

◇ 李启虎院士八十华诞学术论文 ◇

冰下运动目标主动探测技术研究*

刘建设^{1,2,3} 殷敬伟^{1,2,3} 朱广平^{1,2,3†} 刘冰^{1,2,3}

(1 哈尔滨工程大学水声重点实验室 哈尔滨 150001)

(2 海洋信息获取与安全工信部重点实验室(哈尔滨工程大学) 工业和信息化部 哈尔滨 150001)

(3 哈尔滨工程大学水声工程学院 哈尔滨 150001)

摘要 使用主动声呐探测冰下目标时,混响是无法回避的问题。在大面积冰层覆盖的水域中,混响具有强度大、作用范围广的特点,导致主动声呐对目标探测的性能大大下降。该文针对有着强混响的冰下水域这一应用背景,重点研究了基于低秩矩阵恢复理论的冰下运动目标主动探测方法。该方法运用常规波束形成获取多组方位时间历程图像,然后利用低秩矩阵恢复算法分离图像中的混响背景与运动目标。仿真表明,不精确的增广拉格朗日乘子法在等间隔直线阵、非等距线阵和均匀间隔圆形阵三种阵型下均有较好的效果。同时与经典的背景差分法做了对比,表明了低秩矩阵恢复算法具有更好的适应性。松花江冰下实验验证了在线阵情况下低秩矩阵恢复算法的实际应用性。

关键词 主动声呐,低秩矩阵恢复,冰下混响,运动目标探测

中图分类号: TB566 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2019)04-0562-07

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2019.04.013

Research on technologies of active sonar moving target detection in under-ice waters

LIU Jianshe^{1,2,3} YIN Jingwei^{1,2,3} ZHU Guangping^{1,2,3} LIU Bing^{1,2,3}

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

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

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

Abstract Reverberation in under-ice waters is a question that can't be evaded when an active sonar detects targets. In a large area of ice-covered, reverberation has the characteristics of strong strength and wide scope, which result in poor performance of the active sonar to target detection. In this paper, moving target detection method based on low rank matrix recovery was studied against strong reverberation in under-ice waters. We used conventional beamforming to obtain multi-group time-bearing images and then separated reverberation background and moving targets through low rank matrix recovery. Simulations show that the inexact augmented Lagrange multiplier method (IALM) is effective in the case of ULA, MGA and UCA. The comparison with classical background difference method shows that the low-rank matrix recovery algorithm has better adaptability. The experiment on the Songhua River verified applicability of the low-rank matrix recovery algorithm.

Key words Active sonar, Low rank matrix recovery, Reverberation under ice, Moving target detection

2019-02-26 收稿; 2019-05-07 定稿

*国家重点研发计划项目(2018YFC1405900),国家自然科学基金项目(61631008,51779061),霍英东教育基金项目(151007),黑龙江省杰出青年科学基金项目(JC2017017)

作者简介:刘建设(1995-),男,山东滕州人,硕士研究生,研究方向:声呐信号处理。

†通讯作者 E-mail: guangpingzhu@hrbeu.edu.cn

0 引言

随着极地的资源、航道、军事战略日益受关注, 极地声学已成为新兴研究热点领域。利用主动声呐探测冰下目标在民用搜救、军事探测均有重要应用需求, 而冰下混响强度大、作用范围广, 对声呐设备的探测性能提出了较大的挑战。尤其是针对冰下混响中的运动小目标探测问题, 所获取的目标的信息往往“掩埋”在强混响的背景之下, 因此研究主动声呐在极地冰下混响中的目标探测技术至关重要^[1-3]。

目前的抗混响手段如自回归 (Auto regressive, AR) 预白化的处理算法对混响数据进行参数估计获得类似高斯白噪声的信号序列, 通过匹配滤波获得较高的增益^[4]; 以及基于二维自回归模型的空时预白化处理算法, 对混响数据从空间和时间上进行处理^[5-6]。但是这些方法一般需要有混响散射函数等参数的先验知识^[7]。之后, 自适应最小均方 (Least mean square, LMS) 算法和基于后验估计误差的最小二乘格型 (Least squares lattice, LSL) 算法应用于混响抵消器^[8-9]。针对运动目标的检测方法如背景差分法, 其利用图像间的像素差异来提取运动目标, 但容易产生空洞现象^[10]。基于样本一致性的背景建模方法^[11-12]通过统计新像素与背景模型的距离较小的样本数目进行判决。近年来, 有学者运用主成分追踪 (Principal component pursuit, PCP) 对连续多帧图像进行特征分解, 提取背景, 开创了运动目标探测的新的发展方向^[13-14]。

本文提出了一种在冰下混响环境中运用低秩矩阵恢复理论进行运动目标主动探测的方法。低秩矩阵恢复理论简而言之就是将一个数据矩阵恢复成低秩矩阵和稀疏矩阵^[15-17]。以多组时间方位历程图为基础数据, 运用低秩矩阵恢复算法将具有低秩特性的强混响背景图像和具有稀疏特性的运动目标图像分离, 达到抑制混响、提高运动目标探测能力的目的。

1 方法与原理

1.1 基于低秩矩阵恢复的目标探测方法

低秩矩阵恢复算法是以矩阵作为输入和输出进行工作的, 将低秩矩阵恢复算法运用到冰下运动目标主动声呐探测中的基本流程如下:

(1) 将每一次主动声呐采集的时域信号进行波束形成处理, 获得一帧时间方位历程图 (直线阵输出的是时间-方位角 (t, θ) 二维矩阵; 平面阵输出的是时间-方位角-俯仰角 (t, θ, φ) 三维矩阵), 多次采集最终得到多帧时间方位历程图。

(2) 将每一帧图像转换成一个列向量, 将这些列向量按照帧号顺序组合成一个矩阵 \mathbf{W} ($\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, m 等于一帧图像的像素点数, 大小为波束数与采样时间点的乘积, n 为总帧数)。以线阵为例, 过程如图 1 所示。

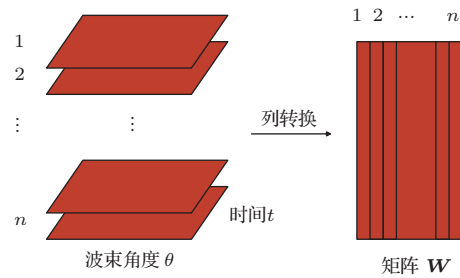


图 1 预处理步骤

Fig. 1 Preprocessing step

(3) 以矩阵 \mathbf{W} 作为低秩矩阵恢复算法的输入, 将矩阵分解为低秩部分 \mathbf{D} 和稀疏部分 \mathbf{X} 。

(4) 稀疏部分 \mathbf{X} 按列分成各个向量, 将每个向量重组后, 得到已经分离出冰下混响、仅含有运动目标的图像, 过程如图 2 所示。

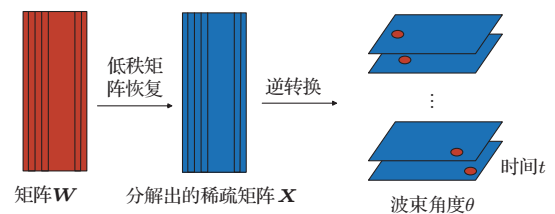


图 2 终处理步骤

Fig. 2 Final treatment step

1.2 低秩矩阵恢复算法理论

在 1.1 节目标探测方法中提到的低秩矩阵恢复算法的中心理论是将矩阵 \mathbf{W} 分解成低秩矩阵 \mathbf{D} 和稀疏矩阵 \mathbf{X} 。其中, 矩阵 \mathbf{D} 表征的是多组图像中的冰下混响背景, 用矩阵的秩定量表示; 矩阵 \mathbf{X} 表征的是运动目标, 用矩阵的 0 范数定量表示。

建立以下模型:

$$\begin{aligned} & \min\{\text{rank}(\mathbf{D}), \|\mathbf{X}\|_0\} \\ & \text{s.t. } \mathbf{W} = \mathbf{D} + \mathbf{X}, \end{aligned} \quad (1)$$

式 (1) 中, $\text{rank}(\mathbf{D})$ 为矩阵的秩, $\|\mathbf{X}\|_0$ 为矩阵 0 范数。

引入折中因子 $\lambda (\lambda = 1/\sqrt{m}, m$ 为矩阵 \mathbf{W} 的行数), 将双目标优化问题 (1) 转化为一个单目标优化问题 [16]:

$$\begin{aligned} \min \text{rank}(\mathbf{D}) + \lambda \|\mathbf{X}\|_0 \\ \text{s.t. } \mathbf{W} = \mathbf{D} + \mathbf{X}. \end{aligned} \quad (2)$$

由于求解问题 (2) 属于 NP 问题, 所以需要进行进一步转化。由于矩阵的秩的凸包是矩阵的核范数 (其值等于矩阵的奇异值之和), 矩阵的 0 范数的凸包是矩阵 1 范数 (其值等于矩阵的元素绝对值之和), 因此将问题 (2) 可以转化为下面的凸优化问题 [15]:

$$\begin{aligned} \min \|\mathbf{D}\|_* + \lambda \|\mathbf{X}\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{W} = \mathbf{D} + \mathbf{X}, \end{aligned} \quad (3)$$

求解方法包括增广拉格朗日乘子法 (Augmented Lagrange multiplier, ALM) 和加速近端梯度 (Accelerated proximal gradient, APG) 算法 [16]。

1.2.1 增广拉格朗日乘子法

增广拉格朗日乘子法可以求解如下问题:

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{M}) \\ \text{s.t. } h(\mathbf{M}) = 0, \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}, h: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m$ 。

表 1 精确的增广拉格朗日乘子法

Table 1 Exact augmented Lagrange multiplier

算法一: 精确增广拉格朗日乘子法
(Exact augmented Lagrange multiplier, EALM)

输入: 数据矩阵 \mathbf{W} , 最大迭代次数 Item 以及参数 λ

1. $\mathbf{Y}_0^* = \mathbf{W}; \mu_0 > 0; k = 0$.
2. 如果不收敛, 开始下面的循环
3. $\mathbf{D}_{k+1}^0 = \mathbf{D}_k^*, \mathbf{X}_{k+1}^0 = \mathbf{X}_k^*, j = 0$;
4. 如果不收敛, 开始下面的循环
5. $(\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}) = \text{svd}\left(\mathbf{W} - \mathbf{X}_{k+1}^j + \frac{\mathbf{Y}_k^*}{\mu_k}\right)$;
6. $\mathbf{D}_{k+1}^{j+1} = \mathbf{U}H_{\mu_k}^{-1}(\mathbf{S})\mathbf{V}^T$;
7. $\mathbf{X}_{k+1}^{j+1} = H_{\lambda\mu_k}^{-1}\left(\mathbf{W} - \mathbf{D}_{k+1}^{j+1} + \frac{\mathbf{Y}_k^*}{\mu_k}\right)$; % 更新 \mathbf{X}
8. 更新 j ;
9. 结束循环;
10. $\mathbf{Y}_{k+1}^* = \mathbf{Y}_k^* + \mu_k(\mathbf{W} - \mathbf{D}_{k+1}^{j+1} - \mathbf{X}_{k+1}^{j+1})$;
11. 更新 μ_k 和 k ;
12. 结束循环

输出: 稀疏矩阵 \mathbf{X}

在这里, 利用增广拉格朗日函数来求解问题 (3), 可以得到如下函数:

$$\begin{aligned} \text{Lag}(\mathbf{D}, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mu) \\ = \|\mathbf{D}\|_* + \lambda \|\mathbf{X}\|_1 + \langle \mathbf{Y}, \mathbf{W} - \mathbf{D} - \mathbf{X} \rangle \\ + \mu \|\mathbf{W} - \mathbf{D} - \mathbf{X}\|_F^2/2. \end{aligned} \quad (5)$$

关于增广拉格朗日乘子法目前存在两种方法, 流程见表 1 和表 2, 其中在求解时, 需要借助 Shrinkage 算子:

$$H_\delta(a) = \begin{cases} a - \delta, & a \in (\delta, +\infty), \\ a + \delta, & a \in (-\infty, -\delta), \\ 0, & a \in [-\delta, \delta], \end{cases} \quad (6)$$

式 (6) 中, $a \in \mathbf{R}, \delta > 0$ 。

表 2 不精确的增广拉格朗日乘子法

Table 2 Inexact augmented Lagrange multiplier

算法二: 不精确增广拉格朗日乘子法

(Inexact augmented Lagrange multiplier, IALM)

输入: 数据矩阵 \mathbf{W} , 最大迭代次数 Item 以及参数 λ

1. $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{W}; \mu_0 > 0; k = 0$.
2. 如果不收敛, 开始下面的循环
3. $(\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}) = \text{svd}\left(\mathbf{W} - \mathbf{X}_k + \frac{\mathbf{Y}_k}{\mu_k}\right)$;
4. $\mathbf{D}_{k+1} = \mathbf{U}H_{\mu_k}^{-1}(\mathbf{S})\mathbf{V}^T$;
5. $\mathbf{X}_{k+1} = H_{\lambda\mu_k}^{-1}\left(\mathbf{W} - \mathbf{D}_{k+1} - \frac{\mathbf{Y}_k}{\mu_k}\right)$; % 更新 \mathbf{X}
6. $\mathbf{Y}_{k+1} = \mathbf{Y}_k + \mu_k(\mathbf{W} - \mathbf{D}_{k+1} - \mathbf{X}_{k+1})$;
7. 更新 μ_k 和 k ;
8. 结束循环

输出: 稀疏矩阵 \mathbf{X}

1.2.2 加速近端梯度算法

加速近端梯度算法, 也叫加速逼近梯度法, 可以求如下问题:

$$\min f(\mathbf{M}) = g(\mathbf{M}) + h(\mathbf{M})/\mu, \quad (7)$$

其中, 函数 $g(\mathbf{M})$ 和 $h(\mathbf{M})$ 是凸函数。

将加速近端梯度算法运用于求解问题 (3)。凸优化问题转化为

$$\min \|\mathbf{D}\|_* + \lambda \|\mathbf{X}\|_1 + \|\mathbf{W} - \mathbf{D} - \mathbf{X}\|_F^2/2\mu. \quad (8)$$

那么当 μ 逐渐趋近于 0 时, 问题 (8) 的解也就是问题 (3) 的解。求解这个问题的主要步骤见表 3。

表3 加速近端梯度算法

Table 3 Accelerated proximal gradient

算法三:加速近端梯度算法 (APG)

输入: 数据矩阵 \mathbf{W} , 最大迭代次数 Item 以及参数 λ

1. $\mathbf{D}_0 = \mathbf{D}_{-1} = 0, \mathbf{X}_0 = \mathbf{X}_{-1} = 0, t_0 = t_{-1} = 1.$
2. 如果不收敛, 开始下面的循环
3. $\mathbf{Y}_k^D = \mathbf{D}_k + \frac{t_{k-1} - 1}{t_k} (\mathbf{D}_k - \mathbf{D}_{k-1}),$
 $\mathbf{Y}_k^X = \mathbf{X}_k + \frac{t_{k-1} - 1}{t_k} (\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k-1});$
4. $\mathbf{G}_k^D = \mathbf{Y}_k^D - \frac{1}{2} (\mathbf{Y}_k^D + \mathbf{Y}_k^X - \mathbf{W});$
5. $(\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}) = \text{svd}(\mathbf{G}_k^D);$
6. $\mathbf{D}_{k+1} = \mathbf{U} \mathbf{H} \frac{\mu_k}{2} (\mathbf{S}) \mathbf{V}^T;$
7. $\mathbf{G}_k^X = \mathbf{Y}_k^X - \frac{1}{2} (\mathbf{Y}_k^D + \mathbf{Y}_k^X - \mathbf{W});$
8. $\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{H} \frac{\lambda \mu_k}{2} (\mathbf{G}_k^X);$ % 更新 \mathbf{X}
9. $t_{k+1} = \frac{1 + \sqrt{4t_k^2 + 1}}{2};$
10. 更新 μ_k 和 $k;$
11. 结束循环

输出: 稀疏矩阵 \mathbf{X}

2 仿真与实验

2.1 仿真参数设置

收发合置主动声呐距冰水界面的垂直距离为 8 m, 位置固定。设置发射波束水平开角为 60° , 垂直开角为 30° 。接收阵分别设置为 56 阵元等间隔直线阵、非等距线阵和均匀间隔圆形阵。发射信号波形为 CW 脉冲信号, 频率为 5 kHz, 脉冲宽度为 4 ms, 脉冲发射周期为 80 ms。仿真实验示意如图 3 所示。

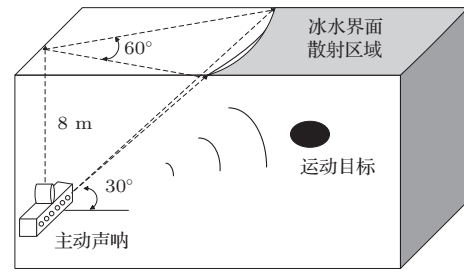


图3 仿真实验示意图

Fig. 3 Simulation illustration

2.2 不同阵列类型对探测性能的影响

等间隔线阵的基阵长度与非等距线阵一致, 不同之处在于非等距线阵选取了 56 元线阵的第 1、2、7、11、24、27、35、42、54、56 号阵元作为接收单元, 组成了最小间隙阵列 (MGA)。在这里, 定义输入信混比为阵元接收的目标回波信号与其所在时间区间接收的混响信号的能量对数值, 单位 dB。

图 4、图 5 仿真的分别是等间隔线阵与非等距线阵同时采用 APG 算法输出的某一帧时间方位历程图。每帧大小为 181 行 1320 列的矩阵, 折中因子 $\lambda = 1/\sqrt{181 \times 1320} \approx 0.0020458$ 。输入信混比为 -8 dB。等间隔线阵的循环执行 120 次, $\text{rank}(\mathbf{D}) = 10, \|\mathbf{X}\|_0 = 544$ 。非等距线阵的循环执行 119 次, $\text{rank}(\mathbf{D}) = 10, \|\mathbf{X}\|_0 = 2251$ 。

根据公式 (1), 在 $\text{rank}(\mathbf{D})$ 相同时, $\|\mathbf{X}\|_0$ 越小, 效果越好。对比在两种线阵条件下的输出结果图 4(b) 和图 5(b), 可以发现: 在等间隔线阵情况下, 该方法输出的时间方位历程图中运动目标的像素点更加精确, 处理结果要优于非等距线阵。这主要得益于等间隔线阵的阵元数目比非等距线阵要多,

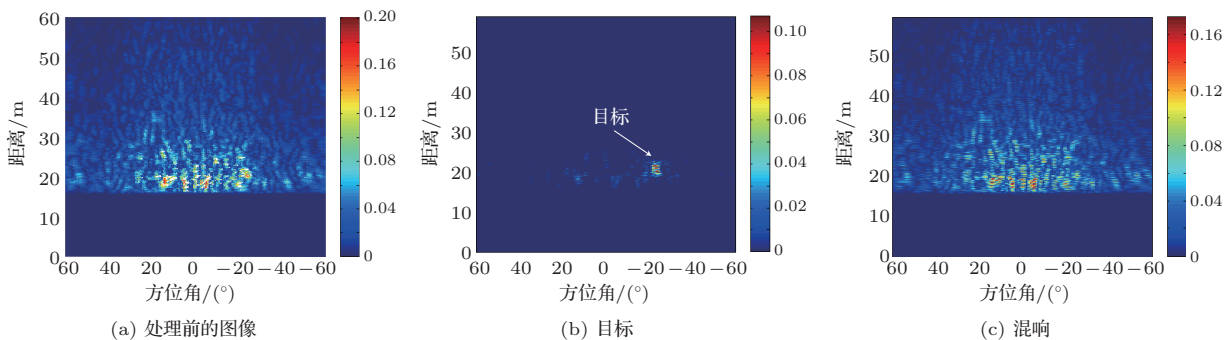


图4 等间隔线阵的一帧时间方位图

Fig. 4 One frame on the base of ULA

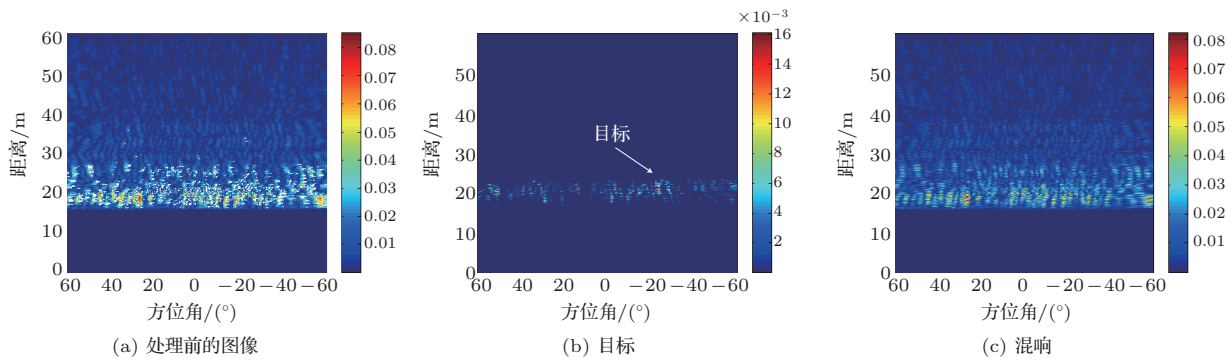


图5 非等距线阵的一帧时间方位图

Fig. 5 One frame on the base of MGA

经过波束形成预处理后获得的增益更大,导致等间隔线阵的输出信混比高于非等距线阵输出的信混比,最终经过APG算法处理,等间隔线阵条件下获得的运动目标更“干净”。

均匀间隔圆形阵的阵元数目为112,波束输出帧数为10,每帧大小为 $69 \times 61 \times 1320$ 的三维数据矩阵,折中因子 $\lambda = 10/\sqrt{69 \times 61 \times 1320} \approx 0.00042425$ 。图6仿真的是均匀间隔圆形阵采用IALM后一帧波束图的处理结果。输入信混比为

-8 dB。循环执行18次, $\text{rank}(\mathbf{D}) = 10$, $\|\mathbf{X}\|_0 = 8915$ 。

在处理过程中,由于均匀间隔圆形阵经过波束形成预处理得到了方位角-俯仰角-时间这种三维矩阵,列转换处理后数据长度达到 10^6 级,APG和EALM已经无法满足要求,但是IALM算法仍然可以获得良好的结果,占用资源更少,收敛速度更快。

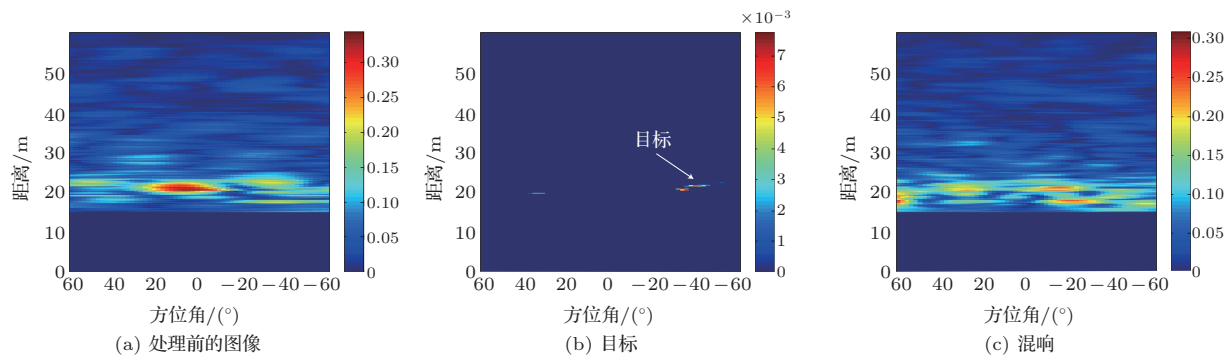


图6 均匀圆形阵的一帧时间方位图

Fig. 6 One frame on the base of UCA

2.3 与背景差分法比较

背景差分法的基本思想是首先运用均值法形成背景图像,然后将测试图像与背景图像做差分。在背景稳定、目标位置变化较大时,背景差分法有稳定的输出。本节将背景差分法引入冰下动目标主动探测中并与低秩矩阵恢复算法IALM的效果进行比较。仿真的帧数为20帧,前10帧使用均值法形成冰下混响背景,后10帧运用差分法进行目标探测。

对比结果表明:如果图像之间的混响背景相关

程度低,背景差分法不能有效探测出目标的方位,如图7(a)所示,但IALM方法在此条件下仍然使用,如图7(b)所示;在冰下混响背景相关程度高的情况下,采用背景差分法获得的动目标探测效果仍然不如IALM算法,如图7(c)所示。

2.4 冰下实验结果

冬季在松花江进行了实验数据的采集,以图像声呐作为数据采集设备,以水下机器人(Remote operated vehicle, ROV)为运动目标。实验条件:松花江冰层厚度0.6 m,设备深度距离水面1 m;图像

声呐发射声波频率为 400 kHz, 脉冲宽度为 1 ms, 发射周期为 1 s, 采样时长为 60 ms。发射阵声轴方向与水平面平行, 发射波束宽度水平方向为 120°, 垂

直方向 30°; 接收基阵为 96 元等间隔直线阵, 接收波束宽度水平方向为 1°, 垂直方向为 30°。实验简图如图 8 所示。

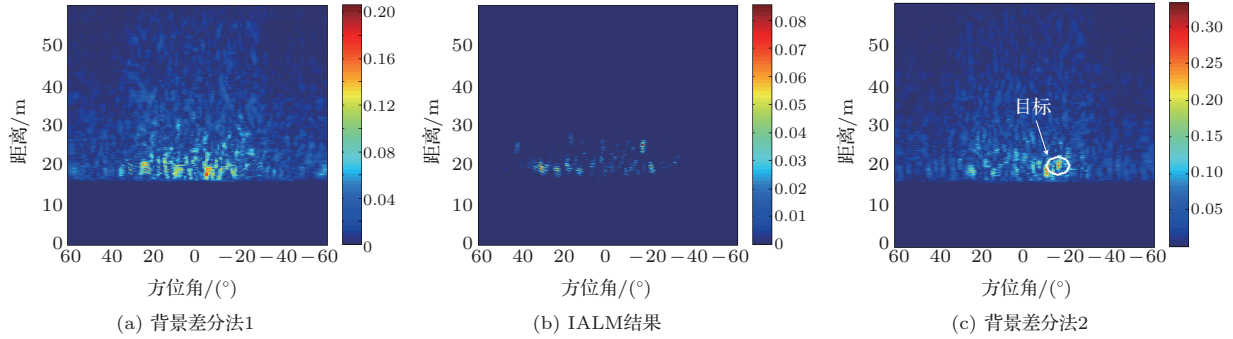


图7 目标分离图

Fig. 7 Target separation results

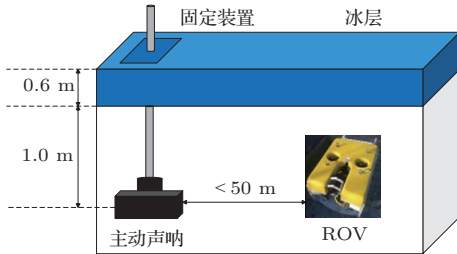


图8 松花江实验简图

Fig. 8 Experiment illustration in Songhua River

选取了 10 帧原始信号进行波束形成处理, 图 9 是运用 IALM 算法处理输出的某一帧图像。循环执行了 34 次, $\text{rank}(\mathbf{D}) = 5$, $\|\mathbf{X}\|_0 = 3874221$ 。验证了在主动声呐接收基阵为均匀线列阵情况下, 算法上的实际应用性。

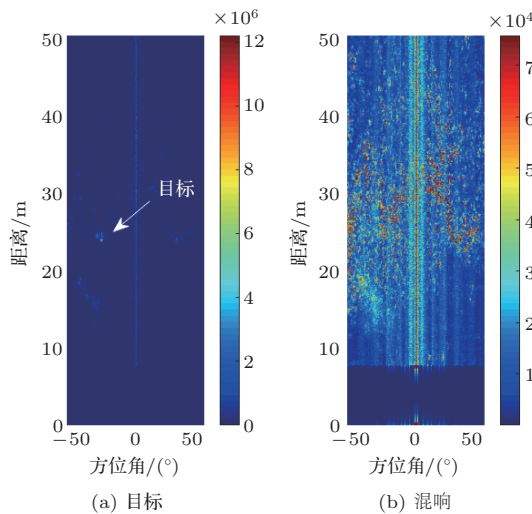


图9 目标与混响分离图

Fig. 9 Separation result

3 结论

基于凸优化的低秩矩阵恢复是近年来的研究热点, 在视频图像处理、计算机视觉等很多领域有着应用, 然而在冰下目标探测领域鲜有应用。本文以低秩矩阵恢复为理论基础, 开展冰下主动声呐目标探测技术的研究, 并通过程序仿真、实验验证等方面进行了性能分析:

- (1) 对于相同长度的接收线阵, 使用 APG 算法处理时, 等间隔线阵处理效果要优于非等距线阵。
- (2) 均匀间隔圆形阵输出的每一帧数据为时间-方位角-俯仰角的三维矩阵, 数据量要远大于线阵输出的时间-方位角二维矩阵, IALM 与 EALM 和 APG 相比, 更适用大数据量条件下的处理。
- (3) 算法 IALM 与背景差分法相比, 在冰下主动探测动目标场景下更具优越性。
- (4) 冰下松花江实验中运用 IALM 能够实现冰下混响与运动目标的分离, 验证了在主动声呐接收基阵为线阵情况下低秩矩阵恢复算法的实际应用效果。

参 考 文 献

[1] 李启虎, 王宁, 赵进平, 等. 北极水声学: 一门引人关注的新型学科[J]. 应用声学, 2014, 33(6): 471-483.
 Li Qihu, Wang Ning, Zhao Jinping, et al. Arctic underwater acoustics: an attractive new topic in ocean acoustics[J]. Journal of Applied Acoustics, 2014, 33(6): 471-483.

- [2] 殷敬伟, 杜鹏宇, 朱广平, 等. 松花江冰下声学试验技术研究[J]. 应用声学, 2016, 35(1): 58–68.
Yin Jingwei, Du Pengyu, Zhu Guangping, et al. The research of the under-ice acoustic experiment technology[J]. Journal of Applied Acoustics, 2016, 35(1): 58–68.
- [3] 朱广平, 殷敬伟, 陈文剑, 等. 北极典型冰下声信道建模及特性[J]. 声学学报, 2017, 42(2): 152–158.
Zhu Guangping, Yin Jingwei, Chen Wenjian, et al. Modeling and characterizing the typical under-ice acoustic channel for the Arctic[J]. Acta Acustica, 2017, 42(2): 152–158.
- [4] 周胜增, 杜选民. 混响背景下预白化信号检测[J]. 声学技术, 2008, 27(4): 597–600.
Zhou Shengzeng, Du Xuanmin. Signal detection by a prewhitening filter in presence of reverberation[J]. Technical Acoustics, 2008, 27(4): 597–600.
- [5] Li W, Ma X, Zhu Y, et al. Detection in reverberation using space time adaptive prewhiteners[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2008, 124(4): 236–242.
- [6] 李维, 马晓川, 侯朝焕, 等. 用于混响中信号检测的空时预白化处理器[J]. 声学学报, 2010, 35(1): 53–58.
Li Wei, Ma Xiaochuan, Hou Chaohuan, et al. Reverberation suppression via space time adaptive prewhiteners[J]. Acta Acustica, 2010, 35(1): 53–58.
- [7] 梁红, 李志舜. 一种混响背景下的自适应动目标检测方法[J]. 应用声学, 2003, 22(2): 26–29, 25.
Liang Hong, Li Zhishun. An adaptive method to detect moving target in a reverberation background[J]. Journal of Applied Acoustics, 2003, 22(2): 26–29, 25.
- [8] 王蓬. 浅海环境自适应信号处理技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2005.
- [9] 许江湖, 张明敏. 基于自适应滤波技术的混响抵消器[C]//2004年全国水声学学术会议论文集, 2004: 163–165.
- [10] Hu R, Wang X, Zheng Y, et al. Moving target detection and tracking for smartphone automatic focusing[J]. ZTE Communications, 2017, 15(1): 55–60.
- [11] Wang H, Suter D. SACON: a consensus based model for background subtraction[R]. Schools & Disciplines, 2005.
- [12] Wang H, Suter D. Background subtraction based on a robust consensus method[C]. Pattern Recognition, International Conference on. IEEE Computer Society, 2006: 223–226.
- [13] Oliver N M, Rosario B, Pentland A P. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions[J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 2000, 22(8): 831–843.
- [14] Liao S, Zhao G, Kellokumpu V, et al. Modeling pixel process with scale invariant local patterns for background subtraction in complex scenes[C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on. IEEE, 2010: 1301–1306.
- [15] Candes E J, Li X, Ma Y, et al. Robust principal component analysis[J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 1–37.
- [16] Lin Z, Chen M, Ma Y. The Augmented Lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices[J]. Optimization and Control, 2013: arXiv:1009.5055v3.
- [17] Zhou Z, Li X, Wright J, et al. Stable principal component pursuit[C]. 2010 IEEE International Symposium on Information Theory, Austin, TX, 201: 1518–1522.