引用格式:程华康,王好贤,基于卡尔曼滤波的时变水声信道估计[J],声学技术, 2022, 41(6): 833-837. [CHENG Huakang, WANG Haoxian. Time varying underwater acoustic channel estimation based on Kalman filter[J]. Technical Acoustics, 2022, 41(6): 833-837.] DOI: 10.16300/j. cnki.1000-3630.2022.06.007

基于卡尔曼滤波的时变水声信道估计

程华康,王好贤 (哈尔滨工业大学 (威海),山东威海 264200)

摘要:为了能同时利用时变水声信道的簇状稀疏特性和时间相关性,构造了一种时变水声信道模型,并基于该模型 对传统的卡尔曼滤波压缩感知算法进行改进。该方法主要利用前一时刻估计的信道状态响应来确定当前时刻信道的 候选支撑集,并以此构造时变水声信道的状态转移方程。通过卡尔曼滤波迭代的方法计算候选支撑集上的系数,最 后通过阈值法滤除误差原子。仿真结果表明: 该方法能有效地利用水声信道间的时间相关性来提高信道估计的性 能,同时由于水声信道存在簇状稀疏特性,因此经该方法也具有一定的鲁棒性。

关键词:信道估计;时变水声信道;卡尔曼滤波

中图分类号: TN929.3 文献标志码: A 文章编号: 1000-3630(2022)-06-0833-05

Time varying underwater acoustic channel estimation based on Kalman filter

CHENG Huakang, WANG Haoxian

(Harbin Institute of Technology (Weihai), Weihai 264200, Shandong, China)

Abstract: By using the cluster-sparse characteristics and temporal correlation of underwater acoustic channel, a timevarying underwater acoustic channel model is constructed and the traditional Kalman filter compressive sensing algorithm is improved under this model. In the proposed method, the channel state response at the previous moment is used to determine the candidate support set at the current moment, and then the state transfer equation for the timevarying underwater acoustic channel is established. The coefficients in the candidate support set are calculated by Kalman filtering, and the error atoms are filtered out by threshold method. The simulation results show that the method can effectively utilize the temporal correlation between underwater acoustic channels to improve the performance of channel estimation, and the cluster characteristics of underwater acoustic channels makes the method robust. Key words: channel estimation; time varying underwater acoustic channel; Kalman filter

0 引言

水声通信是目前实现水下远距离、高速数据通 信的唯一方式。但水声信道是一个时变信道,并且 可用的频谱资源受限,这些特性严重地限制了水下 高速数据通信的发展。随着技术的飞速发展,正交 频分复用技术(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)由于具有较高的频谱利用率和抗多 径效应等优点而广泛运用于陆地4G通信中。目前 大量的学者都积极研究如何将 OFDM 技术运用到 水声通信中,试图打破水下环境的限制以实现高速 的数据通信。

为实现可靠的OFDM 水下通信,准确的信道 估计技术是必要的。有研究表明:水声信道呈稀疏 特性,而压缩感知模型主要针对的是稀疏信号的恢 复,因此目前大部分研究都考虑使用压缩感知算法 来重构水声信道模型。经典的压缩感知恢复算法有 正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)、稀疏度自适应匹配追踪算法(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)和基于凸优化原理的 基追踪算法(Basis Pursuit, BP)等。而这些算法在与 水声信道估计相结合时又产生了大量的改进算法[1-5]。

自分布式压缩感知框架提出以来师,大量的学 者开始关注时变水声信道间的时-空相关性,并提 出了相应的改进算法来改善信道估计的性能。文献 [7]从多输入多输出 OFDM(Multiple-Input Multiple-Output OFDM, MIMO-OFDM),分析了信道间的时 间和空间的相关性,并提出了一种前向筛选和反向 滤除的改进 SOMP 算法(Forward-reverse Strategy to

收稿日期: 2021-05-31; 修回日期: 2021-07-17

作者简介:程华康(1998一),男,江西省上饶市,硕士研究生,研 究方向为水声通信,水声信道估计。

通信作者: 王好贤, E-mail: haoxianwang@hitwh.edu.cn

Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, FRSSOMP)。文献[8]为将时域多重稀疏贝叶斯学习 算法(Temporal Multiple Sparse Bayesian Learning, TMSBL)运用到快速时变的水声信道中,提出了一 种快时变的水声信道模型,并运用OMP算法从前 一个时刻的信道信息中估计出当前时刻信道的时延 和增益变化。

随着人们对水声信道的深入了解,有研究表明:水声信道呈现出的不是一种普通的稀疏形式, 而是一种簇状稀疏模型^[9],即水声信道中非零系数 是非均匀的聚集于部分区域。于是便有学者研究将 水声信道的簇状特性也运用到信道估计算法,文献 [10] 便将块正交匹配追踪算法(Block Orthogonal Matching Pursuit, BOMP)^[11]运用到水声信道估计, 并进行相应的算法改进;文献[12]中提出了一种块 稀疏递归最小二乘算法(Block-Sparse Recursive Least-Squares Algorithm, BS-RLS),运用块稀疏模 型来提高水声信道估计的性能。文献[13]在OFDM 模型中将块稀疏模型和稀疏贝叶斯算法相结合来改 善信道估计性能。

卡尔曼滤波和压缩感知自提出以来就备受学者 们的关注[14]。文献[15]提出卡尔曼滤波压缩感知算 法(Kalman Filtered Compressed Sensing, KF-CS), 该算法利用卡尔曼滤波来恢复压缩感知信号,但实 现较为复杂,主要问题在于无法直接确定当前时刻 信道稀疏抽头的位置,必须通过计算残差的方法来 确定变化的支撑集。文献[16]证明了使用KF-CS算 法恢复水声信道的可行性,同时使用原始对偶追踪 算法(Primal Dual Pursuit, PD-Pursuit)算法来确定变 化的支撑集,但依然存在一定的复杂度。在考虑水 声信道的簇状特性时,我们可以对KF-CS算法进行 简化。为考虑水声信道的簇状特性和时间相关性, 本文提出了一种时变水声信道模型, 该模型通过前 一个时刻信道估计的支撑集来推算出当前时刻信道 的候选支撑集,从而简化算法,实现快速的水声信 道估计。仿真实验表明: 该信道估计方法能有效地 利用时变水声信道之间的时间相关性来提升信道估 计算法的性能,并同时利用水声信道特有的簇状特 性来保证算法的鲁棒性。

1 时变水声信道模型

由于海面和海底的反射、海面波浪的散射等因 素的作用,水声信道具有明显的多径效应,其中大 部分多径的能量在传播过程中被海水吸收,从而导 致水声信道冲击响应呈现出一定的稀疏性。水声信 道冲击响应的数学表达式为

$$h(t) = \sum_{l=1}^{L_t} A_l(l) \delta\left[t - \tau_l(l)\right]$$
(1)

其中: h(t)、 L_t 为t时刻信道的冲击响应和多径数, $A_t(l)$ 、 $\tau_t(l)$ 为t时刻上第l条路径上的增益和时延。

目前压缩感知算法已被广泛运用于恢复稀疏水 声信道模型,而以往的信道估计算法主要关注的是 重构当前时刻的信道状态,而忽视了相邻时隙下信 道之间的相关性。文献[17]从实际的实验数据出发 对水声信道的相干特性进行研究,实验结果表明在 信道相干时间内,信道中部分多径的时延较为稳 定,从而证明了不同时隙的水声信道间存在一定的 时间相关性。本文利用这一信息和簇稀疏先验信息 来构造时变水声信道模型,假设水声信道呈现簇状 稀疏结构,并且随着时间的变化,每个簇稀疏中都 存在部分具有稳定时延的多径,而这些多径只存在 增益的变化。同时假设每个稳定的信道多径附近可 能会产生新的传播多径,从而构成新的簇状结构。 因此式(1)可以表示为

$$h(t) = \sum_{l=1}^{L_{s}} A_{t}(l) \delta[t - \tau(l)] + \sum_{i=1}^{L_{s}} a_{t}(i) \delta[t - \tau_{t}(i)] \quad (2)$$

其中: L_m 、 L_k 为具有稳定时延的多径数和t时刻新 产生的多径数,即: $L_i = L_m + L_k$ 。 $A_i(l)$, $a_i(i)$ 和 $\tau(l)$, $\tau_i(i)$ 为稳定多径和新生多径上的增益和时延,其中 L_m 、 $\tau(l)$ 不随时间变化,其他参数都会随着时间而 发生变化,图1为基于信道簇状稀疏特性和时间相 关性的时变水声信道模型。





假设新产生的路径与其最近的稳定路径的时延 差为∇τ,其表达式为

$$\nabla \tau_i = \left| \tau_i(i) - \tau(l_i) \right| \tag{3}$$

其中, $\tau_t(i)$ 为t时刻、第i条随机产生的路径的时

 $\begin{bmatrix} -\Delta \tau_{\max} & -\Delta \tau_{\max} + \varsigma_{\tau} & \cdots & \Delta \tau_{\max} - \varsigma_{\tau} & \Delta \tau_{\max} \end{bmatrix}$ (4)

如果已知对信道冲击响应的最小采样时间,结 合式(4)便可以得到可能出现的支撑集的范围,当 得到所有的稳定路径附近可能出现的支撑集范围, 便可以得到当前时刻的候选支撑集Ω_c。

2 水下OFDM系统与卡尔曼滤波

假设OFDM系统有N个子载波,其中导频子载 波数目为N_p,X(i)为各子载波上所携带的信息,接 收机所接收到的基带OFDM信号为

$$Y = \operatorname{diag}(X)Fh + V = \operatorname{diag}(X)H + V$$
(5)

式中: $X = [X(1) \cdots X(N)]$ 为发射信号组成的1× N维矩阵, $F \to N$ 维DFT矩阵的前 L_i 列所构成的矩阵, H为信道冲击响应h的频域形式, V为系统观测噪声, 且服从高斯分布, 即 $V \sim CN(0, \sigma_{obs}^2 I), \sigma_{obs}^2$ 为系统观测噪声的方差。

若只考虑导频位置上信号的接收情况,有:

$$\boldsymbol{Y}_{p} = \operatorname{diag}(\boldsymbol{X}_{P})\boldsymbol{F}_{p}\boldsymbol{h} + \boldsymbol{V}_{P} = \boldsymbol{D}_{P}\boldsymbol{h} + \boldsymbol{V}_{p}$$

$$\tag{6}$$

其中: X_p为导频信息所构成的矩阵, F_p为F矩阵 中选择与导频位置所对应的p行所构成的矩阵。由 于h具有稀疏特性,因此接收端在已知Y_p, X_p和 F_p时便可通过相应压缩感知算法重构水声信道。 本文结合第1节提出的时变水声信道模型,使用卡 尔曼滤波算法来重构水声信道。观察式(6),其类 似于卡尔曼滤波中的量测方程,因此想使用卡尔曼 滤波算法,先需要构造出时变水声信道的状态 方程。

假设时变水声信道的状态方程为

$$\boldsymbol{h}_t = \boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{v}_t \tag{7}$$

其中: v_t为过程噪声,且v_t~CN(0, σ_{pro}^2 I), σ_{pro}^2 为过 程噪声的方差。在使用卡尔曼滤波算法之前,需要 先判断当前时刻水声信道的候选支撑集,因为卡尔 曼滤波算法无法直接从低维采样数据中准确地恢复 出高维信号。

由第1节分析可知,可以使用OMP算法恢复 *t*-1时刻的信道模型,再结合卡尔曼算法预测的*t* 时刻的信道模型来确定具有稳定时延的多径。当已 知所有稳定多径的时延和新产生的路径的最大变化 时延 $\Delta \tau_{max}$,便可以得到t时刻信道的候选支撑集。 假设t时刻信道的候选支撑集为 $\hat{\Omega}_{i}$, \hat{Z}_{i} 为候选支撑 集的长度。

具体实现步骤如下:

输入: t-1时刻的候选集 Q_{t-1} 和长度 Z_{t-1} ,观 测噪声的协方差矩阵 $R = \sigma_{obs}^2 I$,过程噪声的协方差 矩阵为 $Q_{t-1} = \sigma_{pro}^2 I_{\bar{z}_{t-1}}$,测量矩阵 $\alpha_{t-1} = D_{p(:\bar{\Omega}_{t-1})}$ 误差 阈值 ∂_{\circ}

(1) KF 预测:

 $\boldsymbol{K}_{t,\text{tmp}} = (\boldsymbol{P}_{t-1} + \boldsymbol{Q}_{t-1}) \boldsymbol{\alpha}_{t-1}^{\text{H}} [\boldsymbol{\alpha}_{t-1} (\boldsymbol{P}_{t-1} + \boldsymbol{Q}_{t-1}) \boldsymbol{\alpha}_{t-1}^{\text{H}} +$

$$\boldsymbol{R}]^{-1}\boldsymbol{h}_{t,\text{tmp}} = \boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{K}_{t,\text{tmp}}(\boldsymbol{y}_t - \boldsymbol{a}_{t-1}\boldsymbol{h}_{t-1}) \quad (8)$$

滤除 \hat{h}_{tup} 中系数小于 ∂ 的多径,剩余路径都认为具有稳定的时延,从而得到t时刻的候选集 \hat{Q}_{t} 和长度 \hat{Z}_{t} 。

(2) KF 更新:

初始化 $\hat{h}_0 = 0_{[1:\hat{z}_1]}, P_0 = 0_{[1:\hat{z}_1],[1:\hat{z}_1]},$ 确定 $Q_t \pi \alpha_t,$ 计算得到信道的估计值 \hat{h}_0 。

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}_{t_{l}t-1} = \boldsymbol{P}_{t-1} + \boldsymbol{Q}_{t}, \boldsymbol{K}_{t} = \boldsymbol{P}_{t_{l}t-1} \boldsymbol{\alpha}_{t}^{H} (\boldsymbol{\alpha}_{t} \boldsymbol{P}_{t_{l}t-1} \boldsymbol{\alpha}_{t}^{H} + \boldsymbol{R})^{-1} \\ \boldsymbol{P}_{t} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{t} \boldsymbol{\alpha}_{t}) \boldsymbol{P}_{t_{l}t-1}, \quad \boldsymbol{h}_{t} = \boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{K}_{t} (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{\alpha}_{t} \boldsymbol{h}_{t-1})^{(9)} \\ (3) 滤除误差原子: \end{cases}$$

如果 \hat{h}_{i} 中的最小值小于 ∂ ,则进入滤除误差程 序。去除 \hat{h}_{i} 中的小于 ∂ 的部分,同时更新 $\hat{\Omega}_{i}, \hat{Z}_{i},$ Q_{i} 和 a_{i} ,再次进入步骤(2),直到 \hat{h}_{i} 中值都大于 ∂ 则 停止迭代。

3 仿真结果与分析

为验证算法的有效性,假设信道有10条稳定 时延的路径,这些路径被平分为两簇,其中到达间 隔时间服从均值为0.2 ms的指数分布,新的路径会 在这些稳定路径附近随机产生,时间间隔 $\nabla \tau \in [-0.4 \text{ ms} 0.4 \text{ ms}],同时还假设信道信息在一$ 个OFDM帧上保持恒定。设置各路径的增益系数呈瑞利分布,平均功率随时延呈指数下降。对于OFDM系统的参数设置如表1所示,假设接收机能有效的去除相邻帧之间的干扰。

本次实验仿真了OMP、SOMP、TMSBL-1、 TMSBL-2和KF-CS五种算法,并与本文所提出的 算法进行比较,其中TMSBL算法是一种基于多测 量向量(Multiple Measurement Vector, MMV)模型的 联合压缩感知恢复算法^[18],该算法的主要优点是在 模型并不满足公共稀疏的假设时,也能有一个较好

表1 OFDM系统参数设置 Table 1 Parameter setting of OFDM system

参数	参数设置	
带宽/kHz	3	
载波中心频率/kHz	19	
符号持续时间/ms	171	
循环前缀长度/ms	80	
数据载波数	370	
导频数	100	
空载波数	42	
信源编码方式	QPSK	
信道编码方式	1/2循环卷积码	

的鲁棒性,而TMSBL-1和TMSBL-2算法的区别在 于是否是使用两个连续帧的信号进行联合估计。实 验主要从系统误比特率(Bit Error Rate, BER)和归一 化均方误差(Normalized Mean Square Error, NMSE) 两方面进行比较,其表达式为

$$E_{\rm NMS} = \frac{E\left[\sum_{k} \left| \boldsymbol{h}(k) - \hat{\boldsymbol{h}}(k) \right|^{2}\right]}{E\left[\sum_{k} \left| \boldsymbol{h}(k) \right|^{2}\right]}$$
(10)

本次实验各算法均进行了2000次仿真,图2 和图3为各算法的NMSE和系统BER随信噪比的变 化曲线。从图2、3中可以看出,两者的变化趋势 基本相同。由于我们假设的时变信道模型之间具有 一定的相关性,因此相比于OMP和TMSBL-1算 法,SOMP算法在低信噪比时性能较好。但假设的 信道模型间依然会存在新的独立产生的多径,并不 满足SOMP算法对信道模型的要求,因此随着信噪 比的增加,SOMP算法的性能会逐渐趋于OMP算 法,而TMSBL-1算法性能会优于OMP和SOMP 算法。

同时对于TMSBL-2算法,由于能利用信道间的相关性,因此性能优于TMSBL-1。并且相对于SOMP算法,TMSBL算法对随机产生的多径具有较好的容忍性,即TMSBL算法在不符合公共稀疏模型的情况下也具有较好的信道恢复性能。

本次实验中我们对第一帧 OFDM 信号使用 OMP 估计,以此作为前一个时刻的信道信息的估 计值。在低信噪比的情况下,由于 OMP 算法对前 一个时刻的信道估计较差,因此无法准确地得到当 前时刻信道的候选支撑集,导致本文提出的算法性 能与 OMP 算法类似。而 KF-CS 虽然也会使用前一 个时刻的信息来预测当前时刻的信道状态,但依然 会使用其他方法来估计变化的支撑集并滤除掉前一 时刻的错误原子,因此性能优于本文提出的算法。 在中等信噪比的情况下,随着OMP 算法性能的逐渐提升,因此给予的前一个时刻的信道先验信息也 会逐渐增加,最终本文提出的算法性能逐渐优于 OMP 算法。在高信噪比时,由于前一时刻的信道 信息逐渐准确,本文提出的算法性能也优于 TMSBL-2 算法,并与KF-CS 算法性能相近。







图4为给予前一个时刻准确的信道信息后,算 法的估计性能NMSE随信噪比的变化曲线。从图4 中可以看出,当我们得到前一个时刻准确的信道信 息时,本文提出的算法性能与KF-CS算法性能相 似。表2为各算法在信噪比为16 dB时的运行时间比 较(各算法均为运行2000次后取平均的结果)。本次 仿真设备为Inter(R) Core(TM) i5-9400F CPU @ 2.90 GHz 的处理器。从表2中可以看出,相比于传统的 KF-CS算法,由于本文提出的算法去除了对变化支 撑集的选择过程,因此大大减少了算法运行时间。

4 结论

本文利用时变水声信道簇状特性和时间相关 性,提出了一种新的时变水声信道模型,该模型认



- 图4 给予前一时刻准确的信道信息后,不同算法的NMSE曲 线对比
- Fig.4 Comparison of NMSE curves of different algorithms after giving the accurate channel information at the previous moment

表2 各算法运行时间的对比 Table 2 Comparison of running times of different algorithms

	-	0	0
算法	运行时间/ms	算法	运行时间/ms
OMP	5.3	TMSBL-1	106.7
SOMP	6.9	TMSBL-2	115.2
KF-CS	1 478.5	本文算法	1.6

为时变的水声信道中存在部分具有稳定时延的多 径,并且在这些多径附近会随机产生新的传播路 径,从而构成一个新的簇状结构。本文在该模型下 对传统的KF-CS算法进行了改进。由于水声信道的 簇状稀疏特性的存在,本文提出的算法去除了KF-CS算法对变化支撑集的选择过程,极大地减少了 算法的运行时间。仿真结果表明:本文提出的算法 在降低KF-CS算法的复杂度的同时,也能有效地利 用信道间的时间相关性来改善信道估计的性能。

参考文献

- WU X Y, HE C B, DAI X F, et al. An improved sparsity adaptive CoSaMP with regularization for underwater channel estimation[C]//2020 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing. Macao, China. IEEE, 2020: 1-4.
- [2] XU J X, ESMAIEL H, SUN H X, et al. CS-based channel estimation for underwater acoustic time reversal FBMC system [C]//2019 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications. Chengdu, China. IEEE, 2019: 859-864.
- [3] 葛慧林,梁仕杰.基于改进的SOMP水声通信信道联合估计方法[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(3): 140-143.
 GE Huilin, LIANG Shijie. Research on the improved joint estimation method of SOMP for underwater acoustic communication channel[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(3): 140-143.
- [4] ZHANG Y, VENKATESAN R, DOBRE O A, et al. Efficient estimation and prediction for sparse time-varying underwater acoustic channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 1112-1125.

- [5] 戈俞峰, 王彪. OFDM水声通信系统动态 OMP 信道跟踪算法
 [J]. 声学技术, 2019, 38(1): 51-57.
 GE Yufeng, WANG Biao. Dynamic OMP channel tracking algorithm for OFDM underwater acoustic communication systems[J]. Technical Acoustics, 2019, 38(1): 51-57.
- [6] DUARTE M F, SARVOTHAM S, BARON D, et al. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals[C]//Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference onSignals, Systems and Computers, 2005. Pacific Grove, CA, USA. IEEE, 2005: 1537-1541.
- [7] ZHOU Y H, TONG F, SONG A J, et al. Exploiting spatial temporal joint sparsity for underwater acoustic multiple-input – multiple-output communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(1): 352-369.
- [8] QIAO G, SONG Q J, MA L, et al. Channel prediction based temporal multiple sparse Bayesian learning for channel estimation in fast time-varying underwater acoustic OFDM communications[J]. Signal Processing, 2020, 175: 107668.
- [9] 张永霖, 王海斌, 台玉朋, 等. 基于混合范数约束的非均匀稀疏 水声信道估计方法[J]. 应用声学, 2019, 38(4): 501-508. ZHANG Yonglin, WANG Haibin, TAI Yupeng, et al. Hybrid norm constraint based non-uniform sparse estimation for underwater acoustic channels[J]. Journal of Applied Acoustics, 2019, 38(4): 501-508.
- [10] 朱芹, 王彪. 基于改进 BOMP 算法的水声信道估计[J]. 舰船科 学技术, 2017, 39(15): 156-159.
 ZHU Qin, WANG Biao. Channel estimation of UWA based on improved BOMP algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2017, 39(15): 156-159.
- [11] ELDAR Y C, KUPPINGER P, BOLCSKEI H. Block-sparse signals: uncertainty relations and efficient recovery[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(6): 3042-3054.
- [12] TIAN T, WU F Y, YANG K D. Estimation of underwater acoustic channel via block-sparse recursive least-squares algorithm[C]//2019 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing. Dalian, China. IEEE, 2019: 1-6.
- [13] SRIVASTAVA S, SURADKAR M P, JAGANNATHAM A K. BSBL-based block-sparse channel estimation for affine precoded OSTBC MIMO-OFDM systems[C]//2020 National Conference on Communications (NCC). Kharagpur, India. IEEE, 2020: 1-6.
- [14] MADHUKAR P S, MADHUKAR S. Kalman Filters in different biomedical signals-An Overview[C]//2020 International Conference on Smart Electronics and Communication (ICO-SEC). Trichy, India. IEEE, 2020: 1268-1272.
- [15] VASWANI N. KF-CS: compressive sensing on Kalman filtered residual[EB/OL]. 2009: arXiv: 0912.1628[cs.IT]. https:// arxiv.org/abs/0912.1628
- [16] 江伟华,郑思远,童峰,等.时变水声信道的动态压缩感知估计
 [J]. 声学学报, 2019, 44(3): 360-368.
 JIANG Weihua, ZHENG Siyuan, TONG Feng, et al. Dynamic compressed sensing estimation of time varying underwater acoustic channel[J]. Acta Acustica, 2019, 44(3): 360-368.
- [17] HUANG S H, YANG T C, HUANG C F. Multipath correlations in underwater acoustic communication channels[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2013, 133(4): 2180-2190.
- [18] ZHANG Z L, RAO B D. Sparse signal recovery with temporally correlated source vectors using sparse Bayesian learning
 [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 912-926.