第 51 卷第 3 期
2026 年 5 月

声 学 学 报
ACTA ACUSTICA

Vol. 51, No. 3
May, 2026

使用加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测*

吴 敏[1,2] 郝程鹏[1,2†] 何心怡[3]

(1 中国科学院水下航行器实验室 (声学研究所) 北京 100190)
(2 中国科学院大学 北京 100049)
(3 海军研究院 北京 100161)

2024 年 4 月 18 日收到
2024 年 5 月 30 日定稿

摘要 运动平台有源声呐执行非合作目标探测任务时, 目标常被淹没在混响中, 声呐平台运动产生的空时耦合效应会进一步降低运动目标的检测性能; 复杂多变的水下混响和干扰环境难以获得足够的独立同分布训练样本, 导致传统空时自适应处理 (STAP) 方法性能急剧下降。为此, 提出了一种使用加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测方法, 在压缩感知框架下恢复目标的高分辨空时谱, 实现强混响和噪声背景下低速目标检测及参数估计。该方法仅利用待检测单元数据, 避免了辅助数据或先验知识缺失对混响抑制带来的影响。通过稀疏 STAP 方法估计权向量并构建加权稀疏优化问题, 在优化过程中实现混响/噪声的抑制和目标的增强。算法设计了低复杂度的优化求解方法, 大大提高了算法的运算效率和实用性。仿真及湖上试验结果验证了该方法的优越性。

关键词 混响抑制, 空时自适应处理, 稀疏恢复, 低速目标检测

PACS: 43.60, 43.30 **DOI:** 10.12395/0371-0025.2024116 **CSTR:** 32049.14.11-2065.2024116

Reverberation suppression and low-speed target detection using weighted sparse recovery for moving sonar

WU Min[1,2] HAO Chengpeng[1,2†] HE Xinyi[3]

(1 *Laboratory of AUVs*, *Institute of Acoustics*, *Chinese Academy of Sciences* Beijing 100190)
(2 *University of Chinese Academy of Sciences* Beijing 100049)
(3 *Naval Academy of Armament* Beijing 100161)

Received Apr. 18, 2024
Revised May 30, 2024

Abstract When the active sonar of the motion platform performs non-cooperative target detection tasks, the target is often submerged in reverberation, and the space-time coupling effect generated by the motion of the sonar platform further reduces the detection performance of moving targets. The complex and ever-changing underwater reverberation and interference environment makes it difficult to obtain sufficient independent and identically distributed training samples, resulting in a sharp decline in the performance of traditional space-time adaptive processing (STAP) methods. This article proposes a reverberation suppression and low-speed target detection algorithm using weighted sparse recovery for moving sonar, which restores the high-resolution space-time spectrum of the target in a compressed sensing framework. The algorithm realizes low-speed target detection and parameter estimation in strong reverberation and noisy backgrounds. The data of the range cell to be detected is only utilized to avoid the impact of insufficient training data or lack of prior knowledge on reverberation suppression. The sparse STAP method is used to estimate weight vectors and construct a sparse weighted optimization problem to realize reverberation/noise suppression and target enhancement in the optimization process. A low complexity optimization solving method is designed, which greatly improves the

* 国家自然科学基金项目 (62371446, 62001468, 61971412) 和中国科学院青年创新促进会项目 (2023030) 资助
† 通讯作者: 郝程鹏, haochengp@mail.ioa.ac.cn

computational efficiency and practicality of the algorithm. The simulation and lake experiment results have verified the superiority of this algorithm.

Keywords　Reverberation suppression, Space time adaptive processing, Sparse recovery, Low-speed target detection

引言

有源声呐向水中发射声波信号, 接收阵列收到由目标反射声波叠加而成的回波信号后, 通过分析回波信号中是否包含感兴趣的目标从而达到目标探测的目的。然而, 接收信号除了包含目标反射的回波外, 还掺杂了混响信号, 特别在浅水声呐探测中, 声呐发射声波受到水面、水底、山体和其它不规则散射体作用后, 散射回波的叠加形成了混响信号。当声呐平台处于运动状态时, 不同方向的混响具有不同的多普勒频移, 进而造成混响的功率谱在空时二维平面有较大的展宽, 非合作运动目标, 特别是低速运动目标, 将被频谱扩散严重的混响所淹没, 导致难以在混响环境中检测出低速目标[1-3]。

波束形成可通过设置恰当的加权矢量补偿各通道时延差[4], 实现多阵元数据联合处理, 其计算复杂度低, 稳健性强, 但波束形成是一种空域滤波方法, 难以有效抑制空时耦合性混响[5]。空时自适应处理 (STAP) 技术是结合了空域和时域的联合滤波方法[6], 可实现混响的有效抑制。统计类 STAP 主要依靠独立同分布样本估计混响的协方差矩阵, 需要大量的辅助样本, 且运算量巨大[7,8]。为降低统计类 STAP 方法的样本需求量和运算复杂度, 降秩 STAP 方法被提出。此类方法基于子空间处理[9], 将样本需求降至秩量级, 但性能验证依赖于秩估计准确性, 运算量仍较为可观, 也不易获取高质量的训练数据。在实际应用中, 声呐所面临的外部环境往往是非均匀的, 水面、水底、山体反射特性的空间变化引起运动声呐回波功率在不同距离和角度上突变、快变, 导致训练样本无法满足独立同分布条件, 辅助数据不足, 从而大大降低了协方差矩阵估计的精度, 统计类 STAP 难以适用复杂水下环境下运动声呐混响抑制。基于先验知识的 STAP 方法需要获得准确的混响数据先验信息[10,11], 不准确的先验信息严重影响 STAP 混响抑制性能, 但是水下非合作目标探测通常需要到未知区域进行观测, 非合作观测条件下获取准确环境先验信息的代价是巨大的, 基于先验知识的 STAP 方法难以适用于运动声呐非合作目标的混响抑制及目标检测。直接数据域 STAP 仅利用待检测距离单元数据[12,13], 消除了非均匀混响及先验知识不足的影响, 但易受噪声影响且存在空时孔径受限导致参数估计精度下降的问题。

随着压缩感知 (CS)/稀疏恢复理论[14] 的不断发展, 学者们意识到空时耦合混响在空时二维平面也具有稀疏特性[15], 基于该特性可实现极少样本条件下重构协方差矩阵, 从而提出了一系列基于稀疏恢复的 STAP 方法, 实现混响在空间维和多普勒维的高分辨估计, 相关仿真和实测数据处理结果也展示了该技术与 STAP 结合的优势[16-18]。其中, 基于稀疏恢复的零值加权方法对混响区域进行零加权优化处理滤除混响[16], 只使用待检测单元而不使用训练数据, 避免了训练数据过程中非平稳性导致的混响协方差矩阵估计误差大的问题。但是, 稀疏零值加权 STAP 方法中, 通常假设目标在空时谱中与混响能很好地分离, 但混响空时谱严重展宽使得这一假设不成立, 低速目标和扩展的混响谱出现融合, 给低速目标探测带来挑战。因此, 无法将现有的混响抑制方法直接应用于复杂水下环境中的低速目标检测。

本文提出了一种使用加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测方法。首先构建了混响和噪声背景下观测信号模型; 接着, 利用稀疏 STAP 方法对待检测距离单元空时域数据估计权向量, 构建基于 ℓ_1 范数的加权稀疏优化问题; 最后, 推导了低复杂度优化求解算法, 通过共轭梯度法和改进牛顿法, 实现算法的低复杂度求解。所提方法通过加权稀疏优化实现目标增强及混响抑制, 低复杂度求解方法使运算效率大大提高, 从而实现混响背景下低速目标检测及高分辨参数估计。

1　信号模型

假设声呐系统是一个 N 元均匀直线阵列, 沿 x 轴分布, 阵元间隔为 $d=\lambda/2$, 其中 $\lambda=c/f_c$ 为信号波长, c 和 f_c 代表声速和载频, 阵列结构如图 1 所示。位于原点的阵元作为参考点, 发射 K 个脉冲, 脉冲重复周期为 T, 第 k 个脉冲信号为

$$s_k(t)=a(k)\,p(t)\exp(\mathrm{j}2\pi f_c t), \tag{1}$$

式中, $a(k)$ 为第 k 个脉冲信号幅度, $p(t)$ 为波形。第 n 个阵元接收到的第 k 个脉冲回波可以表示为

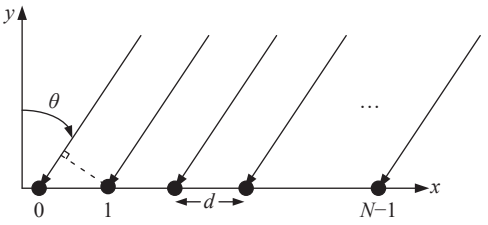

图 1 阵列结构

$$y_{n,k}(t|R,\theta,f_d)=a(k,R,\theta)p(t-\tau_{n,k})\exp[\mathrm{j}2\pi f_c(t-\tau_{n,k})],\tag{2}$$

式中, R 和 θ 代表远场点目标的距离和角度, $a(k,R,\theta)$ 是目标反射系数, $\tau_{n,k}$ 是第 n 个接收阵元接收到的第 k 个脉冲的时延, 可表示为

$$\tau_{n,k}=\frac{1}{c}[2(R+vkT)-nd\cos(\theta)],\tag{3}$$

式中, v 是平台与目标间相对速度。假设发射窄带信号, 则 $p(t-\tau_{n,k})=p(t-2R/c)$。接收信号可表示为

$$\begin{aligned}&y_{n,k}(t|R,\theta,f_d)\approx\\&a(k,R,\theta)p\left(t-\frac{2R}{c}\right)\exp(\mathrm{j}2\pi f_c t)\exp\left(-\mathrm{j}4\pi\frac{R}{\lambda}\right)\cdot\\&\exp\left[\mathrm{j}2\pi\frac{nd}{\lambda}\cos(\theta)\right]\exp(-\mathrm{j}2\pi f_d kT),\end{aligned}\tag{4}$$

式中, $f_d=2v/\lambda$ 是多普勒频移。回波信号经过解调和匹配滤波后, 第 n 个接收阵元的第 k 个脉冲信号成为

$$\begin{aligned}&y_{n,k}(t|R,\theta,f_d)\approx\\&a(k,R,\theta)\mathrm{psf}\left(t-\frac{2R}{c}\right)\exp\left(-\mathrm{j}4\pi\frac{R}{\lambda}\right)\cdot\\&\exp\left[\mathrm{j}2\pi\frac{nd}{\lambda}\cos(\theta)\right]\exp(-\mathrm{j}2\pi f_d kT),\end{aligned}\tag{5}$$

式中, $\mathrm{psf}(t)=\mathrm{IDFT}[|p(f)|^2]$, $\mathrm{psf}(\cdot)$ 是点分布函数, $\mathrm{IDFT}[\cdot]$ 代表傅里叶逆变换, $p(f)$ 是基带波形 $p(t)$ 的频谱。

把观测区域中角度–多普勒划分成 $M\times K$ 个网格。其中离散角度集可表示为 $\boldsymbol{\Theta}=[\theta_0,\theta_1,\cdots,\theta_{M-1}]$, 离散多普勒集可表示为 $\boldsymbol{f_d}=[f_{d,0},f_{d,1},\cdots,f_{d,K-1}]$。

空时谱中位于 $(\boldsymbol{\Theta},\boldsymbol{f_d})$ 的目标回波信号模型可表示为

$$\boldsymbol{y}_{\mathrm{tar}}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{a}_{\mathrm{tar}},\tag{6}$$

式中, 回波信号:

$$\boldsymbol{y}_{\mathrm{tar}}=[y_{n,k}]_{\substack{n=0,1,\ldots,N-1\\k=0,1,\ldots,K-1}}\in\mathbb{C}^{NK\times 1},$$

空时谱:

$$\boldsymbol{a}_{\mathrm{tar}}=[a_{m,k}]_{\substack{m=0,1,\ldots,M-1\\k=0,1,\ldots,K-1}}\in\mathbb{C}^{MK\times 1},$$

其中, $a_{m,k}=a(k,R,\theta_m)\exp(-\mathrm{j}4\pi R/\lambda)$。空时导向矢量 $\boldsymbol{U}\in\mathbb{C}^{NK\times MK}$ 为

$$\boldsymbol{U}(\boldsymbol{\Theta},\boldsymbol{f_d})=\boldsymbol{u}(\boldsymbol{\Theta})\otimes\boldsymbol{u}(\boldsymbol{f_d}),\tag{7}$$

式中, $\otimes$ 代表 Kronecker 积。$u(\boldsymbol{\Theta})\in\mathbb{C}^{N\times M}$ 代表空域导向矢量, 可表示为

$$\boldsymbol{u}(\boldsymbol{\Theta})=[\boldsymbol{u}(\theta_0),\cdots,\boldsymbol{u}(\theta_m),\cdots,\boldsymbol{u}(\theta_{M-1})],\tag{8}$$

式中, $\boldsymbol{u}(\theta_m)$ 可表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{u}(\theta_m)=\{&1,\exp(\mathrm{j}2\pi\cdot d\cos(\theta_m)/\lambda),\cdots,\\&\exp(\mathrm{j}2\pi(N-1)\cdot d\cos(\theta_m)/\lambda)\}^{\mathrm{T}},\end{aligned}\tag{9}$$

式中, $[\cdot]^{\mathrm{T}}$ 代表向量的转置, $\boldsymbol{u}(\boldsymbol{f_d})\in\mathbb{C}^{K\times K}$ 代表时域导向矢量, 可表示为

$$\boldsymbol{u}(\boldsymbol{f_d})=[\boldsymbol{u}(f_{d,0}),\cdots,\boldsymbol{u}(f_{d,k}),\cdots,\boldsymbol{u}(f_{d,K-1})]^{\mathrm{T}},\tag{10}$$

其中

$$\boldsymbol{u}(f_{d,k})=\{1,\exp(-\mathrm{j}2\pi f_{d,k}1T),\cdots,\exp(-\mathrm{j}2\pi f_{d,k}(K-1)T)\}.\tag{11}$$

在有源声呐系统中, 除了目标回波信号外, 接收信号中还存在大量的混响信号和背景噪声, 严重影响声呐探测性能。混响是发射信号被大量不规则散射体反射并叠加之后产生的, 大量不规则散射体在阵列接收端叠加之后, 就形成了接收信号中的混响分量。由于水中散射体的尺寸、数量、位置等因素均不确定, 因此一般将混响建模为 Q 个独立散射体的回波的叠加, 可表示为

$$\boldsymbol{y}_{\mathrm{rev}}=\sum_{q=1}^{Q}a_q\boldsymbol{u}(\theta_q)\otimes\boldsymbol{u}(f_{d,q}).\tag{12}$$

噪声 n 为加性高斯白噪声, 服从 0 均值, 方差 σ^2, 噪声信号与回波信号不相关, 并且阵元之间相互独立。考虑混响和噪声影响, 阵列接收信号可表示为

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{y}_{\mathrm{tar}}+\boldsymbol{y}_{\mathrm{rev}}+\boldsymbol{n}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{a}_{\mathrm{tar}}+\boldsymbol{U}\boldsymbol{a}_{\mathrm{rev}}+\boldsymbol{n}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{a}+\boldsymbol{n}.\tag{13}$$

2 使用加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测

2.1 加权稀疏目标增强及混响抑制方法

由于阵元数量通常远小于角度划分网格数, 即 $N\ll M$, 测量矩阵 y 的维度小于待恢复矩阵的维度, 即 $MK\ll HK$, 因此, 从 $\boldsymbol{y}$ 中恢复 $\boldsymbol{a}$ 是一个病态问题。当信号满足稀疏先验和测量矩阵满足约束等距特性 (RIP) 的条件下, 压缩感知理论提供了从低维测量矩阵中恢复高维稀疏信号的方法。在声呐观测场景下, 目标数量远小于空时平面划分的网格数, $\boldsymbol{a}$ 具有很强的稀疏性。RIP 与测量矩阵 $\boldsymbol{U}$ 的非相干特性密切相关, 由于 $\boldsymbol{U}(\boldsymbol{\Theta},\boldsymbol{f_d})=\boldsymbol{u}(\boldsymbol{\Theta})\otimes\boldsymbol{u}(\boldsymbol{f_d})$, 且 $\boldsymbol{u}(\boldsymbol{\Theta})$ 和 $\boldsymbol{u}(\boldsymbol{f_d})$ 类似

于离散傅里叶变换矩阵, 傅里叶变换矩阵满足 RIP[14]。高分辨空时谱可通过以下 ℓ_0 范数优化获得

$$\min\|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{U}\boldsymbol{\alpha}\|_2 \leqslant \varepsilon, \tag{14}$$

其中, ε 代表噪声水平。接收信号包含混响信号, 混响表现为频域干扰, 其频谱展宽会淹没目标。特别是低速目标, 在强混响情况下, 目标信号检测变得困难, 特别是目标径向相对速度较低时, 目标信号和混响信号在空时谱中存在混叠[19,20], 很难在强混响背景下检测低速目标。传统 STAP 混响抑制方法需要大量待检测单元样本且水下环境的时空变化可能导致先验知识不准确, 导致现有混响抑制方法很难得到实际应用。

为了抑制混响和噪声, 本文提出了基于压缩感知的混响抑制和低速目标检测算法, 利用待检测单元数据, 通过加权稀疏优化目标增强及混响抑制方法实现混响背景下低速目标检测。在待测的距离单元中, 目标的空时谱可通过加权 ℓ_0 范数优化获得:

$$\min\|\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{U}\boldsymbol{\alpha}\|_2 \leqslant \varepsilon. \tag{15}$$

由于混响位于相对速度为零附近的多普勒频移范围内, 选取在此频率范围内的数据作为混响样本, 通过稀疏 STAP 方法求解混响空时谱:

$$\min\|\boldsymbol{\alpha}_{\text{rev}}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\boldsymbol{y}_{\text{rev}}-\boldsymbol{U}\boldsymbol{\alpha}_{\text{rev}}\|_2 \leqslant \varepsilon. \tag{16}$$

混响协方差矩阵可以估计为

$$\boldsymbol{R}_{\text{rev}} = \boldsymbol{y}_{\text{rev}}\boldsymbol{y}_{\text{rev}}{}^{\text{H}} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{\alpha}_{\text{rev}}\boldsymbol{\alpha}_{\text{rev}}{}^{\text{H}}\boldsymbol{U}^{\text{H}}, \tag{17}$$

式中, $[\cdot]^{\text{H}}$ 代表向量的共轭转置。式 (15) 中的权重向量可通过下式获得:

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{R}_{\text{rev}}\boldsymbol{U}^{-1}, \tag{18}$$

式中, $[\cdot]^{-1}$ 表示矩阵的逆。在实际应用中, 混响空时谱估计精度对混响抑制性能有很大影响, 利用上述稀疏 STAP 方法估计权向量后, 需在后续优化算法中同步校正混响谱估计误差。

式 (15) 中的 ℓ_0 范数优化问题可等价于以下加权 ℓ_1 范数优化问题:

$$\overline{\boldsymbol{\alpha}}_{\text{tar}} = \arg\min\left\{\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{U}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \rho\|\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha}\|_1\right\}, \tag{19}$$

其中, $\rho = 2\sigma^2\gamma$ 表示正则化系数, γ 是关于 $W\alpha$ 的 Laplace 密度函数的尺度系数, 可表示为

$$\gamma = MK\Big/\sum_{i=1}^{MK}\boldsymbol{\alpha}_i\,. \tag{20}$$

正则化系数 ρ 制约着目标估计误差项和目标稀疏性。如果 ρ 设置过大, 在重构目标空时谱时, 微弱目标将会被抑制掉, 只会保留强目标; 如果太小, 噪声和混响将残余在空时谱中, 从而造成虚假目标。

2.2　低复杂度求解算法

利用多种优化求解算法可求解式 (19) 中的加权 ℓ_1 范数优化问题, 通常需要调用 CVX、SEDUMI 等内点法求解器[21-23], 不利于实际应用, 为了提高算法的运算效率和实用性, 本文提出了低复杂度求解算法, 对式 (19) 中加权 ℓ_1 范数优化问题进行求解。为了克服代价函数在零点的不可微性, 采用平滑近似, 即

$$\|W\alpha\|_1 = \sum_{i=1}^{MK}(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha})_i \approx \sum_{i=1}^{MK}\left(|(W\alpha)_i|^2+\tau\right)^{1/2}, \tag{21}$$

式中, $(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha})_i$ 代表向量 $\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha}$ 的第 i 个元素, τ 为一个小的正数, 为减弱 τ 对估计结果的影响, 通常取噪声方差的千分之一。优化问题转化为

$$\begin{aligned} &J(\boldsymbol{\alpha}) = \|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{U}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \rho\sum_{i=1}^{MK}\left(|(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha})_i|^2+\tau\right)^{1/2}, \\ &\overline{\alpha}_{\text{tar}} = \arg\min\{J(\boldsymbol{\alpha})\}\,. \end{aligned} \tag{22}$$

对目标函数 $J(\boldsymbol{\alpha})$ 关于复数 $\boldsymbol{\alpha}$ 求导, 得

$$\nabla J_{\alpha^*}(\boldsymbol{\alpha}) = H(\boldsymbol{\alpha})\boldsymbol{\alpha} - 2\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{y}, \tag{23}$$

式中, $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\alpha})$ 可近似看作 $\boldsymbol{\alpha}$ 的系数矩阵, 所以 $\boldsymbol{H}(\alpha)$ 可近似为代价函数的 Hessian 矩阵, 可表示为

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\alpha}) = 2\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{U} + \rho\cdot\text{diag}\left[\frac{1}{\sqrt{|(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha})_i|^2+\tau}}\right], \tag{24}$$

式中, diag[·] 代表以向量为对角元素的对角矩阵。牛顿法或拟牛顿法在求解非二次型的优化函数时会存在收敛问题, 同时代价函数中包含了权向量 $\boldsymbol{W}$ 以及 $\boldsymbol{\alpha}$ 的模, 增加了求解难度。本文推导了基于牛顿法的改进低复杂度算法, 以求解上述优化问题。由牛顿法可知, 第 l 次迭代可通过下式求解:

$$(\boldsymbol{\alpha})^l = (\boldsymbol{\alpha})^{l-1} - \beta\left[\boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\right)\right]^{-1}\nabla J_{\alpha^*}\left(\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\right), \tag{25}$$

式中, β 为迭代步长值。将共轭梯度式 (23) 代入迭代式 (25), 整理得

$$\boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\right)\boldsymbol{\alpha}^l = (1-\beta)\boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{\alpha}^l\right)\boldsymbol{\alpha}^l + 2\beta\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{y}. \tag{26}$$

迭代中 Hessian 矩阵的修订式为

$$\boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{\alpha}^l\right) = 2\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{U} + \rho\cdot\text{diag}\left[\frac{1}{\sqrt{\left|(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha})_i^l\right|^2+\tau}}\right]. \tag{27}$$

令 $\beta = 1$, 则第 l 次迭代可通过下式求解

$$\boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\right)\boldsymbol{\alpha}^l = 2\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{y}. \tag{28}$$

由式 (28) 可知, 求解第 l 次迭代 α^l 中, 主要运算量在于 Hessian 矩阵 $\boldsymbol{H}(\alpha^{l-1})$ 的求逆, 由于 $\boldsymbol{H}(\alpha^{l-1})$ 维度

为 $MK\times MK$, 传统的矩阵求逆运算复杂度为 $O((MK)^3)$, 多次迭加会导致运算量过大。为避免 Hessian 矩阵求逆引起的运算量过大的问题, 采用共轭梯度法求解式 (28), 从而避免矩阵求逆运算, 提高求解效率。当相对变化量满足下面迭代终止条件后, 迭代终止, 获得估计值 $\overline{\boldsymbol{\alpha}}_{\text{tar}}=\boldsymbol{\alpha}^L$。

$$\frac{\left\|\boldsymbol{\alpha}^l-\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\right\|_2^2}{\|\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\|_2^2}<\delta, \tag{29}$$

式中, δ 为终止限定界限。在式 (28) 的迭代中, 通过稀疏恢复获得目标高分辨空时谱, 同时在每次迭代中通过加权实现目标的增强和混响的抑制。获得估计之后将向量 $\overline{\boldsymbol{\alpha}}_{\text{tar}}$ 转换为矩阵形式 $\overline{\boldsymbol{A}}_{\text{tar}}$, $\overline{\boldsymbol{A}}_{\text{tar}}$ 即为恢复的高分辨空时谱, 矩阵 $\overline{\boldsymbol{A}}_{\text{tar}}$ 的第 $\overline{m}$ 行第 $\overline{n}$ 列元素对应位于空时谱坐标 $(\overline{m},\overline{k})$ 的目标的幅度估计值, 通过 $\overline{\theta}=\theta_{\overline{m}}$ 和 $\overline{v}=\overline{k}\lambda/(2KT)$ 得到目标的角度估计值和速度估计值, 而目标位置估计值可通过以下计算获得:

$$[x,y]=[x_0,y_0]+[\overline{v}\overline{k}T\cos\overline{\theta},\overline{v}\overline{k}T\sin\overline{\theta}], \tag{30}$$

其中, $[x_0,y_0]$ 代表阵列参考点位置。综上, 基于加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测算法如表 1 所示。

表 1 使用加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测流程

输入: 正则化系数 ρ, 参数 τ, 终止限定界限 δ

1. 初始化空时谱 $\boldsymbol{\alpha}^0$
2. for $l=1:L$
3. 利用稀疏STAP方法求解权重向量 $\boldsymbol{W}$
4. 求解优化方程 $\boldsymbol{H}\left(\alpha^{l-1}\right)\alpha^l=2\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{y}$
5. 通过共轭梯度法求最优解 $\boldsymbol{\alpha}^l$
6. 更新下一次迭代需要的Hessian矩阵 $\boldsymbol{H}\left(\alpha^l\right)=2\boldsymbol{U}^{\text{H}}\boldsymbol{U}+\rho\cdot\text{diag}\left[1/\sqrt{\left|(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\alpha}^l)_i\right|^2+\tau}\right]$
7. end
8. 对最后一次迭代获得的最优 $\boldsymbol{\alpha}^L$ 转换成矩阵形式 $\overline{\boldsymbol{A}}_{\text{tar}}$, 确定目标角度、速度及位置估计值

3 试验验证与结果分析

3.1 仿真试验分析

假设声呐系统直线阵列阵元数目 $N=20$, 声速 $c=1500$ m/s, 位于原点的阵元发射信号载频 $f_c=1$ kHz, 阵元间隔 d=0.75 m, 脉冲重复周期 $T=0.1$ s, 发射信号为带宽 $B=100$ Hz, 脉宽为 0.08 s 的线性调频信号。混响数据由位于目标观测角度、相对多普勒频移为零附近的 200 个散射点回波信号组成, 将所提算法与波束形成和零值加权方法作对比。

首先验证算法的噪声鲁棒性, 设置目标与声呐系统相对速度为 4 kn, 每个接收阵元加入高斯白噪声, 信噪比 (SNR) 为 0 dB 时, 三种算法下的空时谱估计结果如图 2 所示。由于环境中存在强混响, 传统波束形成处理无法对混响进行有效抑制, 目标被掩没在强混响中, 而零值加权和所提稀疏加权算法可在 SNR = 0 dB 时实现混响的有效抑制。目标点在角度维和多普勒维的归一化剖面图如图 3 所示, 所提方法在角度维和多普勒维参数估计分辨率最高, 旁瓣抑制到−50 dB 以下, 均低于传统波束形成及零值加权方法, 验证了所提方法的混响抑制及超分辨参数估计性能。

表 2 给出了传统波束形成、零加权处理以及稀疏加权处理方法进行 300 次蒙特卡罗实验的平均运算时间对比, 结果显示, 传统波束形成方法由于没有优化求解处理, 运算复杂度最低, 零值加权处理运算复杂度高于波束形成方法, 由于稀疏加权方法在优化求解过程中利用了本文所提的低复杂度求解算法, 运算复杂度低于零值加权处理, 相比传统波束形成仅仅略有提升即可取得显著的性能提升。为进一步验证本文所提低复杂度求解算法的性能, 选取某一次实验验证其收敛性, 选取相对变化量 $\|\boldsymbol{\alpha}^l-\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\|_2^2/\|\boldsymbol{\alpha}^{l-1}\|_2^2$ 作为量化标准, 求解算法的相对变化量与迭代次数的关系如图 4 所示。图 4 结果表明, 算法经 6 次

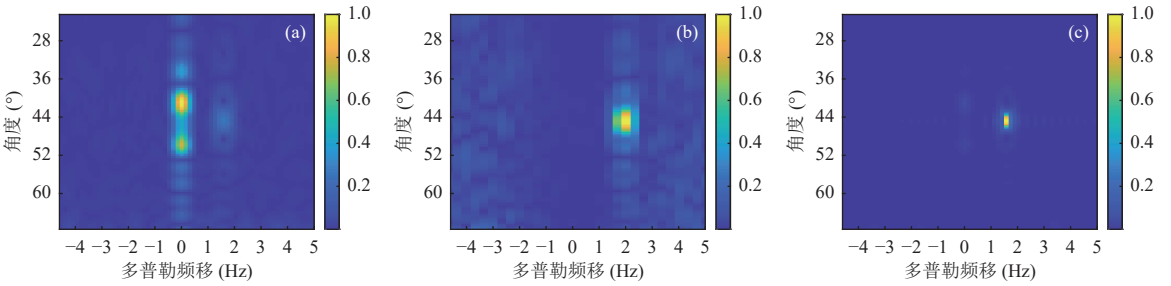

图 2 SNR=0 dB 条件下空时谱结果对比 (a) 传统波束形成空时谱; (b) 零值加权处理空时谱; (c) 稀疏加权处理空时谱

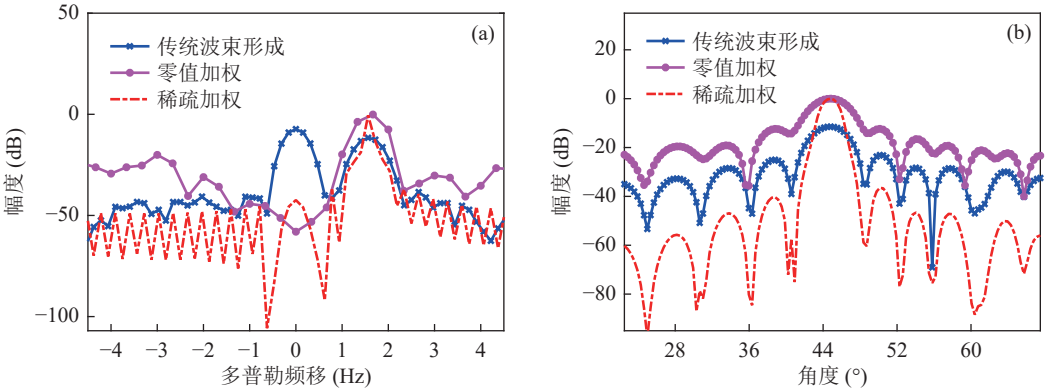

图 3　归一化目标多普勒维和角度维剖面图 (a) 归一化多普勒维剖面图; (b) 归一化角度维剖面图

迭代就可获得良好的收敛结果, 算法收敛速度较快, 所提求解算法的运算效率得到提高。

为进一步验证算法的噪声鲁棒性, 数据中加入高斯白噪声, 使 SNR = −20 dB, 空时谱估计结果如图 5 所示。在传统波束形成处理结果中, 目标被掩没在强混响和强噪声中, 零值加权算法也在低信噪比条件下失效, 无法检测到目标。如图 5(c) 所示, 本文所提稀疏加权方法在强混响和强噪声条件下依然可以看到清晰的目标点, 图 6 的归一化剖面图表明, 在低信噪比和强混响条件下, 所提方法依然可以在距离维和多普勒维获得高分辨估计结果, 验证了所提算法的噪声鲁棒性。

表 2　算法运行时间比较

算法	运行时间 (s)
传统波束形成	5.09
零值加权处理	6.32
稀疏加权处理	5.78

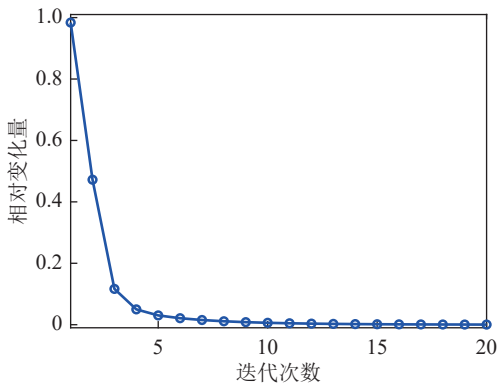

图 4　求解算法的相对变化量与迭代次数的关系

最后, 通过设置目标和平台不同的相对速度, 验证算法的低速目标检测性能。设置目标与平台相对速度分别为 3 kn 和 2 kn, 当速度为 3 kn 时, 三种算法所得空时谱分别如图 7(a)(b)(c) 所示, 传统波束形成处理结果目标掩没在混响和噪声中, 零值加权算法结果中出现大量虚假散射点, 而稀疏加权算法依然可以获得目标的高精度参数估计结果。当速度为 2 kn 时, 三种算法所得空时谱分别如图 7(d)(e)(f) 所示, 传统波束形成处理结果中低速目标已和混响融合, 零值加权算法中出现了更多的虚假散射点, 稀疏加权算法能实现在空时谱中超分辨恢复目标, 低速目标恢复性能提高 30% 以上。

3.2　湖上试验分析

选取 2023 年千岛湖新安江试验场某航次数据, 在中等水文条件, 水下航行器搭载声呐阵列系统对航速 3 kn 的目标探测。由于目标信号微弱且混响展宽, 目标频谱淹没在混响信号中, 无法通过常规检测器进行检测。在空时维处理信号, 波束形成处理结果如图 8(a) 所示, 由于平台自身运动, 存在强混响, 低速弱目标淹没在混响中。为了在目标信号微弱和

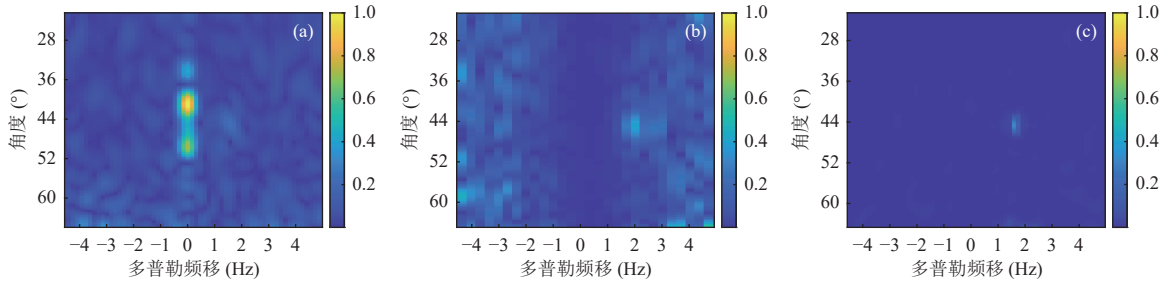

图 5　SNR=-20 dB 条件下空时谱结果对比 (a) 传统波束形成空时谱; (b) 零值加权处理空时谱; (c) 稀疏加权处理空时谱

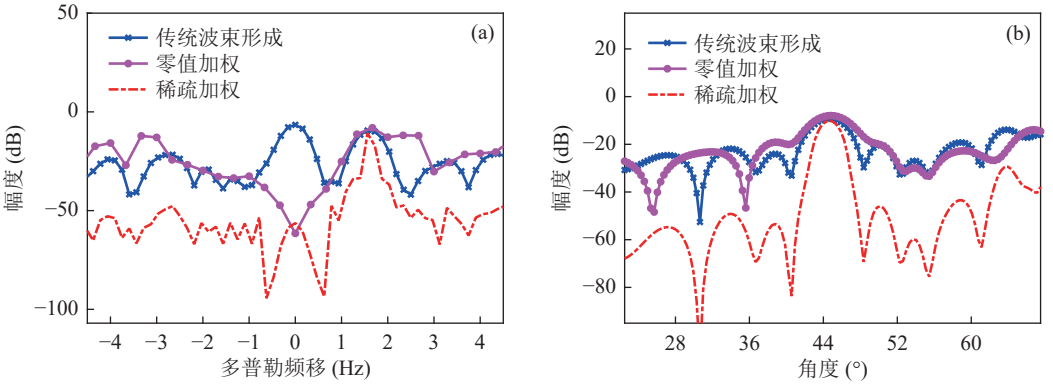

图 6 归一化目标多普勒维和角度维剖面图 (a) 归一化多普勒维剖面图; (b) 归一化角度维剖面图

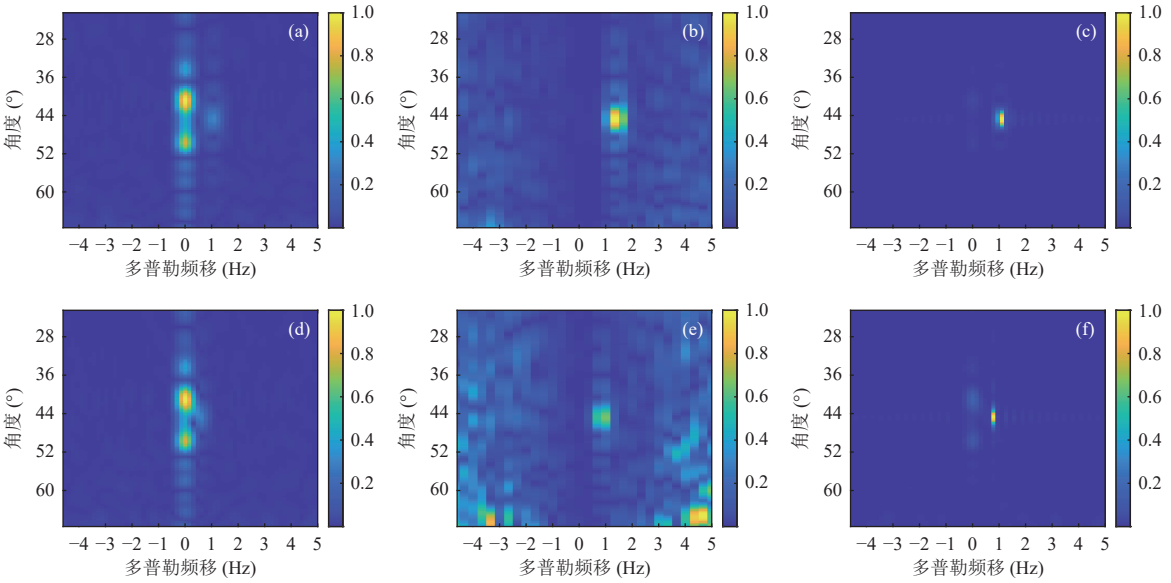

图 7 目标不同速度下的空时谱估计结果 (a) 传统波束形成空时谱; (b) 零值加权处理空时谱; (c) 稀疏加权处理空时谱; (d) 传统波束形成空时谱; (e) 零值加权处理空时谱; (f) 稀疏加权处理空时谱

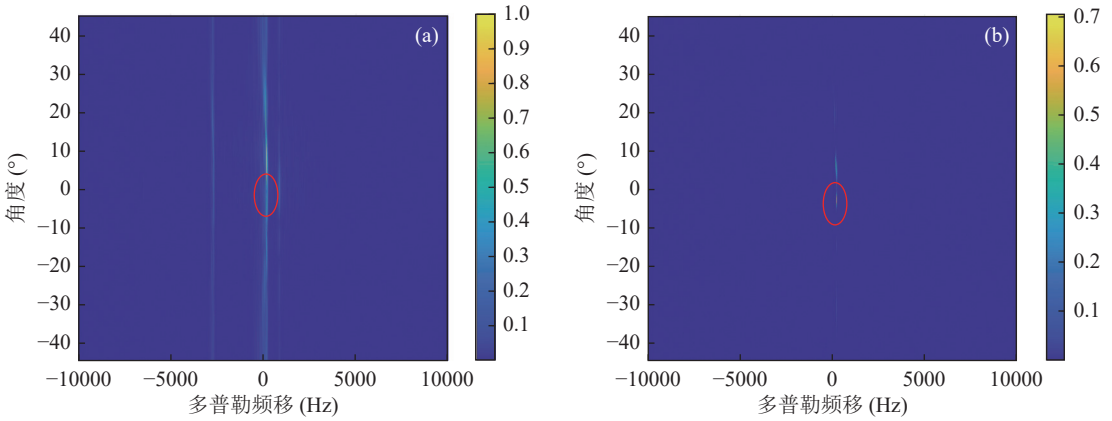

图 8 湖上实测数据空时谱估计结果 (a) 传统波束形成空时谱; (b) 稀疏加权处理空时谱

混响存在的情况下, 对目标进行检测, 采用本文提出的稀疏加权混响抑制和目标增强方法, 处理结果如图 8(b) 所示。混响造成的虚假目标得到有效抑制, 目标得以检测, 湖上试验数据验证了所提算法的混响抑制能力和低速目标检测能力。

4 结论

本文提出一种使用加权稀疏恢复的运动声呐混响抑制与低速目标检测方法, 利用空间维和多普勒

维二维耦合信息, 提升目标参数估计精度和混响抑制性能。所提方法仅利用待检测距离单元数据设计加权稀疏优化问题, 在求解优化问题中抑制混响、增强目标, 克服了常规统计类空时自适应处理方法辅助数据不足以及基于先验信息的空时自适应处理方法需要准确的先验信息的难题。该方法可以在强混响和噪声的条件下, 实现低速目标检测, 具有低运算复杂度、高分辨参数估计、噪声鲁棒性强等优点, 可用于无人水下航行器的目标检测、定位及参数估计等。但是, 所提方法为了运算复杂度和实用性的考虑, 使用了有网格压缩感知理论, 未来将进一步研究低复杂度无网格压缩感知理论在混响抑制与低速目标检测中的应用, 以获得更好的目标估计精度。

参　考　文　献

1 Stewart J, Westerfield E. A theory of active sonar detection. *Proc. IRE*, 1959; **47**(5): 872−881

2 Seokjin L, Jun S L. Reverberation suppression using non-negative matrix factorization to detect low-Doppler target with continuous wave active sonar. *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, 2019; **2019**(1): 1−18

3 刘建国, 朱凌霄, 严胜刚. 运动平台混响的时空耦合统计模型. 声学学报, 2018; **43**(4): 481−494

4 王子腾, 孙兴伟, 李军锋, 等. 近似窄带假设下的最小方差无失真响应波束形成. 声学学报, 2020; **45**(2): 161−168

5 李璇, 马晓川, 郝程鹏, 等. 波束域下利用角度散布特征抑制宽带混响. 声学学报, 2018; **43**(5): 738−744

6 Klemm R. Applications of space-time adaptive processing. London: The Institution of Electrical Engineers, 2004: 415

7 Richmond C D. Performance of a class of adaptive detection algorithms in nonhomogeneous environments. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2000; **48**(5): 1248−1262

8 Besson O, Orlando D. Adaptive detection innonhomogeneous environments using the generalized eigenrelation. *IEEE Signal Process. Lett.*, 2007; **14**(10): 731−734

9 Goldstein J S, Reed I S. Reduced rank adaptive filtering. *IEEE Trans. Signal Process.*, 1997; **45**(2): 492−496

10 Maio A D, Farina A, Foglia G. Knowledge-aided Bayesian radar detectors & their application to live data. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2010; **46**(1): 170−183

11 Zhou Y, Zhang L R. Knowledge-aided Bayesian radar adaptive detection in heterogeneous environment: GLRT, Rao and Wald test. *AEU-INT J. Electron. C*, 2012; **66**(3): 239−243

12 Sarkar T K, Wang H, Park S, *et al*. A deterministic least squares approach to space time adaptive processing (STAP). *IEEE Trans. Signal Process.*, 2001; **49**(1): 91−103

13 幸高翔, 蔡志明, 张卫. 直接数据域局域联合混响抑制方法研究. 声学学报, 2013; **38**(4): 459−466

14 Donoho D. Compressed sensing. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 2006; **52**(4): 1289−1306

15 寇思玮, 冯西安, 毕杨, 等. 水声信号稀疏重构高分辨角度–多普勒成像. 声学学报, 2021; **46**(4): 519−528

16 Sun K, Meng H D, Wang Y L, *et al*. Direct data domain STAP using sparse representation of clutter spectrum. *Signal Process.*, 2011; **91**(9): 2222−2236

17 Li J, Zhu X, Stoica P, *et al*. High resolution angle-Doppler imaging for MTI radar. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2010; **46**(3): 1544−1556

18 Yang Z, De Lamare R C, Liu W. Sparsity-based STAP using alternating direction method with gain/phase errors. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2017; **53**(6): 756−768

19 Zhou J X, Zhang X Z, Rogers P H, *et al*. Reverberation vertical coherence and sea-bottom geoacoustic inversion in shallow water. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2004; **29**(4): 988−999

20 Abraham D A, Lyons A P. Simulation of non-Rayleigh reverberation and clutter. *IEEE J. Oceanic Eng.*, 2004; **29**(2): 347−362

21 Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 2007; **53**(12): 4655−4666

22 Gorodnitsky I F, Rao B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: A re-weighted minimum norm algorithm. *IEEE Trans. Signal Process.*, 1997; **45**(3): 600−616

23 Kingma D, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. ICLR, San Diego, 2015