

基于径向基神经网络的波束优化方法

任笑莹 王英民* 王奇

(西北工业大学航海学院 西安 710072)

摘要: 针对不规则结构阵列的波束图容易出现旁瓣升高的问题, 该文提出了一种基于径向基神经网络(RBFNN)的波束设计方法。该方法根据Olen波束形成中阵元位置和阵列加权向量之间的非线性关系, 利用径向基神经网络输入和输出之间的非线性映射特性, 以任意结构阵列的实际阵元位置为基准, 构造带有误差的阵元位置样本集。之后利用Olen法计算阵列加权向量并进行波束形成, 当波束图满足设计要求时, 记录对应的位置和阵列加权向量作为径向基神经网络训练数据的输入样本和输出样本, 并使用训练后的网络得到实际阵列的加权向量。最后, 对直线阵、弧形阵、随机环形阵进行了波束优化设计, 结果这几种阵形的波束都可以满足设计要求, 证明了所提方法的有效性。

关键词: 波束形成; 径向基神经网络; 旁瓣控制; 任意结构阵列

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)12-3695-08

DOI: 10.11999/JEIT200793

Beam Pattern Optimization Method Based on Radial Basis Function Neural Network

REN Xiaoying WANG Yingmin WANG Qi

(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In this paper, a method of beam pattern optimization based on Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) is proposed for controlling sidelobe level of arbitrary geometry array. The proposed method takes advantage of the nonlinear mapping between the input and output of the radial basis function neural network, because of the nonlinear relationship between the position of the elements and the weighted vector of array in the Olen beamforming method. Many positions with errors centered on the real element positions are generated, when the beam pattern obtained by Olen beamforming method meet the design requirements, the corresponding positions and weighted vector are recorded as the input and output of training data. The beam patterns of uniform linear array, uniform arc array and random circular array are designed by using the trained neural networks. The results show that the proposed method is effective.

Key words: Beamforming; Radial basis function neural network; Sidelobe control; Arbitrary geometry array

1 引言

波束形成作为阵列信号处理的重要任务之一, 已经广泛应用于无线通信^[1]、天线设计^[2]、雷达^[3]、测绘^[4]、医学成像^[5]等众多领域。波束形成的主要作用是进行空域滤波, 优化阵列接收系统的指向性, 保证波束方向与设计方向一致才能最大放大观察方向上的信号, 低旁瓣可以更有效地抑制来自旁瓣区域的干扰和噪声。由于受到加工工艺的影响,

阵列往往无法达到理想结构形状, 因此各个阵元对不同方向信号响应幅度的大小并不相同。当常规波束形成方法应用于实际阵列时, 就会发生波束图畸变的现象, 主要表现为旁瓣升高。

为了应对高旁瓣而提出的波束形成方法有窗函数加权法、基于最优化理论的方法和自适应方法。窗函数加权法是一种幅度加权的方法, 主要包括均匀加权法、余弦窗加权法、Hanning窗加权法、Hamming窗加权法、升余弦窗加权法、Chebyshev窗函数加权法^[6]等。这些方法可以设计出较低旁瓣的波束形成器, 但是只适用于结构规则的阵列, 例如Chebyshev加权法, 对于半波长间隔均匀线列阵在给定主瓣宽度时可以获得最低旁瓣级, 给定旁瓣级时可以获得最窄主瓣宽度, 可以在设定主瓣宽度

收稿日期: 2020-09-08; 改回日期: 2021-09-21; 网络出版: 2021-10-27

*通信作者: 王英民 ywang@nwpu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(51879221)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (51879221)

和旁瓣级时获得折中,但当阵列不满足半波长间隔均匀直线分布的要求时波束图就会发生畸变。基于最优化理论的方法通过采用二次规划^[7-9]、二次约束二次规划^[10,11]、半正定规划^[12,13]等理论来实现对波束图旁瓣级的控制。Xu等人^[11]根据最小集成旁瓣准则和主瓣宽度约束条件,将波束图设计转化为二次约束二次规划问题,利用半正定规划和高斯随机半正定松弛对问题进行逼近求解。Hu等人^[14]通过利用半正定规划提高信号方向估计精度来降低失配引起的旁瓣升高问题。鄢社锋等人^[15]提出了一种2阶锥规划(SOCP)算法,在主瓣宽度约束下实现了最低旁瓣级。基于最优化理论的方法大多同时兼顾了对旁瓣级的控制和对主瓣宽度的约束,算法中的主瓣宽度和旁瓣级参数的选择需要波束设计人员对不同阵形可达到的主瓣宽度和旁瓣级的匹配具有足够的经验,若主瓣宽度和旁瓣级参数匹配不当则会造成算法无法收敛。自适应方法根据最小方差无失真响应波束形成(MVDR)能在干扰处形成凹槽的原理,通过在旁瓣区域人为放置虚拟干扰源来控制波束图的旁瓣级。马远良^[16]在1984年提出了适用于任意结构形状阵列方向图最佳化方法并命名为“凹槽噪声场法”,该方法在主瓣宽度约束下获得了最低旁瓣级加权向量的数值解。Olen等人^[17]根据相同的原理,采用迭代的方式调整虚拟干扰源的功率,构成了完备的旁瓣控制波束形成方法,下文中简称为Olen法。Olen法迭代增益难以选择,过大的增益导致算法不稳定,过小的增益导致收敛速度太慢,同时不能保证完全收敛。在Olen法的基础上,Zhou等人^[18]通过反复迭代获得主瓣宽度已给情况下的最低均匀旁瓣级,Wu等人^[19]提出了存在误差情况下自适应阵精确控制旁瓣的方法。

径向基神经网络(RBFNN)作为一种性能良好的单隐层前向神经网络,它的相关参数根据训练集中的数据样本按照一定的规则进行初始化和确定,避免了神经网络在训练过程中陷入局部极小值的解域中,克服了神经网络局部极小值的问题,同时它还具有以任意精度逼近任意连续函数的最佳逼近的性能。近年来,RBFNN已经广泛应用于性能评估^[20,21]、预测^[22]、图像处理^[23,24]、控制^[25-27]等多个领域。冯晓宇等人^[28]利用修正的协方差矩阵和阵列加权向量训练神经网络,改善了低快拍下波束形成器性能下降的问题。Enriconi等人^[29]将提出的基于径向基神经网络的波束形成应用于均匀分布的圆环阵,保证了波束主瓣方向不受干扰信号的影响,提高了阵列方向性对于干扰的稳健性。Mayer等人^[30]提出的针对均匀分布的直线阵和圆环阵的方法有效降

低了主瓣的宽度,提高了波束形成器的空间分辨率。已经出现的这些基于径向基神经网络的波束形成方法都有效提高了波束形成器的性能,但没有对不规则结构阵列的波束形成方法进行研究。

本文提出了一种适用于任意结构阵列的波束设计方法,该方法将以基准阵列为中心的误差阵元位置和对应的满足波束设计要求的阵列加权分别作为RBFNN训练数据的输入样本和输出样本,对径向基神经网络进行训练,利用训练好的神经网络得到基准阵列的加权向量。对直线阵、弧形阵、随机环形阵等的设计实例证明了所提方法对任意结构阵列都能保证波束图满足设计要求。

2 数学模型

2.1 波束形成

对于一个由 M 个传感器组成的阵列,任意指定一个空间参考点作为坐标原点,则各阵元的位置用3维坐标可以表示为 $\mathbf{coor} = [\text{coor}_{xi}, \text{coor}_{yi}, \text{coor}_{zi}]^T$, T 表示转置。当一个平面波点源信号到阵列的球面角为 $\theta = (\phi, \vartheta)$,其中 ϕ 为垂直俯仰角, ϑ 为水平方位角,则信号传播方向的单位向量可表示为 $\nu(\theta) = [\sin \phi \cos \vartheta, \sin \phi \sin \vartheta, \cos \phi]^T$,阵列窄带平面波信号的阵列流形向量(也称为阵列单位响应向量)为

$$\mathbf{a}(\theta) = \begin{bmatrix} \exp(j2\pi f \nu^T(\theta) \mathbf{coor}_1/c) \\ \exp(j2\pi f \nu^T(\theta) \mathbf{coor}_2/c) \\ \vdots \\ \exp(j2\pi f \nu^T(\theta) \mathbf{coor}_M/c) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, f 是信号频率, c 是声速, \mathbf{coor}_i 是第 i 个阵元的3维坐标。

阵列对 θ 方向信号的波束响应为

$$\mathbf{p}(\theta) = \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta) \quad (2)$$

其中, \mathbf{w} 是波束形成器的复加权向量, H 表示共轭转置。

CBF波束形成器的加权向量为

$$\mathbf{w}_{\text{CBF}} = \mathbf{a}(\theta_0) / M \quad (3)$$

其中, θ_0 是设计的波束方向, $\mathbf{a}(\theta_0)$ 是波束方向对应的导向向量,为书写方便在下文中将 $\mathbf{a}(\theta_0)$ 写为 \mathbf{a}_0 。

MVDR波束形成器的加权向量为

$$\mathbf{w}_{\text{MVDR}} = (\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_0) / (\mathbf{a}_0^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_0) \quad (4)$$

其中, \mathbf{R} 为干扰加噪声协方差矩阵。

Olen法波束形成器的实现步骤为:

(1)利用CBF波束形成法得到波束图,计算对应的主瓣区域 Θ_M 和旁瓣区域 Θ_S ,在旁瓣区域放置干扰源。

(2)令旁瓣区域干扰功率 σ_j^2 为0 dB, 噪声功率 σ_n^2 为1 dB。

(3)计算协方差矩阵 $\mathbf{R} = \sum_{j=1}^J \sigma_j^2 \mathbf{a}_j \mathbf{a}_j^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}$, 其中 $\mathbf{a}_j = \mathbf{a}(\theta_j)$ 是第 j 个干扰源对应的导向向量。

(4)利用MVDR波束形成法得到阵列加权向量, 进行波束形成得到波束图, 更新 Θ_M 和 Θ_S 。

(5)更新干扰功率

$$\sigma_j^2 = \begin{cases} 0, & \theta_j \in \Theta_M \\ \max(0, \sigma_j^2 + k(|\mathbf{p}(\theta_j)| - 10^{\wedge}(\mathbf{SSL}(\theta_j)/20))), & \theta_j \in \Theta'_S \end{cases}$$
 其中, $\mathbf{p}(\theta_j)$ 为当前在 θ_j 方向上的波束响应, $\mathbf{SSL}(\theta_j)$ 为在 θ_j 方向上的期望阵列响应, k 是迭代增益。

(6)重复步骤(3), 直到满足旁瓣级设计要求。

SOCP算法可以表示为如下最优化问题

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \quad & \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}^H \mathbf{a}_0 = 1, \mathbf{w}^H \mathbf{a}_{\text{SL}} \leq \delta \end{aligned} \quad (5)$$

其中, \mathbf{a}_{SL} 为旁瓣区的阵列流形, δ 是期望旁瓣响应。式(5)中的 \mathbf{R} 进行Cholesky分解 $\mathbf{R} = \mathbf{V}^H \mathbf{V}$, 则 $\mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} = (\mathbf{V} \mathbf{w})^H (\mathbf{V} \mathbf{w})$ 。引入非负变量 y_1 , 则式(5)可以写为

$$\begin{aligned} \min_{y_1, \mathbf{w}} \quad & y_1 \\ \text{s.t.} \quad & \|\mathbf{V} \mathbf{w}\| \leq y_1, \mathbf{w}^H \mathbf{a}_0 = 1, \mathbf{w}^H \mathbf{a}_{\text{SL}} \leq \delta \end{aligned} \quad (6)$$

令 $\mathbf{y} = [y_1, \mathbf{w}^T]^T$, $\mathbf{b} = [1, \mathbf{0}^T]^T$, 则 $y_1 = \mathbf{b}^T \mathbf{y}$, 式(6)可以写成式(7)形式

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{y}} \quad & \mathbf{b}^T \mathbf{y} \\ \text{s.t.} \quad & [0 \ \mathbf{a}_0^H] \mathbf{y} = 1, \|[0 \ \mathbf{V}] \mathbf{y}\| \leq [1 \ \mathbf{0}^T] \mathbf{y}, \\ & [0 \ \mathbf{a}_{\text{SL}}^H] \mathbf{y} \leq \delta \end{aligned} \quad (7)$$

此时, 最优化问题式(5)就转化为了2阶锥规划问题, 该问题可以利用MATLAB工具箱YALMIP进行求解。

2.2 径向基神经网络

RBFNN是一种3层前向型网络, 其网络结构如图1所示, 其中 \mathbf{W}_1 , \mathbf{b}_1 为输入层到隐含层的连接加权矩阵和偏值向量, \mathbf{W}_2 , \mathbf{b}_2 为隐含层到输出层的连接加权矩阵和偏值向量, $\|\cdot\|$ 表示距离。输入层由信号结点组成, 神经元个数为输入样本维度; 隐含层神经元的激活函数是对中心点径向对称且衰减的非负非线性的径向基函数, 常用有Gauss函数、Reflected Sigmoidal函数、逆Multiquadric函数等; 输出层对输入模式做出的响应, 神经元个数等于输出样本的维度。从输入空间到隐含层空间的变换是非线性的, 从隐含层空间到输出层空间的变换是线性的, 因此RBFNN从输入到输出的映射是非线性的。

RBFNN的基本思想是用径向基函数作为隐含层神经元的激活函数构成隐含层空间, 这样就可以将输入矢量直接映射到隐含层空间, 隐含层空间到输出层空间的映射是线性的, 即RBFNN的网络输出是隐含层神经元输出的线性加权和。隐含层到输出层的连接权值是RBFNN的可调参数。由此可见, 虽然网络输入到输出的映射是非线性的, 但网络输出对可调参数而言是线性的, 因此网络的可调参数就可以由线性方程直接解出, 从而大大加快了学习速度并避免了局部极小问题。

RBFNN是一种输入空间到输出空间非线性映射的函数逼近网络, 阵列波束设计的加权向量是关于阵元位置的非线性函数, 因此利用RBFNN可以实现从阵元位置到阵列加权向量的映射。

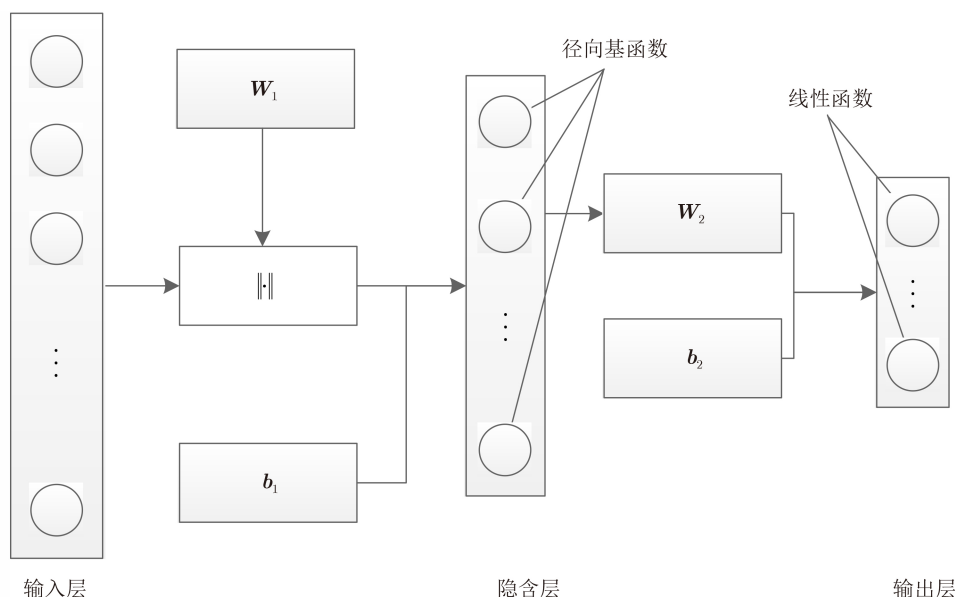


图1 RBFNN的网络结构

3 基于RBFNN的波束设计

假设一由 M 个各向同性的传感器组成的阵列，阵元位置坐标为 \mathbf{coor} ，两两阵元在 X 轴、 Y 轴、 Z 轴上平均间隔分别为 d_x, d_y, d_z ，取它们的最大值 $d = \max(d_x, d_y, d_z)$ ，分别在 X 轴、 Y 轴、 Z 轴的阵元位置上添加 $(-5\%d, 5\%d)$ 均匀分布的随机误差生成带有误差的位置坐标 \mathbf{coore} 。设置期望旁瓣级DSL，通过Olen法得阵列加权向量并进行波束形成，若波束图主瓣方向与波束设计方向一致且旁瓣级不大于DSL，则记录对应的带有误差的位置坐标为训练数据的第 q 个输入样本 \mathbf{Input}_q ，阵列加权向量为训练数据的第 q 个输出样本 \mathbf{Output}_q 。

$$\begin{aligned} \mathbf{Input}_q &= [\mathbf{coore}_x^T, \mathbf{coore}_y^T, \mathbf{coore}_z^T]^T \\ &= \begin{bmatrix} (\mathbf{coor}_x + 0.05d(1 - 2\text{rand}(1, M)))^T \\ (\mathbf{coor}_y + 0.05d(1 - 2\text{rand}(1, M)))^T \\ (\mathbf{coor}_z + 0.05d(1 - 2\text{rand}(1, M)))^T \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\mathbf{Output}_q = [\text{real}(\mathbf{w}^T), \text{imag}(\mathbf{w}^T)]^T \quad (9)$$

其中， $\mathbf{Input} \in \mathbb{R}^{3M \times Q}$ 和 $\mathbf{Output} \in \mathbb{R}^{2M \times Q}$ 分别表示RBFNN训练数据的输入样本集和输出样本集， $\mathbf{coore}_x, \mathbf{coore}_y, \mathbf{coore}_z$ 分别表示带有位置误差阵列中阵元的 X 轴坐标、 Y 轴坐标和 Z 轴坐标， $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 表示满足波束设计要求的阵列加权向量， Q 表示样本总数， $q = 1, 2, \dots, Q$ 表示样本索引， $\text{rand}(1, M) \in \mathbb{R}^{1 \times M}$ 表示产生0到1的随机数。

所提波束设计算法的隐含层神经元模型如图2所示，隐含层激活函数采用的Gauss函数如图3所示。

从图2可以看出，隐含层激活函数以输入向量和连接加权之间的距离作为自变量，偏值 b_1 通过调节自变量的变化范围来控制神经元的灵敏度。常用的距离函数有欧氏距离、马氏距离、余弦距离、汉明距离和曼哈顿距离等，其中常用的欧氏距离表示的是 N 维欧氏空间中两点之间的距离

$$d_{\text{eu}} = \left(\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2 \right)^{1/2} \quad (10)$$

在实际使用时，往往各个维度采用的尺度不同，因此需要对各个维度的数据进行归一化预处理。

为了降低算法的复杂度，在所提算法中采用的是余弦距离

$$d_{\text{cos}} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i}{\left(\sum_{i=1}^N x_i^2 \sum_{i=1}^N y_i^2 \right)^{1/2}} \right) \quad (11)$$

从式(11)中可以看出余弦距离严格来说表示的是两

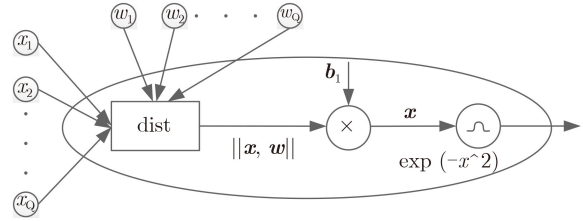


图2 隐含层神经元模型

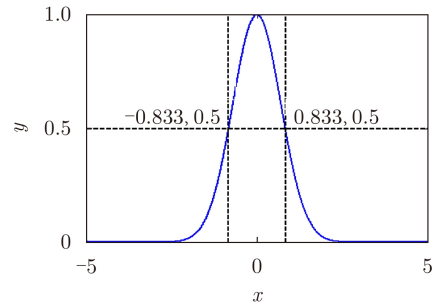


图3 Gauss函数

个向量之间的相似性，它根据向量方向判断向量的相似度，与向量各个维度的相对大小有关，而不受数值绝对大小的影响，因此在使用时无需对数据进行归一化处理。

从图3可以看出，激活函数在自变量为0处取得最大值，也就是说当隐含层神经元的输入为0时，隐含层激活函数取得最大值1。随着输入向量和连接向量之间的距离不断增大，隐含层输出递减，这反映了RBFNN的隐含层激活函数可以对输入向量在局部产生响应，证明这种网络具有局部逼近能力。

所提算法初始化的隐含层神经元数目为0，选择隐含层输出向量与神经网络输出向量相似度最高的样本作为隐含层加权向量，逐渐增加隐含层神经元的数目，通过不断迭代，更新隐含层到输出层之间连接向量和偏值，具体的实现步骤如下：

(1)初始化隐含层神经元数目为0，则输入层到隐含层的连接向量为 $\mathbf{W}_1 = []$ ，将实际阵元位置向量的各个样本分别当作隐含层连接向量 $\mathbf{W}_1 = \mathbf{Input}^T$ 。

(2)设置径向基函数的扩展速度Spr，取输入层到隐含层对应的偏值都为 $b = \sqrt{-\ln(0.5)}/\text{Spr}$ ，令 $b_1 = b$ ，则隐含层输入为 $d_{\text{cos}}(\mathbf{W}_1, \mathbf{Input}) * b_1$ 。

扩展速度取不同值时的径向基函数如图4所示。由图4可以看出，在数据点数相同的情况下，扩展速度Spr越大，函数跨度越小，激励函数越细腻，网络得到的函数估计越光滑。若Spr过大，就需要大量的神经元来适应快速变化的函数；若Spr过小，则需要大量的神经元来适应光滑函数，降低网络的泛化能力。合适的扩展速度对RBFNN来说至

关重要，一般默认取 $\text{Spr} = 1$ ，再根据实际情况进行调整。

(3)计算遍历的隐含层输出 $\mathbf{P} = \exp(-(d_{\cos}(\mathbf{W}_1, \mathbf{Input}) * b_1)^2)$ 和各个输出样本之间的余弦距离 $d_{\cos}(\mathbf{P}, \mathbf{Output})$ ，选出余弦距离绝对值最小的隐含层输出对应的样本索引 idx ，则隐含层神经元对应的连接向量为 $\mathbf{W}_1 = [\mathbf{W}_1, \mathbf{Input}(:, \text{idx})^T]$ 。

(4)计算隐含层网络输出 $\mathbf{a}_1 = \exp(-(d_{\cos}(\mathbf{W}_1, \mathbf{Input}) * b_1)^2)$ 。

(5)输出层的连接向量为 \mathbf{W}_2 ，偏值为 \mathbf{b}_2 ，则输出层网络输出为 $\mathbf{Output} = \mathbf{W}_2 * \mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_2$ ，其中 $\mathbf{b}_2 \in \mathbb{R}^{2M \times 1}$ 。

(6)计算均方误差 $\text{MSE} = (1/(M \times Q)) \times \sum_{m=1}^M \sum_{q=1}^Q (\mathbf{a}_2(m, q) - \mathbf{Output}(m, q))^2$ ，判断是否满足设计的网络误差精度要求 E ，若满足则终止，若不满足则检查隐含层神经元数目是否不大于训练数据样本数，否则终止，是则继续。

(7)增加一个隐含层神经元，更新 $\mathbf{P}(:, \text{idx}) = 0$ ，返回步骤(3)。

通过观察以上实现过程可以发现，训练后的隐含层神经元数目由训练数据、误差精度要求和样本数等共同决定。

4 仿真分析

本节通过计算机仿真试验来验证所提出算法对旁瓣级的控制效果。仿真中假设信号传播速度为1500m/s，采用的远场窄带信号频率为3000Hz。具体的实施过程为：在基准阵列的基础上，分别在X轴、Y轴坐标上添加 $(-5\%d, 5\%d)$ 的均匀分布随机误差产生带有误差的位置坐标；通过Olen法进行波束形成，当波束图满足设计要求时，记录对应的位置坐标向量和阵列加权向量为训练数据的输入样本和输出样本；通过学习这些数据样本得到训练后的神经网络，利用训练后的神经网络得到基准阵列的阵列加权向量并进行波束形成。计算机仿真试验对比了直线阵、弧形阵、随机环形阵，分别利用所提

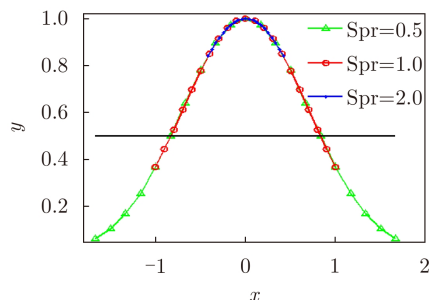


图4 扩展速度对激励函数的影响

算法、Olen算法、MVDR算法、SOCP算法进行波束形成效果的比较。

4.1 直线阵

假设一个半波长间隔均匀分布直线阵有11个阵元，将直线阵至于Y轴上，以中心阵元为原点标记各个阵元的坐标，如图5所示。波束设计的要求是主瓣方向为 0° 、旁瓣级不高于 -30 dB。训练数据样本个数为120，扩展速度为0.1，经训练得到的RBFNN隐含层神经元个数为88，不同算法的波束图对比如图6所示。

图6展示了所提算法、Olen算法、MVDR算法及SOCP算法的波束形成结果。观察图6可以发现，所提算法与Olen算法、SOCP算法得到的波束效果相当，这3种方法的旁瓣级都低于MVDR算法，证明了针对半波长均匀分布直线阵，所提算法、Olen算法和SOCP算法都优于MVDR算法，所提算法和Olen算法、SOCP算法成功收敛的效果相当。

4.2 弧形阵

假设一个弧形阵的阵元均匀分布在以原点为中心、半径为10m的圆周上，阵元数为12，角度范围为 15.84° ，各个阵元的坐标位置如图7所示。波束设计的要求是主瓣方向为 0° 、旁瓣级不高于 -24 dB。训练数据样本个数为222，扩展速度为1，经训练得到的RBFNN隐含层神经元个数为202，不同算法的波束图对比如图8所示。

图8展示了所提算法、Olen算法、MVDR算法及SOCP算法的波束形成结果。观察图8可以发现，所提算法与SOCP算法得到的波束效果相当，这两种方法的旁瓣级比MVDR算法低、主瓣宽度都比Olen算法窄，证明了针对均匀分布弧形阵，所提算法和SOCP算法优于MVDR算法和Olen算法，所提算法和SOCP算法效果相当。

4.3 随机环形阵

假设有一随机环形阵，阵元数为12，阵元间距不均匀，各个阵元的坐标位置如图9所示。波束设计的要求是主瓣方向为 180° 、旁瓣级不高于 -24 dB。

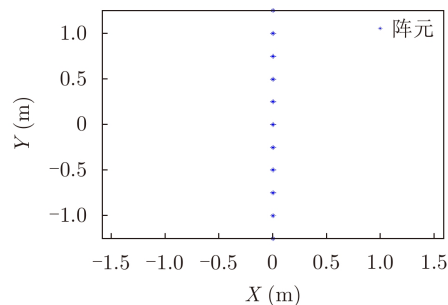


图5 直线阵

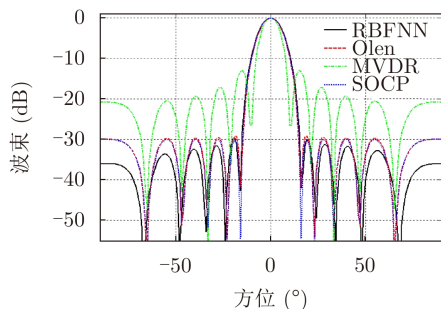


图6 直线阵的波束图

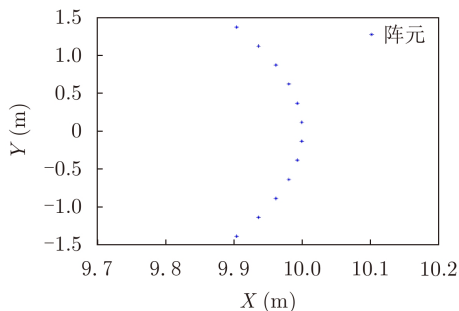


图8 弧形阵的波束图

图7 弧形阵

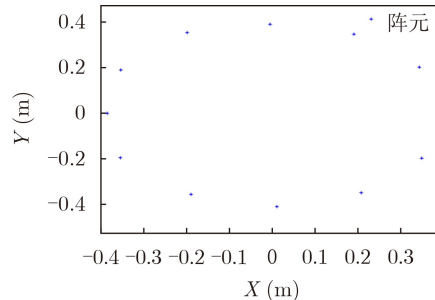


图9 随机环形阵

训练数据样本个数为147, 扩展速度为2, 经训练得到的RBFNN隐含层神经元个数为78, 不同算法的波束图对比如图10所示。

图10展示了所提算法、Olen算法、MVDR算法及SOCP算法的波束形成结果。观察图10可以发现, 所提算法与SOCP算法得到的波束效果相当, 这两种方法的旁瓣级比MVDR算法和Olen算法的低, 证明了针对随机环形阵, 所提算法和SOCP算法优于MVDR算法和Olen算法, 所提算法和SOCP算法效果相当。

综合对比图6、图8、图10的波束图发现, 针对半波长均匀分布线列阵、均匀分布弧形阵和随机环形阵这3种不同的阵形, 所提算法都可以达到与SOCP算法相当的波束效果。SOCP算法利用最优化理论实现波束形成, 可以同时兼顾主瓣宽度和旁瓣级, 但是该算法需要波束设计人员对不同阵形可达到的主瓣宽度和旁瓣级有足够丰富的经验, 在具体实现的过程中, 如果所设置的主瓣宽度和旁瓣级参数不合适, 就会导致算法难以收敛、波束形成器性能急剧下降等现象。所提算法对波束设计人员的经验要求不高, 通过循环操作选出符合设计指标的阵元位置和阵列加权即可, 极大降低了波束指标的实现难度。

分析以上几种算法的计算复杂度发现, MVDR算法的计算复杂度为 $O(M^3)$, 其中 M 是阵元数; Olen算法的计算复杂度为 $O(N \times M^3)$, 其中 N 是迭代次数、 M 是阵元数; SOCP算法利用“yalmip”

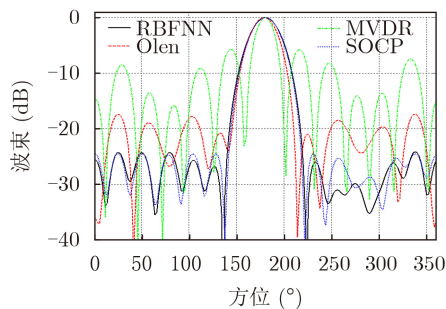


图10 随机环形阵的波束图

工具箱进行了求解, 一般对于小型问题来说输出项“yalmiptime”是几分之一秒, 这通常是大型问题实际解决时间的一部分, “yalmiptest”在仿真计算机(2.3GHz)上的运算时间约为3.2s(包含求解器初始搜索的时间); 所提算法的计算复杂度为 $O(Q^2 \times H \times M)$, 其中 Q 是训练样本的总数、 H 是隐含层神经元个数、 M 是阵元个数。

5 结论

本文根据不规则阵列容易出现旁瓣升高的问题, 提出了一种基于RBFNN的波束优化方法, 该方法根据径向基神经网络从输入空间到输出空间非线性映射的特性, 实现任意结构阵列从阵元位置到阵列加权向量的映射。训练数据中的输入样本是以待求阵列为中心的随机误差阵元位置, 输出样本是满足波束设计要求的阵列加权向量, 测试数据是待求阵列的阵元位置, 通过训练后的RBFNN可以得到满足波束设计要求的阵列加权。所提算法分别和

Olen算法、MVDR算法、SOCP算法等3种算法进行了对比, 结果表明所提算法对不同的阵形都能够得到与SOCP算法相当的波束效果。同时, 与SOCP算法相比该算法在兼顾主瓣和旁瓣性能的同时, 极大地降低了对波束设计人员的经验要求。对于已知阵列结构的任意阵列, 当Olen算法、SOCP算法等所涉及的参数难以选择时, 可以利用本文算法得到同时兼顾主瓣宽度和旁瓣级性能的阵列加权向量。

参 考 文 献

- [1] HAN Sarang, JI S, KANG I, *et al.* Millimeter wave beamforming receivers using A Si-based OBFN for 5G wireless communication systems[J]. *Optics Communications*, 2019, 430: 83–97. doi: [10.1016/j.optcom.2018.08.031](https://doi.org/10.1016/j.optcom.2018.08.031).
- [2] 刘兴隆, 杜彪, 周建寨. 一种新型椭圆波束天线设计技术[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(12): 2911–2918. doi: [10.11999/JEIT190142](https://doi.org/10.11999/JEIT190142).
LIU Xinglong, DU Biao, and ZHOU Jianzhai. A novel shaping design technique of the elliptical beam antenna[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(12): 2911–2918. doi: [10.11999/JEIT190142](https://doi.org/10.11999/JEIT190142).
- [3] 黄俊生, 苏洪涛. 二维相控阵-MIMO雷达联合发射子阵划分和波束形成设计方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(7): 1557–1565. doi: [10.11999/JEIT190429](https://doi.org/10.11999/JEIT190429).
HUANG Junsheng and SU Hongtao. Joint transmitting subarray partition and beamforming design method based on two-dimensional phased-MIMO radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(7): 1557–1565. doi: [10.11999/JEIT190429](https://doi.org/10.11999/JEIT190429).
- [4] TUNA C, JONES D L, ZHAO Shengkui, *et al.* Wideband compressive beamforming tomography for drive-by large-scale acoustic source mapping[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2018, 143(6): 3899–3911. doi: [10.1121/1.5042214](https://doi.org/10.1121/1.5042214).
- [5] MOZAFFARZADEH M, SADEGHI M, MAHLOOJIFAR A, *et al.* Double-stage delay multiply and sum beamforming algorithm applied to ultrasound medical imaging[J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 2018, 44(3): 677–686.
- [6] DOLPH C L. A current distribution for broadside arrays which optimizes the relationship between beam width and side-lobe level[J]. *Proceedings of the IRE*, 1946, 34(6): 335–348. doi: [10.1109/JRPROC.1946.225956](https://doi.org/10.1109/JRPROC.1946.225956).
- [7] 刘福来, 陈萍萍, 汪晋宽, 等. 基于多参数二次规划的零陷展宽和旁瓣控制方法[J]. 东北大学学报:自然科学版, 2012, 33(11): 1559–1562.
LIU Fulai, CHEN Pingping, WANG Jinkuan, *et al.* Null broadening and sidelobe control method based on multiparametric quadratic programming[J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2012, 33(11): 1559–1562.
- [8] GUO Xijing, MIRON S, YANG Yixin, *et al.* Second-order cone programming with probabilistic regularization for robust adaptive beamforming[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2017, 141(3): EL199. doi: [10.1121/1.4976846](https://doi.org/10.1121/1.4976846).
- [9] 陆必应, 梁甸农. 柔性稀疏阵的稳健波束形成[J]. 信号处理, 2007, 23(2): 169–173.
LU Biying and LIANG Diannong. A robust beamforming approach with applications to flexible sparse arrays[J]. *Signal Processing*, 2007, 23(2): 169–173.
- [10] 臧守明, 白媛, 马秀荣, 等. 一种改进的嵌套阵列波束形成算法[J]. 计算机仿真, 2016, 33(10): 221–225, 380.
ZANG Shouming, BAI Yuan, MA Xiurong, *et al.* Improved beamforming algorithm in nested array[J]. *Computer Simulation*, 2016, 33(10): 221–225, 380.
- [11] XU Haisheng, BLUM R S, WANG Jian, *et al.* Colocated MIMO radar waveform design for transmit beam pattern formation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(2): 1558–1568. doi: [10.1109/taes.2014.140249](https://doi.org/10.1109/taes.2014.140249).
- [12] 李文兴, 毛晓军, 翟助群. 抗导向矢量失配的零陷展宽波束形成算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48(11): 116–122.
LI Wenxing, MAO Xiaojun, and ZHAI Zhuqun. Null broadening beamforming against steering vector mismatch[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(11): 116–122.
- [13] ABBASI-JANNATABAD M and KHOSHBIN H. Cooperative beamforming and relay selection in cognitive radio systems[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2016, 29(2): 330–340. doi: [10.1002/dac.2834](https://doi.org/10.1002/dac.2834).
- [14] HU Bin, WU Xiaochuan, ZHANG Xin, *et al.* Adaptive beamforming for sparse array based on semi-definite programming[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 64525–64532. doi: [10.1109/access.2018.2878153](https://doi.org/10.1109/access.2018.2878153).
- [15] 鄢社锋, 马远良, 孙超. 任意几何形状和阵元指向性的传感器阵列优化波束形成方法[J]. 声学学报, 2005, 30(3): 264–270.
YAN Shefeng, MA Yuanliang, and SUN Chao. Beam pattern optimization for sensor arrays of arbitrary geometry and element directivity[J]. *Acta Acustica*, 2005, 30(3): 264–270.
- [16] 马远良. 任意结构形状传感器阵方向图的最佳化[J]. 中国造船, 1984(4): 80–87.
MA Yuanliang. Pattern optimisation for sensor arrays of arbitrary geometry[J]. *Shipbuilding of China*, 1984(4): 80–87.
- [17] OLEN C A and COMPTON R T. A numerical pattern synthesis algorithm for arrays[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1990, 38(10): 1666–1676. doi: [10.1109/8.59781](https://doi.org/10.1109/8.59781).

- [18] ZHOU P Y, INGRAM M A, and ANDERSON P D. Synthesis of minimax sidelobes for arbitrary arrays[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1998, 46(11): 1759–1760. doi: [10.1109/8.736644](https://doi.org/10.1109/8.736644).
- [19] WU Renbiao, BAO Zheng, and MA Yuanliang. Control of peak sidelobe level in adaptive arrays[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1996, 44(10): 1341–1347. doi: [10.1109/8.537328](https://doi.org/10.1109/8.537328).
- [20] 钱鹏, 陆金桂, 朱正权. 基于径向神经网络的液压支架前连杆可靠性评估研究[J]. *矿业研究与开发*, 2019, 39(1): 110–113. QIAN Peng, LU Jingui, and ZHU Zhengquan. Reliability evaluation of front connecting rod of hydraulic support based on RBF neural network[J]. *Mining Research and Development*, 2019, 39(1): 110–113.
- [21] ZHANG Liwei, LIU Xiaotian, and ZHANG Jingbiao. Regulation capability evaluation of individual electric heating load based on radial basis function neural network[J]. *Thermal Science*, 2019, 23(5A): 2821–2829. doi: [10.2298/tsci190104196z](https://doi.org/10.2298/tsci190104196z).
- [22] LIN Hongjun, DAI Qunyun, ZHENG Lili, *et al.* Radial basis function artificial neural network able to accurately predict disinfection by-product levels in tap water: Taking haloacetic acids as a case study[J]. *Chemosphere*, 2020, 248: 125999. doi: [10.1016/j.chemosphere.2020.125999](https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2020.125999).
- [23] PANDEESWARI B, SUTHA J, and PARVATHY M. A novel synthetic aperture radar image change detection system using radial basis function-based deep convolutional neural network[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12(1): 897–910. doi: [10.1007/s12652-020-02091-y](https://doi.org/10.1007/s12652-020-02091-y).
- [24] CHAO Zhen and KIM H J. Removal of computed tomography ring artifacts via radial basis function artificial neural networks[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2019, 64(23): 235015. doi: [10.1088/1361-6560/ab5035](https://doi.org/10.1088/1361-6560/ab5035).
- [25] HUANG Chao, WANG Xiangyu, LI Liang, *et al.* Multistructure radial basis function neural-networks-based extended model predictive control: Application to clutch control[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, 24(6): 2519–2530. doi: [10.1109/tmech.2019.2949001](https://doi.org/10.1109/tmech.2019.2949001).
- [26] 李艳东, 朱玲, 郭媛, 等. 基于径向基函数神经网络的移动机器人多变量固定时间编队控制[J]. *信息与控制*, 2019, 48(6): 649–657. LI Yandong, ZHU Ling, GUO Yuan, *et al.* Radial basis function neural network-based multivariable fixed-time formation control of mobile robots[J]. *Information and Control*, 2019, 48(6): 649–657.
- [27] KUMAR R, AGRAWAL H P, SHAH A, *et al.* Maximum power point tracking in wind energy conversion system using radial basis function based neural network control strategy[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2019, 36: 100533. doi: [10.1016/j.seta.2019.100533](https://doi.org/10.1016/j.seta.2019.100533).
- [28] 冯晓宇, 谢军伟, 张晶, 等. 低快拍下模糊径向神经网络波束形成算法[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(4): 132–135, 140. FENG Xiaoyu, XIE Junwei, ZHANG Jing, *et al.* Beamforming algorithm based on fuzzy RBF neural network in the situation of limited snapshots[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(4): 132–135, 140.
- [29] ENRICONI M P, DE CASTRO F C C, MÜLLER C, *et al.* Phase transmittance RBF neural network beamforming for static and dynamic channels[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2020, 19(2): 243–247. doi: [10.1109/lawp.2019.2958682](https://doi.org/10.1109/lawp.2019.2958682).
- [30] MAYER K S, SOARES J A, and ARANTES D S. Complex MIMO RBF neural networks for transmitter beamforming over nonlinear channels[J]. *Sensors*, 2020, 20(2): 378. doi: [10.3390/s20020378](https://doi.org/10.3390/s20020378).
- 任笑莹: 女, 1989年生, 博士生, 主要研究方向为信号处理、人工智能算法。
- 王英民: 男, 1963年生, 教授, 主要研究方向为信号处理、水声通信、声呐系统设计。
- 王奇: 男, 1983年生, 副研究员, 主要研究方向为信号处理、目标检测与跟踪。

责任编辑: 陈倩