

线性干扰参数约束的稳健LSMI波束形成算法

刘聪锋, 廖桂生

(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)

摘 要: 针对稳健的加载样本矩阵求逆 (LSMI) 波束形成算法, 给出了一种新的求解方法, 获得了加载电平的确切计算公式, 而且得出最优加载量为负值, 且与约束参数的选取无关. 为了改善 LSMI 波束形成算法的抗干扰性能, 提出利用线性干扰参数约束 (LJC) 来实现, 其中对 LJC-LSMI 波束形成算法进行了建模和求解, 得到了最优加权矢量的表达式, 并给出了具体的求解方法. 仿真分析验证了算法的正确性和有效性, 结果表明 LJC-LSMI 相对于 LSMI 具有较强的干扰抑制能力, 相对于线性约束最小功率 (LCMP) 波束形成算法具有稳健的波束指向性能.

关键词: 自适应波束形成; 加载样本矩阵求逆; 导向矢量失配; 线性干扰参数约束; 负对角加载

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 06-1386-07

Robust LSMI Beamforming Algorithm Under Linear Jammer Parameter Constraint

LIU Cong-feng, LIAO Gui-sheng

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

Abstract: For the robust loading sample matrix inversion (LSMI) beamforming algorithm, a solution is given, therein the precise formula for loading level is obtained, and it deduces that the optimal loading level is negative, and bears no relation to the constraint parameter. In order to improve the jammer resisting performance of LSMI, the linear jammer parameter constraint (LJC) is proposed, via modeling and solving the LSMI beamforming algorithm with LJC, the expression of the optimal weighting vector is obtained, and the solving method is given particularly. Numerical examples attest the correctness and the validity of the proposed algorithm, and indicate that LJC-LSMI has stronger capability for resisting the jammer than LSMI, and has more robust pointing performance than linear constraint minimum power (LCMP) beamforming algorithm.

Key words: adaptive beamforming; loading sample matrix inversion; steering vector mismatch; linear jammer parameter constraint; negative diagonal loading

1 引言

波束形成是阵列信号处理中广泛应用的一项关键技术, 如雷达、声纳、声学、天文、地震、通信以及医学成像等领域. 然而实际应用中的导向矢量误差 (失配) 会引起波束形成器的性能急剧下降, 因此稳健自适应波束形成算法就成为应用阵列传感器系统的一个必需的组成部分.

当前存在许多方法可以实现稳健的自适应波束形成, 其中应用最广泛的就是对角加载^[1,2], 而且它的实现简单, 效果比较显著, 然而如何选择加载电平是对角加载技术的关键. 近几年提出了在理论上比较严格的稳健波束形成算法^[3~9], 其主要思想是定义了所谓的不确定集并使最差性能最优或者通过对加权矢量的模进行约束, 而且最终的解也归类到对角加载, 但是最优加载

电平的计算一直制约着这类算法的应用.

S. A. Vorobyov 等人提出了一种基于最差性能最优的稳健波束形成算法^[7], 并证明等价于加载样本矩阵求逆 (LSMI) 算法, 但是未能给出准确的求解, 而是应用凸的二阶锥 (SOC) 规划给出了原始最优化问题的近似解. Jisung Oh 等人也没有直接求解该问题, 而是对该问题给出博弈解释, 并证明了解的存在性, 且给出了一个近似解^[8]. 尽管 S. Shahbazpanahi 等人提出的稳健波束形成算法避开了加载电平的求解^[9], 然而算法的性能严重依赖于约束参数, 且未能获得最优的性能改善. 尽管这两种算法对有用信号参数失配具有较好的稳健性, 但是不具备抗干扰性能. 这是因为它们只对有用信号参数进行了约束, 而不能对干扰等参数进行约束.

对于线性约束最小功率 (LCMP) 波束形成算法^[3], 尽管利用线性约束改善了性能, 但缺少稳健性. 虽然提出

了许多数值方法来近似实现二次约束条件下的 LCMP 波束形成算法,例如:最小均方(LMS)算法、递归最小二乘(RLS)算法^[3,4],但是效果并不理想。而且最重要的是,由于二次约束参数的选择和加载电平的计算一直未能得到准确的解决,因此制约着该算法的应用。

传统的对角加载只考虑正加载,即加载电平为正数,然而本文提出基于负加载,即加载电平为负数来实现稳健的波束形成。对于负加载,加载电平必须被准确的求解,否则不仅不能得到性能改善,而且还会使加载样本协方差矩阵不可逆。

本文针对 LSMI 波束形成算法,给出了一种新的求解方法,获得了加载电平的准确计算公式,而且得出最优加载量为负值,且与约束参数的选取无关。为了改善 LSMI 波束形成算法的抗干扰性能,提出利用线性干扰参数约束(LJC)来实现,通过对 LJC-LSMI 波束形成算法进行建模和求解,得到了最优加权矢量的表达式,并给出了具体的求解方法。仿真分析验证了算法的正确性和有效性,结果表明 LJC-LSMI 相对于 LSMI 具有较强的干扰抑制能力,相对于 LCMP 具有稳健的波束指向性能。

2 LSMI 波束形成算法及其求解

文献[7]提出的基于最差性能最优的稳健自适应波束形成算法可以简单描述如下:

$$\begin{cases} \min_w w^H \hat{R} w \\ \text{s.t. } w^H c = 1, c^H A c = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 \hat{R} 为样本协方差矩阵, c 为实际的信号导向矢量, >0 为一给定的实数,用来约束导向矢量误差 e 的模的取值范围,即:

$$e^H e \leq \epsilon \quad (2)$$

如果用 a 表示估计的(假设的)信号导向矢量,则 $A(\epsilon)$ 可以表示为:

$$A(\epsilon) \triangleq \{c | c = a + e, e^H e \leq \epsilon\} \quad (3)$$

注意到式(1)描述了一个具有非凸的非线性约束最优化问题,因此,它是一个半无限非凸二次问题。通过一系列等价转换和有关数学处理,式(1)描述的最优化问题可以转化为具有等式约束的最优化问题,即:

$$\begin{cases} \min_w w^H \hat{R} w \\ \text{s.t. } |w^H a - 1|^2 = \epsilon^2 w^H w \end{cases} \quad (4)$$

上式(4)的解可以通过最小化如下函数获得,即:

$$H(w, \lambda) = w^H \hat{R} w + \lambda (|w^H a - 1|^2 - \epsilon^2 w^H w) + w^H a + a^H w - 1 \quad (5)$$

其中 λ 为 Lagrange 乘数。对 $H(w, \lambda)$ 求相对于参数 w 的梯度,并令梯度函数等于零,可得最优的加权矢量:

$$w = -(\hat{R} + \lambda I - \epsilon^2 a a^H)^{-1} a \quad (6)$$

对上式应用矩阵求逆定理,可得最优加权矢量的表达式为:

$$w = \frac{a^H (\hat{R} + \lambda I)^{-1} a}{a^H (\hat{R} + \lambda I)^{-1} a - 1} (\hat{R} + \lambda I)^{-1} a \quad (7)$$

从该式可以看出,该稳健波束形成算法属于对角加载技术。因此,该波束形成算法为加载样本矩阵求逆(LSMI)波束形成算法。

从加权矢量的表达式(7)可以看出,很难直接利用该式计算最优加权矢量,因为无法获得 Lagrange 乘数的紧凑表达式。因此文献[7]提出了基于 SOC 规划算法来获得原始最优化问题的近似解,而不是上面简化后的最优化问题。Jisung Oh 等人也没有直接求解该问题,而是给出了一个近似解^[8]。

从上面的分析可知,求解该问题的关键是计算最优加载电平 λ ,由于 λ 为计算时指定的约束参数,因此只要获得了最优的 Lagrange 乘数 λ 即可。下面给出 Lagrange 乘数 λ 的准确求解方法。

为了求解该稳健波束形成问题,假设样本协方差矩阵的特征分解(EVD)为:

$$\hat{R} = \sum_{i=1}^N \lambda_i u_i u_i^H \quad (8)$$

其中 λ_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 和 u_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 分别为 \hat{R} 的特征值和特征矢量, N 为阵列的自由度。假设特征值(特征矢量)按照如下所示的降序进行排列,即:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N \quad (9)$$

令

$$f(\lambda) = \sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i^2}{(\lambda_i + \lambda)^2} \quad (10)$$

则 Lagrange 乘数 λ 可以利用 Newton 等方法通过求解如下所示的方程得到:

$$\sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i^2}{(\lambda_i + \lambda)^2} = \frac{1}{\epsilon^2} \quad (11)$$

而且解的存在情况和取值范围为:

$$\begin{aligned} & \text{如果 } \frac{1}{\epsilon^2} < 1, \text{ 则存在唯一的解 } \lambda > 0, \text{ 并且} \\ & \left[-\frac{1}{2\epsilon^2}, \frac{1}{2\epsilon^2} \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{如果 } 1 < \frac{1}{\epsilon^2}, \text{ 则存在唯一的解 } \lambda < 0, \\ & \text{并且 } \left[-\frac{1}{2\epsilon^2}, -\frac{1}{2\epsilon^2} \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{如果 } \frac{1}{\epsilon^2} > 1, \text{ 则存在唯一的解 } \lambda < 0, \text{ 并且} \\ & \left[-\frac{1}{2\epsilon^2}, -\frac{1}{2\epsilon^2} \right] \end{aligned}$$

由上面的求解可以看出,当约束参数 ϵ 较小时,LSMI 波束形成算法为正的对角加载,而当约束参数较大

时,为负的对角加载.这是因为对于小的失配约束参数,导向矢量误差不在该约束条件之内,或者相对而言约束条件比较弱,但是对于较大的失配约束参数,导向矢量误差满足约束条件,即约束是起作用的,而且当模约束条件远远强于实际的导向矢量误差时,性能的改善更优.因此,模约束参数应该根据经验选择尽可能大的数值.

由于最优加载电平为 λ^2 ,因此当 $\lambda \rightarrow 0$ 时,利用 (10) 可得 $\lambda = 1/(\lambda^2 - 1)$ (注意 λ 不能取 $-1/\lambda^2$,否则加载样本矩阵不可逆),且 $\lambda^2 - 1 < -1$.因此当约束参数大于一定数值时,对角加载量 λ^2 将趋于一个固定的负值,这是由于对于给定的接收数据,最优的加载量肯定存在且唯一,而模约束参数是人为给定的辅助参数,且只要大于导向矢量误差的模即可,故最优的加载量并不随模约束参数的变化而变化.因此在实际应用中,可以按照经验将 λ 取为较大的数值,而最优取 $-1/(\lambda^2 - 1)$ 即可获得最优的性能改善,而且同时大大简化了计算量.

3 线性干扰参数约束的 LSMI 波束形成算法

由于稳健 LSMI 波束形成算法只能对感兴趣的有用信号参数进行约束,不能对干扰等参数进行约束,故提出利用线性干扰参数约束(LJC)来改善 LSMI 波束形成算法的抗干扰性能.因此,线性干扰参数约束的 LSMI 波束形成算法具有如下的数学描述:

$$\begin{cases} \min_w w^H R w \\ \text{s.t. } |w^H a - 1|^2 = \lambda^2 w^H w \\ C^H w = f \end{cases} \quad (12)$$

其中 C 为干扰约束矩阵, f 为干扰约束值矢量,而其它参数同式(1).为了简化,将上式简记为 LJC-LSMI 波束形成算法.通过比较可知,相对于 LSMI, LJC-LSMI 增加了对干扰参数的线性约束;相对于 LCMP, LJC-LSMI 增加了对有用信号参数的稳健性约束.

LJC-LSMI 波束形成算法可以利用 Lagrange 乘数法进行求解,其最小化函数(Lagrange 函数, $f(w, \lambda, \mu)$)为:

$$f(w, \lambda, \mu) = w^H R w + (\lambda^2 w^H w - w^H a a^H w + w^H a + a^H w - 1) + \mu^H (f - C^H w) + (f - C^H w)^H \mu \quad (13)$$

其中 λ 为实值 Lagrange 乘数, μ 为 Lagrange 乘数矢量, $(\cdot)^H$ 表示复共轭.为了求解 $f(w, \lambda, \mu)$, 求其关于 w 的复梯度,并令其结果等于零,可得:

$$\nabla_w f(w, \lambda, \mu) \triangleq 2 R w + (2 \lambda^2 w - 2 a a^H w + 2 a) - 2 C \mu = 0 \quad (14)$$

或者

$$w = (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} (C \mu - a) \quad (15)$$

为了求解 μ , 将上式所示的最优解代入 LJC-LSMI 最优化问题的约束条件 $C^H w = f$, 可得:

$$C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} (C \mu - a) = f \quad (16)$$

求解该方程可得:

$$\mu = [C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} C]^{-1} [f + C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} a] \quad (17)$$

为了求解 Lagrange 乘数 λ , 必须将最优解代入 LJC-LSMI 最优化问题的约束条件 $|w^H a - 1|^2 = \lambda^2 w^H w$, 即将如下所示的最优权矢量:

$$w = (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} [C [C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} C]^{-1} [f + C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} a] - a] \quad (18)$$

代入方程:

$$g(\lambda) \triangleq \lambda^2 w^H w - w^H a a^H w + w^H a + a^H w - 1 = 0 \quad (19)$$

中进行求解,即通过 Newton 等方法解出最优的 Lagrange 乘数 λ .如果仿照从式(6)到(7)的变换方式,式(18)所示的加权矢量也可以表示成样本协方差矩阵的加载形式,即也可以将 LJC-LSMI 波束形成算法化归于对角加载技术.因此,求解该权矢量的关键就是获得最优加载电平,或者是最优 Lagrange 乘数 λ .然而从上面两式可以看出, LJC-LSMI 波束形成算法的求解要远复杂于 LSMI.

但是通过简单的数学变换,可将上面的 LJC-LSMI 权矢量表示为:

$$w = w_{LJC} + w_{LSMI} \quad (20)$$

其中

$$w_{LJC} = (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} [C [C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} C]^{-1} [f + C^H (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} a] - a] \quad (21)$$

$$w_{LSMI} = -\lambda (R + \lambda^2 I - a a^H)^{-1} a \quad (22)$$

即 LJC-LSMI 的加权矢量是由线性干扰约束权矢量 w_{LJC} 和 LSMI 权矢量 w_{LSMI} 组成.其中 w_{LSMI} 用于克服有用信号导向矢量失配,而 w_{LJC} 用于抑制干扰信号.

通过分析 LSMI 和 LJC-LSMI 的表达式可以看出, LSMI 是 LJC-LSMI 的一个特例,而 LJC-LSMI 是 LSMI 的扩展.因此 LJC-LSMI 的求解方法一定适合于 LSMI,然而对于 LSMI 只存在一种求解方法,即最优加载电平唯一,且不随约束参数的改变而变化.由于 LJC-LSMI 既要克服有用信号导向矢量失配,又要抑制干扰,因此可以断定, LSMI 算法的最优加载电平也一定是 LJC-LSMI 的最优加载电平,即 LJC-LSMI 的最优 Lagrange 乘数 λ 可以按照 LSMI 的求解方法进行,而且后面的仿真分析也验证了理论分析的正确性.

4 仿真分析

为了验证 LJC-LSMI 算法的有效性,以及求解的正确性,进行了如下的仿真分析.其中假设均匀线阵是由 $M=10$ 的理想阵元组成,阵元间距为半波长.为了获得

导向矢量误差,假设信号的位置方向为 0° ,而假定的信号方向为 5° ,即存在 5° 的信号方向失配.导向矢量误差等于实际的信号导向矢量与假定的信号导向矢量之差.其中有两个等功率的干扰,它们的方向角分别为 -40° 和 60° .

对于 LJC-LSMI 存在两个关键问题,一个是最优 Lagrange 乘数 的求解,另一个是模约束参数的选择.为了验证 LJC-LSMI 的有效性,分别分析了波束形成算法的方向图,以及输出 SNR 相对于样本数量和失配角的变化情况.为了验证求解的正确性并分析如何选择模约束参数,分别分析了波束形成算法的方向图相对于 Lagrange 乘数 和模约束参数的变化情况,以及波束形成算法的最优加载电平^[2]和输出信噪比(SNR)相对于模约束参数的变化情况.由于在实际中失配量的模值是无法获得的,故仿真中的失配约束参数以假定有用信号导向矢量范数为参考进行选取.

4.1 波束形成算法的有效性分析

波束形成算法的方向图比较如图 1 所示,其中给出了理想情况下的 LCMP 方向图(图中标注为 Ideal-LCMP)用于比较.由于信号指向失配的存在,LCMP 波束形成算法的主瓣指向偏离了真实的信号方向,但是在两个干扰方向具有深深的凹口.当模约束参数选择为假定信号导向矢量模值的 5 倍时,通过最优加载,LSMI 和 LJC-LSMI 波束形成算法分别指向了实际的信号方向,但是 LSMI 在干扰方向具有较高的增益,而 LJC-LSMI 在两个干扰方向形成深深的凹口.因此,有效的加载能够使得 LSMI 很好地克服导向矢量误差,并且改善波束形成算法的指向性能,但是通过增加干扰参数的线性约束,使得 LJC-LSMI 不仅具有良好的波束指向性能,而且具有较好的抗干扰能力.

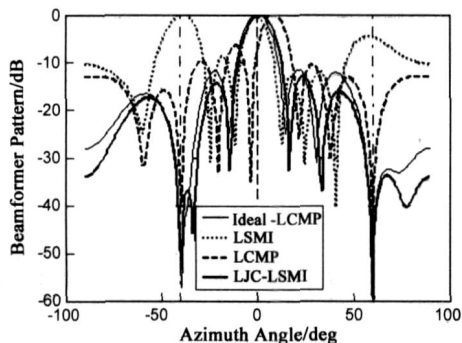


图1 波束形成算法的方向图

波束形成算法的输出信噪比(SNR)相对于样本数量的变化如图 2 所示.其中 LJC-LSMI 的 SNR 远远优于 LCMP 和 LSMI,这是由于 LJC-LSMI 的波束准确地指向了信号的真实方向,而 LCMP 的指向具有一定的偏差. LSMI 的 SNR 最低是由于 LSMI 不具有干扰抑制能力,所以信号的输出相对较小.由于 LSMI 的波束尽可能指向接

收数据中的所有信号方向,而有用信号的输出只是其中的一个,因此其 SNR 具有较大的起伏.而且该图的 SNR 曲线也和图 1 中的方向图比较结果相一致.

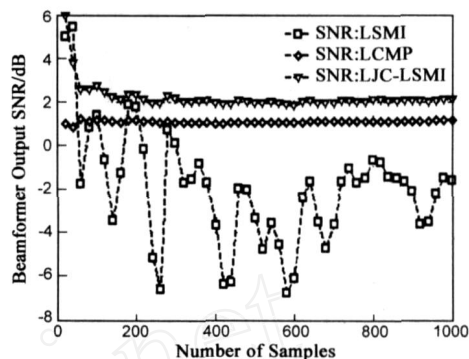


图2 输出SNR相对于样本数量的变化

波束形成算法的输出信噪比(SNR)相对于信号方向失配角的变化如图 3 所示.随着信号方向失配角的变化,SNR 曲线也相应地进行变化,当失配的角度误差在 $[-8^\circ, 8^\circ]$ 的范围之内变化时,相对于 LCMP 和 Ideal-LCMP, LJC-LSMI 具有较高的 SNR.而且在仿真中, LJC-LSMI 的方向图不仅准确地指向了实际的信号方向,而且在干扰方向形成了较深的凹口.因此, LJC-LSMI 波束形成算法在信号方向失配情况下具有良好的稳健性.

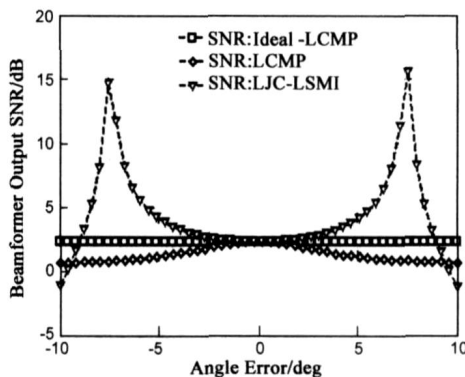


图3 输出SNR相对于信号失配角的变化

4.2 Lagrange 乘数 对波束形成算法的影响分析

LJC-LSMI 波束形成算法的方向图相对于 Lagrange 乘数 的变化如图 4 和图 5 所示.

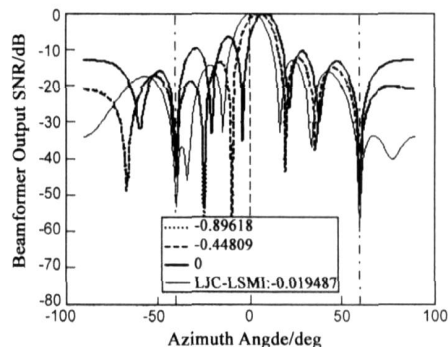
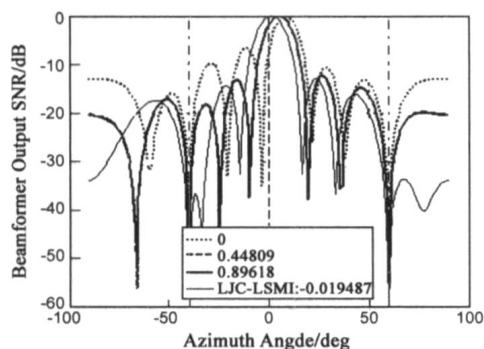
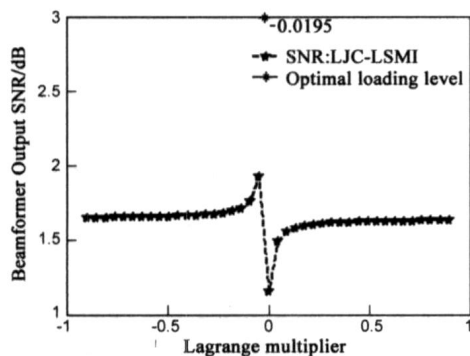


图4 方向图相对于Lagrange乘数λ的变化(1)

图5 方向图相对于Lagrange乘数 λ 的变化(2)

当Lagrange乘数在 $[-1/\sqrt{2}, 0]$ 内变化时,且取值为假定信号导向矢量模值的5倍,LJC-LSMI的方向图变化如图4所示,其中给出了在最优加载条件下的方向图(图中表注为LJC-LSMI, -0.019487 是当取值为假定信号导向矢量模值的5倍时,计算出的最优Lagrange乘数)用于比较.随着Lagrange乘数由负的最小值 $-1/\sqrt{2}$ 到0之间变化时,LJC-LSMI的方向图也随之变化.而且随着Lagrange乘数逐渐接近最优值,方向图的主瓣逐渐指向信号的真实方向.所以,Lagrange乘数的选择对LJC-LSMI方向图具有较大的影响,而且决定着性能的改善.

当Lagrange乘数在 $[0, 1/\sqrt{2}]$ 内变化时,且取值为假定信号导向矢量模值的5倍,LJC-LSMI的方向图变化如图5所示,其中也给出了在最优加载条件下的方向图(注释意义同图4)用于比较.随着Lagrange乘数由0到正的最大值 $1/\sqrt{2}$ 之间变化时,LJC-LSMI的方向图也随之变化,但是变化不大,尽管性能有一定的改善,但是改善也不明显.

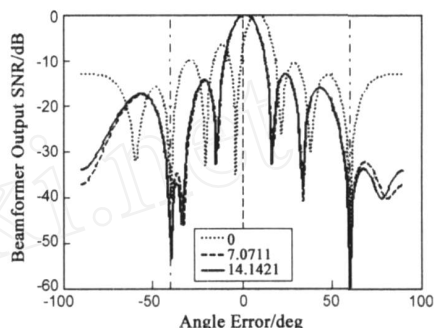
图6 输出SNR相对于Lagrange乘数 λ 的变化

LJC-LSMI的输出信噪比(SNR)相对于Lagrange乘数 λ 的变化如图6所示.从图中的曲线变化可以看出,负加载的SNR要明显高于正加载的SNR,而且在最优的负加载时,SNR将达到最大.该仿真分析结果与图4和图5中的方向图结果是一致的.因此,对于LJC-LSMI波束形成算法,最优加载电平的求解是获得最优性能的关键.

所以,当模约束参数给定时,Lagrange乘数的选择对LJC-LSMI的方向图具有较大的影响,而且决定着性能的改善.通过仿真分析可知,最优的负加载具有最优的性能改善.

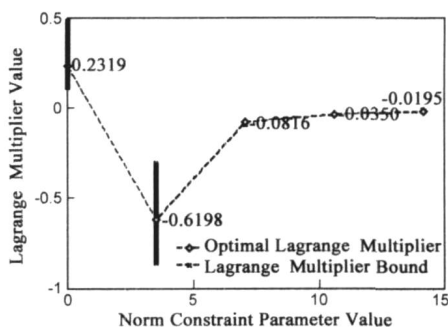
4.3 模约束参数对波束形成算法的影响分析

模约束参数的选择是LJC-LSMI算法实现的关键问题之一,其方向图相对于模约束参数的变化如图7和图9所示.

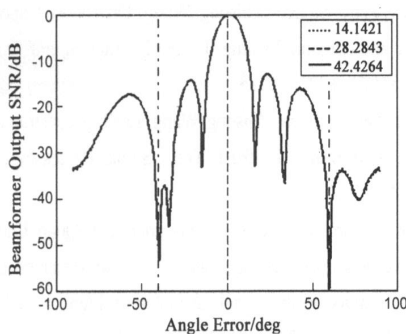
图7 方向图相对于模约束参数 ε 的变化(1)

当模约束参数在假定导向矢量模的0倍到5倍之间变化时,LJC-LSMI的方向图变化如图7所示.随着约束参数的变化,LJC-LSMI的方向图也随之变化.而且随着约束参数的增加,方向图的主瓣逐渐指向信号的真实方向.所以,模约束参数的选择对LJC-LSMI的方向图具有较大影响,而且决定着性能的改善.

当模约束参数在假定导向矢量模的0倍到5倍之间变化时,最优Lagrange乘数及其取值范围如图8所示.随着模约束参数的变化,最优Lagrange乘数及其取值范围也随之变化,在仿真分析中发现,当模约束参数小于假定导向矢量模的1倍时,最优Lagrange乘数及其取值范围都为正的实数,即此时所对应的加载为正的对角加载,而当模约束参数大于假定导向矢量模的1倍时,最优Lagrange乘数及其取值范围都为负的实数,即此时所对应的加载为负的对角加载.

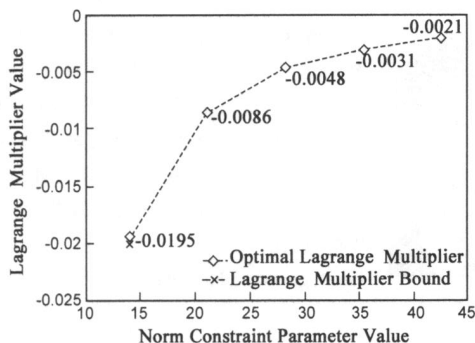
图8 最优 λ 及其取值范围相对于 ε 的变化(1)

当模约束参数在假定导向矢量模的5倍到10倍之间变化时,LJC-LSMI的方向图变化如图9所示.同样随着模约束参数的变化,LJC-LSMI的方向图也随之

图9 方向图相对于模约束参数 ϵ 的变化(2)

变化,但是变化非常小,而且方向图的主瓣基本指向信号的真实方向.所以,当模约束参数的选择大于假定导向矢量模的5倍时,LSMI就可以接近于最优的指向性能.

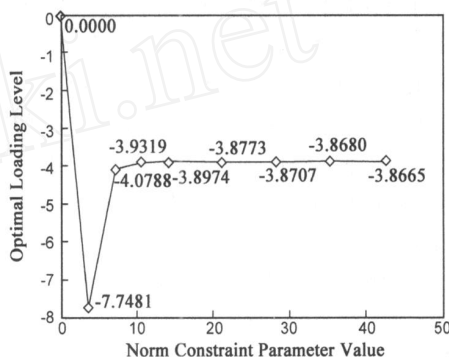
当模约束参数在假定导向矢量模的5倍到10倍之间变化时,最优Lagrange乘数及其取值范围如图10所示.同样随着模约束参数的变化,最优Lagrange乘数及其取值范围也随之变换,而且都为负的实数,并随着模约束参数的增加,最优Lagrange乘数及其取值范围向零值靠近,取值范围进一步缩小.因此,对于较大的模约束参数,加载量为负值,即Lagrange乘数的取值在 $[-1/(\epsilon^2 - 1), -1/\epsilon^2]$ 范围内,而且随着模约束参数的增加,该取值范围基本变成了一点,故只要取 $-1/(\epsilon^2 - 1)$ 作为最优Lagrange乘数即可,因此可以大大降低求解过程的运算量.

图10 最优 λ 及其取值范围相对于 ϵ 的变化(2)

将图8和图10结合在一起进行分析,可得最优Lagrange乘数及其取值范围相对于模约束参数的变化情况.即模约束参数决定着最优Lagrange乘数及其取值范围,而且当模约束参数较小时为正的对角加载,而当模约束参数较大时为负的对角加载,从图7和图9中的方向图变化可知,负加载要远远优于正加载.这是由于当模约束参数较大时,导向矢量的误差在约束条件之内,因此性能达到了最优,而当模约束参数较小时,该约束条件的约束不强甚至不起作用.

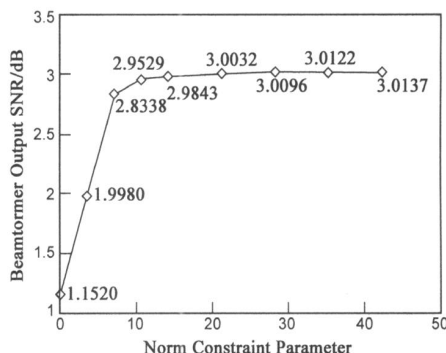
当模约束参数在假定导向矢量模的0倍到10倍之间变化时,最优加载电平 λ^2 相对于模约束参数变

化如图11所示.随着模约束参数的变化,最优加载电平 λ^2 也随之变化,而且对于较小的模约束参数,最优加载电平为正值,对于较大的模约束参数,最优加载电平为负值.当模约束参数逐渐增加时,最优加载电平趋于恒定,即当模约束参数大于一定数值时,通过增加模约束参数,对LJC-LSMI的性能改善不大.这是因为对于已知的接收数据,误差是一定的,因此最优的加载电平也是一定的,由于最优加载电平为 λ^2 ,因此对于一定的加载电平,最优Lagrange乘数与模约束参数成反比,即当模约束参数增大时,最优Lagrange乘数将变小,这与图10中的曲线相一致.

图11 最优加载电平相对于模约束参数 ϵ 的变化

当模约束参数在假定导向矢量模的0倍到10倍之间变化时,LJC-LSMI的输出SNR相对于模约束参数的变化如图12所示.显然随着模约束参数的变化,输出SNR也随之变化,而且对于较小的模约束参数,SNR变化比较剧烈,这是由于波束形成器的指向变化较大,对于较大的模约束参数,SNR变化比较平缓,而且趋近于一恒定的常数.这是因为随着约束参数的增加,波束逐渐指向信号的真实方向,而且当模约束参数大于一定的数值后,方向图的指向性能将会趋于恒定,这与图9的分析结果相一致.故在实际应用中,根据经验参数,模约束参数只要选择较大数值即可获得接近于最优的性能改善,如本文仿真场景,约束参数只要大于假定导向矢量模值的5倍即可.

综上所述,可得如下结论:(1)所提出的算法是正

图12 输出SNR相对于模约束参数 ϵ 的变化

确的、有效的。(2)对LSMI波束形成算法的求解是正确的,而且通过强加干扰参数的线性约束,可以有效改善LSMI的抗干扰性能。(3)模约束参数的选择决定着性能的改善,通过理论分析和仿真试验可知,模约束参数应选择尽可能大的数值,对于本文实验场景,当模约束参数大于假定信号导向矢量模值的5倍时,LJC-LSMI算法即可达到较优的波束指向性能和良好的干扰抑制能力。

5 结论

通过对加载样本矩阵求逆(LSMI)波束形成算法进行深入的研究,给出了一种新的求解方法,得出了最优负加载可以获得最优的性能改善。为了进一步改善LSMI波束形成算法的抗干扰性能,提出利用线性干扰参数约束(LJC)来实现,并对LJC-LSMI波束形成算法进行建模和求解,得到了最优加权矢量的表达式及其简单求解方法。仿真分析验证了算法的正确性和有效性,结果表明LJC-LSMI相对于LSMI具有较强的干扰抑制能力,相对于LCMP具有稳健的波束指向性能。

参考文献:

- [1] Y I Abramovich. Controlled method for adaptive optimization of filters using the criterion of maximum SNR[J]. Radio Eng Electron Phys, 1981, 26(5): 87 - 95.
- [2] B Carlson. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays[J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1988, 24(4): 397 - 401.
- [3] Z Tian, K L Bell, H L Van Trees. A recursive least squares implementation for LCMP beamforming under quadratic constraint[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2001, 49(6): 1138 - 1145.
- [4] Ayman Elnashar, Said M Elnoubi, Hamdi A El-Mikati. Further study on robust adaptive beamforming with optimum diagonal loading[J]. IEEE Trans Antennas Propagation, 2006, AP-54(12): 3647 - 3658.
- [5] Jian Li, Petre Stotica, Zhisong Wang. On robust Capon beamformer and diagonal loading[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(7): 1702 - 1715.
- [6] Jian Li, Petre Stotica, Zhisong Wang. Doubly constrained robust Capon beamformer[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2004, 52(9): 2407 - 2423.
- [7] Sergiy A Vorobyov, Alex B Gershman, Zhi-Quan Luo. Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization: A solution to the signal mismatch problem[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(2): 313 - 324.
- [8] Jisung Oh, Seung-Jean Kim, Kam-Lin Hsiung. A computationally efficient method for robust minimum variance beamforming[A]. Vehicular Technology Conference 2005[C]. Stockholm, Sweden: IEEE, 2005, 2: 1162 - 1165.
- [9] Shahram Shahbazpanahi, Gershman Alex B, Luo Zhiqian, et al. Robust adaptive beamforming for general-rank signal models[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(9): 2257 - 2269.

作者简介:



刘聪锋 男, 1973年7月1日出生于陕西蓝田, 副教授, 硕士生导师。分别于1996、1999年获解放军电子工程学院学士、硕士学位, 2008年获西安电子科技大学博士学位。1999 - 2004年在西安卫星测控中心从事卫星测控总体、无线电测控总体工作, 2004年10月转业到西安电子科技大学电子工程学院从事教学、科研工作。研究方向为信号处理在雷达与通信中的应用。

Email: cfliu@mail.xidian.edu.cn



廖桂生 男, 1963年6月生于广西桂林, 教授, 博士生导师, 雷达信号处理重点实验室副主任, IEEE会员, 1985年毕业于广西大学数学系, 分别于1990年、1992年获西安电子科技大学硕士和博士学位, 主要从事统计信号处理、阵列信号处理和空时自适应信号处理及其在雷达、通信中的应用研究。

Email: gsliao@xidian.edu.cn