

一种适用于任意峰度非高斯信号的多目标盲波束形成方法

李洪升 何友 杨日杰 唐小明

(海军航空工程学院信息融合技术研究所 烟台 264001)

摘要 该文提出了一种新的适用于任意峰度非高斯信号的多目标盲波束形成算法。该方法在最大峰度算法(KMA)的基础上,引入信号的互相关约束定义了一种新的代价函数。通过对该代价函数的最大化,来盲估计波束形成器的权向量,从而完成对多目标的分离和定向。由于波束形成过程不需要正交化处理,避免了波束形成器锁定噪声的可能性。同时,采用一种复数编码的遗传算法来求解权向量,不但可避免陷入局部极值的可能性,而且还能有效提高运行速度。仿真实验验证了该算法的有效性和正确性。

关键词 非高斯信号,最大峰度算法,遗传算法,多目标,盲波束形成

中图分类号:TN911.7

文献标识码:A

文章编号:1009-5896(2006)12-2259-04

A New Blind Beamforming for Non-Gaussian Signals with Arbitrary Kurtosis

Li Hong-sheng He You Yang Ri-jie Tang Xiao-ming

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

Abstract A new blind beamforming algorithm for non-Gaussian signals with arbitrary kurtosis is presented in this paper. Based on Kurtosis Maximization Algorithm (KMA), a new cost function is defined by introducing the cross-correlation of two signals. This method can estimate the weights of beamformers blindly by maximizing the new cost function, so as to separate the multitargets and find the direction. At the same time, a Genetic Algorithm (GA) with complex encoding is used to compute the weight vectors, which not only avoids the local extremum but also improves the computing speed. Simulation proves correctness of this algorithm.

Key words Non-Gaussian signals, Kurtosis Maximization Algorithm (KMA), Genetic Algorithm (GA), Multitargets, Blind beamforming

1 引言

随着智能天线在移动通信等领域研究的推广和深入,盲波束形成技术正日益受到人们的广泛关注。近年来出现了不少有效的盲波束形成算法,例如,Wu 等人^[1]提出的利用信号周期平稳特性进行的盲波束形成,该方法要求信号具有非零周期平稳特性;Dogan 和 Mendel^[2]提出了基于高阶累积量的盲最优波束形成,但该方法只适用于单信源情况;Agree^[3]提出了多目标最小二乘恒模算法(LS-CMA),该方法基于信号具有的恒模特性,采用了非线性最小二乘来设计恒模算法,是一种不需要训练序列的盲自适应算法。该方法不足之处是只适用于亚高斯信号且信号要有恒模特性,为弥补 CMA 算法的局限性,Ding 等^[4]提出了一种峰度最大化算法(KMA)。该算法基于峰度最大化准则盲估计波束形成权向量,可实现任意峰度非高斯信号的盲波束形成。但该算法也存在着类似 CMA 算法的不足,即为了避免输出端的权向量收敛为同一波束模式,需要进行繁琐的 Gram-Schmidt 正交化处理(简称:GSO)。当信号与噪声不完全正交时,就增大了波束形成器锁定噪声的可能性。本文将文献[5]的思想加以推广,在 KMA

算法的基础上,引入信号的互相关约束定义了一种新的代价函数,然后推导出一种不需要正交化处理的适用于任意峰度非高斯信号的多目标自适应盲波束形成方法,并采用了一种基于复数编码的遗传算法求解权向量,避免了陷入局部极值的可能性,同时提高了运算速度。

2 问题描述及信号模型

假设有 P 个相互独立的信号 $s_j(t)$ 入射到由 M 个阵元组成的一个阵列上,加性噪声 $n_m(t)$ 为高斯白噪声,其协方差未知。阵列第 m 个阵元上接收的信号 $r_m(t)$ 可表示为

$$r_m(t) = \sum_{j=1}^P a_m(\theta_j) s_j(t) + n_m(t) \quad (1)$$

式中 $a_m(\theta_j)$ 为信号 $s_j(t)$ 在波达方向 θ_j 上第 m 个阵元的增益, $j=1, \dots, P$; $m=1, \dots, M$ 。信号 $s_j(t)$ 具有非零的四阶累积量。

式(1)写成矩阵形式为

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2)$$

式中

$$\mathbf{r}(t) = [r_1(t) \ r_2(t) \ \dots \ r_M(t)]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1) \ \mathbf{a}(\theta_2) \ \dots \ \mathbf{a}(\theta_P)] \quad (4)$$

$$\mathbf{S}(t) = [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_P(t)]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{n}(t) = [n_1(t) \ n_2(t) \ \dots \ n_M(t)]^T \quad (6)$$

2005-03-28 收到,2005-09-19 改回

中国博士后科学基金(2005037771, 2004036117),全国优秀博士论文作者专项基金(200036, 200237)和国家自然科学基金(60172033)资助课题

若用 $\mathbf{a}(\theta_q)$ 表示来自发射源 q 的波阵面的 $M \times 1$ 维的调整向量:

$$\mathbf{a}(\theta_q) = [a_1(\theta_q) \ a_2(\theta_q) \ \cdots \ a_M(\theta_q)]^T, \quad q=1, \dots, P \quad (7)$$

本文采用的多输入多输出(MIMO)系统由 P 个波束形成器组成。根据波束形成的基本概念,每个波束形成器的输出 $y_i(t)$, $i=1,2,\dots,P$, 由下式:

$$y_i(t) = \mathbf{W}_i^H \mathbf{r}(t) \quad (8)$$

给出,其中 \mathbf{W}_i 是第 i 个波束形成器的复权矢量;上标 H 表示共轭转置。

N 个数据快拍的阵列接收信号自相关矩阵估计可按下式:

$$\mathbf{R}_{rr} = \frac{1}{N} \mathbf{r}(t) \mathbf{r}(t)^H \quad (9)$$

3 基于峰度最大化准则的盲波束形成算法分析

Ding 等^[4]定义了一个峰度最大化准则函数:

$$J_{\text{kma}}(\mathbf{W}) = \frac{|\text{CUM}_4[y(t)]|}{E^2\{|y(t)|^2\}} \quad (10)$$

其中 $\text{CUM}_4[y(t)] = |E\{|y(t)|^4\} - 2E^2\{|y(t)|^2\} - |E\{y^2(t)\}|^2|$ 。

最大化上面的准则函数,即可解出波束形成器的最优权向量。自适应 KMA 算法采用随机上升法更新权向量:

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \mu \nabla_{\mathbf{W}} J_{\text{kma}}(\mathbf{W}) \quad (11)$$

其中 μ 是步长; $\nabla_{\mathbf{W}}(\cdot)$ 表示 (\cdot) 对 \mathbf{W} 取梯度运算。随后,还需要进行 Gram-Schmidt 正交化处理^[4]。通过分析基于 KMA 的多目标盲波束形成方法,可以看出有下列不足之处:

(1)为了保证在不同的输出端口锁定不同的期望信号,在每次迭代后需要进行 Gram-Schmidt 正交化处理,这一方面将增大算法的计算复杂性,另一方面在有噪声存在(或信噪比较低)的情况下,输出信号之间不再完全正交,给计算结果带来误差。后面的计算机仿真实验也说明了这一点。

(2)权向量的求解采用基于随机梯度(随机梯度上升)的方法。由于基于梯度的方法不可避免地存在陷入局部极值的可能性,因此存在不能获得最优权向量的可能,从而导致波束形成失败。

为了改进上述不足之处,我们在下一节提出了一种新的盲波束形成算法。

4 不需正交化处理的盲波束形成算法

本节我们在峰度最大化准则的基础上,通过对波束形成器的不同端口的输出施加互相关的约束,定义了一个新的代价函数。由此代价函数出发,基于随机梯度上升的方法,推导出一种不需要正交化处理的多目标盲波束形成算法。该方法不仅适用于亚高斯信号而且也适用于超高斯信号。

首先,定义一种新的代价函数:

$$J(\mathbf{W}_i) = \begin{cases} J_1(\mathbf{W}_i), & i=1 \\ J_1(\mathbf{W}_i) + J_2(\mathbf{W}_i), & i=2,3,\dots,P \end{cases} \quad (12)$$

其中

$$J_1(\mathbf{W}_i) = \frac{|\text{CUM}_4[y_i(t)]|}{E^2\{|y_i(t)|^2\}} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} J_2(\mathbf{W}_i) &= \beta - \sum_{j=1}^{i-1} E\{|y_i(t)y_j^*(t)|^2\} \\ &= \beta - \sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{W}_i^H E\{\mathbf{r}(t)\mathbf{r}^H(t)\}\mathbf{W}_j\mathbf{W}_j^H \mathbf{r}(t)\mathbf{r}^H(t)\}\mathbf{W}_i \\ &= \beta - \mathbf{W}_i^H \mathbf{G} \mathbf{W}_i \end{aligned} \quad (14)$$

这里 β 为一常数,其取值应保证 $J_2(\mathbf{W}_i) > 0$;

$$\mathbf{G} = \sum_{j=1}^{i-1} E\{\mathbf{r}(t)\mathbf{r}^H(t)\}\mathbf{W}_j\mathbf{W}_j^H \mathbf{r}(t)\mathbf{r}^H(t)\} \approx \sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{R}_{rr} \mathbf{W}_j \mathbf{W}_j^H \mathbf{R}_{rr} \quad (15)$$

式(12)中 $J(\mathbf{W}_i)$ 相对于 \mathbf{W}_i 的梯度为

$$\nabla_{\mathbf{W}_i}(J(\mathbf{W}_i)) = \nabla_{\mathbf{W}_i}(J_1(\mathbf{W}_i)) + \nabla_{\mathbf{W}_i}(J_2(\mathbf{W}_i)) \quad (16)$$

这里

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{W}_i}(J_1(\mathbf{W}_i)) &= -\frac{|\text{CUM}_4[y(k)]| E\{\mathbf{r}(k)y^*(k)\}}{(E\{|y(k)|^2\})^3} \\ &\quad + \frac{\text{sgn}(\text{CUM}_4[y(k)])(E\{|y(k)|^2\}y^*(k)\mathbf{r}(k)) - \boldsymbol{\Theta}}{(E\{|y(k)|^2\})^2} \end{aligned} \quad (17)$$

式中 $\boldsymbol{\Theta} = 2E\{|y(k)|^2\}E\{\mathbf{r}(k)y^*(k)\} + E\{y^{*2}(k)\}E\{\mathbf{r}(k)y(k)\}$;

$$\nabla_{\mathbf{W}_i}(J_2(\mathbf{W}_i)) = -2\mathbf{G}\mathbf{W}_i \quad (18)$$

在算法的实现过程中,用时间平均(或经验平均)代替期望值,对一些期望值用瞬时值代替。

类似 KMA,我们也采用随机(梯度)上升法更新权向量

$$\mathbf{W}_i(t+1) = \mathbf{W}_i(t) + \mu \nabla_{\mathbf{W}_i} J(\mathbf{W}_i) \quad (19)$$

从上面的推导可以看出,我们提出的基于新的代价函数最大化算法(简称为 CSMA 方法)没有采用繁琐的正交化处理,但获得盲波束形成器权向量的过程还是类似于 KMA 采用基于随机梯度上升的方法,所以不可避免陷入局部极值的可能性。为了进一步克服这一不足,我们在下一节提出了采用复数遗传算法实现代价函数最大化进而进行盲波束形成的方法(简称为 GAMA 方法)。

5 复数编码遗传算法实现的盲波束形成

在浮点数编码基础之上,我们提出了复数编码方案,以解决函数自变量是复数的函数优化问题。

对于复数 $w_k = w_{k_{re}} + j \cdot w_{k_{im}}$ (实部为 $w_{k_{re}}$, 虚部为 $w_{k_{im}}$, $k=1,2,\dots,M$) 的编码如图 1 所示:

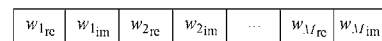


图 1 复数编码图

Fig.1 Complex encoding block diagram

w_k 可视为波束形成加权向量 \mathbf{W}_i 中的一个元素,编码图方框中的每一个变量都视为一个独立的基因。通过上述的编码方法,就可以把每个加权向量转化为遗传算法中对应的染色体,从而把波束形成权向量的求解问题转化为遗传算法的进化问题。

根据要求解的问题与遗传算法的设计规则，我们把上一节提出的代价函数作为适应度函数，重新写为

$$f(W_i) = \begin{cases} J_1(W_i), & i=1 \\ J_1(W_i) + J_2(W_i), & i>1 \end{cases} \quad (20)$$

把式(12)，式(13)和式(14)代入式(20)，即得

$$f(W_i) = \begin{cases} \frac{|\text{CUM}_4[W_i^H r(t)]|}{E^2\{|W_i^H r(t)|^2\}}, & i=1 \\ \frac{|\text{CUM}_4[W_i^H r(t)]|}{E^2\{|W_i^H r(t)|^2\}} + \beta - \sum_{j=1}^{i-1} E\{|W_i^H r(t)r^H(t)W_j|^2\}, & i>1 \end{cases} \quad (21)$$

本文采用随机生成的方法建立初始群体。选取综合交叉，非均匀变异的遗传算子。当遗传算法演化到规定的代数时，就能获得满足要求的波束形成的权向量。我们把这种基于改进遗传算法实现盲波束形成的方法简称为 GAMA。

6 实验设计与结果分析

实验 1 考查 KMA 与 CSMA 性能

假设远场有一个入射角为 50° 的超高斯信号和两个入射角分别为 -20° 和 0° 的亚高斯信号入射到 16 阵元的均匀线阵(阵元间距为半波长，下同)上。噪声为高斯白噪声。信噪比为 10dB。快拍数取为 1024。KMA 算法与 CSMA 算法的归一化方向图见图 2 所示。其中图 2(a)、2(b)和 2(c)表示 KMA 方法获得的 3 个不同波束形成器输出端口的信号方向图；图 2(a*)、2(b*)和 2(c*)表示 CSMA 方法获得的 3 个不同波束形成器输出端口的信号方向图。在保持其它条件不变而只改变输入信噪比的情况下，通过 50 次独立运算，两种算法输出信噪比平均值如图 3 所示，其中 BF1 ~ BF3 分别表示第 1 个波束形成器到第 3 个波束形成器输出端口的增益。

图 2 表明两种方法都能在 3 个不同波束形成器输出端口形成不同的波束，而且在第 1 个端口输出信号的性能相近，这是由于两种方法对应第 1 个端口采用同样的代价函数。但是，在第 2、第 3 端口输出信号的性能却差异较大，CSMA 方法的波束旁瓣明显低于 KMA 方法，体现了 CSMA 方法的劣势。

从图 3 中可知，两种算法在第 1 个波束形成器端口获得的增益相近，都近似为线性递增状态；对于后两个波束形成器的输出，在低信噪比(信噪比小于 5dB)情况下，采用 KMA 算法获得的输出增益明显要低于本论文提出的 CSMA 算法，而且出现 KMA 算法第 3 个波束形成器输出信噪比与输入信噪比成反比的反常情况，这说明 KMA 算法在低信噪比情况下性能较为不稳定，这是由于 Gram-Schmidt 正交化处理在低信噪比情况下存在误差而引起的，与前面的理论分析是相符合的。

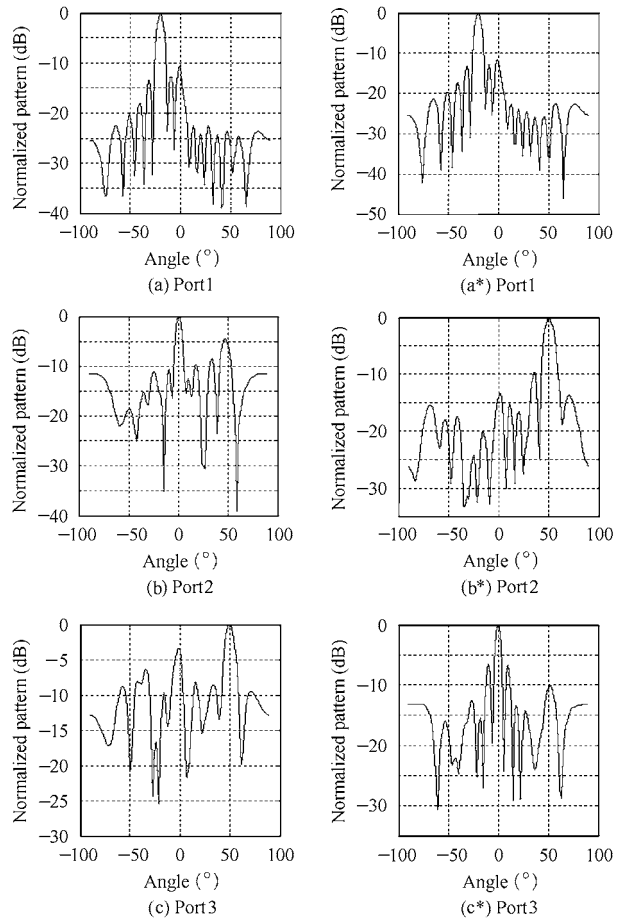


图 2 KMA 和 CSMA 算法获得的归一化方向图

Fig.2 Normalized patterns for KMA and CSMA

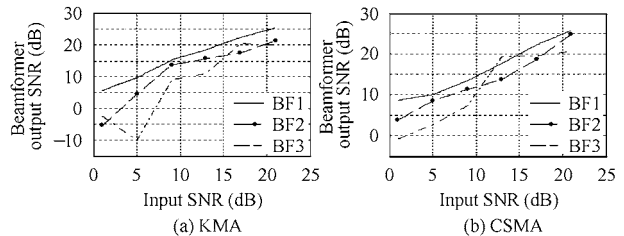


图 3 KMA 方法与 CSMA 方法 3 个波束形成器输出信噪比较

Fig.3 Output SNRs vs. input SNRs of 3 beamformers for KMA and CSMA

实验 2 用实测潜艇噪声数据考察 GAMA 性能

两潜艇航行于海中远场。一艘处于 -10° 方向，另一艘处于 40° 方向。接收基阵采用 8 元均匀线阵。为了形成窄带信号，设计了一组 FIR 滤波器。滤波器中心频率为 3.5kHz。

遗传算法的群体规模为 30。交叉概率选为 0.85。变异概率选为 0.001。最大进化代数为 200 代。两个波束形成器输出端口形成的归一化方向图见图 4。可见，两个端口分别锁定不同的信号。

图 5 描述了两个波束形成器的权向量对应的平均适应度进化过程。当进化到 150 代时，适应度都达到稳定状态，表明此时获得的权向量已能够满足求解要求。

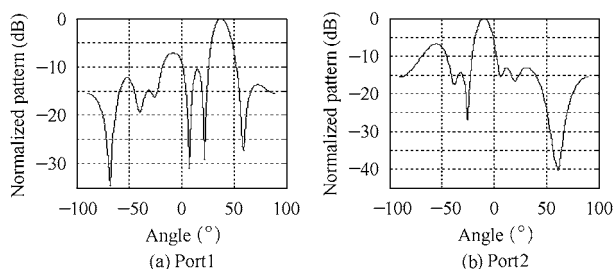


图 4 GAMA 方法的归一化方向图

Fig.4 Normalized patterns for GAMA

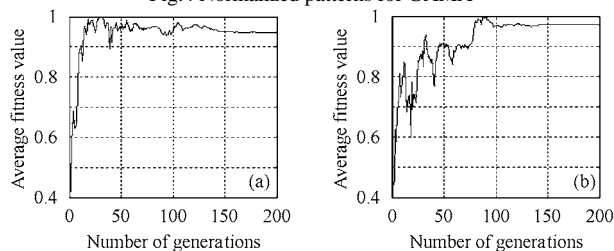


图 5 平均适应度变化曲线

(a)第 1 个波束形成器的权向量 (b)第 2 个波束形成器的权向量

Fig.5 Average fitness vs. number of generations

(a)Weight vector of the first beamformer

(b) Weight vector of the second beamformer

7 结束语

本文在对 KMA 算法进行分析的基础上, 针对 KMA 算法存在的不足, 引入信号的相关性定义了一个新的代价函数, 然后从该代价函数出发推导了一种新的盲波束形成算法, 该算法不需要进行输出信号的正交化处理, 而且对于具有任意峰度的亚高斯信号和超高斯信号都能进行有效的盲波束形成; 此外, 我们采用了基于复数编码的遗传算法来实现盲波束形成。通过对复数的合理编码, 解决了用遗传算法

来处理复信号的问题。算法不但可避免陷入局部极值, 而且由遗传算法的内在并行性可提高盲波束形成的效率。

参考文献

- [1] Wu Q, Wong K M. Blind adaptive beamforming for cyclostationary signals. *IEEE Trans. on SP*, 1996, 44(11): 2768-2779.
- [2] Dogan M C, Mendel J M. Cumulant-based blind optimum beamforming. *IEEE Trans. on AES*, 1994, 30(3): 722-741.
- [3] Agee B G. Blind separation and capture of communication signals using a multitarget constant modulus beamformers. Proc. IEEE Military Commun. Conf., Boston, 1989, 10: 19.2.1-19.2.7.
- [4] Ding Z, Tuan Nguyen. Stationary points of a kurtosis maximization algorithm for blind signal separation and antenna beamforming. *IEEE Trans. on SP*, 2000, 48(6): 1587-1596.
- [5] 李洪升, 赵俊涓, 陈华伟. 一种新的多目标盲波束形成方法研究. *电子与信息学报*, 2003, 25(9): 1180-1186.

李洪升: 男, 1968 年生, 工程师, 博士后, 目前研究方向为阵列信号处理、谱估计及计算智能等。

何友: 男, 1956 年生, 教授, 博士生导师, 海军航空工程学院副院长. 主要从事雷达目标检测、多传感器信息融合等方面的教学与科研工作, 已出版专著 4 部, 发表论文 200 多篇。

杨日杰: 男, 1963 年生, 副教授, 博士后, 研究方向为航空反潜、信号处理等。

唐小明: 男, 1974 年生, 讲师, 博士后, 从事雷达系统等方面的教学与科研工作。