

深海可靠声路径下基于变分贝叶斯推断的水声信道估计*

李伟哲^{1,2,3} 韩 笑^{1,2,3†} 魏 笠⁴ 殷敬伟^{1,2,3}

(1 哈尔滨工程大学 水声技术全国重点实验室 哈尔滨 150001)

(2 极地海洋声学与技术应用教育部重点实验室(哈尔滨工程大学) 哈尔滨 150001)

(3 哈尔滨工程大学 水声工程学院 哈尔滨 150001)

(4 哈尔滨工程大学青岛创新发展中心 青岛 266400)

2024 年 6 月 6 日收到

2024 年 7 月 12 日定稿

摘要 在深海可靠声路径(RAP)区域,水声信道呈现明显的长时延、分簇稀疏特性。针对 RAP 信道的上述特性,在 Turbo 迭代均衡的框架下开发了一种基于向量近似消息传递(VAMP)和变分贝叶斯推断(VBI)的信道估计方法。首先,将 RAP 信道建模为不同簇子信道的串联,利用 VBI 迭代估计每一簇子信道;然后,针对 VBI 计算复杂度较高的问题,将 VAMP 嵌入 VBI 框架,在低复杂度下估计各簇信道后验分布;最后,针对反射声子信道时变性强的问题,在 VBI 框架下提出了基于直达声时间相关性的信道、符号的联合估计方法。利用在中国南海收集的深海实验数据对所提方法进行了验证。结果表明,所提方法在深海 RAP 信道下具有更好的信道估计性能和更低的计算复杂度。

关键词 深海,可靠声路径,水声信道估计,变分贝叶斯推断,向量近似消息传递

PACS: 43.30, 43.60

DOI: 10.12395/0371-0025.2024162

CSTR: 32049.14.11-2065.2024162

Underwater acoustic channel estimation based on variational Bayesian inference under reliable acoustic path in deep sea

LI Weizhe^{1,2,3} HAN Xiao^{1,2,3†} WEI Li⁴ YIN Jingwei^{1,2,3}

(1 National Key Laboratory of Underwater Acoustic Technology, Harbin Engineering University Harbin 150001)

(2 Key Laboratory for Polar Acoustics and Application of Ministry of Education (Harbin Engineering University) Harbin 150001)

(3 College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University Harbin 150001)

(4 Qingdao Innovation and Development Center of Harbin Engineering University Qingdao 266400)

Received Jun. 6, 2024

Revised Jul. 12, 2024

Abstract In the deep-sea reliable acoustic path (RAP) area, the underwater acoustic channel exhibits obvious long delay, clustered and sparse characteristics. Aiming at the above characteristics of the RAP channel, a channel estimation method based on vector approximate message passing (VAMP) and variational Bayesian inference (VBI) is developed under the framework of Turbo iterative equalization. Firstly, the RAP channel is modeled as a series of sub-channels of different clusters, and each sub-channel of each cluster is estimated iteratively using VBI. Then, to address the problem of high computational complexity of VBI, VAMP is embedded in the VBI framework to estimate the posterior distribution of each cluster channel with low complexity. Finally, to address the problem of strong time-varying nature of the reflected phonon channel, a joint estimation method of the channel and symbol based on the time correlation of the direct sound is proposed under the VBI framework. The proposed method is verified using deep-sea experimental data collected in the South China Sea. The results show that the proposed method has better channel estimation performance and lower computational complexity under the deep-sea RAP channel.

* 国家自然科学基金项目(62125104, 62371154)、国家重点研发计划项目(2021YFC2801204)、黑龙江省自然科学基金项目(YQ2022F001)和哈尔滨工程大学博士研究生校长创新基金项目资助

† 通讯作者: 韩笑, hanxiao1322@hrbeu.edu.cn

Keywords Deep sea, Reliable acoustic path, Underwater acoustic channel estimation, Variational Bayesian inference, Vector approximate message passing

引言

水声通信是探索和开发海洋的有力工具, 学者对浅水环境中的水声通信进行了大量的研究^[1-5]。随着人类海洋活动的日益频繁和信息传输场景的扩展, 水声通信研究逐渐转向深海。最近, 可靠声路径 (RAP) 由于其良好的声道效应在目标探测和定位方面受到了广泛的关注^[6-9]。将水听器放置在临界深度以下利用 RAP 进行深海信息传输, 其效果相对于其他区域更好, 这是因为 RAP 以直达声和海面单次反射声为主, 其传播损失很低, 而且在深海环境下, 环境噪声级较低^[8-11]。

RAP 信道的天然信噪比优势给深海高速水声通信提供了新的途径。然而, 除了信噪比外, 信道结构也是影响水声通信系统性能的主要原因。受复杂海洋环境的影响, 深海 RAP 信道结构呈现明显的长时延、簇稀疏特征, 且不同簇的子信道特性具有显著的差异, 其中直达声子信道具有能量强、时不变和强稀疏性的特点, 而反射声子信道能量弱、时变性强且稀疏性弱。RAP 信道的特性对现有水声通信技术提出了新的挑战。

信道估计是实现水声通信的关键技术之一, 其性能将直接影响水声通信系统的性能。传统的最小二乘 (LS) 信道估计算法^[12]和最小均方误差 (MMSE) 信道估计算法^[13]由于实现简单在水声通信中应用广泛。然而, 在 RAP 长时延信道下, 上述算法通常需要较大的导频开销, 因此效率很低且收敛速度慢。考虑水声信道的稀疏特性, 压缩感知 (CS) 技术被引入水声信道估计, 如子空间追踪 (SP) 算法^[14]、正交匹配追踪 (OMP) 算法^[15]和平滑 l_0 范数 (SL0) 算法^[16]等。相对于传统方法, CS 算法技术利用水声信道的稀疏先验有效地提高了信道估计的性能。然而, 上述算法需要信道稀疏性的先验知识, 在恶劣环境中容易导致结构误差。

具有出色估计性能的稀疏贝叶斯学习 (SBL) 算法在通信系统受到了广泛关注^[17,18]。与 CS 算法相比, SBL 算法利用稀疏信号的先验知识获得相应的最大后验估计, 在恶劣环境中实现了更好的估计性能。在 SBL 的基础上, 考虑测量向量的时间相关性 (TC), 提出了一种基于块的 SBL 算法^[19], 并证明了其比原始 SBL 性能更好。进一步, 为了提高符号检测

精度, 提出了一种基于 SBL 的联合信道估计和数据检测的联合 SBL 算法^[20]。尽管 SBL 算法估计性能不错, 但其复杂度很高, 尤其是在多径时延较长的 RAP 信道下。为了解决 SBL 高复杂度的问题, 提出了一系列基于消息传递 (MP) 的改进算法, 包括近似消息传递 (AMP)^[21]、广义近似消息传递 (GAMP)^[22]和向量近似消息传递 (VAMP)^[23]等。基于 MP 的改进算法在不影响系统性能的情况下显著降低了系统的计算复杂度。然而, 上述算法不能直接适配 RAP 信道, 因为 RAP 不同子信道之间具有明显不同的稀疏性和时变性。最近, 变分贝叶斯推断 (VBI) 被引入多输入多输出水声信道估计^[24], VBI 将每个发射机的信道建模为多个具有不同稀疏度的并行信道, 在低复杂度下实现了更好的信道估计性能。

为了更好的适配 RAP 水声信道, 本文提出了一种基于 VBI 和 VAMP 的水声信道估计方法。首先, 在信号预处理之后, 立即确定信道长度以及子信道情况, 将原始信道分为若干个并列的子信道; 然后, 基于划分的子信道提出了一种基于 VAMP-VBI 的迭代信道估计方法, 该方法可以在低复杂度下实现各子信道的高精度估计; 最后, 为了提高第一次迭代时的信道估计精度, 在 VAMP-VBI 信道估计的基础上提出了一种基于直达声时间相关性的信道、符号的联合估计方法。深海 RAP 实验结果表明, 所提方法在误码率和鲁棒性方面均优于现有方法。

1 系统模型

本文考虑一个单载波单输入单输出水声通信系统。在发射换能器处, 信息比特序列 $\{a_k\} \in \{0, 1\}$ 经过编码和交织之后由无记忆映射器按照调制阶数 Q 映射到复符号 x_k , 即 $x_k \in \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{2^Q}\}$, 其中 α_q 代表星座图中的一个复符号。假设共传输 N 个符号, 则有 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 。在接收处, 水听器接收到的基带信号为

$$y_k = \sum_{l=1}^L h(k, l)x_{k-l} + \omega_k, \quad (1)$$

其中, $h(k, l)$ 表示在时刻 k 的信道冲击响应, l 表示第 l 个抽头, L 表示信道的长度, ω_k 是水听器在 k 时刻接收到的加性高斯白噪声, 其均值是 0, 方差是 γ^{-1} 。当符号持续时间小于信道相干时间时, 近似有 $h(k, l) \approx h(l)$ 。

和式 (1) 对应的矩阵形式可以表示为

$$\mathbf{y}^i = \mathbf{X}^i \mathbf{h}^i + \boldsymbol{\omega}^i, \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^i &= [y_{N_b \times (i-1)+1}, y_{N_b \times (i-1)+2}, \dots, y_{N_b \times i}]^T \in \mathcal{C}^{N_b \times 1}, \\ \mathbf{h}^i &= [h^i(1), h^i(1), \dots, h^i(L)]^T \in \mathcal{C}^{L \times 1}, \\ \boldsymbol{\omega}^i &= [\omega_1^i, \omega_2^i, \dots, \omega_{N_b}^i]^T \in \mathcal{C}^{N_b \times 1}, \\ \mathbf{X}^i &= \begin{bmatrix} x_{iN_b-N_b+1} & 0 & \cdots & 0 \\ x_{iN_b-N_b+2} & x_{iN_b-N_b+1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{iN_b} & x_{iN_b-1} & \cdots & x_{iN_b-L+1} \end{bmatrix} \in \mathcal{C}^{N_b \times L}, \end{aligned} \quad (3)$$

其中, 上标 $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置, i 代表块索引, N_b 代表分块的长度, $\mathbf{X}^i$ 是块间干扰消除之后的数据矩阵。

2 可靠声路径信道下的迭代水声信道估计方法

RAP 信道呈现明显的簇状分布。受界面反射影响, 不同簇的子信道特性具有显著的差异, 其中直达声子信道具有能量强、时不变和强稀疏性的特点, 相反, 反射声子信道能量弱、时变性强而且稀疏性弱。本文的目的是依据 RAP 信道的特点, 提出一种性能可靠、计算复杂度低、适配 RAP 信道的鲁棒水声信道估计方法。

2.1 基于变分贝叶斯推断的信道估计

SBL 算法将信道 $\mathbf{h}$ 建模为高斯逆伽马分层先验分布, 利用稀疏信道的先验知识获得相应的最大后验估计, 从而实现了更好的性能。然而, 当信道时延较长时, SBL 算法的计算复杂度通常不可接受; 而且, 由于 RAP 信道的不同簇子信道的稀疏性不同, 同时估计各子信道会造成系统性能的下降^[24]。

针对上述问题, 本文提出了一种基于 VBI 的水声信道估计方法。首先, 利用 Page 检测器^[25,26]识别和分离各簇子信道, 然后按照簇的位置将信道划分为若干子信道的串联, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{h} &= [h(1), h(1), \dots, h(L)]^T = \\ &\quad \underbrace{[h(1), \dots, h(L_1)]}_{\mathbf{h}_1^T}, \underbrace{[h(L_1+1), \dots, h(L_1+L_2)]}_{\mathbf{h}_2^T}, \dots, \\ &\quad \underbrace{[h(L-L_D+1), \dots, h(L)]}_{\mathbf{h}_D^T}^T, \end{aligned} \quad (4)$$

其中, D 表示信道簇的个数, $\mathbf{h}_d = [h_d(1), h_d(2), \dots, h_d(L_d)]^T$ 表示第 d 簇子信道, L_d 表示第 d 簇子信道的长度。此时式 (2) 可以重新写为 (忽略块索引 i)

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{X}(1:L_1)\mathbf{h}_1 + \dots + \mathbf{X}(L-L_D+1:L)\mathbf{h}_D + \boldsymbol{\omega} = \\ &\quad \mathbf{X}_1\mathbf{h}_1 + \dots + \mathbf{X}_D\mathbf{h}_D + \boldsymbol{\omega}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{X}_1 = \mathbf{X}(1:L_1)$ 表示 $\mathbf{X}$ 的第 $1 \sim L_1$ 列。

通常来说, 不同子信道 $\mathbf{h}_d$ 之间是相互独立的, 因此可以应用平均场 VBI 理论^[27] 单独导出各子信道后验分布的数学期望。采用文献^[27] 中提出的双层分层先验模型, 在第一层中, 假设 $\mathbf{h}_d$ 的每个元素服从零均值的高斯先验, 即

$$p(\mathbf{h}_d | \boldsymbol{\alpha}_d) = \prod_{l_d=1}^{L_d} \mathcal{CN}(h_d(l_d) | 0, \alpha_{d,l_d}^{-1}), \quad (6)$$

其中, $\boldsymbol{\alpha}_d = [\alpha_{d,1}, \alpha_{d,2}, \dots, \alpha_{d,L_d}]^T \in \mathcal{C}^{L_d \times 1}$, 每一个元素 α_{d,l_d} 都是独立且与权重相关的超参数。在第二层, 假设超参数 $\boldsymbol{\alpha}_d$ 服从 Gamma 先验, 可以表示为

$$p(\boldsymbol{\alpha}_d; a_d, b_d) = \prod_{l_d=1}^{L_d} \text{Gamma}(\alpha_{d,l_d} | a_d, b_d). \quad (7)$$

为了估计噪声方差, 在 γ 上放置一个 Gamma 先验, 其表示为

$$p(\gamma; f, g) = \text{Gamma}(\gamma | f, g). \quad (8)$$

此时对应的层次先验模型如图 1 所示 (为了便于描述, 假设仅存在两簇子信道, 即 $D=2$)。沿着图 1 所示的层次模型进行变分贝叶斯推理就可以得到各变量的精确后验估计。表 1 提供了 VBI 信道估计算法的流程, 其中 $(\cdot)^H$ 表示矩阵的共轭转置, $\langle \cdot \rangle$ 表示变量分布的期望值。值得注意的是, 当 Page 检测器输出信道簇结构先验信息不明确时, 此时子信道个数为 1, 即 $D=1, L_D=L$ 。在该情况下, VBI 将执行单信道的迭代估计, VBI 算法等效为传统的 SBL 算法, 其仍可以有效执行。

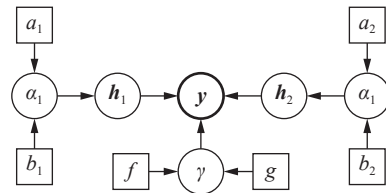


图 1 所提的具有分层先验的贝叶斯模型

2.2 基于 VAMP 的变分贝叶斯推断信道估计

VBI 通过交替的估计各子信道, 在一定程度上降低了系统的计算复杂度。然而, VBI 仍然存在求逆运算, 当信道较长时, 其复杂度仍然较高。为了解决上述问题, 本节提出了一种基于 VAMP 和 VBI 的水声信道估计方法。

VAMP 可以有效地求解式 (5) 给出的线性回归

表 1 VBI 信道估计算法

输入: $\mathbf{y}$, $\mathbf{X}_d$, 最大迭代次数 K , 子信道个数 D

初始化: $a_d = b_d = f = g = 10^{-10}$, $\mathbf{h}_d = \mathbf{0} \in \mathbb{C}^{L_d \times 1}$, $\gamma = 1$, $\alpha_d = \mathbf{1} \in \mathbb{C}^{L_d \times 1}$

for $k = 1 : K$

 for $d = 1 : D$

 求解 $\mathbf{h}_d : \mathbf{h}_d \sim \mathcal{CN}(\mathbf{h}_d | \mu_{h_d}, \nu_{h_d})$

$\mu_{h_d} = \langle \gamma \rangle \nu_{h_d} \mathbf{X}_d^H (\mathbf{y} - \sum_{e \neq d} \mathbf{X}_e \mathbf{h}_e)$

$\nu_{h_d} = (\langle \gamma \rangle \mathbf{X}_d^H \mathbf{X}_d + \text{diag}(\alpha_d))^{-1}$

 求解 $\alpha_d : \langle \alpha_{d,l_d} \rangle = (a + 0.5) / (b + 0.5 \langle h_d^2(l_d) \rangle)$

$d = d + 1$

 end

 求解 $\gamma : \langle \gamma \rangle = (f + 0.5 N_b) / (g + 0.5 (\mathbf{y} - \sum \mathbf{X}_d \mathbf{h}_d)^2)$

$k = k + 1$

end

输出: μ_{h_d}, ν_{h_d}

问题^[28], 经过初始的奇异值分解之后, VAMP 可以在低复杂度下给出近似最优的解决方案。根据 VAMP 准则, 将 $\mathbf{h}_d$ 分解为两个相同的变量 $\vec{\mathbf{h}}_d = \tilde{\mathbf{h}}_d$ ^[28], 再将图 1 中每个子信道对应的层次先验模型转换成图 2 所示的向量因子图表示。其中 $\mathbf{y}' = \mathbf{y} - \sum_{e \neq d} \mathbf{X}_e \mathbf{h}_e$, 黑色的方框代表因子节点, 白色的圆圈代表变量节点, Δ 代表在节点之间传递的消息。

沿着图 2 所示的因子图, VAMP 可以基于和积算法给出信道 $\mathbf{h}_d$ 的 MMSE 估计。基于 VAMP 的信道估计算法的迭代过程如下:

1) 求解 $\tilde{\mathbf{h}}_d$ 的后验分布, 其可以通过信道先验 $p(\tilde{\mathbf{h}}_d | \alpha_d)$ 和 $\Delta_{\delta \rightarrow \tilde{\mathbf{h}}_d}$ 得到, 即

$$b_{sp}(\tilde{\mathbf{h}}_d) \propto p(\tilde{\mathbf{h}}_d | \alpha_d) \mathcal{CN}(\tilde{\mathbf{h}}_d; \mathbf{r}_{d,1}, \gamma_{d,1}^{-1} \mathbf{I}). \quad (9)$$

这本质上是两个高斯分布的乘法运算, 结果仍然服从高斯分布, 即

$$\tilde{\mathbf{h}}_d = \mathcal{CN}(\tilde{\mathbf{h}}_d; \hat{\mathbf{h}}_{d,1}, \eta_{d,1}^{-1} \mathbf{I}), \quad (10)$$

式中, $\hat{\mathbf{h}}_{d,1}$ 表示变量 $\tilde{\mathbf{h}}_d$ 的均值:

$$\eta_{d,1} = L_d \left/ \sum_{l_d=1}^{L_d} (\gamma_{d,1} + \alpha_{d,l_d}^{-1})^{-1} \right., \quad \hat{\mathbf{h}}_{d,1} = \boldsymbol{\pi}_d \odot (\gamma_{d,1} \mathbf{r}_{d,1}),$$

$$\boldsymbol{\pi}_d = [(\gamma_1 + \alpha_{d,1}^{-1})^{-1}, (\gamma_1 + \alpha_{d,2}^{-1})^{-1}, \dots, (\gamma_1 + \alpha_{d,L_d}^{-1})^{-1}]^T, \quad (11)$$

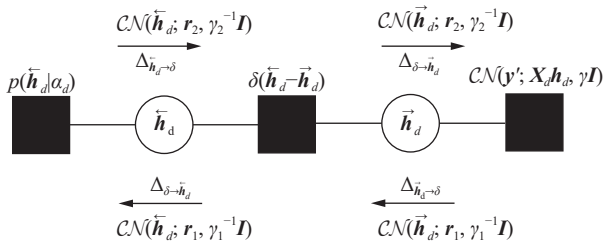


图 2 基于 VAMP 的向量因子图

其中, $\odot$ 表示 Hadamard 积。

2) 计算消息 $\Delta_{\tilde{\mathbf{h}}_d \rightarrow \delta}$, 按照置信传播的规则, 有

$$\Delta_{\tilde{\mathbf{h}}_d \rightarrow \delta} = \mathcal{CN}(\tilde{\mathbf{h}}_d; \mathbf{r}_{d,2}, \gamma_{d,2}^{-1} \mathbf{I}) \propto \frac{\mathcal{CN}(\tilde{\mathbf{h}}_d; \hat{\mathbf{h}}_{d,1}, \eta_{d,1}^{-1} \mathbf{I})}{\mathcal{CN}(\tilde{\mathbf{h}}_d; \mathbf{r}_{d,1}, \gamma_{d,1}^{-1} \mathbf{I})}. \quad (12)$$

根据高斯除法运算规则, 可以得到

$$\gamma_{d,2} = \eta_{d,1} - \gamma_{d,1},$$

$$\mathbf{r}_{d,2} = (\eta_{d,1} \hat{\mathbf{h}}_{d,1} - \gamma_{d,1} \mathbf{r}_{d,1}) / \gamma_{d,2}. \quad (13)$$

3) 求解 $\vec{\mathbf{h}}_d$ 的后验分布, 可以通过似然函数 $\mathcal{CN}(\mathbf{y}'; \mathbf{X}_d \mathbf{h}_d, \gamma \mathbf{I})$ 和 $\Delta_{\delta \rightarrow \vec{\mathbf{h}}_d}$ 得到, 结果仍然服从高斯分布, 即

$$\vec{\mathbf{h}}_d = \mathcal{CN}(\vec{\mathbf{h}}_d; \hat{\mathbf{h}}_{d,2}, \eta_{d,2}^{-1} \mathbf{I}), \quad (14)$$

式中, $\hat{\mathbf{h}}_{d,2}$ 表示变量 $\vec{\mathbf{h}}_d$ 的均值:

$$\hat{\mathbf{h}}_{d,2}^2 = \mathbf{V}(\gamma \mathbf{S}^H \mathbf{S} + \gamma_{d,2} \mathbf{I})^{-1} (\gamma (\mathbf{U} \mathbf{S})^H \mathbf{y}' + \gamma_{d,2} \mathbf{V}^H \mathbf{r}_{d,2}),$$

$$\eta_{d,2} = \sum_n \frac{1}{\gamma s_{d,n}^2 + \gamma_{d,2}} \Big/ \text{rank}(\mathbf{X}_d), \quad (15)$$

其中, $\mathbf{U}_d \mathbf{S}_d \mathbf{V}_d^H = \text{SVD}(\mathbf{X}_d)$ 是 $\mathbf{X}_d$ 的初始奇异值分解, $s_{d,n} = [\mathbf{S}_d]_{nn}$ 。

4) 同 2), 消息 $\Delta_{\vec{\mathbf{h}}_d \rightarrow \delta}$ 可由高斯除法得到, 即

$$\Delta_{\vec{\mathbf{h}}_d \rightarrow \delta} \propto \mathcal{CN}(\vec{\mathbf{h}}_d; \mathbf{r}_{d,1}, \gamma_{d,1}^{-1} \mathbf{I}), \quad (16)$$

其中

$$\gamma_{d,1} = \eta_{d,2} - \gamma_{d,2},$$

$$\mathbf{r}_{d,1} = (\eta_{d,2} \hat{\mathbf{h}}_{d,2} - \gamma_{d,2} \mathbf{r}_{d,2}) / \gamma_{d,1}. \quad (17)$$

通过上述迭代, VAMP 可以在低复杂度下实现各子信道的精确估计。表 2 提供了 VAMP 估计各子信道的过程, 将表 2 替换表 1 中求解 $\mathbf{h}_d$ 的部分就得到了 VAMP-VBI 信道估计。VAMP 的所有操作都是基于元素进行的, 包括乘法、除法以及反演, 因此其复杂度是线性的。

表 2 VAMP 信道估计流程

输入: $\mathbf{y}$, $\mathbf{X}_d$, VAMP 最大自迭代次数 M , 子信道个数 D

初始化: $\mathbf{h}_d = \mathbf{0} \in \mathbb{C}^{L_d \times 1}$, $\gamma = 1$, $\alpha_d = \mathbf{1} \in \mathbb{C}^{L_d \times 1}$, $\mathbf{U}_d \mathbf{S}_d \mathbf{V}_d^H = \text{SVD}(\mathbf{X}_d)$, $s_{d,n} = [\mathbf{S}_d]_{nn}$

for $d = 1 : D$

 for $m = 1 : M$

 根据式(11)求解 $\hat{\mathbf{h}}_{d,1}$ 和 $\eta_{d,1}$

 根据式(13)求解 $\gamma_{d,2}$ 和 $\mathbf{r}_{d,2}$

 根据式(15)求解 $\hat{\mathbf{h}}_{d,2}$ 和 $\eta_{d,2}$

 根据式(17)求解 $\gamma_{d,1}$ 和 $\mathbf{r}_{d,1}$

 end

end

输出: $\hat{\mathbf{h}}_{d,2}, \eta_{d,2}^{-1}$

2.3 基于 TC 的信道、符号联合估计

VAMP-VBI 信道估计可以在较低的计算复杂度下实现信道的高精度估计,但是在时变信道下性能较差。为了应对时变信道,现有的接收机大多基于分块处理,认为在连续的两个数据块之间信道可以保持不变,在缺乏先验信息的第一次迭代中,前一数据块或者训练序列的信道可以用于当前块。然而,在 RAP 信道下,反射声子信道时变性很强,前一块的信道结果不能直接用于当前块。针对上述问题,本节在 VAMP-VBI 算法的基础上,提出了一种基于 TC 的水声信道、符号联合估计方法。

由于直达声子信道时变性较弱,因此可以对相邻两个数据块之间的直达声子信道的相关性加以利用。为了更好地利用直达声子信道的相关性,本文使用一阶自回归模型捕获相邻两个块对应信道之间的时间相关性,一阶自回归模型可以表示为^[29,30]

$$\mathbf{h}_d^i = \beta \mathbf{h}_d^{i-1} + \omega_d^i, \quad (18)$$

其中, $\omega_d^i \sim \mathcal{CN}(0, (1-\beta^2)\lambda_d^i)$ 是噪声分量, $\lambda_d^i = [\lambda_{d,1}^i, \lambda_{d,2}^i, \dots, \lambda_{d,L_d}^i]^T$ 是第 i 块数据对应子信道 $\mathbf{h}_d^i$ 的超先验方差,满足 $\lambda_{d,l_d}^i = 1/\alpha_{d,l_d}^i$, $\beta \in (-1, 1)$ 代表了时间相关系数。考虑到上述时间相关性,第 i 个数据块对应子信道 $\mathbf{h}_d^i$ 的先验信息可以表示为

$$p(\mathbf{h}_d^i) = p(\mathbf{h}_d^i | \mathbf{h}_d^{i-1}) = \mathcal{CN}(\beta \mathbf{h}_d^{i-1}, (1-\beta^2)\lambda_d^i). \quad (19)$$

显然,式 (19) 同时包含了前一块信道提供的先验信息和式 (6) 描述的稀疏性先验信息。

依据上述先验信息,本文提出了一种信道、符号联合估计方法,方法的实现流程如图 3 所示,其中子信道 $\mathbf{h}_d^i$ 是直达声子信道, Π 和 Π^{-1} 分别表示交织和解交织操作。在第一次迭代中,首先利用一阶自回归模型捕获前一数据块直达声子信道的先验信息以支持当前块的信道均衡;然后,利用当前块的信道均衡结果执行 VAMP-VBI 信道估计,此时直达声子信道的先验信息来自一阶自回归模型捕获的结果(式 (19)),而反射声子信道的先验信息来自式 (6) 定义的稀疏先验;之后,利用 VAMP-VBI 估计的信道再次执行信道均衡,通过在信道估计和信道均衡之间执行迭代以实现符号和信道的联合估计。在后续迭代中,可以获得当前块符号的先验信息 $\hat{\mathbf{X}}^i$,直接用于执行 VAMP-VBI 信道估计。

3 深海实验结果

3.1 实验设置

2023 年 5 月在中国南海进行了 RAP 水声通信实验。实验系统设置包括发射声学通信信号的发射换能器和接收声学通信信号的接收水听器。实验场景如图 4 所示,接收器是固定的,发射器从船上部署,布放深度为 100 m。实验区域海底较为平坦,平均海深在 4325 m 左右。在接收端,8 个水听器被固定在海底附近的潜标上,最下端水听器的深度为 4279 m,水听器间距为 60 m。

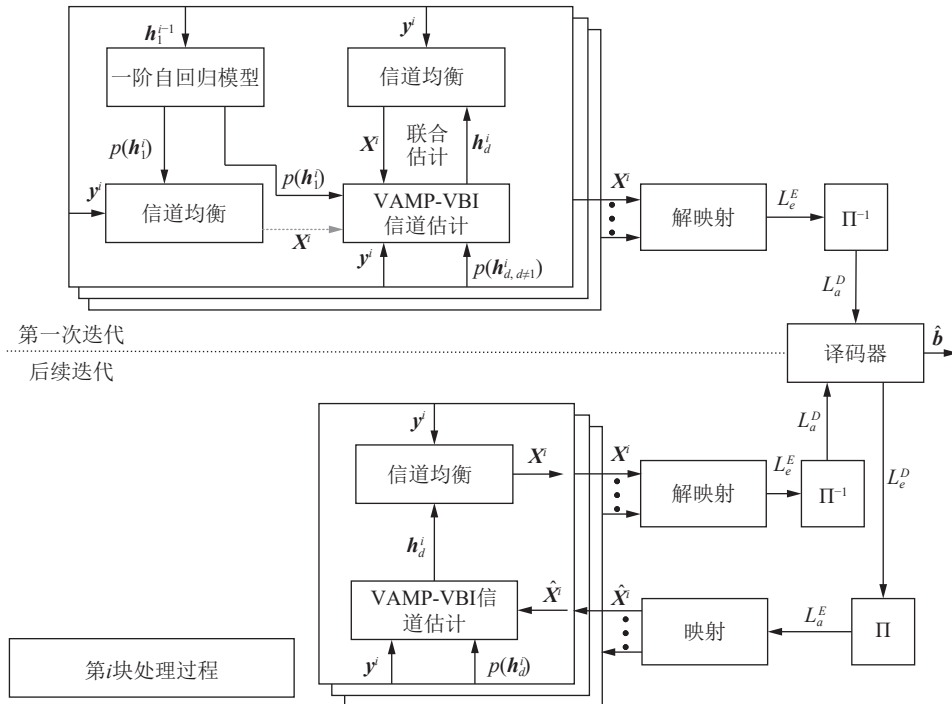


图 3 所提水声信道、符号联合估计方法流程

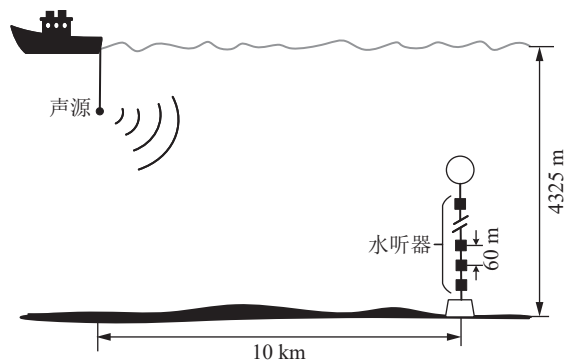


图4 实验场景布置

图5给出了实验时测得的声速剖面。海底附近声速对应的共轭深度为64 m, 当声源深度大于64 m时, 声源位置在海底附近会存在一个共轭深度, 此时声场传播可以当作RAP处理。实验过程中共进行了三次数据传输, 三次传输记录的接收数据文件分别命名为Data1、Data2和Data3。传输通信信号参数如表3所示, 其中Data1和Data2对应的信号是相同的。信号的帧结构如图6所示, 每帧信号的前500个已知信息的符号是训练序列。在信号的开始和结束位置添加了一段长度0.5 s的线性调频(LFM)信号用于信号的帧同步和粗多普勒估计。此外, 为了防止不同信号之间的干扰, 在LFM信号和通信信号之间添加了0.5 s的保护间隔。

以Data3的一帧接收信号为例, 图7给出了接收信号的时域波形图和时频图。实验当天海况约为3~4级, 海面有较大浪花, 从图7(a)可以看出信号抖动较为剧烈; 实验布放符合RAP传播, 因此接收信号信噪比较高, 图7(b)可以看出接收信号的信噪比大约为15~20 dB。

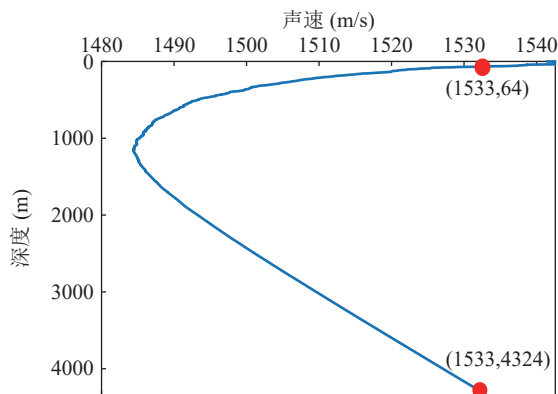


图5 实验区域声速剖面

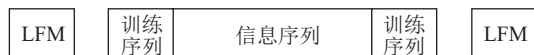


图6 传输信号结构

3.2 信道估计结果

以接收数据Data1为例, 采用SBL算法估计信道, 八个水听器接收信号对应的信道如图8所示。可以看出, 八个信道的多径结构基本相同, 且主要由两簇构成, 其中第一簇能量强且具有较强的稀疏性, 另一簇信道能量较弱且稀疏性弱, 两簇信道的多径扩展在130个符号左右。以布放最深的水听器为例, 图9分别展示了两簇信道的时变结果。可以看出, 第一簇信道的多径能量很高, 且时变性很弱, 这簇多径主要由直达声信号构成。相反, 第二簇信道多径复杂且时变性很强, 这簇数据主要由界面反射声信号

表3 通信系统参数

参数	取值	
	T1, T2	T3
采样率 (kHz)	96	96
系统带宽 (kHz)	8	2
码元速率 (kB)	4	1
载波频率 (kHz)	12	12
卷积编码速率	1/2	1/2
调制方式	QPSK	QPSK
传输符号长度	2500	5500

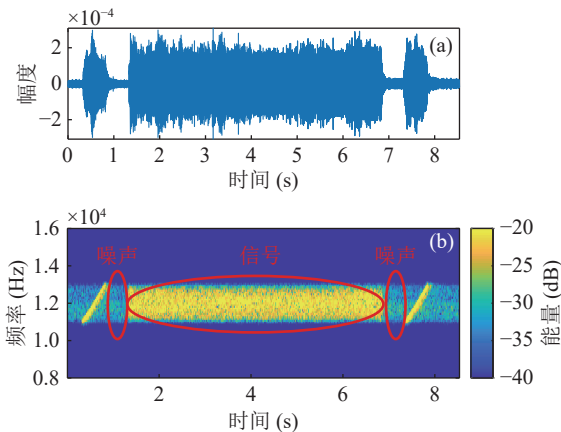


图7 Data3接收信号示例 (a) 时域波形图; (b) 时频图

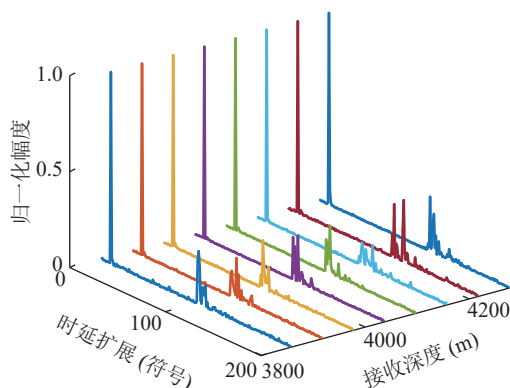


图8 具有归一化幅度的RAP信道

号组成。直达声信号传播路径短,在近距离处其到达时间较早。由于海面不平整,信号在经海面反射时的位置和掠射角均不同,因此界面反射声信号到达接收水听器的时间和幅度不尽相同,而且不平整海面会导致不同掠射角的信号在接收器处聚焦,在某些情况下聚焦后的信号能量甚至会强于直达声信号,进一步导致了信道的时变。

3.3 通信结果

3.3.1 Data1、Data2 解码结果

本节处理了 Data1 和 Data2 的接收数据。为了便于描述,本文做如下标记: SBL 表示传统的基于分块处理的 SBL 算法, TSBL 表示基于 TC 的联合 SBL 信道估计算法, SBL-SBL 表示基于 SBL 的信道

和符号迭代估计算法。

为了获得通信信号的解码结果,利用基于 VAMP 的 Turbo 均衡器执行信道均衡。利用信号前后的 LFM 信号进行粗同步和多普勒估计,从而进行数据提取和多普勒补偿。通过匹配滤波器输出的峰值估计多普勒频宽,并通过重采样对其进行补偿。将数据分块大小分别设为 $N_b = 300$ 和 $N_b = 400$,表 4 和表 5 分别给出了各种算法在第二次迭代的误码率 (Bit Error Rate, BER) 和误帧率 (Frame Error Rate, FER) 性能,其中原始 BER 表示信道解码之前的误码率,编码 BER 表示信道解码之后的误码率,FER 表示编码误码率不为 0 的数据帧所占的百分比。

当数据分块为 $N_b = 300$ 时,传统的基于 SBL 的接收机获得了 2.61% 的编码误码率和 66.7% 的误帧

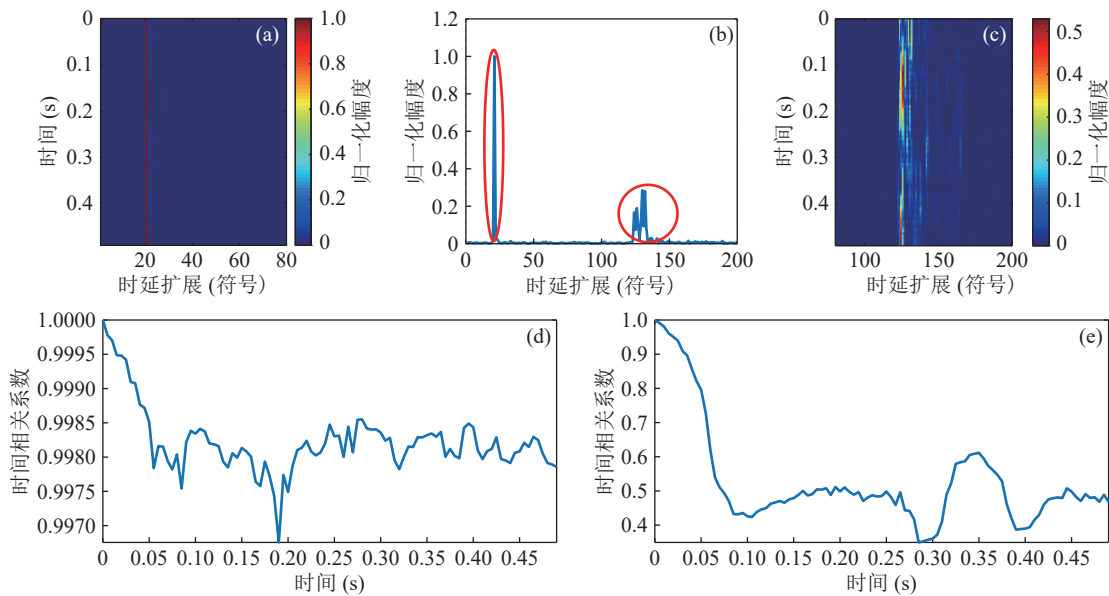


图9 RAP 水声信道 (a) 直达声子信道; (b) RAP 信道; (c) 反射声子信道; (d) 直达声子信道时间相关性; (e) 反射声子信道时间相关性

表4 分块大小为 300 时各方法数据处理结果

方法	原始BER			编码BER			FER
	T1	T2	平均	T1	T2	平均	
SBL	4.17%	4.13%	4.15%	2.40%	2.82%	2.61%	66.7%
TSBL	3.26%	3.60%	3.43%	1.61%	2.24%	1.93%	44.4%
SBL-SBL	2.16%	1.82%	1.99%	0.67%	0.69%	0.68%	43.3%
本文方法	0.95%	0.78%	0.86%	0.02%	0.06%	0.04%	8.9%

表5 分块大小为 400 时各方法数据处理结果

方法	原始BER			编码BER			FER
	T1	T2	平均	T1	T2	平均	
SBL	5.59%	5.14%	5.37%	3.89%	3.25%	3.58%	45.6%
TSBL	4.78%	4.31%	4.55%	3.09%	2.90%	2.99%	36.7%
SBL-SBL	1.99%	1.57%	1.78%	0.61%	0.36%	0.49%	18.9%
本文方法	0.80%	0.72%	0.76%	0.02%	0.01%	0.015%	2.2%

率。利用了两个连续数据块的相关性, TSBL 算法较 SBL 算法, 性能有所提升, 在解码后获得了 1.93% 的误码率和 44.4% 的误帧率。相对于上面两种算法, SBL-SBL 算法通过迭代信道估计在一定程度上缓解了信道时变带来的影响, 获得了更低的误码率, 然而, 当反射声子信道时变严重时, 初始信道估计会带来较大的误差, 因此其仍然存在误差传播。相反, 所提方法分开处理不同的子信道, 分离了不同子信道之间的时变性和稀疏性, 从而有效提升了系统的性能, 在 2 次迭代后, 所提方法实现了 0.04% 的编码误码率和 8.9% 的误帧率, 比现有方法好一个数量级。当数据分块变长时, 理论上会获得更好的信道估计结果。从表 5 可以看出, 当数据分块为 $N_b = 400$ 时, 所有的方法都产生了更低的误帧率。然而, 相对于 $N_b = 300$ 的情况, SBL 算法和 TSBL 算法获得了更高的误码率结果, 因为分块长度的增加会加剧数据块之间的时变性。相反, SBL-SBL 算法和所提算法考虑了信道的时变性, 当数据分块变长时, 获得了更好的信道估计性能。

图 10 给出了不同算法的 BER 性能, 即第二次迭代后达到 BER 范围的数据帧的百分比。图 10(a) 中 TSBL 和 SBL-SBL 算法对应的 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比基本相同, 而图 10(b) 中 SBL-SBL 对应的 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比明显优于 TSBL 算法, 这是因为块

长较短时初始 SBL 估计信道的误差较大, 从而导致第二次信道估计有较大的误差。对于所提方法, 不存在该情况, 在两种块长情况下都实现了最优的性能。相对于图 10(a), 在图 10(b) 中所有方法对应的编码 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比都显著增加。然而, 对于 SBL 和 TSBL 来说, 编码 $\text{BER} > 10^{-1}$ 的块的百分比也在显著增加, 这是因为随着分块长度的增加, 不同块之间对应信道的时变性也在变强, 此时将前一数据块的信道直接用于当前块会导致更大误差。

接下来, 为了进一步验证所提方法的信道估计性能, 图 11 给出了分块大小为 400 时各方法对应的均衡器输出的符号均方误差 (S-MSE), S-MSE 定义为各均衡器均衡结果与真实结果之间均方误差的分贝值, 可以表示为

$$\text{MSE} = 10\log_{10}(E(\hat{x} - x)^2), \quad (20)$$

其中, $\hat{x}$ 为均衡器输出结果, x 为发送的真实信号。由于接收信号是固定的, S-MSE 值越小表明信道估计结果越接近真实结果。由于实验时海况较差, 各数据帧之间的通道条件相差较大, 因此 S-MSE 曲线抖动较大。从图 11 可以看出, 各种方法在不同数据帧之间的 S-MSE 的变化趋势是相同的。由于没有考虑信道的时变特性, 传统的 SBL 算法和 TSBL 算法对应的 S-MSE 较大, 其信道估计性能较差; 考虑了信

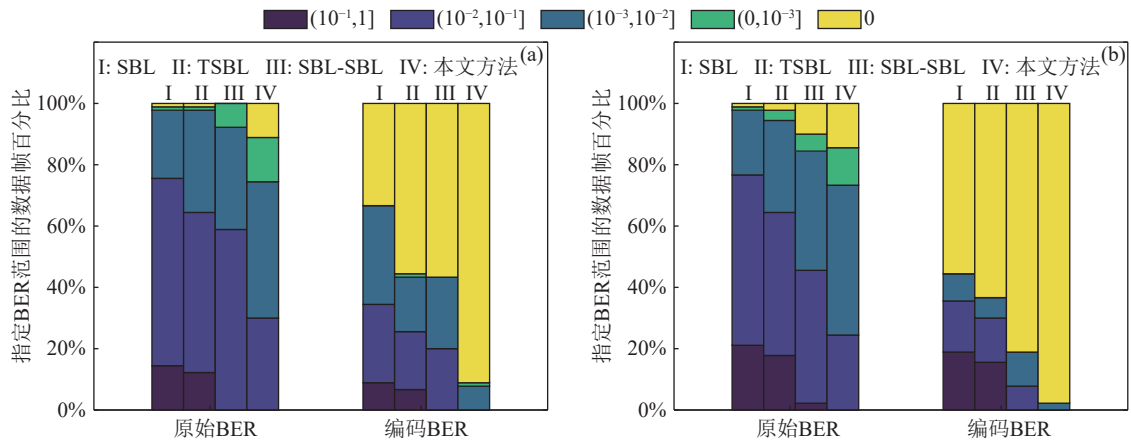


图 10 各方法误码率统计结果 (a) 块长 300; (b) 块长 400

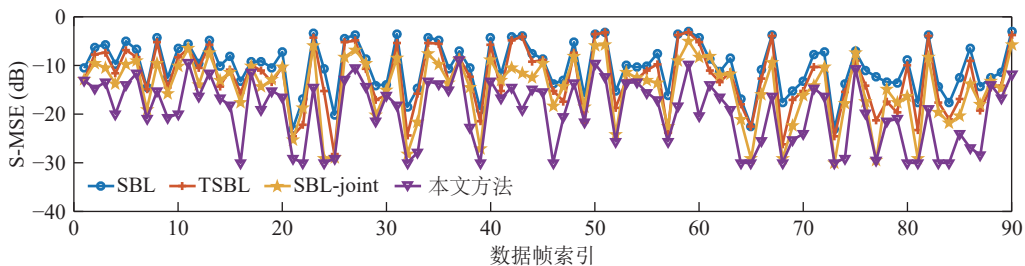


图 11 每帧数据对应的 S-MSE 曲线

道时变性, SBL-SBL 算法性能有所改善, 然而, 在某些数据帧下, 由于初始信道估计误差大, 其性能甚至差于 TSBL 算法; 作为对比, 所提方法对应的 S-MSE 最低, 其估计信道最接近实际信道。

3.3.2 Data3 解码结果

本节处理数据 Data3, Data3 共包含 8 帧数据。将数据分块大小设置为 $N_b = 125$, 共处理了 288 块数据, 288 个数据块对应的平均误码率如表 6 所示。相对于 Data1 和 Data2, 所有方法在 Data3 中都获得了更低的误码率。这是因为 Data3 数据速率低, 多途扩展符号数少, 可以采用更小的分块应对时变信道。从表 6 可以看出, 所提方法具有最好的性能, 在迭代 2 次后实现了编码 BER 为 0。

表 6 各方法数据处理结果

方法	原始 BER		编码 BER	
	Iter 1	Iter 2	Iter 1	Iter 2
SBL	13.20%	4.41%	4.97%	1.40%
TSBL	12.84%	2.67%	3.83%	0.52%
SBL-SBL	11.52%	1.20%	1.57%	0.05%
本文方法	10.37%	0.29%	0.47%	0

图 12 给出了不同算法在前两次迭代后达到 BER 范围的数据块的百分比, 左面两簇代表的是原始 BER, 右面两簇代表的是编码 BER。对于原始 BER, 在第一次迭代时, 由于缺乏先验信息各种方法的性能差异较小, 在第二次迭代时, 所提方法的优势明显, $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比接近 60%。对于编码 BER, 在第二次迭代时, SBL 算法 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比接近 40%, TSBL 算法 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比达到了 75%, SBL-SBL 算法考虑了信道的时变性, 其 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比接近 90%, 所提方法具有最好的性能, 在两次迭代后, 其 $\text{BER} < 10^{-3}$ 的块的百分比达到了 100%。进一步, 图 13 给出了 T3 每帧数据对应的 S-MSE 性能。和 T1、T2 类似, 所提方法具有最低的 S-MSE, 表明所提方法的信道估计结果最接近实际信道。

综上, 在 RAP 信道下, 所提方法相对于现有方法展现了更好的信道估计性能。值得注意的是, 对于其他场景下具有类似结构的水声信道, 所提方法同样适用。

4 复杂度分析

本节分析所提信道估计算法的计算复杂度并将其与现有方法进行比较。表 7 给出了各种算法在每次迭代中对应的计算复杂度, 其中 L 表示信道长度,

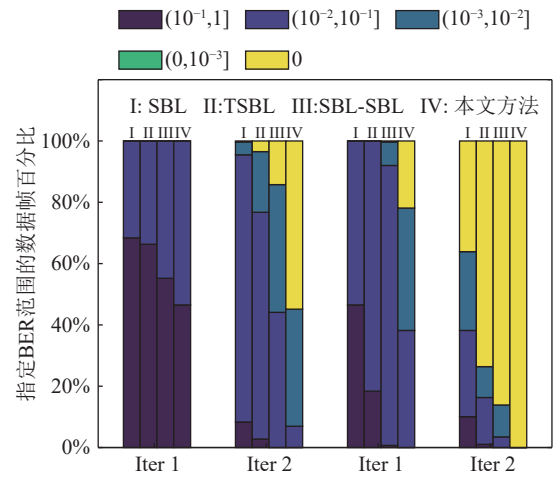


图 12 各方法误码率统计结果

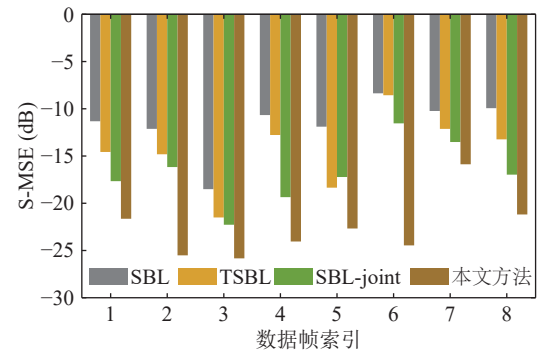


图 13 每帧数据对应的 S-MSE

L_d 表示各子信道长度, 满足 $L_d < L$, $\sum_{d=1}^D L_d = L$, N_p 表示用来估计信道的信息序列的长度, T_1 表示 SBL-SBL 的自迭代次数, T_2 表示所提方法的自迭代次数, B 表示 TSBL 算法联合数据块的个数。传统的 SBL 算法涉及矩阵反演, 其信道估计的复杂度为 $\mathcal{O}(N_p L^2) + \mathcal{O}(L^3)$; TSBL 算法考虑连续几个块的相关性, 同时进行估计, 因此其计算复杂度最高; SBL-SBL 算法在每次自迭代中等效于一次 SBL 算法, 因此其计算复杂度和 SBL 相同; 所提的方法利用 VAMP 迭代估计各子信道, 在每次自迭代中复杂度为 $\sum_{d=1}^D (\mathcal{O}(N_p L_d) + \mathcal{O}(L_d^2))$, 相对于现有的方法, 其复杂度最低。在表 7 里没有考虑奇异值分解的计算复杂度, 因为它只需要脱机执行一次。

表 7 计算复杂度对比

方法	计算复杂度
SBL	$\mathcal{O}(N_p L^2) + \mathcal{O}(L^3)$
TSBL	$\mathcal{O}(B^3 N_p L^2) + \mathcal{O}((BL)^3)$
SBL-SBL	$T_1 (\mathcal{O}(N_p L^2) + \mathcal{O}(L^3))$
本文方法	$T_2 \sum_{d=1}^D (\mathcal{O}(N_p L_d) + \mathcal{O}(L_d^2))$

5 结论

本文提出了一种深海 RAP 环境下的鲁棒水声信道估计方案, 该方案在 VBI 框架下使用 VAMP 算法实现每簇子信道的近似 MMSE 估计。首先, 将 RAP 信道建模为多簇子信道的串联, 构建了基于 VBI 的迭代信道估计模型, 降低了信道矢量的维度, 并且分离了不同簇信道的稀疏度; 然后, 利用低复杂度的 VAMP 算法近似每簇信道的后验分布, 避免了频繁的矩阵求逆运算; 最后, 为了提高第一次迭代时的信道估计精度, 在 VAMP-VBI 信道估计的基础上提出了基于直达声时间相关性的信道、符号的联合估计方法。深海实验结果表明, 在 RAP 信道下, 所提方法在误码率和鲁棒性方面均优于现有方法。

参 考 文 献

- 1 Tao J, Wu Y, Han X, *et al.* Sparse direct adaptive equalization for single-carrier MIMO underwater acoustic communications. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2020; **45**(4): 1622–1631
- 2 Jiang W, Diamant R. Long-range underwater acoustic channel estimation. *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, 2023; **22**(9): 6267–6282
- 3 Tao J, Wu J, Zheng Y R, *et al.* Enhanced MIMO LMMSE turbo equalization: Algorithm, simulations, and undersea experimental results. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2011; **59**(8): 3813–3823
- 4 Zheng Y R, Wu J, Xiao C. Turbo equalization for single-carrier underwater acoustic communications. *IEEE Commun. Mag.*, 2015; **53**(11): 79–87
- 5 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
- 6 Qi Y, Zhou S, Liu C, *et al.* Depth estimation for broadband sources with a vertical line array in deep water. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2024; **155**(2): 1103–1118
- 7 王梦圆, 李整林, 吴双林, 等. 深海大深度声传播特性及直达声区水下声源距离估计. *声学学报*, 2019; **44**(5): 905–912
- 8 Zheng G, Zhu F, Shao Y, *et al.* A method for steering vector modification based on the arrival Pattern of reliable acoustic path in deep sea. 2022 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing, Xiamen, China, 2022: 1–6
- 9 Kniffin G, Boyle J, Zurk L, *et al.* Performance metrics for depth-based signal separation using deep vertical line arrays. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2016; **139**(1): 418–425
- 10 Qiu C, Ma S, Chen Y, *et al.* Reliable acoustic path and direct-arrival zone spatial gain analysis for a vertical line array. *Sensors*, 2018; **18**(10): 3462
- 11 Wang N, Duan R, Ma Y. Track before detect method based on particle filter in the reliable acoustic path. 2023 6th International Conference on Information Communication and Signal Processing, Xi'an, China, 2023: 482–486
- 12 Jiang X, Zeng W, Cheng E, *et al.* Multipath channel estimation using fast least-squares algorithm. 2011 3rd International Conference on Communications and Mobile Computing, Qingdao, China, 2011: 433–436
- 13 Athaudage C R N, Jayalath A D S. Enhanced MMSE channel estimation using timing error statistics for wireless OFDM systems. *IEEE Trans. Broadcast.*, 2004; **50**(4): 369–376
- 14 Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 2009; **55**(5): 2230–2249
- 15 刘彪, 贾宁, 黄建纯, 等. 最优路径搜索压缩感知水声通信信道估计. *声学学报*, 2022; **47**(3): 321–328
- 16 Hosein M, Massoud B, Christian Jutten. A fast approach for over-complete sparse decomposition based on smoothed ℓ_0 norm. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2009; **57**(1): 289–301
- 17 Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *J. Mach. Learn. Res.*, 2001; **1**(3): 211–244
- 18 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
- 19 Zhang Z, Rao B. Sparse signal recovery with temporally correlated source vectors using sparse Bayesian learning. *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, 2011; **5**(5): 912–926
- 20 Prasad R, Murthy C, Rao B. Joint approximately sparse channel estimation and data detection in OFDM systems using sparse Bayesian learning. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2014; **62**(14): 3591–3603
- 21 Yin J W, Zhu G J, Han X, *et al.* Temporal correlation and message passing-based sparse Bayesian learning channel estimation for underwater acoustic communications. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2024; **49**(2): 522–541
- 22 Zou X, Li F, Fang J, *et al.* Computationally efficient sparse Bayesian learning via generalized approximate message passing. 2016 IEEE International Conference on Ubiquitous Wireless Broadband, Nanjing, China, 2016: 1–4
- 23 Chen W, Tao J, Ma L, *et al.* Vector-approximate-message-passing-based channel estimation for MIMO-OFDM underwater acoustic communications. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2024; **49**(2): 496–506
- 24 Tong W, Ge W, Han X, *et al.* A low-complexity algorithm based on variational Bayesian inference for MIMO channel estimation. *Appl. Acoust.*, 2023; **211**: 109512
- 25 Abraham. D. A, Willett. P. K. Active sonar detection in shallow water using the Page test. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2002; **27**(1): 35–46
- 26 王悦悦, 王海斌, 台玉朋, 等. 深海远程正交频分复用声通信簇约束的分布式压缩感知信道估计. *应用声学*, 2023; **42**(3): 454–466
- 27 Tzikas D G, Likas A C, Galatsanos N P. The variational approximation for Bayesian inference. *IEEE Signal Process Mag.*, 2008; **25**(6): 131–146
- 28 Rangan S, Schniter P, Fletcher A K. Vector approximate message passing. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 2019; **65**(10): 6664–6684
- 29 Qarabaqi P, Stojanovic M. Modeling the large scale transmission loss in underwater acoustic channels. 2011 49th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Monticello, IL, USA, 2011: 445–452
- 30 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