

基于稳健最小二乘的鲁棒波束形成

王 燕, 吴文峰, 梁国龙

(哈尔滨工程大学水声技术实验室, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 为解决 Capon 波束形成器在存在导向矢量失配时的性能急剧下降问题, 提出了一种结合广义旁瓣对消器和稳健最小二乘的鲁棒波束形成算法. 该算法利用广义旁瓣对消器原理将 Capon 波束形成器转化为最小二乘问题, 然后在数据协方差矩阵误差的范数约束下将其转化为二阶锥规划问题, 并利用高效内点法得到最优解. 所提出的算法经推导证明属于对角加载类. 仿真分析表明, 该算法在导向矢量失配和快拍不足时仍具有较好的性能.

关键词: 稳健自适应波束形成; 最小二乘; 广义旁瓣对消器; 导向矢量误差; 对角加载

中图分类号: TN911. 7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 12-2321-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.12.001

Robust Adaptive Beamforming Based on Least-Square

WANG Yan, WU Wen-feng, LIANG Guo-long

(Science and Technology on Underwater Acoustic laboratory, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: The performance of Capon beamformer degrades sharply in the presence of array steering vector errors. To solve this problem, a robust beamforming algorithm, which combines generalized sidelobe canceller (GSC) and robust least-square, is proposed. The Capon beamformer is converted to a least-square problem based on the principle of generalized sidelobe canceller, and then converted to a second-order cone program (SOCP) problem under the constraint on the norm of the error matrix. The well-established interior point method is adopted in order to obtain the optimal solution. Deduction proves that the proposed algorithm belongs to the diagonal loading sort. Simulation results show the efficiency of the proposed algorithm in the case of steering vector mismatch and snapshot deficiency.

Key words: robust adaptive beamforming; least square; generalized sidelobe canceller; steering vector error; diagonal loading

1 引言

自适应波束形成是阵列信号处理中的关键技术之一, 被广泛应用于无线电通信, 雷达, 声呐和医学成像等领域^[1]. 自适应波束形成算法设计可以归结为某一准则下的多参数最优化问题, 主要准则有最大信干噪比准则、最大熵准则、最小均方误差准则^[2]等. 如典型的 Capon 波束形成器是在保证对感兴趣方位的信号无失真输出的条件下, 最大限度地提高输出信噪比^[3], 具有较好的方位分辨能力和较强的干扰抑制能力. 但由于 Capon 波束形成器是建立在假设阵列对期望信号响应精确已知的基础上. 在实际应用中, 当存在观察方向误差、阵型标定误差、快拍数有限或信号与干扰间存在相关性等失配情况时, Capon 波束形成器会将信号当作干扰而形成零陷^[3], 导致信号相消现象. 为减小 Capon 波束形成器在条件失配时引起的性能下降问题, 近年来出

现了很多改进波束形成器鲁棒性的方法, 其中对角加载类方法得到了广泛的研究, 但如何确定合适的对角加载量仍是一个难题. Li Jian 等提出的稳健 Capon 波束形成 (Robust Capon Beamforming, RCB)^[4]、双稳健波束形成 (Doubly Constrained Robust Capon Beamforming, DCRCB)^[5], Gershman 等提出的基于最差情况下性能最优稳健自适应波束形成^[6]均利用导向矢量误差不确定集来计算对角加载量, 缺点是算法的性能易受参数选择的影响. 基于岭回归的自适应波束形成 (Hoerl Kennard Baldwin, HKB)^[7]和基于广义线性组合的协方差矩阵修正法 (General Linear Combination, GLC)^[8]可自动根据阵列接收的数据确定对角加载量, 无需进行参数的选择. 但在不存在导向矢量误差且快拍较大时 Capon 波束形成器性能已接近最优, 而此时 HKB 方法仍会生成很大对角加载量, 从而导致性能出现明显下降. 而 GLC 方法在快拍数较大时会生成很小的对角加载量, 因而失去抵抗导向

矢量误差的鲁棒性.

针对自适应波束形成存在失配时性能下降的问题,本文提出了一种基于广义旁瓣对消和稳健最小二乘相结合的鲁棒波束形成算法(Robust Capon Beamforming based on Robust Least-Squares, RLS-RCB).该算法可以减小声呐系统等在实际应用中受环境和条件失配的影响.计算机仿真和分析证明了该算法的有效性.文中矩阵的范数均为 F 范数.

2 鲁棒自适应波束形成

考虑 M 元均匀线阵,阵元间距为 d ,假设信号、干扰和噪声均互不相关.阵列接收数据的理论协方差矩阵可以表示为:

$$\mathbf{R} = \delta_0^2 \mathbf{a}_0 \mathbf{a}_0^H + \sum_{k=1}^K \delta_k^2 \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H + \mathbf{Q} \quad (1)$$

式中, δ_0^2 和 $\{\delta_k^2\}_{k=1}^K$ 分别表示期望信号和 K 个干扰的功率; \mathbf{a}_0 和 $\{\mathbf{a}_k\}_{k=1}^K$ 分别表示相应的导向矢量; \mathbf{Q} 表示阵列噪声协方差矩阵; $(\cdot)^H$ 表示矩阵或向量的共轭转置.在实际应用中, \mathbf{R} 通常由 N 次采样数据协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 估计

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{x}(n)$ 表示第 n 次快拍.

标准 Capon 波束形成可描述为^[3]

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a}_s = 1 \quad (3)$$

式中, $\mathbf{w} \in C^{M \times 1}$ 为加权向量; \mathbf{a}_s 表示假设的导向矢量.利用 Lagrange 乘子法得到上式的解

$$\mathbf{w}_s = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_s}{\mathbf{a}_s^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_s} \quad (4)$$

文献[5]从协方差矩阵拟和的角度出发,提出了稳健 Capon 波束形成方法(RCB).假设信号导向矢量误差属于式(5)所示的不确定集,将 RCB 波束形成问题表述为

$$\max_{\delta_s^2} \delta_s^2 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{R} - \delta_s^2 \mathbf{a}_s \mathbf{a}_s^H \geq 0 \quad (5)$$

$$\forall \|\mathbf{a}_s - \mathbf{a}_0\| \leq \epsilon_0$$

式中 ϵ_0 是用户指定的导向矢量误差范数上界.通过计算最佳导向矢量 $\bar{\mathbf{a}}_s$,进行范数归一化后,RCB 波束形成器的加权向量可表示为

$$\mathbf{w}_r = \frac{\mathbf{R}^{-1} \bar{\mathbf{a}}_s}{\bar{\mathbf{a}}_s^H \mathbf{R}^{-1} \bar{\mathbf{a}}_s} \quad (6)$$

3 基于稳健最小二乘的鲁棒自适应波束形成器(RLS-RCB)

3.1 RLS-RCB 算法描述

利用广义旁瓣对消的结构,可将标准 Capon 波束形成器的权值 \mathbf{w} 改写为

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{a}_s}{M} - \mathbf{Q} \boldsymbol{\eta} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{Q} \in C^{M \times (M-1)}$ 为列满秩阻塞矩阵,满足 $\mathbf{Q}^H \mathbf{a}_s = 0$ 且 $\mathbf{Q}^H \mathbf{Q} = \mathbf{I}$; $\boldsymbol{\eta} \in C^{M-1}$ 为待求向量. \mathbf{Q} 可由 \mathbf{a}_s 的 QR 分解所得正交矩阵的后 $M-1$ 列向量组成^[7].这样标准 Capon 波束形成(3)可表示为

$$\min_{\boldsymbol{\eta}} \left\| \mathbf{Q} \boldsymbol{\eta} - \frac{\mathbf{a}_s}{M} \right\|_{\hat{\mathbf{R}}} = \min_{\boldsymbol{\eta}} \left\| \hat{\mathbf{R}}^{1/2} \mathbf{Q} \boldsymbol{\eta} - \hat{\mathbf{R}}^{1/2} \frac{\mathbf{a}_s}{M} \right\|^2 \quad (8)$$

式中 $\hat{\mathbf{R}}^{1/2}$ 为 $\hat{\mathbf{R}}$ 正定 Hermitian 平方根,而 $\mathbf{w}^H \mathbf{a}_s = 1$ 自然满足.令 $\mathbf{A} = \hat{\mathbf{R}}^{1/2} \mathbf{Q}$, $\mathbf{b} = \hat{\mathbf{R}}^{1/2} \frac{\mathbf{a}_s}{M}$,则式(8)可视为如下最小二乘问题

$$\min_{\boldsymbol{\eta}} \|\mathbf{A} \boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}\| \quad (9)$$

由于 \mathbf{A} , \mathbf{b} 均由 $\hat{\mathbf{R}}$ 计算得到,由于快拍有限等的限制, $\hat{\mathbf{R}}$ 和理想协方差矩阵 \mathbf{R} 存在误差,导致 \mathbf{A} 和 \mathbf{b} 存在误差,而最小二乘解对此误差不具备稳健性.假设 \mathbf{A} 和 \mathbf{b} 的误差分别为 $\Delta \mathbf{A}$ 和 $\Delta \mathbf{b}$,则

$$\Delta \mathbf{A} = (\mathbf{R}^{1/2} - \hat{\mathbf{R}}^{1/2}) \mathbf{Q} \quad (10)$$

$$\Delta \mathbf{b} = (\mathbf{R}^{1/2} - \hat{\mathbf{R}}^{1/2}) \mathbf{a}_s / M \quad (11)$$

式(9)更为精确的表达式为

$$\min_{\boldsymbol{\eta}} \|(\mathbf{A} + \Delta \mathbf{A}) \boldsymbol{\eta} - (\mathbf{b} + \Delta \mathbf{b})\| \quad (12)$$

令 $\|[\Delta \mathbf{A} \Delta \mathbf{b}]\| = \|(\mathbf{R}^{1/2} - \hat{\mathbf{R}}^{1/2})[\mathbf{Q} \mathbf{a}_s / M]\| \leq \rho$, 其中 ρ 为和采样数据协方差矩阵误差有关的常数.为了行文连续性,关于 ρ 计算将在下小节介绍.稳健最小二乘问题表述为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{A}, \mathbf{b}, \rho) &= \min_{\boldsymbol{\eta}} \left\| \max_{[\Delta \mathbf{A} \Delta \mathbf{b}]} \right\|_{\leq \rho} \|(\mathbf{A} + \Delta \mathbf{A}) \boldsymbol{\eta} - (\mathbf{b} + \Delta \mathbf{b})\| \\ &= \min_{\boldsymbol{\eta}} \left\| \max_{[\Delta \mathbf{A}' \Delta \mathbf{b}']} \right\|_{\leq 1} \rho \|(\mathbf{A}' + \Delta \mathbf{A}') \boldsymbol{\eta} - (\mathbf{b}' + \Delta \mathbf{b}')\| \end{aligned} \quad (13)$$

式中 $\mathbf{A}' = \mathbf{A} / \rho$, $\Delta \mathbf{A}' = \Delta \mathbf{A} / \rho$, $\mathbf{b}' = \mathbf{b} / \rho$, $\Delta \mathbf{b}' = \Delta \mathbf{b} / \rho$.对任意 $\rho > 0$, $f(\mathbf{A}, \mathbf{b}, \rho) = \rho f(\mathbf{A}', \mathbf{b}', 1)$, 而 ρ 为常数不影响式(13)的解.当 $\|\Delta \mathbf{A}' \Delta \mathbf{b}'\| = 1$ 时,取得最差情况.根据三角不等式

$$\max_{\|\Delta \mathbf{A}' \Delta \mathbf{b}'\| = 1} \|(\mathbf{A}' + \Delta \mathbf{A}') \boldsymbol{\eta} - (\mathbf{b}' + \Delta \mathbf{b}')\| = \quad (14)$$

$$\|\mathbf{A}' \boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}'\| + \sqrt{\|\boldsymbol{\eta}\|^2 + 1}$$

式(14)成立的条件是两向量 $(\mathbf{A}' + \Delta \mathbf{A}') \boldsymbol{\eta}$ 和 $\mathbf{b}' + \Delta \mathbf{b}'$ 同相,即

$$[\Delta \mathbf{A}' \Delta \mathbf{b}'] = \frac{u}{\sqrt{\|\boldsymbol{\eta}\|^2 + 1}} [\boldsymbol{\eta}^H \quad 1] \quad (15)$$

式中 $u = \begin{cases} \frac{\mathbf{A}' \boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}'}{\|\mathbf{A}' \boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}'\|}, & \mathbf{A}' \boldsymbol{\eta} \neq \mathbf{b}' \\ \text{单位向量}, & \text{其它} \end{cases}$.

此时, $f(\mathbf{A}', \mathbf{b}', 1) = \min_{\boldsymbol{\eta}} \|\mathbf{A}' \boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}'\| + \sqrt{\|\boldsymbol{\eta}\|^2 + 1}$.此最优问题可以转化为二阶锥规划问

题^[9]

$$\begin{aligned} \min \tau_1 \quad \text{s.t.} \quad & \| \mathbf{A}'\boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}' \| \leq \tau_1 - \tau_2 \\ & \| [\boldsymbol{\eta}^H \quad 1]^H \| \leq \tau_2 \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)可以通过高效内点法^[10]求解.得到最佳 $\boldsymbol{\eta}'$ 后,通过式(7)计算最佳权重

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{a}_s}{M} - \mathbf{Q}\boldsymbol{\eta}' \quad (17)$$

3.2 关于 ρ 的取值

假设实际数据协方差矩阵 \mathbf{R} 和估计数据协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 之间存在误差矩阵 Δ 且满足

$$\| \Delta \| \leq \gamma \quad (18)$$

在误差矩阵的范数约束下式(8)也可以表示为

$$\min_{\mathbf{w}} \max_{\| \Delta \| \leq \gamma} \mathbf{w}^H (\hat{\mathbf{R}} + \Delta) \mathbf{w} \quad (19)$$

由于 ρ 的取值和最差情况下的 Δ 有关.为计算满足式(19)的 Δ 和方便表述问题,先考虑如下问题

$$\max_{\Delta} \mathbf{w}^H (\hat{\mathbf{R}} + \Delta) \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \| \Delta \| \leq \gamma \quad (20)$$

利用 Lagrange 乘子法可得式(20)的解^[11]

$$\Delta = \gamma \frac{\mathbf{w}\mathbf{w}^H}{\| \mathbf{w} \|^2} \quad (21)$$

将式(21)带入式(19),目标函数变为

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H (\hat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I}) \mathbf{w} \quad (22)$$

式中 \mathbf{I} 为单位矩阵.由式(22)可看出,在满足误差矩阵范数约束的条件下,最差情况的实际数据协方差矩阵为 $\mathbf{R} = \hat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I}$.将其带入式(10)和式(11)可得

$$\rho = \| ((\hat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I})^{\frac{1}{2}} - \hat{\mathbf{R}}^{\frac{1}{2}}) [\mathbf{Q} \frac{\mathbf{a}_s}{M}] \| \quad (23)$$

一般情况下, γ 的值会随输入信号的功率变化,为消除这种不确定性,引入新的参数 γ_0 , 满足

$$\gamma = \frac{\text{tr}(\hat{\mathbf{R}})\gamma_0}{M} \quad (24)$$

式中 $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹.虽然关于 γ_0 的取值没有明确的固定表达式和取值范围,但从下文的仿真可看出本文算法对 γ_0 取值并不敏感.为缩小 $\hat{\mathbf{R}}$ 与 \mathbf{R} 间的误差,可先利用 GLC 方法对 $\hat{\mathbf{R}}$ 进行预处理.

3.3 RLS-RCB 和对角加载类算法的关系

式(16)属于线性二阶锥规划问题,标准形式为^[9]

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{A}_i \mathbf{x} - \mathbf{b}_i \in Q_{m_i+1}, \quad i = 1, 2, \dots, J \end{aligned} \quad (25)$$

式中, $\mathbf{x} \in C^m$ 为优化变量, $\mathbf{c} \in C^m$, $\mathbf{A}_i \in C^{(m_i+1) \times n}$, $\mathbf{b}_i \in C^{m_i+1}$, J 为约束条件个数, Q_{m_i+1} 是 C^{m_i+1} 空间的二阶锥: $Q_{m_i+1} = \{[\mathbf{s}_0 \quad \bar{\mathbf{s}}] \in C^{m_i+1} | \mathbf{s}_0 \geq \| \bar{\mathbf{s}} \| \}$. 式(25)的对偶问题为

$$\max \sum_{i=1}^J \mathbf{b}_i^H \mathbf{y}_i \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{c} - \sum_{i=1}^J \mathbf{A}_i^H \mathbf{y}_i = 0$$

$$\mathbf{y}_i \in Q_{m_i+1}, \quad i = 1, 2, \dots, J \quad (26)$$

由式(25)和式(26),可得式(16)的对偶问题为

$$\begin{aligned} \max \quad & \mathbf{b}'^H \mathbf{y} - \nu \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{A}'^H \mathbf{y} + \mathbf{u} = 0 \quad \| \mathbf{y} \| \leq 1 \quad \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \nu \end{bmatrix} \right\| \leq 1 \end{aligned} \quad (27)$$

式中: $\mathbf{y} \in C^M$, $\mathbf{u} \in C^{M-1}$, $\nu \in C$ 为优化变量.二阶锥规划问题(16)和其对应问题均为严格可行,二者之间对偶间隙为零.即下式成立

$$\begin{aligned} \tau_1 &= \| \mathbf{A}'\boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}' \| + \sqrt{\| \boldsymbol{\eta} \|^2 + 1} \\ &= \mathbf{b}'^H \mathbf{y} - \nu \\ &= -(\mathbf{A}'\boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}')^H \mathbf{y} - [\boldsymbol{\eta}; 1]^H [-\mathbf{A}'^H \mathbf{y}; \nu] \end{aligned} \quad (28)$$

利用式(27)中的约束条件 $-\mathbf{A}'^H \mathbf{y} = \mathbf{u}$ 且 $\| \mathbf{y} \| \leq 1$, $\| [\mathbf{u}^T, \nu] \| \leq 1$. 可得

$$\mathbf{y} = -\frac{\mathbf{A}'\boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}'}{\| \mathbf{A}'\boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}' \|} \quad (29)$$

$$[\mathbf{u}^T, \nu] = -\frac{[\boldsymbol{\eta}^T, 1]}{\sqrt{\| \boldsymbol{\eta} \|^2 + 1}} \quad (30)$$

将式(29)和式(30)代入 $-\mathbf{A}'^H \mathbf{y} = \mathbf{u}$ 化简得

$$\boldsymbol{\eta} = (\mathbf{A}'^H \mathbf{A}' + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}'^H \mathbf{b}' \quad (31)$$

式中 $\mu = \frac{\tau_1 - \tau_2}{\tau_2} = \frac{\| \mathbf{A}'\boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}' \|}{\sqrt{\| \boldsymbol{\eta} \|^2 + 1}}$. 式(31)的形式正是岭回归模型的解.可以证明在式(31)形式下波束形成加权值为

$$\mathbf{w}_D = \frac{(\hat{\mathbf{R}} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{a}_s}{\mathbf{a}_s^H (\hat{\mathbf{R}} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{a}_s} \quad (32)$$

式中 μ 视为对角加载因子.从而证明本文算法属于对角加载类算法.至此,RLS-RCB 能提高 Capon 波束形成器稳健性的原因可从以下两个方面解释:(1)保证在信号协方差矩阵估计最差情况下波束输出噪声功率最小;(2)等价于对角加载类算法,通过对角加载量的选择减少数据协方差矩阵中白噪声的特征值扩散程度从而使旁瓣降低,稳健性提高.

4 仿真结果与分析

为验证本文提出算法的性能,设计了以下几组实验.假设一个 10 元均匀线阵,阵元间距为半波长.三组平面波分别从 -25° , 10° 和 35° 方向入射到基阵.其中 10° 方向的信号为期望信号,其他两组信号为干扰,信号、干扰和噪声均为互不相关的窄带随机过程.两干扰的干噪比分别为 10dB 和 30dB.所有仿真结果均为 200 次 Monte-Carlo 实验取平均值.对下述方法进行了对比分析:样本协方差矩阵求逆法 SMI,固定对角加载法 FDL, HKB, GLC 和 SCB.其中对角加载法的加载量为 10 倍白噪声功率(假设白噪声功率精确已知),RCB 的参数随具体情况取最优.

4.1 对导向矢量误差稳健性的对比

假设实际导向矢量存在白复高斯随机误差即 $\mathbf{a}_0 = \mathbf{a}_s + \mathbf{e}$, 其中 \mathbf{e} 为服从均值为 0 协方差矩阵为 $\delta^2 \mathbf{I}$ 分布的复向量, 且 $\delta^2 = 0.01$. 此时导向矢量误差范数分布概率 $\Pr\{\|\mathbf{a}_s - \mathbf{a}_0\|^2 \leq 0.175\} \geq 0.98$, 因此 RCB 较为合适参数为 0.2. γ_0 取 2, 快拍数为 100. 图 1 显示的是各算法输出信干噪比随输入信噪比变化曲线, 输入信噪比从 -10dB 到 30dB 变化. 其中也显示了最优情况下输出信干噪比. 从图 1 可以看出, 当输入信噪比小于 10dB 时, 本文算法性能和 HKB、GLC 算法性能相当, 略优于 RCB 算法. 当输入信噪比大于 10dB 时, HKB 和 GLC 算法不能提供足够的鲁棒性, 而本文算法依然取得较为理想的性能. 存在导向矢量失配时, 自适应波束形成器会将实际期望信号当作干扰, 导致信号自消现象, 且信号功率越大自消现象越严重. SCB, HKB, GLC 和 FDL 算法在信噪比较高时不能提供足够的鲁棒性, 所以输出信干噪比随输入信噪比增加反而下降.

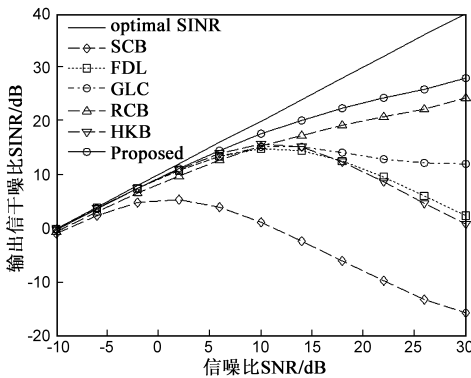


图1 输出信干噪比随输入信噪比变化

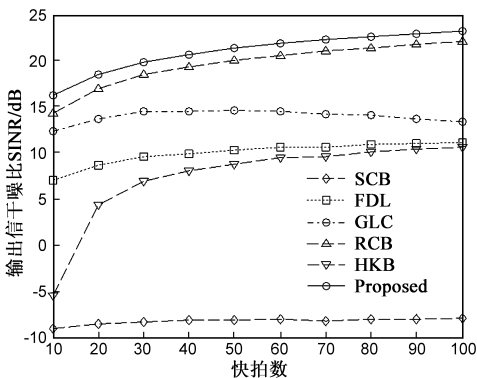


图2 输出信干噪比随快拍数变化

4.2 对导向矢量误差稳健性的对比

快拍数从 10 到 100 变化, 输入信噪比为 20dB. 存在和 4.1 节相同的导向矢量误差, 其他条件同 4.1 节. 图 2 显示输出信干噪比随快拍数变化, 图 3 显示功率估计随快拍数变化. 从图 2 可看出随快拍数增加, 本文算法输

出信干噪比均高于其他算法, 而当快拍数较高时 GLC 算法出现性能下降. 从图 3 可以看出, 本文算法在功率估计方面的性能和参数取值合适下的 RCB 算法性能相当, 均高于其他算法.

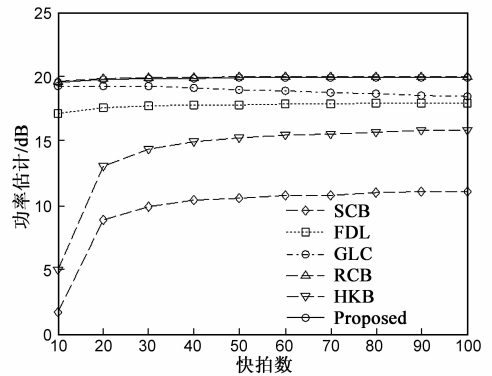


图3 功率估计随快拍数变化

4.3 几种波束形成器的波束图对比.

考虑 4.1 节所述仿真条件, 快拍数为 100, 假设期望信号输入信噪比为 20dB. 分别考察存在随机导向矢量误差和观察方向误差时几种波束形成器的波束图的比较. 为了显示清晰只显示了 SCB, RCB 和本文方法. 图 4 显示存在 4.1 节所述随机导向矢量误差时三种波束形成方法单次实验波束图. 图 5 显示假设存在 1° 观察方向误差时三种波束形成器单次实验波束图. 从图 4 和图 5 可看出, SCB 方法波束图严重变形且存在期望信号自消现象. RCB 方法和本文方法保持了较好的波束图, 本文方法在干扰处的零陷更深.

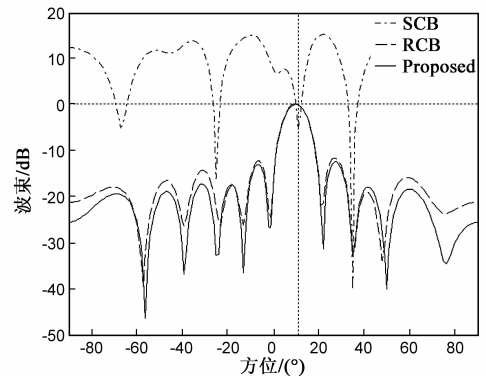


图4 存在随机导向矢量误差时波束图

4.4 存在导向矢量误差时 γ_0 取值对算法影响的对比

实验条件同 4.1 节, 快拍为 100. γ_0 的取值从 0.5 到 2 变化. 图 6 显示在不同 γ_0 影响下本文算法输出信干噪比随输入信噪比变化. 从图中可看出在输入信噪比小于 20dB 时, 本文算法性能对 γ_0 的取值并不敏感. 当输出信噪比大于 20dB 时, 在 4 种不同取值下输出信干噪比最大差距约为 3dB.

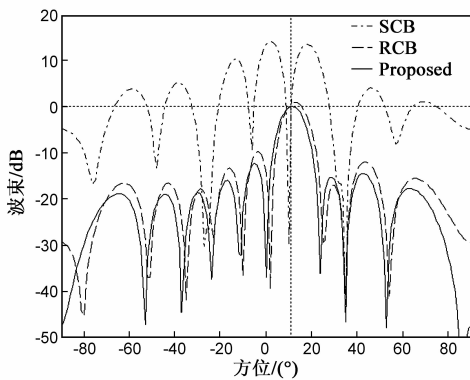
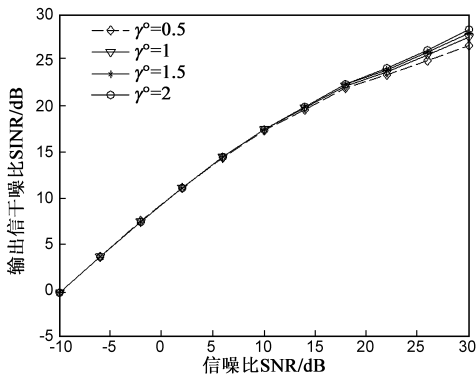


图5 存在观察方向误差时波束图

图6 不同 γ_0 对本文算法性能影响

4.5 同时存在观察方向误差和导向矢量扰动时的性能对比

考虑 4.1 节所述仿真条件,同时假设除了 4.1 节所述随机导向矢量扰动误差外还存在观察方向误差.信号实际方向为 10° ,观测方向为 11° , γ_0 取 2,RCB 算法参数取 1.图 7 显示各算法输出信干噪比随输入信噪比变化.从图 7 可以看出,在整个考虑的输入信噪比范围内,本文算法性能均好于其他自适应方法.

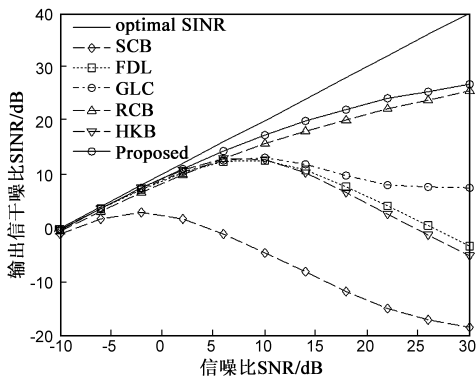


图7 同时存在观察方向误差时算法性能

5 结论

针对导向矢量存在误差时 Capon 波束形成器的阵

增益下降问题,提出了一种结合广义旁瓣对消器和稳健最小二乘的鲁棒波束形成算法,推导证明了本文算法属于对角加载类算法.通过仿真对比分析,与目前较为经典鲁棒波束形成算法相比,本文算法在以下方面具有更好的性能:(1)存在条件失配时的输出信干噪比和功率估计精度;(2)波束图中干扰方向的零陷深度;(3)对人为设定参数的低敏感性.本文算法能提高通信系统、声呐系统等在实际应用中抗环境、以及阵列本身失配的能力,具有一定的理论意义和实用价值.

参考文献

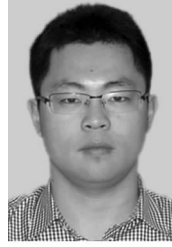
- [1] LIU Cong-feng, LIAO Gui-sheng. Robust Capon beamforming under norm constraint[J]. Signal Processing, 2010, 90(5): 1573 - 1581.
- [2] Z L Yu, Meng Hwa Er. A robust minimum variance beamformer with new constraint on uncertainty of steering vector [J]. Signal Processing, 2006, 86(9): 2243 - 2254.
- [3] 宋海岩,朴胜春,等.矢量最优化稳健波束形成性能分析[J].电子学报,2012,40(7):1351 - 1357.
SONG Hai-yan, PIAO Sheng-chun, et al. Performance analysis of robust adaptive beamforming based on vector optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(7): 1351 - 1357. (in Chinese)
- [4] Li J, Stoica P, Wang Z S. On robust Capon beamforming and diagonal loading[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(7): 1702 - 1715.
- [5] Li J, Stoica P, Wang Z S. Doubly constrained robust Capon beamformer [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(9): 2407 - 2432.
- [6] Vorobyov S A, Gershman A B, Luo Z Q. Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization: A solution to the signal mismatch problem[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(2): 313 - 324.
- [7] Selen Y, Abrahamsson R, Stoica P. Automatic robust adaptive beamforming via ridge regression[J]. Signal Processing, 2008, 88(1): 33 - 49.
- [8] Jian L, Lin D, Stoica P. Fully automatic computation of diagonal loading levels for robust adaptive beamforming [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2010, 46(1): 449 - 458.
- [9] L E Ghaoui, H Lebret. Robust solutions to least-squares problems with uncertain data [J]. SIAM J on Matrix Analysis and Applications, 1997, 18(4): 1035 - 1064.
- [10] J F Sturm. Using SeDuMi 1.02, a MATLAB toolbox for optimization over symmetric cones [J]. Optimization Methods and Software, 1999, 11(1): 625 - 653.
- [11] Shahbazpanahi S, Gershman A B, et al. Robust adaptive beamforming for general-rank signal models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(9): 2257 - 2269.

作者简介



王 燕 女,1973 年 1 月出生于辽宁省沈阳市.现为哈尔滨工程大学水声工程学院教授、博士生导师.获省部级科技进步奖 5 项.,在国内外发表学术论文 30 余篇.主要研究方向为水声信号处理,水声工程,水声定位与通信.

E-mail: wangyan@hrbeu.edu.cn



吴文峰 男,1987 年 6 月出生于湖北省天门市.博士研究生.主要研究方向为阵列信号处理,稳健波束形成.

E-mail: wwf@hrbeu.edu.cn