

罗 涛, 刘宏伟, 纪 博, 等. 基于矩阵加权的稳健波束形成方法[J]. 电波科学学报, 2014, 29(1): 135-142+194. doi: 10.13443/j.cjors. 2013032501.

LUO Tao, LIU Hongwei, JIU Bo, et al. Robust beamforming via Matrix weighted method[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(1): 135-142+194. (in Chinese). doi: 10.13443/j.cjors. 2013032501.

基于矩阵加权的稳健波束形成方法

罗 涛¹ 刘宏伟¹ 纪 博¹ 关永峰² 吴 梦¹

(1. 西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071;

2. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要 提出了一种基于约束主瓣幅度波动范围的矩阵加权波束形成方法, 该方法相比已有方法可以有效控制方向图的主瓣形状、旁瓣电平以及零点深度。存在噪声和系统误差时, 该方法对于信号功率的估计具有更好的稳健性。通过约束主瓣幅度波动范围波束形成方法求得加权矩阵的协方差矩阵, 对该协方差矩阵做特征值分解求得加权矩阵, 通过划分特征值大小来确定最小规模的加权矩阵, 该加权矩阵可以在不损失方向图形状和信号功率估计性能的条件下有效降低系统实现复杂度。

关键词 稳健波束形成; 矩阵加权; 特征值分解; 系统复杂度

中图分类号 TN959.51 文献标志码 A 文章编号 1005-0388(2014)01-0135-09

Robust beamforming via Matrix weighted method

LUO Tao¹ LIU Hongwei¹ JIU Bo¹ GUAN Yongfeng² WU Meng¹

(1. National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China;

2. National University of Defense Technology, School of Electronic

Science and Engineering, Changsha Hunan 410073, China)

Abstract In this paper we propose a matrix weighted beamforming method which constrains the magnitude ripple range of the mainlobe. Compared with the methods available, our method can control the shape of the mainlobe, the sidelobe level and the null depth of beampattern more effectively. With the noise and systematic errors existed, the estimation of signal power is of better robustness. The covariance matrix of the weighting matrix can be obtained by the matrix weighted beamforming method, and the weighting matrix can be then secured by the eigen-decomposition of the covariance matrix. Meanwhile, the minimum scale of the weighting matrix dimension can be determined by the dominant eigenvalues. With the beampattern shape controlled, this method can maintain the performance of the signal power estimation and the system complexity can be efficiently reduced.

Key words robust beamforming; matrix weighted; eigenvalue decomposetion; system complexity

收稿日期: 2013-03-25

资助项目: 国家自然科学基金(61271291, 61201285); 新世纪优秀人才支持计划(NCET-09-0630); 全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目(FANEDD-201156); 中央高校基本科研业务费专项资金资助课题

联系人: 罗涛 E-mail:taoluo_tl@gmail.com

引言

自适应波束形成是阵列信号处理中一个重要的研究方向,在雷达、通信、声纳、声学、医学影像中都有着广泛的应用^[1-12]。传统的自适应波束形成方法采用的是向量加权^[13-17],该方法是对每次快拍数据做一次加权,形成一个接收波束;而文献[18]提出了一种采用矩阵加权的自适应波束形成方法,它是对每次快拍数据形成一组波束,这组波束累加形成总的接收波束。Capon 波束形成^[13]是一种基于向量加权的经典自适应波束形成方法,但是该方法对于快拍数、指向误差、阵列校准误差等比较敏感。针对这些问题,一些学者继而提出了稳健的 Capon 波束形成(Robust Capon Beamforming, RCB)^[14-16]方法,当指向误差在阵列 3 dB 波束宽度内时此算法是有效的,可以准确估计信号功率,但是当指向误差大于这个范围时,RCB 方法的信号功率估计性能急剧下降。文献[18]中的矩阵加权方法对于上面提到的几种误差是稳健的,但是该方法只约束了方向图的 3 dB 功率点,在不同的噪声条件下所形成的方向图是不稳健的,当指向误差大于阵列 3 dB 波束宽度时对于信号功率的估计损失为 3 dB。针对以上问题,这里我们提出约束接收方向图主瓣幅度波动范围的矩阵加权方法,在有噪声和上述误差的条件下此方法可以得到具有稳定主瓣形状、旁瓣电平和理想零点深度的方向图,并且对抗动量大的指向误差具有更稳健的信号功率估计性能。

上面提到的矩阵加权算法只能得到加权矩阵的协方差矩阵,文献[18]中并未给出由协方差矩阵得到加权矩阵的方法,这里我们给出特征值分解方法得到加权矩阵。划分特征值的大小可以有效减少矩阵加权算法中的子波束个数,降低系统实现复杂度。应用该方法合理选择子波束的个数,用真实的加权矩阵对信号功率的估计性能与应用加权矩阵的协方差矩阵对于信号功率的估计性能一致。

下面我们通过:信号模型、特征值分解方法求加权矩阵、自适应矩阵加权波束形成方法、计算机仿真实验和结论这五个部分讨论分析本文提出的基于矩阵加权的稳健波束形成方法。

1 信号模型

考虑一个接收阵元数为 M 的等距线阵,阵元间距 $d = \lambda/2$,将接收阵的第一个阵元选为参考阵元,假设目标回波信号为远场信号,目标在方位角 θ_0 时

的导向矢量可以表示为

$$\mathbf{a}(\theta_0) = \left[1, e^{j2\pi \frac{f_c}{c} d \sin \theta_0}, \dots, e^{j2\pi \frac{f_c}{c} d \sin \theta_0(M-1)} \right]^T. \quad (1)$$

式中: c 表示光速; f_c 表示发射信号载频。那么第 n 时刻的接收信号可以表示为

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{a}(\theta_0) \mathbf{s}(n) + \mathbf{e}(n), n=1, \dots, N. \quad (2)$$

式中: $\mathbf{y}(n) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$; $\mathbf{s}(n)$ 表示发射信号; $\mathbf{e}(n) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示接收到的干扰和噪声; N 为接收信号的快拍数。

传统的自适应波束形成方法通常采用向量加权方法。向量加权方法是对第 m 个阵元每次接收的信号加一个复数权值 w_m^* ,波束形成后的接收信号可以表示为

$$\mathbf{w}^H \mathbf{y}(n) = [\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_0)] \mathbf{s}(n) + \mathbf{w}^H \mathbf{e}(n). \quad (3)$$

式中: $(\cdot)^*$ 表示复共轭; $(\cdot)^H$ 表示矩阵共轭转置,权向量为

$$\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (4)$$

$(\cdot)^T$ 表示矩阵转置。在波束形成中通常约束 $\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_0) = 1$,式(3)中右边的第二项远小于第一项,所以通过式(3)可以得到信号的估计为

$$\hat{\mathbf{s}}(n) \approx \mathbf{w}^H \mathbf{y}(n) \quad (5)$$

对式(5)两边取平方得到信号的功率估计为

$$\hat{\sigma}^2 \approx \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w}. \quad (6)$$

式中: $\hat{\mathbf{R}} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为接收信号协方差矩阵,在实际应用中可以用有限次快拍估计得到

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N_{n=1}} \sum_{n=1}^N \mathbf{y}(n) \mathbf{y}^H(n). \quad (7)$$

式(5)和式(6)的推导要求在干扰方向上的 $|\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta)|^2$ 非常小,即波束形成方法对干扰有很强的抑制作用。 $|\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta)|^2$ 就是在方位角 θ 处的波束方向图。衡量一个波束形成方法的重要指标就是式(5)和式(6)对于信号和信号功率的估计准确性。

上面讨论的向量波束形成方法是对每次的接收快拍信号加一个相同的权向量,这个方法利用的自由度有限,并且对目标指向误差比较敏感。如果对接收信号的每次快拍加一组不同的权向量,将这组加权向量称为加权矩阵,系统实现框图如图 1 所示。

接收信号的第 n 次快拍的输出为

$$\mathbf{W}^H \mathbf{y}(n) = [\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta_0)] \mathbf{s}(n) + \mathbf{W}^H \mathbf{e}(n), \quad (8)$$

加权矩阵为

$$\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_K] \in \mathbb{C}^{(M \times K)}, \quad (9)$$

与向量加权方法一样,这里给出矩阵加权波束形成方法的信号估计与信号功率估计。由于在向量加权

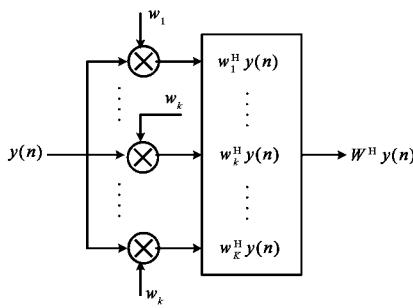


图1 接收信号处理框图

方法中约束 $\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta_0) = 1$, 这里约束

$$\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta_0) = \rho, \quad (10)$$

$\rho \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 是一矢量, 期望准确估计目标的功率, 则 $\|\rho\|^2 = 1$. 将式(10)代入到式(8)中可以得到信号的估计为

$$\hat{s}(n) \approx \rho^H \mathbf{W}^H \mathbf{y}(n). \quad (11)$$

矩阵加权波束形成方法与向量加权波束形成方法对干扰具有很强的抑制作用, 所以可以忽略式(8)中的最后一项, 对式(8)作如下推导

$$\mathbf{W}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{W} \approx [\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta_0) \mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{W}] \hat{\sigma}^2. \quad (12)$$

式(12)两边同时求矩阵的迹, 得到

$$\text{tr}(\mathbf{W}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{W}) = \text{tr}(\hat{\mathbf{R}} \mathbf{W} \mathbf{W}^H) = \text{tr}(\hat{\mathbf{R}} \mathbf{T}), \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \text{tr}[\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta_0) \mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{W}] &= \text{tr}[\mathbf{a}(\theta_0) \mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{W} \mathbf{W}^H] \\ &= \text{tr}[\mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{T} \mathbf{a}(\theta_0)] \\ &= 1. \end{aligned} \quad (14)$$

式(13)和式(14)应用了 $\text{tr}(\mathbf{AB}) = \text{tr}(\mathbf{BA})$, $\mathbf{T} = \mathbf{WW}^H$ 表示加权矩阵的协方差矩阵. 所以信号的功率估计为

$$\hat{\sigma}^2 = \text{tr}(\hat{\mathbf{R}}). \quad (15)$$

式(15)这个功率估计成立的条件是: 当 $\theta \neq \theta_0$ 时, $\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{T} \mathbf{a}(\theta)$ 非常小, 即对干扰和旁瓣区域的噪声具有很好的抑制作用. 通过矩阵加权波束形成方法的接收功率方向图为

$$\mathbf{P}(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{T} \mathbf{a}(\theta). \quad (16)$$

本文中主要讨论对信号功率的估计, 后面提到的方向图都是功率方向图.

通过上面矩阵加权波束形成方法的讨论, 可以看出在信号功率估计式(15)和方向图式(16)中的变量都不是加权矩阵 \mathbf{W} , 而是加权矩阵的协方差矩阵 \mathbf{T} , 这里就出现了一个问题, 如何在已知 \mathbf{T} 的情况下求得 \mathbf{W} , 下面我们给出应用特征值分解方法求得规模最小的加权矩阵 \mathbf{W} .

2 特征值分解方法求加权矩阵

文献[18]给出了

$$\mathbf{T} = \mathbf{W} \mathbf{P} \mathbf{P}^H \mathbf{W}^H, \quad (17)$$

\mathbf{P} 为任意酉矩阵, 即 $\mathbf{P} \mathbf{P}^H = \mathbf{P}^H \mathbf{P} = \mathbf{I}$, 所以加权矩阵也可以表示为 $\tilde{\mathbf{W}} = \mathbf{W} \mathbf{P}$, 从而由 \mathbf{T} 可以得到并不唯一的 \mathbf{W} . 如果已经求得了 \mathbf{W} , 选择 \mathbf{P} 为单位模值的对角矩阵, 可以使得 $\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta_0)$ 为一个实数矢量. 文献[19]给出了如下一个由 \mathbf{T} 简单求得 \mathbf{W} 的方法

$$\mathbf{W} = \mathbf{T}^{1/2} \mathbf{U}. \quad (18)$$

式中, $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 为酉矩阵. 但是在 $K < M$ 时, 酉矩阵 \mathbf{U} 不满足

$$\mathbf{U} \mathbf{U}^H = \mathbf{I}. \quad (19)$$

当矩阵 \mathbf{U} 不严格满足式(19)的条件时, 应用式(18)得到的 \mathbf{W} 合成的方向图相比于应用 \mathbf{T} 合成的方向图在主瓣形状、旁瓣电平和零点深度都会出现失真. 当 $K < M$ 时, 我们提出利用特征分解的方法得到加权矩阵 \mathbf{W} .

对 \mathbf{T} 进行特征分解

$$\mathbf{T} = \mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{V}^H. \quad (20)$$

式中 \mathbf{D} 为对角矩阵, \mathbf{D} 的对角线元素由大到小排列: $\mathbf{D}(1,1) \geq \dots \geq \mathbf{D}(M,M) \geq 0$, \mathbf{V} 为特征矢量排成的矩阵. 由于 $\mathbf{W} \mathbf{W}^H = \mathbf{T}$, 将式(20)代入得到

$$\mathbf{W} \mathbf{W}^H = \mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{V}^H. \quad (21)$$

由于 \mathbf{D} 为对角矩阵, 并且对角线元素非负, 所以

$$\mathbf{D}^{1/2} = (\mathbf{D}^{1/2})^H. \quad (22)$$

将式(22)代入式(21), 有

$$\begin{aligned} \mathbf{W} \mathbf{W}^H &= \mathbf{V} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{V}^H \\ &= \mathbf{V} \mathbf{D}^{1/2} (\mathbf{D}^{1/2})^H \mathbf{V}^H \\ &= (\mathbf{V} \mathbf{D}^{1/2})(\mathbf{V} \mathbf{D}^{1/2})^H, \end{aligned} \quad (23)$$

即

$$\mathbf{W} = \mathbf{V} \mathbf{D}^{1/2}. \quad (24)$$

由式(24)得到加权矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{M \times M}$. 接收波束形成系统的实现框图如图1所示, K 的大小决定了系统的复杂度, 即 K 的值越小越好. 降低 K 的取值, 就是减少式(24)中 \mathbf{W} 的列数, 那么就要对 \mathbf{D} 中特征值按照大小划分, 保留 K 个大的特征值, 以及这些大特征值对应的特征矢量, 所以

$$\mathbf{W} = \mathbf{V}_L \mathbf{D}_L^{1/2}, \quad (25)$$

$\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 表示大特征值对应特征矢量组成的矩阵, $\mathbf{D}_L \in \mathbb{R}^{K \times K}$ 表示大特征值组成的对角矩阵, 且有 $\mathbf{D}_L(1,1) \geq \dots \geq \mathbf{D}_L(K,K) > 0$.

这里我们需要说明特征值大小的划分准则, 以最大特征值 $\mathbf{D}(1,1)$ 为参考, 满足

$$\mathbf{D}(k,k) \geq \frac{\mathbf{D}(1,1)}{10^\eta}, \quad k=2, \dots, M \quad (26)$$

的特征值保留. η 为整数, 通常条件下 $\eta=2$.

3 自适应矩阵加权波束形成方法

Capon 波束形成是自适应向量加权方法中的经典方法,这一类算法通常是约束目标方向的输出,最小化总的输出功率。这一类方法的问题是在信干噪比较小和采样数有限的情况下会造成主瓣形状畸变,以及不能很好地控制方向图的旁瓣,还有就是它对于误差(系统误差、指向误差等)很敏感,这些问题使它不能广泛的应用于实际系统中。文献[14-16]中提出自适应稳健波束形成方法来克服传统方法对于误差的敏感性。但是这些方法还是无法有效设计期望方向图的主瓣形状和有效抑制旁瓣电平。文献[18]提出了自适应矩阵加权波束形成方法(Adaptive Matrix Approaches of 3 dB, AMA-3dB),优化模型如下:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{T}} \text{tr}(\hat{\mathbf{R}}\mathbf{T}) \\ \text{s.t. } & \mathbf{a}^H(\theta_0)\mathbf{T}\mathbf{a}(\theta_0)=1 \\ & \mathbf{a}^H(\theta_i)\mathbf{T}\mathbf{a}(\theta_i)=0.5, \quad i=1,2 \\ & \mathbf{a}^H(\mu_i)\mathbf{T}\mathbf{a}(\mu_i) \leq \zeta, \quad \mu_i \in \Psi_s \\ & \mathbf{a}^H(\mu_i)\mathbf{T}\mathbf{a}(\mu_i) \geq 0.5, \quad \mu_i \in (\theta_1, \theta_2) \\ & \mathbf{T} \geq 0. \end{aligned} \quad (27)$$

式中: $\theta_i, i=1,2$ 表示半功率波束点; Ψ_s 表示波束方向图的旁瓣区域; ζ 表示旁瓣电平。这个优化模型中的目标函数表示输出功率最小化,约束中的第一行表示目标所在方位角的响应,第二行约束 3 dB 波束宽度,第三行约束旁瓣电平,第四行约束是为了防止出现主瓣分裂, $\mathbf{T} \geq 0$ 的约束是由 $\mathbf{T} = \mathbf{W}\mathbf{W}^H$ 决定的。式(27)的优化模型得到方向图在 3 dB 波束宽度内的主瓣波动幅度过大,当目标有指向误差出现时,目标功率估计的最大误差为 3 dB,同时出现较大的信干噪比损失。由于式(27)对于目标指向误差的稳健性不是很理想,针对该问题,我们提出约束主瓣幅度波动范围的矩阵加权自适应波束形成方法(Adaptive Matrix Approaches of ripple, AMA-ripple),该优化模型如下

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{T}} \text{tr}(\hat{\mathbf{R}}\mathbf{T}) \\ \text{s.t. } & \mathbf{a}^H(\theta_0)\mathbf{T}\mathbf{a}(\theta_0)=1 \\ & \mathbf{a}^H(\mu_i)\mathbf{T}\mathbf{a}(\mu_i) \leq 1 \\ & \mathbf{a}^H(\mu_i)\mathbf{T}\mathbf{a}(\mu_i) \geq 1 - \epsilon, \quad \mu_i \in \Psi_m \\ & \mathbf{a}^H(\mu_i)\mathbf{T}\mathbf{a}(\mu_i) \leq \zeta, \quad \mu_i \in \Psi_s \\ & \mathbf{T} \geq 0. \end{aligned} \quad (28)$$

式(28)中的目标函数依然是使输出功率最小化。约束中的第一行表示目标所在方位角的响应,约束中

的第二行和第三行约束了接收波束方向图主瓣范围内主瓣幅度波动范围, Ψ_m 表示主瓣范围, ϵ 表示主瓣幅度的最大波动范围, ϵ 可以设定为

$$\epsilon = 1 - 10^{-\epsilon_{\text{dB}}/10} \quad (29)$$

式中, ϵ_{dB} 表示主瓣范围波动最大的 dB 值。约束中的第四行约束方向图的旁瓣电平, Ψ_s 表示旁瓣范围, $T \geq 0$ 的约束是由 $\mathbf{T} = \mathbf{W}\mathbf{W}^H$ 决定。这个优化模型中主瓣区域与旁瓣区域需要设定一个过渡带,过渡带的宽度可以设定为旁瓣电平为 ζ 的阵列切比雪夫加权方向图的零点半波束宽度。

式(27)和式(28)都是半正定规划(Semidefinite Programming, SDP)^[20],可以应用凸优化工具包^[21-22]求得全局最优解,然后再利用式(25)求得加权矩阵。

式(27)和式(28)两个 SDP 问题应用内点法进行求解的运算量分别为 $O((MM)^3 L_1)$ 和 $O((MM)^3 L_2)$, L_1 和 L_2 分别表示式(27)和式(28)的约束个数,可以看出这两个优化模型的运算量差别由约束的个数决定,在旁瓣范围一致的条件下,这两个优化模型的约束个数是相当的,所以 AMA-ripple 方法的运算量与 AMA-3dB 方法的运算量相当,即本文方法在没有提高运算量的前提下,有效提高了信号功率估计的稳健性。

4 计算机仿真实验

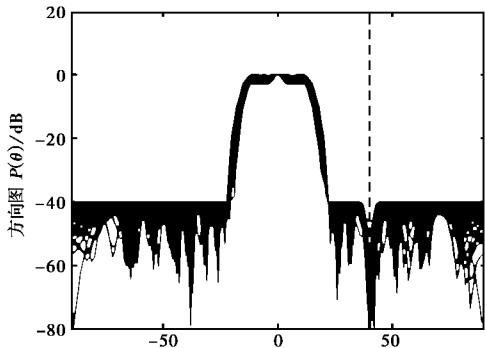
通过仿真实验,我们首先验证本文所提 AMA-ripple 方法在有噪声和指向误差时具有更稳定的方向图形状,验证 AMA-ripple 方法对于信号功率估计的稳健性,给出应用特征值分解以及特征值划分方法求得的最小规模加权矩阵,此加权矩阵不会导致方向图形状失真和信号功率估计性能下降。

仿真条件:发射信号为线性调频信号,信号载频 $f_c = 1 \text{ GHz}$,信号带宽 $B = 5 \text{ MHz}$,信号脉冲宽度 $T_r = 30 \mu\text{s}$,脉冲采样间隔 $T_s = 1/2B$,接收阵是一个等距线阵(ULA),阵元数 $M = 20$,阵元间距 $d = \lambda/2$,期望接收波束方向图的主瓣区域 $\Psi_m = [-12^\circ, 12^\circ]$,旁瓣区域为 $\Psi_s = [-90^\circ, -22^\circ] \cup [22^\circ, 90^\circ]$,旁瓣电平 $\zeta = -40 \text{ dB}$,主瓣区域方向图波动最大值 $\epsilon_{\text{dB}} = 0.5 \text{ dB}$,RCB 方法中真实导向矢量与期望导向矢量之间的误差范围小于等于 $0.5 M$ 。

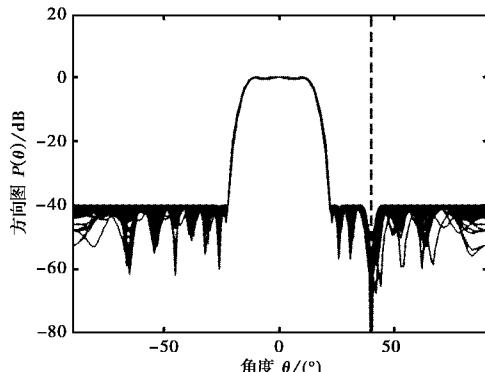
4.1 方向图形状稳定性对比

对比本文所提 AMA-ripple 方法和文献[18]所提 AMA-3dB 方法在噪声条件下的方向图形状稳定性。实验数据中的噪声在空域和时域都是复高斯循

环对称的白噪声,它的均值为零,协方差矩阵 $Q = \mathbf{I}$ 。假设目标在 $\theta_0 = 0^\circ$, 目标回波功率为 20 dB, 干扰在 $\theta_i = 40^\circ$, 干扰功率为 60 dB, 干扰信号与目标信号不相关。作 100 次蒙特卡洛实验得到 AMA-3dB 方法和 AMA-ripple 方法的波束方向图, 如图 2 所示。对比图 2(a)和图 2(b)可以看出 AMA-ripple 方法得到的波束方向图的主瓣形状几乎不变, 相比 AMA-3dB 方法对于噪声更稳健。



(a) AMA-3dB 方法



(b) AMA-ripple 方法

图 2 矩阵加权波束方向图

我们通过实验对比 Capon、RCB、AMA-3dB 和 AMA-Ripple 的方向图特性, 如图 3 所示。图 3(a)是没有目标指向误差, 样本数 $N=100$, 图 3(b)是有 2° 指向误差, $N=20$ 。从图 3 可以看到: Capon 方法是彻底无效的; RCB 方法在没有指向误差和大样本条件下可以找到目标方向, 在出现指向误差和小样本条件下对目标功率估计仍然准确; AMA-3dB 方法可以有效保持方向图的主瓣形状, 旁瓣电平控制的很好; AMA-ripple 方法方向图的主瓣形状是这四种方法中最好的, 也就是说这个方法对于目标功率的估计在整个主瓣范围内要比 AMA-3dB 方法更稳健, 旁瓣控制与 AMA-3dB 方法相当; 这四种方法对干扰的抑制作用是相当的。

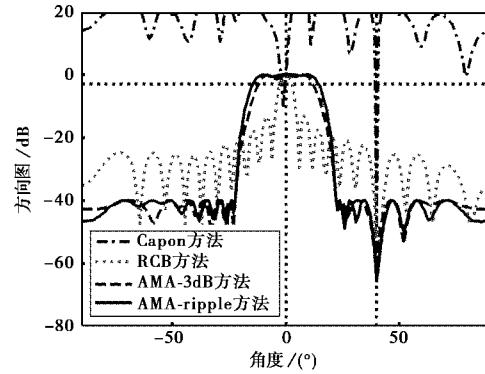
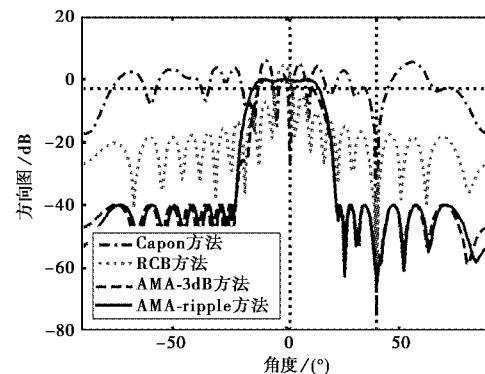
(a) $N=100, \theta_T=0^\circ$ (b) $N=20, \theta_T=2^\circ$

图 3 矩阵加权和向量加权波束方向图对比

4.2 信号功率估计稳健性对比

我们已经对比了 Capon、RCB、AMA-3dB 和 AMA-ripple 的方向图特性, 下面我们对比在目标没有指向误差和存在 2° 指向误差情况下, 作 100 次蒙特卡洛实验, 这四种方法对信号功率估计的性能随接收信号快拍数的变化, 如图 4 所示。由图 4(a)和图 4(b)可以看出: Capon 方法需要较大的快拍数, 在出现指向误差时无法进行信号功率估计; RCB 和 AMA-ripple 两种方法在没有指向误差和有指向误差的情况下对于信号功率估计的性能基本是一致的, 需要较少的快拍数; AMA-3dB 方法对于快拍数的要求与 RCB 和 AMA-ripple 两种方法一致, 但是在有指向误差时会出现比 RCB 和 AMA-ripple 两种方法更大的信号功率估计误差。

下面实验对比 Capon、RCB、AMA-3dB 和 AMA-ripple 四种算法对信号功率估计随目标指向误差变化的情况。仿真条件: 快拍数 $N=100$, 假设目标在 $\theta_0=0^\circ$, 目标真实方位角 $\theta_T=[0^\circ, 12^\circ]$, 即 θ_T 为角度误差, 其他条件与前文一致。由图 5 可以看出: Capon 方法在出现指向误差时, 信号功率估计性

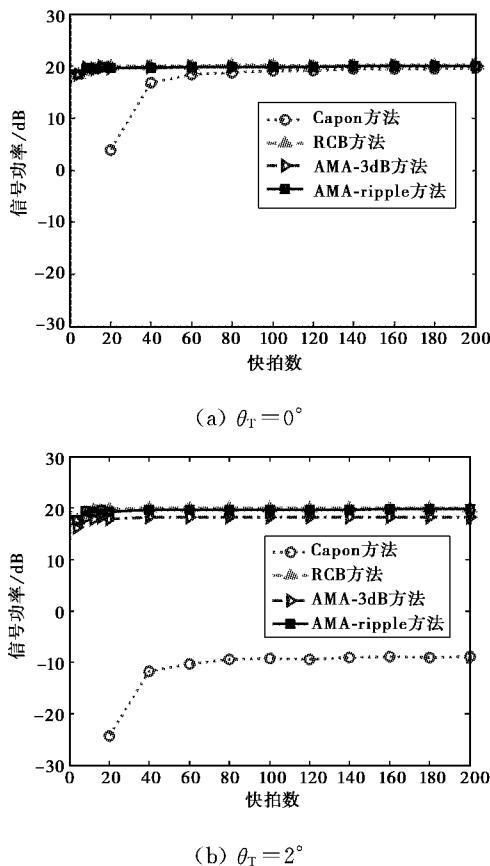


图4 信号功率估计随快拍数变化的情况

能急剧下降; RCB 方法在指向误差较小的情况下, 对信号功率估计很准确, 但是当指向误差较大时, 性能急剧下降; AMA-3dB 方法在指向误差较小时, 对信号功率估计误差较小, 随着指向误差的增大, 对信号功率估计的误差基本保持在 3dB 水平; AMA-ripple 算法对信号功率估计的性能不随指向误差的增大而变化, 在主瓣宽度内基本一致。

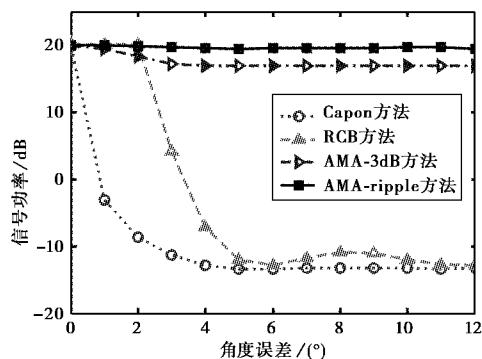


图5 信号功率估计随指向误差的变化

4.3 特征值分解方法的性能分析

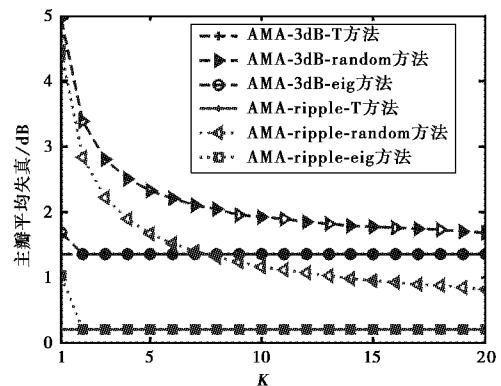
上述仿真实验分析对比结果都是应用加权矩阵

的协方差矩阵做的,但是在真实的系统中,我们必须应用加权矩阵来实现。当 $K \geq M$ 时,一定可以找到一个仿酉矩阵 \mathbf{U} ,使得 $\mathbf{W} = \mathbf{T}^{1/2}\mathbf{U}$,并且 $\mathbf{T} = \mathbf{W}\mathbf{W}^H$ 。当 M 很大时,如果可以使得 $K < M$,那么就可以有效地降低系统复杂度。我们通过仿真实验来验证当 $K < M$ 时,分别应用式(18)和式(25)求得加权矩阵 \mathbf{W} 。仿真条件与前面相同,100 次蒙特卡洛实验, $K \in [1, 20]$ 。应用式(25)求得 \mathbf{W} 得到的方向图记为 AMA-3dB-eig, AMA-ripple-eig, 应用 \mathbf{T} 得到的方向图记为 AMA-3dB-T, AMA-ripple-T, 应用式(18) (\mathbf{U} 是白噪声矩阵)求得 \mathbf{W} 得到的方向图记为 AMA-3dB-random, AMA-ripple-random。对比上面三种方法得到的方向图的主瓣与 0 dB 的平均失真和最大失真,如图 6(a)和(b)所示;对比上面三种方法方向图的旁瓣峰值电平和零点深度,如图 6(c)和(d)所示。由图 6 可以看出,当 $K \geq 2$ 时由式(25)得到的接收方向图与由 \mathbf{T} 得到的方向图的主瓣、峰值旁瓣电平和零点深度一致,由式(18)得到的方向图失真较大。由式(26)求得的 $K = 2$,与图 6 中的实验结果一致。所以由式(25)和式(26)求得 \mathbf{W} 可以有效降低系统的复杂度,并且方向图形状并无损失。

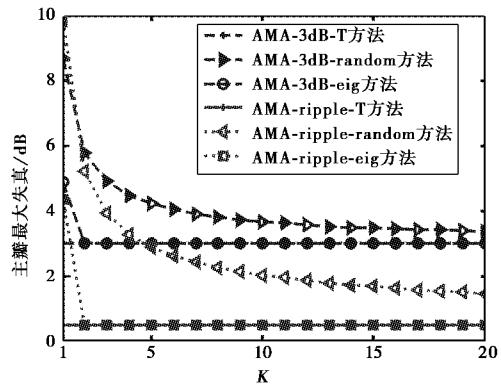
图 6 直观地对比了真实方向图与理想方向图的差异随 K 的变化情况,下面我们对比应用 $\mathbf{T}, K=2$ 时应用式(25)求得 \mathbf{W} 和应用式(18)求得 \mathbf{W} ,在这三种情况下,AMA-3dB 方法和 AMA-ripple 方法在有指向误差的情况下对信号功率估计的性能,这里我们只对应用式(18)求得的 \mathbf{W} 做 100 次蒙特卡洛实验,其他只做单次实验。由图 7 可以看出采用特征分解方法得到的加权矩阵与加权矩阵的协方差矩阵的信号功率估计性能一致,而采用酉矩阵方法得到的加权矩阵的信号功率估计误差较大。

通过以上实验分析可以看出 AMA-ripple 方法比 AMA-3dB 方法、Capon 方法、RCB 方法得到的接收方向图的形状稳定性更好,在小快拍数和有指向误差时对于信号功率估计的稳健性更好。应用特征分解方法。

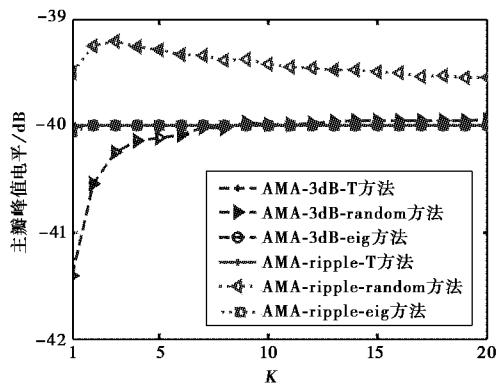
在 K 满足式(26)时得到加权矩阵,由此加权矩阵得到的方向图与通过加权矩阵的协方差矩阵得到的接收方向图一致、信号功率估计性能一致。本文提出的方法可以有效提高信号功率估计的稳健性,有效降低系统的实现复杂度,并且该方法也适用于多波束情况。



(a) 主瓣平均失真



(b) 主瓣最大失真



(c) 旁瓣峰值电平

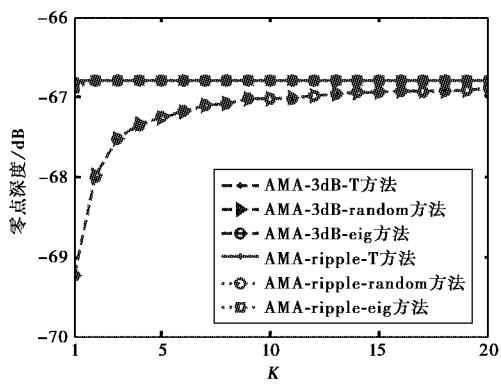


图6 真实方向图性能

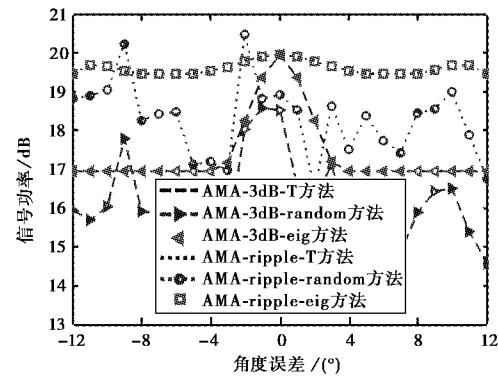


图7 加权矩阵 W 的信号功率估计

5 结 论

本文提出了约束主瓣幅度波动范围的矩阵加权稳健自适应波束形成方法,通过该方法求得加权矩阵的协方差矩阵,对该协方差矩阵做特征值分解求得加权矩阵,将特征值按照大小进行划分,保留大特征值和其对应的特征矢量求得最小规模的加权矩阵。本文所提的稳健波束形成方法相比已有稳健波束形成方法具有以下优点:1) 在噪声和指向误差情况下,该方法的方向图具有更稳定的主瓣形状、旁瓣电平和零点深度;2) 在小样本和出现大的指向误差时,对信号功率估计的误差更小。应用特征值分解方法到的最小规模加权矩阵,在系统实现过程中可以有效降低系统复杂度,并且该加权矩阵可以得到与加权矩阵的协方差矩阵相同的方向图形状以及信号功率估计性能。

参 考 文 献:

- [1] 雷万明, 刘光炎. 基于波束形成的分布式卫星 SAR 成像[J]. 电波科学学报, 2002, 17(1): 64-68.
LEI Wanming, LIU Guangyan. The imaging of distributed satellite SAR system using beamforming[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2002, 17(1): 64-68. (in Chinese)
- [2] 顾杰, 龚耀寰, 何芳. 智能天线发射数字多波束形成方法研究[J]. 电波科学学报, 2002, 17(4): 381-385.
GU Jie, GONG Yaohuan, HE Fang. Research of smart antenna transmit digital multibeaming method [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2002, 17(4): 381-385. (in Chinese)
- [3] 杨坚, 奚宏生, 杨锋, 等. CDMA 系统智能天线盲自适应波束形成[J]. 电波科学学报, 2004, 19(1): 77-82.
YANG Jian, XI Hongsheng, YANG Feng, et al. Blind

- adaptive beamforming for sma rt antenna in CDMA systems [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2004, 19(1): 77-82. (in Chinese)
- [4] 王丽娜, 王 兵, 周贤伟. 一种新的智能天线波束形成算法[J]. 电波科学学报, 2007, 22(2): 351-354.
WANG Lina, WANG Bing, ZHOU Xianwei. A novel beamforming algorithm of smart antenna [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2007, 22(2): 351-354. (in Chinese)
- [5] AZIZ A, ZENG M, ZHOU J, et al. Robust beamforming with channel uncertainty for two-way relay networks[C]//2012 IEEE International Conference on Communications. Ottawa, June 10-15. 2012: 3632-3636.
- [6] CUMANAN K, RAHULAMATHAVAN Y, LAM-BOTHARAN S, et al. MMSE based beamforming techniques for relay broadcast channels [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013.
- [7] LIAO B, CHAN S C. Robust recursive beamforming in the presence of impulsive noise and steering vector mismatch[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2013, 73(1):1-10.
- [8] MA, SHUAI, DECHUN SUN. Chance constrained robust beamforming in cognitive radio networks[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(1):67-70.
- [9] SURESH KUMAR, N. DIBU JOHN PHILIP, C. BHATTACHARYA. DoA estimation using compressive beamforming in shallow ocean using acoustic vector sensors[C]//. 2012 Annual IEEE Kochi, December 7-9,2012;551-554.
- [10] WONG C H, SIEW Z W, TAN M K, et al. Optimization of distributed and collaborative beamforming in wireless sensor networks[C]// 2012 Fourth International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks (CICSyN), Phuket, July 24-26,2012: 84-89.
- [11] ALRABADI O N, TSAKALAKI E, HUANG H, et al. Beamforming via large and dense antenna arrays above a clutter[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 314-325.
- [12] DU H, RATNARAJAH T, PESAVENTO M, et al. Joint transceiver beamforming in MIMO cognitive radio network via second-order cone programming[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60 (2): 781-792.
- [13] CAPON J. High resolution frequency-wave number spectrum analysis[J]. Proc IEEE, 1969, 57 (8): 1408-1418.
- [14] LI J, STOICA P, WANG Z. On robust Capon beamforming and diagonal loading[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(7): 1702-1715.
- [15] VOROBIOV 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.
- [16] LORENZ R G, BOYD S P. Robust minimum variance beamforming[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(5): 1684-1696.
- [17] LI J, STOICA P. Robust Adaptive Beam-forming [M]. New York: Wiley, 2005.
- [18] LI J, XIE Y, STOICA P, et al. WARD. Beampattern synthesis via a Matrix approach for signal power estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(12): 5643-5657.
- [19] STOICA P, LI J, ZHU X. Waveform synthesis for diversity-based transmit beampattern design [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (6):2593-2598.
- [20] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge: Cambridge Univ Press, 2004.
- [21] STURM J. Using SeDuMi 1.02, a MATLAB toolbox for optimization over symmetric cones[J]. Optimization Methods and Software, 1999, 11(1): 625-653.
- [22] GRANT M, BOYD S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming[EB/OL]. [2013-3-25] <http://stanford.edu/~boyd/cvx>, Dec. 2008.

(下转第 194 页)

- [18] 徐彬, 吴家骥, 吴振森, 等. 基于迭代去噪的返回散射同频干扰修复方法[J]. 电波科学学报, 2007, 22(3): 395-399.
XU Bin, WU Jiayi, WU Zhensen, et al. A recovery method based iterated de-noising for radio interference on backscatter ionogram[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2007, 22(3): 395-399. (in Chinese)
- [19] 熊年禄, 唐存琛, 李行健. 电离层物理概论[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 1999.
- [20] 周文瑜, 焦培南. 超视距雷达技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

作者简介

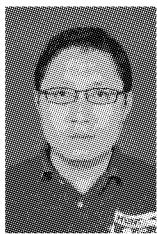
冯静 (1981—), 女, 山东人, 中国电波传播研究所工程师, 主要从事电离层物理及电波传播等研究工作.

齐东玉 (1978—), 男, 河南人, 中国电波传播研究所高级工程师, 主要从事雷达系统设计、数字信号处理等工作.

李雪 (1981—), 男, 黑龙江人, 中国电波传播研究所高级工程师, 主要研究方向为电离层回波信号处理、雷达信号处理等.

(上接第142页)

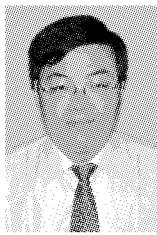
作者简介



罗涛 (1983—), 男, 陕西人, 博士生, 研究方向为 MIMO 雷达发射波形设计、自适应信号处理.



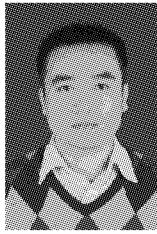
关永峰 (1978—), 男, 河北人, 博士, 讲师, 研究方向为雷达信号处理、军用微电子技术等.



崔宏伟 (1971—), 男, 河南人, 教授, 博士生导师, 研究方向为宽带雷达信号处理、MIMO 雷达、雷达目标识别、认知雷达等.



吴梦 (1985—), 女, 湖北人, 博士生, 研究方向为 MIMO 雷达、自适应信号处理.



焦博 (1982—), 男, 河南人, 博士, 副教授, 研究方向为自适应信号处理、雷达自动目标识别.