

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905190

基于 MCMC 采样器的簇稀疏水声信道估计方法^{*}

张舒然^{1,2,3}, 武岩波^{1,3,4}, 朱 敏^{1,3,4}

(1. 中国科学院声学研究所海洋声学技术中心 北京 100190; 2. 中国科学院大学 北京 100190; 3. 北京市海洋声学装备工程技术研究中心 北京 100190; 4. 中国科学院声学研究所声场声信息国家重点实验室 北京 100190)

摘 要:针对实际水声信道存在簇稀疏特性,提出了一种多层贝叶斯模型下基于马尔科夫链蒙特卡罗(MCMC)采样器的正交频分复用(OFDM)水声通信信道估计方法。利用簇稀疏水声信道的结构特性对信道的先验分布进行建模,借助贝叶斯推断和接收信号的似然函数得到信道模型参数的后验分布,采用 MCMC 采样器对信道模型参数的后验条件分布进行采样从而得到稀疏水声信道的最大后验估计。仿真对比不同接收信噪比下该方法与基于最小平方、匹配跟踪和逐步正交匹配跟踪信道估计方法的性能。湖试试验表明,该方法能够在无任何信道先验信息下实现准确的 OFDM 水声信道估计和跟踪译码,实现了通信距离 600 m 到 3 500 m、传输速率 6.08 kbps 的 OFDM 水声通信。

关键词:簇稀疏水声信道估计;MCMC 采样器;贝叶斯模型;水声通信;OFDM 系统

中图分类号: TB567 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.50

An estimation method of clustered sparsity underwater acoustic channel based on MCMC sampler

Zhang Shuran^{1,2,3}, Wu Yanbo^{1,3,4}, Zhu Min^{1,3,4}

(1.Ocean Acoustic Technology Center, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3.Beijing Engineering Technology Research Center of Ocean Acoustic Equipment, Beijing 100190, China; 4.State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The actual underwater acoustic channel has the feature of clustered sparsity. To solve this problem, a hierarchical Bayesian model for underwater acoustic channel estimation is proposed, which is based on Markov chain Monte Carlo (MCMC) sampler in orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) underwater acoustic communication. The prior distribution of the channel is formulated by the structural features of the clustered sparsity underwater acoustic channel. The posterior distribution of the channel model parameters is achieved by Bayesian inference and the likelihood function of the received signal. Finally, the MCMC sampler is utilized to sample the posterior conditional distribution of the channel model parameters. In this way, the maximum posterior estimation of the clustered sparsity underwater acoustic channel can be obtained. The performance of the proposed method is analyzed by simulation comparisons in terms of least squares, matching pursuit and stepwise orthogonal matching pursuit channel estimation methods under different received signal-to-noise ratios. The lake test shows that the proposed method can achieve accurate OFDM underwater acoustic channel estimation, tracking and decoding without any channel prior information. The method realizes OFDM underwater acoustic communication with the communication distance of 600 m to 3 500 m. In addition, the transmission data rate can reach 6.08 kbps.

Keywords: clustered sparsity underwater acoustic channel estimation; MCMC sampler; Bayesian model; underwater acoustic communication; OFDM system

收稿日期:2019-05-23 Received Date:2019-05-23

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61971472)、中国科学院战略性先导科技专项(A类)(XDA22030101)、国防科技创新特区项目、国家重点研发计划(2016YFC0300300)、国家自然科学基金(61471351)项目资助

0 引言

正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 作为一种频谱利用率高、抗多径衰落强的有效传输技术而广泛应用于无线电和水声通信系统中^[1-3]。为了实现高效准确的传输,信道估计与信道均衡一直是 OFDM 水声通信系统的关键技术。采用导频辅助的信道估计方法^[4]广泛应用于水声信道估计,常规的信道估计方法有最小二乘法 (least squares, LS)、最小均方误差法 (minimum mean-square error, MMSE) 等^[5-6]。试验结果表明,无线信道具有簇稀疏特性,如水声信道、无线电信道等^[7]。但是上述信道估计方法大多没有利用信道的稀疏特性,当导频数较少时估计精度差^[8]。

基于压缩感知 (compressed sensing, CS) 理论的 OFDM 水声信道估计方法利用信道的稀疏特性,将 OFDM 信号经过稀疏水声信道后的频域采样进行稀疏重建,从而得到信道估计结果,是当前研究的热点。CS 类水声信道估计方法的优化思路可分为改进 CS 算法^[9-10]和优化导频放置^[9,11]两种,包括基于凸优化类算法^[12]、贪婪算法^[13]和贝叶斯方法^[14]等。其中广泛运用的贪婪算法计算复杂度低,重构概率高,包括匹配跟踪 (matching pursuit, MP) 算法^[15]、正交匹配追踪算法^[16]和逐步正交匹配跟踪 (stagewise orthogonal matching pursuit, StOMP) 算法^[17],但是贪婪算法的估计结果可能收敛在局部最优,并且需要提前已知水声信道稀疏度的先验知识,然而在实际工程应用中水声信道的稀疏度是难以准确获得的。

OFDM 稀疏水声信道估计的另一个研究方向是贝叶斯方法。常用的稀疏重建贝叶斯方法有相关向量机方法^[18]和贝叶斯压缩感知方法^[19]。由于簇稀疏信号还呈现出特定的结构特性,这些特性可以加以利用变为先验知识,用来提高稀疏信号重建的质量,已有文献^[20-21]展开了讨论。

上述基于贝叶斯方法的 OFDM 稀疏水声信道估计没有用到稀疏水声信道结构特性的先验知识,本文提出一种贝叶斯模型下基于导频辅助的 OFDM 水声通信簇稀疏信道估计方法,该方法利用多层贝叶斯先验对 OFDM 水声通信中信道的稀疏特性和簇特性 (即簇稀疏特性) 进行建模,并通过贝叶斯推断得到水声信道模型参数的后验分布。对于确切贝叶斯推断,其计算复杂度随着问题的规模而指数增长,很难得到其精确解,因此本文利用马尔科夫链蒙特卡罗 (Markov chain Monte Carlo, MCMC) 方法得到信道模型后验分布的近似推断,从而得到簇稀疏水声信道模型的最大后验估计 (maximum likelihood estimation, MAP)。与常规的基于压缩感知的 OFDM 稀

疏水声信道估计相比,本文方法充分利用了水声信道稀疏结构的先验知识,其收敛结果全局最优,且不需要已知任何信道先验信息,适用于实际的 OFDM 水声通信中。

1 系统描述

发射的多载波信号经过稀疏水声信道后到达接收端,经过混频、同步、多普勒估计和补偿后进行水声信道估计,最后进行跟踪和译码。在信道估计模块,本文采用一种贝叶斯框架下基于 MCMC 采样器来处理复杂的稀疏水声信道估计问题。由于稀疏水声信道的先验特性包括稀疏先验特性和簇先验特性,因此可利用上述特性采用多层贝叶斯模型对稀疏水声信道进行建模,并利用训练序列 (即导频处的接收信号) 建立稀疏水声信道模型参数的观测似然函数,进而得到稀疏水声信道的后验估计。

在发射端,信息序列 $\boldsymbol{\mu} = [\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_{K-1}]$ 通过并行级联 Turbo 编码器产生码字 $\mathbf{x} = [x_0, x_1, \dots, x_{Q-1}]$, 并经过 M 相移键控调制映射到符号 $\mathbf{S}_D = [\tilde{s}_0, \tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_{D-1}]$, 其中 $D = \lceil Q/\log_2 M \rceil$ 。OFDM 信号子载波数为 N , 其中导频数为 N_{pilot} , 导频信号采用二相相移键控 (binary phase shift keying, BPSK) 调制方式,插入方式采用梳状导频模式。假设信道在一个符号内不变,并且循环前缀 (cyclic prefix, CP) 的长度大于信道的最大传播延迟时间,将 OFDM 符号进行逆傅里叶变换后,发射到具有时变、频变特性的水声信道中,并采用多普勒补偿消除子载波间干扰。

在接收端,假设多径的最大时延为 T_g , 其中 L (即为假设最大时延长度) 为 T_g 的离散后长度,去掉循环前缀以及离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform, DFT) 后,接收到第 m 个符号离散化后为:

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{D}_m \mathbf{W}_L \mathbf{h}_m^H + \mathbf{Z}_m \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Y}_m$ 是频域上 $N \times 1$ 的接收信号向量; $\mathbf{D}_m$ 是 $N \times N$ 的对角矩阵,其对角元素为数据符号; $\mathbf{W}_L$ 是 $N \times L$ 的截断 DFT 矩阵, $\mathbf{W}_L = (1/\sqrt{N}) \{e^{-j2\pi nl/N}\}_{n=0, \dots, N-1; l=0, \dots, L-1}$, $\mathbf{h}_m = [h_1(m), h_2(m), \dots, h_L(m)]$ 是时域信道冲激响应向量,其中每个元素 $h_l(m)$ 先验独立; $\mathbf{Z}_m$ 是 $N \times 1$ 的独立同分布零均值循环对称复高斯噪声向量。

2 多层贝叶斯模型下簇稀疏水声信道估计

2.1 簇稀疏水声信道的先验模型

1) 稀疏先验分布

实际水声信道的冲激响应如图 1 所示,对实际的水声信道分析可知,时域信道冲激响应存在簇稀疏特性。

本文采用多层贝叶斯模型,运用“Spike-and-Slab”^[22]先验分布对 $\mathbf{h}$ 的稀疏先验分布和簇先验分布分别建模。

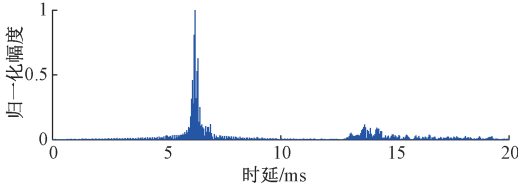


图1 湖试中水声信道

Fig.1 Underwater acoustic channel of the lake experiment

“Spike-and-Slab”模型是一种贝叶斯估计方法,常用于回归估计,它假定所有变量都有同等被回归估计的可能性。由于已知水声信道冲激响应 $\mathbf{h}$ 的簇稀疏先验特性,因此可对 $\mathbf{h}$ 的每一个复数元素 h_l 分别应用“Spike-and-Slab”先验分布模型:

$$h_l |_{\alpha_l, \xi_l, q_l} \sim (1 - \xi_l) \delta(q_l) + \xi_l N(0, \alpha_l^{-1}) \delta(q_l - 1) \quad (2)$$

式中: α_l^{-1} 是复高斯分布的方差; $\mathbf{q} = \{q_l\}_{l=1, \dots, L}$ 是一系列相互独立的伯努利随机变量, $q_l \in \{0, 1\}$ 分别表示在第 l 个采样不存在或存在信号,权重 ξ_l 表示在第 l 个采样存在信号的先验概率。假设 $\mathbf{h}$ 的每一个元素 h_l 为复高斯随机变量,则其概率密度函数为:

$$p(h_l) = \frac{1}{\pi \alpha_l^{-1}} \exp\left(-\frac{|h_l|^2}{\alpha_l^{-1}}\right)$$

式中: $h_l = h_{lx} + jh_{ly}$, h_{lx} 和 h_{ly} 分别表示变量 h_l 的实部和虚部,并且 h_{lx} 和 h_{ly} 相互独立且均服从均值为零方差为 $\alpha_l^{-1}/2$ 的高斯分布。同时假设高斯分布中逆方差 α_l 也独立,并且服从参数为 a 和 b 的 Gamma 分布:

$$\alpha_l |_{a, b} \sim \Gamma(a, b) \quad (3)$$

2) 簇先验分布

为了对水声信道冲激响应 $\mathbf{h}$ 的簇先验分布建模,考虑第 l 个元素 h_l 和它相邻元素之间的时间相关性,即为 h_l 的簇模式。假设向量 $\mathbf{h}$ 中第 l 个位置的 k 个相邻元素的下标集合为 $\mathbf{u}_l^{(k)} = \{j | D(l, j) \leq k, j \neq l\}$, 其中 $D(l, j)$ 是向量 $\mathbf{h}$ 中第 l 个位置和第 j 个位置之间的欧氏距离。假设 $\mathbf{v}_L = \{1, \dots, L\}$ 为向量 $\mathbf{h}$ 中所有下标的集合,并且定义下标子集 $\mathbf{J}_{l, k, \otimes} \triangleq \mathbf{u}_l^{(k)} \cap \mathbf{v}_L$, $\mathbf{J}_{l, k, \odot} \triangleq \mathbf{u}_l^{(k)} \cap \mathbf{v}_L \cup \{l\}$, 则 $\mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, k, \otimes}}$ 为第 l 个元素 h_l 的相邻 k 个元素的集合, $\mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, k, \odot}}$ 为第 l 个元素 h_l 和其相邻 k 个元素的集合,并且有 $\mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, k, \odot}} = \mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, k, \otimes}} \cup h_l$ 。

为了简化模型,考虑 $k=1$ 的情况,则当前 l 时刻元素 h_l 与其相邻时刻元素之间的关系分为 3 种不同的簇模式,其中模式 1 为元素 h_l 所有相邻元素的模全为 0, 即 $\|\mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}}\|_0 = 0$; 模式 2 为元素 h_l 部分相邻元素的模为 0, 即 $0 < \|\mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}}\|_0 < |\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}|$; 模式 3 为元素 h_l 所有的相邻元素的模均非零, 即 $\|\mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}}\|_0 = |\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}|$ 。其中 $\|\cdot\|_0$ 表示

取零范数, $|\cdot|$ 表示集合的基数。

将上述元素 h_l 与其相邻时刻元素之间的关系带入到 ξ_l 的选择中,由于 Beta 分布可以看作概率的概率分布,因此可假设 ξ_l 的先验分布服从 Beta 分布,即 $\xi_l: \text{Be}(e, f)$ 。对应到 3 种不同的簇模式,可以选择相应不同的 Beta 分布参数 e 和 f , 因此权重 ξ_l 的先验分布可以重新写成:

$$\xi_l |_{e, f, \mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}}} : \text{Be}(e, f | \mathbf{h}_{\mathbf{J}_{l, 1, \otimes}}) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{e} = \{e^{(i)}\}_{i=0, 1, 2}$, $\mathbf{f} = \{f^{(i)}\}_{i=0, 1, 2}$, $i \in \{0, 1, 2\}$ 分别对应 3 种簇模式。

2.2 接收信号的似然函数

假设噪声 $\mathbf{Z} = \mathbf{X} + \mathbf{jY}$ 是加性复高斯白噪声向量,满足 $\mathbf{C}_X = \mathbf{C}_Y$, $\mathbf{C}_{XY} = -\mathbf{C}_{YX}$, 其中每个复数元素独立同分布且均值为零,方差为 α_0^{-1} , 其概率密度函数为:

$$p(\mathbf{Z}) = \frac{1}{\pi^N \det(\mathbf{\Sigma})} \exp\left(-\frac{(\mathbf{Z} - \mathbf{m}_Z)^H \mathbf{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Z} - \mathbf{m}_Z)}{2}\right) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{m}_Z = E[\mathbf{Z}]$ 是复噪声矢量 $\mathbf{Z}$ 的均值, $\mathbf{\Sigma} = E[(\mathbf{Z} - \mathbf{m}_Z)(\mathbf{Z} - \mathbf{m}_Z)^H]$ 是互协方差矩阵, $\det(\cdot)$ 表示取行列式, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。联合式(1)和(5)可得接收信号的似然函数为:

$$p(\mathbf{Y} | \mathbf{h}, \alpha_0) = \left(\frac{\alpha_0}{\pi}\right)^N \exp\left(-\frac{\alpha_0 \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{W}_L \mathbf{h}\|^2}{2}\right) \quad (6)$$

式中: 假设噪声逆方差 α_0 服从参数为 c 和 d 的 Gamma 分布, 即 $\alpha_0 |_{c, d} : \Gamma(c, d)$ 。簇稀疏水声信道的多层贝叶斯模型结构如图 2 所示。

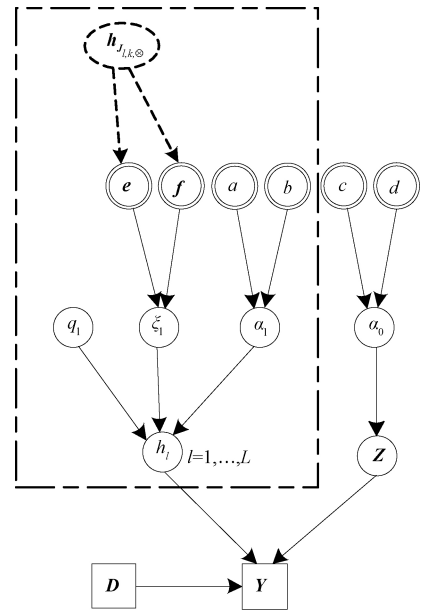


图2 簇稀疏水声信道的多层贝叶斯模型

Fig.2 Hierarchical Bayesian model for clustered sparsity underwater acoustic channel

2.3 贝叶斯推断

根据上文中 OFDM 水声通信系统模型以及信道先验分布中描述,可知簇稀疏水声信道模型中的未知参数为 $\varphi \triangleq \{h, \alpha_0, \alpha, \xi, q\}$, 已知参数为 $\psi \triangleq \{a, b, c, d, e, f\}$, 则未知参数的联合后验分布可写为:

$$p(\varphi | Y, \psi) \propto p(Y | \varphi) p(\varphi | \psi)$$

式中: $p(Y | \varphi)$ 为接收信号似然函数; $p(\varphi | \psi)$ 为信道模型先验分布。同时,联合后验分布可由多层贝叶斯模型将其分解展开为 4 个模型参数后验条件概率的组合:

$$p(h, \alpha_0, \alpha, \xi, q | Y, a, b, c, d, e, f) = p(h | \alpha, \alpha_0, \xi, q, Y) p(\alpha | h, a, b) \cdot p(\xi | h, e, f) p(\alpha_0 | h, Y, c, d)$$

1) 信道冲激响应 h

信道冲激响应 h 的后验条件分布可展开为:

$$p(h | \alpha, \alpha_0, \xi, q, Y) = p(h | \xi, \alpha, q) p(Y | h, \alpha_0) \quad (7)$$

假设信道冲激响应 h 中各元素先验独立,则 $p(h | \xi, \alpha, q)$ 可以写成:

$$p(h | \xi, \alpha, q) = \prod_{l=1}^L [(1 - \xi_l) \delta(q_l) + \xi_l N(h_l | 0, \alpha_l^{-1}) \delta(q_l - 1)] = \prod_{l=0}^L N(h_l | 0, \alpha_l^{-1}) \xi_l^{q_l} (1 - \xi_l)^{1-q_l} \quad (8)$$

联合公式(6)和公式(8),信道冲激响应 h 的后验条件分布可改为:

$$p(h | \alpha, \alpha_0, \xi, q, Y) \propto \left(\prod_{l=0}^L N(h_l | 0, \alpha_l^{-1}) \xi_l^{q_l} (1 - \xi_l)^{1-q_l} \right) \exp(-\alpha_0 \|Y - DW_L h\|^2 / 2) \quad (9)$$

令 $\Phi = DW_L$, 则第 l 个采样元素的后验条件分布为:

$$p(h_l | h_{-l}, \alpha, \alpha_0, \xi, q, Y) \propto \tilde{\xi}_l^{q_l} (1 - \tilde{\xi}_l)^{1-q_l} N(h_l | \tilde{\mu}_l, \tilde{\alpha}_l^{-1}) \quad (10)$$

其中:

$$\left\{ \begin{aligned} \tilde{\mu}_l &= \frac{1}{2} \alpha_0 \tilde{\alpha}_l^{-1} \phi_l^H (Y - \Phi_{-l} h_{-l}) \\ \tilde{\alpha}_l &= \frac{1}{2} \alpha_0 \phi_l^H \phi_l + \alpha_l \\ \frac{\tilde{\xi}_l}{1 - \tilde{\xi}_l} &= \frac{\xi_l}{1 - \xi_l} \frac{N(0 | 0, \alpha_l^{-1})}{N(0 | \tilde{\mu}_l, \tilde{\alpha}_l^{-1})} \end{aligned} \right.$$

式中: ϕ_l 表示矩阵 Φ 的第 l 列向量; Φ_{-l} 表示矩阵 Φ 中除去第 l 列向量后的子矩阵; h_{-l} 表示向量 h 除去第 l 个元素后的向量。

2) 逆方差 α

考虑当前第 l 个元素 h_l 与其周围点 $h_{J_{l,k,\odot}}$ 之间的簇稀疏关系,逆方差 α_l 的后验分布为:

$$p(\alpha_l | a, b, h_{J_{l,k,\odot}}):$$

$$\Gamma(\|h_{J_{l,k,\odot}}\|_0 + a, \|h_{J_{l,k,\odot}}\|_2^2 + b)$$

3) 权重 ξ

考虑当前第 l 个元素 h_l 与其相邻元素之间的 3 种不同的簇模式关系,权重 ξ_l 的后验分布为:

$$p(\xi_l^{(i)} | h_{J_{l,k,\odot}}, e^{(i)}, f^{(i)}):$$

$$\text{Be}(\|h_{J_{l,k,\odot}}\|_0 + e^{(i)}, |J_{l,k,\odot}| - \|h_{J_{l,k,\odot}}\|_0 + f^{(i)})$$

4) 噪声逆方差 α_0

噪声逆方差 α_0 服从 Gamma 分布,因此其后验分布可推出为:

$$p(\alpha_0 | c, d, Y, h): \Gamma\left(N + c, \frac{\|Y - DW_L h\|^2}{2} + d\right)$$

2.4 MCMC 采样

MCMC 采样方法主要有两种实现方式: M-H (Metropolis-Hastings) 方法^[23] 和吉布斯 (Gibbs) 方法^[24]。M-H 方法的接受-拒绝采样可以顺利解决任意概率分布的样本集问题,但是该方法有两个不容忽视的缺点,一是需要计算接受概率,当样本维度过高时计算量激增,并且由于接受概率造成计算浪费,使得马尔科夫链收敛时间变长;二是存在某些高维概率分布,其联合概率分布不易得到,导致计算复杂度增加。Gibbs 采样方法作为区别于 M-H 采样的另一种 MCMC 采样方法,将条件概率分布作为马尔科夫链的状态转移概率,通过在不同坐标轴上轮流采样,来得到期望的样本集。由于 Gibbs 方法在高维特征时的优势,因此本文采用 Gibbs 方法来获取后验概率分布样本,文中 MCMC 信道估计方法流程如表 1 所示,其中 N_{MCMC} 为迭代次数。

表 1 MCMC 信道估计方法

Table 1 MCMC channel estimation method

MCMC 信道估计方法
初始化变量
For $t = 0$ to N_{MCMC}
For $l = 1$ to L
从后验条件分布 $p(h_l h_{-l}, \alpha, \alpha_0, \xi, q, Y)$ 中采样 $h_l^{(t)}$
从后验条件分布 $p(\alpha_l h_{J_{l,k,\odot}}, a, b)$ 中采样 $\alpha_l^{(t)}$
从后验条件分布 $p(\xi_l h_{J_{l,k,\odot}}, e, f)$ 中采样 $\xi_l^{(t)}$
End
从后验条件分布 $p(\alpha_0 h, Y, c, d)$ 中采样 $\alpha_0^{(t)}$
End

2.5 MAP 估计

为了得到信道冲激响应 h 的估计值,本文选择 MAP 估计作为信道冲激响应 h 的估计值。由式(9)可以推出边缘分布 $p(h | Y)$ 为:

$$p(\mathbf{h}|\mathbf{Y}) \propto \int p(\mathbf{h}|\mathbf{Y}, \alpha_0, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\xi}, \mathbf{q}) d\alpha_0 d\boldsymbol{\alpha} d\boldsymbol{\xi} d\mathbf{q}$$
$$\propto (d + \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{W}_L\mathbf{h}\|^2/2)^{-c-N} \cdot$$
$$\prod_{l=1}^L \frac{\Gamma(a + \|\mathbf{h}_l\|_0) \text{Be}(\hat{e}_l, \hat{f}_l)}{(b + \|\mathbf{h}_l\|_2^2/2)^{a+\|\mathbf{h}_l\|_0}} \quad (11)$$

其中:

$$\hat{e}_l = e^{(i)} + \|\mathbf{h}_{J_{l,k,\otimes}}\|_0, \hat{f}_l = f^{(i)} + |\mathbf{J}_{l,k,\otimes}| - \|\mathbf{h}_{J_{l,k,\otimes}}\|_0$$

因此信道冲激响应 $\mathbf{h}$ 的 MAP 估计值可通过最大化后验分布 $p(\mathbf{h}|\mathbf{Y})$ 得到:

$$\hat{\mathbf{h}} \approx \underset{\mathbf{h} \in \mathcal{H}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{h}|\mathbf{Y}) \quad (12)$$

其中: $\mathbf{H} = \{\mathbf{h}(k)\}_{k=1, \dots, N_{\text{MCMC}}}$

3 仿真分析

为验证文中 MCMC 信道估计方法的有效性和可靠性,本文通过 MATLAB 软件进行了仿真实验。根据文献^[25]中描述,由水声信道的统计模型仿真出的信道冲激响应如图 3 所示。假设平均水深 100 m,发射换能器和接收换能器静止放置在距海底 10 m 处,水平相距 1 500 m,环境噪声为信号带宽内的加性高斯白噪声。

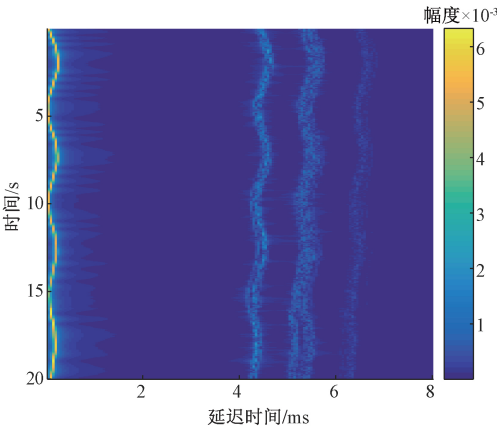


图 3 仿真的水声信道冲激响应

Fig.3 Simulated underwater acoustic channel impulse response

仿真时采用梳状导频辅助的信道估计方式,导频间隔为 2,信道编码采用 Turbo 码,其中选择 (31, 27) 递归系统卷积编码器作为线性卷积编码器。导频子载波采用 BPSK 映射,数据子载波采用八相相移键控 (8 phase shift keying, 8PSK) 映射,发射信号采样率 192 kHz,其他参数如表 2 所示。假设信道在一个符号内不变,在接收端,通过混频、同步以及多普勒估计和补偿后,信道估计模块采用不同的稀疏信号估计方法进行仿真对比。

表 2 仿真中水声 OFDM 通信参数

Table 2 Parameters of underwater acoustic OFDM communication in simulation

参数	参数值
系统载波频率 f_c /kHz	24
信号频段/kHz	18~30
子载波间隔 Δf /Hz	25
系统总子载波数 N	480
导频子载波数 N_p	160
循环前缀长度 T_{CP} /ms	5

文中 MCMC 信道估计方法采用导频处的接收数据进行运算,信息序列采用 8PSK 调制。在接收带宽内信噪比 30 dB 时,文中 MCMC 信道估计方法、StOMP 信道估计方法、MP 信道估计方法和 LS 信道估计方法的估计结果如图 4(a)~(d) 所示。

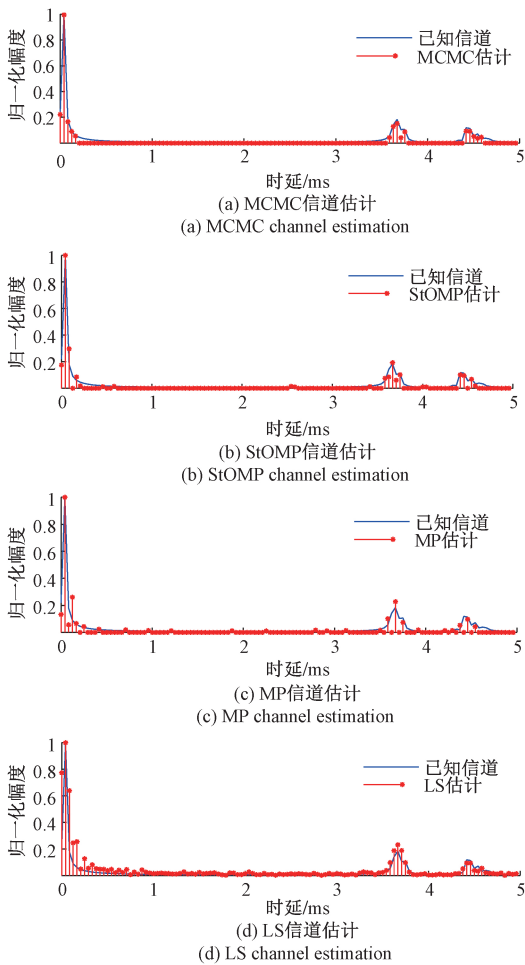


图 4 仿真中高信噪比时信道冲激响应估计

Fig.4 Channel impulse response estimation in simulation with high signal-to-noise ratio

对比已知信道可知,文中方法可以准确的联合估计水声信道的稀疏度、簇个数和信道抽头系数,并且具有较强的抑制噪声的能力。StOMP 算法和 MP 算法中参数稀疏度的选取为仿真信道的实际稀疏度,其可以较为准确的估计出信道的稀疏度和抽头系数等参数。LS 信道估计方法在估计直达波的抽头系数上存在较大误差,并且对噪声的抑制能力较弱,无法保证估计精度。

接收带宽内信噪比 5 dB 时,文中 MCMC 信道估计方法、StOMP 信道估计方法、MP 信道估计方法和 LS 信道估计方法的估计结果如图 5(a)~(d) 所示。对比各种信道估计方法可知,在低信噪比下文方法可以更准确的估计出实际信道,但相对于高信噪比情况,信道稀疏度和抽头系数估计结果误差较大。

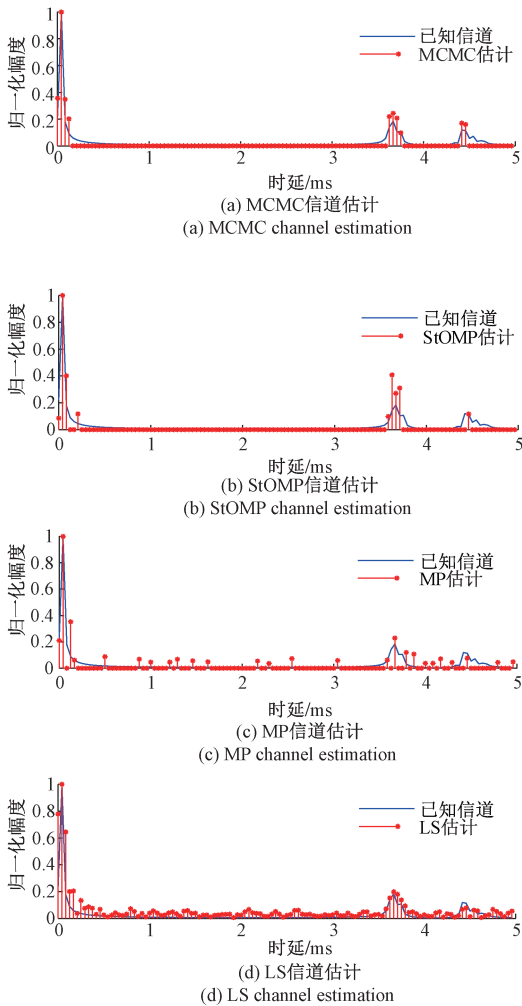


图5 仿真中低信噪比时信道冲激响应估计
Fig.5 Channel impulse response estimation in simulation with low signal-to-noise ratio

下面对文中 MCMC 信道估计方法进行性能分析,沿用上文中的信道模型,分别采用基于 LS 算法、MP 算法、StOMP 算法的信道估计方法和文中方法进行对比。采用 8PSK 调制方式对 OFDM 信号进行调制,对比不同接收信

噪比下各方法的估计均方误差 (mean-square error, MSE)。信道频域响应估计的 MSE 定义为:

$$\Delta H_{\text{MSE}} = 10 \log \frac{E \left[\sum_N |H(n) - \hat{H}(n)|^2 \right]}{E \left[\sum_N |H(n)|^2 \right]} \quad (13)$$

从图 6 的仿真结果可以看出,各稀疏类方法的误码性能均明显优于 LS 信道估计方法。两种贪婪类信道估计方法中,StOMP 算法性能最优,这是因为当重建不是特别稀疏而且规模较大的目标信号时,StOMP 算法是一个更好的选择^[26],并且其计算复杂度相比于 MP 大为减小。文中方法利用了稀疏信道的先验结构特性,并且采用后验条件分布更新模型参数,因此估计性能最佳,在信噪比 30 dB 下,文中 MCMC 信道估计方法相较于 StOMP 算法,MSE 高出 2.5 dB 左右。

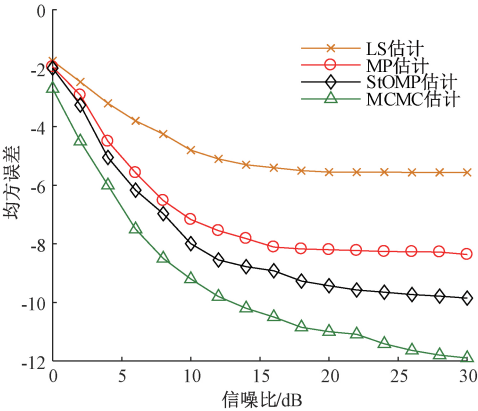


图6 不同信道估计方法下性能比较
Fig.6 Performance comparisons for different channel estimation methods

接着比较不同信道估计方法的误码性能。图 7 和图 8 所示给出了导频间隔为 2 时,各估计方法在译码前和译码后的误码率对比结果。分析可知,各稀疏类方法的误码性能均明显优于 LS 信道估计方法,并且文中 MCMC 方法的误码性能最优。

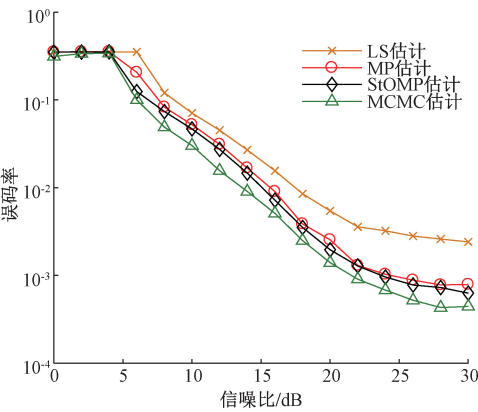


图7 不同信道估计方法下译码前误码率比较
Fig.7 Performance comparisons of un-decoded bit error rate (BER) for different channel estimation methods

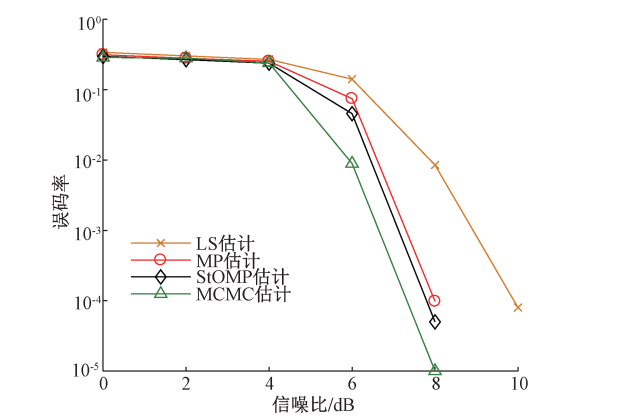


图 8 不同信道估计方法译码后误码率比较

Fig.8 Performance comparisons of decoded BER for different channel estimation methods

4 实测数据结果

文中对 2017 年 10 月份在浙江省千岛湖采集的湖试

数据进行处理。试验处湖水深度约为 80 m,发射换能器和接收水听器部署深度为 10 m。在试验中,两条工作船处于抛锚状态,其相对速度是由水流引起的,平均相对运动速度约为 0.1~0.15 m/s,相互之间通信距离为 600~3 500 m。

OFDM 水声通信试验系统的数据处理流程如图 9 所示,图 10 所示为发射信号的组帧结构。试验中传输的数据包采用四相相移键控 (quadrature phase shift keying, QPSK) 调制,每个数据包包含 20 帧数据,每帧数据有 $M=4$ 个符号,信号帧首尾均为 21.3 ms 的线性调频 (linear frequency modulation, LFM) 信号,并且采用梳状导频,导频间隔为 3。为了对抗水声信道的衰落特性,信道编码方式采用先对整包数据进行循环冗余校验 (cyclic redundancy check, CRC) 码和里德-所罗门 (Reed Solomon, RS) 码编码,然后由串转并,对每一帧数据进行 CRC 码和 Turbo 码编码。多普勒估计分为帧的多普勒因子估计和符号的多普勒因子估计,试验系统中采用空子载波结合匹配滤波器得到符号的多普勒估计。其他系统参数如表 3 所示。

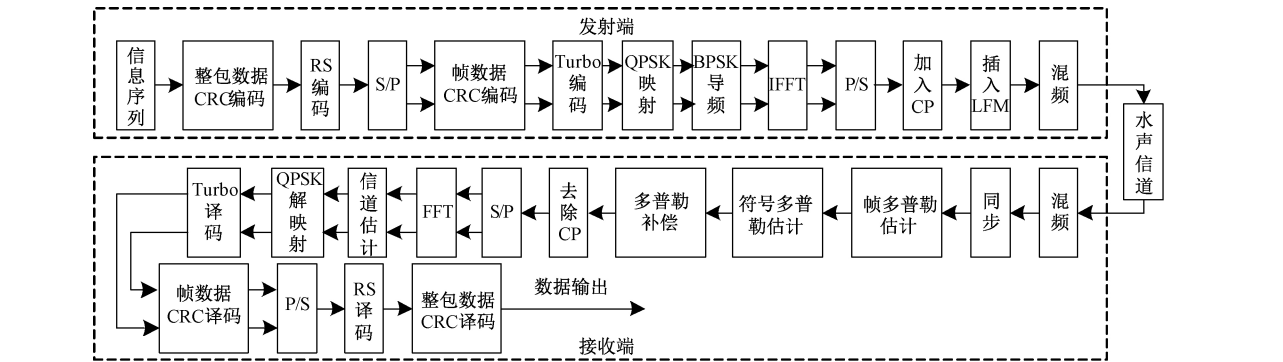


图 9 水声 OFDM 通信系统处理流程

Fig.9 Data process of the underwater acoustic OFDM communication scheme

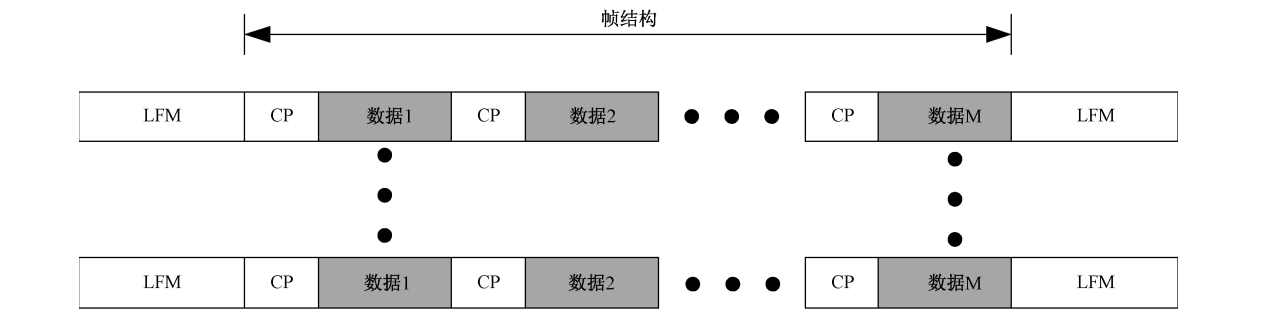


图 10 帧结构

Fig.10 Frame structure

图 11 所示为通信距离 600 m 时,利用前导 LFM 信号拷贝相关并取包络而测量得到的某一时刻的信道冲激响应。从图 11 中可以看出此时信道的稀疏性较为明显,并且直达波旁存在一条强多径,这会导致符号间干扰,增

表3 千岛湖试验中水声 OFDM 通信参数

Table 3 Parameters of underwater acoustic OFDM communication from experiment at Thousand Island Lake

参数	参数值
系统载波频率 f_c /kHz	24
信号频段/kHz	18~30
子载波间隔 Δf /Hz	25
采样频率 F_s /kHz	192
系统总子载波数 N	480
导频子载波数 N_p	120
空子载波数 N_{NULL}	40
循环前缀/ms	10
映射方式	QPSK
符号时长/ms	52.67
编码速率	0.5
通信速率/kbps	6.08

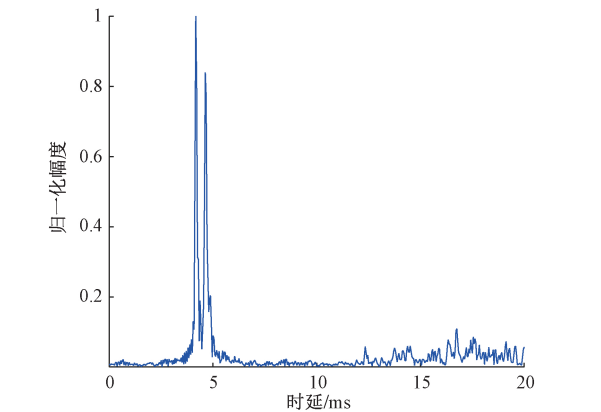


图11 600 m 处 LFM 信号估计的信道冲激响应

Fig.11 Channel impulse response estimation of the LFM preamble at 600 m

加译码的复杂度。

下文以通信距离为 600 m、调制方式为 QPSK 时 OFDM 水声通信系统的信道估计和译码结果为例来说明文中 MCMC 信道估计方法的性能。在接收端,OFDM 信号经过混频、同步、多普勒检测和补偿后,采用文中 MCMC 方法进行水声信道估计。图 12 所示为采用 StOMP 估计方法和 MCMC 估计方法利用导频信息得到数据子载波处和导频子载波处信道频率响应估计结果。从图 12 中可以看出在通信距离 600 m 时,由于直达波旁强多径的存在,导致信道频率响应在很多频点处出现了极小值,此时信道的频率选择性强,此时可正确译码的最高阶调制方式为 QPSK。对比两种信道估计方法可知 MCMC 估计结果更加准确,并且数据载波处的信道传递函数与导频处的信道传递函数一致。图 13 所示为 20 帧信号内信道频率响应估计结果。由图 13 可知信道在时

域内缓慢变化,而在频域内变化剧烈,因此可以将其看成是在一帧 OFDM 信号内的时不变信道。对比可知文中 MCMC 方法信道估计的结果与实际的信道情况更加匹配。不同信道估计方法下基于最小均方误差的符号译码输出星座图如图 14 所示。对比结果表明,本文提出的 MCMC 信道估计方法误码率低于对比方法,星座图相比于对比方法更加收敛。

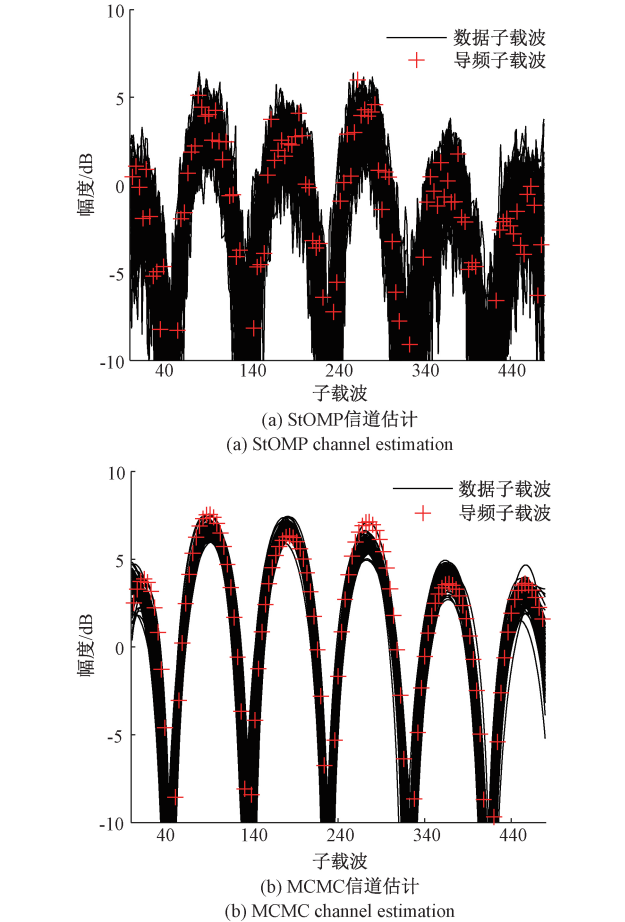
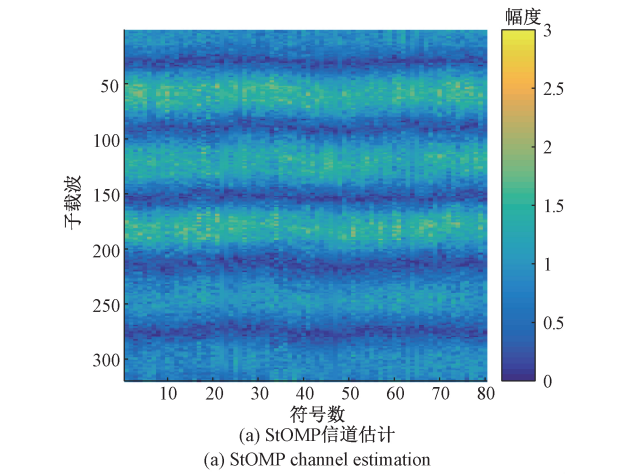


图12 数据与导频子载波处信道频率响应估计

Fig.12 Channel frequency response estimation at the data subcarriers and the pilot subcarriers



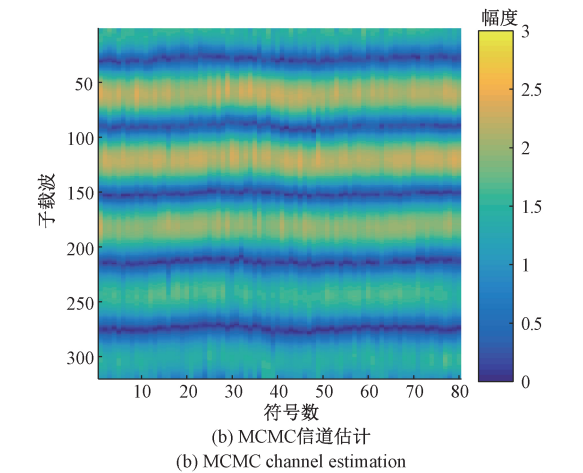


图 13 20 帧信号内的信道频率响应估计
Fig.13 Channel frequency response estimation of 20 frames

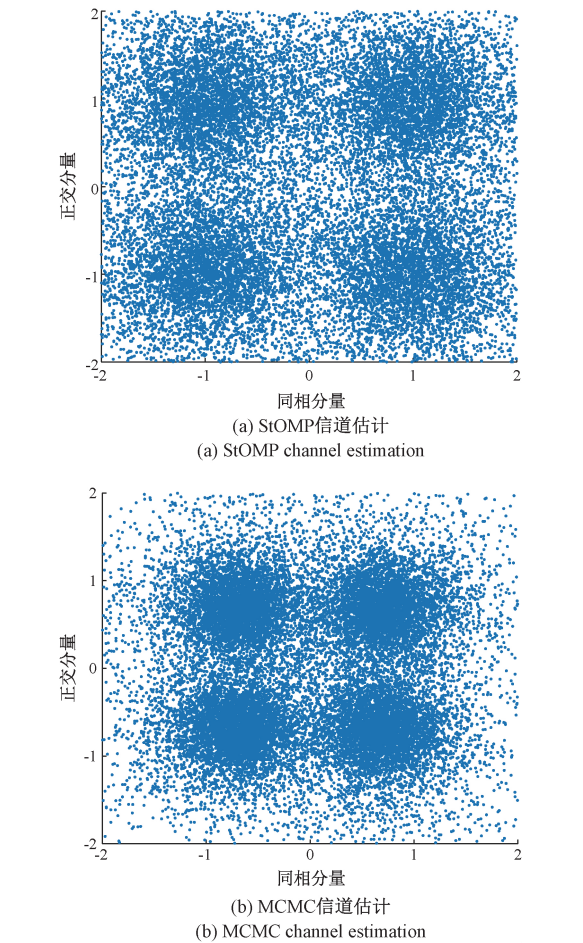


图 14 600 m 处不同信道估计方法输出星座图对比
Fig.14 Performance comparisons of constellation diagrams for different methods at 600 m

图 15 所示给出了通信距离为 600 m 时,调制方式为 QPSK 时 LS、StOMP 和文中 MCMC 信道估计方法在 20 帧数

据内的译码前误码率比较。图 16 所示为上述各种信道估计方法在 20 帧数据内的译码后误码率比较。从图 15 和 16 中可以看出,在所有数据帧下文中 MCMC 方法的信道估计性能明显优于 LS 信道估计方法,这是因为在距离 600 m 处信道呈现稀疏性且存在强多径,与 CS 类方法相比,LS 信道估计方法在估计直达波和强多径信号时误差较大,且对噪声抑制性较弱,因此译码结果波动大。文中方法与 StOMP 信道估计方法相比,误比特率也明显下降,说明文中 MCMC 信道估计方法的性能优于 StOMP 信道估计方法。

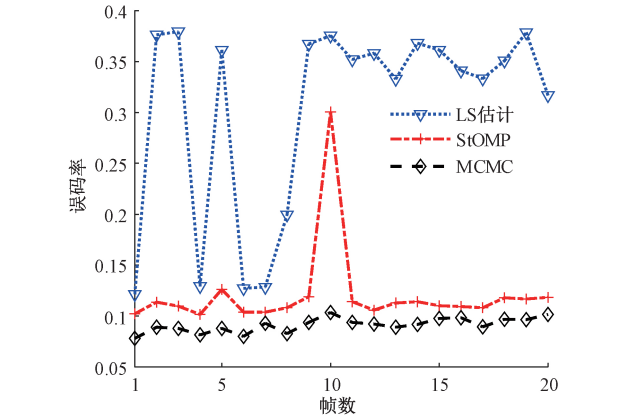


图 15 通信距离 600 m 时 20 帧数据译码前误码率比较
Fig.15 Performance comparisons for the un-decoded BER of 20 frames at 600 m

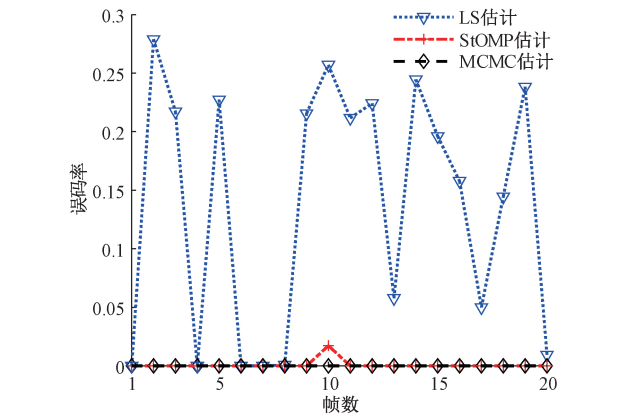


图 16 通信距离 600 m 时 20 帧数据译码后误码率比较
Fig.16 Performance comparisons for the decoded BER of 20 frames at 600 m

同时给出了通信距离为 600 m 到 3 500 m 时,调制方式为 QPSK 时不同接收数据包在 LS、StOMP 和文中 MCMC 信道估计方法下的译码前和译码后误码率比较,如图 17 和 18 所示,其中 1~5 包数据为 600 m 处接收信号,第 6 包数据为 1 500 m 处接收信号,第 7~11 包数据为 2 000 m 处接收信号,第 12~14 包数据为 2 100 m 处接收信号,第 15 包数据为 3 500 m 处接收信号。从千岛湖试验中不同距离处的试验结果可以看出,稀疏类方法的

性能明显优于 LS 信道估计方法。而文中 MCMC 信道估计方法的性能则明显优于 StOMP 信道估计方法,并且稳定性更好,这是因为文中 MCMC 信道估计方法的结果与初始先验知识无关,而 LS 信道估计方法易受噪声的影响,StOMP 信道估计方法则需要已知信道稀疏度等先验信息,当这些先验信息预估错误时,会严重影响信道估计结果,由于实测数据处理中实际信道的稀疏度未知,其稀疏度参数值任意选取,因此 StOMP 信道估计方法鲁棒性差,容易受先验信息的影响。表 4 给出了通信距离 600 m 到 3 500 m 时上述各信道估计方法在 20 帧数据内的译码前平均误码率比较。对比可知,本文 MCMC 信道估计方法在不同通信距离处均能得到较好的译码结果,实现可靠的 OFDM 水声通信。由于在通信距离 600 m 处强多径的存在会导致符号间干扰以及在通信距离 3 500 m 处接收信噪比较低,因此 LS 信道估计方法在这两个距离处误码率较高。通信距离由 1 500 m 到 2 100 m 时,信道多径的强度随之降低,符号间干扰减少,因此误码率随之下降。

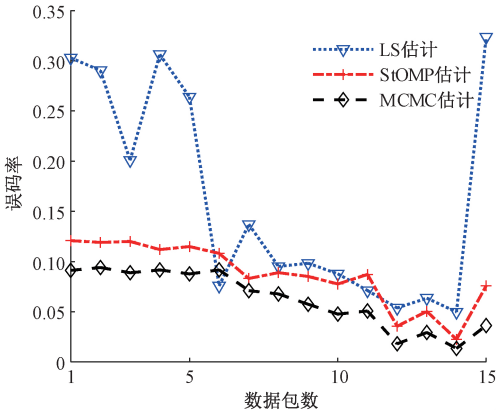


图 17 不同接收数据包的译码前误码率比较
Fig.17 Performance comparisons for the un-decoded BER of the different packets

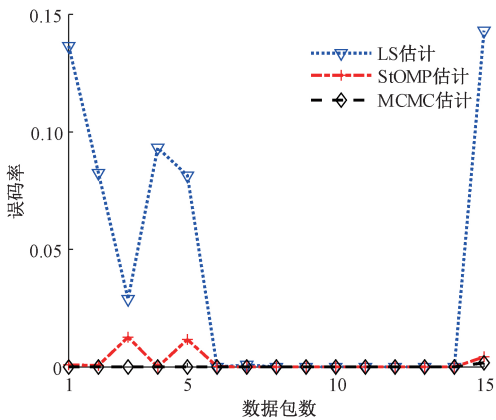


图 18 不同接收数据包的译码后误码率比较
Fig.18 Performance comparisons for the decoded BER of the different packets

表 4 不同距离处译码前平均误码率比较
Table 4 Performance comparisons for the average un-decoded BER at the different distances

距离/m	信噪比/dB	调制方式	LS	StOMP	MCMC
600	22.1	QPSK	0.30	0.12	0.091
1 500	32.3	QPSK	0.076	0.11	0.092
2 000	29.7	QPSK	0.14	0.083	0.071
2 100	29.2	QPSK	0.054	0.036	0.018
3 500	5.0	QPSK	0.32	0.076	0.036

5 结 论

本文深入研究 OFDM 水声通信中稀疏信道估计方法,通过对实际水声信道的稀疏特性进行分析,提出一种基于 MCMC 采样器的贝叶斯模型下 OFDM 水声通信簇稀疏水声信道估计方法。该方法利用了水声信道的稀疏结构先验特性,运用多层贝叶斯先验对水声信道的稀疏先验特性和簇先验特性分别建模,然后利用导频处的接收信号结合多层贝叶斯框架得到稀疏水声信道的 MAP 估计。将文中 MCMC 信道估计方法与传统 LS 信道估计方法以及基于 CS 的信道估计方法进行比较,仿真结果表明:该方法在无任何信道先验信息下可以准确的联合估计水声信道的稀疏度、簇个数和信道抽头系数,具有较强的抑制噪声的能力,并且在较高信噪比下其估计性能明显优于对比方法。该方法通过湖试测试,在 OFDM 通信系统通信距离为 600~3 500 m,调制方式为 QPSK 时进行对比,文中方法误码率显著下降,并且在不同距离处均实现了可靠的信道估计和译码结果,实现了最远通信距离 3 500 m 信噪比 5 dB 下最大通信速率 6.08 kbps 译码前误码率 0.036 的 OFDM 水声通信。

参考文献

[1] 陈朝阳,程贵宾,陈彭,等. 基于单通道信号及 NLR 算法的 OFDM 系统频偏估计[J]. 仪器仪表学报,2014, 35(12): 2852-2857.
CHEN CH Y, CHENG G B, CHEN P, et al. OFDM carrier frequency offset estimation for single channel recording using NLR algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(12):2852-2857.
[2] 普湛清,王巍,张扬帆,等. UUV 平台 OFDM 水声通信时变多普勒跟踪与补偿算法[J]. 仪器仪表学报, 2017,38(7):1634-1644.
PU ZH Q, WANG W, ZHANG Y F, et al. Time-variant doppler tracking and compensation in underwater acoustic

- OFDM communication for UUV platform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (7): 1634-1644.
- [3] 石鑫,李昊. 无线 MIMO-OFDM 通信系统原理及其关键技术[J]. 国外电子测量技术, 2010,29(2):32-35.
SHI X, LI H. Principle and key techniques of MIMO-OFDM system for wireless communication [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2010,29(2):32-35.
- [4] TONG L, SADLER B M, DONG M. Pilot-assisted wireless transmissions: general model, design criteria, and signal processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2004, 21(6): 12-25.
- [5] MORELLI M, MENGALI U. A comparison of pilot-aided channel estimation methods for OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49 (12): 3065-3073.
- [6] 王彪,杨光. 一种新颖的双 Chirp 信号水声信道多参数估计算法[J]. 仪器仪表学报,2012,33(2):300-305.
WANG B, YANG G. Novel double-Chirp signal algorithm for multi-parameter estimation of underwater acoustic channel[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012,33(2):300-305.
- [7] BAJWA W U, HAUPT J, SAYEED A M. Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels[J]. Processing of the IEEE, 2010, 98(6): 1058-1076.
- [8] GENG N, YUAN X, PING L. Dual-diagonal LMMSE channel estimation for OFDM systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60 (9): 4734-4746.
- [9] 马璐,刘淞佐,乔钢. 水声正交频分多址上行通信稀疏信道估计与导频优化[J]. 物理学报,2015,64(15): 289-298.
MA L, LIU S Z, QIAO G. Sparse channel estimation and pilot optimization for underwater acoustic orthogonal frequency division multiple access uplink communications [J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(15): 289-298.
- [10] 王永刚,孙大军,吴腾飞,等. 水声变换域通信技术中的 MMP-DCD 稀疏信道估计方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2017,38(5):727-732.
WANG Y G, SUN D J, WU T F, et al. MMP-DCD based sparse channel estimation algorithm for underwater acoustic TDCS [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2017, 38(5):727-732.
- [11] 马恒达,袁伟娜,伏威. 基于导频放置优化的组稀疏信道估计方法[J]. 浙江大学学报(工学版),2018, 52(9):1747-1752.
MA H D, YUAN W N, FU W. Group sparse channel estimation method based on pilot placement optimization[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(9): 1747-1752.
- [12] OHNO S, MANASSEH E, NAKAMOTO M. Preamble and pilot symbol design for channel estimation in OFDM systems with null subcarriers [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2011, 2011(2): 1-17.
- [13] 马子骥,彭强,王炼红,等. 基于压缩感知的低复杂度分数时延信道估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017,31(5):724-730.
MA Z J, PENG Q, WANG L H, et al. Low complexity fractional delay channel estimation method based on compressed sensing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (5): 724-730.
- [14] PRASAD R, MURTHY C R, RAO B D. Joint approximately sparse channel estimation and data detection in OFDM systems using sparse Bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(14): 3591-3603.
- [15] COTTER S F, RAO B D. Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization [J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 50(3): 374-377.
- [16] 龚辉. 基于压缩信道感知的超宽带混合信道估计[J]. 电子测量技术, 2015, 38(8):135-139.
GONG H. CS-based channel estimation methods for UWB hybrid channel[J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(8): 135-139.
- [17] LEE D. MIMO OFDM channel estimation via block stagewise orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(10): 2115-2118.
- [18] CHEN CH, ZHONG W D, ZHAO L F. Sparse Bayesian RVM regression based channel estimation for IM/DD OFDM-VLC systems with reduced training overhead[C]. IEEE International Conference on Communications Workshops, 2017: 162-167.

- [19] 吕斌,杨震,冯友宏. 针对块稀疏信道的估计算法[J]. 信号处理, 2015, 31(12): 1680-1687.
LV B, YANG ZH, FENG Y H. Novel channel estimation algorithm for block sparse channels[J]. Journal of Signal Processing, 2015, 31(12): 1680-1687.
- [20] 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.
- [21] LIM C W, WAKIN M B. Recovery of periodic clustered sparse signals from compressive measurements[C]. IEEE Global Conference on Signal and Information Processing, 2014: 409-413.
- [22] YU L, SUN H, BARBOT J P, et al. Bayesian compressive sensing for cluster structured sparse signals[J]. Signal Processing, 2012, 92(1): 259-269.
- [23] GREEN P J. Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination [J]. Biometrika, 1995, 82(4): 711-732.
- [24] MARTINO L, ELVIRA V, VALLS G C. The recycling Gibbs sampler for efficient learning [J]. Digital Signal Processing, 2018, 74: 1-13.
- [25] QARABAQI P, STOJANOVIC M. Statistical characterization and computationally efficient modeling of a class of underwater acoustic communication channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013, 38(4): 701-717.
- [26] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by

stagewise orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1094-1121.

作者简介



张舒然, 2015 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 现为中国科学院声学研究所博士研究生, 主要研究方向为水声通信信号处理。

E-mail: zhangshuran15@malisucas.ac.cn

Zhang Shuran received her B.Sc. degree from Harbin Engineering University in 2015. She is currently a Ph.D. candidate at Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences. Her main research interest is signal processing in underwater acoustic communication.



朱敏 (通信作者), 1994 年于中国科学技术大学获得学士学位, 2001 年和 2006 年于中国科学院研究生院获得硕士和博士学位, 现为中国科学院声学研究所研究员、博士生导师, 主要研究方向为水声通信及组网技术、声学探测技术和水下载体声学系统集成。

E-mails: zhumin@mail.ioa.ac.cn

Zhu Min (Corresponding author) received his B.Sc. degree from University of Science and Technology of China in 1994, and received his M.Sc. and Ph.D. degrees both from Graduate University of Chinese Academy of Sciences in 2001 and 2006. He is currently a professor and Ph.D. supervisor at Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include underwater acoustic communication and networking technology, acoustic detection technique and underwater acoustic system integration.