

一种新的多目标盲波束形成技术研究¹

李洪升 赵俊渭 陈华伟 王峰 郭业才

(西北工业大学声学工程研究所 西安 710072)

摘要 本文提出了一种新的多目标盲波束形成算法。该方法在最小二乘恒模算法的基础上,通过对一种新的代价函数的最小化,来盲估计波束形成器的权矢量,从而完成对多目标的分离与定向。同时,采用一种改进的神经网络结构解决了最小二乘算法中矩阵求逆的运算,不但能有效提高运行速度,而且易于用硬件实时实现盲波束形成。仿真实验验证了该算法的有效性和正确性。

关键词 多目标, 恒模, 盲波束形成, 神经网络, 仿真

中图分类号 TN911.7

1 引言

波束形成作为阵列信号处理的关键技术之一,在通信、雷达和声呐等领域有着广泛的应用^[1,2]。所谓波束形成就是对感兴趣方向的信号形成波束的主波瓣且衰减其它方向的干扰。若波束形成过程中,既不需知道信号或信道的性质,也不需发射训练或导引信号和知道阵列方向向量等先验知识,就称之为盲波束形成。由于蜂窝式通信的动态性质和严重的衰落,阵列的方向向量一般变化很快,使得接收机无法知道期望用户与干扰用户在某个时间的准确阵列方向向量,因此常规的波束形成技术无法使接收机达到最佳的性能。随着智能天线在移动通信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, Qing Wu 等人^[2]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,否则就不能适用; Dogan 和 Mendel^[3]提出了基于累积量的盲最优波束形成,该算法在不需知道任何先验知识的情况下,利用高阶累积量可消除加性高斯噪声这一特性,对阵列流形进行有效的估计,进而实现最优的盲波束形成。但该方法只适用于单个信号源情况; Agee^[4]提出了多目标最小二乘恒模算法 (LS-CMA),该方法基于通信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) 而且在运算过程中用到了矩阵的求逆运算。无疑,由于反复迭代的求逆运算,大大地增加了计算的负担,尤其当阵元数目较多时,运算量急剧增长。本文首先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自适应盲波束形成方法,并采用了一种基于神经网络的算法,解决了 LS-CMA 算法中矩阵求逆运算量过大的问题,大大提高了处理速度,易于工程实时应用。

2 问题描述及信号模型

假设有 P 个相互独立的恒模信号 $s_j(t) (j = 1, 2, \dots, P)$ 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

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

¹ 2002-03-18 收到, 2002-10-23 改回

国防科技重点实验室基金资助项目: 2000JS23.2.1; 西北工业大学博士论文创新基金资助项目: 200204

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, $j = 1, 2, \dots, P$; $m = 1, 2, \dots, M$.

且信号 $s_j(t)$ 满足条件 $E\{s_i s_j\} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$. 这里 $E\{\cdot\}$ 表示数学期望.

(1) 式写成矩阵形式为

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

式中

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

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

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

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

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,

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

本文采用的多输入多输出 (MIMO) 系统由 P 个波束形成器组成, 如图 1 所示. 根据波束形成的基本概念, 每个波束形成器的输出 $y_i(t)$, $i = 1, \dots, P$, 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. 由信号的恒模性质可知, 期望信号可表示成如下形式

$$d_i = y_i(t)/|y_i(t)| \quad (9)$$

N 个数据快拍的阵列接收信号自相关矩阵估计可按下式:

$$\mathbf{R}_{rr} = (1/N)\mathbf{r}(t)\mathbf{r}(t)^H \quad (10)$$

计算. 阵列接收信号与期望信号的互相关向量估计如下:

$$\mathbf{R}_{rd} = (1/N)\mathbf{r}(t)d_i^* \quad (11)$$

现在的问题是, 在既不知道信号的导向矢量, 也不知道发射信号的先验知识情况下, 如何根据一种最优的准则, 通过同时调整所有的权矢量 \mathbf{W}_i , $i = 1, \dots, P$, 使得每个波束形成器的输出锁定一个不同的目标. 这将是第 3 节所要讨论的内容.

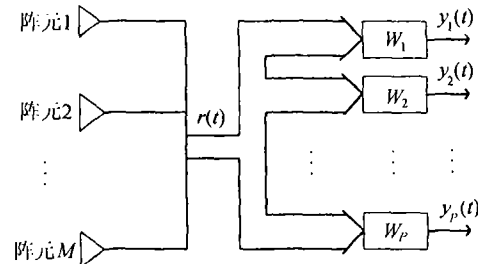


图 1 多目标波束形成器系统

3 代价函数的定义

从恒模阵列的特性出发, 可依据恒模准则单独调整每一个波束形成器. 当所有信号的峰度

小于 2 时, 每个波束形成器将会提取出一个目标信息. 然而, 由于每个波束形成器是被独立调整的, 这就不能确保每一个输出端口对应一个不同的目标. 换言之, 几个输出端口可能会锁定同一个目标. LS-CMA 算法采用 GSO 来提取信号, 通过计算两个权矢量的相关系数 ρ , 并与预先选定的阈值 ρ_{tr} 进行比较, 若 $|\rho| > \rho_{tr}$, 则进行 GSO. 而阈值 ρ_{tr} 的选择直接影响算法的收敛速度. 若 ρ_{tr} 选择太小, 算法将会反复地执行 GSO, 从而导致算法收敛速度变慢或不收敛; 若 ρ_{tr} 选择太大, 算法会导致形成的波束不能指向不同的用户. 而阈值的选择没有更好的办法, 只能靠经验获取. 这就使得这一算法的实用性受到影响. 为了克服该算法的不足, 本文定义一个新的恒模代价函数 $H(W_i)$ 如下:

$$H(W_i) = \sum_{i=1}^P H_i + \sum_{i=1}^P \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^P H_{ij} \quad (12)$$

式中

$$H_i = E[|y_i(t) - d_i|^2] \quad (13)$$

$$H_{ij} = E[|y_i(t)y_j^*(t)|^2], \quad i \neq j \quad (14)$$

将 (8) 式代入 (13),(14) 式, 则 (12) 式变为

$$\begin{aligned} H(W_i) &= \sum_{i=1}^P \mathbf{W}_i^H E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H] \mathbf{W}_i - 2\text{Re}\{\mathbf{W}_i^H E[\mathbf{r}d_i^*]\} + E[|d_i|^2] \\ &\quad + \sum_{i=1}^P \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^P \mathbf{W}_i^H E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H \mathbf{W}_j \mathbf{W}_j^H \mathbf{r}\mathbf{r}^H] \mathbf{W}_i \\ &= \sum_{i=1}^P \mathbf{W}_i^H \mathbf{R}_{rr} \mathbf{W}_i - 2\text{Re}[\mathbf{W}_i^H \mathbf{R}_{rd}] + E[|d_i|^2] + \mathbf{W}_i^H \mathbf{G} \mathbf{W}_i \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $\text{Re}[\cdot]$ 表示取复数的实部运算;

$$\mathbf{G} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^P E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H \mathbf{W}_j \mathbf{W}_j^H \mathbf{r}\mathbf{r}^H] \quad (16)$$

则

$$\mathbf{W}_i = \arg \min_{\mathbf{W}_i} [\nabla_{\mathbf{W}_i} H] \quad (17)$$

式中 $\nabla_{\mathbf{W}_i}(\cdot)$ 表示 (\cdot) 对 \mathbf{W}_i 求梯度运算, 计算结果为

$$\mathbf{W}_i = (\mathbf{R}_{rr} + \mathbf{G})^{-1} \mathbf{R}_{rd} \quad (18)$$

由 (18) 式可知, 依据前面定义的恒模代价函数最小化所得波束形成器权矢量的解具有最佳 Wiener 权矢量的形式.

4 基于恒模代价函数的盲波束形成方法

下面依据 (18) 式和 (16) 式, 推导出计算波束形成器权矢量的迭代算法. 由于该算法仅利

用了输入信号的恒模特性, 因此是一种盲的算法, 我们称为基于恒模代价函数的多目标盲波束形成方法 (简称 CMC-BBF)。算法的流程如下:

- (1) 初始化: 将 P 个 M 维权矢量 $\mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_P$ 的每个元素随机赋予较小的初值并令 $i = 1$ 。
- (2) 依据 (8), (9), (10) 和 (11) 式, 分别计算 $y_i(t)$, d_i , \mathbf{R}_{rr} 和 \mathbf{R}_{rd} ;
- (3) 计算 $\mathbf{B}_i = \mathbf{W}_i^H \mathbf{R}_{rr}$ 和 $\Phi_{ii} = \mathbf{B}_i \mathbf{W}_i$, 并令 $\mathbf{C}_i = \mathbf{R}_{rr}$;
- (4) 若 $i > 1$, 令 $j = 1$, 执行第 5 步, 否则执行第 7 步;
- (5)
$$\begin{cases} \Phi_{ij} = \mathbf{B}_j \mathbf{W}_i \\ \mathbf{A}_i = \mathbf{B}_j^H \mathbf{B}_i = \mathbf{R}_{rr}^H \mathbf{W}_j \mathbf{W}_i^H \mathbf{R}_{rr} = \mathbf{R}_{rr} \mathbf{W}_j \mathbf{W}_i^H \mathbf{R}_{rr}; \\ \text{如果 } |\Phi_{ji}| > \gamma |\Phi_{ii}|, \text{ 令 } \mathbf{C}_i = \mathbf{C}_i + \mathbf{A}_i \end{cases}$$
- (6) $j = j + 1$, 返回第 5 步, 直到 $j = i$;
- (7) 计算 $\mathbf{W}_i = \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{R}_{rd}$;
- (8) 重复第 (2) 步到第 (7) 步, 直至权矢量 \mathbf{W}_i 收敛;
- (9) $i = i + 1$, 返回第 (2) 步, 直至 $i > P$ 。

其中第 (5) 步中, γ 为一常数; $\Phi_{ji} = E[y_j(t)y_i^H]$ 实质为第 j 个波束形成器输出与第 i 个波束形成器输出的互相关; Φ_{ii} 为第 i 个波束形成器的自相关。对比 (16) 式和第 (5) 步中 \mathbf{A}_i 的表达式可知, 上述的迭代过程实质上也是 \mathbf{A}_i 与 \mathbf{G} 不断逼近的过程。

由 (18) 式和前面算法流程的第 (7) 步可以看出, 在计算更新的权矢量时, 要用到信号相关矩阵的求逆运算, 即使采用矩阵的求逆引理, 其运算量也与阵元数目呈平方关系。这样, 由于运算量过大, 会给实时应用带来困难。考虑到人工神经网络^[5]的并行结构, 可有效地避免矩阵的求逆运算, 本文采用了基于神经网络的盲波束形成方法 (简称 ANN-BBF)。通过调节网络参数, 可使网络输出与权矢量任意接近, 且可在时间常数量级内给出正确结果。

5 实验仿真研究

在下面的仿真实验中, 采用 8 阵元均匀线阵, 阵元间距为 $1/2$ 波长。第 i 个波束形成器的输出信噪比 SNR_i 定义为

$$\text{SNR}_i = \frac{\mathbf{W}_i^H \mathbf{a}_j \mathbf{R}_{ss} \mathbf{a}_j^H \mathbf{W}_i}{\mathbf{W}_i^H \mathbf{M}_n \mathbf{W}_i} \quad (19)$$

其中 \mathbf{R}_{ss} 为目标信号的功率, \mathbf{M}_n 为噪声的自相关矩阵。设有用信号从远场入射, 数据快拍数取 1024 个。为了形成波束, 定义第 i 个波束形成器的响应为

$$P_i(\theta) = |\mathbf{W}_i^H \mathbf{a}(\theta)|^2 \quad (20)$$

假设 4 个 FSK 信号入射角分别为 -40° , 0° , 20° 和 45° , 信号功率均取为 10dB, 噪声的功率均取为 0dB。本文提出的 CMC-BBF 方法与 LS-CMA 方法的均方误差 (MSE) 曲线分别如图 2, 图 3 所示。BF1~BF4 分别表示第 1 到第 4 个波束形成器的权矢量的 MSE 收敛曲线。在 LS-CMA 方法中阈值 ρ_{tr} 取为 0.7。在 ANN-BBF 方法中, 网络的动态方程采用经典的 Runge-Kutta(龙格-库塔)法求解。第 1 个波束形成器 8 个权值收敛情况如图 4, 图 5 所示, $w_{re1} \sim w_{re8}$ 表示各权值的实部随时间变化的值, 收敛后即为 \mathbf{W}_1 各分量的实部; $w_{im1} \sim w_{im8}$ 表示各权值的虚部随时间变化的值, 收敛后即为 \mathbf{W}_1 各分量的虚部。由图可知, 最佳权收敛时间为 0.2s。其余波束形成器权值有类似的收敛曲线。对比 CMA-BBF 方法和 ANN-BBF 方法, 各波束形成器归一化后的方向图见图 6~ 图 9。

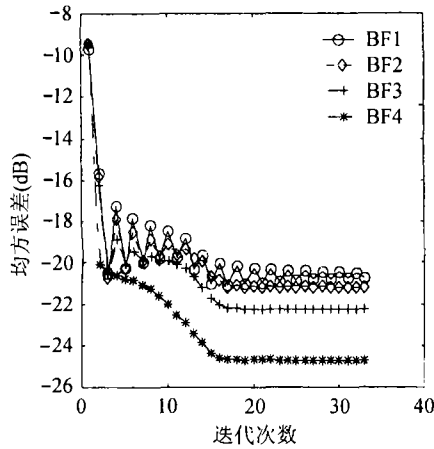


图 2 CMC-BBF 的 MSE 曲线

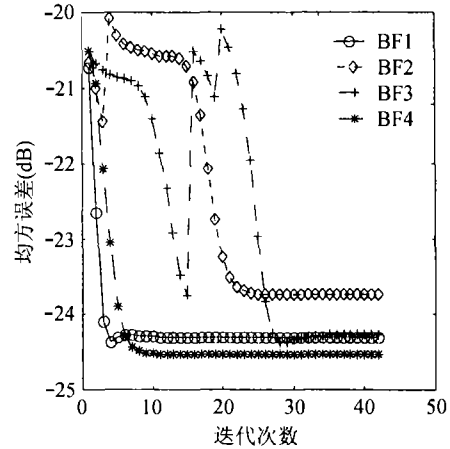


图 3 LS-CMA 的 MSE 曲线

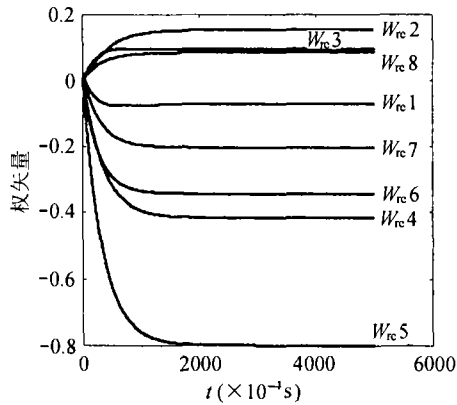


图 4 ANN-BBF 权值实部收敛情况

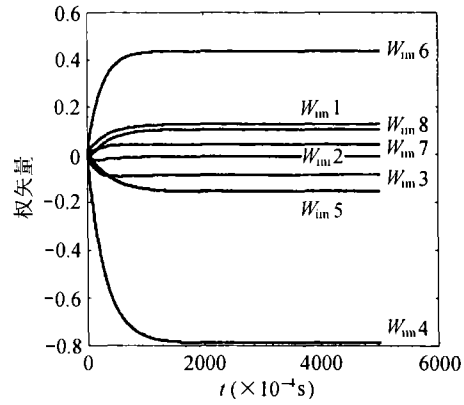


图 5 ANN-BBF 权值虚部收敛情况

在实验过程中，对 LC-CMA 方法，研究了阈值 ρ_{tr} 不同取值对算法收敛性能的影响，发现在阈值 ρ_{tr} 的合理取值范围 0.5 到 1 内，0.7 或 0.8 较为理想。当 $\rho_{tr} > 0.8$ 时，算法收敛后，很多情况下会出现两个波束同时指向一个方向的现象；当 $\rho_{tr} < 0.7$ 时，算法迭代次数明显变大；而当阈值 $\rho_{tr} < 0.6$ 时，迭代运算会出现发散的现象；即使当 $\rho_{tr} = 0.7$ 时，LS-CMA 算法的 MSE 曲线波动也较大。

从实验结果还可以看出，本文提出的 CMC-BBF 方法稳健性较好，算法迭代 20 次就开始收敛了，收敛速度比 LS-CMA 方法要快一些。权矢量收敛后，每个波束形成器分别锁定不同的信号。第 1 个波束形成器锁定 0° 方向的信号，第 2 个波束形成器锁定 45° 方向的信号，第 3 个波束形成器锁定 -40° 方向的信号，第 4 个波束形成器锁定 20° 方向的信号，形成的波束都能够正确地分辨出波达方向。基于神经网络的 ANN-BBF 方法与 CMA-BBF 方法具有非常相近的精度，表明 ANN-BBF 方法具有较好的稳定性和精确性。

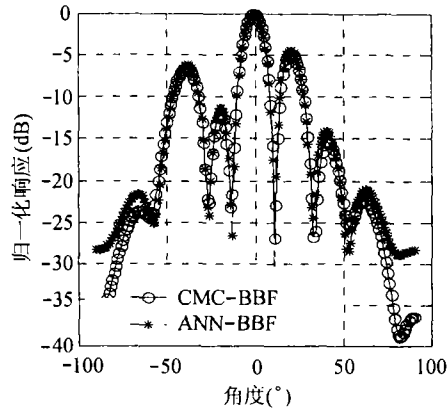


图 6 第一个波束形成器的波束方向图

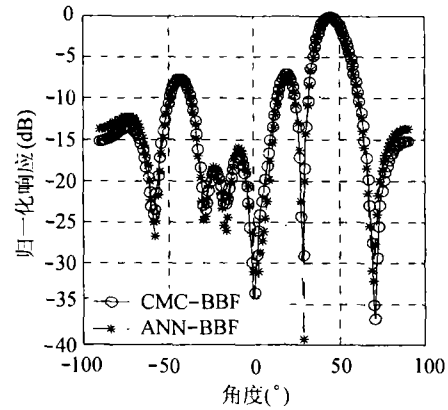


图 7 第二个波束形成器的波束方向图

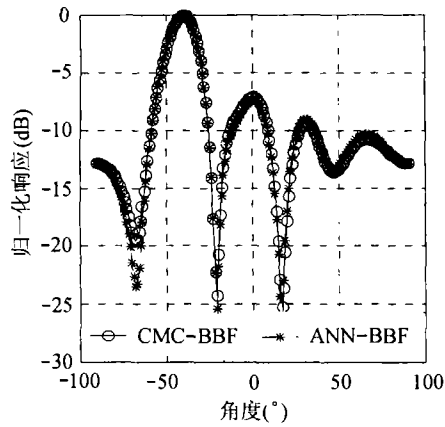


图 8 第三个波束形成器的波束方向图

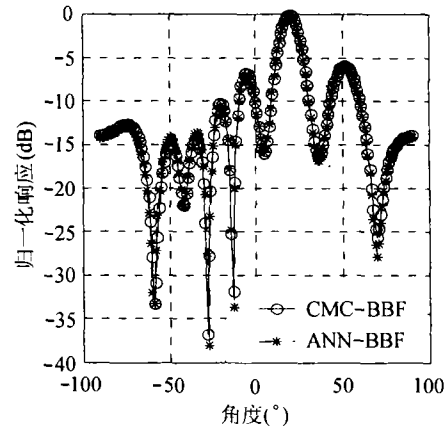


图 9 第四个波束形成器的波束方向图

6 结 论

本文通过定义一个新的恒模代价函数, 推导出一种多目标自适应盲波束形成方法。同时还引入一种改进的神经网络算法, 解决了 LS-CMA 算法中矩阵求逆运算量过大的问题。通过理论分析和仿真实验证明了算法的稳健性和有效性。

参 考 文 献

- [1] L. C. Godara, Application of antenna arrays to mobile communications, Part II: beam-forming and direction-of-arrival considerations, Proc. IEEE, 1997, 85(8), 1195-1245.
- [2] Q. Wu, K. M. Wong, Blind adaptive beamforming for cyclostationary signals, IEEE Trans. on SP, 1996, SP-44(11), 2768-2779.
- [3] M. C. Dogan, J. M. Mendel, Cumulant-based blind optimum beamforming, IEEE Trans. on AES, 1994, AES-30(3), 722-741.
- [4] B. G. Agee, 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.

- [5] D. Tank, J. J. Hopfield, Simple neural optimization network: an A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit, IEEE Trans. on Circuit and Systems, 1988, 33(5), 533-541.

STUDY ON NEW BLIND BEAMFORMING FOR MULTITARGETS

Li Hongsheng Zhao Junwei Chen Huawei Wang Feng Guo Yecai

(*Institute of Acoustic Eng., Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*)

Abstract A new blind beamforming algorithm for multitargets is presented in this paper. This method can estimate the weights of beamformers blindly by minimizing a new cost function based on least-squares constant modulus algorithm so as to separate the multitargets and find the direction. At the same time, a developed neural network is used to compute the inverse of a matrix, which not only improve the computing speed but also use easily hardware to carry out the blind beamforming. Simulation proves correctness of this algorithm.

Key words Multitargets, Constant modulus, Blind beamforming, Neural network, Simulation

李洪升: 男, 1968 年生, 工程师, 博士, 目前研究方向为盲波束形成、谱估计及神经网络等。
赵俊渭: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事声呐电子技术、信号处理等方面的教学与科研工作。
陈华伟: 男, 1977 年生, 博士, 研究方向为声呐定位、时延估计等。
王 峰: 男, 1976 年生, 博士, 研究方向为盲均衡、水声通信等。
郭业才: 男, 1962 年生, 副教授, 博士, 从事信号检测等方面的教学与科研工作。