极地脉冲噪声环境下水声信道时延-多普勒 参数估计方法*

张哲铭^{1,2,3} 韩 笑^{1,2,3†} 葛 威^{1,2,3} 杨舒允^{1,2,3} 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)
 2024年3月4日收到
 2024年4月27日定稿

摘要 针对极地脉冲噪声导致现有估计算法性能下降甚至失效的问题,提出了一种鲁棒的正交匹配追踪算法。首先,通过引 入最大相关熵准则 (MCC) 实现原子基的准确选择;其次,利用 L₁ 范数重构损失函数,减轻脉冲噪声对于参数求解的影响。同 时,采用基于分布式迭代优化策略的交替方向乘子法 (ADMM),高效地获取全局最优解。数值仿真和基于中国第九次北极科 考冰下实测脉冲噪声数据处理结果表明,所提方法相较于经典算法有明显的性能提升,在脉冲噪声下具有更高的估计精度和 更强的鲁棒性。

关键词 时延-多普勒信道,参数估计,极地脉冲噪声,稀疏表示,最大相关熵准则
 PACS: 43.30, 43.60
 DOI: 10.12395/0371-0025.2024070
 CSTR: 32049.14.11-2065.2024070

Estimation method of underwater acoustic channel delay-Doppler parameters in polar impulsive noise environment

ZHANG Zheming^{1,2,3} HAN Xiao^{1,2,3†} GE Wei^{1,2,3} YANG Shuyun^{1,2,3} 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)

Received Mar. 4, 2024

Revised Apr. 27, 2024

Abstract To tackle the challenge where existing estimation algorithms exhibit performance deterioration or complete failure in polar environments due to impulsive noise, this paper presents a robust orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm. Firstly, accurate selection of atom bases is achieved by introducing the maximum correntropy criterion (MCC). Secondly, the L_1 -norm is utilized to reconstruct the loss function, mitigating the impact of impulse noise on parameter estimation. Simultaneously, the alternating direction method of multipliers (ADMM) is employed to efficiently obtain the global optimal solution. Numerical simulations and the processing of experimental data collected from the 9th Chinese National Arctic Research Expedition have shown that the proposed method exhibits significant performance improvements compared to classical algorithms. Specifically, it exhibits higher estimation accuracy and stronger robustness under impulsive noise conditions.

Keywords Delay-Doppler channel, Parameter estimation, Polar impulsive noise, Sparse representation, Maximum Correntropy Criterion

^{*} 国家重点研发计划项目 (2021YFC2801204)、国家自然科学基金项目 (62127801) 和水声技术重点实验室稳定支持课题 (JCKYS 2022604SSJS001) 资助

[†] 通讯作者: 韩笑, hanxiao1322@hrbeu.edu.cn

引言

水声通信技术是在水下进行无线信息传输的重要手段。然而,水下声传播环境复杂,边界的多次反射或物体的散射会造成典型的多径传播,导致接收端形成多个具有不同时延和幅度衰减的发射波形副本的叠加^[1]。此外,由于水中声速仅为1500 m/s,收发双方之间以及反射界面的相对运动,会产生显著的多普勒效应。上述影响的共同作用,导致了水声信道的时延-多普勒双扩展现象,给水声信道估计、水声定位、水声通信等带来了挑战^[2]。为了更为精准的获取信道特征,实现高可靠的水声通信和高精度的水声定位,对时延和多普勒参数同时进行估计是十分必要的。

匹配滤波 (MF) 是进行时延-多普勒参数估计的 经典方法,它通过估计接收信号与已知发送信号之 间的互模糊函数 (CAF) 实现^[3,4]。Yu 等通过在宽带 模糊函数基础上引入分数阶傅里叶变换方法,提升 了标准匹配滤波算法的性能^[5]。然而,受限于时间带 宽积,基于互模糊函数算法的分辨率有待提高。基 于稀疏表示的信道脉冲响应估计近年来得到了广泛 关注,水声信道天然的稀疏特性,也加速了相关技术 的发展。以正交匹配追踪 (OMP) 为代表的压缩感知 算法,广泛应用于水声信道参数估计^[6,7]。Qu等考虑 到大字典矩阵下的计算复杂度,提出了一种两级稀 疏信道估计技术,大大减少了传统正交匹配追踪算 法在网格上搜索的候选对象数量,降低了计算复杂 度^[8]。伍飞云等通过引入非均匀范数约束,解决了传 统算法容易进入局部最优和二维搜索导致运算复杂 度高等问题^[9]。Sun 在传统正交匹配追踪的基础上, 引入了 Gram-Schmidt 正交过程, 避免了逆运算, 提高 了时延-多普勒的估计精度和效率^[10]。Cang等基于 稀疏表示理论和解卷积思想,提高了时延估计的分 辨率^[11]。Wei等在传统算法中引入动态调整机制, 实现了稀疏度自适应,显著降低了计算量[12]。

然而,上述方法都是基于高斯噪声模型背景展 开的,在极地环境中,由于冰面的破裂、碰撞、挤压 和摩擦等运动,会造成大量的高频次、大幅度冲激噪 声^[13,14]。这类噪声的概率密度函数具有较高的拖尾 厚度,无法使用高斯分布对其进行有效的表征。基 于广义中心定理提出的对称α稳定(SαS)分布是用 来表示脉冲噪声的一种简单且常见的模型^[15,16]。该 分布下,噪声不具有二阶及以上高阶特征矩,因此之 前提到的基于高斯噪声模型假设的传统估计方法的 性能将严重下降[17]。

针对脉冲噪声下的水声信道参数估计,研究人 员提出了多种优化算法以提高脉冲噪声下的估计性 能。黄健等采用基于分数低阶协方差谱的广义互相 关函数,实现了鲁棒的时延估计^[18]。陈梦等分析了 脉冲噪声导致估计算法失效的原因,并设计了一种 新型分段非线性幅值变换函数^[19]。Dong 等通过在 传统匹配滤波器中引入L。范数约束,有效地抑制了 脉冲噪声干扰,并利用实测脉冲噪声对算法的鲁棒 性进行了验证^[20,21],但该算法求解复杂度较高。 Tian等采用基于M估计的鲁棒正交匹配追踪 (RobOMP)算法,实现了脉冲噪声下的信道估计,并 提高了后续信号检测能力^[22]。然而,上述方法仅考 虑了信道的时延特性,冰下平台的运动和极地区域 常见的冰面漂移等现象,会造成时延-多普勒耦合效 应,导致相关算法的时延估计性能不佳^[10]。因此,为 了准确获取水声信道参数,需要进一步对时延-多普 勒参数开展联合估计。

针对上述问题,为了实现极地脉冲噪声环境中 水声信道参数的准确稳健估计,本文结合最大相关 熵准则 (MCC) 和 L₁范数约束,提出了一种改进的正 交匹配追踪算法。首先,利用 MCC 对于脉冲噪声的 抑制特性,实现原子基的有效选择;其次,利用 L₁范 数重构目标函数,实现脉冲干扰下的参数求解。同 时,通过引入基于分布式迭代优化策略的交替方向 乘子法 (ADMM) 加快了求解速度。数值仿真和基于 中国第九次北极科考冰下实测脉冲噪声数据处理结 果验证了算法的有效性和鲁棒性。

1 基本模型与理论

1.1 时延-多普勒双扩展信道模型

水声信道可视为线性时变信道,信道响应 h(τ,t) 可以采用时变多径冲击模型描述为^[23]

$$h(\tau,t) = \sum_{q=1}^{Q} a_q(t) \delta(\tau - \tau_q(t)), \qquad (1)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 表示冲击函数, *Q*是多径数目, $a_q(t)$ 和 $\tau_q(t)$ 分别为第*q*条路径上的幅度衰减和路径时延。幅度的衰减主要是由界面反射和介质的吸收引起的; 多途路径的不一致性导致了接收信号副本对应时延的差异。

同时,由于水下声传播速度较慢,信号收发双方 之间的相对运动会导致显著的多普勒现象。针对这 一问题,假设发射信号 *s*(*t*)的持续时间为*T*,在一个 同步周期T内,幅度衰减 $a_q(t)$ 和时间延迟 $\tau_q(t)$ 可进行如下近似表示

$$a_q(t) \approx a_q,$$
 (2)

$$\tau_q(t) \approx \tau_q' - d_q' t, \tag{3}$$

式 (2) 中假设同步周期内路径上的幅值衰减是不变的。式 (3) 中 τ_q' 为路径的初始时延因子, d_q' 为第 q条路径上与发射源和接收器之间相对运动速度相关的系数。根据射线声学理论, d_q' 的大小取决于传播路径上收发双方之间的相对径向速度 v_q 与声传播速度 c的比值^[10], 即

$$d_q' \approx \frac{v_q}{c} = \frac{\|\boldsymbol{\nu}\|\cos\left(\theta_q\right)}{c},\tag{4}$$

其中, **ν**为运动矢量, ||·||为取模值, θ_q为路径 q所对 应声线的掠射角。将式 (2)和式 (3)代入式 (1)中, 可 进一步将时变多径信道模型描述为

$$h(\tau,t) = \sum_{q=1}^{Q} a_q \delta(\tau - (\tau_q' - d_q't)).$$
(5)

1.2 噪声声压统计模型

高斯噪声是最为常见的一种海洋背景噪声,然 而冰层的大范围形变、破裂、挤压、摩擦和融化等过 程会产生大量的脉冲声,导致单一的高斯噪声模型 已无法有效的表征极地噪声背景。相关研究表明, 脉冲噪声可以使用 SaS分布进行声压统计建模,其 特征函数可表示为

$$\varphi(w) = e^{-\gamma |w|^{\alpha}},\tag{6}$$

其中, w为表示声压的随机变量; $\alpha \in (0,2]$ 是表征概 率密度函数拖尾厚度的特征指数, α 越大, 偏离中值 的样本个数越少, 脉冲特性越弱; 当 $\alpha = 2$ 时, S α S分 布退化为高斯分布; $\gamma \in (0,+\infty)$ 是表示分布范围的尺 度参数, 其作用与方差类似, 用于表征噪声的起伏 程度。

1.3 相关熵理论

相关熵可以用来度量两个随机变量*X*和*Y*之间的相似性,其定义为^[24]

$$M_{\sigma}(X,Y) = \mathbb{E}[k_{\sigma}(X,Y)], \qquad (7)$$

其中, $E[\cdot]$ 表示期望, $k_{\sigma}(\cdot)$ 表示核函数, σ 为核长。高 斯核函数是使用最为广泛的一种核函数, 可表示为

$$k_{\sigma}(X,Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{|X-Y|^2}{2\sigma^2}\right].$$
 (8)

实际上,由于随机变量的联合概率密度函数难

以获取,一般可以通过有限的采样数据{(x_i,y_i)}^N_{i=1}计 算相关熵的估计值,其中N为采样点数,即

$$\widehat{\mathcal{M}}_{\sigma}(X,Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} k_{\sigma}(x_i - y_i).$$
(9)

根据相关熵的有界性 $M_{\sigma}(X,Y) \leq M_{\sigma}(0)$ 和对称 性 $M_{\sigma}(X,Y) = M_{\sigma}(Y,X)$,可以得到相关熵诱导距离 (Correntropy Induced Metric, CIM):

$$CIM(X, Y) = [k_{\sigma}(0) - M_{\sigma}(X, Y)]^{1/2}, \qquad (10)$$

即 CIM 越小,两个变量之间的相似程度越高。基于 CIM 距离测度,最大相关熵准则被定义为

$$MCC(X, Y) = \max E[k_{\sigma}(X - Y)].$$
(11)

由式(8)可以看出,相关熵本质上是一种受限的 "局部测量"方法,当误差大于由核长控制的某一阈 值时,相关熵趋近于0,因此,只有处于约束范围内的 样本才能够有效地参与相似性度量的计算,根据这 一特性,可以有效地抑制脉冲噪声。

2 基于最大相关熵准则和L₁范数约束 的时延-多普勒估计方法

假设发射信号为 s(t),则经过多径传播后的接收 信号 y(t)可表示为

y(t) =
$$h(\tau, t) \otimes s(t) + w(t) = \int h(\tau, t) s(t - \tau) + w(t)$$
, (12)
其中, ⊗表示卷积, $h(\tau, t)$ 为式 (5) 所示的时变多径冲
击信道响应, $w(t)$ 为式 (6) 所表征的脉冲噪声。接收
信号可以进一步写为

$$y(t) = a_q \int \delta(\tau - (\tau_q' - d_q't))s(t - \tau) d\tau + w(t) =$$

$$\sum_{q=1}^{Q} a_q s(t - (\tau_q' - d_q't)) + w(t) =$$

$$\sum_{q=1}^{Q} a_q s\left((1 + d_q')\left(t - \frac{\tau_q'}{1 + d_q'}\right)\right) + w(t). \quad (13)$$

为了便于表述,定义等效时延 $\tau_q = \tau_q'/(1+d_q')$, 等效多普勒因子 $d_q = 1 + d_q'$,接收信号可简化为

$$y(t) = \sum_{q=1}^{Q} a_q s(d_q(t - \tau_q)) + w(t).$$
(14)

即接收信号是发射信号分别经历Q个不同时延、多 普勒缩放以及幅度衰减之后的总和。

对式 (14) 进行离散化处理, 并定义如下的参数 集合:

$$d_q \in \mathbf{R}_d = \{d_0, d_1, \cdots, d_{N_d-1}\},$$
(15)

$$\tau_q \in \mathbf{R}_{\tau} = \{\tau_0, \tau_1, \cdots, \tau_{N_{\tau}-1}\},\tag{16}$$

其中, $d_q = d_0 + (q-1)\Delta_d$, $\tau_q = \tau_0 + (q-1)\Delta_r$, $d_0 \approx \pi_0$ 表示 多普勒因子和时延估计的最小可能值, $\Delta_d \approx \Delta_r$ 分别 表示对应的搜索精度, $N_d \approx N_r$ 表示可能的多普勒因 子和时延个数。因此, 接收信号 y 的离散形式可写为

$$y = Gh + w, \tag{17}$$

其中, $y = [y_1, y_2, \dots, y_L]^T$, $w = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$ 分别表 示接收信号和噪声的离散采样, *L*为接收信号长度。 发射信号 *s* 经不同多普勒因子作用并循环移位构成 的 N_d 个 Toeplitz 矩阵共同组成字典矩阵 *G*, 可表示为

$$\boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{g}_{d_1}, \boldsymbol{g}_{d_2}, \cdots, \boldsymbol{g}_{d_{N_d}} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{L \times N_d N_\tau},$$
(18)

$$\boldsymbol{g}_{i} = \begin{bmatrix} s_{1}(d_{i}) & 0 & \cdots & 0 \\ s_{2}(d_{i}) & s_{1}(d_{i}) & \ddots & \vdots \\ \vdots & s_{2}(d_{i}) & \ddots & 0 \\ s_{N_{s}}(d_{i}) & \vdots & \ddots & s_{1}(d_{i}) \\ 0 & s_{N_{s}}(d_{i}) & \ddots & s_{2}(d_{i}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & s_{N_{s}}(d_{i}) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{L \times N_{r}}, \quad (19)$$

其中, *N*_s为发送信号长度; *s*_m(*d*_n)表示对发射信号 *s* 的第*m*个采样点施加多普勒因子 *d*_n的作用。*h*是 *N*_d*N*_r 维的待估计向量:

$$\boldsymbol{h} = [\boldsymbol{h}_1^{\mathrm{T}}, \boldsymbol{h}_2^{\mathrm{T}}, \cdots, \boldsymbol{h}_{N_d}^{\mathrm{T}}] \in \mathbb{R}^{N_d N_r},$$
(20)

$$\boldsymbol{h}_{j} = [h_{j}(1), h_{j}(2), \cdots, h_{j}(N_{\tau})]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{N_{\tau}}, \ j = 1, 2, \cdots, N_{d}.$$
(21)

可以通过求解式(17)对时延-多普勒参数进行 估计。时延多普勒参数共有 N_dN_r个组合作为候选, 对应于待估计信道 h 的长度。由于待求解未知量数 目远大于观测数量 L,所以方程是严重病态的,具有 无穷多组解。根据式(5)可知,水声信道具有稀疏特 性,即h中大量元素为 0,因此可以利用稀疏表示理 论求解该欠定方程,实现对稀疏向量 h 的重构,从而 进一步找到与稀疏解相对应的多普勒因子和时延 参数。 压缩感知 (CS) 是实现稀疏估计的一种有效方法,其中以 OMP 为代表的贪婪追踪算法在高斯噪声下的双扩展信道估计中已经得到了广泛研究,其将式 (17) 表示为 L₂范数约束下的优化问题:

$$\boldsymbol{h} = \arg\min_{\boldsymbol{h}} \|\boldsymbol{y} - \boldsymbol{G}\boldsymbol{h}\|_{2}^{2},$$

s.t. $\|\boldsymbol{h}\|_{0} \leq Q,$ (22)

其中, ||·||₀和||·||₂分别为L₀范数和L₂范数, Q为预设的稀疏度, 即信道多径数目。其具有表1所示的典型实现流程。

典型 OMP 算法进行脉冲噪声下的信号处理存 在两个问题。一是内积是在 L_2 空间中进行定义的, 其并不具备抗离群值的能力,因此不适合用于表征 脉冲噪声下向量间的相关性(相似度)。二是由于除 高斯分布 ($\alpha = 2$ 时)外的 S α S分布不存在二阶矩,因 此采用 L_2 范数约束构建的信道结计会传递到下一次 的原子基选择与参数估计中,导致错误的连续发 生。基于上述问题,本文提出了一种基于 MCC 和 L_1 范数约束的改进 OMP 方法,利用相关熵作为相似性 度量准则,增强脉冲噪声下原子选择的鲁棒性;采用 L_1 范数重新构建目标函数,增强信道估计的准确 性。表 2 中描述了算法的具体流程。

相关熵对信号的"局部相似性"进行度量,能够 有效去除局部异常值的影响。同时,相关熵的核长 对噪声并不十分敏感,无需 SaS分布的先验知识,相 比于常规的基于低阶统计量参数选取的方法,具有 更好的使用前景^[25]。

在表 2 的步骤 3) 中,为了抑制异常脉冲值的影响,采用 L₁ 范数对式 (22) 中的优化目标进行重构,并 得到如下的优化目标:

$$\widehat{\boldsymbol{h}} = \arg\min_{\boldsymbol{h}} \frac{1}{\mu} \|\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{J}}\boldsymbol{h} - \boldsymbol{y}\|_{1} + \|\boldsymbol{h}\|_{1}.$$
(23)

该问题可以采用标准的优化工具如 CVX 工具箱进 行求解。但该方法效率较低,求解时间过长,不利于 信号的实时处理,下面通过引入 ADMM 实现全局最 优解的高效获取。

表 1 典型 OMP 算法实现流程

| 输入 | 接收信号 y ,字典矩阵 G ,稀疏度 Q |
|-----|--|
| 初始化 | 迭代次数索引 $i = 1$, 残差 $e_i = y$, 原子索引集合 $J = 0$, h 的估计值 $\hat{h} = 0$ |
| 迭代 | 1) 计算残差与各原子的内积, 并选择内积最大的原子, $j = \arg \max_j \mathbf{c}_j^T \mathbf{e}_i $ (其中 \mathbf{c}_j 表示字典矩阵 \mathbf{G} 中第 j 个原子, 即 \mathbf{G} 的第 j 列), 并将索引 j 放入集合 \mathbf{J} 中, 即 $\mathbf{J} = \mathbf{J} \cup \{j\}$; 2) 计算信道的估计值 $\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{G}_J^T \mathbf{G}_J)^{-1} \mathbf{G}_J^T \mathbf{y}$, 这里的 \mathbf{G}_J 表示由1)中挑选出来的原子 $\mathbf{c}_j (j \in \mathbf{J})$ 组成的基原子矩阵; 3) 更新 $i = i + 1$, 如果 $i < Q$, 返回步骤1), 否则输出 $\hat{\mathbf{h}}$ 。 |
| 输出 | 信道估计值 \hat{h} |

表 2 基于 MCC 和 L1 范数约束的改进 OMP 算法实现流程

| 输入 | 接收信号 y ,字典矩阵 G ,稀疏度 Q |
|-----|---|
| 初始化 | 迭代次数索引 $i = 1$, 残差 $e_i = y$, 原子索引集合 $J = 0$, h 的估计值 $\hat{h} = 0$; |
| 迭代 | 1) 计算残差与各原子的相关熵,并选择相关熵最大的原子,即 $j = \arg \max_{I} M_{\sigma}(c_{J}^{T}, e_{i}) $,并将索引 j 放入集合 J 中,即 $J = J \cup \{j\}$; 2) 计算信道的估计值 $\hat{h} = \arg \min_{h} v - G_{J}h _{1}$ (这里采用ADMM方法求解,下文中有详细说明); 3) 更新 $i = i + 1$,如果 $i < Q$,返回步骤1),否则输出 \hat{h} 。 |
| 输出 | 信道估计值 ĥ |

表 3 ADMM 算法求解流程

| 输入 | 原子素引集合 G_J , 残差矩阵 y , 设置超参数 ε , ρ , κ , K 和 ξ |
|-----|--|
| 初始化 | 迭代次数索引 $k = 1$,待估计中间变量 $z^k = 0$, $h^k = 0$, $u^k = 0$ |
| 迭代 | 1) 根据式(26)计算 z^{k+1} ; 2) 根据式(27)计算 h^{k+1} ; 3) 根据式(28)计算 u^{k+1} ; 4) 更新 $k = k+1$, 如果 $\ h^k - h^{k-1}\ ^2 < \xi$ 或 $k > K$, 则输出结果 $\hat{h} = h^{k+1}$, 否则返回步骤1)。 |
| 输出 | 信道估计值 Â |

ADMM 解决优化问题的思路是将难以求解的 全局问题拆分为多个容易求解的局部子问题,并进 行迭代优化和交替求解。对式 (23) 引入辅助变量 z, 可以到如下的目标函数

$$\min_{z,h} \left\{ \frac{1}{\varepsilon} \| z \|_1 + \| h \|_1 \right\} \text{ s.t. } \boldsymbol{G}_J \boldsymbol{h} - \boldsymbol{y} = \boldsymbol{z}, \qquad (24)$$

其中, ε为正则化参数,用于控制待求解向量 h 的稀 疏度在整个优化函数中的权值。文献 [26] 中的试验 表明,当ε的取值在 0.4~0.8 之间时,上述问题可以取 得较好的结果。式 (24) 对应的增广拉格朗日形式为

$$\mathcal{L}_{\rho}(\boldsymbol{z},\boldsymbol{h},\boldsymbol{u}) = \frac{1}{\varepsilon} ||\boldsymbol{z}||_{1} + ||\boldsymbol{h}||_{1} - \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{G}_{J}\boldsymbol{h} - \boldsymbol{y} - \boldsymbol{z}) + \frac{\rho}{2} ||\boldsymbol{G}_{Jh} - \boldsymbol{y} - \boldsymbol{z}||_{2}^{2}, \qquad (25)$$

其中, **u**为对偶变量, ρ>0是与增广相关的惩罚系数。ADMM 通过优化下面三个子代价函数, 对变量 **z**、**h**和**u**进行交替求解

$$\boldsymbol{z}^{k+1} = \arg\min_{\boldsymbol{z}} \left(\frac{1}{\varepsilon} \|\boldsymbol{z}\|_{1} + \frac{\rho}{2} \left\| \boldsymbol{G}_{J} \boldsymbol{h}^{k} - \boldsymbol{y} - \boldsymbol{z} - \frac{\boldsymbol{u}^{k}}{\rho} \right\|_{2}^{2} \right), \quad (26)$$

$$\boldsymbol{h}^{k+1} = \arg\min_{\boldsymbol{h}} \left(\|\boldsymbol{h}\|_{1} + \frac{\rho}{2} \left\| \boldsymbol{G}_{J} \boldsymbol{h} - \boldsymbol{y} - \boldsymbol{z}^{k+1} - \frac{\boldsymbol{u}^{k}}{\rho} \right\|_{2}^{2} \right), \quad (27)$$

$$\boldsymbol{u}^{k+1} = \boldsymbol{u}^{k} - \rho \left(\boldsymbol{G}_{J} \boldsymbol{h}^{k+1} - \boldsymbol{y} - \boldsymbol{z}^{k+1} \right).$$
(28)

式 (26) 和式 (27) 的求解问题,本质上是 L₂-L₁ 问题,这里通过对式 (27) 所示目标函数的二次项进 行线性化进行近似求解,在 **q**^k 处有

$$\frac{1}{2} \left\| \boldsymbol{G}_{\boldsymbol{J}} \boldsymbol{h} - \boldsymbol{q}^{k} \right\|_{2}^{2} \approx \frac{1}{2} \left\| \boldsymbol{G}_{\boldsymbol{J}} \boldsymbol{h}^{k} - \boldsymbol{q}^{k} \right\|_{2}^{2} + \left\langle \boldsymbol{h} - \boldsymbol{h}^{k}, d\left(\boldsymbol{h}^{k} \right) \right\rangle + \frac{\kappa}{2} \left\| \boldsymbol{h} - \boldsymbol{h}^{k} \right\|_{2}^{2},$$
(29)

其中, $d(h^k) = G_J^T(G_J h^k - q^k)$, $q^k = y + z^{k+1} + u^k / \rho$, $\kappa > 0$ 为近端参数。通过线性化近似, h的求解问题可用软 阈值运算符表示为

$$\boldsymbol{h}^{k+1} = D_{1/\varepsilon\rho} \left(\boldsymbol{h}^{k} - \frac{1}{\kappa} \boldsymbol{G}_{J}^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{G}_{J} \boldsymbol{h}^{k} - \boldsymbol{q}^{k} \right) \right), \qquad (30)$$

软阈值算子定义为^[27]

$$D_{a/\eta}(t) = \text{sign}(t) \max\{|t| - a/\eta, 0\},$$
 (31)

其通过保留元素大于门限的部分与元素的原始符号, 并将其余元素用 0 取代,以保证所求解的稀疏性。 同样 z 的解可表示为

$$\boldsymbol{z}^{k+1} = \boldsymbol{D}_{1/\varepsilon\rho} \left(\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{J}} \boldsymbol{h}^{k} - \boldsymbol{y} - \frac{\boldsymbol{u}^{k}}{\rho} \right), \qquad (32)$$

对于惩罚系数 ρ ,其最优值的设定目前没有较为 简单的方法^[28],通常采用经验值,文献^[29]给出了一种 适用于 ADMM 算法的修正方案,它通过一个渐进系 数,在每次迭代中对 ρ 值进行更新,从而保证算法的 求解效果。近端参数 κ 用于控制每次迭代计算的步 长,当选择较大值时,会加速算法收敛,但会损失精 度,反之精度提升,但收敛速度变慢^[30]。此外,还需 要设置相邻两次估计的差值门限 ξ 对 ADMM 算法的 迭代过程进行控制,同时,设置最大迭代次数 κ 防止 算法的过度迭代。ADMM 求解算法的具体实施步骤 如表 3 所示。

3 数值仿真及实验数据分析

3.1 极地实测脉冲噪声统计特性分析

为了验证对于脉冲噪声采用 SαS 分布进行建模 的合理性,首先对采集的真实北极冰下脉冲噪声进



图 2 脉冲噪声概率密度函数拟合结果 (a) 原始拟合结果图; (b) 拟合结果局部放大图 (将幅值限制在 [-10⁴,10⁴])

行拟合分析。冰下环境噪声采集实验于中国第九次 北极科学考察期间 (2018 年 8 月 18—19 日)进行,在 位于 (84°09′47.10′′N, 167°15′44.384′W)的长期冰站 开展。采集设备由 8 个间隔 10 m 的自容式水听器组 成,覆盖了冰下 10 m 到 80 m 的范围,接收设备采样 率为 50 kHz,水听器工作频带范围为 10 Hz~20 kHz, 灵敏度为 –170 dB±2 dB re 1 V/μPa。图1(a)是第 5 个采集设备采集到的北极噪声时域波形,可以明显 地看到许多大能量值异常脉冲,其对应的频谱如 图1(b)所示。可知北极冰下脉冲噪声具有丰富的频 率成分,涵盖了几乎所有常用频段,因此无法通过简 单的滤波手段消除脉冲噪声的干扰。

图 2 是图 1(a) 中北极冰下噪声的概率密度函数 以及采用高斯分布和 SaS分布的拟合结果。这里采 用 Fama 和 McCuloch 等提出的基于顺序统计量的分 位数方法^[31,32] 对参数 α 和 γ 进行估计,高斯分布的估 计是基于均值和方差的。图 2(a) 中蓝色实线表示真 实的脉冲噪声分布; 红色实线表示 SaS分布的拟合 结果,其中 α = 1.44 和 γ = 1087.97; 粉色实线表示高 斯分布拟合结果。从图中可以看出,冰下脉冲噪声 具有严重的拖尾现象, SαS分布具有更好的拟合效 果,证明了采用 SαS分布对冰下脉冲噪声进行建模 的合理性,为了更直观地展示拟合效果,图 2(b)中将 脉冲声压幅值大小限制在[-10⁴,10⁴]。

3.2 数值仿真分析

在数值仿真中,发射信号 *s*(*t*)采用广泛使用的线 性调频 (LFM) 信号,起始频率为 *f*₀,脉冲持续时间为 *T* 的 LFM 信号可表示为

$$s(t) = \begin{cases} \cos\left(2\pi\left(f_0t + \frac{k}{2}t^2\right)\right), & 0 \le t \le T, \\ 0, & \ddagger \&, \end{cases}$$
(33)

其中, k为线性调频速率。s(t)在时刻t的瞬时频率 为 $f(t) = f_0 + kt$,发射信号的带宽为B = f(T) - f(0) = kT。仿真所用 LFM 信号起始频率为 1 kHz,带宽为 2 kHz,采样率为 8 kHz,信号持续时间为 100 ms。

图 3(a) 中是仿真使用的声速剖面, 其来自于 2018 年采集的真实北极数据, 采集地点的经纬度为



图 3 基于真实极地声速剖面的 Bellhop 仿真结果 (a) 某北极冰站 CTD 声速剖面图; (b) 模拟的声线轨迹; (c) 仿真的信道冲击响应

76.6233N,163.8606W,其具有北极海域典型的双声道特性。仿真中,声源在180m深度以6m/s的恒定速度做水平运动,接收器固定在200m深度,接收器与声源之间的水平距离为3km。接收信号通过将发射信号与模型化的信道冲击响应(CIR)进行卷积生成,信道冲激响应由Bellhop声线传播模型生成。图3(b)是仿真得到的声线轨迹,图3(c)中是对应的信道冲激响应。

仿真过程中采用式 (6) 表述的 SαS分布对脉冲 噪声进行仿真生成。高斯噪声背景下,通常采用信 噪比 (SNR) 表征信号和噪声的相对强度,其定义为

$$SNR = 10\log_{10}\left(\frac{P_{\rm S}}{P_{\rm N}}\right),\tag{34}$$

其中, P_s 表示信号功率, P_N 表示噪声功率。但由于除 $\alpha=2之外的$ S α S分布不存在二阶矩, 即 $P_N \rightarrow \infty$ 。此时, 传统信噪比在脉冲噪声下失去意义, 因此这里采用广义信噪比 (Generalized SNR, GSNR) 表征信号和噪声的相对强度, 其定义为

$$\text{GSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{P_{\rm S}}{\gamma}\right),\tag{35}$$

其中,γ为前文提到的SaS分布的尺度参数。

为了衡量不同方法的性能,采用均方误差作为 评价标准,时延和相对速度的均方误差分别为

$$MSE-T = \frac{1}{N_{MC}} \sum_{n=1}^{N_{MC}} \left\| \widehat{\tau}_n - \tau_n \right\|^2,$$
(36)

MSE-V =
$$\frac{1}{N_{\rm MC}} \sum_{n=1}^{N_{\rm MC}} ||\widehat{v}_n - v_n||^2$$
, (37)

其中, $N_{\rm mc}$ 是独立重复实验的次数, $\hat{\tau}_n$ 和 \hat{v}_n 为第 n次

实验中的估计值, *τ*_n和*v*_n分别为对应的真值。

3.2.1 典型方法性能对比

从信道的仿真结果中可以提取不同声线对应的 掠射角 θ_q ,并根据式(4)得到不同路径上的多普勒因 子。这里只考虑图1中的前五条路径,信道的具体 参数如表4所示,之后的实验均采用此信道。

表 4 仿真信道参数

| 路径编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 幅值 | 1 | 0.54 | 0.99 | 0.71 | 0.44 |
| 时延 (s) | 2.079 | 2.111 | 2.137 | 2.226 | 2.247 |
| 相对速度 (m/s) | 6 | 5.4 | 5.8 | 4.6 | 5.4 |
| 多普勒因子 | 0.0040 | 0.0036 | 0.0039 | 0.0031 | 0.0036 |

根据式 (4), 以相对速度的估计值表征多普勒估 计结果。仿真过程中, 相对速度的搜索空间设置为 0~8 m/s, 搜索精度设置为 0.2 m/s。时延的搜索 范围设置为 0~200 ms, 搜索精度 $\Delta_r = 1/f_s = 0.125$ ms。 因此, 相对速度 (多普勒) 维度 $N_d = 41$, 时延维度 $N_r = 1600$, 接收信号长度 L = 2400, 字典矩阵 G 的规 模为 $[L, N_d N_r] = [2400, 65600]$ 。仿真过程中添加特征 指数 $\alpha = 1.5$, GSNR=0 dB 的脉冲噪声, 并假设稀疏度 Q = 5已知。图 4 是添加脉冲噪声前后的时域波形, 从图 4(b) 可以看到, 接收信号的尾段受到了较为强 烈的脉冲离群值干扰。

分别选取了 GSOMP^[10], 基于 L_p 范数的匹配滤波器 $(L_p - MF)^{[18]}$ 和 RobOMP^[20] 三种方法进行对比。 对于 $L_p - MF$ 算法, 选取 p = 1 与本文的 L_1 范数约束相 对 应; 对于 RobOMP 算法, 采用具有代表性的 "Bisquare"损失函数。对于所提方法的 ADMM 解算 过程,根据文献 [29] 给出的指导方案,正则化参数 ε 设置为 0.5,惩罚系数ρ设置为 5,近端参数 κ设置为 100,停止门限 ξ 和最大迭代次数 K 分别设置为 10⁻⁴ 和 30;此外,高斯核函数核长的选取也会影响算法的 性能,为了对参数进行合理选择,首先对不同核长下 的算法性能进行了仿真对比,仿真过程中设置 GSNR=0 dB。仿真结果如图 5 所示。

从仿真结果可以看出,核长越小,对于强脉冲噪 声的抑制性能越好,这是由于小核长对应于更小的 "局部"范围,但同时,当脉冲噪声减弱时,由于其有 效数据利用范围过小,导致性能下降;反之,当核长 增大时,系统在弱脉冲噪声下的效果提升,但是对于 强脉冲噪声的抑制能力变弱。通常,冰下脉冲噪声 的特征指数在1~2之间,为了保证算法对于不同脉 冲噪声的鲁棒性,根据仿真结果将核长σ设置为2。

下面,对不同算法的性能进行对比,图 6 中是采 用不同方法得到的时延-相对速度估计结果,右侧二 维图中红色圆圈表示添加的真值。*L*_p-MF 算法能够 分辨前四条路径,但无法准确的估计相对速度,并且 由于接收信号尾部脉冲噪声的存在,基于相关计算 的匹配滤波的输出结果被大能量异常值污染,导致 第五条路径被淹没,无法被准确识别,此外该方法只 能确定全局最大值点,对其他路径的局部最大值不 易识别,无法进行后续处理。由于假定稀疏度已知, 三种基于压缩感知的方法都展示了五条路径,但由 于脉冲噪声的影响,GSOMP算法完全失效,不能提 供准确的信息,RobOMP算法虽然有一定的脉冲噪 声抑制能力,但还是在第四条路径上出现了错误,而 本文提出的 MCC-L₁-OMP算法则展示了完全正确 的估计结果。

3.2.2 统计性能分析

为了对比各种算法的统计性能,分别进行了不同脉冲噪声强度以及不同广义信噪比下的仿真实验。由于 *L*_p-MF 方法分辨率较低,难以有效提取估计参数,因此不参与之后的性能比较。

(1) 不同脉冲噪声强度下的仿真结果

对比不同算法在不同脉冲噪声强度下的表现, 仿真过程中接收信号的 GSNR 设为 0 dB,脉冲噪声 特征指数 α 从 1 增长到 1.8,步长为 0.1,每个脉冲噪 声强度下进行 1000 次独立重复实验,即 N_{mc} = 1000。







图 5 不同核长下本文算法性能仿真结果 (GSNR = 0 dB) (a) 时延均方误差变化曲线; (b) 等效速度均方误差变化曲线



图 6 不同方法得到的估计结果 (a)(b) L_p-MF 方法 (p = 1); (c)(d) GSOMP 方法; (e)(f) RobOMP 方法; (g)(h) MCC- L₁-OMP 方法

图 7 给出了不同方法的仿真实验结果。可以看出, 在广义信噪比保持不变的情况下,随着脉冲噪声强 度的减弱,脉冲噪声极大异常值出现的频次越来越 低,对于采用内积进行原子选择和采用 LS 准则进行 求解带来的影响也逐渐降低,因此 GSOMP 的估计性 能不断提高。但由于该方法是针对高斯噪声环境设 计的,在脉冲噪声下均方误差仍停留在较高水平。 RobOMP 和 MCC-*L*₁-OMP 都能够有效抑制脉冲噪 声,并且 MCC-*L*₁-OMP 方法有着更为优异的结果, 在不同脉冲噪声强度下均能够有更好的性能表现。

(2) 不同广义信噪比下的仿真结果

本小节对比不同算法在不同广义信噪比下的性能表现, 仿真分别针对强脉冲噪声 (*α* = 1.2), 中等脉冲噪声 (*α* = 1.5), 弱脉冲噪声 (*α* = 1.8) 展开, 设置接收信号的广义信噪比从-5 dB 增长到 5 dB, 步长为1 dB, 每组实验同样进行 1000 次。图 8 给出了不同方法的实验结果。仿真结果纵向对比可以看出, 脉冲噪声强度越弱, 各种方法的估计性能越好; 同时, 随着 GSNR 的增加, 同等脉冲噪声出现频次下, 脉冲噪声异常值的强度逐渐降低, 因此三种方法的估计

性能均有提升。但由于 GSOMP 没有对脉冲噪声进 行针对性设计,即使 GSNR 提升到较高的水平,由于 脉冲噪声的影响,其估计结果仍处于失效状态。相 比于 RobOMP 算法,本文算法在 GSNR=0 dB 时,基 本能够实现对于时延参数的无误差估计,同时对于 相对速度的估计精度提升约一个数量级。

3.3 基于真实极地脉冲噪声的实验结果

基于图 3(c) 中的信道以及图 1(a) 中的实测噪声 进行实测脉冲噪声下的仿真, 以验证所提算法的有 效性, 仿真过程中选用的估计算法中的参数与前文 相同。图 9 是无噪声接收信号和添加了实测北极冰 下脉冲噪声信号的时域波形。由图 9(b) 可知, 脉冲 噪声的能量远远超出了目标信号, 会严重影响时延– 多普勒参数的估计精度。

图 10(e)(f) 是使用本文所提算法的时延-多普勒 估计结果,所提 MCC-L₁-OMP 算法能够完全估计出 五条多径的准确时延与多普勒信息,RobOMP 算法 在第五个多途路径上出现了严重错误,并且在第一 个多途路径上也有一定的偏差,GSOMP 算法的性能





图 8 不同脉冲噪声强度下估计结果的 MSE 随广义信噪比 (GSNR) 变化曲线 (a) 时延估计, $\alpha = 1.2$; (b) 相对速度估计, $\alpha = 1.2$; (c) 时延估计, $\alpha = 1.5$; (d) 相对速度估计, $\alpha = 1.5$; (e) 时延估计, $\alpha = 1.8$; (f) 相对速度估计, $\alpha = 1.8$



图 9 信号时域波形 (a) 无噪声接收信号时域波形; (b) 添加实测北极冰裂噪声接收信号时域波形

则接近失效。

为了验证所提算法的稳定性,对图 1(a)中所示 的噪声以步长 200 ms 进行了切割,共得到了 200 条 脉冲噪声信号,通过蒙特卡罗仿真实验,得到了如 表 5 所示的结果。从实验结果可以看出,传统的 GSOMP 算法在真实脉冲噪声下失效,本文所提算法 能够有效抵抗脉冲噪声,准确估计时延和多普勒信 息,参数估计准确性相较于 RobOMP 方法分别提升 了 58.8% 和 75.1%。

表 5 不同估计算法在实际脉冲噪声下的统计性能

| 方法 | MSE-T | MSE-V | |
|-----------------|-----------------------|-----------------------|--|
| GSOMP | 979.63 | 1.06 | |
| RobOMP | 2.3×10^{-3} | 8.15×10^{-2} | |
| MCC- L_1 -OMP | 9.48×10^{-4} | 2.03×10^{-2} | |



图 10 真实北极脉冲噪声下不同算法的估计结果 (a)(b) GSOMP 方法; (c)(d) RobOMP 方法; (e)(f) MCC- L1 - OMP 方法

4 结论

为了提高极地脉冲噪声环境下水声信道时延-多普勒参数估计的准确性与稳健性,本文提出了一 种鲁棒的正交匹配追踪算法。该方法在传统正交匹 配追踪框架内引入最大相关熵准则实现基底的准确 挑选,通过将信道估计问题重构为L₁优化问题有效 抑制脉冲噪声异常值对于参数求解的干扰,并采用 交替方向乘子法实现快速求解。数值模拟和基于真 实北极冰下脉冲噪声的仿真结果表明, 与现有方法 相比, 本文提出的 MCC-*L*₁-OMP 算法具有更高的 估计精度和更强的鲁棒性, 实现了最佳的均方误差 性能。

参考文献

- 殷敬伟.水声通信原理及信号处理技术.北京:国防工业出版 社,2011
- Wu F Y, Yang K, Tong F, *et al.* Compressed sensing of delay and doppler spreading in underwater acoustic channels. *IEEE Access*, 2018; 6: 36031–36038

- Jiang X, Zeng W J, Li X L. Time delay and Doppler estimation for wideband acoustic signals in multipath environments. J. Acoust. Soc. Am., 2011; 130(2): 850–857
- 4 Van der Werf I, Hendriks R C, Heusdens R. Channel parameter estimation using a wideband lfm preamble: Comparison of the fractional fourier transform and matched filtering. 31st European Signal Processing Conference, IEEE, Helsinki, Netherlands, 2023: 1430–1434
- 5 Yu G, Yang T C, Piao S. Estimating the delay-Doppler of target echo in a high clutter underwater environment using wideband linear chirp signals: Evaluation of performance with experimental data. J. Acoust. Soc. Am., 2017; 142(4): 2047–2057
- McCarthy R A, Sen Gupta A. Underwater channel estimation exploiting multipath feature morphology. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2021; 149(2): 983–996
- 7 Wang Z, Li Y, Wang C, et al. A-OMP: An adaptive OMP algorithm for underwater acoustic OFDM channel estimation. *IEEE Wireless Commun. Lett*, 2021; **10**(8): 1761–1765
- Qu F, Nie X, Xu W. A two-stage approach for the estimation of doubly spread acoustic channels. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2015;
 40(1): 131–143
- 9 伍飞云, 童峰. 双扩展水声信道的时延多普勒域稀疏估计. 声学 学报, 2018; 43(4): 546-555
- 10 Sun Q, Wu F Y, Yang K, et al. Estimation of multipath delay-Doppler parameters from moving LFM signals in shallow water. Ocean Eng., 2021; 232: 109125
- 11 苍思远, 生雪莉, 董航, 等. 解卷积主动声呐目标回波高分辨时 延估计技术. 电子与信息学报, 2021; **43**(3): 842-849
- Wei B, Lu T, Zhang H, *et al.* Nonuniform doppler shift estimation for fast moving underwater acoustic communication systems.
 3rd International Conference on Power, Electronics and Computer Applications, IEEE, Shenyang, China, 2023: 238–243
- 13 Tian Y, Han X, Yin J, et al. Group sparse underwater acoustic channel estimation with impulsive noise: Simulation results based on Arctic ice cracking noise. J. Acoust. Soc. Am., 2019; 146(4): 2482–2491
- 14 Pelekanakis K, Chitre M. Robust equalization of mobile underwater acoustic channels. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2015; 40(4): 775–784
- 15 Chen S, Gu F, Liang C, *et al*. Review on active noise control technology for α-stable distribution impulsive noise. *Circuits Syst. Signal Process.*, 2022; **41**(2): 956–993
- 16 Mahmood A, Chitre M. Optimal and near-optimal detection in bursty impulsive noise. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2017; 42(3):

639-653

- 17 Li C, Jin G, Liu H, *et al.* Active impulsive noise control algorithm based on adjustable hyperbolic tangent function. *Circuits Syst. Signal Process.*, 2023; **42**(9): 5559–5578
- 18 黄健,严胜刚.分数低阶协方差谱用于改进的时延估计方法.应 用声学,2017;36(5):424-428
- 19 陈梦, 行鸿彦, 王海峰. 脉冲噪声下基于 NAT 函数的 LFM 信号 多径时延估计. 电子测量与仪器学报, 2022; 36(7): 73-81
- 20 Dong H, Cang S, Sheng X, *et al.* Under-ice target echo time delay estimation using ℓ_p -norm based matched filter. *Appl. Acoust.*, 2022; **185**: 108391
- 21 Cang S, Sheng X, Jakobsson A, *et al.* Robust deconvolution of underwater acoustic channels corrupted by impulsive noise. 5th International Conference on Information Communication and Signal Processing, IEEE, Shenzhen, China, 2022: 571–576
- 22 Tian Y, Han X, Vorobyov S A, *et al.* Wideband signal detection in multipath environment affected by impulsive noise. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2022; **152**(1): 445–455
- 23 王彪,支志福,戴跃伟.移动水声通信多径传输非一致多普勒估 计方法研究.电子与信息学报,2015;37(3):733-738
- 24 Liu W, Pokharel P P, Principe J C. Correntropy: Properties and applications in non-Gaussian signal processing. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2007; 55(11): 5286–5298
- 25 李森,王基福,林彬.脉冲噪声环境下基于相关熵的多径 TDOA估计算法.电子与信息学报,2021;43(2):289-295
- Yang J, Zhang Y. Alternating direction algorithms for l₁-problems in compressive sensing. *SIAM J. Sci. Comput.*, 2011; 33(1): 250–278
- 27 Marjanovic G, Solo V. On l_q optimization and matrix completion. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2012; 60(11): 5714–5724
- 28 Annergren M, Hansson A, Wahlberg B. An ADMM algorithm for solving l_1 regularized MPC. 51st IEEE Conference on Decision and Control, IEEE, Maui, HI, USA, 2012: 4486–4491
- Wen F, Liu P, Liu Y, *et al.* Robust sparse recovery in impulsive noise via l_p l₁ optimization. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2017; 65(1): 105–118
- 30 Chang X, Bai J, Song D, *et al.* Linearized symmetric multi-block ADMM with indefinite proximal regularization and optimal proximal parameter. *Calcolo*, 2020; 57: 1–36
- 31 McCulloch J H. Simple consistent estimators of stable distribution parameters. *Commun. Stat-simul C*, 1986; **15**(4): 1109–1136
- 32 Fama E F, Roll R. Parameter estimates for symmetric stable distributions. J. Am. Stat. Assoc., 1971; 66(334): 331–338