

一种鲁棒性的最小方差无失真响应波束 形成算法及其应用

闫 超 郭良浩 汪福全 葛凤翔

(中国科学院声学研究所 声场声信息国家重点实验室 北京 100190)

2010 年 11 月 29 日收到

2011 年 3 月 14 日定稿

摘要 理论上, 自适应波束形成方法要比不依赖于输入数据的常规波束形成方法有更好的目标参数估计能力和干扰抑制能力。但在实际水声环境中, 声传播模型、接收阵阵列流形以及信号统计特征等因素往往与实际情况存在一定的差异, 导致传统的自适应波束形成方法性能下降。因此, 提高自适应波束形成方法对上述因素的鲁棒性变得越来越重要。本文基于最差条件最优化的思想, 改进 MVDR(最小方差无失真响应) 方法的约束条件提出了一种鲁棒性最小方差无失真响应自适应波束形成算法 (R-MVDR), 并对输入数据协方差矩阵和方向向量存在不确定性的情况进行了性能分析, 推导给出了波束形成的加权向量和空间谱估计表达式, 最后通过海上实验数据进行了验证。结果证明本文提出的算法在实际环境中有更好的方位分辨能力和干扰抑制能力。

PACS 数: 43.60

A robust minimum variance distortionless response algorithm and its application

YAN Chao GUO Lianghao WANG Fuquan GE Fengxiang

(State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences Beijing 100190)

Received Nov. 29, 2010

Revised Mar. 14, 2011

Abstract Generally, the adaptive beamformer has better spatial resolution and much better interference rejection capability than the conventional data-independent beamformer. But in practice, the performance of the traditional adaptive beamformer will degrade greatly if some assumptions or information on the propagation model, array parameters and signal model are imprecise. Therefore, it is very important to make the adaptive beamforming techniques less sensitive to the model mismatch and parameter uncertainties. In this paper, we propose a robust minimum variance distortionless response (R-MVDR) algorithm based on the worst-case performance optimization changing the constraint of MVDR. The analytic expression for the optimized weight vector is presented. The performance of R-MVDR is verified via the numerical and experimental results. It can be demonstrated that the arithmetic proposed has better spatial resolution and much better interference rejection capability with experimental data.

引言

众所周知, 自适应波束形成可以根据环境的变化自适应地调整其加权向量, 以达到抑制干扰、检测信号和估计信号参数的目的。它有较好的空间分辨能力

和较高的干扰抑制能力 (如文献 1 中介绍的 MVDR 方法), 前提是需要准确已知传播模型、接收阵列参数和接收信号统计特征。但在实际应用中, 上述信息一般都不能准确获得, 也就是说, 存在不同程度的模型失配或参数误差, 如声波传播模型与实际信道传播条件不一致、传感器阵列的接收单元位置误差、各接

收单元的接收灵敏度幅度和相位不一致性、接收信号的非高斯、非平稳等等。上述模型失配或参数误差可能导致自适应波束形成性能下降,因此,深入研究对模型失配或参数误差宽容的自适应波束形成新方法,并对方法本身的鲁棒性进行研究非常重要。

一直以来,提高自适应波束形成方法鲁棒性的常用方法是对协方差矩阵进行对角线加载^[2],该方法计算简单,但是存在两个问题,一是对角线加载量的选取,另一个是难以得到有效反映接收信号强度的空间谱估计结果。

最近几年来,鲁棒性波束形成方法的研究热点主要集中在如何得到具有物理含义并实用的最佳或次最佳对角线加载量。文献 3 的鲁棒性最小方差波束形成算法,是在方向向量不确定的情况下最小化噪声与干扰的能量输出。但是算法需要使用二维锥面编程,计算复杂,实用性较差。文献 4 和文献 5 中的鲁棒性自适应波束形成算法是在方向向量不确定的情况下,计算得到一个使信噪比达到最大的加权向量。该算法缺点是不能据此得到准确、可靠的接收信号谱估计结果。文献 6 和文献 7 中提到的鲁棒性 Capon 算法,同样也是将方向向量限制在一个特定的区域里,而后在此区域内寻找加权向量的最佳值,使信号能量输出最大。该算法经过大量的公式和模型化简,最终的计算复杂度为 $O(M^3)$,其中 M 为接收阵列的阵元个数。

本文在文献 6 和文献 8 的基础上,围绕最差条件下波束形成的最优化问题,利用特征分解、拉格朗日乘法法和牛顿迭代计算等方法获得波束形成加权向量,并据此推导出空间谱估计解析表达式,同时通过适当的化简使计算复杂度降为 $O(M^3)$,最后利用模拟数据^[9]和海上实验数据进行了性能验证。

1 鲁棒性波束形成

图 1 中输入信号源为 $s(t)$,入射方位角为 θ 。经过阵列中各个阵元采样后变为离散形式 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(N)]$,其中 $\mathbf{x}(k) (1 \leq k \leq N)$ 为 k 时刻各个水听器接收采样的 $M \times 1$ 维信号向量, M 为水听器阵列的接收阵元个数。波束形成加权向量 \mathbf{w}^H 左乘接收信号向量 $\mathbf{x}(k)$,得到波束形成输出 y ,其中 $(\cdot)^H$ 表示向量或矩阵的 Hermitian 转置。

协方差矩阵计算方法可表示为:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^H = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n). \quad (1)$$

由于实际得到的协方差矩阵与理论上的协方差

矩阵 \mathbf{R} 之间存在一个偏差 Δ ,即 $\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R} = \Delta$ 。同时由于接收阵列的位置不确定性和传播模型失配,使得设定的方向向量 \mathbf{a}_s 与实际的方向向量 $\tilde{\mathbf{a}}_s$ 之间存在偏差 δ ,即 $\tilde{\mathbf{a}}_s - \mathbf{a}_s = \delta$ 。

为了得到稳健而且有效的波束形成性能,我们对上述偏差设定如下约束条件:

$$\Delta \text{ 的 } l_2 \text{ 范数: } \|\Delta\| \leq \eta$$

$$\delta \text{ 的 } l_2 \text{ 范数: } \|\delta\| \leq \varepsilon$$

文献 4 和文献 10 也是利用最差条件最优化的思想处理方向向量与数据(或协方差矩阵)同时存在不确定性时的稳健波束形成问题,用公式可以表示为:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w}, \\ \text{s.t.} \quad & |\mathbf{w}^H \tilde{\mathbf{a}}_s| \geq 1, \quad \forall \tilde{\mathbf{a}}_s \in \chi, \end{aligned}$$

其中 χ 为 $\tilde{\mathbf{a}}_s$ 的不确定范围。文献表明该方法利用二维锥面规划(SOC)的方法可以求出一组保证信噪比 $\overline{\text{SINR}}$ 最大的加权向量,但并没有给出准确的加权向量以及接收信号空间谱估计公式。

文献 4 的思路出发点是在 $\tilde{\mathbf{a}}_s$ 的不确定范围内找到可能的能量输出最大值,公式表达为:

$$\begin{aligned} \max_{\sigma^2, \mathbf{a}} \quad & \sigma^2, \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{R} - \sigma^2 \tilde{\mathbf{a}}_s \tilde{\mathbf{a}}_s^H \geq 0, \\ & \|\mathbf{a}_s - \tilde{\mathbf{a}}_s\| \leq \varepsilon, \end{aligned}$$

其中对于一个 Hermitian 矩阵 \mathbf{A} , $\mathbf{A} \geq 0$ 表示 \mathbf{A} 半正定。经过化简,该方法的算法复杂度为 $O(M^3)$,是目前比较实用的鲁棒性自适应波束形成方法之一。

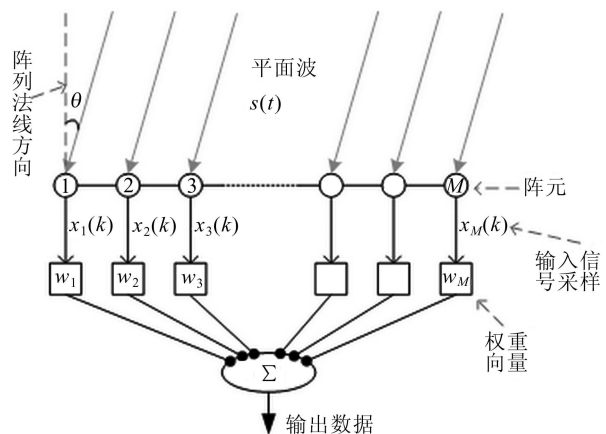


图 1 波束形成结构

2 最差条件下的最优化波束形成算法

本节基于最差条件下的最优化思想,首先根据限制条件推导出一种新的鲁棒性自适应波束形成算法,该算法可以给出准确的加权向量和空间谱的计

算公式，然后优化计算过程并根据结果给出主要计算步骤。

2.1 公式推导

设加权向量为 \mathbf{w} ，则最差条件下的波束形成最优化问题可以表述为：

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{w}} \frac{\min_{\delta} |\mathbf{w}^H(\mathbf{a}_s + \delta)|^2}{\max_{\Delta} \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \Delta)\mathbf{w}}, \quad (2) \\ \text{s.t.} \quad & |\mathbf{w}^H(\mathbf{a}_s + \delta)| \geq 1, \\ & \|\delta\| \leq \varepsilon, \quad \|\Delta\| \leq \eta, \end{aligned}$$

上式可等价为：

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}} (\max_{\Delta} \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \Delta)\mathbf{w}), \quad (3) \\ \text{s.t.} \quad & \min_{\|\delta\| \leq \varepsilon} |\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s + \mathbf{w}^H\delta| \geq 1, \\ & \|\Delta\| \leq \eta. \end{aligned}$$

分析上式中的不等式限制，我们将其转化为等式限制：

$$\min_{\|\delta\| \leq \varepsilon} |\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s + \mathbf{w}^H\delta| = 1. \quad (4)$$

可以证明：

$$\min_{\|\delta\| \leq \varepsilon} |\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s + \mathbf{w}^H\delta| = |\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s| - \varepsilon \|\mathbf{w}\| = 1. \quad (5)$$

当且仅当：

$$\begin{aligned} \delta &= -\frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|} \varepsilon e^{j\phi}, \\ \varphi &= \text{angle}\{\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s\}, \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\text{angle}\{\cdot\}$ 表示复数的相位。

进一步，由

$$\begin{aligned} & \max_{\Delta} \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \Delta)\mathbf{w}, \quad (7) \\ \text{s.t.} \quad & \|\Delta\| \leq \eta, \end{aligned}$$

可以得到：

$$\max_{\Delta} \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \Delta)\mathbf{w} = \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \eta\mathbf{I})\mathbf{w}, \quad (8)$$

当且仅当：

$$\Delta = \eta \frac{\mathbf{w}\mathbf{w}^H}{\|\mathbf{w}\|^2}. \quad (9)$$

因此，上述问题可进一步简化为：

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \eta\mathbf{I})\mathbf{w}, \quad (10) \\ \text{s.t.} \quad & |\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s| - \varepsilon \|\mathbf{w}\| = 1. \end{aligned}$$

可以看出，在 $\hat{\mathbf{R}}$ 与 \mathbf{R} 存在偏差条件下，基于加权向量修正的鲁棒性波束形成问题可简化为定值的对角线加载问题。

设：

$$\begin{aligned} \text{Re}\{\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s\} &\geq 0, \\ \text{Im}\{\mathbf{w}^H\mathbf{a}_s\} &= 0, \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $\text{Re}\{\cdot\}$ 表示复数的实部， $\text{Im}\{\cdot\}$ 表示复数的虚部。

则问题可进一步简化为：

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H(\hat{\mathbf{R}} + \eta\mathbf{I})\mathbf{w}, \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}^H\mathbf{a}_s = 1 + \varepsilon \|\mathbf{w}\|. \end{aligned} \quad (12)$$

上式应用拉格朗日乘数法，并对 \mathbf{w} 进行微分，可以得到：

$$(\hat{\mathbf{R}} + \eta\mathbf{I})\frac{\mathbf{w}}{\lambda} + \varepsilon \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|} = \mathbf{a}_s. \quad (13)$$

为了能够得到准确的 \mathbf{w} 计算公式，令：

$$\mathbf{v} = \frac{\mathbf{w}}{\lambda}, \quad (14)$$

于是式 (13) 可以变换成如下形式：

$$\mathbf{v} = \left[\hat{\mathbf{R}} + \left(\eta + \frac{\varepsilon}{\|\mathbf{v}\|} \right) \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{a}_s, \quad (15)$$

令：

$$\|\mathbf{v}\| = \tau. \quad (16)$$

则式 (15) 变换为：

$$\tau^2 = \left\| \left[\hat{\mathbf{R}} + \left(\eta + \frac{\varepsilon}{\tau} \right) \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{a}_s \right\|^2, \quad (17)$$

设：

$$f(\tau) = \left\| \left[\hat{\mathbf{R}} + \left(\eta + \frac{\varepsilon}{\tau} \right) \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{a}_s \right\|^2 - \tau^2. \quad (18)$$

对 $\hat{\mathbf{R}}$ 进行特征值分解：

$$\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{U}\mathbf{\Gamma}\mathbf{U}^H, \quad (19)$$

其中：

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \xi_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \xi_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \xi_M \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M$ 为 $\hat{\mathbf{R}}$ 依次递减的特征值。

则有：

$$\begin{aligned} \Theta(\tau) &= \mathbf{\Gamma} + \left(\eta + \frac{\varepsilon}{\tau} \right) \mathbf{I} = \\ & \begin{bmatrix} \xi_1 + \eta + \frac{\varepsilon}{\tau} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \xi_M + \eta + \frac{\varepsilon}{\tau} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (21)$$

再设:

$$\mathbf{g} = [g_1, \dots, g_M]^H = \mathbf{U}^H \mathbf{a}_s. \quad (22)$$

那么有:

$$\begin{aligned} f(\tau) &= \|\mathbf{U}\boldsymbol{\Theta}^{-1}(\tau)\mathbf{U}^H \mathbf{a}_s\|^2 - \tau^2 = \\ &= \|\boldsymbol{\Theta}^{-1}(\tau)\mathbf{g}\|^2 - \tau^2 = \\ &= \left[\sum_{i=1}^M \left(\frac{g_i}{\varepsilon + \tau\xi_i + \tau\eta} \right)^2 - 1 \right] \tau^2 = 0. \end{aligned} \quad (23)$$

设:

$$\varphi(\tau) = \sum_{i=1}^M \left(\frac{g_i}{\varepsilon + \tau\xi_i + \tau\eta} \right)^2 - 1, \quad (24)$$

可以看出, $\varphi(\tau)$ 随着 τ 单调递减。

可以证明, 当 $\|\mathbf{a}_s\| - \varepsilon > 0$ 时, τ 有正数解。

设 $\tau_0 = (\|\mathbf{a}_s\| - \varepsilon) / (\xi_1 + \eta)$ 。利用迭代公式可以得到 $f(\tau) = 0$ 的根 τ_{fin} , 然后利用式 (15) 来计算 \mathbf{v} 。

把 $\mathbf{w} = \lambda\mathbf{v}$ 代入式 (5), 有:

$$\lambda |\mathbf{v}^H \mathbf{a}_s| - \varepsilon * \lambda \|\mathbf{v}\| = 1.$$

可以得到:

$$\lambda = \frac{1}{|\mathbf{v}^H \mathbf{a}_s| - \varepsilon \tau_{\text{fin}}}, \quad (25)$$

将上式代入式 (19):

$$\mathbf{w} = \lambda\mathbf{v} = \frac{\mathbf{v}}{|\mathbf{v}^H \mathbf{a}_s| - \varepsilon \tau_{\text{fin}}}, \quad (26)$$

而:

$$\mathbf{v}^H \mathbf{a}_s = \mathbf{a}_s^H \left[\hat{\mathbf{R}} + \left(\eta + \frac{\varepsilon}{\|\mathbf{v}\|} \right) \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{a}_s = \mathbf{g}^H \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{g},$$

其中:

$$\boldsymbol{\Lambda} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\xi_1 + \eta + \frac{\varepsilon}{\tau_{\text{fin}}}} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \frac{1}{\xi_M + \eta + \frac{\varepsilon}{\tau_{\text{fin}}}} \end{bmatrix}.$$

则空间谱估计 $P(\theta_s)$ 为:

$$\begin{aligned} P(\theta_s) &= \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w} = \lambda^2 \mathbf{v}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{v} = \\ &= \lambda^2 \mathbf{a}_s^H \mathbf{U} \boldsymbol{\Omega} \mathbf{U}^H \mathbf{a}_s = \lambda^2 \mathbf{g}^H \boldsymbol{\Omega} \mathbf{g}, \end{aligned} \quad (27)$$

其中:

$$\boldsymbol{\Omega} = \begin{bmatrix} \frac{\xi_1}{\left(\xi_1 + \eta + \frac{\varepsilon}{\tau_{\text{fin}}} \right)^2} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \frac{\xi_M}{\left(\xi_M + \eta + \frac{\varepsilon}{\tau_{\text{fin}}} \right)^2} \end{bmatrix}.$$

2.2 主要计算步骤

第 1 步: 利用式 (1) 更新协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 。

第 2 步: 对 $\hat{\mathbf{R}}$ 进行特征值、特征向量分解, 有 $\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{U} \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{U}^H$ 。

第 3 步: 计算 $\mathbf{g} = \mathbf{U}^H \mathbf{a}_s = [g_1, \dots, g_M]^H$ 。

第 4 步: 初始化 $\tau_0 = (\|\mathbf{a}_s\| - \varepsilon) / (\xi_1 + \eta)$, 采用迭代公式递归推导 τ_{fin} 。

第 5 步: 利用式 (25) 计算 λ 。

第 6 步: 利用式 (27) 进行空间谱估计, 得到不同方向的空间谱估计结果 $P(\theta_s)$ 。

3 数值仿真分析

本节通过两组数值仿真来分析本文给出的波束形成方法 (简称 R-MVDR) 的性能。实验 1 主要通过空间谱估计结果来分析 ε 的变化对波束形成的空间谱估计结果的影响。实验 2 主要从接收信号有无方向偏差的两种情况下, 对本算法和 MVDR 方法的能量估计情况进行对比。

实验 1: 假设接收阵列为 16 个接收单元的均匀直线阵, 相邻阵元间隔为接收信号的半波长。假定目标方位为 0° , $\sigma_s^2 = 10$ dB, 同时存在方位分别为 -30° 和 50° 、能量均为 40 dB 的两个干扰, 取 $\varepsilon = 0.5, 1.0, 1.5$, 得到空间谱估计结果, 如图 2 所示。

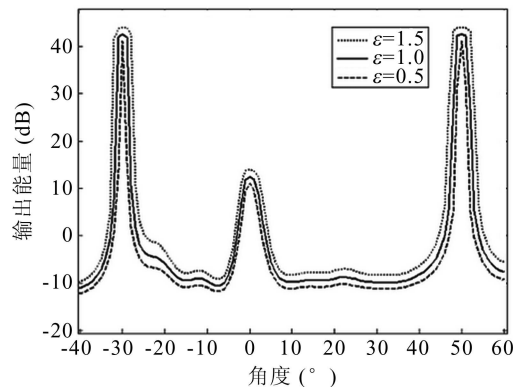


图 2 ε 变化所对应的空间谱估计结果

可以看出, 随着 ε 的增大, R-MVDR 方法对方位偏差的宽容性有所提高, 但同时不可避免地造成信号能量估计增大, 这是因为该方法是从最差条件下的性能最优化角度提出的, 而实际情况未必是最差条件, 所以在数值计算结果上存在一些偏差。如当 $\varepsilon = 1.0$ 时, R-MVDR 方法对 1° 的方位偏差有较好的宽容性, 可以获得比较正常的空间谱估计结果, 能量估计情况也比较准确。而当 $\varepsilon = 1.5$ 时, R-MVDR 方法对大约 2° 的方位偏差也有较好的宽容性。

实验 2: 假设接收阵列为 16 个接收单元均匀直线阵, 相邻阵元间隔为接收信号的半波长。信号功率 $\sigma_s^2 = 10$ dB, 假定信号方位角 $\theta_s = 0^\circ$, 另外还存在两个干扰源, $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = 20$ dB, 干扰源方位角分别为 30° 和 50° 。基于实验 1 和协方差矩阵估计的结果, 这儿取 $\varepsilon = 1.0, \eta = 5$ 。

情况 1: 假定目标方位不存在误差, 分析上述两种波束形成方法的空间谱估计能力, 每种方法都按理论协方差矩阵 \mathbf{R} 和使用仿真数据按照式 (1) 得到协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 的两种情况来考虑。(其中 $\hat{\mathbf{R}}$ 表示有式 (1) 计算得到的输入信号的协方差矩阵, \mathbf{R} 表示协方差矩阵的理论值, 情况 2, 沿用此表达。)

图 3 中横轴为协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 积累的时间样本数, 纵轴为接收信号能量的估计值。可见图 3 也表明, R-MVDR 波束形成方法得到的目标信号接收能量估计结果要比实际情况要大, 原因如上所述。同时 R-MVDR 波束形成方法在不到 60 个时间样本积累后就可以快速达到稳定值, 而 MVDR 需要 150 个左右时间样本积累才能达到比较稳定的估计结果。

情况 2: 假定目标方位存在 1° 误差(即实际的信号方位为 1°), 分析上述两种波束形成方法的目标信号接收能量估计结果, 其中 R-MVDR 方法中的两个约束参数取值同“情况 1”。

由图 4 可见, 在存在 1° 的目标方位误差情况下, MVDR 方法已经将信号当作干扰源抑制掉了, 而 R-MVDR 方法仍然能够得到正确的目标信号接收能量估计, 也就是说, MVDR 方法对目标方位误差非常敏感, 宽容性差, 而 R-MVDR 方法对目标方位偏差具有较好的宽容性。

4 海上实验及实验数据处理

2005 年 6 月, 中科院声学所声场声信息国家重点实验室在青岛海域进行了一次海底水平阵声学测量实验, 水深约 30 m, 实验期间水文条件为负跃层(水中声速剖面如图 5 所示)。接收阵及其各个接收阵元的位置分布如图 6 所示, 接收单阵元数为 43, 相邻接收阵元的间距为 1.5 m 左右。实验期间, 辐射宽带噪声信号的合作运动目标处于接收阵方位 $130^\circ \sim 150^\circ$ 方向。

图 7 比较了常规波束形成方法(简称 CBF)、有对角线加载的 MVDR 波束形成方法(简称 LSMI)、文献 4 给出的鲁棒性 Capon 波束形成方法(简称 RCB)和本文改进算法约束条件提出的 R-MVDR 方法的空间谱估计性能, 其中的数据处理频段为 $100 \sim 300$ Hz。为了保证对比的公平性, R-MVDR 方法和

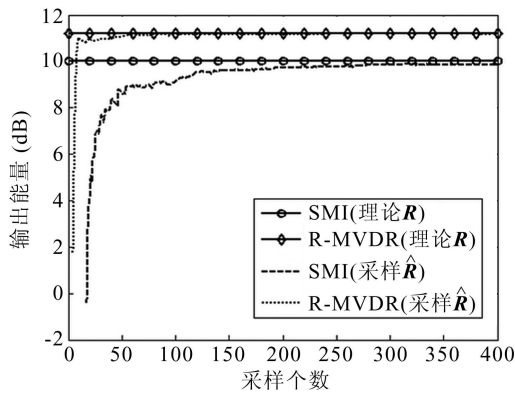


图 3 无方位误差条件下的目标信号接收能量估计结果对比

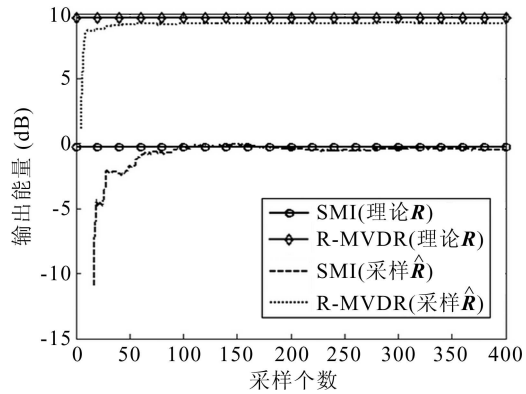


图 4 存在 1° 方位偏差条件下的目标信号接收能量估计结果对比

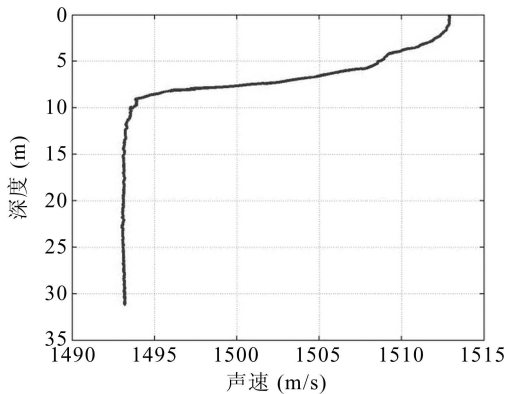


图 5 实验期间的水中垂直声速剖面

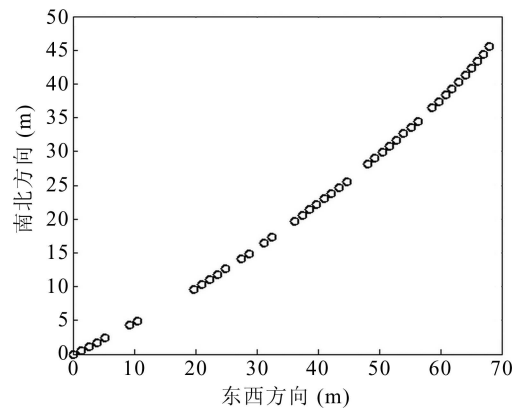


图 6 水下接收阵布置及其阵元位置分布

鲁棒性 Capon 算法中都取 $\varepsilon = 5.0$ 。从图 7 中可以看出, R-MVDR 方法具有更好的方位分辨力和干扰抑制能力;与 CBF 相比, R-MVDR 方法的能量估计也比较合理。

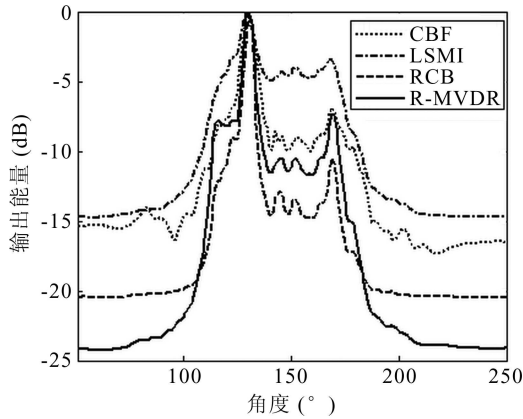


图 7 四种典型的波束形成方法处理得到的波束形成结果对比

5 结论

本文在文献 3 和文献 4 的基础上,同时考虑并改进了方向向量和输入数据协方差矩阵两方面与假设情况存在差异时的约束条件,并进一步优化了自适应波束形成的计算过程,从而较好地解决了接收信号能量估计和最优加权向量准确计算的问题。仿真结果表明,改进提出的 R-MVDR 方法具有较好的方位分辨能力和干扰抑制能力,海上实验数据处理的结果也进一步验证了方法的有效性。

参 考 文 献

- 1 Capon J. High resolution frequency wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 1969; **57**(8): 1408—1418
- 2 Manolakis D G, Ingle V K, Kogon S M. Statistical and adaptive signal processing. Mc Graw-Hill Companies, INC, 2000
- 3 Lorenz R G, Boyd S P. Robust minimum variance beamforming. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005; **53**(5): 1684—1696
- 4 Vorobyov S A, Gershman A B, Luo Z Q. Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003; **51**(2): 313—324
- 5 Gershman A B. Robust adaptive beamforming in sensor arrays. *Int. J. Electron. Commun*, 1999; **53**: 305—314
- 6 Stoica P, Wang Z, Li J. A new robust beamforming. *IEEE Signal Processing Letters*, 2003; **10**(6):172—175.
- 7 Li J, Stoica P, Wang Z. Doubly Constrained Robust Capon Beamformer. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004; **52**(9): 2407—2423
- 8 Li J, Stoica P. Robust Adaptive Beamforming. A John Wiley & Sons, INC. New York, NY, 2006
- 9 Gershman A B, E Németh, Böhme J B, Experimental performance of adaptive beamforming in a sonar environment with a towed array and moving interfering sources. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000; **48**(1): 246—250
- 10 Vorobyov S A *et al.* Adaptive beamforming with joint robustness against mismatched signal steering vector and interference nonstationarity. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004; **11**(2): 108—111