

解卷积主动声呐目标回波高分辨时延估计技术

苍思远 生雪莉* 董航 郭龙祥

(哈尔滨工程大学水声技术重点实验室 哈尔滨 150001)

(哈尔滨工程大学海洋信息获取与安全工信部重点实验室 哈尔滨 150001)

(哈尔滨工程大学水声工程学院 哈尔滨 150001)

摘要: 为提高浅海复杂海洋环境下的目标回波时延估计精度, 增强主动声呐系统对目标的探测能力, 该文基于稀疏表示理论和解卷积思想, 提出一种高分辨目标回波时延估计技术。首先, 引入Toeplitz算子, 将发射信号的不同时延结果构造成时延字典矩阵, 时延估计值存在于所求解的稀疏向量中。其次, 利用交替方向乘子算法(ADMM)优化框架, 求解全局最优解。最后, 采用一种加权迭代策略设置正则化参数, 进一步抑制多途信道的影响, 解耦合出回波到达的时刻, 获得高精度的目标回波时延估计结果。数值仿真和实验数据表明, 该文提出的解卷积主动声呐目标回波高分辨时延估计技术可以在多途扩展严重的浅海声信道实现目标探测, 在信道水池的实验环境下, 时延估计分辨率可达0.056 ms。

关键词: 主动声呐; 高分辨; 时延估计; 稀疏表示; 交替方向乘子算法

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)03-0842-08

DOI: [10.11999/JEIT200649](https://doi.org/10.11999/JEIT200649)

Deconvolution-based Target Echo High-resolution Time Delay Estimation Technique Using Active Sonar

CANG Siyuan SHENG Xueli DONG Hang GUO Longxiang

(Acoustic Science and Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

(Key Laboratory of Marine Information Acquisition and Security, Harbin Engineering University, Ministry of Industry and Information Technology, Harbin 150001, China)

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

Abstract: In view of enhancing the time delay estimation resolution for the target echo in a complex shallow-water environment, thus improving the target detection ability of the active sonar system. A high-resolution time delay estimation technique is proposed to detect the underwater target based on sparse representation theory and deconvolution framework. Firstly, the Toeplitz operator is introduced here to construct a dictionary matrix using the various time delayed replicing of the transmitting signal. The estimated time-delay value can be found in the desired sparse vector solution. Secondly, the Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) is implemented to calculate the optimal solution globally. Thirdly, the reweighted iteration approach is explored to control the regularization parameter, thus suppressing the impact of the multipath channel. The arrival time of the echo can be decoupled to obtain a high-resolution time delay result. The simulated and experimental data verify that the proposed deconvolution-based time delay estimation technique can be used to detect the underwater target in shallow-water acoustic multipath channels. The resolution of the estimated time-delay result can achieve 0.056 ms.

Key words: Active sonar; High resolution; Time delay estimation; Sparse representation; Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM)

收稿日期: 2020-08-03; 改回日期: 2021-02-06; 网络出版: 2021-02-19

*通信作者: 生雪莉 shengxueli@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(51979061, 51779061), 国家重点研发计划(2018YFC1405902)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (51979061, 51779061), The National Key R&D Program of China (2018YFC1405902)

1 引言

主动声呐系统通过测算目标回波的时延信息来实现对水下目标的探测^[1,2]。我国近海多为浅海环境^[3]，声信道复杂多变，多途扩展严重。工作在浅海环境的主动声呐系统受复杂海洋信道的影响极大，探测变得十分不稳定。因此，研究一种可以抑制复杂多途信道影响，同时还可以获得高分辨时延估计结果的信号处理技术变得十分迫切。

2016年，Yang^[4]将解卷积思想与水声阵列信号处理相结合，提出了解卷积波束形成技术，不但拥有较高的目标方位估计分辨率和空间增益，而且具有常规波束形成的稳健性。从声呐系统接收端的角度考虑，目标的状态信息与水声环境为耦合关系，如能通过解卷积等技术“解耦合”掉环境的干扰，那么探测水下目标则会变得稳定、高效。

在水下声学领域，解卷积时延估计，少有研究成果发表。匹配滤波^[5,6]、广义互相关^[7]等传统时延估计技术主要依靠调频信号良好的自相关性能进行能量检测，其相关衍生方法因运算复杂度低，工程实现方便得到了广泛应用。Chandran 等人^[8]为了检测水下掩埋雷，提出一种逐帧处理的匹配滤波器，所形成声呐图像上的高阶矩信息被当作目标识别的关键因素。Benesty等人^[9]提出一种线性插值互相关时延检测器。多通道互相关系数的联合处理，提高了室内声学麦克风阵列的时延估计分辨率。

如果放宽对发射信号波形的限制，那么自适应方法进入了我们的视线。文献^[10]提出对自适应滤波器的长度进行限制，研究了一种基于特征值分解的频域LMS时延估计算法，被应用到了室内声场的盲系统辨识中。但是，自适应滤波器的收敛性会受到迭代步长的影响较大。如果迭代步长选取不当，则会使算法遇到难以收敛的问题，时延估计算法变得十分不稳定。

近年来，基于欠奈奎斯特采样定律的压缩感知技术受到关注。压缩感知的分支——稀疏表示理论，具有分辨率高，信号重构误差小等特点^[11-13]。Meng等人^[14]对基追踪降噪稀疏表示模型和宽带积分字典进行了研究，提出一种具有高分辨性能的水下目标回波参数估计方法，对水下目标的几何散射回波和弹性散射回波进行了有效地估计和分离。但它分析的是近距离的探测场景，并没有考虑中远距离情况下海洋信道的影响。

针对浅海复杂声信道环境中的目标回波时延估计问题，本文基于稀疏表示理论和解卷积思想，提出一种可以广泛应用在中远程探测场景的高分辨时延估计技术。本文所提出的解卷积时延估计技术，

首先用亮点模型近似表示水下尺度目标的散射特征，然后结合稀疏水声信道的特性，引入Toeplitz算子，线性地表示发射信号与广义信道冲激响应的卷积过程。最后通过交替方向乘子算法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)优化框架，解算出目标回波时延的估计值。通过加权迭代策略设置正则化参数，进一步地解耦合信道，重构回波到达时刻。目的是在获得高分辨时延估计结果的同时，突出信道冲激响应的主途径，抑制或忽略其他冗余的弱途径。以此来克服多途信道的影响，实现稳定的水下尺度目标的探测。

2 物理背景与数学模型

2.1 水声信道模型

水声信道是具有频率选择性衰落的扩展信道。从线性系统的角度分析，水声信道可以看作是若干个不同幅度、不同时延的脉冲函数的叠加，表达式为

$$h(t) = \sum_{\kappa=1}^K \alpha_{\kappa} \delta(t - \tau_{\kappa}) \quad (1)$$

其中， α_{κ} 和 τ_{κ} 分别代表第 κ 条路径的幅度和时延， K 代表水声信道多径的总数， $\delta(\cdot)$ 是脉冲函数， $h(t)$ 为水声信道冲激响应函数。

2.2 目标回波亮点模型

水下目标一般可以看作是一个有尺度的水下几物体，它的不同位置对信号的散射强度不同，类似地，散射信号到达接收机的时间也不同。近年来，水声目标的亮点模型^[15]备受关注。亮点模型主要把水下目标的几何散射特性近似地看作是若干个亮点。水下目标的第 i 个亮点的幅频与相频特性可以用亮点模型的传递函数表示

$$\Gamma_i(\theta, \omega) = \Upsilon_i(\theta, \omega) \exp[j(\omega\tau_i + \varphi_i)] \quad (2)$$

其中， θ 表示散射方向， Υ_i 表示第 i 个亮点的幅频响应， τ_i 和 φ_i 分别代表第 i 个亮点的时延和相位。水下目标的第 i 个亮点的传递函数在时域有这样的表达式

$$\gamma_i(t) = a_i \delta(t - \tau_i) \quad (3)$$

这里， a_i 和 τ_i 分别代表第 i 个亮点的幅度和时延。若共有 I 个亮点，水下目标的亮点模型可以表示为

$$\gamma(t) = \sum_{i=1}^I a_i \delta(t - \tau_i) \quad (4)$$

与水声信道的数学模型类似，我们把 $\gamma(t)$ 称之为目标信道冲激响应函数。

3 基于稀疏表示的目标回波解卷积时延估计技术

目标回波信号可以理解为发射信号受到双程信

道冲激响应和目标信道冲激响应共同作用的输出。接收信号的表达式为

$$r(t) = s(t) * h_1(t) * \gamma(t) * h_2(t) + e(t) \quad (5)$$

其中, $h_1(t)$ 和 $h_2(t)$ 分别表示去程信道冲激响应和回程信道冲激响应, $*$ 代表卷积运算, $e(t)$ 表示加性噪声干扰, 这里假设为高斯白噪声。为了便于分析, 将3个信道冲激响应的卷积 $h_1(t) * \gamma(t) * h_2(t)$ 放在一起考虑, 看成是广义信道冲激响应 $H(t)$ 。则接收信号的表达式变为

$$r(t) = s(t) * H(t) + e(t) \quad (6)$$

式(6)的离散化形式为

$$\mathbf{r} = \mathbf{s} * \mathbf{H} + \mathbf{e} \quad (7)$$

其中,

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{r} &= [r_1 r_2 \cdots r_M]^T \\ \mathbf{s} &= [s_1 s_2 \cdots s_N]^T \\ \mathbf{H} &= [H_1 H_2 \cdots H_\Omega]^T \\ \mathbf{e} &= [e_1 e_2 \cdots e_M]^T \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中, M , N 和 Ω 分别表示接收信号 r 、主动声呐发射信号 s 和广义信道冲激响应 H 的数据点数, 噪声 e 与接收信号 r 的数据点数相同。它们之间的关系是 $M = N + \Omega - 1$ 。

引入Toeplitz算子 $T(\cdot)$ ^[16], 将接收信号表示为主动声呐发射信号 s 的Toeplitz变换 $T(s)$ 与广义信道冲激响应 H 的乘积, 具体的函数表达式为

$$\mathbf{r} = \mathbf{T}(\mathbf{s})\mathbf{H} + \mathbf{e} \quad (9)$$

其中, 主动声呐发射信号 s 经过Toeplitz变换, 得到的字典矩阵具体形式

$$\mathbf{T}(\mathbf{s}) = \begin{bmatrix} s_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & s_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_N & s_{N-1} & \ddots & s_1 \\ 0 & s_N & \cdots & s_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & s_N \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{T}(\mathbf{s})$ 的维度为 $M \times \Omega$ 。通过观察以上矩阵发现, 矩阵 $\mathbf{T}(\mathbf{s})$ 中不同的列向量, 可以看作是对发射信号 s 做出不同时间延迟操作的结果。那么广义信道冲激响应 H 中不同位置的数值便可以代表发射信号在不同时刻的强度, 即目标回波出现的时刻被包含在了广义信道冲激响应 H 的估计值 \hat{H} 中。因时延出现的位置只能是若干个少量的时刻, 进而, 向量 H 中大部分位置为零, 只有少部分位置非零, 故广义信道冲激响应 H 是稀疏向量。

值得注意的是, 与卷积运算相反, 求得广义信

道冲激响应估计值 \hat{H} 的操作便是解卷积运算, 为其构造一个最小二乘问题的数学模型

$$\hat{H} = \arg \min_H \frac{1}{2} \|\mathbf{r} - \mathbf{T}(\mathbf{s})\mathbf{H}\|_2^2 \quad (11)$$

因广义信道冲激响应是稀疏向量, 故对上式中的向量 H 添加L1范数稀疏约束, 进而, 构建了基于稀疏表示的目标回波解卷积时延估计模型, 表达式为

$$\hat{H} = \arg \min_H \frac{1}{2} \|\mathbf{r} - \mathbf{T}(\mathbf{s})\mathbf{H}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{H}\|_1 \quad (12)$$

其中, λ 是正则化参数。那么通过求得广义信道冲激响应的估计值 \hat{H} , 便可以确定目标回波出现的时刻。式(12)便是经典的最小绝对收缩与选择算子(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO)模型^[17]。

4 优化问题的解决方案

前文构建了基于稀疏表示的目标回波解卷积时延估计模型, 而求解回波时延的估计值所利用的LASSO模型则可以简化为求解凸优化问题。人们解决凸优化问题的常用手段, 是斯坦福大学开发的CVX工具包^[18]。但是, 水下声学平台对近海、港口等区域进行监测通常会有数据实时处理的需求, 因采集数据量较大, CVX工具包的计算能力稍显不足。这里, 采用另外一种基于分布式迭代优化策略的快速求解算法——ADMM^[19]。

4.1 ADMM的展开式与推导

ADMM解决优化问题的思路是把一个大问题拆分成若干个容易解决的小问题, 通过迭代优化, 交替求解, 十分高效。

涉及到具体问题, 分析如式(13)的代价函数

$$\left. \begin{aligned} \min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} \quad & f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{z} = \mathbf{c} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

令矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{I}$, 矩阵 $\mathbf{B} = -\mathbf{I}$, $\mathbf{c} = \mathbf{0}$, 需要特别说明的是, \mathbf{I} 是一个维度可以自适应调整的单位矩阵。因此可以得到 $\mathbf{x} = \mathbf{z}$, 即一个变量 \mathbf{x} 被分成了两个变量 \mathbf{x} 和 \mathbf{z} 来分别求解。那么 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{z})$ 分别具有函数表达式

$$\left. \begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{r} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2^2 \\ g(\mathbf{z}) &= \lambda \|\mathbf{z}\|_1 \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中,

$$\mathbf{D} = \mathbf{T}(\mathbf{s}) \quad (15)$$

增广拉格朗日形式为

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z} + \mathbf{u}\|_2^2 \quad (16)$$

其中, \mathbf{u} 是对偶变量, ρ 是惩罚系数, 最后一项 $\frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z} + \mathbf{u}\|_2^2$ 的意义是通过惩罚, 使得 \mathbf{x} 与 \mathbf{z} 之间的距离越来越小。ADMM 是分布式优化思想, 通过优化以下3个子代价函数交替求解 \mathbf{x} , \mathbf{z} 和 \mathbf{u}

$$\mathbf{x}^{k+1} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{r} - \mathbf{D}\mathbf{x}^k\|_2^2 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x}^k - \mathbf{z}^k + \mathbf{u}^k\|_2^2 \right) \quad (17)$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmin}} \left(\lambda \|\mathbf{z}^k\|_1 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{z}^k + \mathbf{u}^k\|_2^2 \right) \quad (18)$$

$$\mathbf{u}^{k+1} = \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{z}^{k+1} + \mathbf{u}^k \quad (19)$$

对于式(17)而言, 令其对 \mathbf{x} 求导, 导数等于0, 则可以得到

$$\mathbf{x}^{k+1} = (\mathbf{D}^H \mathbf{D} + \rho \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{D}^H \mathbf{r} + \rho(\mathbf{z}^k - \mathbf{u}^k)) \quad (20)$$

对于式(18)而言, 由于其在 $\mathbf{z} = 0$ 处不能求导, 我们在这里引入软阈值算子进行近似计算, 定义软阈值算子为

$$S(z, \beta) = \frac{z_j}{|z_j|} \max(|z_j| - \beta, 0) \quad (21)$$

其中, 软阈值算子 $S(z, \beta)$ 针对向量 \mathbf{z} 中的每一个元素, 令其与 β 做比较, 超过 β 的值被保留, 小于或者等于 β 的值一律用0代替, 最后采用元素原来的符号。软阈值算子的应用, 保证了所求元素的稀疏性。那么, 令式(18)取得最小值的解为

$$\mathbf{z}^{k+1} = S \left(\mathbf{x}^{k+1} + \mathbf{u}^k, \frac{\lambda}{\rho} \right) \quad (22)$$

值得注意的是, ADMM 算法在迭代运算的过程中, 迭代停止条件的设置十分关键。根据文献[19], 本文设置的迭代停止条件为本次估计值与上一次估计值的差小于 10^{-4} 。

4.2 基于加权迭代策略的正则化参数设置方法

在利用ADMM求解时延估计值的过程中, 正则化参数 λ 的选取十分关键。合适的正则化参数可以较为有效地抑制噪声影响, 提高时延估计的分辨率。文献[20]为了增强所求得解的稀疏度, 提出了一种基于加权L1范数的稀疏优化模型。受此启发, 本文在实际问题中, 引入基于加权迭代策略的正则化参数设置方法。一方面可以抑制噪声的影响, 最主要的是通过给不同的时延估计值添加权重系数, 弱化多途产生的虚假时延估计值, 突出强化主途径, 抑制浅海复杂声信道的的影响, 准确地解算出回波到达的时刻。

定义一个加权系数向量 \mathbf{b} , 令其与正则化系数的初值 λ^0 相乘以实现加权。第 ℓ 次迭代时, 正则化参数 λ 的第 i 个元素具有这样的表达式

$$\lambda_i^\ell = \lambda^0 \cdot b_i^\ell = \frac{\lambda^0}{|H_i^{\ell-1}| + \varepsilon}, i = 1, 2, \dots, \Omega \quad (23)$$

其中, $H_i^{\ell-1}$ 为第 $\ell - 1$ 次迭代时得到的广义信道冲激响应中第 i 个位置的值; ε 是一个较小的正数, 这里设置为0.0001; λ^0 为正则化系数的初值, 一般设置为0.5。 λ_i^ℓ 相当于加权系数, 它对广义信道冲激响应中的每一个位置的元素进行加权。

5 数值仿真与实验数据分析

5.1 仿真数据分析

本节通过仿真数据来验证解卷积时延估计方法的有效性。仿真态势如图1所示, 声源的深度为20 m, 发射2~4 kHz的线性调频信号, 脉宽为62.5 ms, 采样频率16 kHz, 水深100 m, 目标的深度25 m, 与声源的水平距离为3000 m。解卷积时延估计方法的流程如表1所示。利用射线声学理论, 采用海试实测的负梯度声速分布, 生成的发射声源到目标处的信道如图2(a)所示。根据亮点模型的假设, 目标在这里被设定为一个具有3个亮点的水下尺度目标, 利用式(5)得到广义信道冲激响应如图2(b)所示。将匹配滤波方法与本文所提解卷积时延估计方法进行对比。噪声干扰为高斯白噪声, 信噪比设置为5 dB。

通过观察图2(a)和图2(b)发现, 根据海试实测声速分布及声源和目标的态势, 仿真所生成的单程

表1 解卷积时延估计方法流程

输入: 接收信号 \mathbf{r} , 主动声呐发射信号 \mathbf{s} , 正则化系数初值 λ^0
输出: 广义信道冲激响应的估计值 $\hat{\mathbf{H}}$
(1) 利用主动声呐发射信号 \mathbf{s} 和式(10)构造字典矩阵 $\mathbf{T}(\mathbf{s})$;
(2) 令 $\hat{\mathbf{H}}$ 为零向量, 利用式(23)得到首次迭代时的正则化系数 λ^1 ;
(3) 利用式(20)求解ADMM算法中的第1个变量 \mathbf{x} ;
(4) 利用式(22)求解ADMM算法中的第2个变量 \mathbf{z} , 也就是 $\hat{\mathbf{H}}$;
(5) 利用式(19)求解ADMM算法中的第3个变量 \mathbf{u} ;
(6) 将得到的 $\hat{\mathbf{H}}$ 代入到式(23)中, 得到下一次迭代时的正则化系数 λ^ℓ ;
(7) 重复步骤3—步骤6, 直至达到ADMM算法的迭代停止条件。

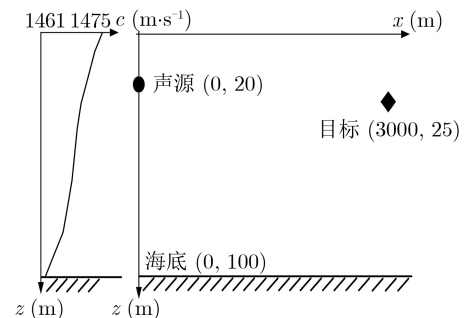


图1 主动声呐探测目标仿真态势图及声速剖面

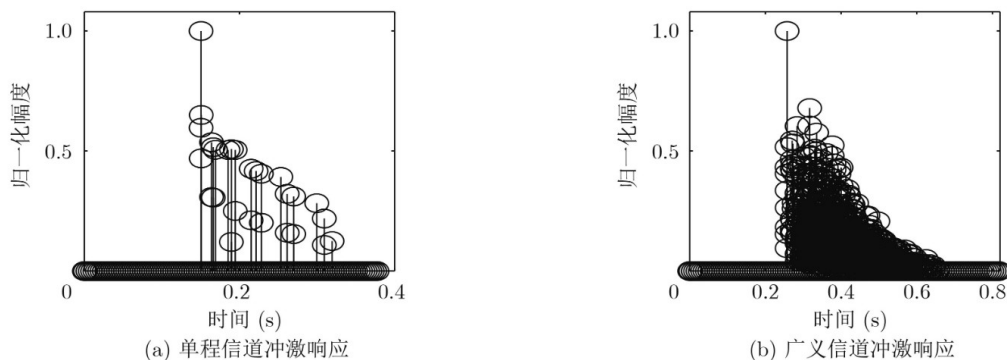


图2 单程信道冲激响应和广义信道冲激响应

信道含有较多的多途，广义信道的多途扩展则更为严重。根据图3，匹配滤波估计得到的时延结果含有较多的伪峰，没有采用加权迭代策略设置正则化参数的解卷积时延估计方法虽然准确估计出了回波到达时刻，但是仍含有较多幅度较低的途径。采用加权迭代策略的解卷积时延估计方法，只保留了回波到达的主途径，其他途径都已经被加权系数抑制掉。

基于同样的仿真态势，将发射信号替换为中心频率为4 kHz，脉宽为62.5 ms的正弦信号，信噪比同样设置为5 dB，目标回波时延估计结果如图4所示。由于正弦信号的自相关性能较差，根据图4，匹配滤波已经很难正确地估计出回波的到达时刻。

而采用加权迭代策略的解卷积时延估计方法依然只保留了能量最强的主途径，拥有和线性调频信号作为发射信号时一样的分辨率。可以看出，解卷积时延估计方法对发射信号的波形没有限制，适用性较广。

定义时延估计均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{R} \sum_{\sigma=1}^R (\hat{\tau}_{\sigma} - \tau)^2} \quad (24)$$

其中， $\hat{\tau}_{\sigma}$ 是第 σ 次仿真所得时延的估计值， τ 是时延的真实值， R 为蒙特卡洛仿真次数。基于图1的仿真态势和图2的广义信道，进行500次的蒙特卡洛统计分析，比较不同信噪比下时延估计的RMSE。如

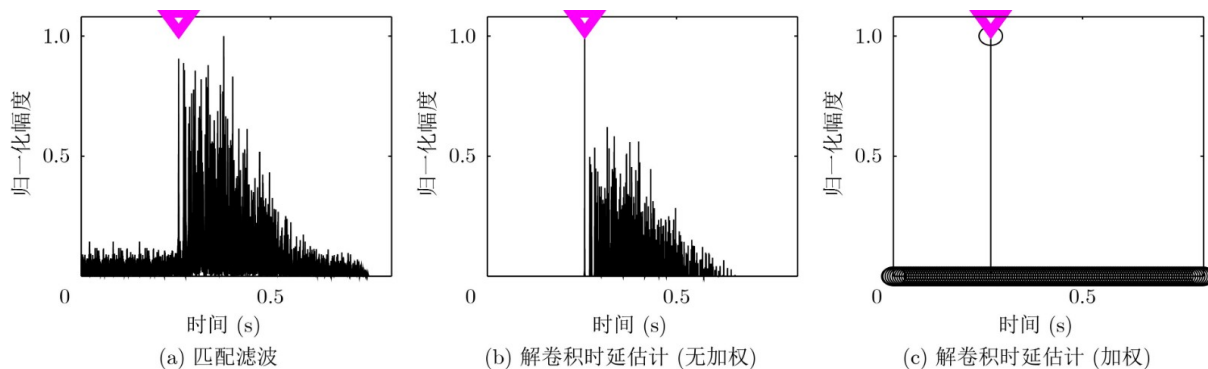


图3 发射信号为线性调频信号，目标回波时延估计结果

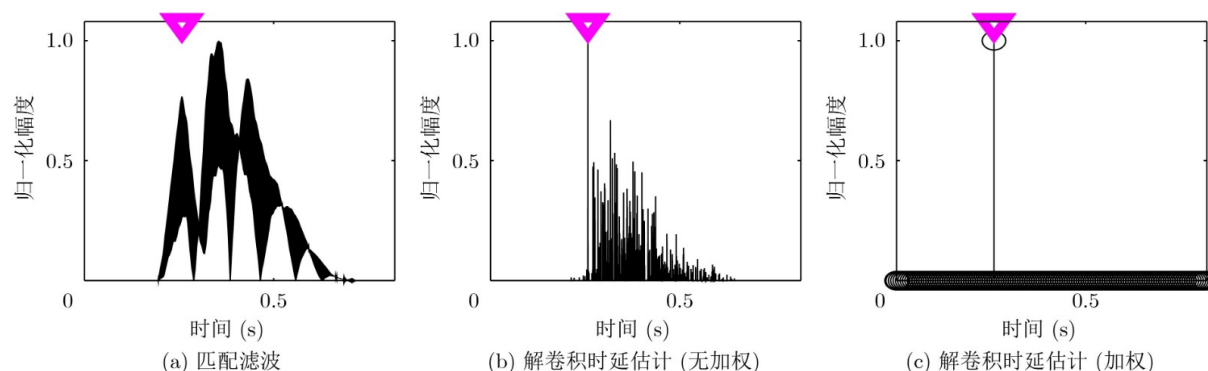


图4 发射信号为正弦信号，目标回波时延估计结果

图5所示，解卷积时延估计方法在-5 dB信噪比时误差较大，随着信噪比的上升，它的时延估计误差均

小于匹配滤波方法，在信噪比大于10 dB时实现了零均方根误差。

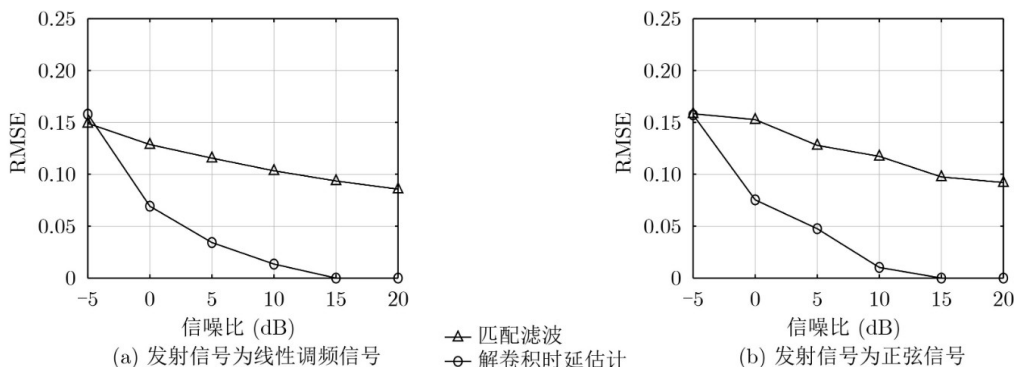


图5 不同信噪比下时延估计的RMSE曲线

分辨率方面，仍以5 dB的信噪比的仿真情况为例。定义时延估计的分辨率为主途径-3 dB主瓣宽度所对应的脉宽。为了公平地比较时延估计的分辨率，我们将两种方法中错误估计的结果去掉，只考察估计正确的结果，计算-3 dB主瓣宽度所占据的平均采样点数。结果如表2和表3所示。发射信号为线性调频信号时，匹配滤波方法的时延估计分辨率与发射信号带宽B有关(瑞利限, 1/B)，为0.514 ms；发射信号为正弦信号时，匹配滤波方法的分辨率较差，为36.3 ms。解卷积时延估计方法，发射信号采用线性调频信号或正弦信号，-3 dB主瓣宽度均只占据1个采样点，分辨率为0.063 ms，突破了1/B的限制。

5.2 实验数据分析

为了进一步验证解卷积时延估计方法的性能，本文在哈尔滨工程大学信道水池开展了目标回波时延估计实验。信道水池的水面和池底对发射信号的反射较多，能够较好地模拟复杂的广义信道冲激响应，故用声源发射信号来模拟目标回波。声源的深度为2.5 m，水听器的深度为2 m，水听器与声源相距12 m，信道水池水深5 m，实验设备的布放连接方式和具体实验态势如图6所示。

表2 发射信号为线性调频信号，时延估计分辨率(SNR=5 dB)

	匹配滤波	解卷积时延估计
-3 dB主瓣宽度所占据的平均采样点数	8.230	1.000
时延估计分辨率(ms)	0.514	0.063

表3 发射信号为正弦信号，时延估计分辨率(SNR=5 dB)

	匹配滤波	解卷积时延估计
-3 dB主瓣宽度所占据的平均采样点数	589.500	1.000
时延估计分辨率(ms)	36.300	0.063

首先以4~8 kHz的线性调频信号作为发射信号，脉宽200 ms，整个系统的采样频率为18 kHz。利用匹配滤波和采用加权迭代策略的解卷积时延估计方法分别对接收信号进行时延估计，结果如图7(a)所示。匹配滤波和解卷积时延估计方法所得到的信道主途径的时延估计结果一致，但是匹配滤波方法所得结果中有较多旁瓣，这是由于信道水池的复杂多途结构中众多弱小的途径，经过相关运算累加所致。反观解卷积时延估计方法，只保留了两个能量较强的途径，其他较弱的途径则已被加权迭代策略抑制掉。可以看出，解卷积时延估计方法在环境耦合方面能力较强。

分辨率方面，匹配滤波的估计结果中主途径-3 dB主瓣宽度所占据的采样点数为5个，分辨率为0.27 ms，与线性调频信号的瑞利限1/B(B=4 kHz)基本保持一致。解卷积时延估计方法，主途径的-3 dB主瓣宽度依然是1个采样点，分辨率只与系统采样频率有关，为0.056 ms。

接下来，将发射信号换成中心频率为6 kHz的正弦信号，脉宽和系统的采样频率依然是200 ms和18 kHz。利用匹配滤波和采用加权迭代策略的解卷

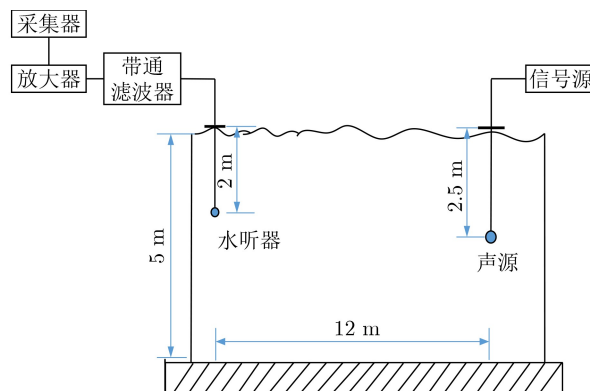


图6 信道水池实验态势图

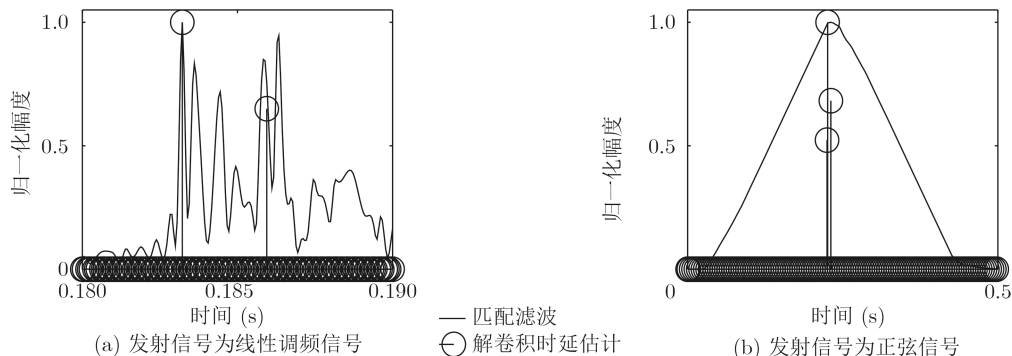


图7 信道水池实验数据时延估计结果

积时延估计方法分别对接收信号进行时延估计, 结果如图7(b)所示。正如仿真分析的那样, 由于正弦信号的自相关函数主瓣较宽, 匹配滤波方法得到的时延估计结果, 分辨率较差。在图7(b)中, 匹配滤波方法得到的 -3 dB主瓣宽度所占据的采样点数为2112个, 分辨率为132 ms。解卷积时延估计方法依然可以抑制掉多途中较弱的成分, 只保留能量较强的3个途径。主途径的 -3 dB主瓣宽度依然只占据的1个采样点, 分辨率为0.056 ms。实验数据进一步验证了解卷积时延估计方法对发射信号的波形无限制的限制。

6 结束语

浅海声信道多途扩展严重, 传统时延估计方法抑制多途干扰的能力有限, 且分辨率受瑞利限的制约, 探测水下目标的能力受到严重影响。针对此问题, 本文提出一种基于稀疏表示理论的解卷积高分辨时延估计技术, 可广泛应用于浅海中远程目标探测场景。把回波时延估计的问题表示为凸优化问题, 通过迭代运算可以获得全局最优解, 时延估计精准, 在信噪比大于10 dB时, 可以达到零误差; 通过加权迭代策略设置正则化参数, 克服了多途信道的影响; 时延估计的分辨率突破了瑞利限, 在信道水池的实验环境下, 达到0.056 ms; 对发射信号的波形没有限制, 适用性广。仿真和水池实验数据验证了解卷积时延估计技术的有效性。

参考文献

- [1] HAGUE D A and BUCK J R. An experimental evaluation of the generalized sinusoidal frequency modulated waveform for active sonar systems[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2019, 145(6): 3741–3755. doi: [10.1121/1.5113581](https://doi.org/10.1121/1.5113581).
- [2] YIN Jingwei, MEN Wei, HAN Xiao, et al. Integrated waveform for continuous active sonar detection and communication[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2020, 14(9): 1382–1390. doi: [10.1049/iet-rsn.2020.0099](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2020.0099).
- [3] ZHANG Ting, YANG T C, and XU Wen. Bistatic localization of objects in very shallow water[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 180640–180651. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2947851](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2947851).
- [4] YANG T C. Deconvolved conventional beamforming for a horizontal line array[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2018, 43(1): 160–172. doi: [10.1109/JOE.2017.2680818](https://doi.org/10.1109/JOE.2017.2680818).
- [5] MA Lin, GULLIVER T A, ZHAO Anbang, et al. Underwater broadband source detection using an acoustic vector sensor with an adaptive passive matched filter[J]. *Applied Acoustics*, 2019, 148: 162–174. doi: [10.1016/j.apacoust.2018.12.023](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2018.12.023).
- [6] HAMA Y and OCHIAI H. Performance analysis of matched-filter detector for MIMO spatial multiplexing over rayleigh fading channels with imperfect channel estimation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(5): 3220–3233. doi: [10.1109/TCOMM.2019.2892758](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2019.2892758).
- [7] PADOIS T, DOUTRES O, and SGARD F. On the use of modified phase transform weighting functions for acoustic imaging with the generalized cross correlation[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2019, 145(3): 1546–1555. doi: [10.1121/1.5094419](https://doi.org/10.1121/1.5094419).
- [8] CHANDRAN V, ELGAR S, and NGUYEN A. Detection of mines in acoustic images using higher order spectral features[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2002, 27(3): 610–618. doi: [10.1109/JOE.2002.1040943](https://doi.org/10.1109/JOE.2002.1040943).
- [9] BENESTY J, CHEN Jingdong, and HUANG Yiteng. Time-delay estimation via linear interpolation and cross correlation[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2004, 12(5): 509–519. doi: [10.1109/TSA.2004.833008](https://doi.org/10.1109/TSA.2004.833008).
- [10] SALVATI D and CANAZZA S. Adaptive time delay estimation using filter length constraints for source localization in reverberant acoustic environments[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(5): 507–510. doi: [10.1109/LSP.2013.2253319](https://doi.org/10.1109/LSP.2013.2253319).

- [11] SHAO Zhenfeng, WANG Lei, WANG Zhongyuan, *et al.* Remote sensing image super-resolution using sparse representation and coupled sparse autoencoder[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(8): 2663–2674. doi: [10.1109/JSTARS.2019.2925456](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2925456).
- [12] 崔维嘉, 张鹏, 巴斌. 基于贝叶斯自动相关性确定的稀疏重构正交频分复用信号时延估计算法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(10): 2318–2324. doi: [10.11999/JEIT181181](https://doi.org/10.11999/JEIT181181).
CUI Weijia, ZHANG Peng, and BA Bin. Sparse reconstruction OFDM delay estimation algorithm based on Bayesian automatic relevance determination[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2318–2324. doi: [10.11999/JEIT181181](https://doi.org/10.11999/JEIT181181).
- [13] 王洪雁, 于若男. 基于稀疏和低秩恢复的稳健DOA估计方法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(3): 589–596. doi: [10.11999/JEIT190263](https://doi.org/10.11999/JEIT190263).
WANG Hongyan and YU Ruonan. Sparse and low rank recovery based robust DOA estimation method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(3): 589–596. doi: [10.11999/JEIT190263](https://doi.org/10.11999/JEIT190263).
- [14] MENG Xiangxia, LI Xiukun, JAKOBSSON A, *et al.* Sparse estimation of backscattered echoes from underwater object using integrated dictionaries[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2018, 144(6): 3475–3484. doi: [10.1121/1.5083830](https://doi.org/10.1121/1.5083830).
- [15] XIA Zhi, LI Xiukun, and MENG Xiangxia. High resolution time-delay estimation of underwater target geometric scattering[J]. *Applied Acoustics*, 2016, 114: 111–117. doi: [10.1016/j.apacoust.2016.07.016](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2016.07.016).
- [16] HAUPT J, BAJWA W U, RAZ G, *et al.* Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(11): 5862–5875. doi: [10.1109/TIT.2010.2070191](https://doi.org/10.1109/TIT.2010.2070191).
- [17] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1996, 58(1): 267–288. doi: [10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x](https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x).
- [18] GRANT M and BOYD S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.1[OL]. <http://cvxr.com/>, 2014.
- [19] BOYD S, PARIKH N, CHU E, *et al.* Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers[M]. Boston: Now Publishers Inc., 2011. doi: [10.1561/22000000016](https://doi.org/10.1561/22000000016).
- [20] CANDÈS E J, WAKIN M B, and BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 2008, 14(5/6): 877–905. doi: [10.1007/s00041-008-9045-x](https://doi.org/10.1007/s00041-008-9045-x).
- 苍思远: 男, 1991年生, 博士生, 研究方向为水声信号处理、稀疏表示及凸优化理论。
生雪莉: 女, 1977年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为水声信号处理、多平台及仿生声呐技术。
董航: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为水声目标探测、时延估计。
郭龙祥: 男, 1976年生, 教授, 研究方向为水声目标探测与定位。

责任编辑: 马秀强