

# 冰下声信道与脉冲噪声的多任务稀疏贝叶斯学习 联合估计方法\*

梁耀坤<sup>1,2,4</sup> 余 华<sup>1,2†</sup> 李仲源<sup>1,2</sup> 季 飞<sup>1,2</sup> 陈焱琨<sup>2,3</sup>

(1 华南理工大学 电子与信息学院 广州 510640)

(2 自然资源部海洋环境探测技术与应用重点实验室 广州 510300)

(3 自然资源部南海调查中心 广州 510300)

(4 广东金融学院 大数据与人工智能学院 广州 510521)

2024 年 12 月 31 日收到

2025 年 3 月 16 日定稿

**摘要** 针对极地环境水声信道中的冰致脉冲噪声,提出了一种多任务联合估计信道与脉冲噪声的算法,以提高时变信道下的稀疏恢复性能。将接收数据块划分为子块,利用子块信道之间的时间相关性设计算法,在多任务稀疏贝叶斯学习信道估计模型中进一步考虑脉冲噪声,通过变分贝叶斯方法推导出信道与脉冲噪声联合估计的迭代算法。该算法还针对数据子块之间信道消息传递的加权因子设计了一种自适应方案,对其中的关键权重因子进行了优化,进一步改善了 Turbo 迭代过程中的信道估计精度,有效抑制了误差的传播。利用第十一次中国北极科考的冰下水声通信实验数据对算法进行验证,结果表明所提算法有效抑制了脉冲噪声的干扰,同时能有效减小误差传播。对于通信距离为 11 km 的高阶调制数据,所提算法在 5 次迭代后相比未进行脉冲噪声消除的算法在误比特率上平均相对降低了约 92.5%。

**关键词** 冰下声信道, 脉冲噪声, 信道估计, Turbo 均衡, 加权消息传递

PACS: 43.30, 43.60

DOI: 10.12395/0371-0025.2024428

CSTR: 32049.14.11-2065.2024428

## A joint estimation method of under-ice acoustic channel and impulsive noise based on multi-task sparse Bayesian learning

LIANG Yaokun<sup>1,2,4</sup> YU Hua<sup>1,2†</sup> LI Zhongyuan<sup>1,2</sup> JI Fei<sup>1,2</sup> CHEN Yankun<sup>2,3</sup>

(1 School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology Guangzhou 510640)

(2 Key Laboratory of Marine Environmental Survey Technology and Application, Ministry of Natural Resources Guangzhou 510300)

(3 South China Sea Marine Survey Center, Ministry of Natural Resources Guangzhou 510300)

(4 School of Data Science and Artificial Intelligence, Guangdong University of Finance Guangzhou 510521)

Received Dec. 31, 2024

Revised Mar. 16, 2025

**Abstract** A multi-task joint estimation algorithm for both the channel and impulsive noise is proposed to improve the sparse recovery performance under time-varying channels to address the ice-induced impulsive noise in underwater acoustic channels in polar environments. The received data blocks are divided into sub-blocks, and the time correlation between the sub-block channel data is utilized to design the algorithm. Impulsive noise is further incorporated into the multi-task sparse Bayesian learning channel estimation model and an iterative algorithm is derived for joint estimation of the channel and impulsive noise using the variational Bayesian method. An adaptive scheme is introduced for the weighted factors in the channel message passing between data sub-blocks. Key weight factors are optimized to further improve the channel estimation accuracy during the Turbo iterative process, effectively mitigating error propagation. The algorithm has been validated using experimental data from the eleventh Chinese Arctic expedition's sub-ice acoustic communication experiment. The results demonstrate that the proposed algorithm effectively suppresses

\* 国家自然科学基金项目 (62192712) 和水声技术全国重点实验室稳定支持专题 (JCKYS2023604SSJS007) 资助

† 通讯作者: 余华, yuhua@scut.edu.cn

the interference from impulsive noise, shows superior performance in preventing error propagation. For high-order modulation data over a communication distance of 11 km in a single-input-single-output system, the proposed algorithm achieves an average bit error rate reduction of 92.5% after five iterations compared to algorithms without pulse noise elimination.

**Keywords** Under-ice acoustic channel, Impulsive noise, Channel estimation, Turbo equalization, Weighted message passing

## 引言

海洋信息传输是实现海洋信息系统的重要环节,水声是目前水下远程无线信息传输的唯一载体。然而,水声信道存在多径长时延、强时变、带宽有限等问题,是自然界最复杂的信道之一<sup>[1,2]</sup>。北冰洋半封闭声学环境受气候变暖冲击<sup>[3]</sup>,冰盖消融与动态破裂(冰裂、碰撞)引发强脉冲噪声,导致水声信道呈现显著非高斯特性<sup>[4]</sup>。传统基于高斯噪声假设的信道估计算法在此环境下的性能变差。为此,十分有必要对极地脉冲噪声环境进行算法改进,以提升极地冰下通信系统的鲁棒性与传输效率<sup>[5]</sup>。

为了抑制水声信道中的脉冲噪声,目前已有部分工作针对正交频分复用系统(OFDM)进行研究<sup>[5-9]</sup>,这些方案基于稀疏贝叶斯算法进行处理,在空子载波或导频子载波上进行脉冲噪声的估计,从而减小该问题的影响。与OFDM相比,单载波调制具有峰均比低的优势。此外,在单载波传输的帧结构中,训练序列的作用类似于OFDM中的循环前缀,可以抵抗块间干扰,同时也充当了OFDM中的导频符号用于信道估计。因此,单载波还在频谱效率上占据了一定的优势。然而与OFDM的研究相比,针对单载波水声通信系统下的脉冲噪声抑制研究相对较少。文献[10]针对单载波系统提出基于参数化的干扰消除方法以减小脉冲噪声的干扰,文献[11]则基于稀疏贝叶斯模型提出了一种联合信道估计和脉冲噪声的算法。然而,由于未充分考虑移动水声信道的时变特性,上述算法的信道跟踪能力较差。

洋流的运动以及水体介质随时间的变化导致水声信道呈现随机时变的特点。为了顾及硬件处理的复杂度和时变适应性,一些研究考虑基于分块的信道估计方案<sup>[12-14]</sup>,通过子块划分并利用子块信道之间的时间相关性联合估计信道。多任务稀疏贝叶斯学习算法(MT-SBL)<sup>[15]</sup>是解决联合估计问题的有效方法,该算法针对有多个观察值的稀疏重构任务,通过利用稀疏向量的相关性提高重构性能。文献[16-18]针对OFDM电磁波通信,将多任务算法用于时不变信道估计,文献[19]则是将其引入到水声OFDM系统中,从而利用不同频域上的信道相关性,

将每个子载波的信道估计看成是MT-SBL的一个任务,这与单载波系统下的模型不同。

文献[20]将MT-SBL应用于单载波水声通信系统,该文针对Turbo均衡(TEQ)迭代过程中软符号可靠性变化的问题进行了改进,提出一种基于因子图的多任务稀疏贝叶斯学习(MT-SBL-FG)信道估计算法,在一定程度上减小了误差传播的影响。Turbo均衡是一种有效对抗码间干扰的迭代技术,通过均衡器和译码器之间传递信息降低误比特率(BER)<sup>[21]</sup>。然而,文献[20]假设信道受高斯分布噪声的影响,没有充分考虑脉冲噪声对信道估计的影响。

本文针对极地脉冲噪声与水声信道时变性问题改进了多任务信道估计算法。首先,提出多任务联合信道与脉冲噪声估计算法(Multi-Task Joint Channel and Impulsive Noise Estimation, MT-JCINE),通过变分贝叶斯联合估计提升解调性能;然后,设计自适应消息传递加权因子优化方案,抑制Turbo迭代中的误差传播;最后,通过北极实验验证,所提算法较现有方法显著降低误码率和减小误差传播。

## 1 信号模型

本文采用1发M收水声通信系统,为了应对水声信道的快速时变性,考虑将接收数据块分为K个子块,如图1所示。第k个子块内的基带接收信号表示为

$$y_{k,m}[n] = \sum_{l=0}^{L-1} h_{k,m}[l] x_{n-l} + e_{k,m}[n] + v_{k,m}[n], \quad (1)$$

其中, $n$ 表示整个数据块中基带接收信号的序号,所有记号的下标 $m$ 表示第 $m$ 个接收端,所有变量的记号下标 $k$ 表示第 $k$ 个子块; $y_{k,m}[n]$ 表示第 $m$ 个水听器第 $k$ 个子块的基带接收符号; $h_{k,m}[l]$ 表示第 $m$ 个水听器第 $k$ 个子块第 $l$ 时刻的信道幅度,即假设信道在一个子块内是准静态的, $h_{k,m}[l]$ 服从高斯-伽马分布,其方差为 $1/\gamma_m[l]$ 的高斯分布,而 $\gamma_m[l]$ 服从伽马分布,这种分布具有重尾和在原点的尖峰,从而有着稀疏约束性强<sup>[22]</sup>; $v_{k,m}[n]$ 表示高斯背景噪声,服从方差为



图1 子块划分示意图

$1/\beta_{k,m}$  的高斯分布; 同时, 本文的模型考虑了脉冲噪声  $e_{k,m}[n]$ , 每个时刻独立并服从高斯-伽马分布, 其方差为  $1/\zeta_{k,m}[n]$ , 而  $\zeta_{k,m}[n]$  服从伽马分布。在迭代估计的过程中大部分时刻的值趋近于零, 而少部分时刻的值远大于背景噪声的方差。

式 (1) 的矩阵形式可写为

$$\mathbf{y}_{k,m} = \mathbf{X}_k \mathbf{h}_{k,m} + \mathbf{e}_{k,m} + \mathbf{v}_{k,m}, \quad (2)$$

其中, 第  $m$  个水听器第  $k$  个子块的接收数据向量  $\mathbf{y}_{k,m}$  表示为

$$\mathbf{y}_{k,m} = [y[n_k], y[n_k + 1], \dots, y[n_k + N_k - 1]]^T, \quad (3)$$

$N_k$  定义为第  $k$  个子块的长度,  $n_k$  表示第  $k$  个子块第一个符号的位置下标,  $\mathbf{v}_{k,m}$  表示背景噪声向量,  $\mathbf{e}_{k,m}$  表示脉冲噪声向量, 第  $k$  个子块的信道向量  $\mathbf{h}_{k,m}$  定义为

$$\mathbf{h}_{k,m} = [h_{k,m}[0], h_{k,m}[1], \dots, h_{k,m}[L-1]]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}, \quad (4)$$

$\mathbf{X}_k \in \mathbb{C}^{N_k \times L}$  表示第  $k$  个接收子块对应的发送符号构成的矩阵, 即

$$\mathbf{X}_k \triangleq \begin{bmatrix} x_{n_k} & x_{n_k-1} & \cdots & x_{n_k-L+1} \\ x_{n_k+1} & x_{n_k} & \cdots & x_{n_k-L+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n_k+N_k-1} & x_{n_k+N_k-2} & \cdots & x_{n_k+N_k-L} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

为了提高接收机解调性能, 本文接收端基于 Turbo 均衡的框架对接收信号进行解调。在所提 MT-JCINE 中, Turbo 均衡通过迭代处理机制提供发送符号的先验信息, 并有效降低误码率。信道估计时式 (5) 中的数据符号对于接收端而言是未知的, 因此本文将 Turbo 迭代产生的符号软信息作为先验知识<sup>[20]</sup>。

## 2 基于 MT-SBL 的信道与脉冲噪声联合估计算法

### 2.1 基于变分贝叶斯的算法推导

所提算法基于多任务稀疏贝叶斯的框架对式 (2) 的信道  $\mathbf{h}_{k,m}$  进行估计, 通过联合不同分块信道的估计提高稀疏重构的性能。稀疏贝叶斯算法通过迭代优化逐步调整模型的参数特征, 通常无需人为设置具体的稀疏度, 而是在迭代的过程中自适应更新、学习稀疏信号的方差, 从而实现模型的自我改进<sup>[22]</sup>。与文献 [15] 和文献 [20] 的模型不同, 本文所提模型考虑到脉冲噪声  $e_{k,m}$  对信道估计的影响。然而该模型涉及到多个需要估计的变量, 如信道、脉冲噪声、背景噪声方差, 因此本文考虑使用变分贝叶斯推断算法求得后验概率的近似推断, 该算法针对多变量问题给出了一种迭代求解的算法。文献 [22] 给出变分

贝叶斯的具体迭代公式, 对具体模型中的隐藏变量  $\psi_i$  以及参数  $\theta$  进行近似求解, 即

$$\ln q(\psi_i) \propto \langle \ln p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi) \setminus q(\psi_i)}, \quad (6)$$

$$\theta = \arg \max_{\theta} \langle \ln p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi)}, \quad (7)$$

其中,  $\psi_i$  表示  $\psi$  中的第  $i$  个子集,  $q(\psi_i)$  表示变量  $\psi_i$  的后验概率密度函数,  $q(\psi) \setminus q(\psi_i)$  表示在  $q(\psi)$  中除去  $q(\psi_i)$ ,  $\langle \cdot \rangle_{q(\varphi)}$  表示对  $q(\varphi)$  求期望。

在所提联合信道估计和脉冲噪声估计模型中, 变量集合定义为

$$\psi \triangleq \{\mathbf{h}_{k,m}, \mathbf{e}_{k,m}, \gamma_m, \zeta_{k,m}, k = 1, \dots, K; m = 1, \dots, M\},$$

参数集合定义为

$$\theta \triangleq \{\beta_{k,m}, k = 1, \dots, K; m = 1, \dots, M\}.$$

所提模型对应的似然函数  $p(\mathbf{y}, \psi; \theta)$  定义为

$$p(\mathbf{y}, \psi; \theta) = \prod_{m=1}^M \prod_{k=1}^K p(\mathbf{y}_{k,m} | \mathbf{h}_{k,m}, \mathbf{e}_{k,m}, \beta_{k,m}) p(\mathbf{h}_{k,m} | \gamma_m) \cdot p(\mathbf{e}_{k,m} | \zeta_{k,m}) p(\gamma_m) p(\zeta_{k,m}), \quad (8)$$

式中

$$p(\mathbf{h}_{k,m} | \gamma_m) = \text{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_m),$$

$$p(\mathbf{e}_{k,m} | \zeta_{k,m}) = \text{CN}(\mathbf{0}, \text{diag}(\zeta_{k,m})),$$

$\gamma_m = [\gamma_m[1], \gamma_m[2], \dots, \gamma_m[L-1]]$ ,  $\zeta_{k,m} = [\zeta_m[n_k], \zeta_m[n_k+1], \dots, \zeta_m[n_k+N_k-1]]$ , 且  $\mathbf{R}_m \triangleq \text{diag}(\gamma_m)$ ,  $\text{diag}(\cdot)$  表示根据向量构成对角矩阵。其中,  $\gamma_m[l]$  和  $\zeta_m[n]$  的先验概率假设服从伽马分布, 即

$$\gamma_m[l] = \text{Gamma}(\gamma_m[l], a, b),$$

$$\zeta_m[n] = \text{Gamma}(\zeta_m[n], c, d),$$

其中,  $a$  和  $b$  表示伽马分布的形状参数,  $c$  和  $d$  表示伽马分布的尺度参数。根据变分贝叶斯原理, 所提模型对应的具体迭代方案如下:

$$\ln q^{\text{new}}(\mathbf{h}_{k,m}) = \langle p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi) \setminus q(\mathbf{h}_{k,m})}, \quad (9)$$

$$\ln q^{\text{new}}(\mathbf{e}_{k,m}) = \langle p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi) \setminus q(\mathbf{e}_{k,m})}, \quad (10)$$

$$\ln q^{\text{new}}(\gamma_m) = \langle p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi) \setminus q(\gamma_m)}, \quad (11)$$

$$\ln q^{\text{new}}(\zeta_{k,m}) = \langle p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi) \setminus q(\zeta_{k,m})}, \quad (12)$$

$$\beta_{k,m} = \arg \max_{\beta_{k,m}} \langle p(\mathbf{y}, \psi; \theta) \rangle_{q(\psi)}. \quad (13)$$

下面分别对所提问题模型中的变量  $\psi$  的概率密度函数以及参数  $\theta$  的迭代公式进行推导。

#### 2.1.1 信道和脉冲噪声的概率密度函数更新

首先更新信道  $\mathbf{h}_{k,m}$  的概率密度函数。根据式 (9),

可得

$$\begin{aligned} \ln q^{\text{new}}(\mathbf{h}_{k,m}) = & \left\langle \ln \prod_{m=1}^M \prod_{k=1}^K p(\mathbf{y}_{k,m} | \mathbf{h}_{k,m}, \mathbf{e}_{k,m}, \beta_{k,m}) p(\mathbf{h}_{k,m}; \boldsymbol{\gamma}_m) \right\rangle_{q(\boldsymbol{\psi})q(\mathbf{h}_{k,m})} \\ & \propto -(\mathbf{h}_{k,m}^H - \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(h)})^H \mathbf{V}_{k,m} (\mathbf{h}_{k,m}^H - \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(h)}), \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $\propto$  表示成正比关系, 信道的后验均值和协方差矩阵分别表示为

$$\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(h)} = \beta_{k,m} \mathbf{V}_{k,m} \mathbf{X}_k^H (\mathbf{y}_{k,m} - \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}), \quad (15)$$

$$\mathbf{V}_{k,m} = (\beta_{k,m} \mathbf{X}_k^H \mathbf{X}_k + \mathbf{R}_m)^{-1}, \quad (16)$$

$\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}$  表示脉冲噪声的后验均值, 其推导将在后文进行描述。

在 Turbo 迭代的过程中, 在信息子块上进行的信道估计误差可能较大, 本文利用文献 [20] 提出的加权消息传递算法减小误差传播, 即

$$\tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k',m}^{(h)} = \tilde{\mathbf{V}}_{k',m} \left( \sum_{k=1}^K \rho_{kk',m} (\tilde{\mathbf{V}}_{k,m} + \delta_{kk',m}^2 \mathbf{I}_L)^{-1} \tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k,m}^{(h)} \right), \quad (17)$$

$$\tilde{\mathbf{V}}_{k',m} = \left( \sum_{k=1}^K \rho_{kk',m} (\tilde{\mathbf{V}}_{k,m} + \delta_{kk',m}^2 \mathbf{I}_L)^{-1} \right)^{-1}, \quad (18)$$

其中

$$\tilde{\mathbf{V}}_{k,m} = \mathbf{V}_{k,m} + \delta_{kk',m}^2 \mathbf{I}_L, \quad (19)$$

$$\delta_{kk',m}^2 = \frac{1}{L} \|\boldsymbol{\mu}_{k,m} - \boldsymbol{\mu}_{k',m}\|_2^2, \quad \forall k' \setminus k, \quad (20)$$

$\rho_{kk',m}$  表示第  $m$  个水听器上第  $k$  和第  $k'$  个子块之间的加权因子。该加权因子根据外信息以及信道估计的误差进行动态调整, 从而提高信道估计的精度。

与式 (14) 类似, 本文根据式 (10) 对脉冲噪声的后验概率分布进行推导, 即

$$\begin{aligned} \ln q^{\text{new}}(\mathbf{e}_{k,m}) = & \left\langle \ln \prod_{m=1}^M \prod_{k=1}^K p(\mathbf{y}_{k,m} | \mathbf{h}_{k,m}, \mathbf{e}_{k,m}, \beta_{k,m}) p(\mathbf{e}_{k,m}; \boldsymbol{\zeta}_{k,m}) \right\rangle_{q(\boldsymbol{\psi})q(\mathbf{e}_{k,m})} \\ & \propto -(\mathbf{e}_{k,m}^H - \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)})^H \mathbf{V}_{k,m} (\mathbf{e}_{k,m}^H - \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}). \end{aligned} \quad (21)$$

经推导, 可得脉冲噪声的后验均值和协方差矩阵:

$$\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)} = \beta_{k,m} \boldsymbol{\Sigma}_{k,m} (\mathbf{y}_{k,m} - \mathbf{X}_k \tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k,m}^{(h)}), \quad (22)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k,m} = (\beta_{k,m} \mathbf{I} + \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\zeta}}_{k,m}))^{-1}. \quad (23)$$

式 (23) 中所需求逆的矩阵是对角矩阵, 因此不会给联合估计算法带来很大的计算量。由于脉冲噪声存在稀疏性<sup>[6]</sup>, 估计噪声值小于所设阈值  $\varepsilon$  时, 所提算

法将对其进行裁剪, 即

$$\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n] = \begin{cases} \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n], & |\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n]| \geq \varepsilon, \\ 0, & |\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n]| < \varepsilon, \end{cases} \quad (24)$$

其中,  $\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n]$  表示  $\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}$  的第  $n$  个元素。通过阈值裁剪, 所提算法能有效抑制幅度较大的脉冲噪声的干扰, 从而提高信道估计的精度<sup>[23]</sup>。

### 2.1.2 信道和脉冲噪声功率的概率密度函数更新

类似地, 根据式 (11) 和式 (12), 可以推导得到  $\boldsymbol{\gamma}_m$  和  $\boldsymbol{\zeta}_{k,m}$  的后验概率密度函数更新公式, 即

$$\begin{aligned} q(\boldsymbol{\gamma}_m[l]) = & \text{Gamma}(\boldsymbol{\gamma}_m[l], a+1, b+ \\ & \frac{1}{K} \sum_{k'=1}^K ((V_{k',m})_{l,l} + \tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k',m}^{(h)}[l])), \end{aligned} \quad (25)$$

$$q(\boldsymbol{\zeta}_{k,m}[n]) = \text{Gamma}(\boldsymbol{\zeta}_{k,m}[n], c+1, d + (\boldsymbol{\Sigma}_{k,m})_{n,n} + \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n]), \quad (26)$$

其中,  $\boldsymbol{\gamma}_m[l]$  表示  $\boldsymbol{\gamma}_m$  的第  $l$  个元素,  $\boldsymbol{\zeta}_{k,m}[n]$  表示  $\boldsymbol{\zeta}_{k,m}$  的第  $n$  个元素。经推导可得其更新公式, 即

$$\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m[l] = \frac{a+1}{b + \frac{1}{K} \sum_{k'=1}^K ((V_{k',m})_{l,l} + \tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k',m}^{(h)}[l])}, \quad (27)$$

$$\hat{\boldsymbol{\zeta}}_{k,m}[n] = \frac{c+1}{d + (\boldsymbol{\Sigma}_{k,m})_{n,n} + \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n]}. \quad (28)$$

### 2.1.3 噪声功率参数更新

根据式 (13) 对信道模型中参数  $\beta_{k,m}$  的更新公式进行推导, 将  $\langle p(\mathbf{y}, \boldsymbol{\psi}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{q(\boldsymbol{\psi})}$  对  $\beta_{k,m}$  求偏导并置零, 即

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln \langle p(\mathbf{y}, \boldsymbol{\psi}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{q(\boldsymbol{\psi})}}{\partial \beta_{k,m}} &= \frac{N_k}{\beta_{k,m}} - \\ & \langle \|\mathbf{y}_{k,m} - \mathbf{X}_k \mathbf{h}_{k,m} - \mathbf{e}_{k,m}\| \rangle_{q(\mathbf{e}_{k,m})q(\mathbf{h}_{k,m})} = 0, \end{aligned} \quad (29)$$

经推导可得

$$\beta_{k,m} = \frac{N_k}{\|\mathbf{y}_{k,m} - \mathbf{X}_k \tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k,m} - \boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}\|_2^2 + \text{trace}(\mathbf{X}_k^H \mathbf{V}_{k,m} \mathbf{X}_k + \boldsymbol{\Sigma}_{k,m})}. \quad (30)$$

$\tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k',m}^{(h)}[l]$  表示  $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_{k',m}^{(h)}$  的第  $l$  个元素,  $\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}[n]$  表示  $\boldsymbol{\mu}_{k,m}^{(e)}$  的第  $n$  个元素。至此完成了本文所提算法的推导。

## 2.2 消息传递加权因子的改进

文献 [20] 所提的加权因子考虑到软符号的可靠性以及信道的时变性问题, 即

$$\rho_{kk',m} = \frac{S_{kk'}}{\sum_{k'} S_{kk'}}, \quad S_{kk'} = \chi_{k'} \cdot C_{kk'}, \quad k' = 1, 2, \dots, K, \quad (31)$$

其中,  $\chi_{k'}$  和  $C_{kk'}$  分别根据信道估计误差以及信道时变性进行动态变化, 即

$$C_{kk'} = C_0^{|k-k'|}, \quad (32)$$

$$C_0 = \min\left(1, \frac{1}{\ln(I_D^o)}\right), \quad (33)$$

$$\chi_{k'} = \frac{1}{\|y_{k'} - X_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2 / N_{k'}}, \quad (34)$$

其中,  $I_D^o$  表示译码器反馈的外信息。  $\chi_{k'}$  通过分母中的信道预测残差  $\|y_{k'} - X_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2$  衡量信道估计的精确度, 即残差越小, 则说明信道估计误差越小。然而在文献 [20] 中,  $X_{k'}$  中的信息符号使用软符号  $\tilde{x}_n$  替换, 而软符号本身也可能存在较大的误差, 导致残差的计算标准存在问题, 当信道估计过拟合时, 所估计的残差将存在误差。为了优化该问题, 本文对软符号不准确情况下的信道估计残差进行改进, 假设信道估计残差表示为

$$\begin{aligned} \text{Res} &= E\left[\|y_{k'} - X_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2\right] = E\left[\|y_{k'} - (\bar{X}_{k'} + \Delta X_{k'}) \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2\right] = \\ &= E\left[\|y_{k'} - \bar{X}_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2\right] + E\left[(\Delta X_{k'} \tilde{\mu}_{k'})^H (\Delta X_{k'} \tilde{\mu}_{k'})\right] \approx \\ &= \|y_{k'} - \bar{X}_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2 + v_b N_{k'} \tilde{\mu}_{k'}^H \tilde{\mu}_{k'}. \end{aligned} \quad (35)$$

式 (35) 中的第一项近似为  $\|y_{k'} - \bar{X}_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2$ ,  $E[\cdot]$  表示求期望。第二项则表示软符号误差带来的影响, 其中  $v_b$  表示软符号的方差。改进式 (34), 得到

$$\chi_{k'} = \frac{1}{\left(\|y_{k'} - \bar{X}_{k'} \tilde{\mu}_{k'}\|_2^2 + v_b N_{k'} \tilde{\mu}_{k'}^H \tilde{\mu}_{k'}\right) / N_{k'}}. \quad (36)$$

与式 (34) 不同, 本文所提加权因子考虑到软符号的误差, 能在一定程度上处理信道估计的过拟合情况。

### 2.3 所提算法步骤

本文所提算法步骤如表 1 所示。信道估计迭代结束后, 本文采用低复杂度最小均方误差估计算法 (Low Complexity Minimum Mean Square Error, LC-MMSE)<sup>[21]</sup> 进行信道均衡, 然后进行解映射、解交织、译码、交织、映射得到软符号, 继续进入下一轮 Turbo 迭代。

## 3 北极实验结果

### 3.1 性能分析

本节利用 2020 年 8 月 25 日进行的第十一次中国北极科考采集的实验数据进行算法验证。本次试验的通信距离设定为 11 km, 发射端采用单发模式, 发射深度约为 20 m。接收端共 8 个接收阵元, 相邻

表 1 MT-JCINE 步骤

输入: 变分贝叶斯迭代次数 $I_{VB}$ , 信道长度 $L$ , 子块数 $K$
初始化: $\mu_{k,m}^{(e)}$ , $\gamma_m$ , $\zeta_{k,m}$ , $\beta_{k,m}$ 和软符号 $\tilde{x}_n$
for $i_{VB} = 1 : I_{VB}$ do
根据式(17)和式(18), 更新信道均值 $\mu_{k,m}^{(h)}$ 和协方差矩阵 $V_{k,m}$
根据式(22)和式(23), 更新脉冲噪声均值 $\mu_{k,m}^{(e)}$ 和协方差矩阵 $\Sigma_{k,m}$
基于式(24)对 $\mu_{k,m}^{(e)}$ 进行阈值裁剪
根据式(27)、式(28)和式(30), 更新 $\hat{\gamma}_m$ , $\hat{\zeta}_{k,m}$ , $\beta_{k,m}$
end for
通过LC-MMSE均衡得到均衡符号 $\tilde{x}_n$
根据文献[21]中的式(8)对均衡符号 $\tilde{x}_n$ 进行解映射, 并执行解交织和译码
根据文献[21]中的Table II映射得到软符号 $\tilde{x}_n$

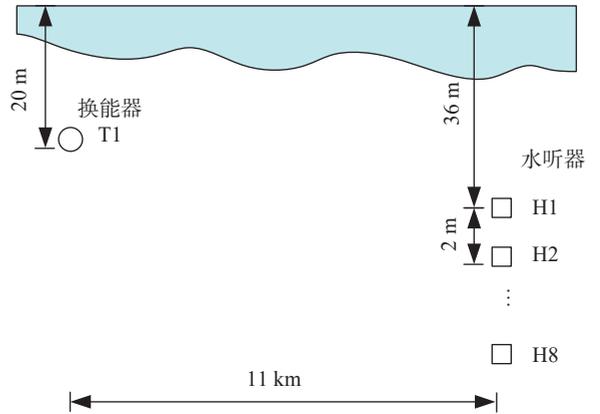


图 2 北极实验场景

阵元的间距为 2 m, 布放深度范围为 36~50 m, 如图 2 所示。其中, H1 至 H8 依次对应垂直排列的第 1~8 个接收阵元。

实验的通信频率范围为 3~5 kHz, 中心频率为 4 kHz, 采样率设置为 48 kHz。基带符号的速率设置为 1000 symbol/s, 信道编码采用变编码速率为 1/2 的卷积码, 调制方式采用了正交相移键控 (QPSK)、八进制相移键控 (8PSK)、十六进制正交幅度调制 (16-QAM), 数据帧结构如图 3 所示, 每种调制方式的数据部分均为 4000 个基带符号, 且前后设置了 500 个符号作为训练序列以便进行信道估计和滤波器的训练, 数据块前后设置了线性调频信号 (LFM) 用于同步以及多普勒补偿, 数据块与 LFM 信号之间设置了保护间隔以避免干扰, 具体参数和相关通信速率参考表 2。

表 2 实验参数及通信速率

调制方式	纯数据块速率 (kbit/s)	数据帧速率 (包含同步头) (kbit/s)
QPSK	1.6	1.143
8PSK	2.3	1.615
16QAM	3.2	2.286

图 4 展示了实验时环境的环境噪声及其分布, 与高斯噪声的分布相比, 环境噪声呈现出明显的重尾分布。图 5 展示了 H1、H2、H3 和 H6 分别接收到的信道, 尽管路径结构没有随时间出现较大变化, 但可以观察到信道幅度具有一定程度的时变性。同时,

虽然水听器与发送端的水平距离都一致, 但不同阵元的深度不同, 因此相应的信道也有所差别。由图 5 可见, H2 和 H3 接收到的多径信道更集中, 相比之下 H1 和 H6 的路径更加复杂, 因此解调难度更高, 具体误比特率结果将在后文展示。



图 3 北极实验发送数据帧结构

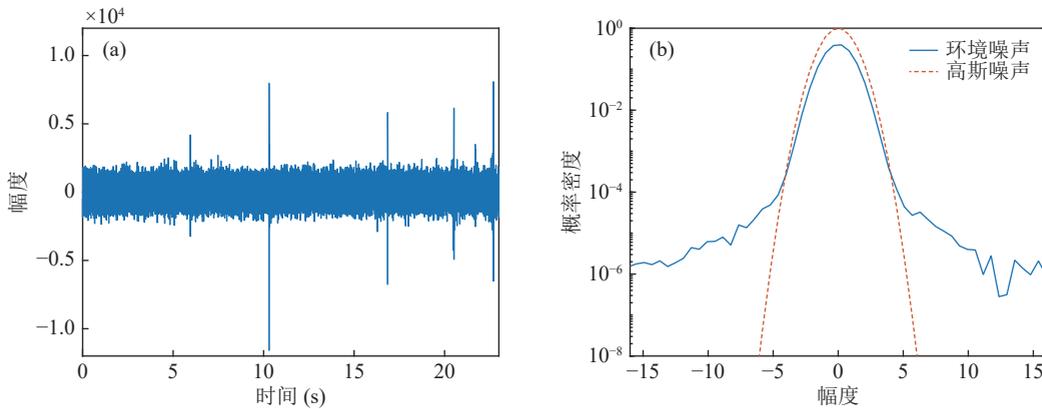


图 4 北极信道环境噪声 (a) 环境噪声; (b) 噪声分布

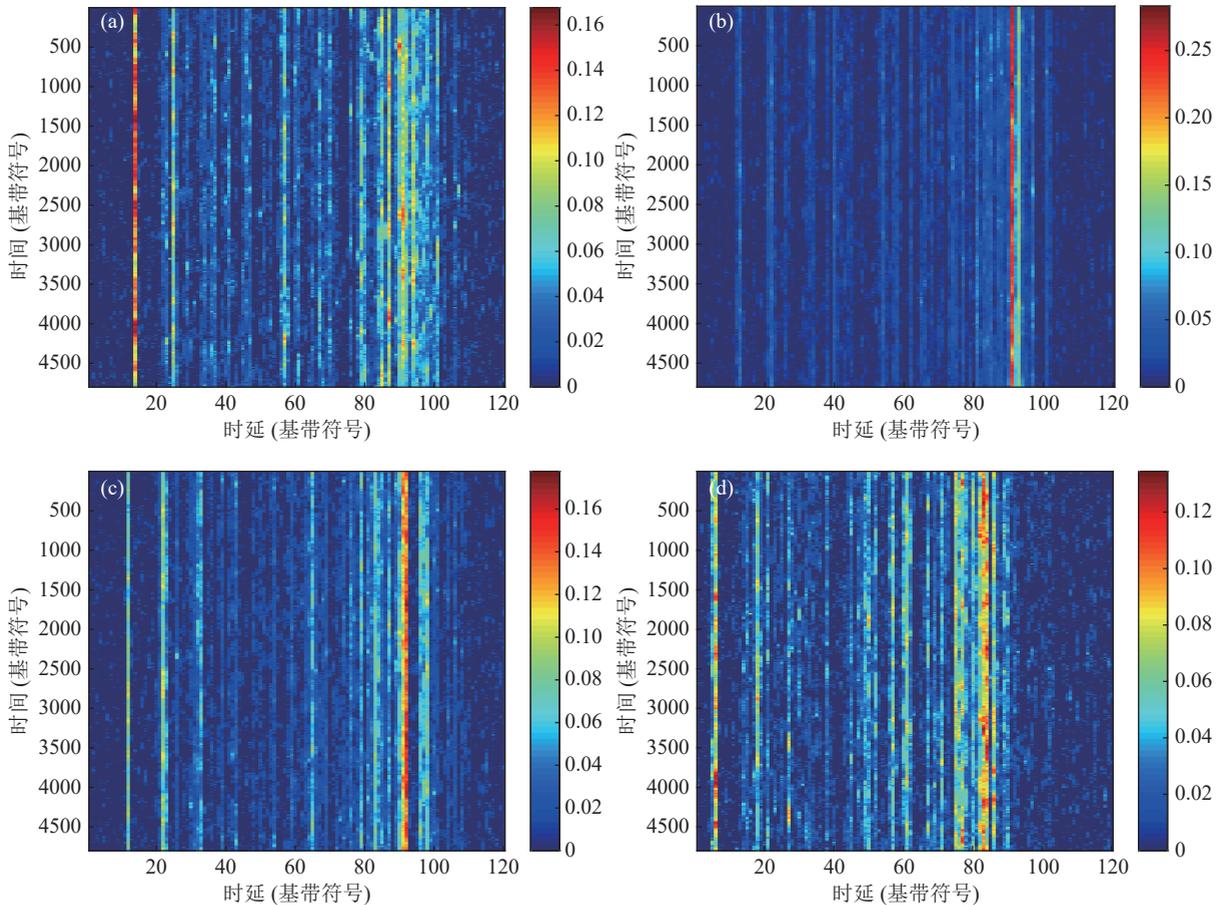


图 5 北极实验估计信道 (a) H1; (b) H2; (c) H3; (d) H6

本文的对比算法包括双向自适应 Turbo 均衡 (DA-BTEQ) 算法<sup>[24]</sup>, 其中前馈滤波器的因果和非因果部分的长度分别为  $N_1 = 120$  和  $N_2 = 30$ , 反馈滤波器的长度为 140, 因果和非因果的长度为  $N_3 = N_4 = 70$ 。在训练序列部分, 自适应算法的步长大小设置为 0.6, 并在数据部分减小为 0.05 以减小误差传播的影响。对比算法还包括 MT-SBL-FG<sup>[20]</sup>。进一步, 在 MT-SBL-FG 基础上引入 2.2 节的加权因子自适应调整方案, 所得算法记为 MT-SBL-FG-IP, 该算法没有进行脉冲噪声消除, 但有效优化了迭代过程中的消息传递。为了与已有的脉冲噪声估计算法进行对比, 本实验还补充了文献 [11] 提出的联合信道和脉冲干扰估计的变分贝叶斯算法 (Joint Channel and Impulsive Interference Mitigation, JCIM) 作为对比。对于信道估计类算法, 将接收数据块分成  $K=10$  个子块, 信道长度  $L$  设置为 120, 信道估计最大迭代次数  $I_{VB}$  为 10。脉冲噪声裁剪计算公式 (24) 中的阈值  $\varepsilon$  设置为  $3\bar{\varepsilon}$ , 其中  $\bar{\varepsilon}$  为估计的脉冲噪声平均幅度:

$$\bar{\varepsilon} = \sum_{n=n_k}^{n_k+N_k-1} |\mu_{k,m}^{(e)}[n]|/N_k.$$

对于信道估计类算法, 本文选择采用 LC-MMSE 进行均衡<sup>[21]</sup>, 均衡器非因果和因果部分的长度分别设置为  $N_1 = 120$  和  $N_2 = 30$ 。

图 6 展示了接收阵元 H1 下不同算法的误比特率。在任意两通道分集的场景下所有算法都能在 2 次 Turbo 迭代后实现无误比特, 因此本文不再详细分析; 同时, QPSK 调制模式下所有算法都能在 1 次迭代后实现无误比特, 因此也不在此展示。为了分析所提算法在没有空间分集场景下的性能, 本文的实验结果采用单发单收的方式进行验证。对于 8PSK 调制, 所有算法都能在多次迭代后实现无误比特传输, 信道估计类算法显然表现出更低的误比特率,

3 次 Turbo 迭代后都收敛到无误比特, 而所提算法通过联合信道估计和脉冲噪声估计实现了更快的收敛速度。

16QAM 实现了更高的通信速率, 然而也增加了接收端的解调难度。自适应算法在滤波器更新过程中出现了明显的误差传播现象, 误比特率一直较高。JCIM 算法未充分考虑水声信道的时变特性, 虽然在脉冲噪声抑制方面取得了一定效果, 但在实际应用中出现了信道失配的问题, 这种局限性导致信道均衡结果存在较大偏差, 严重影响了算法的迭代收敛性和最终性能。MT-SBL-FG 实现了更低的误比特率, 但仍难以收敛。MT-SBL-FG-IP 优化了迭代过程中的消息传递, 因此收敛到了较低的误比特率。所提 MT-JCINE 算法通过联合脉冲噪声估计抑制了环境噪声的干扰, 进一步提高了性能。

图 7 展示了 7 次 Turbo 迭代均衡后的星座图以分析其误码率性能, 并使用不同的颜色对不同位置的星座进行区分。实验结果表明, JCIM 和 MT-SBL-FG 算法存在较多符号误判, 而本文提出的 MT-SBL-FG-IP 和 MT-JCINE 算法有效改善了这一问题, 其均衡符号更接近理论星座位置。

图 8 展示了 H2 通道下所提 MT-JCINE 的估计结果。图 8(a) 为脉冲噪声的估计结果, 显然脉冲噪声的幅度远大于背景高斯白噪声的方差, 同时存在着稀疏的特点, 本文通过脉冲噪声的估计减小了其干扰。从图 8(b) 可以看到, 不同子块估计的信道具有时变的特点, 但仍存在着一定的相关性, 所提算法利用该特点对时变信道得到了更好的跟踪效果。

为了进一步分析所提算法针对时变信道的性能, 图 9 给出了不同子块数量设置下所提算法的性能 (16QAM)。当子块数量  $K$  从 3 增加到 8 时, 误比特率有一定程度的下降, 说明分块信道估计能有效提高性能。当  $K$  增加到 10 时, 所提算法能动态跟踪信道

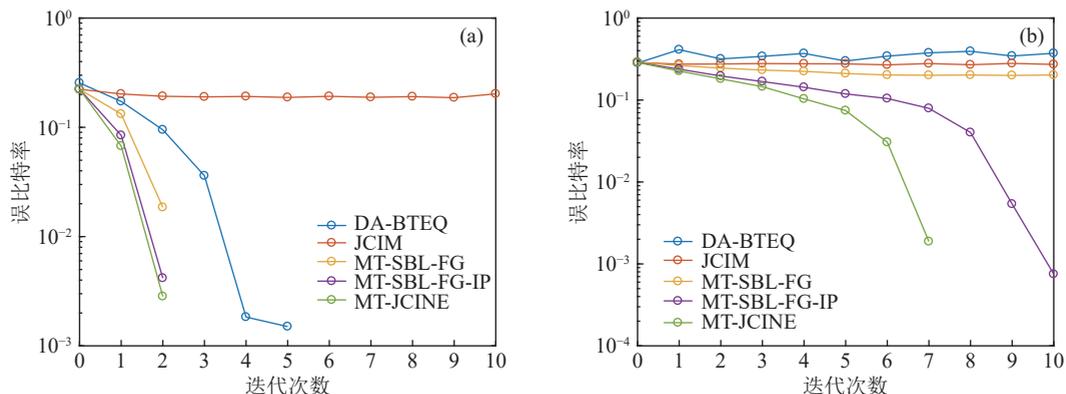


图 6 不同调制方案下不同算法的误比特率 (H1) (a) 8PSK; (b) 16QAM

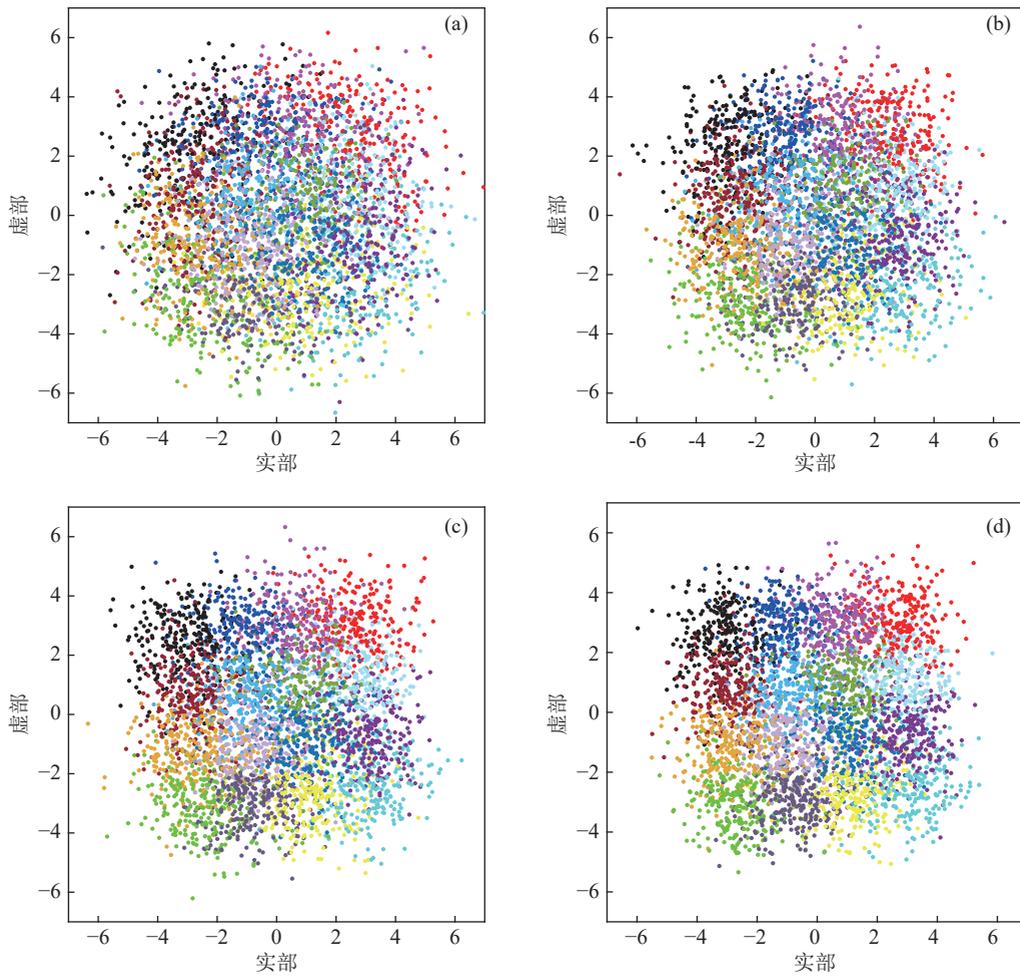


图 7 迭代均衡后的星座图 (H1,16QAM) (a) JCIM; (b) MT-SBL-FG; (c) MT-SBL-FG-IP; (d) MT-JCINE

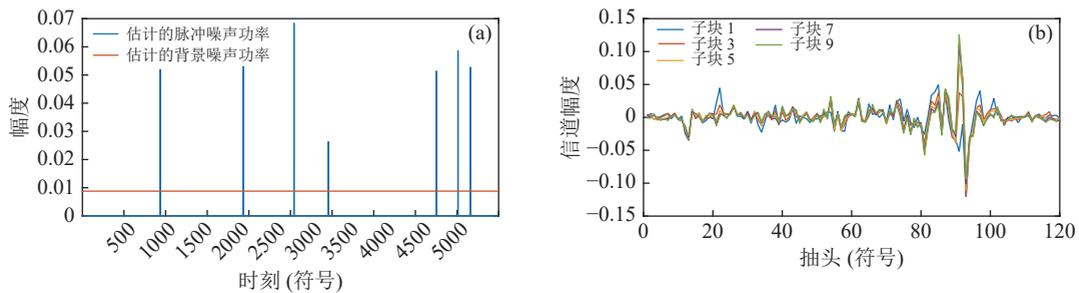


图 8 所提 MT-JCINE 算法的估计结果 (H2) (a) 脉冲噪声估计; (b) 不同子块下的信道估计 (实部)

参数的变化, 因此实现无误比特传输。然而, 当  $K$  增加到 18 时, 由于子块长度较小, 每个子块的信道估计精度下降, 导致出现误差传播现象而难以收敛。因此本实验选择性能最佳的  $K = 10$  进行性能分析。

各水听器不同信道估计算法的误比特率如表 3 所示, Turbo 迭代次数为 7 次。这里仅展示 16QAM 的结果, 这是因为对于 8PSK 调制, 所有基于分块的信道估计类算法都能在 2 次 Turbo 迭代后实现无误比特传输。H2 至 H4 的整体误比特率都相对较好, 主要是因为这几个水听器接收到的多径较为集中, 而其他通道的多径结构更加复杂, 如图 5 所示。对

于大部分数据, MT-SBL-FG 算法在 7 次迭代后仍具有较高的误比特率。所提 MT-JCINE 算法通过联合脉冲噪声和信道估计加快了收敛速度, 在不同接收阵元下都表现出了更好的效果, 所提 MT-JCINE 算法相比 MT-SBL-FG 算法在误比特率上平均降低了大约 92.5%。

### 3.2 复杂度分析

本节分析实验涉及到的几种算法的复杂度。首先, 自适应算法 DA-BTEQ 有着最低的计算量, 因为其复杂度随信道长度增长而线性增大, 具体复杂度

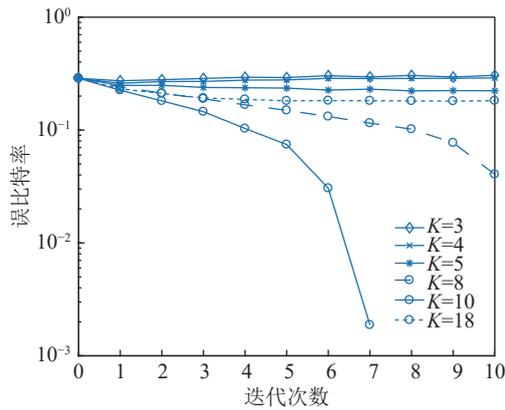


图9 所提 MT-JCINE 算法不同分块设置下的误比特率 (H1)

表3 不同水听器不同信道估计算法的误比特率 (16QAM)

水听器	DA-BTEQ	JCIM	MT-SBL-FG	MT-SBL-FG-IP	MT-JCINE
H1	0.376	0.278	0.200	0.079	0.0019
H2	0.349	0.254	0	0	0
H3	0.314	0.252	0	0	0
H4	0.305	0.260	0.0007	0	0
H5	0.328	0.269	0.175	0.0028	0.0014
H6	0.287	0.278	0.185	0.0549	0.0540
H7	0.313	0.271	0.168	0	0
H8	0.338	0.270	0.024	0	0
平均值	0.326	0.266	0.094	0.017	0.007

为  $O(6N_{blk}(M(N_1 + N_2) + N_3 + N_4))$ 。信道估计类算法在信道估计和信道均衡时需要较大维度的矩阵求逆, 因此需要更大的计算量。对于信道均衡部分, LC-MMSE 算法的计算量为  $O(KM(N_1 + N_2)^3/2)$ 。对于信道估计部分, MT-SBL-FG 的复杂度为  $O(I_{VB}K(K-1)L^3/2)$ , MT-SBL-FG-IP 算法与 MT-SBL-FG 的区别主要在于式 (34) 和式 (36) 的计算, 而这部分增加的计算量非常有限, 因此两种算法具有接近的计算量。所提 MT-JCINE 算法与 MT-SBL-FG-IP 算法相比主要增加了式 (22)、式 (23) 和式 (29) 的脉冲噪声估计, 然而本文假设不同时刻的脉冲噪声是独立分布的, 因此新增的复杂度为  $O(2I_{VB}N_{blk})$ , 随时间而线性增长, 不会带来较大的计算量, 具体算法计算量如图 10 所示, 而 MT-JCINE 算法在实验中可以有效降低接收端的误比特率。

## 4 结论

本文提出了一种多任务联合信道估计和脉冲噪声估计算法, 通过变分贝叶斯方法推导了信道估计和脉冲噪声的迭代估计表达式。同时, 改进了基于加权消息传递算法的自适应加权因子方案, 优化了 Turbo 迭代过程中的关键权重因子, 进一步减小了误

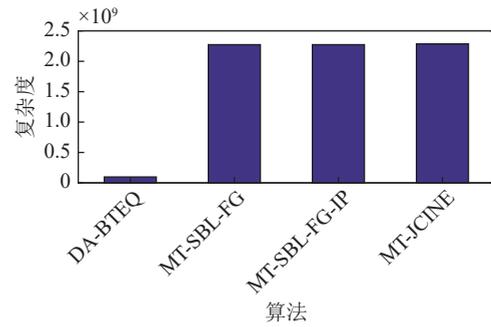


图10 算法计算量对比

差传播的影响。基于北极实验数据的验证表明, 所提 MT-JCINE 算法不仅有效减小误差传播, 还减小了脉冲噪声对信道估计的影响, 其性能优于未进行脉冲噪声消除的算法, 有效降低了误比特率。

**致谢** 感谢哈尔滨工程大学韩笑教授提供第十一次中国北极科考冰下水声通信实验数据。感谢国家移动超声探测工程技术研究中心、广东省短距离无线探测与通信重点实验室和无线通信网络与终端广东普通高校重点实验室提供研究条件。

## 参 考 文 献

- 赵燕锋, 童峰, 马伯乐, 等. 深海远程单阵元水声通信的逐多径簇联合均衡方法. *声学学报*, 2024; 49(4): 764-773
- Li Z, Chitre M, Stojanovic M. Underwater acoustic communications. *Nat. Rev. Electr. Eng.*, 2025; 2: 83-95
- 李启虎, 黄海宁, 尹力, 等. 北极水声学研究的新进展和新动向. *声学学报*, 2018; 43(4): 420-431
- Mahmood A, Chitre M. Ambient noise in warm shallow waters: A communications perspective. *IEEE Commun. Mag.*, 2017; 55(6): 198-204
- 殷敬伟, 高新博, 韩笑, 等. 稀疏贝叶斯学习水声信道估计与脉冲噪声抑制方法. *声学学报*, 2021; 46(6): 813-824
- Feng X, Wang J, Kuai X, et al. Message passing-based impulsive noise mitigation and channel estimation for underwater acoustic OFDM communications. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 2022; 71(1): 611-625
- Wang S, He Z, Niu K, et al. New results on joint channel and impulsive noise estimation and tracking in underwater acoustic OFDM systems. *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, 2020; 19(4): 2601-2612
- 葛威, 焦桦坤, 佟文涛, 等. 脉冲干扰下基于变分贝叶斯推断的水声正交频分复用联合估计方法. *声学学报*, 2024; 49(5): 1051-1060
- Chen P, Rong Y, Nordholm S, et al. Joint channel estimation and impulsive noise mitigation in underwater acoustic OFDM communication systems. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, 2017; 16(9): 6165-6178
- Ge W, Wang Z, Yin J, et al. Robust equalization for single-carrier underwater acoustic communications based on parameterized interference model. *IEEE Wireless Commun. Lett.*, 2024; 13(9): 2312-2316

- 11 Ge W, Yin J, Han X, *et al.* Robust equalization for single-carrier underwater acoustic communication in sparse impulsive interference environment. *Appl. Acoust.*, 2023; **214**: 109706
- 12 Yang Z, Zheng Y R. Iterative channel estimation and Turbo equalization for multiple-input multiple-output underwater acoustic communications. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2016; **41**(1): 232–242
- 13 Qin X, Qu F, Zheng Y R. Bayesian iterative channel estimation and Turbo equalization for multiple-input–multiple-output underwater acoustic communications. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2021; **46**(1): 326–337
- 14 Zheng Y R, Wu J, Xiao C. Turbo equalization for single-carrier underwater acoustic communications. *IEEE Commun. Mag.*, 2015; **53**(11): 79–87
- 15 Ji S, Dunson D, Carin L. Multitask compressive sensing. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2009; **57**(1): 92–106
- 16 Shahmansoori A. Sparse Bayesian multi-task learning of time-varying massive MIMO channels with dynamic filtering. *IEEE Wireless Commun. Lett.*, 2020; **9**(6): 871–874
- 17 Ji W, Qiu L. Common sparsity based channel estimation for FDD massive MIMO-OFDM systems via multitask Bayesian compressive sensing. IEEE 86th Vehicular Technology Conference, IEEE, Toronto, ON, Canada, 2017: 1–5
- 18 Cheng X, Deng J, Li S. Wideband channel estimation for millimeter wave beamspace MIMO. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 2021; **70**(7): 7221–7225
- 19 洪丹阳, 王巍, 尹力, 等. 改进的时序多重稀疏贝叶斯学习冰下水声信道估计方法. *声学学报*, 2022; **47**(5): 591–602
- 20 Liang Y, Yu H, Ji F, *et al.* Multitask sparse Bayesian channel estimation for Turbo equalization in underwater acoustic communications. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2023; **48**(3): 946–962
- 21 Tuchler M, Singer A C, Koetter R. Minimum mean squared error equalization using a priori information. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2002; **50**(3): 673–683
- 22 Tzikas D G, Likas A C, Galatsanos N P. The variational approximation for Bayesian inference. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2008; **25**(6): 131–146
- 23 Yu H, Liang Y, Ma H, *et al.* Joint impulsive noise mitigation and sparse channel estimation for mobile underwater acoustic communication. *IEEE Wireless Commun. Lett.*, 2024; **13**(8): 2095–2099
- 24 奚钧壹, 鄢社锋, 徐立军, 等. 水声通信系统中双向 Turbo 均衡算法. *声学学报*, 2018; **43**(5): 771–778