

# 基于神经网络的盲波束形成方法研究

李洪升, 赵俊渭, 王峰

(西北工业大学 声学工程研究所, 陕西 西安 710072)

**摘要:**提出了一种基于径向基函数网络(RBFNN)的盲波束形成方法。该方法首先在不知道任何基阵方向向量先验知识的情况下,利用信号的多普勒信息估计波束形成的权矢量。然后引入径向基函数网络逼近估计的波束形成权矢量,从而实现盲波束形成。利用神经网络的并行结构,不但有效地提高了运行速度,而且对系统误差具有很强的鲁棒性。仿真实验验证了算法的正确性。

**关键词:**盲波束形成;神经网络;多普勒信息;仿真

**中图分类号:** TN911.7      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1009-3516(2003)01-0046-04

波束形成作为阵列信号处理的关键技术之一,在雷达、通信和声纳等领域有着广泛的应用。在相控阵雷达信息处理过程中,采用波束形成技术可大大提高目标检测的概率;在通信过程中应用波束形成,可有效提高接收机的性能,扩大系统容量。若波束形成过程中,既不需知道信号或信道的性质,也不需知道阵列方向向量等先验知识,就称之为盲波束形成。由于受到外部环境的影响,传感器阵列自身阵形、结构势必产生变化,即使出现微小的变化,也会给信号模型的建立、波束形成和波达方向的估计,造成很大的困难和不便。常规的波束形成方法,如Capon<sup>[1]</sup>的最小方差无畸变响应(MVDR)波束形成器、Schmidt<sup>[2]</sup>提出的MUSIC方法等,都需要准确知道基阵阵列流形的先验知识,这就大大限制了这些方法在非理想环境中的应用。而近年来提出的盲波束形成算法,为解决这一问题开拓了思路。例如,Qing Wu<sup>[3]</sup>等人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<sup>[4]</sup>提出的基于累积量的盲波束最优波束形成,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地估计,进而实现了最优的盲波束形成。该方法不足之处是运算量较大,算法收敛慢;张林让<sup>[5]</sup>等提出的基于多普勒信号的盲波束形成方法,该方法利用了信号的多普勒信息实现了盲波束形成,其不足之处是在计算波束形成权矢量的过程中用到了矩阵的求逆运算。由于反复迭代的求逆过程,增加了运算负担,给实时应用带来了困难。本文在其工作基础上,基于人工神经网络<sup>[6]</sup>较好的容错能力、并行处理结构和非线性处理等特点,提出了一种基于径向基函数网络的盲波束形成方法。

## 1 信号模型

假设有一传感器阵列由 $M$ 个阵元组成,阵列在空间任意排列。空中有一远场目标,以速度 $v$ 相对阵列作匀速运动,其辐射的窄带平面波以角度 $\theta_d$ 入射到阵元上,则阵列接收到的数据矢量可表示为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{g}d(\theta_d)S(t) + \mathbf{N}(t) \quad (1)$$

式中:

$$\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T \quad (2)$$

$g$ 为目标信号的复包络; $d(\theta_d)$ 表示目标信号的方向响应向量。

$$s(t) = e^{j2\pi f_d t} \quad (3)$$

收稿日期:2002-06-11

基金项目:国防科技重点实验室基金资助项目(2000JS23.2.1)

作者简介:李洪升(1968-),男,辽宁锦州人,博士,主要从事阵列信号处理、盲波束形成和神经网络等研究;

赵俊渭(1937-),男,陕西西安人,教授,博士生导师,主要从事信号与信息处理,声学与电子工程等研究。

式中:  $f_d = 2v/\lambda$  为目标信号多普勒频移。  $N(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T$  表示阵列接收到的干扰和噪声矢量。

根据波束形成的基本概念,基阵的输出  $Y(t)$ ,就是对阵元的接收信号向量  $X(t)$  在各阵元上分量的加权和。令权向量为  $W = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ , 则输出可写为

$$Y(t) = W^H X(t) = \sum_{k=1}^M w_k^* x_k(t) \quad (4)$$

分析 Capon 提出的最小方差法(MVM)可知,在线性约束最小均方误差准则约束下,获得波束形成器最佳权矢量为

$$W_{\text{opt}} = \mu R_{XX}^{-1} d(\theta_d) \quad (5)$$

式中:  $\mu$  为非零常数;  $R_{XX} = E\{X(t)X^H(t)\}$  为阵列输入的协方差矩阵。由上式可以看出,波束形成器的最佳权矢量取决于阵列方向向量(调整向量)  $d(\theta_d)$ 。当  $d(\theta_d)$  未知时上述波束形成很难进行。

## 2 波束形成权矢量的盲估计

当传感器阵列与信号辐射源之间存在相对运动时,辐射源频率中会产生多普勒分量。在信号波形等细节知识未知情况下,辐射源的方位、速度等状态信息可通过对多普勒频移的处理来得到。在时域采样误差对系统误差影响很小情况下,假定可精确获得目标信号的多普勒频移  $f_d$ 。依据最优波束形成的基本原理,阵列在期望方向上的输出功率含有该方向上激励的贡献,同时也含有其它方向上激励的贡献。为减小阵列对非期望方向上激励的响应,可构造一个有约束的最优化问题。这一最优化问题的判断准则就是,在保证期望方向上基阵增益为一常数的前提下,使基阵的输出  $Y(t)$  与式(3)的均方误差最小。即在  $W^H d(\theta_d) = 1/g$  的约束下,满足

$$\min_W H(W) = \min_W E\{|y(t) - s(t)|^2\} \quad (6)$$

的最小二乘问题的解。其中,

$$H(W) = E\{|y(t) - s(t)|^2\} = E\{|W^H X(t) - s(t)|^2\} = W^H R_{XX} W - 2W^H R_{XS} + E\{|s(t)|^2\} \quad (7)$$

式中:

$$R_{XS} = E\{X(t)s^*(t)\} = E\{X(t)e^{j2\pi f_d t}\} \quad (8)$$

式(7)对  $W$  求微分,并令其为零,则可求得最佳加权向量为

$$W_{\text{opt}} = R_{XX}^{-1} R_{XS} \quad (9)$$

由上式可知,计算自适应的权矢量  $W$ ,不需要已知基阵的方向响应向量  $d(\theta_d)$ ,而仅要求知道目标信号的多普勒频移信息,因此称之为盲波束形成器。

将式(9)代入式(7),使式(7)最小可获得多普勒频移  $f_d$  的估计值为

$$f_d = \arg \max_{f_d} (R_{XS}^H R_{XX}^{-1} R_{XS}) \quad (10)$$

在实际计算过程中,若信号的多普勒频移不知道,可先应用上式估算出  $f_d$ ,然后再进行盲波束形成。

## 3 盲波束形成的 RBFNN 实现

由式(9)可以看出,求解波束形成器的最佳权矢量,要用到阵列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呈平方关系。这样,由于运算量过大,会给实时运算带来困难。考虑到人工神经网络的并行结构与其学习过程和工作过程可分开进行的特性,提出采用神经网络来解决这一问题。式(9)表明,波束形成器的最佳权矢量是阵列输入相关矩阵的一个非线性函数。为此,我们选择径向基函数网络(RBFNN)来实现这一非线性函数的逼近过程,网络结构如图1所示。

RBFNN 是两层网络。其输入节点、隐层节点和输出节点数分别是  $N, L, M$ 。本文中,RBFNN 隐单元的变换函数选为高斯函数。则可得网络的第  $i$  个单元对应的输出为

$$z_i(t) = \exp\left[-\frac{\sum_{j=1}^N (x_j(t) - s_j)^2}{2\alpha_i^2}\right]^w \quad (i = 1, 2, \dots, L) \quad (11)$$

式中:  $z_i(t)$  为第  $i$  个隐单元的输出;  $x_j(t)$  为第  $t$  个输入样本矢量的第  $j$  个分量;  $s_{ij}$  为隐层中第  $i$  个变换中心矢量的第  $j$  个分量;  $\alpha_i$  为对应第  $i$  个中心矢量的控制参数。RBFNN 的输出层节点为线性处理单元, 其第  $j$  个单元对应的输出为

$$u_j(t) = \mathbf{Z}^T(t) \mathbf{V}_j \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{Z}(t) = [z_1(t), z_2(t), \dots, z_L(t)]^T$ ;  $\mathbf{V}_j = [v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jL}]^T$ ;  $j = 1, 2, \dots, M$ 。

在网络工作之前, 先要对网络进行训练。假设阵列接收的信号入射角  $\theta$  从  $-90^\circ$  变化到  $+90^\circ$  (间隔为  $1^\circ$ ), 这样就可形成 181 个训练样本。把这些样本输入 RBFN, 对网络的连接权  $V_j$  进行训练。定义第  $k$  次迭代的加权误差函数如下:

$$J(k) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \lambda^{k-1} \sum_{j=1}^M \varepsilon_j^2(t) \quad (13)$$

式中:  $\lambda$  为加权因子;  $t$  为输入样本本次数;  $\varepsilon_j(t) = [d_j(t) - u_j(t)]$  为误差信号;  $d_j(t)$  为输出层第  $j$  个节点在第  $t$  个样本输入时对应的期望输出;  $u_j(t)$  为输出层第  $j$  个节点在第  $t$  个样本输入时的实际输出。设  $e$  为误差迭代终止值, 以  $|\mathbf{R}_{XX}, \mathbf{W}_{\text{opt}}|$  为训练对网络进行训练, 网络的训练流程如下:

step 1: 输入初始值  $J(0) = 0$ ;  $e = 0.001$ 。

step 2:  $k = 1$

step 3: 输入入射角  $\theta(k)$ ;

step 4: 计算阵列输入的相关矩阵  $\mathbf{R}_{XX}$  并将其转换成列向量;

step 5: 将上一步获得的列向量输入 RBFNN 并计算网络的输出;

step 6: 按式(13)计算误差函数  $J(k)$ ;

step 7: 计算累积的误差函数  $J(k) = J(k) + \lambda J(k-1)$ ;

step 8: 判断  $J(k) \geq e$  是否成立: 若成立,  $k = k + 1$ , 转 step 3; 若不成立, 转 step 9;

step 9: 结束

当网络训练完成后, 网络的连接权就确定了, 可以应用该网络进行盲波束形成。

## 4 仿真分析与结论

仿真实验中, 采用均匀线阵, 阵元间距为  $1/2$  波长。设有用信号为窄带信号, 并从远场入射。为了形成波束, 定义波束形成器的响应为

$$P(\theta) = |\mathbf{W}^H \mathbf{a}(\theta)|^2 \quad (14)$$

RBFNN 训练过程中, 累积误差随迭代次数变化曲线见图 2。经过 1 800 次迭代后, 误差收敛到给定的精度  $e = 0.001$ 。

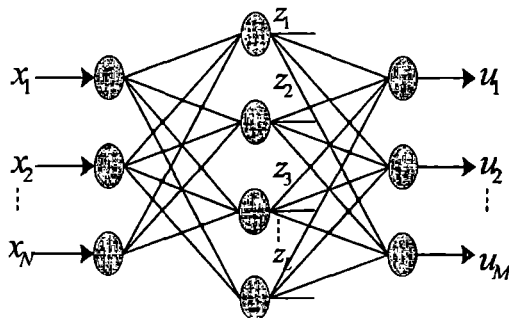


图1 径向基函数网络结构示意图

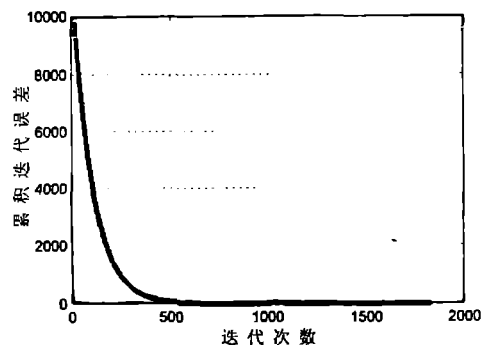


图2 累积误差随迭代次数变化曲线

实验 1: 假设有一窄带信号入射角为  $30^\circ$ , 信号功率为 10 dB, 噪声的功率为 0 dB, 基阵阵元数为 4。快拍数取 1 024 时, 归一化后的方向图如图 3 所示。实验中, 研究了不同快拍下结果变化情况。随着快拍数的增大, 权矢量估计偏差将减小。形成波束图的主瓣与最大旁瓣的高度比, 也随着采样数的增大而变大。实际上, 当小快拍时, 时间平均代替集合平均的结果, 使误差变大。随着快拍数的增大, 估计的精度将相应提高。当快拍数为 1 024 时, 神经网络输出结果与直接计算获得的理论值及方向向量已知时 MVDR 结果就十分接

近(见图3)。

实验2:另有一信号功率为6 dB的窄带信号,入射角为 $30^\circ$ ,噪声功率为0 dB。其余条件与实验1相同。当阵元存在5%增益和相位误差时,归一化方向图见图4。从图中可以看出,当存在增益和相位误差时,方向图依然会在有用信号的方向形成波束的主瓣且具有足够大的分辨率,这充分体现了神经网络的稳健性和盲估计的优越性。

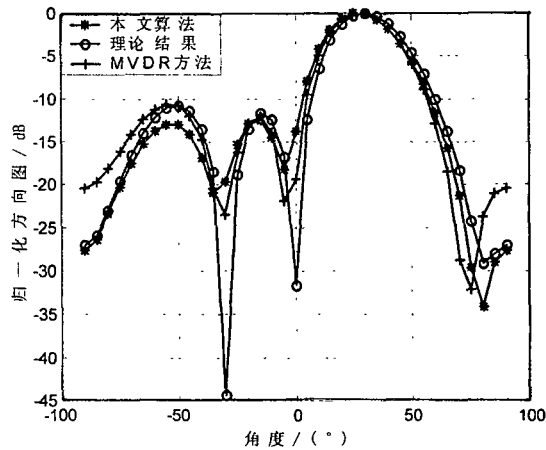


图3 实验1波束形成器响应

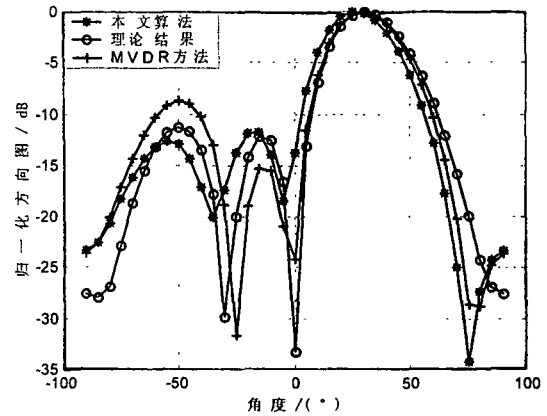


图4 实验2波束形成器响应

上面的实验表明:在基于信号多普勒信息盲波束估计波束形成权矢量的基础上,引入径向基函数网络可精确逼近该权矢量,从而实现盲波束形成。本文提出的方法,把矩阵求逆运算放在了神经网络的训练阶完成,从而有效地提高神经网络求解盲波束形成权矢量的运行速度,而且该方法对干扰和系统误差具有强的鲁棒性。

#### 参考文献:

- [1] Capon J. High Resolution Frequency - Wave Number Spectrum Analysis[J]. Proc IEEE,1969,57:1408 - 1418.
- [2] Schmidt R O. Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation[J]. IEEE Trans AP 1986,34(3):276 - 280.
- [3] Wu Qing,Wong Kon Max. Blind adaptive beamforming for cyclostationary signals[J]. IEEE Trans SP,1996,44(11):2768 - 2779.
- [4] Dogan M C,Mendel J M. Cumulant - Based blind optimum beamforming[J]. IEEE Trans ASE,1994,30(3):722 - 741.
- [5] 张林让. 基于多普勒信号的盲自适应波束形成技术[J]. 电子学报, 1999, 27(6):36 - 39.
- [6] Southall H L,Simmers J A,ODonnell T H. Direction finding in phased arrays with a neural network beamformer[J]. IEEE Trans AP,1995,43:1369 - 1374.

(编辑:姚树峰)

## Study of a Blind Beamforming Method Based on RBFNN

LI Hong - sheng, ZHAO Jun - wei, WANG Feng

(Institute of Acoustic Engineering, Northwestern Polytechnical University Xi'an, Shaanxi 710072, China)

**Abstract:** In this paper a blind beamforming algorithm based on radial basis function neural network (RBFNN) is presented according to the array signal. The weight vector of beamforming is estimated by Doppler information of the signal first, then it is approximated by RBFNN to carry out the blind optimizing beamforming. This method not only can make the computation rapid but also is robust to system error because of the structural advantage that neural network can operate in parallel. The simulation experiment verifies the correctness of this algorithm.

**Keywords:** blind beamforming; neural network; Doppler information; simulation