

WU F Y, ZHOU Y H, TONG F, et al. Estimation algorithm for sparse channels with gradient guided  $p$ -norm like constraints[J]. Journal on Communications, 2014,35(7): 172-177.

[4] ZHOU Y H, ZENG K, TONG F, et al. Selective time reversal receiver for underwater acoustic MIMO communications[C]//MTS/IEEE OCEANS 2014. Taipei, China, c2014:7-10.

[5] RAFATI A, LOU H, XIAO C. Soft-decision feedback turbo equalization for LDPC-coded MIMO underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39(1): 90-99.

[6] ROUSEFF D, BADIEY M, SONG A. Effect of reflected and refracted signals on coherent underwater acoustic communication: results from the Kauai experiment (KauaiEx2003)[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2009, 126(5): 2359-2366.

[7] 张歆, 张小蓊. 水声多径信道中的标识延迟空时扩展发射分集[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(8): 2024-2027.

ZHANG X, ZHANG X L. A transmitter diversity scheme based on labelled delay space time spreading in underwater acoustic communication systems[J].Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(8): 2024-2027.

[8] QU F, NIE X, XU W. A two-stage approach for the estimation of doubly spread acoustic channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2015, 40(1): 131-143.

[9] 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.

[10] SONG A, ABDI A, BADIEY M, et al. Experimental demonstration of underwater acoustic communication by vector sensors[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2011, 36(3): 454-461.

[11] BARON D, WAKIN M B, DUARTE M F, et al. Distributed Compressed sensing[J].Preprint, 2012,21(10):2729-2732.

[12] 胡海峰,杨震. 无线传感器网络中基于空间相关性的分布式压缩感知[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2009, 29(6): 12-16.

HU H F, YANG Z. Spatial correlation-based distributed compressed sensing in wireless sensor networks[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2009,29(6): 12-16.

[13] CORROY S, MATHAR R. Distributed compressed sensing for the MIMO MAC with correlated sources[C]//Communications (ICC), 2012 IEEE International Conference. IEEE, c2012:2516-2520.

[14] KADDOURI S, BEAUJEAN, P, BOUVET P J, et al. Least square and trended doppler estimation in fading channel for high-frequency underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014,39(1): 179-188.

[15] 陈国新, 陈生昌, 王汉闯,等. 基于  $L_0$  范数最小化的地球物理数据稀疏重构[J].应用地球物理, 2013, 10(2): 181-190.

CHEN G X, CHEN S C, WNAG H C, et al. Geophysical data sparse reconstruction via  $L_0$ -norm minimization[J]. Applied Geophysics, 2013, 10(2): 181-190.

### 作者简介：



周跃海 (1987-), 男, 福建龙岩人, 厦门大学博士生, 主要研究方向为水声通信、水声信号处理、压缩感知信道估计、水声通信方案硬件设计和实现等。

曹秀岭 (1975-), 男, 山东菏泽人, 厦门大学博士生, 主要研究方向为水声通信、水声信号处理等。

陈东升 (1975-), 男, 福建莆田人, 厦门大学助理教授, 主要研究方向为水声通信、水声信号处理、水声网络等。

童峰 (1973-), 男, 福建龙岩人, 厦门大学教授、博士生导师, 主要研究方向为水声通信、水声网络和水声信号处理等。