

基于快速贝叶斯匹配追踪优化的海上稀疏信道估计方法

张颖* 姚雨丰

(上海海事大学信息工程学院 上海 201306)

摘要: 正交频分复用(OFDM)系统中, 由于频率发生选择性衰落会导致信道在数据传输中产生符号间干扰, 因此接收机往往需要知道信道状态信息。而在海上通信的情况下, 信道传输会受到多种外界因素的干扰, 往往需要预先进行信道探测估计。为了提高估计性能, 本文提出一种基于奇异值分解优化观测矩阵的快速贝叶斯匹配追踪稀疏信道估计优化算法(FBMPO), 该算法不仅能够充分考虑海上通信的信道稀疏性, 也能够降低信道的不确定性带来的影响。计算机仿真实验表明, 与传统的信道估计算法相比, 该算法能够提高信道估计的精确度。

关键词: 信道估计; 贝叶斯准则; 稀疏信道; 匹配追踪

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)02-0534-07

DOI: [10.11999/JEIT190102](https://doi.org/10.11999/JEIT190102)

Channel Estimation Algorithm of Maritime Sparse Channel Based on Fast Bayesian Matching Pursuit Optimization

ZHANG Ying YAO Yufeng

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In the Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) system, the receiver often needs to know the channel state information, because the frequency selective fading channel will generate inter-symbol interference in the data transmission. In the case of maritime communication, the method of channel estimation is often needed to detect the channel subjected to the interference of various external factors. In order to improve the estimation performance, the Fast Bayesian Matching Pursuit based on singular-value-decomposition for Optimizing observation matrix (FBMPO) is proposed, which fully considers not only the sparse channel of maritime communication, but also reduces the influence of uncertainty of the unpredictable channel. Computer simulation shows, compared with traditional channel estimation algorithms, the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of channel estimation.

Key words: Channel estimation; Bayesian criterion; Sparse channel; Matching pursuit

1 引言

随着经济全球化的不断深入, 我国海上船舶运输与港口物流也随之飞速发展, 船舶与海岸之间, 船舶与船舶之间的数据业务交流的需求日益增多, 海上通信问题也随之引发越来越深入的关注。在海上无线通信系统中, 由于海面漫反射、大气损耗等等原因, 海上通信会发生频率选择性衰落^[1]。这种衰落会直接影响接收端接收信号的效果, 对海上无线通信带来了严峻的挑战。因此, 准确的信道估计成为了此类通信系统的一个基本

问题。近年来, 大量的实际信道测量证明, 由于无线宽带信号的传输, 信道抽头呈现出稀疏分布^[2,3]。文献^[4]提出, 在水声通信中, 信道在给定的传输带宽下, 脉冲响应往往是呈现稀疏性。因此, 可以充分利用压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[5]技术, 并结合信道的稀疏性进行信道估计。文献^[6]和文献^[7]提出了采用压缩采样匹配追踪(Compressed Sampling Matching Pursuit, CSMP)算法的稀疏信道估计算法, 通过改进贪婪算法进行反复迭代求出最优估计值。文献^[8]为了降低信道估计的计算复杂度, 提出了基于光滑范数(Smooth Norm, SN)的稀疏信道估计算法。文献^[9]提出了正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法, 并将其应用于正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)系统中的稀疏信道估计。文献^[10]是基于

收稿日期: 2019-02-21; 改回日期: 2019-09-01; 网络出版: 2019-09-06

*通信作者: 张颖 yingzhang@shmtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61673259)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61673259)

稀疏度自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)算法进行稀疏信道估计, 重点研究了导频分配方案。近些年, 贝叶斯算法^[11]被越来越多地应用在信道估计上。为了减小信道模型的不确定性因素, 文献^[12]采用贝叶斯压缩感知(Bayesian Compressive Sensing, BCS)算法, 通过结合贝叶斯模型对稀疏信道进行压缩重构。而在文献^[13]中提出了基于贝叶斯学习的快速时变系统信道估计。文献^[14]中, 贝叶斯学习被引用至MIMO-OFDM系统进行稀疏信道估计。

在文献^[15]的基础上, 本文提出了一种基于奇异值分解优化观测矩阵的快速贝叶斯匹配追踪(Fast Bayesian Matching Pursuit based on singular-value-decomposition for Optimizing observation matrix, FBMPO)稀疏信道估计优化算法。本算法与传统算法相比, 拥有相对较低的复杂度和较高的性能。本文其他部分结构安排如下: 第2节介绍了海上稀疏OFDM通信系统相关模型, 第3节介绍FBMPO算法, 第4节与第5节则是仿真结果与对论文的总结。

2 海上稀疏信道模型

在海上无线通信系统中, 系统的实际带宽往往是大于系统的相干带宽, 信道呈现频率选择性衰落, 并且信道具有稀疏性。一个时变无线信道的脉冲响应可如式(1)所示

$$\mathbf{h} = \sum_{i=0}^{L-1} h_i \delta(\tau - \tau_i) \quad (1)$$

其中, L 表示信道的多径数, h_i 和 τ_i 表示在 t 时刻的第 i 条路径的信道复增益和时延。因此长度为 L 的离散信道可以表示成: $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T$ 。在OFDM系统中, 假设经过采样的时变无线信道长度为 N , 系统在经过调制之后, 插入导频符号并进行离散傅里叶反变换, 且系统拥有 M 个导频子载波。为了避免海上传播的码间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI)^[16,17], 系统增添零保护间隔即循环前缀(Cyclic Prefix, CP)并且使循环前缀长度大于最大时延 τ_{\max} 。然后再通过信道传输后, 去除循环前缀并进行离散傅里叶变换, 最后经过解调传输信号到接收端。其中信道估计则是在接收端接收的信息中提取导频部分, 选择合适的算法对信道数据信息进行还原。文献^[18]中提出了压缩感知理论应用在信道估计时的数学模型, 导频辅助信道估计可以建模为

$$\mathbf{y} = \phi \mathbf{h} + \mathbf{z} \quad (2)$$

其中, \mathbf{z} 是均值为0, 方差为 σ^2 的高斯白噪声, ϕ 为

信道的观测矩阵。同时引入一个新的与 \mathbf{h} 同维数的独立分布参数向量 $\mathbf{s} = [s_0, s_1, \dots, s_{L-1}]^T$ 来体现 \mathbf{h} 的稀疏性, 即 $s_i=1$ 时信道矩阵 \mathbf{h} 在 i 的位置是非0元素。假设 $s_i=1$ 的概率为 $p_{1,i}$, 那么 $P[s_i=0]$ 的概率则表示为 $1-p_{1,i}$ 。因此 \mathbf{h} 的0信道抽头和非0信道抽头的概率函数可以表示为

$$P[s_i=1] = p_{1,i} \rightarrow \mathbf{h}_i \neq 0 \quad (3)$$

$$P[s_i=0] = 1 - p_{1,i} \rightarrow \mathbf{h}_i = 0 \quad (4)$$

为了确保信号的稀疏性, 使 $p_{1,i} \ll 1$ 。同时, 本文定义 $p_1 = \sum_{i=0}^{L-1} p_{1,i}$, 而在海上通信中, \mathbf{h} 信道呈现较少的非0抽头。信道的稀疏程度取决于概率 p_1 , p_1 越大, 信道稀疏程度越低。在已知参数向量 \mathbf{s} 的分布的情况下, 信号 \mathbf{h} 的概率分布满足式(5)

$$\mathbf{h}|\mathbf{s} \sim \text{CN}(0, \mathbf{R}_{ss}) \quad (5)$$

其中, \mathbf{R}_{ss} 被定义为 $\mathbf{s} = [s_0, s_1, \dots, s_{L-1}]^T$ 的协方差矩阵, 而 $\mathbf{R}_{ss} = \text{E}(\mathbf{s}\mathbf{s}^T)$ 本身是一个对角矩阵, 其对角线元素为 $\sigma_{s_i}^2$ 。因此可得 $h_i | \{s_i=1\} \sim \text{CN}(0, \sigma_1^2)$ 。同时, 根据贝叶斯准则, 可以推断出参数向量 \mathbf{s} 、信道向量 \mathbf{h} , 和接收信号向量 \mathbf{y} 之间的关系为

$$p(\mathbf{y}, \mathbf{h}|\mathbf{s}) = \frac{p(\mathbf{y}, \mathbf{h}, \mathbf{s})}{p(\mathbf{s})} = p(\mathbf{y}|\mathbf{h}, \mathbf{s})p(\mathbf{h}|\mathbf{s}) \quad (6)$$

所以在已知 \mathbf{h} 的情况下, 就可以完全确定参数向量 \mathbf{s} , 则有 $p(\mathbf{y}|\mathbf{s}, \mathbf{h}) = p(\mathbf{y}|\mathbf{h}, \mathbf{s}) = p(\mathbf{y}|\mathbf{h})$, 因此式(6)可以表达为

$$p(\mathbf{y}, \mathbf{h}|\mathbf{s}) = p(\mathbf{y}|\mathbf{h})p(\mathbf{h}|\mathbf{s}) \quad (7)$$

根据式(5)和式(6)所提供的模型, 可以得到

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{h} \end{bmatrix} | \mathbf{s} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}|\mathbf{s} \\ \mathbf{h}|\mathbf{s} \end{bmatrix} \sim \text{CN} \left(0, \begin{bmatrix} \varphi(\mathbf{s})\phi\mathbf{R}_{ss} \\ \mathbf{R}_{ss}\phi^T\mathbf{R}_{ss} \end{bmatrix} \right) \quad (8)$$

其中, $\varphi(\mathbf{s})$ 是由输入信号矩阵 \mathbf{h} 、协方差矩阵 \mathbf{R}_{ss} 和噪声方差参数 $\sigma^2 I_M$ 组合而成, 可以表示成为式(9)

$$\varphi(\mathbf{s}) = \phi\mathbf{R}_{ss}\phi^T + \sigma^2 I_M \quad (9)$$

同时在海上通信系统中, 通常会受到大气吸收电波, 海面反射等因素的影响, 通信功率往往存在传播损耗, 这里考虑自由损耗、海面反射损耗、大气损耗3个因素。在海上通信传播模型当中, 自由空间的传播损耗一般为

$$L_p = 32.45 + 20 \lg(f) + 20 \lg(d) \quad (10)$$

其中, f 为传输工作频率, 而 d 则表示收发端的间隔距离。海面反射损耗可以通过式(11)表示

$$L_f = 10 \lg \frac{\left(\frac{4\pi d}{\lambda} \right)^2}{1 + D_0^2 - 2D_0 \cos \left(\frac{4\pi t_1 t_2}{d\lambda} \right)} \quad (11)$$

其中, D_0 表示为地球等效反射系数, 而 t_1, t_2 则表示两段基站的高度。最后, 在大气中电波的传输主要会受到氧气和水蒸气的吸收影响。所以大气吸收的损耗 L_a 可以计算为

$$L_a = (\gamma_0 + \gamma_w) d \quad (12)$$

$$\gamma_0 = \left[0.00719 + \frac{6.09}{f^2 + 0.227} + \frac{4.81}{(f - 57)^2 + 1.5} \right] \times f^2 \times 10^{-5} \quad (13)$$

$$\gamma_w = \left[6.73 + \frac{300}{(f - 22.3)^2 + 7.3} \right] \times f^2 \rho \times 10^{-9} \quad (14)$$

因此结合上述3个条件, 如式(15), 在海面通信时考虑了自由空间传播损耗, 海面反射和大气吸收所带来的损耗, 式中 G_t 和 G_r 分别表示接受与发射天下的增益, 而 L 则表示3种损耗。

$$L = L_p + L_f + L_a + G_t + G_r \quad (15)$$

相应得到的海面通信传播损耗模型如图1所示, 可以看到, 当两端天线距离增加时, 传输损耗也相应地增大。

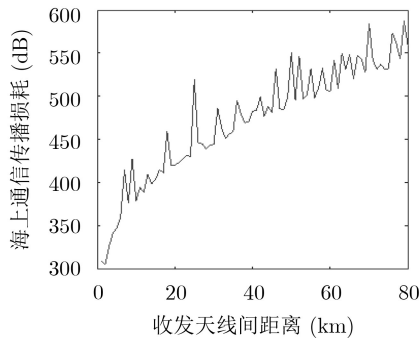


图1 海上通信损耗模型

3 FBMPO稀疏信道估计

快速贝叶斯匹配追踪(Fast Bayesian Matching Pursuit, FBMP)算法是一种结合了联合基选择和稀疏参数估计的稀疏学习算法, 通过将稀疏信号分为活跃与不活跃的两部分, 再通过迭代匹配追踪的方式获取高后验概率的搜索基集合, 最后组成最优集合。本文所提FBMPO使用快速贝叶斯匹配追踪算法, 并且通过优化观测矩阵以提高算法的精度进行稀疏信道估计。

3.1 优化观测矩阵

在贝叶斯快速匹配追踪算法中, 使用高斯随机矩阵作为观测矩阵, 优化效果欠佳, 文献[19]提出在压缩感知中, 优化观测矩阵能使算法效率提高。本节将在信号重构之前先对观测矩阵进行优化, 将信号估计与改进观测矩阵相结合, 通过提高观测矩

阵的有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)^[20]从而提高稀疏信道估计的精确度。本节所提优化算法为奇异值分解优化, 能够使得观测矩阵相对原矩阵有更好的RIP性质的同时还能提高计算精度。

首先生成测量矩阵 $\phi \in R^{M \times N}$, 然后对测量矩阵进行奇异值分解 $\phi = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{V}^T$, 其中

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, \mathbf{U} 为 $m \times m$ 阶酉矩阵, \mathbf{W} 是半正定 $m \times n$ 阶对角矩阵, 而 \mathbf{V}^T , 即 \mathbf{V} 的共轭转置, 是 $n \times n$ 阶酉矩阵。 $\mathbf{W}_1 = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_\tau)$, 其中 $(\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \delta_\tau > 0)$ 。随即求出对角矩阵 \mathbf{W}_1 对角元素的均值 ae_1 , 再找出所有大于等于 ae_1 的奇异值, 并且统计出总数 j 。然后构造一个 $M \times N$ 的全为1的矩阵 \mathbf{H} , 令矩阵 \mathbf{H} 的前 j 列乘以加权系数 k , 得到新的矩阵 \mathbf{H}_1 。将得到的 \mathbf{H}_1 与观测矩阵点乘, 得到优化的观测矩阵 ϕ_1 。

最后将得到优化的观测矩阵再次进行奇异值分解 $\phi_1 = \mathbf{U}_1\mathbf{W}_2\mathbf{V}_1^T$, $\mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_3 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 其中 $\mathbf{W}_3 = \text{diag}(\delta_1', \delta_2', \dots, \delta_\tau')$, 并令 $\delta_1' = \delta_2' = \dots = \delta_\tau' = 1$, 得到新的矩阵 \mathbf{W}_2' 。

生成新的观测矩阵 $\phi_2 = \mathbf{U}_1\mathbf{W}_2'\mathbf{V}_1^T$, 将更新后的观测矩阵代入式(9)进行下一节中信道估计计算。

3.2 基于快速贝叶斯匹配追踪稀疏信道估计

快速贝叶斯匹配追踪是一种结合了先验模型选择和近似最小均方误差的参数向量进行信道冲击响应的估计算法, FBMP算法通过对参数向量 \mathbf{s} 中活跃参数与不活跃参数的配置, 匹配高后验概率的基原子集合, 然后得到最优基。因此首先要引入贝叶斯准则计算参数向量的后验概率分布。根据已知的贝叶斯准则, 可以给出离散参数向量 \mathbf{s} 的后验概率公式

$$p(\mathbf{s}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{s})p(\mathbf{s})}{\sum_{\mathbf{s}' \in GP(\mathbf{y}|\mathbf{s}')} p(\mathbf{s}')} \quad (17)$$

根据式(17)的后验概率模型, 可以将计算 $p(\mathbf{s}|\mathbf{y})$ 转化为计算 $p(\mathbf{y}|\mathbf{s})p(\mathbf{s})$ 的问题。在式(17)中, G 表示搜索基原子集合, 且 $G \in \{0, 1\}^N$ 。但是由于集合 G 过大导致计算过程非常复杂, 对遍历整个集合 G 去计算 $p(\mathbf{y}|\mathbf{s})$ 或者 $p(\mathbf{y}|\mathbf{s})p(\mathbf{s})$ 变得不切实际。因此, 本文引入一个相对较小的 G^* 使得计算 \mathbf{s} 的后验概率相较上者更为简单。为了得到搜索集合 G^* , 对它的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)通过对数域转换并定义 $\mu(\mathbf{s})$ 为 \mathbf{s} 的测度基, 可以表示为

$$\begin{aligned}\mu(\mathbf{s}, \mathbf{y}) &= \ln p(\mathbf{y}|\mathbf{s})p(\mathbf{s}) = \ln(p|\mathbf{s}) + \|\mathbf{s}\|_0 \ln p_1 \\ &\quad + (N - \|\mathbf{s}\|_0) \ln(1 - p_1) \\ &= -\frac{L}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln \det(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})) - \frac{1}{2} \mathbf{y}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} \mathbf{y} \\ &\quad + \|\mathbf{s}\|_0 \ln \frac{p_1}{1 - p_1} + L \ln(1 - p_1)\end{aligned}\quad (18)$$

根据式(17)所示, 估计信道抽头的位置函数与接收信号、信道长度、参数向量 \mathbf{s} 、和非0抽头 p_1 的概率相关, 并且因为 $\mu(\mathbf{s}, \mathbf{y})$ 与 $p(\mathbf{s}|\mathbf{y})$ 是对数关系, 所以 $\mu(\mathbf{s}, \mathbf{y})$ 即可看作是估计参数向量 \mathbf{s} 的有效途径。传统的贝叶斯匹配追踪算法(Bayesian Matching Pursuit, BMP)步骤是: 首先初始化参数向量 \mathbf{s} , 即以 $\mathbf{s}=\mathbf{0}$ 开始迭代, 每激活 \mathbf{s} 向量中的一个元素, 产生 L 个不同的 \mathbf{s} 向量, 并且将这些 \mathbf{s} 向量代入式(18)中, 从而计算出 L 个不同的 μ , 随后选择其中前 K 个最大的测度基, 并找出其所各自对应的 K 个 \mathbf{s} 向量构成集合 $G^{(1)}$ 。随即进行下一次迭代, 对 $G^{(1)}$ 中每个 \mathbf{s} 向量剩余的0元素随机选择一个用1激活, 并通过计算测度基选择前 K 个最大值, 组成 $G^{(2)}$ 。以此类推, 计算出最优搜索基集合 G^R (R 为设定的自适应终止参数)。但是上述算法计算复杂度较高, 本文摒弃了原先的测度基更新从而引入测度基增量对它进行实时更新, 即可以加快计算过程。

测度基的增量函数为 $\Delta(s_i) = \mu(s_i^*) - \mu(s_i)$ 。其中 s_i^* 表示该向量中除了第 i 个元素其他的元素都与 \mathbf{s} 相同, 即表示为 $s_i^* = 1, s_i = 0$ 。同时根据式(18)和 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{0}) = \sigma^2 I_L$, 计算当 $\mathbf{s}=\mathbf{0}$ 为全0向量的时候, 即

$$\mu(\mathbf{0}) = -\frac{L}{2} \ln 2\pi - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma_i^2} \|\mathbf{y}\|_2^2 + N \ln(1 - p_1)\quad (19)$$

同时也可得到

$$\boldsymbol{\varphi}(s_i) = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s}) + \sigma_1^2 \boldsymbol{\phi}_i \boldsymbol{\phi}_i^T\quad (20)$$

将式(20)进行转置变化, 根据转置计算准则, 则有

$$\boldsymbol{\varphi}(s_i)^{-1} = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} - \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} \boldsymbol{\phi}_i (\boldsymbol{\phi}_i^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} \boldsymbol{\phi}_i + \sigma_1^{-2})^{-1}\quad (21)$$

本文定义

$$\begin{aligned}\mathbf{b}_i &= \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} \boldsymbol{\phi}_i = \frac{1}{\sigma_1^2} \boldsymbol{\phi}_i - \sigma_1^2 \sum_{i=1}^p \boldsymbol{\beta}_i \mathbf{b}_i \mathbf{b}_i^T \boldsymbol{\phi}_i, \\ \boldsymbol{\beta}_i &= (1 + \sigma_1^2 \boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{b}_i)^{-1}, \quad \mathbf{c}_i = \mathbf{b}_i^T \boldsymbol{\phi}_i\end{aligned}\quad (22)$$

因此进一步, 式(22)可以写成

$$\boldsymbol{\varphi}(s_i)^{-1} = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} - \sigma_1^2 \boldsymbol{\beta}_i \mathbf{b}_i \mathbf{b}_i^T\quad (23)$$

通过以上式子的表述, 可以对式(18)进行整体化简。

根据式(23), 可以化简式(18)中等号右边第3项为

$$\begin{aligned}\mathbf{y}^T \boldsymbol{\varphi}(s_i)^{-1} \mathbf{y} &= \mathbf{y}^T \left(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} - \boldsymbol{\beta}_i \mathbf{b}_i \mathbf{b}_i^T \right) \mathbf{y} \\ &= \mathbf{y}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}_i (\mathbf{y}^T \mathbf{b}_i)^2\end{aligned}\quad (24)$$

根据式(23), 可以化简式(18)中等号右边第2项为

$$\ln \det(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})) = \ln \det(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})) - \ln \left(\frac{\boldsymbol{\beta}_i}{\sigma_1^2} \right)\quad (25)$$

根据式(23), 可以化简式(18)中等号右边第1项为

$$\|\mathbf{s}\|_0 \ln \frac{p_1}{1 - p_1} = \|\mathbf{s}\|_0 \ln \frac{p_1}{1 - p_1} + \ln \frac{p_1}{1 - p_1}\quad (26)$$

因此将式(24)、式(25)和式(26)代入式(18)可以得到

$$\begin{aligned}\mu(s_i) &= -\frac{M}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \left(\ln \det(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})) - \ln \left(\frac{\boldsymbol{\beta}_i}{\sigma_1^2} \right) \right) \\ &\quad - \frac{1}{2} \left(\mathbf{y}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s})^{-1} \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}_i |\mathbf{y}^H \mathbf{b}_i|^2 \right) \\ &\quad + \|\mathbf{s}\|_0 \ln \frac{p_1}{1 - p_1} + \ln \frac{p_1}{1 - p_1} + N \ln(1 - p_1) \\ &= \mu(\mathbf{s}) + \Delta(s_i)\end{aligned}\quad (27)$$

因此 $\Delta(\mathbf{s})$ 可以得到

$$\Delta(s_i) = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\boldsymbol{\beta}_i}{\sigma_1^2} \right) + \frac{1}{2} \boldsymbol{\beta}_i |\mathbf{y}^T \mathbf{b}_i|^2 + \ln \frac{p_1}{1 - p_1}\quad (28)$$

在上述公式中, $\Delta(s_i)$ 则表示 \mathbf{s} 在第 n 个位置上改变以后的测度基增益函数, 通过上述算法计算搜索得到优基集合 G^R 。最后通过计算最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)进行估计, 即

$$\tilde{h}_{\text{MMSE}} = \sum_{\mathbf{s} \in G^R} p(\mathbf{s}|\mathbf{y}) E\{\mu(\mathbf{s})\}\quad (29)$$

FBMPO算法的伪代码表述如表1所示。

4 仿真实验

本节通过有针对性的模拟实验, 对所提算法的有效性进行验证。将观测矩阵奇异值分解优化的基于快速贝叶斯匹配追踪的算法(FBMPO)与正交匹配追踪(OMP)和贝叶斯压缩感知(BCS)算法分别在算法消耗时间、均方误差、信噪比3个方面进行比较。设置信道带宽为10 MHz, 同时根据压缩感知理论, 采样频率远低于奈奎斯特采样频率时, 稀疏信号可以完全被精准地恢复, 选取采样频率为10 MHz。仿真设置的信道 \mathbf{h} 长度为 $L=64$, 而主要的信道非0抽头系数呈复高斯随机分布, 并且在信道 \mathbf{h} 中它们的位置服从伯努利分布, 且遵循 $E\{\|\mathbf{h}\|_2^2 = 1\}$, 信道估计的接收信噪比(SNR)定义为 $10 \lg \left(\frac{1}{\sigma_i^2} \right)$ 。结合实际稀疏信道常见的稀疏分布, 本文通过 $p_1=0.04$

和 $p_1=0.01$ 两种不同稀疏情况进行仿真比较。具体仿真参数设置如表2。

本文首先使用平均均方误差(Average Mean Square Error, AMSE)作为信道估计的性能标准,平均均方误差的计算公式为

$$\text{AMSE} \left\{ \tilde{\mathbf{h}} \right\} = \text{E} \left\| \mathbf{h} - \tilde{\mathbf{h}} \right\|_2^2 \quad (30)$$

其中, \mathbf{h} 与 $\tilde{\mathbf{h}}$ 则表示实际信道向量与信道估计向量。在图2—图4中, 比较了FBMPO算法与OMP和BCS算法, 可以发现贝叶斯快速匹配追踪算法比其他两个算法在均方误差指标方面, 优化效果更好。

表1 FBMPO算法的伪代码

FBMPO算法	
输入: 参数向量 \mathbf{s} , 观测矩阵 $\boldsymbol{\varphi}_i$, 迭代阈值 K, R and L ;	
输出: $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{MMSE}}$;	
(1) Initialize $\mu_{0,1}$ by式(20)	
(2) for $i \leftarrow 1$ to L :	
(3) $\mathbf{b}_i \leftarrow \boldsymbol{\varphi}^{-1} \boldsymbol{\phi}_i; \boldsymbol{\beta}_i \leftarrow (1 + \sigma_1^2 \boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{b}_i)^{-1}$;	
(4) $\mu_{1,i^*} \leftarrow \mu_{0,1} + \frac{1}{2} \lg \left(\frac{\boldsymbol{\beta}_i}{\sigma_1^2} \right) + \frac{1}{2} \boldsymbol{\beta}_i \mathbf{y}^T \mathbf{b}_i ^2$ $\quad + \lg \frac{p_1}{1-p_1}$;	
(5) end for	
(6) for $q \leftarrow 1$ to K :	
(7) $\mu_{1,q} \leftarrow \mu_{1,i^*}; \mathbf{b}_{1,q}^{(1)} \leftarrow \mu_{1,i^*}; \mathbf{c}_{1,q}^{(1)} \leftarrow \mathbf{c}_{1,i^*};$ $\quad \boldsymbol{\beta}_{1,q}^{(1)} \leftarrow \boldsymbol{\beta}_{1,i^*}$;	
(8) end for	
(9) $\boldsymbol{\phi}_i \leftarrow \mathbf{U}_1 \mathbf{W}_2 \mathbf{V}_1^T; \boldsymbol{\phi}_i' \leftarrow \mathbf{U}_1 \mathbf{W}_2' \mathbf{V}_1^T$;	
(10) for $l \leftarrow 1$ to R :	
(11) $\boldsymbol{\beta}_i \leftarrow (1 + \sigma_1^2 \boldsymbol{\phi}_i'^T \mathbf{b}_i)^{-1}$;	
(12) $\boldsymbol{\mu}_i \leftarrow \boldsymbol{\mu}^{(l-1)} + \frac{1}{2} \lg \boldsymbol{\beta}_i + \frac{1}{2} \boldsymbol{\beta}_i (\mathbf{s}^T \mathbf{c}_i^{(l)})^2$ $\quad + \lg \frac{p_1}{1-p_1}$;	
(13) $i_*^{(l)} \leftarrow \text{argmax}_i \boldsymbol{\mu}_i$;	
(14) $G^{(l)} \leftarrow G^{(l-1)} \cup \{i_*^{(l)}\}$; $\mathbf{c}_i^{(l+1)} \leftarrow \mathbf{c}_i^{(l)} - \mathbf{i}_{i_*^{(l)}}^{(l)} \boldsymbol{\beta}_{i_*^{(l)}} \mathbf{i}_{i_*^{(l)}}^{(l)T} \boldsymbol{\phi}_i$;	
(15) end for	
(16) 计算 $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{MMSE}}$ by式(30)	

表2 系统仿真参数设置

参数仿真	参数值
信道抽头数系统信道带宽	6410 MHz
采样频率循环前缀长度	10 MHz16
调制方式	BPSK
非零抽头概率 p_1	{0.04,0.01}
FFT/IFFT点数	1024
训练序列长度	{32,48,64}

同时本文比较了当导频序列为32, 48, 64时信道估计的效果。结果表明, 在海上稀疏信道的背景下, 当选取较长的训练序列的时候, 信道估计的效果会越来越好, 获得较低的均方误差。同时, 从图5不难发现, 本文更改了 p_1 的值, 它的取值会对搜索集

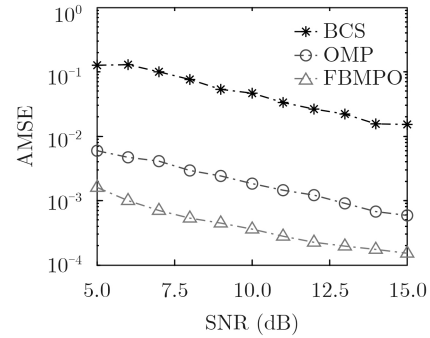


图2 N 为32时, p_1 为0.04时, 3种算法的AMSE对比

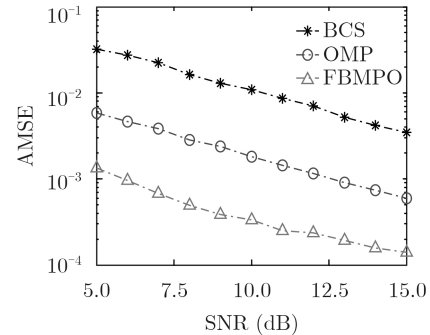


图3 N 为48时, p_1 为0.04时, 3种算法的AMSE对比

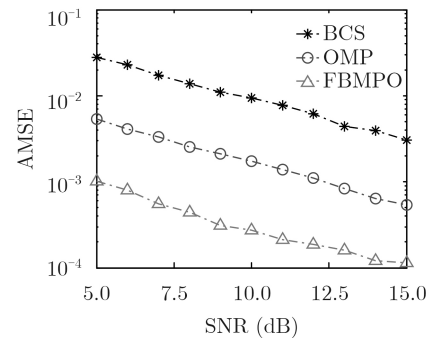


图4 N 为64时, p_1 为0.04时, 3种算法的AMSE对比

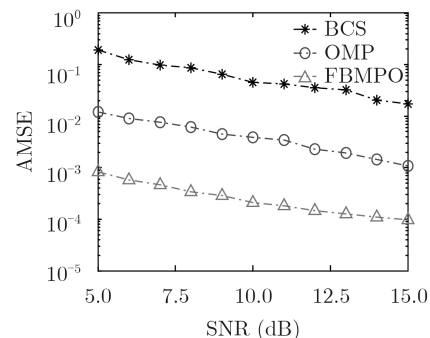


图5 N 为32时, p_1 为0.01时, 3种算法的AMSE对比

G^R 的形成带来有一定的影响，当 p_1 为0.01，信道估计的效果在均方误差上是优于 p_1 为0.04的。

图6—图8中描述了误码率分别在训练序列长度为32, 48, 64的情况下随着信噪比变化的曲线图，可以看出，在海上稀疏信道传输的背景下，本文所提FBMPO算法与OMP算法效果相比将远远优于BCS信道估计。且FBMPO在误码率优化方面一直保持着优于OMP算法的效果。通过图6和图9对比，当导频序列长度一定时，稀疏度从0.04降低至0.01时，FBMPO拥有更好的信道估计效果。

本文进行了3种算法在复杂度上的比较。众所周知OMP算具有非常高的组合优化能力，虽然算法精度不高，但是拥有非常低的算法复杂度，OMP算法复杂度为 $O(NK^2)$ 。本文所提FBMPO算法测度基的更新运算主要集中在式(18)上，其复杂度为

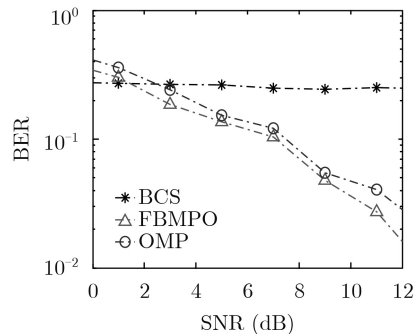


图9 N 为32时， p_1 为0.01时，3种算法的BER对比

$O(ML)$ ，算法所选取的前 K 个最优搜索基解和进行迭代的次数为设定的 R 次，因此算法复杂度为 $O(RMLK)$ ，相比较之下FBMPO算法复杂度要高于OMP算法。而BCS算法没有进行迭代优化，算法复杂度最高，为 $O(MN^3K)$ 。本文对上述3种算法重构的计算机运算时间也进行了比较，3种不同算法在不同训练序列时的运算时间比较如表3所示。仿真实验采用的计算机处理器型号为Intel Core i5，主频为2.5 GHz，通过表3的比较可以发现，OMP算法在所运用的计算时间上最少，而BCS算法所消耗的计算机运算时间最多，同时当导频训练序列增加的时候，所运用的计算机运算时间也随之增大。

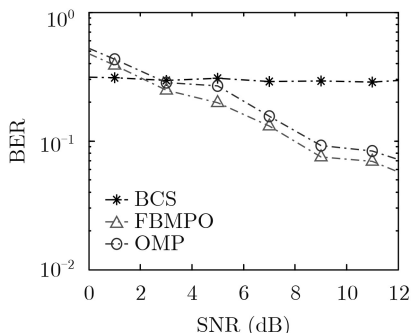


图6 N 为32时， p_1 为0.04时，3种算法的BER对比

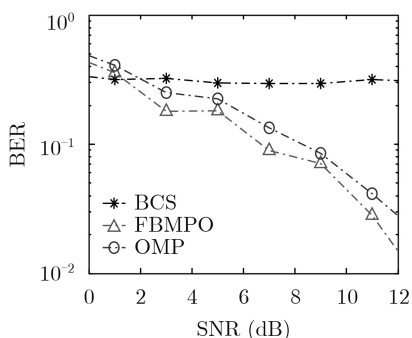


图7 N 为48时， p_1 为0.04时，3种算法的BER对比

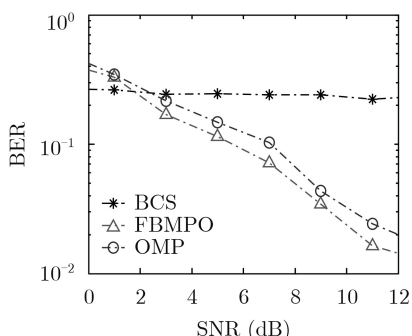


图8 N 为64时， p_1 为0.04时，3种算法的BER对比

表3 不同算法在不同训练序列时的运算时间(s)

	$N=32$	$N=48$	$N=64$
OMP	6.4284	8.0413	11.4591
BCS	18.2541	20.8931	24.5212
FBMPO	11.4618	13.7194	15.0951

5 结论

传统的稀疏信道估计方法极大程度上受到训练矩阵中的噪声和在训练矩阵中的列相干干扰。它们的主要目标是利用稀疏结构的信息，但是未考虑后验信息的不确定性。为了提高信道估计的性能，本文利用观测矩阵优化的快速贝叶斯匹配追踪算法在海上进行信道估计，不仅利用了海上信道稀疏的特性，同时也结合了贝叶斯框架，达到更加精确的优化效果。经过仿真实验，本文所提FBMPO算法信道估计优于OMP算法和BCS算法，并且当稀疏度概率降低的时候，拥有更低的误码率和均方误差。

参考文献

[1] XIAO Liping, LIANG Zhibo, and LIU Kai. A novel compressed sensing-based channel estimation method for OFDM system[J]. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 2017, E100.A(1): 322–326. doi: 10.1587/transfun.E100.A.322.

- [2] DAI Linglong, WANG Zhaocheng, and YANG Zhixing. Compressive sensing based time domain synchronous OFDM transmission for vehicular communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(9): 460–469. doi: [10.1109/JSAC.2013.SUP.0513041](https://doi.org/10.1109/JSAC.2013.SUP.0513041).
- [3] DAI Linglong, WANG Zhaocheng, and YANG Zhixing. Next-generation digital television terrestrial broadcasting systems: Key technologies and research trends[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2012, 50(6): 150–158. doi: [10.1109/MCOM.2012.6211500](https://doi.org/10.1109/MCOM.2012.6211500).
- [4] LI Weichang and PREISIG J C. Estimation of rapidly time-varying sparse channels[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2007, 32(4): 927–939. doi: [10.1109/JOE.2007.906409](https://doi.org/10.1109/JOE.2007.906409).
- [5] GE Lijun, CHENG Yitai, XU Wei, *et al.* Sparsity adaptive channel estimation based on compressed sensing for OFDM systems[J]. *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, 2017, 40(2): 146–148. doi: [10.1080/02533839.2017.1287597](https://doi.org/10.1080/02533839.2017.1287597).
- [6] TAUBOCK G, HLAWATSCH F, EIWEN D, *et al.* Compressive estimation of doubly selective channels in multicarrier systems: Leakage effects and sparsity-enhancing processing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 255–271. doi: [10.1109/JSTSP.2010.2042410](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2010.2042410).
- [7] GUI Guan, WAN Qun, PENG Wei, *et al.* Sparse multipath channel estimation using compressive sampling matching pursuit algorithm[C]. The 7th IEEE VTS Asia Pacific Wireless Communications Symposium, Kaohsiung, China, 2010: 10–14.
- [8] GUI Guan, WAN Qun, and PENG Wei. Fast compressed sensing-based sparse multipath channel estimation with smooth L0 algorithm[C]. The 3rd International Conference on Communications and Mobile Computing, Qingdao, China, 2011: 242–245.
- [9] KARABULUT G Z and YONGACOGLU A. Sparse channel estimation using orthogonal matching pursuit algorithm[C]. The 60th IEEE Vehicular Technology Conference, Los Angeles, USA, 2004: 3880–3884.
- [10] ZHANG Yi, VENKATESAN R, DOBRE O A, *et al.* Novel compressed sensing-based channel estimation algorithm and near-optimal pilot placement scheme[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(4): 2590–2603. doi: [10.1109/TWC.2015.2505315](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2505315).
- [11] CHEN Guorui. Channel estimation with Bayesian framework based on compressed sensing algorithm in multimedia transmission system[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(7): 8813–8825. doi: [10.1007/s11042-018-6443-1](https://doi.org/10.1007/s11042-018-6443-1).
- [12] JOSE R, PAVITHRAN G, and ASWATHI C. Sparse channel estimation in OFDM systems using compressed sensing techniques in a Bayesian framework[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2017, 61: 173–183. doi: [10.1016/j.compeleceng.2017.03.014](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.03.014).
- [13] BARBU O E, MANCHÓN C N, ROM C, *et al.* OFDM receiver for fast time-varying channels using block-sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(12): 10053–10057. doi: [10.1109/TVT.2016.2554611](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2554611).
- [14] PRASAD R, MURTHY C R, RAO B D. Joint channel estimation and data detection in MIMO-OFDM systems: A sparse Bayesian learning approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(20): 5369–5382. doi: [10.1109/TSP.2015.2451071](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2451071).
- [15] SCHNITER P, POTTER L C, and ZINIEL J. Fast Bayesian matching pursuit[C]. 2008 Information Theory and Applications Workshop, San Diego, USA, 2008: 326–333.
- [16] WEI Zhuangkun, HU Wenxiu, HAN Dahai, *et al.* Simultaneous channel estimation and signal detection in wireless ultraviolet communications combating inter-symbol-interference[J]. *Optics Express*, 2018, 26(3): 3260–3270. doi: [10.1364/OE.26.003260](https://doi.org/10.1364/OE.26.003260).
- [17] HE Chengbing, HUANG Jianguo, ZHANG Qunfei, *et al.* Single carrier frequency domain equalizer for underwater wireless communication[C]. 2009 WRI International Conference on Communications and Mobile Computing, Kunming, China, 2009: 186–190.
- [18] QI Chenhao, YUE Guosen, WU Lenan, *et al.* Pilot design schemes for sparse channel estimation in OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(4): 1493–1505. doi: [10.1109/TVT.2014.2331085](https://doi.org/10.1109/TVT.2014.2331085).
- [19] 胡强, 林云. 基于观测矩阵优化的自适应压缩感知算法[J]. *计算机应用*, 2017, 37(12): 3381–3385. doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2017.12.3381](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2017.12.3381).
HU Qiang and LIN Yun. Adaptive compressed sensing algorithm based on observation matrix optimization[J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(12): 3381–3385. doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2017.12.3381](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2017.12.3381).
- [20] CANDÈS E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathématique*, 2008, 346(9–10): 589–592. doi: [10.1016/j.crma.2008.03.014](https://doi.org/10.1016/j.crma.2008.03.014).

张颖: 男, 1968年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为物联网、海事无线通信、无线自组织网络。
姚雨丰: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为海事无线通信信道估计、无线信号传输技术。