

文章编号: 1005-3026(2006)02-0161-04

一种基于神经网络的快速盲波束形成算法

汪晋宽, 田 丹, 薛延波, 贾利琴

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要: 定义了一种新的映射关系, 有效地简化了应用径向基函数神经网络(RBFNN)实现波束形成时训练数据的产生. 采用两个网络并行处理的方法提高了网络收敛速度, 通过后续处理逼近维纳解. 仿真实验表明, 该算法的信号跟踪能力与最小方差无畸变响应(MVDR)算法的跟踪能力十分接近. 但由于该算法结合了神经网络容错能力强的特点和并行计算的结构优势, 比MVDR算法更有效地提高了运行速度, 并且对系统误差具有更强的鲁棒性.

关 键 词: 自适应阵列天线; 盲波束形成; 径向基函数神经网络; 并行处理; MVDR 算法

中图分类号: TN 911.7 **文献标识码:** A

神经网络具有很强的容错和函数逼近能力, 易于并行实现, 并且可以方便地在超大规模集成电路、光学硬件或具有特殊用途的大规模并行硬件上实现. 近年来在阵列信号处理领域引起了人们的广泛注意. 多种神经网络模型已经成功应用于波束形成技术^[1], 如多层感知器网络^[2]、Hopfield 网络^[3]、主元分析网络^[4]、模糊神经网络^[5]、径向基函数网络^[6]等. 其中, RBFNN 是一种特殊的三层前馈神经网络, 具有近似、优化和归纳能力强的特点. 文献[7]选用高斯函数作为径向基函数, 采用 RBFNN 逼近从阵列协方差矩阵到最优权向量这一非线性映射. 文献[8]定义了一种便于硬件实现的径向基函数, 同样采用 RBFNN 逼近上述非线性映射, 实现波束形成. 由于 RBFNN 只能处理实数据, 而上述非线性映射的自变量和因变量均为复向量, 网络尺寸相应的要扩大一倍, 限制了网络的收敛速度. 针对这一问题, 本文采用两个网络并行处理的方法, 缩小网络尺寸, 加快网络收敛速度, 实现信号的实时跟踪. 该算法无需知道信号或信道的特性, 也不需要阵列方向向量等先验知识, 具有较强的实用性.

1 信号模型

考虑由 M 个各向同性的阵元组成的均匀线阵, 阵元间距为 d . 期望信号到来方向为 θ_0 , 干扰源分别从 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{K-1}$ 方向入射. 则第 l 个阵

元端接收的信号为^[9]

$$x_l(t) = \sum_{i=0}^{K-1} s_i(t) e^{-j2\pi(t-1)d\sin\theta_i} + n_l(t), \quad (1)$$

天线阵列的接收向量为

$$X(k) = s_0(k) \mathbf{a} + \mathbf{i}(k) + \mathbf{n}(k) = \mathbf{s}(k) + \mathbf{i}(k) + \mathbf{n}(k), \quad (2)$$

其中, $X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_M(k)]^T$ 为阵列接收向量; $s_0(k)$ 为期望信号; \mathbf{a} 为期望信号的方向向量; $\mathbf{s}(k)$ 为期望信号向量; $\mathbf{i}(k)$ 为干扰向量; $\mathbf{n}(k)$ 为噪声向量. 阵列输出为

$$y(k) = \mathbf{W}^H X(k), \quad (3)$$

其中, $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ 为加权向量; $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置; $(\cdot)^H$ 表示矩阵的共轭转置.

满足线性约束 $\mathbf{W}^H \mathbf{a} = 1$ 的优化问题

$$\min \mathbf{W}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{W} \quad (4)$$

的最优权向量

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \frac{\mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)}, \quad (5)$$

其中, \mathbf{R}_{xx} 是阵列输入的协方差矩阵.

2 盲波束形成的 RBFNN 实现

2.1 RBFNN 网络结构

RBFNN 是一种特殊的三层前馈神经网络, 网络结构如图 1 所示.

收稿日期: 2005-04-21

基金项目: 河北省教育厅科学研究指导计划项目(Z2004103).

作者简介: 汪晋宽(1957-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学教授, 博士生导师.

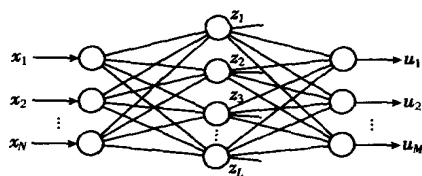


图 1 径向基函数网络结构示意图

Fig. 1 Architecture of a RBFNN

它由输入层、隐含层和输出层组成。其中,隐含层神经元的激活函数被称为径向基函数。根据泛函理论分析,采用高斯函数作为径向基函数时,可提高网络的函数逼近能力。

假定其输入层、隐含层和输出层的节点数分别为 N, L, M 。本文中,径向基函数选用高斯函数,则可得到网络的输出向量为

$$u_m = \sum_{l=1}^L c_l e^{-\frac{\|x - c(l)\|^2}{\sigma_l^2}} \quad (m = 1, \dots, M), \quad (6)$$

其中, $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 为网络的输入矢量; $c(l)$ 和 σ_l^2 分别为第 l 个神经元基函数的中心矢量和方差; $\{c_l, \sigma_l^2, l = 1, \dots, L; m = 1, \dots, M\}$ 是输出层第 M 个神经元与隐含层第 l 个神经元之间的连接权重。通过 K 均值聚类方法把训练样本分成 L 类, $c(l)$ 是第 l 类的聚类中心矢量,取该中心与其他聚类中心的最小距离为 σ_l^2 。

2.2 单一网络的训练

网络输入向量中的冗余信息直接影响网络的学习空间。因此如何提取与信号源到来方向相关的有用信息,消除冗余信息是提高网络收敛速度的关键。阵列输入协方差矩阵中的各元素可表示为

$$R_{ml} = E[x_m x_l^*] = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^M P_{ik} \exp\{j2\pi f d[(l-1)\sin\theta_k - (m-1)\sin\theta_i]\} + \sigma_n^2, \quad (7)$$

其中, $(\cdot)^*$ 表示复数的共轭; σ_n^2 是 Kronecker 乘积; $P_{ik} = E[(s_i s_k^*)]$ 表示信号相关矩阵。不难看出相关矩阵 R_{xx} 具有对称性,即 $\text{Re}(R_{ml}) = \text{Re}(R_{lm})$, $\text{Im}(R_{ml}) = -\text{Im}(R_{lm})$ 。因此只需提取相关矩阵的上(下)三角部分,就可以包含与信号源到来方向相关的全部信息。另外考虑到相关矩阵的对角线元素 $R_{mm} = \sum_{i=1}^M P_i + \sigma_n^2$ 不含有信号源的位置信息,可按公式提取表征信号源信息的相关矩阵中的部分元素构造向量:

$$z = [R_{12}, R_{13}, \dots, R_{1L}; R_{23}, \dots, R_{2L}; \dots; R_{(L-1),L}]^T. \quad (8)$$

在实际应用中,通过全功率控制可使移动台和基站保持相同的信号功率电平,即可归一化向量 $\tilde{z} = z/\|z\|$ 作为网络输入。为了简化训练数据的产生,定义一种新的网络映射关系:

$$w_0 = R_{xx}^{-1} a(0). \quad (9)$$

这样就可利用数据对 $\{(\tilde{z}^l, w_0^l); l = 1, 2, \dots, N_T\}$ 训练网络,其中 N_T 为训练组中的采样数目。假设阵列接收信号的入射角从 -90° 变化到 $+90^\circ$ 形成天线视区。对于单一信号源情况,如果采样间隔为 1° ,则可形成 181 个训练样本。而对于存在干扰信号的情况,要考虑到信号间相位差的不同组合,训练数据的产生将更加复杂。

2.3 并行网络的训练

单一网络的训练数据是由复向量组成的,而 RBFNN 只能处理实向量,故网络输入、输出层节点数目分别为训练数据中输入和输出向量维数的二倍。为了加快网络收敛速度,提出一种新的映射关系,采用两个网络并行处理数据。通过后续处理逼近最优权向量。输入协方差矩阵可表示为

$$R_{xx} = P_0^2 a(0) a^H(0) + R_{nn}, \quad (10)$$

其中, P_0 为期望信号的幅值; R_{nn} 为噪声加干扰协方差矩阵。则根据矩阵求逆定理,向量 w_0 可以表示为

$$w_0 = R_{xx}^{-1} a(0) = R_{nn}^{-1} a(0) - \frac{P_0^2 \frac{R_{nn}^{-1} a(0) a^H(0) R_{nn}^{-1} a(0)}{1 + P_0^2 a^H(0) R_{nn}^{-1} a(0)}}{R_{nn}^{-1} a(0)}, \quad (11)$$

其中, α 为一标量。由于 $\alpha \gg \frac{1}{2}$, $\frac{1}{\alpha + \frac{1}{2}} \approx \frac{1}{\alpha}$ ($i = 1, 2, \dots, K-1$), 故

$$\left\{ \sum_{i=1}^{K-1} \frac{1}{\alpha + \frac{1}{2}} C_i C_i^H + \sum_{i=K}^M \frac{1}{2} C_i C_i^H \right\} a(0) = -\frac{1}{2} \sum_{i=K}^M C_i, \quad (12)$$

其中, $\alpha = C_i^H a(0)$ 为一复数;而 α 及 C_i 分别为 R_{xx} 的第 i 个特征值及其对应的特征向量。

$$w_0 = a w_1 - b w_2 + j(a w_1 + b w_2), \quad (13)$$

其中,

$$w_1 = \sum_{i=K}^M \text{Re}(\alpha) \text{Re}(C_i) - \text{Im}(\alpha) \text{Im}(C_i);$$

$$w_2 = \sum_{i=K}^M \text{Im}(\alpha) \text{Re}(C_i) + \text{Re}(\alpha) \text{Im}(C_i);$$

$$a = \text{Re}\left(\frac{1}{2}\right); b = \text{Im}\left(\frac{1}{2}\right).$$

记 $R1 = \text{Re}(\tilde{z})$, $R2 = \text{Im}(\tilde{z})$, $W1 = a w_1 -$

$bw_2, W2 = aw_2 + bw_1$ 为了加快网络收敛速度, 本文采用两个网络分别逼近 w_0 的实部和虚部组成的向量. 网络 1 的训练数据对为 $(R1, W1), l = 1, 2, \dots, N_T$; 网络 2 的训练数据对为 $(R2, W2), l = 1, 2, \dots, N_T$.

2.4 网络应用及网络输出的后续处理

在应用阶段, 网络输入向量的预处理方法与训练阶段的处理方法是相同的, 即产生归一化的网络输入向量 $R1 = \text{Re}(z)$, $R2 = \text{Im}(z)$. 给定输入后, 训练过的 RBFNN 会产生输出向量, 网络 1 的输出为向量 W_1 的估计, 网络 2 的输出为向量 W_2 的估计, 则向量 w_0 的估计值 $w_0 = W_1 + jW_2$. 为了得到最优权向量 w_{opt} 的估计, 需作如下的后续处理:

$$w_{\text{opt}} = \left(\frac{1}{w_0^H R_{xx} w_0} \right)^* w_0 \quad (14)$$

3 仿真实验结果

考虑均匀线阵, 阵元数为 10, 阵元间距为半个波长, 采样次数为 4 096. 假设信号源为窄带信号, 并从远场入射. 定义波束形成器的响应^[10]为

$$P(\theta) = |W^H a(\theta)|^2 \quad (15)$$

图 2 给出了阵列接收单一信号的方向图. 信号到来方向为 20° , 信噪比为 10 dB. 图 3 给出了阵列接收一个期望信号和两个干扰信号的方向图. 期望信号到来方向为 10° , 干扰信号分别从 0° 和 20° 方向入射. 信噪比和干噪比均为 10 dB. 图中实线箭头为期望信号方向, 虚线箭头为干扰源方向. 仿真结果表明, MVDR 算法、单一网络算法和并行网络算法的平均运行时间分别为 0.062 0 s, 0.032 0 s 和 0.015 0 s. 并行网络算法的信号跟踪能力与单一网络算法的跟踪能力十分接近. 但由于并行网络算法中网络输入、输出层神经元的

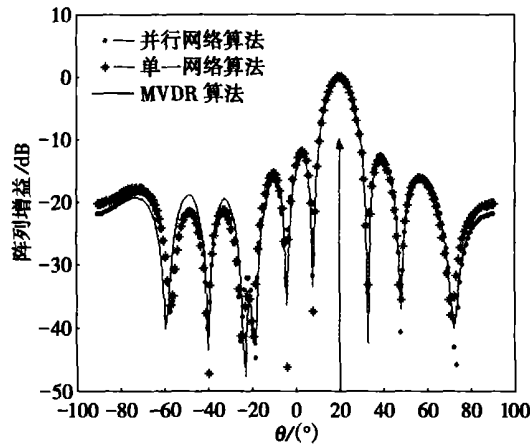


图 2 波束形成器响应
Fig. 2 Response of beamformer

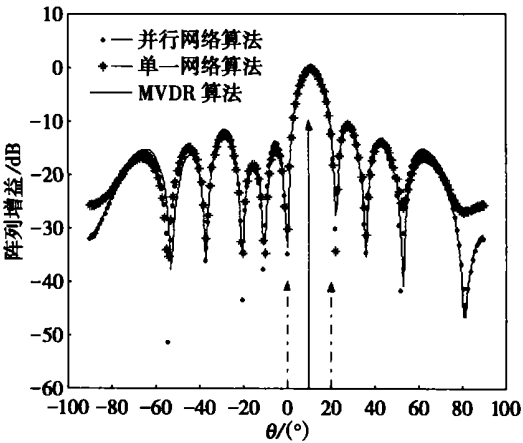


图 3 波束形成器响应
Fig. 3 Response of beamformer

个数均为单一网络算法中神经元个数的 1/2, 缩小了网络的尺寸, 有效地提高了网络收敛速度.

为了评价最优权向量估计的准确度, 定义权重向量的相对误差^[8]为

$$= (\|W_{\text{MVDR}}\| - \|W_{\text{NNBF}}\|) / \|W_{\text{MVDR}}\| \quad (16)$$

其中, W_{NNBF} 为神经波束形成器最优权向量的估计. 图 4 给出了阵列接收单一信号的权向量估计相对误差图. 仿真中信号源到来方向是在 -90° 到 $+90^\circ$ 间以 5° 为间隔采样的, 信噪比为 10 dB. 仿真结果表明, 采用单一和并行网络模型实现本文定义的映射关系, 经后续处理后均能得到高精度的权向量估计值. 并行网络算法在提高网络收敛速度的情况下, 并不影响信号跟踪能力.

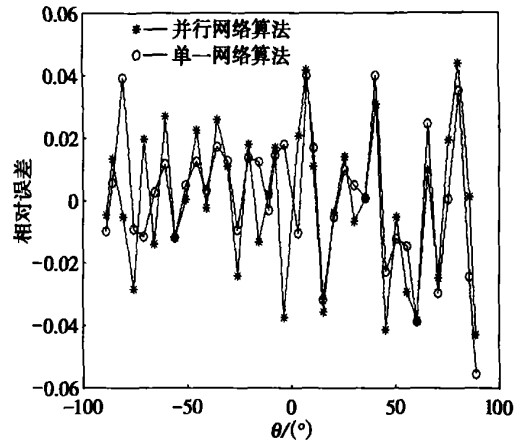


图 4 权向量的相对误差
Fig. 4 Relative error of weight vectors

4 结 论

定义了一种新的映射关系, 有效地简化了应用径向基函数神经网络实现波束形成时训练数据的产生. 采用两个网络并行处理的方法提高了网络收敛速度, 通过后续处理逼近维纳解, 达到实时

调节权向量的目标. 仿真结果表明, 并行网络算法的信号跟踪能力与单一网络算法的跟踪能力十分接近, 在提高运行速度的同时, 并不影响权向量的估计精度.

参考文献:

- [1] Du K L, Lai A K Y, Cheng K K M, *et al.* Neural methods for antenna array signal processing: a review [J]. *Signal Processing*, 2002, 82(4): 547 - 561.
- [2] Suksmono A B, Hirose A. Adaptive beamforming by using complex-valued multiplayer perceptron [A]. *International Conference on Artificial Neural Networks and Neural Information Processing* [C]. Hawaii: USA of IEEE Pub, 2003. 959 - 966.
- [3] Hirari M, Hayakawa M. Direction of arrival estimation using blind separation of sources[J]. *Radio Science*, 1999, 34(3): 693 - 701.
- [4] Fiori S. A neural minor component analysis approach to robust constrained beamforming [J]. *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, 2003, 150(4): 205 - 218.
- [5] Lin F J, Wai R J. Hybrid control using recurrent fuzzy neural network for linear-induction motor servo drive [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2001, 9(1): 102 - 115.
- [6] Seigiy A V, Cichocki A. Hyper radial basis function neural networks for interference cancellation with nonlinear processing of reference signal[J]. *Digital Signal Processing*, 2001, 11(3): 205 - 221.
- [7] Zooghby H E, Christodoulou C G, Georgiopoulos M. A neural network-based linearly constrained minimum variance beamformer [J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 1999, 21(6): 451 - 455.
- [8] Zooghby A H, Christodoulou C G, Georgiopoulos M. Neural network-based adaptive beamforming for one and two-dimensional antenna array [J]. *IEEE Transactions on Antenna and Propagation*, 1998, 46(12): 1891 - 1893.
- [9] 汪晋宽, 宋昕, 王晗. 鲁棒 RLS 波束形成算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2005, 26(1): 29 - 31.
(Wang J K, Song X, Wang H. Robust RLS adaptive beamforming algorithm [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2005, 26(1): 29 - 31.)
- [10] 李洪升, 赵俊渭, 王峰, 等. 一种基于径向基函数网络的盲波束形成方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2003, 25(6): 661 - 663, 687.
(Li H S, Zhao J W, Wang F, *et al.* Research of a blind beamforming algorithm based on RBFNN [J]. *Systems Engineering and Electron Technique*, 2003, 25(6): 661 - 663, 687.)

A Fast Blind Beamforming Algorithm Based on Neural Network

WANG Jin-kuan, TIAN Dan, XUE Yan-bo, JIA Li-qin

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: TIAN Dan, E-mail: dtian@mail.neu.edu.cn)

Abstract: Defining a new mapping relationship, the generation process of training data is effectively simplified when using the radial basis function neural network (RBFNN) to realize beamforming. The parallel processing with two networks are used to improve the network convergence rate and approximate Wiener solution via post-processing. Computer simulations show that the signal trackability of this algorithm approximates very well that of the minimum variance distortionless response (MVDR) algorithm. But because this algorithm combines the strong fault tolerability of neural network with the architectural advantage of parallel operation, it can make the computation more rapid and more robust to systematic error in comparison to MVDR algorithm.

Key words: adaptive array antenna; blind beamforming; RBFNN; parallel processing; MVDR algorithm

(Received April 21, 2005)