



研究与开发

一种降低复杂度的压缩感知水声信道估计方法

于玄, 耿烜

(上海海事大学信息工程学院, 上海 201306)

摘要: 针对浅海的水声信道稀疏特性, 提出了一种降低复杂度的前向回溯正交匹配追踪 (RC-LABOMP) 信道估计方法。首先计算正交匹配追踪和子空间追踪信道估计算法的两类支撑集, 接着根据两类支撑集的交集和并集, 预处理先验信息, 最后利用先验信息完成前向回溯正交匹配追踪信道估计。该算法经过先验信息的预处理, 能够减少原 LABOMP 算法的迭代次数, 同时缩小原子的索引范围, 因此能够显著降低原 LABOMP 算法的计算复杂度。此外, 将提出的算法与水声 Turbo 均衡系统相结合, 更适用于水声通信系统。仿真结果表明, 所提算法在随机信道和水声信道条件下, 具有估计精度高、误码率低的特点, 同时能够显著降低 LABOMP 算法的计算复杂度, 是一种适用于浅海水声信道的有效估计方法。

关键词: 水声通信; 信道估计; Turbo 均衡; 压缩感知

中图分类号: TN911

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021039

A reduced-complexity compressed sensing channel estimation for underwater acoustic channel

YU Xuan, GENG Xuan

Information Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Abstract: Aiming at the sparse characteristics of underwater acoustic channels for shallow seas, a reduced-complexity look-ahead backtracking orthogonal matching pursuit (RC-LABOMP) channel estimation algorithm was proposed. Firstly, two types of support sets of orthogonal matching pursuit and subspace pursuit channel estimation algorithms were calculated, and then prior information based on the intersection and union of the two support sets were preprocessed. At last, the preprocessed prior information was used to complete look-ahead backtracking orthogonal matching pursuit channel estimation. The preprocessed prior information leads to the decrease of the iteration number of original LABOMP, and reduction of the atom index range, thus the proposed algorithm can reduce the computational complexity of original LABOMP significantly. In addition, combining the proposed algorithm with the underwater acoustic Turbo equalization system is more suitable for underwater acoustic communication systems. Simulation results show that the proposed algorithm demonstrates high estimation accuracy and low bit

收稿日期: 2020-08-23; 修回日期: 2021-02-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U1701265, No.61902239)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.U1701265, No.61902239)

error rate performance under both conditions of random channels and underwater acoustic channels. It also reduces the computational complexity of the LABOMP algorithm. Therefore, it is an effective method for shallow seas underwater acoustic channels estimation algorithm.

Key words: underwater acoustic communication, channel estimation, Turbo equalization, compressed sensing

1 引言

水声 (underwater acoustic, UWA) 通信技术与水下机器人、无人驾驶船舶或水下传感器网络相结合, 在海洋探测、军事监视等方面发挥着重要作用, 因此发展水声通信技术具有重要的现实意义^[1]。然而, 由于水声信道多径干扰强烈、信道响应稳定性差^[2-4], 水声通信系统存在剧烈的码间干扰, 给水声通信带来了极大的困难和挑战。在水声通信系统中, 接收机无法准确获取信道响应值, 需要对其进行估计, 信道估计在时变 UWA 信道中起着重要的作用。

海洋声信道, 尤其是在中短距离的高速水声通信中, 水声信道呈很长的时延扩展, 信号能量集中在几个显著的抽头上, 信道响应具有明显的稀疏特性, 这种现象经常发生在浅海^[5-6]。传统的水声信道估计方法是非稀疏信道估计, 如最小均方误差 (minimum mean square error, MMSE) 信道估计算法^[7], 它没有利用水声信道稀疏特性的先验信息, 估计得到的稀疏多径信道的脉冲响应抽头系数会有大量的非零值, 降低了估计精度。近年, 利用水声通信信道的时域稀疏特性和匹配跟踪的思想, 压缩感知 (compressed sensing, CS)^[8]方法可以准确地重构信号, 有效地抑制噪声对信道估计的干扰。因此, 在 UWA 通信系统中, 基于压缩感知的稀疏信道估计获得了研究者的关注^[9]。在压缩感知算法中, 贪婪重构算法是一类低复杂度、收敛速度快和易于实现的重构算法^[10]。其中, 正交匹配跟踪 (orthogonal matching pursuit, OMP)^[11]和子空间追踪 (subspace pursuit, SP)^[12]是常用的贪婪重构算法。然而, OMP 算法每次只选择一个原子, 如果错误选择了任意一个原子,

则不能正确恢复, 重建概率低。SP 算法在每次搜索中添加和删除原子, 比 OMP 降低了复杂度, 但不能保证更新支撑集时对应残差的收敛性。参考文献[13]提出了一种前向回溯正交匹配追踪 (look-ahead backtracking orthogonal matching pursuit, LABOMP) 算法, 采用前向预测添加新原子, 并利用回溯策略剔除最不可靠的原子, 以平衡精度和随机扰动, 相对于 OMP 和 SP, 能够更为准确地重建水声信道, 但计算复杂度较高。

针对上述问题, 本文提出了一种降低复杂度的前向回溯正交匹配追踪 (reduced-complexity look-ahead backtracking orthogonal matching pursuit, RC-LABOMP) 水声信道估计算法。该算法在 LABOMP 方法的基础上, 首先计算正交匹配追踪 (OMP) 和子空间追踪 (SP) 估计的支撑集, 然后将两类支撑集的交集和并集作为算法的先验信息, 利用先验信息进行预处理, 最后基于 LABOMP 的触发回溯对信道进行估计, 得到水声信道的时域冲激响应。该算法改变了原 LABOMP 算法中支撑集的初始化值和原子的索引范围, 减少了算法的迭代次数, 同时缩小了原子的索引范围, 因而降低了原 LABOMP 的计算复杂度。此外, 本文将提出的信道估计算法应用于水声迭代 Turbo 均衡^[14]中, 将信道估计值作为参数输入 Turbo 均衡器中, 在随后的迭代中, 译码器反馈的软信息作为特殊的训练序列, 用于信道估计, 形成信道估计和 Turbo 均衡的迭代反馈环, 用以提高系统的整体性能。仿真结果表明, 与传统的信道估计方法相比, 提出的 RC-LABOMP 算法具有估计精度高、误码率低的优点, 并且与 LABOMP 算法相比, 计算效率得到了显著提高。



2 系统模型

2.1 传输模型

包含信道估计和 Turbo 均衡的水声通信系统模型如图 1 所示。在发送端, 对长度为 L 的信息比特序列 a_n 进行编码, 输出长度为 $2(L+2)$ 的信息位序列 b_n , 经交织 c_n 和调制映射得到数据符号序列 s_n , 发送信号 x_n 由 s_n 与训练符号 t_n 复用而生成, 其中训练符号 t_n 是接收机已知的, 并且用于信道估计处理。 x_n 经过水声信道 h_n 传输, 到达接收端, 接收信号 y_n 为:

$$y_n = \left(\sum_{k=0}^{N-1} h_{n,k} x_{n-k} \right) + w_n, n=0, \dots, M-1 \quad (1)$$

其中, x_n 、 y_n 、 w_n 分别表示在 n 时刻离散的发送信号, 接收信号和均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声, $h_{n,k}$ 表示 n 时刻、时延为 k 的水声信道冲激响应, N 为信道长度, M 是观测窗口长度。

在接收端, 单输入单输出 (single-input single-output, SISO) 均衡模块将接收信号 y_n 、先验信息 $L_e^D(x_n)$ 以及信道估计提供的信道 $\hat{h}_n$ 作为输入, 输出符号外部信息 $L_e^E(x_n)$, 经解交织处理输出的软信息作为译码器的输入。SISO 译码器输出发射符号的估计值 $\hat{a}_n$, 解码后的后验信息经交织处理得到 $L_e^D(x_n)$ 对数似然比 (log likelihood ratio, LLR) 进行判决作为新的训练序列。然后信道估计器利用新的训练和 y_n 得到信道估计值 $\hat{h}_n$, 作为均衡器的输入。不断进行上述迭代过程, 直到译码器性能收敛。

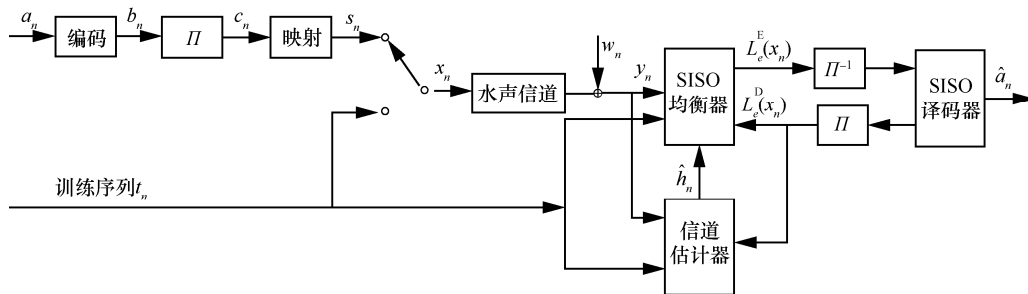


图 1 包含信道估计和 Turbo 均衡的水声通信系统模型

2.2 稀疏信道模型

假设在 n 时刻水声信道的时域冲激响应为:

$$h = \sum_{i=1}^N \alpha_i \delta(n - \tau_i) \quad (2)$$

其中, α_i 和 τ_i 分别表示第 i 径的幅度和时延, N 为多径的数目, K 为非零多径的数目。因此, 长度为 N 的水声信道只有 K 个抽头系数是非 0 的, 稀疏度为 K 。

由训练序列组成 $M \times N$ 的矩阵 A , 定义为信道估计需要的观测矩阵, 具体构成为:

$$A = \begin{bmatrix} t_0 & t_{-1} & \cdots & t_{-N+1} \\ t_1 & t_0 & \cdots & t_{-N+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{M-1} & t_{M-2} & \cdots & t_{M-N} \end{bmatrix} \quad (3)$$

根据式 (1) 在 n 时刻的输入输出关系, 观测矩阵 A 经过信道后的观测向量 y_h 为:

$$y_h = Ah + w_h \quad (4)$$

其中, w_h 为 $M \times 1$ 观测噪声向量, h 为 $N \times 1$ 稀疏信道冲激响应, 稀疏度为 K , $K < M$, 且 $M < N$ 。接收端根据已知的观测矩阵 A , 使用压缩感知信道估计算法获得 h 的估计值。

3 提出的信道估计算法

3.1 压缩感知信道估计基本原理

CS 的核心思想是将压缩与采样合并进行。为了保证观测信号在压缩的过程中重要信息不会被破坏, 能够正确恢复出原始信号, A 必须满足约

束等距性质, 如式 (5) 所示:

$$(1-\varepsilon)\|h\|_2^2 \leq \|Ah\|_2^2 \leq (1+\varepsilon)\|h\|_2^2, \varepsilon \in (0,1) \quad (5)$$

接收端已知观测向量 y_h 和观测矩阵 A , 根据欠定方程 $y_h = Ah$ 求解得到 h , 由于 h 无法直接从观测值计算得到, 因此, 求解目标转变为该方程组所有解中, 最稀疏的 h 值, 即 CS 压缩信号恢复值。 h 的求解可转换为式 (6) 最优化问题进行求解:

$$\hat{h} = \arg \min \|h\|_0 \text{ s.t. } \|y_h - Ah\| \leq \varepsilon \quad (6)$$

其中, $\hat{h}$ 为 h 的逼近值, 即估计信道冲激响应, 符号 $\|\bullet\|_0$ 表示零范数。

本文中信号的重构是指观测矩阵 A 从 M 维观测向量 y_h 中重构 N 维 h 的过程; 原子是指观测矩阵 A 中的每一个列向量; 支撑集存放原子对应索引的集合; 残差表示观测向量 y_h 与模型输出结果 Ah 的差值。

OMP、SP 和本文提出的 RC-LABOMP 算法属于 CS 中的贪婪算法, 包含两个步骤: 原子选择和信号估计。首先初始化稀疏向量为零, 然后根据已知的观测矩阵 A 和观测向量 y_h , 利用 A 中的原子与信号残差的相关性, 每次迭代选取一个或多个与残差最匹配的原子, 将原子对应的索引逐次存入支撑集, 然后根据支撑集, 通过求 $y_h = Ah$ 的最小二乘解^[15]进行信号估计, 得到估计值 $\hat{h}$ 。

3.2 OMP 和 SP 算法

OMP 算法^[11]的基本思想是在每次迭代中, 选取与残差最匹配的原子, 把原子的索引存储起来, 构成支撑集 $J_{\text{OMP},k}$, 根据支撑集对应的原子, 更新矩阵 $A_{J_{\text{OMP},k}}$, 并估计出信道冲激响应, 多次迭代后算法收敛获得最终的信道估计值。在第 k 次迭代时, 首先计算残差 r_{k-1} 与观测矩阵 A 各个原子的内积 $\langle r_{k-1}, A_j \rangle$, 然后选择内积最大值所对应的 A 的列索引序号 χ_k , 存入支撑集 $J_{\text{OMP},k}$ 中, 即 $J_{\text{OMP},k} = J_{\text{OMP},k-1} \cup \chi_k$, 如式 (7) 所示:

$$\chi_k = \text{supp}((\arg \max_{j=1}^N |\langle r_{k-1}, A_j \rangle|)_1), \chi_k \notin J_{\text{OMP},k-1} \quad (7)$$

其中, 符号 $\text{supp}(\cdot)$ 表示选取内积最大 $J_{\text{OMP},k}$ 值对应的 A 列向量的索引。接着, 根据支撑集的值, 获得矩阵 $A_{J_{\text{OMP},k}}$, 使用最小二乘法求解第 k 次迭代的信道估计值, 如式 (8) 所示:

$$\hat{h}_{J_{\text{OMP},k}} = \arg \min \|y_h - A_{J_{\text{OMP},k}} h\|_2 = A_{J_{\text{OMP},k}}^{-1} y_h \quad (8)$$

根据信道估计值, 更新残差值 r_k , 如 (9) 所示:

$$r_k = y_h - A_{J_{\text{OMP},k}} \hat{h}_{J_{\text{OMP},k}} \quad (9)$$

最后, 迭代式 (7) ~ 式 (9), 当算法达到收敛条件时, 获得最终的信道估计值。

SP 算法^[12]是对 OMP 算法的一种改进, OMP 算法每次迭代时选取一个索引值放入支撑集, 与之不同的是, SP 算法在每次迭代时, 选取前 K 个与残差最匹配的原子的索引并入支撑集, 然后通过回溯检验的方法剔除不可靠的原子。在第 k 次迭代时, 求得残差 r_{k-1} 与观测矩阵 A 各个原子的内积, 根据式 (10) 选择前 K 个最大值对应 A 的列索引序号 γ_k , 逐次存入 $J_{\text{SP},k} = J_{\text{SP},k-1} \cup \gamma_k$ 作为支撑集:

$$\gamma_k = \text{supp}((\arg \max_{j=1}^N |\langle r_{k-1}, A_j \rangle|)_K) \quad (10)$$

接着, 使用回溯检验: 用最小二乘法求 $\hat{h}_{J_{\text{SP},k}} = A_{J_{\text{SP},k}}^{-1} y_h$, 选择前 K 个系数最大的原子, 并把这些原子对应的索引重新构成支撑集 $J_{\text{SP},k}$, 从而在支撑集对应的观测矩阵中剔除了不可靠的原子。最后, 同样利用式 (8) ~ 式 (9) 来更新 $\hat{h}_{J_{\text{SP},k}}$ 和 r_k , 直到收敛。

3.3 提出的 RC-LABOMP 算法

原始的 LABOMP^[13]算法中的支撑集从空集开始, 选择与残差具有最大内积的前 ζ 个原子, 并进行前向预测, 通过重复调用这一过程, 向支撑集里不断地添加原子对应的索引。该方法需要迭代稀疏度 K 次才能准确获取信道, 使得能源成本非常高。因此, 本文提出了一种降低复杂度的前向回溯正交匹配追踪 (RC-LABOMP) 算法,



该算法在 LABOMP 算法的基础上, 提出将 OMP 和 SP 估计支撑集的交集和并集作为先验信息处理, 用以降低原算法的迭代次数。

在初始化时, 首先根据第 3.2 节的方法获得 OMP 和 SP 算法的支撑集 J_{OMP} 和 J_{SP} , 然后根据式 (11) 和式 (12) 分别得到:

$$\lambda = J_{\text{OMP}} \cap J_{\text{SP}} \quad (11)$$

$$\varpi = J_{\text{OMP}} \cup J_{\text{SP}} \quad (12)$$

其中, λ 表示 J_{OMP} 和 J_{SP} 的交集, 用来作为 RC-LABOMP 算法的支撑集初始化值, ϖ 表示 J_{OMP} 和 J_{SP} 的并集, 其元素作为观测矩阵 A 的索引列序号。经过以上预处理, RC-LABOMP 算法初始化支撑集 J_0 、迭代次数 k 、估计信道值 $\hat{h}_\lambda$ 和索引序号 $\tilde{\pi}$ 分别由式 (13)~式 (15) 所示:

$$J_0 = \lambda, \quad k = \text{card}(\lambda) \quad (13)$$

$$\hat{h}_\lambda = A_\lambda^{-1} y_h, \quad \hat{h}_{\bar{\lambda}} = 0 \quad (14)$$

$$\tilde{\pi} = \text{supp}((\arg \max_{j \in \varpi} |\langle r_{k-1}, A_j \rangle|)_\zeta), \quad \tilde{\pi} \notin J_{k-1} \quad (15)$$

式 (13) 中, $\text{card}(\lambda)$ 表示集合中元素的个数。式 (14) 中, $\hat{h}_{\bar{\lambda}}$ 表示不含支撑集 λ 的元素对应的信道估计值。经过式 (13)~式 (15) 的预处理后, RC-LABOMP 初始从 $\text{card}(\lambda)$ 开始迭代, 直到迭代到稀疏度 K 次。在第 k 次迭代中, 利用式 (15) 求得残差 r_{k-1} 与观测矩阵 A 的第 j 列的内积 ($j \in \varpi$), 选择前 ζ (ζ 称为前向参数) 个最大值 A 的列索引序号 $\tilde{\pi}$, 然后基于 LABOMP 的前向预测, 依次预测这 ζ 个原子对迭代残差的影响, 返回残差二范数 η_l 中最小的原子的索引 d , 并将 $\tilde{\pi}_d$ 加入支撑集 J_k 中。当大多数正确原子对应的索引被选入候选集时, 即迭代次数大于初始化设定的常数阈值 ϕ 时, 触发回溯, 以剔除不可靠的原子。在后续迭代中, 每次迭代前向预测时, 添加一个新原子, 每两次迭代触发回溯时, 剔除一个错误原子, 并向候选集添加一个原子的索引序号, 并且不断更新残差 r_k 和信道冲激响应 $\hat{h}_{J_k}$, 直到满

足终止条件。其具体实现过程如下。

步骤 1 首先利用 OMP 和 SP 算法的支撑集 J_{OMP} 和 J_{SP} 进行预处理, 得到 $\lambda = J_{\text{OMP}} \cap J_{\text{SP}}$, $\varpi = J_{\text{OMP}} \cup J_{\text{SP}}$ 。

步骤 2 初始化估计信道为 $\hat{h}_\lambda = A_\lambda^{-1} y_h, \hat{h}_{\bar{\lambda}} = 0$, 残差为 $r_0 = A \hat{h}$, 支撑集为 $J_0 = \lambda$, 迭代次数为 $k = \text{card}(\lambda)$, 前向参数为 $\zeta = \text{ceil}(K/2)$, 回溯阈值为 $\phi = 0.8 \times K$ 。

步骤 3 计算相关系数 $\tilde{\pi} = \text{supp}((\arg \max_{j \in \varpi} |\langle r_{k-1}, A_j \rangle|)_\zeta)$, $\tilde{\pi} \notin J_{k-1}$ 。

步骤 4 l 从 1 到 ζ 进行前向预测, 每次返回残差二范数 $\eta_l = \|R_k\|_2$ 。中间支撑集为 $I = J_{k-1} \cup \tilde{\pi}_l$, 残差 $R_q = y_h - A_I A_I^{-1} y_h, q = \text{card}(I)$, 从 $q+1$ 次开始, 迭代到 K 次。对于第 p 次迭代, 首先更新相关系数 $\beta_p = \text{supp}((\arg \max_{i=1}^N |\langle r_{k-1}, A_i \rangle|)_1)$, $\beta_p \notin I$, 更新中间支撑集 $I = I \cup \beta_p$, 最后更新残差 $R_p = y_h - A_I A_I^{-1} y_h$ 。

步骤 5 找到残差二范数中最小的原子的索引 $d = \text{supp}((\arg \min_{l=1}^\zeta \eta_l)_1)$, 并将 $\tilde{\pi}_d$ 加入支撑集 $J_k = J_{k-1} \cup \tilde{\pi}_d$ 中, 更新估计信道值 $\hat{h}_{J_k} = A_{J_k}^{-1} y_h, \hat{h}_{\bar{J}_k} = 0$ 。

步骤 6 回溯策略, 剔除不可靠的原子。当满足条件 $k > \phi \& k \% 2 = 1$ 时, 不可靠的原子位置为 $\theta = \text{supp}((\arg \min |\hat{h}_{J_k}|)_1)$, 从支撑集 J_k 中剔除, 支撑集为 $J_k = J_k \setminus \theta$ 。

步骤 7 更新残差和信道分别为 $r_k = y_h - A_{J_k} A_{J_k}^{-1} y_h$, $\hat{h}_{J_k} = A_{J_k}^{-1} y_h, \hat{h}_{\bar{J}_k} = 0$ 。

步骤 8 若 $k > K$, 终止迭代。否则, $k = k + 1$, 重复步骤 3 进入下一次迭代。

原 LABOMP 算法是一种贪婪算法, 以空集作为初始支撑集, 从 0 开始进行逐次迭代到稀疏度 K 次, 迭代次数为 K , 具有较高的计算复杂度。而本文提出的 RC-LABOMP 算法, 利用 OMP 和 SP 算法支撑集的交集 λ , 作为 RC-LABOMP 的初始支撑集, 这是因为两种算法已经选择了和残差

最相关的原子, 这些原子具有很高的准确度, 将这些原子对应的支撑集交集作为 RC-LABOMP 的支撑集初始值, 将使 RC-LABOMP 从 $\text{card}(\lambda)$ 开始迭代, 而不是从 0 开始迭代, 因此显著降低了原 LABOMP 的迭代次数。另一方面, 在迭代计算时, 原 LABOMP 算法对 $\mathbf{A}$ 的每个原子与残差计算内积, 选择出具有最大内积的 ζ 个原子, 而 RC-LABOMP 算法利用 OMP 和 SP 算法支撑集并集 ϖ 所对应的原子与残差进行内积。因此, 通过以上两步处理, 本文提出的 RC-LABOMP 算法能够从减少迭代次数和缩小原子索引范围两个方面, 同时降低 LABOMP 算法的计算复杂度。

3.4 提出的 RC-LABOMP 算法复杂度

分析 RC-LABOMP 计算复杂度, 主要考虑加法和乘法运算。在 RC-LABOMP 算法中, RC-LABOMP 使用了 OMP^[8]和 SP^[9]算法作为先验信息, OMP 和 SP 算法复杂度分别为 $O(K(MN + KM))$ 和 $O((MN + KM)\log K)$ 。匹配滤波器需要 MN 标准乘法, 最小二乘法的每个信号估计都需要 $O(KM)$ 乘法^[12]。RC-LABOMP 外部迭代次数为 $K - \text{card}(\lambda)$, 加上追踪回溯可以看成迭代次数为 $2(K - \text{card}(\lambda)) - \phi$ 次迭代。在前向预测中, 匹

配滤波会花费 $O(L(K - \text{card}(\lambda))^2 + L(K - \text{card}(\lambda) - \phi)^2)$ 的乘积, 在回溯中, 总共包含 $(K - \text{card}(\lambda) - \phi)$ 个最小二乘法估计。因此, 综合考虑以上因素, RC-LABOMP 的计算复杂度为 $O((L(K - \text{card}(\lambda))^2 + L(K - \text{card}(\lambda) - \phi)^2 + K + \log K)(MN + KM))$ 。

4 结合 RC-LABOMP 的 Turbo 均衡实现

Turbo 均衡广泛应用于水声通信物理层解码中, 本文根据 Turbo 均衡的特点, 将提出的 RC-LABOMP 算法应用在近似线性 MMSE 的频域 Turbo 均衡^[16]中, 从而提高系统的整体误码率性能。图 2 为结合 RC-LABOMP 的 Turbo 均衡结构。

图 2 中, t_n 为训练符号, y_n 为接收信号, $\hat{h}_n$ 为 RC-LABOMP 估计的信道值。 $\bar{x}_n$ 和 $\hat{x}_n$ 分别为 x_n 的均值和估计值。 $\hat{h}_{F,n}$ 、 $y_{F,n}$ 、 $\bar{x}_{F,n}$ 和 $\hat{x}_{F,n}$ 分别表示 $\hat{h}_n$ 、 y_n 、 $\bar{x}_n$ 和 $\hat{x}_n$ 的傅里叶变换。 $L_e^E(x_n)$ 为外部信息值, $L_e^D(x_n)$ 为先验信息。 $\tilde{x}_n$ 为 $L_e^D(x_n)$ 经硬判决得到的值。

图 2 中, 基于近似线性 MMSE 的频域 Turbo 均衡模块由 FFT、MMSE 频域均衡、IFFT、映射和解映射 5 个模块构成。其中, 输入信号为发送端接收信号 y_n , RC-LABOMP 估计的信道 $\hat{h}_n$ 和先验信息 $L_e^D(x_n)$, 输出信号为外部信息 $L_e^E(x_n)$, 经

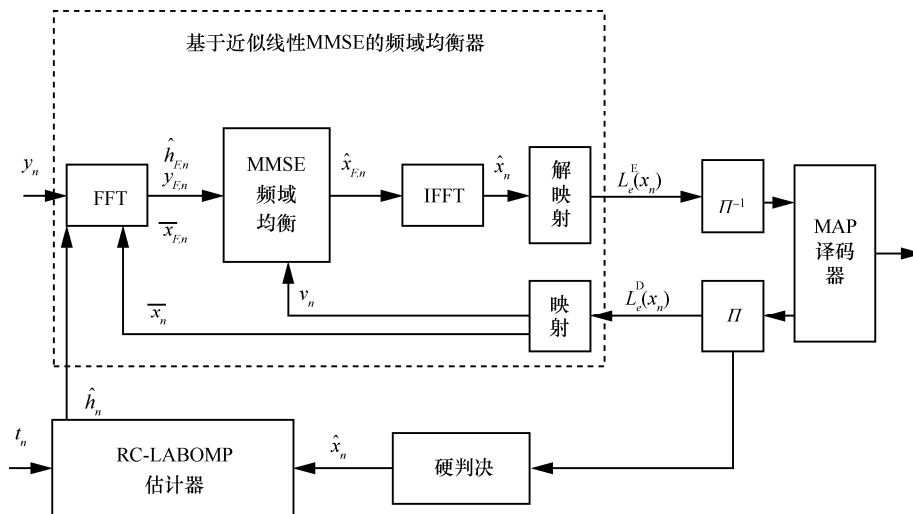


图 2 结合 RC-LABOMP 的 Turbo 均衡结构



过解交织, 译码器重新交织, 反馈得到先验信息 $L_e^D(x_n)$, 进行硬判决处理, 并将判断结果 $\tilde{x}_n$ 作为 RC-LABOMP 估计器的输入, 从而使信道估计和 Turbo 均衡构成反馈迭代处理结构。具体实现步骤总结如下。

步骤 1 首先利用 t_n 的信息, RC-LABOMP 算法进行信道估计, 得到初始信道估计值 $\hat{h}_0$ 。

步骤 2 近似线性 MMSE 的频域 Turbo 均衡器将 $\hat{h}_0$ 作为信道参数, 计算第一次的外部信息值 $L_e^E(x_n)$, 通过解交织、MAP 译码器再交织, 得到反馈的先验信息 $L_e^D(x_n)$ 。

步骤 3 $L_e^D(x_n)$ 进行硬判决处理, 将判决信息 $\tilde{x}_n$ 作为新的训练序列输入 RC-LABOMP 中进行信道估计, 得到后续符号的信道估计值 $\hat{h}_n$ 。

步骤 4 近似线性 MMSE 的频域 Turbo 均衡器将 $\hat{h}_n$ 作为信道参数, 计算后续的外部信息值 $L_e^E(x_n)$, 通过解交织, MAP 译码器再交织, 得到 $L_e^D(x_n)$ 。

步骤 5 判断是否达到迭代次数, 若达到迭代次数, 则进行判决得到译码输出, 否则, 重复步骤 3。

随着迭代次数的增加, MAP 译码器反馈的软信息会更加准确, RC-LABOMP 估计的 $\hat{h}_n$ 也更准确, 从而使迭代结果更精确。当迭代次数达到一定值时, MAP 译码器反馈的软信息趋于稳定, 对信道估计值变化较小, 从而迭代系统趋于稳定。

5 实验结果及分析

通过 Monte Carlo (蒙特卡洛) 仿真, 本文分析了提出的 RC-LABOMP 算法在不同信道条件下的性能, 并与基于非稀疏信道估计 MMSE 方法、稀疏信道估计 OMP 算法、SP 算法和 LABOMP 算法进行了比较。

系统设置有效符号帧长度为 1 024, 选用 1/2 码率的卷积码进行信道编码, 调制方式为 QPSK, 加性高斯白噪声作为背景噪声, 观测窗口长度为

15, 使用随机交织进行交织/解交织器, 使用 MATLAB 软件对算法的 CPU 运行时间进行了测试, 作为计算复杂度的比较。

5.1 随机信道下性能比较

本文首先仿真了随机稀疏信道下的算法性能, 其中稀疏信道的脉冲响应由计算机随机产生, 信道长度为 62, 稀疏度为 6, 随机分配非零元素位置。在每种情况下, 蒙特卡洛试验大于 500 次。

在稀疏时变信道中, 图 3 显示了在信噪比为 10 dB 的条件下, 不同信道估计算法估计出的信道进行 Turbo 频域均衡后的星座图。从图 3 中可以看出, 基于压缩感知理论的 OMP、SP、LABOMP 和 RC-LABOMP 算法, 均衡后的星座图点, 比 MMSE 算法更为集中, 因此更适用于稀疏信道。

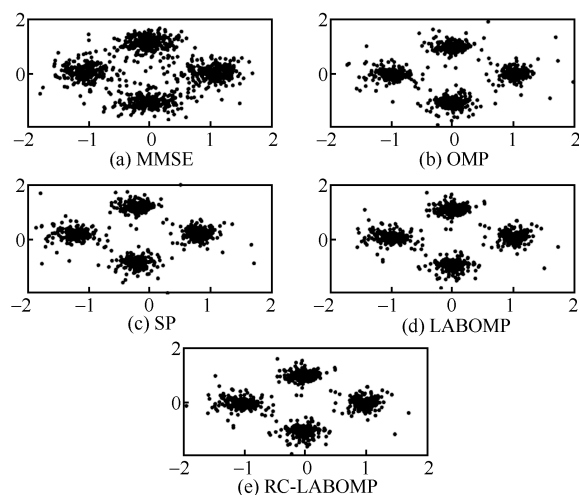


图 3 不同信道估计方法对应的均衡后的星座图

图 4 和图 5 分别给出了在不同信噪比 (SNR) 下, 几种信道估计算法结合 Turbo 均衡的均方误差 (MSE) 和误码率 (BER) 性能比较, 其中 Turbo 均衡迭代次数设置为 3。从图 4 中可以看出, 随着信噪比的增加, MMSE、OMP、SP、LABOMP 和 RC-LABOMP 的 MSE 性能都呈下降趋势, 但是 MMSE 信道估计方法的 MSE 值最大, RC-LABOMP 和 LABOMP 的 MSE 值最小, 并且 RC-LABOMP 可以获得接近于 LABOMP 的 MSE 性能, 而 SP 和 OMP 的性能居于 MMSE 和

LABOMP 算法之间。

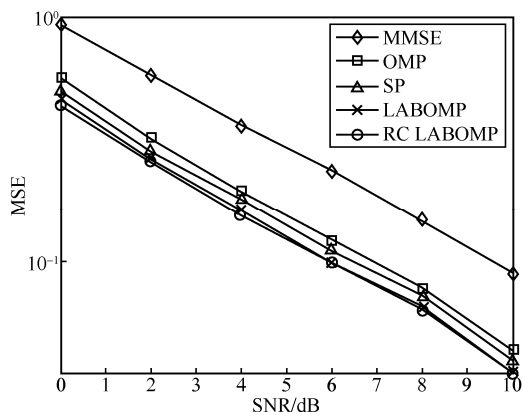


图4 随机信道下不同算法的信道估计均方误差比较

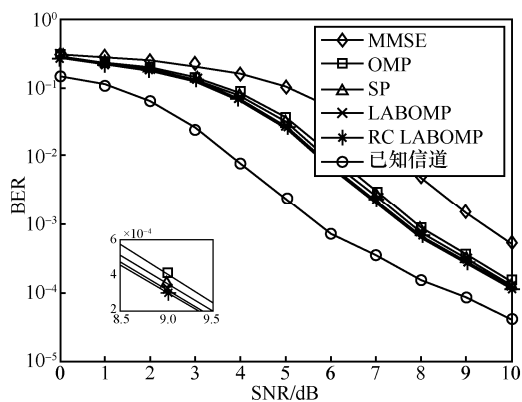


图5 随机信道下不同算法的误码率比较

从图5中可以看出,信道估计的BER值均随着信噪比的增加而降低,与MSE的性能相似,MMSE算法的误码率性能最差,RC-LABOMP和LABOMP算法的误码率性能始终优于OMP和SP算法。

5.2 水声信道下性能比较

本文接着仿真了水声信道条件下的算法性能。使用参考文献[17]在松花湖测得的数据,根据Bellhop算法绘制声速剖面曲线,如图6所示,其中水深50 m,换能器深度为25 m,水听器离水面的深度为25 m,水平传播距离2 km。

图7显示了在稀疏时变水声信道条件下,不同算法估计每个数据块的初始信道冲激响应。如图7所示,MMSE估计的脉冲响应抽头系数会有大量的非零值,并不适用于稀疏信道估计。当实

际的信道抽头不存在时,OMP和SP有时会估计得到幅度很小的信道抽头,而LABOMP与RC-LABOMP具有更为精确的信道冲激响应估计能力,当实际信道抽头不存在时,两种算法不会估计信道抽头系数。

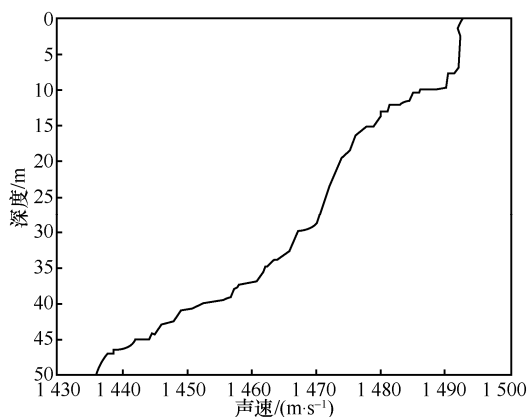


图6 基于松花湖数据的声速剖面

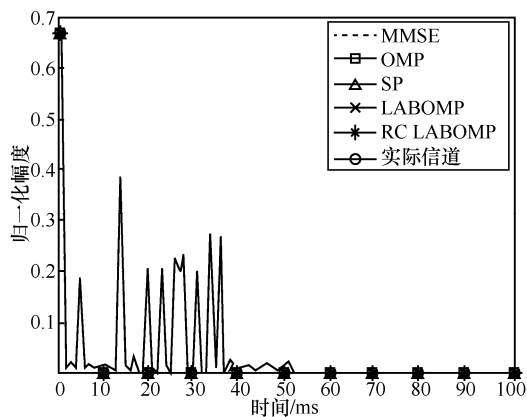


图7 不同信道估计算法得到的初始信道冲激响应

图8和图9分别给出了在水声信道条件下,不同信噪比(SNR)时,不同信道估计算法结合Turbo均衡的MSE和BER性能比较。从图8、图9中可以看出,MMSE算法在水声信道中性能依然表现最差,而RC-LABOMP和LABOMP算法性能最好,其余两种算法居中,与随机信道条件下的性能表现一致。

5.3 复杂度比较

接着进行了仿真实验对比。本文分别使用仿真程序的平均迭代次数,原子的索引范围和运行

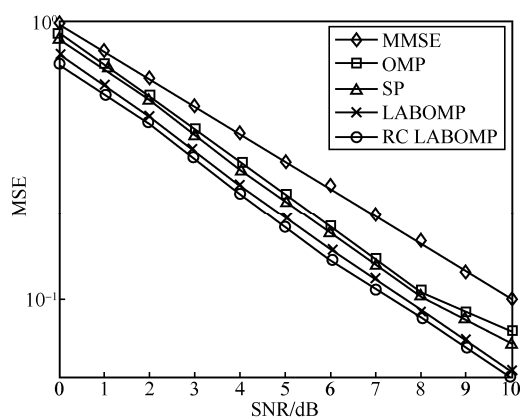


图8 水声信道下不同算法的信道估计均方差比较

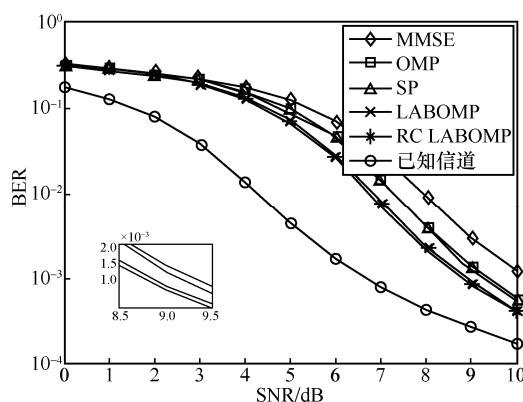


图9 水声信道下不同算法的误码率比较

时间来衡量不同算法的复杂度。其中, 仿真设信道长度为 100, 随机生成一系列稀疏度不同的信道冲激响应。在信噪比为 3 dB 和 Turbo 均衡迭代次数为 3 的情况下, 分别对 LABOMP 和 RC-LABOMP 算法的复杂度进行比较。

图 10 (a) 和图 10 (b) 分别显示了两种算法运行 500 次的平均迭代次数和原子的索引范围。如图 10 (a) 所示, LABOMP 的迭代次数近似为稀疏度, 而 RC-LABOMP 的迭代次数始终低于 LABOMP 的迭代次数。原 LABOMP 算法从 0 开始进行逐次迭代到稀疏度 K 次, 迭代次数为 K 。因此, 随着稀疏度 K 不断增大, 迭代次数不断变大。RC-LABOMP 迭代次数为 $K - \text{card}(\lambda)$, 根据 K 和 $\text{card}(\lambda)$ 的变化分析, 当稀疏度为 5~25 时, $\text{card}(\lambda)$ 的变化速度始终小于 K 的变化速度, 即 $K - \text{card}(\lambda)$ 的值将增加; 当稀疏度大于 25 时,

$\text{card}(\lambda)$ 变化速度始终大于 K 的变化速度, $K - \text{card}(\lambda)$ 的值将减小。因此, 当 $K > 25$ 时, 图 10 (a) RC-LABOMP 的曲线随着稀疏度增加而变小。当稀疏度为 25 时, RC-LABOMP 比 LABOMP 的迭代次数平均减少 52%。图 10 (b) 中, LABOMP 的原子索引范围始终为观测矩阵的所有原子, 而 RC-LABOMP 的索引范围虽然呈增长趋势, 但整体明显低于 LABOMP 的索引范围; 当稀疏度为 40 时, RC-LABOMP 比 LABOMP 的索引范围平均缩小 52%。

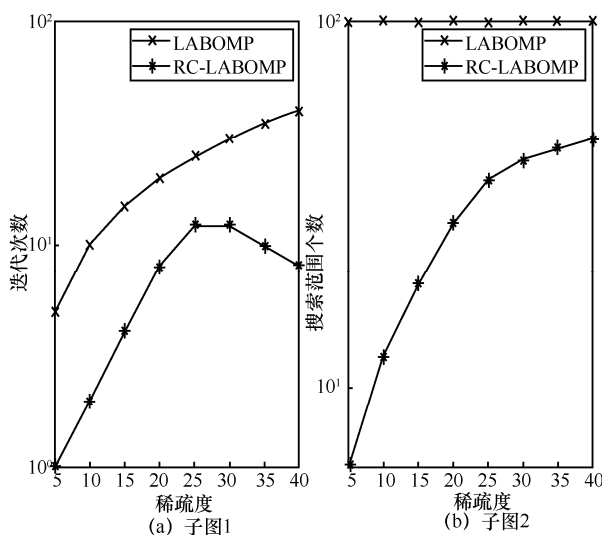


图10 算法随信道稀疏度变化的迭代次数和搜索原子范围

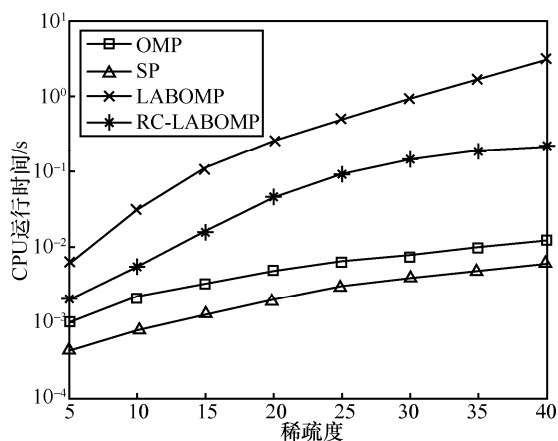


图11 不同算法随信道稀疏度变化的程序运行时间

图 11 比较了 4 种压缩感知信道估计算法运行 500 次的平均程序运行时间, 图 11 中

RC-LABOMP 包含了 OMP 和 SP 算法预处理的时间。如图 11 所示,随着稀疏度变大,4 种算法的运行时间也都逐渐变大,但是 RC-LABOMP 的运行时间始终低于 LABOMP。当信道稀疏度不断增大时,由于 RC-LABOMP 迭代的次数会变小,因此其运行时间趋于平稳,而原 LABOMP 始终迭代 K 次,其运行时间依然呈上升趋势。当稀疏度为 40 时,RC-LABOMP 比 LABOMP 的运行时间平均节省了约 93%。

需要指出的是,根据图 4、图 5 和图 11 的结果分析,SP 算法性能虽然劣于 LABOMP 算法,但是复杂度也显著降低。与 SP 算法相比,原 LABOMP 和本文提出的 RC-LABOMP 算法在 Turbo 均衡系统中,在提高复杂度的同时,并未获得显著的性能增益。但在参考文献[18]的分析和仿真指出,LABOMP 算法在水声 TDS-OFDM 系统中,可以获得十分显著的性能提高,因此,笔者将在下一步研究工作中进一步验证 RC-LABOMP 算法在其他水声通信系统中的性能。

最后,本文仿真了信道长度为 100、稀疏度为 11 的实时稀疏时变水声信道条件下的复杂度比较。在信噪比为 3 dB 和 Turbo 均衡迭代次数为 3 的情况下运行 500 次,表 1 为 LABOMP 和 RC-LABOMP 的平均迭代次数和原子的索引范围,表 2 为不同算法所需的平均运行时间。从表 1 和表 2 中可以看出,RC-LABOMP 在水声信道条件下,计算复杂度和程序运行时间依然明显低于 LABOMP 算法,与随机信道条件下的复杂度性能表现一致。

6 结束语

本文提出了一种降低复杂度的前向回溯正交匹配追踪水声信道估计算法,并将该算法应用于水声迭代 Turbo 均衡中。该算法以 OMP 和 SP 所估计的支撑集的交集和并集作为预处理条件,从而减少迭代次数和缩小原子的索引范围,降低原

表 1 LABOMP 和 RC-LABOMP 算法的平均迭代次数和搜索原子范围比较

算法名称	迭代次数	原子的索引范围
LABOMP	11	100
RC-LABOMP	2	13

表 2 不同算法的平均运行时间比较

算法名称	运行时间
OMP	0.002 4
SP	0.001 0
LABOMP	0.050 0
RC-LABOMP	0.007 7

LABOMP 的计算复杂度,并能保持原有的性能。给出了随机稀疏信道和浅海水声信道下的水下通信实验结果,同 MMSE、OMP 和 SP 信道估计算法相比,所提出的 RC-LABOMP 算法能够提升估计精度和误码率性能;与 LABOMP 算法相比,提出的算法能够在获得近似于 LABOMP 的性能前提下,显著降低算法的计算复杂度和运行时间,提升了水声通信的收敛性能。此外,所提出的降低复杂度信道估计算法不仅可以适用于本文研究的浅海场景,也可以应用到信道呈稀疏性的复杂的空中无线通信场景,在下一步研究工作中进一步验证 RC-LABOMP 算法在其他场景中的性能。

参考文献:

- [1] ZHENG Y R, WU J X, XIAO C S. Turbo equalization for single-carrier underwater acoustic communications[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(11): 79-87.
- [2] STOJANOVIC M, PREISIG J. Underwater acoustic communication channels: propagation model and statistical characterization[J]. IEEE Transaction on Magazine, 2009, 47(1): 84-89.
- [3] CHITRE M, SHAHABUDEEN S, STOJANOVIC M. Underwater acoustic communications and networking: Recent advances and future challenges[J]. Marine Technology Society Journal, 2008, 42(1): 103-116.
- [4] ZHOU Y H, JIANG W H, TONG F, et al. Exploiting joint sparsity for underwater acoustic MIMO communications[J]. Applied Acoustics, 2017, 116: 357-363.



- [5] 兰英, 章新华, 熊鑫. 浅海水声多途信道建模与仿真[J]. 舰船科学技术, 2010, 32(9): 120-122.
LAN Y, ZHANG X H, XIONG X. Modeling and simulation on shallow water acoustic multi-path channels[J]. Ship Science and Technology, 2010, 32(9): 120-122.
- [6] 朱婷婷, 赵黎. 稀疏水声信道的常范数盲均衡高速水下通信[J]. 西安工业大学学报, 2016, 36(12): 1002-1006.
ZHU T T, ZHAO L. Constant norm blind equalization algorithm of high speed underwater communication in sparse underwater acoustic channel[J]. Journal of Xi'an Technological University, 2016, 36(12): 1002-1006.
- [7] ZHENG Y R, XIAO C S, YANG T C, et al. Frequency-domain channel estimation and equalization for shallow-water acoustic communications[J]. Physical Communication, 2010, 3(1): 48-63.
- [8] BERGER C R, ZHOU S L, 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.
- [9] 李娜娜, 李有明, 余明宸, 等. 水声通信中基于正则化阈值迭代的脉冲噪声抑制方法[J]. 电信科学, 2019, 35(3): 76-83.
LI N N, LI Y M, YU M C, et al. Regularized threshold iteration method for impulsive noise suppression in underwater acoustic communication[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(3): 76-83.
- [10] PEI T R, YANG S, LI Z T. Detouring matching pursuit algorithm in compressed sensing[J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(9): 2101-2107.
- [11] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [12] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [13] ZENG C Y, MA L H, DU M H, et al. Regularized sequential selection and backtracking removal for CS atom matching[C]//Proceedings of IEEE 14th International Workshop Multimedia Signal Processing. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2012: 209-214.
- [14] TUCHLER M, KOETTER R, SINGER A C. Turbo equalization: principles and new results[J]. IEEE Transactions Communication, 2002, 50(5): 754-767.
- [15] JI S, XUE Y, CARIN L. Bayesian compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [16] 邓晓平, 申建平, 桑会平, 等. 基于近似线性 MMSE 的频域 Turbo 均衡算法研究[J]. 无线电工程, 2015, 45(5): 28-30, 65.
DENG X P, SHEN J P, SANG H P, et al. Research on frequency domain Turbo equalization algorithm based on approximately linear MMSE[J]. Radio Engineering, 2015, 45(5): 28-30, 65.
- [17] 吴腾飞. 迭代稀疏水声信道估计与均衡技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
WU T F. Research on iterative dilute hydrophobic acoustic channel estimation and equalization technology[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.
- [18] UR REHMAN JUNEJO N, ESMAIEL H, ZHOU M, et al. Sparse channel estimation of underwater TDS-OFDM system using look-ahead backtracking orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Access, 2018, 6: 74389-74399.

[作者简介]



于玄(1996—), 女, 上海海事大学硕士生, 主要研究方向为水声通信物理层关键技术研究(均衡和检测)。



耿烜(1979—), 女, 博士, 上海海事大学副教授, 主要研究方向为通信信号处理、水声通信及无线通信信号处理。