

阵列模型误差条件下直接定位 性能分析及偏差修正方法

陈 鑫^{1,2}, 王 鼎^{1,2}, 唐 涛^{1,2}, 尹洁昕^{1,2}, 吴 瑛^{1,2}

(1. 解放军信息工程大学信息工程学院, 河南郑州 450001; 2. 国家数字交换系统工程技术研究中心, 河南郑州 450001)

摘 要: 相比于常规的“参数估计+位置解算”两步定位模式,直接定位(DPD)算法具有定位精度高、分辨能力强等诸多优势.但是,DPD算法的性能受到阵列模型误差的影响.本文通过一阶Taylor级数展开,定量推导出模型误差条件下基于多重信号分类直接定位算法(MUSIC-DPD)的定位误差,从定位误差的表达式中可以发现辐射源的真实位置和 MUSIC-DPD 所得的有偏位置估计之间存在一种非线性关系,但这关系在实际条件下无法精确表示.为此,本文提出一种基于多层感知器(MLP)神经网络的直接定位偏差修正方法,该方法能够直接学习由阵列模型误差引起的定位偏差的规律,有效地修正由阵列模型误差导致的直接定位偏差.

关键词: 无源定位; 阵列模型误差; 直接位置确定; 神经网络; 一阶 Taylor 展开

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)08-1633-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.005

Performance Analysis and Deviation Correction Method of Direct Position Determination in the Presence of Array Modeling Errors

CHEN Xin^{1,2}, WANG Ding^{1,2}, TANG Tao^{1,2}, YIN Jie-xin^{1,2}, WU Ying^{1,2}

(1. Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

2. National Digital Switching System Engineering and Technology Research Center, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: Compared with the conventional two-step (including parameter estimation and position solution) localization mode, direct position determination (DPD) algorithm has more advantages, such as higher position estimation accuracy, strong resolution capability, etc. However, the performance of DPD algorithm is affected by the array modeling errors. In this paper, the localization deviation for multiple signal classification (MUSIC)-based DPD algorithm is derived quantitatively by using first-order Taylor expansion in the presence of array modeling errors. The result demonstrates that there is a nonlinear relationship between the true location of the radiation source and biased position estimation obtained from MUSIC-DPD, but this relationship cannot be accurately expressed in practice. To solve this problem, we propose the use of a multilayer perceptron (MLP) neural network (NN) for localization deviation correction of DPD. This method can effectively correct the localization deviation of DPD caused by array modeling errors through adaptive learning of NN.

Key words: passive location; array modeling errors; direct position determination (DPD); neural network (NN); first-order Taylor expansion

1 引言

相比于有源定位^[1],无源定位技术^[2]具有更强的隐蔽性和探测距离,能够在电子战中极大地提高定位系统的生存能力和抗打击能力.目前,两步定位方法最

为常见.所谓两步:第一步各个观测站估计出相关的定位参数,如到达时间、到达时间差和到达角度等;第二步各个观测站将估计得到的定位参数传输到中心站对辐射源进行定位.显而易见,两步定位方式受限于第一步定位参数的估计精度.现有文献证明了传统的两步定

收稿日期:2018-05-02;修回日期:2018-11-27;责任编辑:孙瑶

基金项目:国家自然科学基金(No. 61201381, No. 61401513);中国博士后科学基金(No. 2016M592989);信息工程大学优秀青年基金(No. 2016603201);信息工程大学自主创新课题(No. 2016600701);某部内科研项目(No. 2015201001, No. 2015502801, No. 2015205901)

位方法是次优的,因为在第一步定位参数的估计过程中,各个观测站独立估计,没有利用所有的参数对应于同一辐射源这一先验信息. Weiss 和 Amar 提出了直接定位(Direct Position Determination, DPD)方法^[3~5],该方法直接从原始的阵列信息中获取目标位置,避免了中间参数的估计,能够达到更优的定位性能.并且,在多源场景下,直接定位技术可以克服“数据-辐射源关联”的问题.

常规波达方向估计方法大都可用于 DPD^[6~8],例如,多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)方法、最大似然(Maximum Likelihood, ML)方法、贝叶斯方法、子空间拟合方法以及 Capon 方法等,本文主要是在基于 MUSIC 的直接定位方法^[3]的基础之上展开研究.这些方法能够有效对目标进行定位都是建立在不存在阵列误差或者阵列误差已经精确校正的基础上.最常见的阵列误差有三种,分别是各个阵元和通道的幅度和相位特性不完全一致引起的阵列幅相误差^[9],各个天线之间相互影响造成的互耦效应^[10],阵元实际位置与标称位置之间不完全重合导致的阵元位置误差^[11].这些阵列误差是影响定位性能的重要因素之一.

随着现代信号处理技术的发展,神经网络因其高速的性能和学习能力,已经被广泛应用于解决电磁和天线阵列中许多复杂的优化问题^[12].神经网络(NN)对于输入和输出之间的关系难以表示或不容易建模的问题非常有效,它可以近似地模拟此类问题的模型,通过已知的输入/输出对来调整参数.神经网络通过一个有效的训练过程来优化神经元之间的权重,一旦训练完成,网络就能够对与训练集中没有的样本表现出很好的泛化能力.例如,文献[13,14]将径向基(RBF)神经网络和多层感知器(MLP)神经网络应用到测向领域,解决了实时的高精度测向问题;文献[15,16]将神经网络方法应用到无线传感网络定位中,也取得了很好的定位效果.作为两种常用的神经网络,MLP-NN 是对非线性映射的全局逼近,因而相比于 RBF-NN 具有更高的准确性,这也是本文中应用 MLP-NN 的主要原因.

本文首先通过一阶 Taylor 级数展开推导出了阵列模型误差条件下基于 MUSIC 的直接定位算法(MUSIC-DPD)定位偏差的闭式表达式,从表达式中可以发现,目标真实位置与有偏位置估计之间存在一种确定的非线性关系,但是由于阵列模型误差导致的阵列流型扰动的未知,这种非线性关系无法精确表示,基于此,文中提出了一种神经网络方法,避免了对误差矩阵的估计(复杂的高维搜索问题),实现了在阵列模型误差(任意几种阵列误差同时存在)条件下,对利用传统的 MUSIC 直接定位方法所估计得到的具有一定偏差的源位置进行有效地修正.仿真结果验证了理论推导的正确性以及

所提神经网络方法的有效性.

表 1 数学符号的定义

符号	定义
$\mathbf{I}_M$	M 阶单位阵
$\mathbf{e}_m^{(M)}$	M 阶单位阵的第 m 列向量
$\mathbf{1}_M$	M 维全 1 列向量
$[\cdot]$	取不大于算数表达式的最大整数
$\text{Re}(\cdot)$	取算数表达式的实部
$\text{Im}(\cdot)$	取算数表达式的虚部
$(\cdot)^T$	转置
$(\cdot)^H$	共轭转置
δ_{kl}	表示 delta 函数,若 $k=l$,则 $\delta_{kl}=1$,否则 $\delta_{kl}=0$
$(\cdot)^{\circ}$	表示矩阵的 Moore-Penrose 逆
$\text{diag}[\cdot]$	由向量所构成的对角矩阵

2 模型误差条件下的阵列信号模型

假设有 J 个阵列,每个阵列由 M_j 元全向天线组成,并且在阵列远场有 $P(P < M_j, j=1, \dots, J)$ 个窄带信源以平面波入射(频率为 f_0),其中第 k 个信源的位置为 $\mathbf{u}_k = (x_k, y_k)$. 在没有阵列模型误差的条件下,则第 j 个阵列的输出为

$$\mathbf{x}_j(t) = \mathbf{A}_j \mathbf{s}_j(t) + \mathbf{n}_j(t) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{s}_j(t)$ 为到达第 j 个阵列的信号源复包络向量, $\mathbf{n}_j(t)$ 为第 j 个阵列的背景噪声,假设它为空间白噪声且与信号不相关,其协方差矩阵为 $\sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_j}$, $\mathbf{A}_j = [\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_1), \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_2), \dots, \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_P)]$ 为第 j 个阵列的 $M_j \times P$ 维阵列流型矩阵的标称值. $\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)$ 为第 k 个辐射源对应第 j 个阵列的阵列导向矢量. 假设阵元为介质均匀且各向同性天线,阵元 1 的复增益归一化为 1,则第 j 个阵列的导向矢量可以表示为

$$\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) = [1, e^{-j2\pi f_0 \tau_{ji}(\mathbf{u}_k)}, e^{-j2\pi f_0 \tau_{j2}(\mathbf{u}_k)}, \dots, e^{-j2\pi f_0 \tau_{jM_j}(\mathbf{u}_k)}]^T \quad (2)$$

$$\begin{cases} \tau_{ji}(\mathbf{u}_k) = \frac{1}{c} \mathbf{r}_{ji}^T \mathbf{v}_{jk} \\ \mathbf{r}_{ji} = [\bar{x}_{ji}, \bar{y}_{ji}]^T \\ \mathbf{v}_{jk} = [\cos \theta_{jk}, \sin \theta_{jk}]^T \\ \theta_{jk} = \arctan \frac{y_k - \bar{y}_{j1}}{x_k - \bar{x}_{j1}} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\tau_{ji}(\mathbf{u}_k)$ 表示第 k 个信源到达第 j 个阵列的第 i 个阵元相对于该阵列第一个阵元的时延, $\mathbf{r}_{ji}$ 为第 j 个阵列第 i 个阵元的位置矢量, $\mathbf{v}_{jk}$ 为第 k 个信源相对于第 j 个阵列的方向矢量, θ_{jk} 为第 k 个信源到达第 j 个阵列的方位角.

阵列模型误差的存在可以等效为阵列流型在标称值的基础上受到一定的扰动. 因此,当阵列误差的存在时,第 j 个阵列的输出可以表示为:

$$\hat{\mathbf{x}}_j(t) = \hat{\mathbf{A}}_j \mathbf{s}_j(t) + \mathbf{n}_j(t) \quad (4)$$

式中, $\hat{\mathbf{A}}_j$ 表示受扰动的第 j 个阵列的阵列流型矩阵,可

表示为 $\hat{\mathbf{A}}_j = \mathbf{A}_j + \tilde{\mathbf{A}}_j$, 其中 $\mathbf{A}_j = [\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_1), \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_2), \dots, \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_p)]$ 为第 j 个阵列的阵列流型矩阵的标称值, $\tilde{\mathbf{A}}_j = [\tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_1), \tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_2), \dots, \tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_p)]$, 为第 j 个阵列的阵列流型矩阵的扰动值. 记总的标称矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_J]$ 和扰动矩阵 $\tilde{\mathbf{A}} = [\tilde{\mathbf{A}}_1, \tilde{\mathbf{A}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{A}}_J]$.

在实际工程应用中, 最常见的阵列误差形式主要有以下三种: 阵元幅相误差、阵元互耦以及阵元位置误差. 下面主要针对这三种误差的形式展开讨论.

2.1 阵元幅相误差

阵元幅相误差是由各个阵元和通道的幅度和相位特性不一致所导致, 它可以通过在式(2)导向矢量的建模中引入阵元幅相误差矩阵来描述, 具体有

$$\hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) = \mathbf{\Gamma}_j \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \quad (5)$$

$$\mathbf{\Gamma}_j = \text{diag}[g_1^j, g_2^j, \dots, g_{M_j}^j] \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k)$ 表示受扰动的第 k 个辐射源对应第 j 个阵列的阵列导向矢量, $\mathbf{\Gamma}_j$ 是第 j 个阵列的阵元幅相误差矩阵, 它是一个对角阵, 对角线元素 g_m^j 表示第 j 个阵列中第 m 个阵元的幅度和相位响应.

当阵元幅相误差存在时, 阵列导向矢量的扰动值可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) &= \hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= \mathbf{\Gamma}_j \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= (\mathbf{\Gamma}_j - \mathbf{I}_{M_j}) \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= \text{diag}[\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)] \cdot (\mathbf{g}_j - \mathbf{1}_{M_j}) \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\mathbf{g}_j = [g_1^j, g_2^j, \dots, g_{M_j}^j]^T$ 表示阵元幅相误差向量.

2.2 阵元互耦

在实际工程应用中各个阵元之间可能会相互影响而产生耦合效应(互耦效应). 当阵列互耦存在时, 阵列的导向矢量可以表示为

$$\hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) = \mathbf{C}_j \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \quad (8)$$

式中, $\mathbf{C}_j$ 为第 j 个阵列的互耦矩阵. 通常情况下, 阵元间的互耦效应与阵元间距成反比, 根据互易原理, 互耦矩阵在通常情况下为一对称矩阵. 由于随着阵元之间距离的增大, 互耦效应快速减弱, 因此通常可将 $\mathbf{C}_j$ 建模为稀疏矩阵^[17].

由文献[18]可知, 无论是均匀线阵还是均匀圆阵, 若仅考虑最近邻 L_j 个阵元之间的互耦效应, 都有如下等式成立

$$\mathbf{C}_j \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) = \mathbf{T}(\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)) \mathbf{c}_j \quad (9)$$

$\mathbf{T}(\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k))$ 和 $\mathbf{c}_j$ 的具体表达式见文献[18], $\mathbf{c}_j$ 代表阵元互耦误差向量.

因此, 当阵列互耦存在时, 阵列导向矢量的扰动值可以表示为

$$\tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) = \hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) = \mathbf{T}(\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)) \mathbf{c}_j - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \quad (10)$$

2.3 阵元位置误差

假设每个阵元的真实位置在其标称位置 $\mathbf{r}_{ji}$ 的基础上存在扰动 $\Delta \mathbf{r}_{ji}$, 此时阵列的导向矢量可以等效为阵列导向矢量中引入了相位扰动如式(11):

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) &= \text{diag}[1, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{j2}(\mathbf{u}_k)}, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{j3}(\mathbf{u}_k)}, \dots, \\ &\quad e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{jM_j}(\mathbf{u}_k)}] \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= \hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \end{aligned} \quad (11)$$

其中

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) = \text{diag}[1, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{j2}(\mathbf{u}_k)}, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{j3}(\mathbf{u}_k)}, \dots, \\ \quad e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{jM_j}(\mathbf{u}_k)}] \\ \Delta \tau_{ji}(\mathbf{u}_k) = \frac{1}{c} \Delta \mathbf{r}_{ji}^T \mathbf{v}_{jk} \\ \Delta \mathbf{r}_{ji} = [\Delta \bar{x}_{ji}, \Delta \bar{y}_{ji}]^T \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\Delta \tau_{ji}(\mathbf{u}_k)$ 表示由阵元位置扰动引入的信源传播时延误差.

当阵元位置误差存在时, 阵列导向矢量的扰动值可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) &= \hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= \hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= (\hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) - \mathbf{I}_{M_j}) \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= \text{diag}[\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)] \cdot (\mathbf{w}_j - \mathbf{1}_{M_j}) \end{aligned} \quad (13)$$

式中 $\mathbf{w}_j = [0, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{j2}(\mathbf{u}_k)}, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{j3}(\mathbf{u}_k)}, \dots, e^{-j2\pi f_0 \Delta \tau_{jM_j}(\mathbf{u}_k)}]^T$ 为阵元位置误差向量.

2.4 三种阵列误差同时存在

相似地, 当以上三种阵列误差同时存在时, 阵列的导向矢量可以表示为

$$\hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) = \hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) \cdot \mathbf{C}_j \cdot \mathbf{\Gamma}_j \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \quad (14)$$

此时, 阵列导向矢量的扰动值可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) &= \hat{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= \hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) \cdot \mathbf{C}_j \cdot \mathbf{\Gamma}_j \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \\ &= (\hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k) \cdot \mathbf{C}_j \cdot \mathbf{\Gamma}_j - \mathbf{I}_{M_j}) \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \end{aligned} \quad (15)$$

3 基于 MUSIC 的直接定位算法

由式(4)得第 j 个阵列的协方差矩阵为

$$\hat{\mathbf{R}}_j = \mathbf{E}\{\hat{\mathbf{x}}_j(t) \hat{\mathbf{x}}_j^H(t)\} = \hat{\mathbf{A}}_j \mathbf{P}_j \hat{\mathbf{A}}_j^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_j} \quad (16)$$

式中 $\mathbf{P}_j = \mathbf{E}\{\mathbf{s}_j(t) \mathbf{s}_j^H(t)\}$ 是信源复包络的协方差矩阵.

接着对 $\hat{\mathbf{R}}_j$ 进行特征值分解可得

$$\hat{\mathbf{R}}_j = \hat{\mathbf{V}}_j \boldsymbol{\Sigma}_j \hat{\mathbf{V}}_j^H = \sum_{i=1}^P \hat{\lambda}_i^j \hat{\mathbf{v}}_i^j \hat{\mathbf{v}}_i^{jH} + \sum_{i=P+1}^{M_j} \hat{\lambda}_i^j \hat{\mathbf{v}}_i^j \hat{\mathbf{v}}_i^{jH} \quad (17)$$

式中, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{P+1} \geq \lambda_{P+2} = \dots = \lambda_{M_j} = \sigma_n^2$ 是相应的 M_j 个特征值, 其对应的特征向量为 $\mathbf{v}_i, i=1, 2, \dots, M_j$. 前 P 个大特征值对应的特征向量组成信号子空间 $\hat{\mathbf{V}}_S^j = [\hat{\mathbf{v}}_1^j, \hat{\mathbf{v}}_2^j, \dots, \hat{\mathbf{v}}_P^j]$, 后 $M_j - P$ 个小特征值对应的特征向量组成噪声子空间 $\hat{\mathbf{V}}_N^j = [\hat{\mathbf{v}}_{P+1}^j, \hat{\mathbf{v}}_{P+2}^j, \dots, \hat{\mathbf{v}}_{M_j}^j]$. 根据子空间的基本原理, 噪声子空间的正交投影矩阵可表示为

$$\hat{\mathbf{P}}_N^i = \hat{\mathbf{V}}_N^i \hat{\mathbf{V}}_N^{iH} = \mathbf{I}_{M_i} - \hat{\mathbf{A}}_j \hat{\mathbf{A}}_j^\dagger = \hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp \quad (18)$$

于是根据 MUSIC 直接定位算法^[3]可得 MUSIC 空域谱函数为

$$\hat{D}(\mathbf{u}) = \sum_{j=1}^J \mathbf{a}_j^H(\mathbf{u}) \hat{\mathbf{V}}_N^i \hat{\mathbf{V}}_N^{iH} \mathbf{a}_j(\mathbf{u}) = \sum_{j=1}^J \mathbf{a}_j^H(\mathbf{u}) \hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp \mathbf{a}_j(\mathbf{u}) \quad (19)$$

4 模型误差条件下 MUSIC 直接定位算法的定位误差

为了推导出模型误差条件下, MUSIC 直接定位算法的定位误差表达式, 不妨记

$$\mathbf{F}(\mathbf{u}, \tilde{\mathbf{A}}) = \frac{1}{2} \frac{\partial \hat{D}(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \{ \dot{\mathbf{a}}_{jx}^H(\mathbf{u}) \hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp \mathbf{a}_j(\mathbf{u}) \} \\ \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \{ \dot{\mathbf{a}}_{jy}^H(\mathbf{u}) \hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp \mathbf{a}_j(\mathbf{u}) \} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\text{式中, } \dot{\mathbf{a}}_{jx}(\mathbf{u}) = \frac{\partial \mathbf{a}_j(\mathbf{u})}{\partial x}, \dot{\mathbf{a}}_{jy}(\mathbf{u}) = \frac{\partial \mathbf{a}_j(\mathbf{u})}{\partial y}.$$

假设 $\hat{\mathbf{u}}_k$ 是对应于真实位置 $\mathbf{u}_k$ 的估计值, 则有

$$\mathbf{F}(\hat{\mathbf{u}}_k, \tilde{\mathbf{A}}) = \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \mathbf{0}_{M \times PJ}) = \mathbf{0}_{2 \times 1} \quad (21)$$

对 $\mathbf{F}(\hat{\mathbf{u}}_k, \tilde{\mathbf{A}})$ 进行一阶 Taylor 级数展开得

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(\hat{\mathbf{u}}_k, \tilde{\mathbf{A}}) &= \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \mathbf{0}_{M \times PJ}) \\ &+ \left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}, \mathbf{0}_{M \times PJ})}{\partial \mathbf{u}} \right|_{\mathbf{u}=\mathbf{u}_k} (\hat{\mathbf{u}}_k - \mathbf{u}_k) \\ &+ \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{n=1}^{PJ} \left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{A}})}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)} \\ &+ \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{n=1}^{PJ} \left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{A}})}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)} \end{aligned} \quad (22)$$

式中, $\tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}$ 和 $\tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}$ 分别代表扰动矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 第 m 行第 n 列元素的实部和虚部. 将式(21)代入式(22)得位置估计误差如式(23):

$$\left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}, \mathbf{0}_{M \times PJ})}{\partial \mathbf{u}} \right|_{\mathbf{u}=\mathbf{u}_k} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \{ \dot{\mathbf{a}}_{jx}^H(\mathbf{u}_k) \mathbf{P}_{A_j}^\perp \dot{\mathbf{a}}_{jx}(\mathbf{u}_k) \} & \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \{ \dot{\mathbf{a}}_{jx}^H(\mathbf{u}_k) \mathbf{P}_{A_j}^\perp \dot{\mathbf{a}}_{jy}(\mathbf{u}_k) \} \\ \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \{ \dot{\mathbf{a}}_{jy}^H(\mathbf{u}_k) \mathbf{P}_{A_j}^\perp \dot{\mathbf{a}}_{jx}(\mathbf{u}_k) \} & \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \{ \dot{\mathbf{a}}_{jy}^H(\mathbf{u}_k) \mathbf{P}_{A_j}^\perp \dot{\mathbf{a}}_{jy}(\mathbf{u}_k) \} \end{bmatrix} = \mathbf{H}(\mathbf{u}_k) \quad (28)$$

不妨令 $\mathbf{f}_{jx}(\mathbf{u}_k) = \mathbf{P}_{A_j}^\perp \dot{\mathbf{a}}_{jx}(\mathbf{u}_k)$, $\mathbf{f}_{jy}(\mathbf{u}_k) = \mathbf{P}_{A_j}^\perp \dot{\mathbf{a}}_{jy}(\mathbf{u}_k)$, 将式(26)~(28)代入式(23), 最终可得式(29):

$$\Delta \mathbf{u}_k = \hat{\mathbf{u}}_k - \mathbf{u}_k = (\mathbf{H}(\mathbf{u}_k))^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \cdot \tilde{\mathbf{a}}_j^{(r)}(\mathbf{u}_k) \\ + \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(i)T}(\mathbf{u}_k) \right] \cdot \tilde{\mathbf{a}}_j^{(i)}(\mathbf{u}_k) \end{pmatrix} \quad (29)$$

式中, $\mathbf{f}_{jx}^{(r)}(\mathbf{u}_k)$ 和 $\mathbf{f}_{jx}^{(i)}(\mathbf{u}_k)$ 分别代表 $\mathbf{f}_{jx}(\mathbf{u}_k)$ 的实部和虚部, $\mathbf{f}_{jy}^{(r)}(\mathbf{u}_k)$ 和 $\mathbf{f}_{jy}^{(i)}(\mathbf{u}_k)$ 分别代表 $\mathbf{f}_{jy}(\mathbf{u}_k)$ 的实部和虚部,

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{u}_k &= \hat{\mathbf{u}}_k - \mathbf{u}_k \\ &= - \left(\left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}, \mathbf{0}_{M \times PJ})}{\partial \mathbf{u}} \right|_{\mathbf{u}=\mathbf{u}_k} \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \left(\sum_{m=1}^{M_j} \sum_{n=1}^{PJ} \left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{A}})}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)} \right. \\ &\quad \left. + \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{n=1}^{PJ} \left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{A}})}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)} \right) \end{aligned} \quad (23)$$

再利用式(24)和式(25)

$$\begin{cases} \frac{\partial \hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp}{\partial \eta} = -\hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp \frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_j}{\partial \eta} \hat{\mathbf{A}}_j^\dagger - \left(\hat{\mathbf{P}}_{A_j}^\perp \frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_j}{\partial \eta} \hat{\mathbf{A}}_j^\dagger \right)^H \\ \frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_j}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}} = \begin{cases} \mathbf{e}_m^{(M_j)} \mathbf{e}_{n-P(j-1)}^{(PJ)T}, & P(j-1) + 1 \leq n \leq PJ \\ \mathbf{0}, & \text{else} \end{cases} \\ \frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_j}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}} = \begin{cases} j \mathbf{e}_m^{(M_j)} \mathbf{e}_{n-P(j-1)}^{(PJ)T}, & P(j-1) + 1 \leq n \leq PJ \\ \mathbf{0}, & \text{else} \end{cases} \end{cases} \quad (24)$$

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{A}}_j^\dagger \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) = \mathbf{e}_k^P \\ \mathbf{P}_{A_j}^\perp \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) = \mathbf{0}_{M_j} \end{cases} \quad (25)$$

可得式(26)、(27)

$$\left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{A}})}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \left\{ \dot{\mathbf{a}}_{jx}^H(\mathbf{u}_k) \frac{\partial \hat{\mathbf{P}}_N}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \right\} \\ \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \left\{ \dot{\mathbf{a}}_{jy}^H(\mathbf{u}_k) \frac{\partial \hat{\mathbf{P}}_N}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(r)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \right\} \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{A}})}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \left\{ \dot{\mathbf{a}}_{jx}^H(\mathbf{u}_k) \frac{\partial \hat{\mathbf{P}}_N}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \right\} \\ \sum_{j=1}^J \operatorname{Re} \left\{ \dot{\mathbf{a}}_{jy}^H(\mathbf{u}_k) \frac{\partial \hat{\mathbf{P}}_N}{\partial \tilde{\mathbf{a}}_{mn}^{(i)}} \right|_{\tilde{\mathbf{A}}=\mathbf{0}_{M \times PJ}} \cdot \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k) \right\} \end{bmatrix} \quad (27)$$

式中, $\dot{\mathbf{a}}_{jx}(\mathbf{u})$ 和 $\dot{\mathbf{a}}_{jy}(\mathbf{u})$ 分别表示 $\dot{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u})$ 对 x 和 y 的一阶偏导. 基于式(25)的第2式可得式(28).

$\tilde{\mathbf{a}}_j^{(r)}(\mathbf{u}_k)$ 和 $\tilde{\mathbf{a}}_j^{(i)}(\mathbf{u}_k)$ 分别代表 $\tilde{\mathbf{a}}_j(\mathbf{u}_k)$ 的实部和虚部.

由式(29)可得

$$\hat{\mathbf{u}}_k = (\mathbf{H}(\mathbf{u}_k))^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \cdot \tilde{\mathbf{a}}_j^{(r)}(\mathbf{u}_k) \\ + \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(i)T}(\mathbf{u}_k) \right] \cdot \tilde{\mathbf{a}}_j^{(i)}(\mathbf{u}_k) \end{pmatrix} + \mathbf{u}_k \quad (30)$$

将式(7)、式(10)、式(13)和式(15)分别代入式(30), 可得阵元幅相误差、阵列互耦、阵元位置误差以

及三种阵列误差同时存在下有偏位置估计 $\hat{\mathbf{u}}_k$ 的表达式 依次如式(31) ~ (34):

$$\hat{\mathbf{u}}_k = (\mathbf{H}(\mathbf{u}_k))^{-1} \left(\sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Re}(\text{diag}[\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)](\mathbf{g}_j - \mathbf{1}_{M_j})) + \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jy}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Im}(\text{diag}[\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)](\mathbf{g}_j - \mathbf{1}_{M_j})) \right) + \mathbf{u}_k \quad (31)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k = (\mathbf{H}(\mathbf{u}_k))^{-1} \left(\sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Re}(\mathbf{T}(\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k))\mathbf{c}_j - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)) + \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jy}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Im}(\mathbf{T}(\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k))\mathbf{c}_j - \mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)) \right) + \mathbf{u}_k \quad (32)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k = (\mathbf{H}(\mathbf{u}_k))^{-1} \left(\sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Re}(\text{diag}[\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)](\mathbf{w}_j - \mathbf{1}_{M_j})) + \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jy}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Im}(\text{diag}[\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)](\mathbf{w}_j - \mathbf{1}_{M_j})) \right) + \mathbf{u}_k \quad (33)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k = (\mathbf{H}(\mathbf{u}_k))^{-1} \left(\sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jx}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Re}((\hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k)\mathbf{C}_j\mathbf{F}_j - \mathbf{I}_{M_j})\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)) + \sum_{j=1}^J \left[\mathbf{f}_{jy}^{(r)T}(\mathbf{u}_k) \right] \text{Im}((\hat{\mathbf{W}}(\mathbf{u}_k)\mathbf{C}_j\mathbf{F}_j - \mathbf{I}_{M_j})\mathbf{a}_j(\mathbf{u}_k)) \right) + \mathbf{u}_k \quad (34)$$

从式(31) ~ (34)可以看出,无论是哪种阵列误差条件下, $\hat{\mathbf{u}}_k$ 是关于 $\mathbf{u}_k$ 的非线性函数,同时说明 $\mathbf{u}_k$ 也是关于 $\hat{\mathbf{u}}_k$ 的非线性函数.但是在实际场景中,难以确定阵元幅相误差向量 $\mathbf{g}_j$,阵元互耦误差向量 $\mathbf{c}_j$ 以及阵元位置误差向量 $\mathbf{w}_j$ 中各参数的数值,因而无法准确获得目标真实位置 $\mathbf{u}_k$ 与有偏位置估计 $\hat{\mathbf{u}}_k$ 之间的非线性表示.考虑到神经网络对于输入和输出之间的关系复杂且模型参数不易获取的问题非常有效^[12].因此,文中利用MLP-NN近似地模拟了此类问题的模型,使用构造的输入/输出对来调整网络参数,有效地解决了直接定位偏差修正问题.

5 基于MLP-NN的直接定位偏差修正方法

5.1 MLP-NN

多层感知器网络结构如图1所示,包括1个输入层、1个输出层以及多个隐层.它能够有效地近似任何非线性映射.通常MLP-NN中隐层的个数以及隐层中神经元的个数均不是先验已知的,在本文中,采用多次实验(经验选定)的方法获取最佳的网络结构.

5.2 训练神经网络

MLP-NN具体的训练过程如下所述.

步骤1 在设定区域内选取多个离散点,为了更好地说明,本文采用网格法的选取方法,如图2所示(以两个源存在的情景为例),预先设置训练步长(分辨率) $\Delta x_1, \Delta y_1, \Delta x_2$ 和 Δy_2 ,对于任意两个不同的离散点,分别放置两个互不相关的窄带信号源,已知它们的真实位置 $\mathbf{u}_1$ 和 $\mathbf{u}_2$,并通过 J 个未经校正的阵列采集该窄带信号源数据,并通过MUSIC直接定位算法(第3节)得到有偏的位置估计 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{u}}_2$.通过这种方式,遍历网格上所有的两个不同离散点的组合,形成 N_{train} 个训练样本组成的训练集 $\{[\mathbf{u}_1^T, \mathbf{u}_2^T]^T | [\hat{\mathbf{u}}_1^T, \hat{\mathbf{u}}_2^T]^T\}_{n=1}^{n=N_{\text{train}}}$.

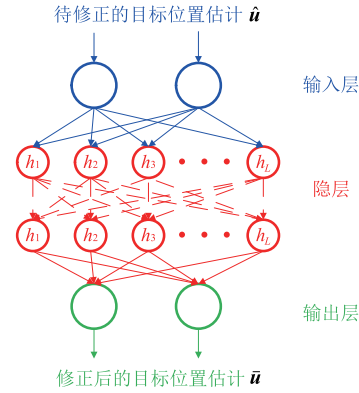


图1 多层感知器神经网络示意图

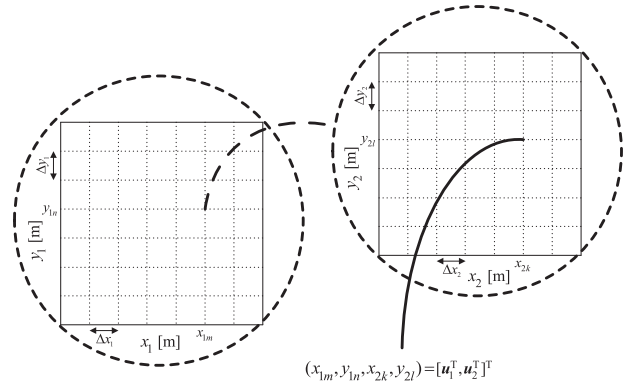


图2 训练数据结构示意图

步骤2 构造合适的网络结构,将训练集中的训练样本依次输入到MLP-NN中,采用莱文贝格-马夸特(LM)算法对网络进行训练.

步骤3 产生验证集,用于检验所训练网络的泛化性.验证集的产生方式同步骤1类似,但在步骤1训练步长的基础上有个偏移量 Δshift .

注释1 在步骤1训练集的产生的过程中,假设采

用的校正源都辐射大功率信号,远大于噪声功率,所以文中没有将信噪比的变化考虑在内。

注释 2 本文所提出的基于 MLP-NN 的直接定位偏差修正方法对于训练样本中未出现的样本具有较好的泛化性能。

完成对网络的有效训练之后,根据未校正阵列采集到的阵列信息,并通过 MUSIC 直接定位算法得到具有一定偏差的位置估计,然后将有偏的位置估计输入到已训练好的 MLP-NN 中,输出即为修正后的目标位置。

6 仿真实验

本节将通过仿真实验对第 4 节定位误差推导的正确性进行验证,并对所提出的神经网络方法的性能进行研究。在实验中,以二维场景为例($D=2$),假设共有 4 个阵列观测站可以接收到目标辐射信号并对其进行定位,观测站的位置坐标数值见表 2。每个阵列观测站均由一个 6 元均匀线阵组成,仿真环境见图 3。

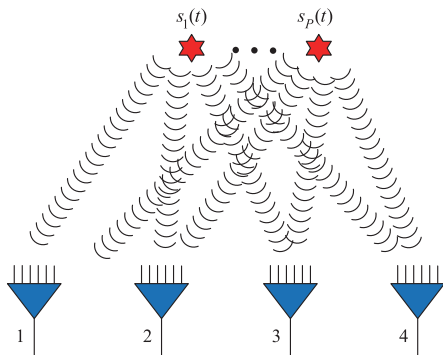


图3 仿真环境

表 2 阵列观测站位置 (m)

观测站序号	1	2	3	4
x_i	-3000	-1000	1000	3000
y_i	0	0	0	0

快拍数 $K=100$ 。阵元间距为 d 。为避免出现相位模糊 (Spatial Aliasing),阵元间距设为半波长,即: $d=\lambda/2$ 。

在给出结果以前先对下面的实验进行若干说明。

(1)同时考虑多种阵列误差形式,分别在单源和多源(以两个辐射源为例)存在的场景下,对所提 MLP-NN 方法的性能进行了研究。

(2)由第 4 节的分析可知,在阵列模型误差条件下所得目标位置估计量是有偏估计,故下文中将采用估计偏置 ΔX 和 ΔY 来验证第 4 节定位误差推导的正确性,下面给出它们的计算公式:

$$\Delta X_p = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{x}_p^n - x_p, \quad \Delta Y_p = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{y}_p^n - y_p.$$

(3)文中采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 来衡量所提方法的性能,下面给出均方根误差的定义:假设进行 $N=1000$ 次蒙特卡洛 (Monte-Carlo, MC) 实验,第 p 个源的均方根误差 $\text{RMSE}_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|\hat{\mathbf{u}}_p^n - \mathbf{u}_p\|^2}$,

$p=1,2,\dots,P$, 其中 $\hat{\mathbf{u}}_p^n$ 和 $\mathbf{u}_p$ 分别代表第 n 次 MC 实验的定位结果以及第 p 个源的真实位置。

(4)采用的对比算法有基于 MUSIC 的直接定位算法^[3]、基于 ML 的直接定位算法^[3]以及经典的 Capon 直接定位算法^[6]。考虑到多源场景下 Capon 直接定位算法的对信号分辨能力受限,甚至无法分辨出多个信号源,因此在多源场景下仅对比了前两种算法。

6.1 单个辐射源存在的场景

本小节主要针对单个辐射源存在的场景下,对第 4 节的定位误差推导的正确性进行了验证,以及对所提的基于 MLP-NN 直接定位偏差修正方法的性能进行了研究分析。

假设 4 个阵列均未经过误差校正,同时存在阵列福相差、阵元互耦以及阵源位置误差,具体的数值如表 3~表 9 所示。

利用 5.2 节所提出的训练方法,对 MLP-NN 进行了有效的训练。

表 3 阵元幅度响应数值

未校正阵元序号	1	2	3	4	5	6
阵列 1	1.00	1.11	0.95	0.85	1.07	0.98
阵列 2	1.00	0.98	0.92	0.88	1.11	1.04
阵列 3	1.00	0.93	0.89	1.15	0.89	1.02
阵列 4	1.00	1.07	0.86	0.91	1.13	0.87

表 4 阵元相位响应数值 (度)

未校正阵元序号	1	2	3	4	5	6
阵列 1	0.00	7.66	3.65	-9.23	5.46	-10.53
阵列 2	0.00	-5.23	6.78	11.45	-6.64	-9.42
阵列 3	0.00	2.59	8.47	-9.35	5.26	-11.73
阵列 4	0.00	-4.73	8.96	5.25	-7.26	4.63

表 5 阵元位置误差 (波长)

未校正阵元序号	1	2	3	4	5	6
阵列 1	0.00	0.12	-0.13	0.07	0.18	-0.09
阵列 2	0.00	-0.06	-0.08	0.14	0.11	0.05
阵列 3	0.00	0.09	-0.05	0.12	-0.14	0.08
阵列 4	0.00	0.17	-0.03	0.10	0.14	-0.15

表 6 阵元互耦系数(阵列 1)

	1	2	3	4	5	6
1	1.00	$0.12e^{j\frac{8\pi}{180}}$	$-0.06e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$0.03e^{j\frac{6\pi}{180}}$	$-0.007e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$0.0001e^{j\frac{3\pi}{180}}$
2	$0.12e^{j\frac{8\pi}{180}}$	1.00	$0.1e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$0.01e^{-j\frac{7\pi}{180}}$	$-0.005e^{j\frac{\pi}{180}}$
3	$-0.06e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$0.1e^{j\frac{4\pi}{180}}$	1.00	$-0.08e^{j\frac{9\pi}{180}}$	$0.03e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$0.009e^{-j\frac{7\pi}{180}}$
4	$0.03e^{j\frac{6\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.08e^{j\frac{9\pi}{180}}$	1.00	$0.13e^{j\frac{2\pi}{180}}$	$-0.09e^{-j\frac{3\pi}{180}}$
5	$-0.007e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$0.01e^{-j\frac{7\pi}{180}}$	$0.03e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$0.13e^{j\frac{2\pi}{180}}$	1.00	$0.11e^{j\frac{7\pi}{180}}$
6	$0.0001e^{j\frac{3\pi}{180}}$	$-0.005e^{j\frac{\pi}{180}}$	$0.009e^{-j\frac{7\pi}{180}}$	$-0.09e^{-j\frac{3\pi}{180}}$	$0.11e^{j\frac{7\pi}{180}}$	1.00

表 7 阵元互耦系数(阵列 2)

	1	2	3	4	5	6
1	1.00	$-0.11e^{j\frac{3\pi}{180}}$	$0.07e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$0.02e^{-j\frac{8\pi}{180}}$	$-0.008e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$0.0003e^{-j\frac{3\pi}{180}}$
2	$-0.11e^{j\frac{3\pi}{180}}$	1.00	$-0.09e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$0.05e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.01e^{-j\frac{7\pi}{180}}$	$0.004e^{j\frac{2\pi}{180}}$
3	$0.07e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.09e^{j\frac{4\pi}{180}}$	1.00	$-0.09e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$0.02e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$0.008e^{-j\frac{5\pi}{180}}$
4	$0.02e^{-j\frac{8\pi}{180}}$	$0.05e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.09e^{j\frac{5\pi}{180}}$	1.00	$-0.13e^{j\frac{3\pi}{180}}$	$-0.08e^{-j\frac{4\pi}{180}}$
5	$-0.008e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.01e^{-j\frac{7\pi}{180}}$	$0.02e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.13e^{j\frac{3\pi}{180}}$	1.00	$0.1e^{j\frac{7\pi}{180}}$
6	$0.0003e^{-j\frac{3\pi}{180}}$	$0.004e^{j\frac{2\pi}{180}}$	$0.008e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.08e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$0.1e^{j\frac{7\pi}{180}}$	1.00

表 8 阵元互耦系数(阵列 3)

	1	2	3	4	5	6
1	1.00	$0.09e^{j\frac{6\pi}{180}}$	$-0.05e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.01e^{j\frac{2\pi}{180}}$	$0.005e^{-j\frac{3\pi}{180}}$	$0.0002e^{j\frac{\pi}{180}}$
2	$0.09e^{j\frac{6\pi}{180}}$	1.00	$0.11e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$0.02e^{-j\frac{8\pi}{180}}$	$-0.006e^{j\frac{2\pi}{180}}$
3	$-0.05e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$0.11e^{j\frac{5\pi}{180}}$	1.00	$-0.07e^{j\frac{6\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{3\pi}{180}}$	$0.01e^{-j\frac{5\pi}{180}}$
4	$-0.01e^{j\frac{2\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.07e^{j\frac{6\pi}{180}}$	1.00	$-0.12e^{j\frac{3\pi}{180}}$	$-0.08e^{-j\frac{2\pi}{180}}$
5	$0.005e^{-j\frac{3\pi}{180}}$	$0.02e^{-j\frac{8\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{3\pi}{180}}$	$-0.12e^{j\frac{3\pi}{180}}$	1.00	$0.09e^{j\frac{5\pi}{180}}$
6	$0.0002e^{j\frac{\pi}{180}}$	$-0.006e^{j\frac{2\pi}{180}}$	$0.01e^{-j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.08e^{-j\frac{2\pi}{180}}$	$0.09e^{j\frac{5\pi}{180}}$	1.00

表 9 阵元互耦系数(阵列 4)

	1	2	3	4	5	6
1	1.00	$-0.13e^{j\frac{6\pi}{180}}$	$0.08e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$0.03e^{-j\frac{2\pi}{180}}$	$-0.007e^{-j\frac{6\pi}{180}}$	$0.0004e^{-j\frac{2\pi}{180}}$
2	$-0.13e^{j\frac{6\pi}{180}}$	1.00	$-0.11e^{j\frac{7\pi}{180}}$	$0.06e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.01e^{-j\frac{3\pi}{180}}$	$0.006e^{j\frac{2\pi}{180}}$
3	$0.08e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.11e^{j\frac{7\pi}{180}}$	1.00	$-0.08e^{j\frac{4\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{1\pi}{180}}$	$0.01e^{-j\frac{4\pi}{180}}$
4	$0.03e^{-j\frac{2\pi}{180}}$	$0.06e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.08e^{j\frac{4\pi}{180}}$	1.00	$-0.12e^{j\frac{5\pi}{180}}$	$-0.06e^{-j\frac{2\pi}{180}}$
5	$-0.007e^{-j\frac{6\pi}{180}}$	$-0.01e^{-j\frac{3\pi}{180}}$	$0.04e^{j\frac{1\pi}{180}}$	$-0.12e^{j\frac{5\pi}{180}}$	1.00	$0.1e^{j\frac{4\pi}{180}}$
6	$0.0004e^{-j\frac{2\pi}{180}}$	$0.006e^{j\frac{2\pi}{180}}$	$0.01e^{-j\frac{4\pi}{180}}$	$-0.06e^{-j\frac{2\pi}{180}}$	$0.1e^{j\frac{4\pi}{180}}$	1.00

6.1.1 定位误差推导的有效性

假设辐射源位于 $u_1 = (3130, 2676)$ (m), 仿真图(见图 4~5)中, 分别给出 X 坐标和 Y 坐标的估计偏置随信噪比变化的曲线. 并且每个仿真图都给出了两种计算结果, 一种是利用第 4 节推导出的理论公式计算出的位置偏差, 另一种是经过 1000 次 MC 实验所给出的统计结果.

从图中可以看出, 随着信噪比的增加, 估计偏置 ΔX 和 ΔY 逐渐变小, 最终收敛到理论值, 从而验证了文中理论推导的正确性.

6.1.2 神经网络的泛化性能随 SNR 的变化

固定辐射源位置 $u_1 = (-1503, 5874)$ (m), 图 6 给出了目标位置估计均方根误差随信噪比变化的曲

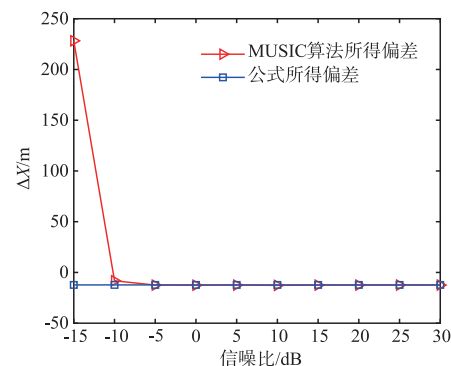
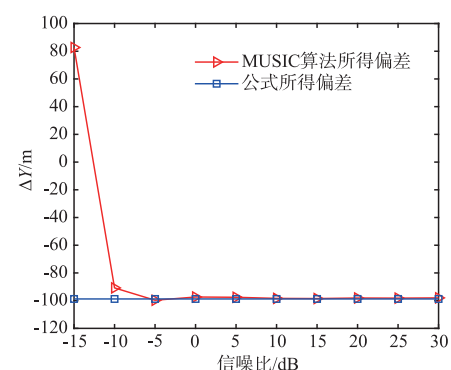
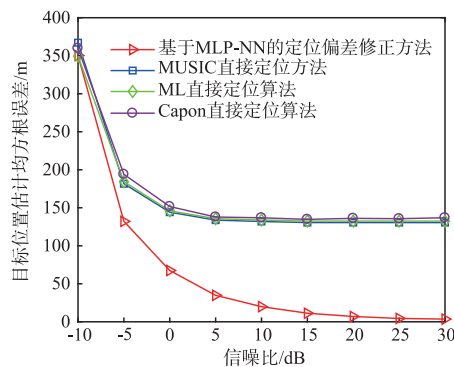
图 4 ΔX 随信噪比变化曲线图图 5 ΔY 随信噪比变化曲线图

图 6 目标位置估计均方根误差随信噪比变化曲线图

线图.

从图 6 中可以得到以下结论:(1)与现有直接定位算法(包括 MUSIC 直接定位算法、ML 直接定位算法和 Capon 直接定位算法)相比,所提出的基于 MLP-NN 的直接定位偏差修正方法的定位性能要优于这三种算法,原因是这三种算法的定位精度都受到了阵列模型误差的影响,而所提方法能够对阵列模型误差导致的直接定位偏差进行有效地修正;(2)通过对比 MUSIC 直接定位算法和所提出的基于 MLP-NN 的定位偏差修正方法可以看出,随着信噪比的增大,位置偏差的修正效果越来越好.这是因为,网络训练所采用的样本是在大辐射功率下得到的,即在高信噪比下获得的,所以随

着信噪比的增加,实际数据跟训练数据更为接近,故定位偏差修正效果越好.

6.2 两个辐射源存在的场景

本小节在两个辐射源存在的场景下对所提出的基于 MLP-NN 的直接定位偏差修正方法的性能进行研究. 考虑阵元互耦及阵元幅相误差同时存在的情况,由于没有阵元位置误差,且阵列观测站为均匀线阵,阵元互耦矩阵可根据式(10)进行建模,假设只有相邻 2 个阵元存在互耦效应,阵元互耦系数的具体数值见表 10. 阵元幅相误差的数值保持不变(与 6.1 节相同),MLP-NN 的结构也保持不变. 另外,假定预先知道两个源分别存在于 $\begin{cases} -7(\text{km}) \leq x \leq -2(\text{km}) \\ 2(\text{km}) \leq y \leq 7(\text{km}) \end{cases}$ 和 $\begin{cases} 2(\text{km}) \leq x \leq 7(\text{km}) \\ 2(\text{km}) \leq y \leq 7(\text{km}) \end{cases}$ 的范围内,预先设置训练步长(分辨率) $\Delta x_1 = \Delta x_2 = \Delta y_1 = \Delta y_2 = 1(\text{km})$,按 5.2 节的方式放置校正源获得训练集,并对所构造的 MLP-NN 进行训练.

表 10 阵元互耦系数

未校正阵元 序号	1	2	3	4	5	6
阵列 1	1.00	$0.03e^{j8\pi/180}$	0.00	0.00	0.00	0.00
阵列 2	1.00	$-0.01e^{-j10\pi/180}$	0.00	0.00	0.00	0.00
阵列 3	1.00	$0.07e^{j5\pi/180}$	0.00	0.00	0.00	0.00
阵列 4	1.00	$0.02e^{j9\pi/180}$	0.00	0.00	0.00	0.00

6.2.1 神经网络的可行性验证

信噪比固定为 $\text{SNR} = 30(\text{dB})$,在

$$\begin{cases} -7(\text{km}) \leq x \leq -2(\text{km}) \\ 2(\text{km}) \leq y \leq 7(\text{km}) \end{cases} \text{ 和 } \begin{cases} 2(\text{km}) \leq x \leq 7(\text{km}) \\ 2(\text{km}) \leq y \leq 7(\text{km}) \end{cases}$$

的范围内随机放置 2 个辐射源(互不相关),利用已训练好的网络对这两个源进行定位偏差修正,重复实验 50 次(每次均随机选取辐射源的位置),图 7 和图 8 分别给出了目标 1 和目标 2 定位偏差修正前后的效果图. 实验结果验证了所提的基于 MLP-NN 的直接定位偏差修正方法在多源场景下的可行性和有效性,同时也验证了注释 2 的分析,即所提方法对于训练样本中未出现的样本(不同的目标位置)具有较好的泛化性能.

6.2.2 神经网络的泛化性能随 SNR 的变化

固定辐射源位置 $\mathbf{u}_1 = (-4526, 5510)(\text{m})$ 和 $\mathbf{u}_2 = (4682, 5601)(\text{m})$,图 9 和图 10 分别给出了 $\mathbf{u}_1$ 和 $\mathbf{u}_2$ 的位置估计均方根误差随信噪比变化的曲线图.

从图 9 和图 10 中可以得到与 6.1.3 节相似的结论:(1)所提方法的定位精度要优于其余两种直接定位方法;(2)随着信噪比的增大,位置偏差的修正效果越好. 进一步验证了所提出的基于 MLP-NN 的直接定位偏差修正方法在多源场景下的有效性.

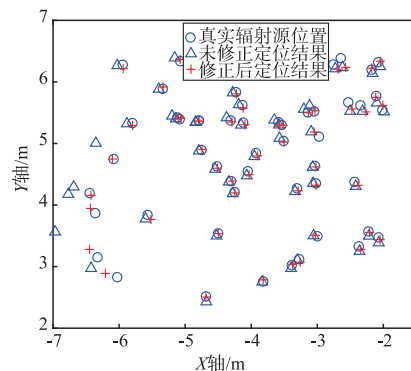


图7 定位偏差修正前后示意图(目标1)

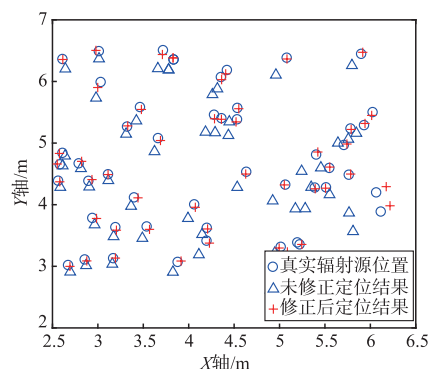


图8 定位偏差修正前后示意图(目标2)

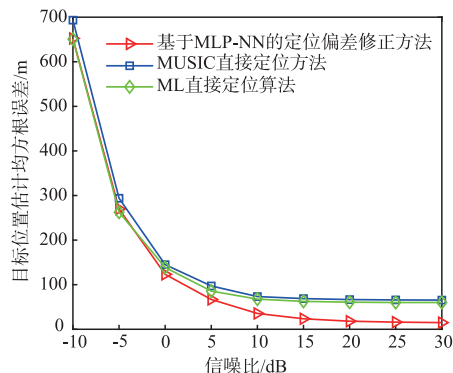


图9 目标位置估计均方根误差随信噪比变化曲线图(目标1)

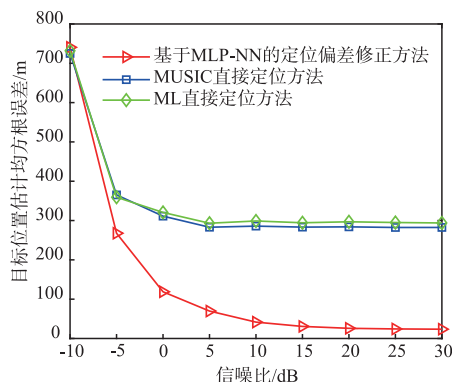


图10 目标位置估计均方根误差随信噪比变化曲线图(目标2)

7 结语

本文通过一阶 Taylor 级数展开得到了阵列模型误差条件下 MUSIC 直接定位算法的定位误差,从表达式中可以看出目标真实位置与阵列模型误差导致的有偏位置估计之间存在一种非线性关系,但是这种关系在实际条件下无法获知.基于此,本文提出了一种神经网络(MLP-NN)方法对定位偏差进行修正,该方法避免了传统阵列误差校正中对阵列误差矩阵的估计,直接通过神经网络学习由阵列模型误差所引起的定位偏差的规律.最后,仿真实验验证了理论推导的正确性以及所提方法的有效性.

需要指出的是,本文所采用的分析方法为一阶误差分析方法,随着模型误差的增大,本文所推导的直接定位偏差难免会存在一些偏差,但是,尽管在大的阵列误差的条件下,本文所提出的基于 MLP-NN 的直接定位偏差修正方法仍然适用.

参考文献

- [1] 孙仲康. 单多基地有源无源定位技术[M]. 北京:国防工业出版社,1996.
- [2] 胡来招. 无源定位[M]. 北京:国防工业出版社,2004.
- [3] AMAR A, WEISS A J. Direct position determination of multiple radio signals[J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2005, 2005(1): 1-13.
- [4] WEISS A J. Direct position determination of narrowband radio frequency transmitters[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(5): 513-516.
- [5] AMAR A, WEISS A J. Direct position determination in the presence of model errors-known waveforms[J]. *Digital Signal Processing*, 2006, 16(1): 52-83.
- [6] OISPUU M, NICKEL U. Direct detection and position determination of multiple sources with intermittent emission[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(12): 3056-3064.
- [7] 欧阳鑫信, 万群, 曹景敏, 等. 跳频信号的时差直接定位[J]. *电子学报*, 2017, 45(4): 820-825.
OUYANG Xin-xin, WAN Qun, CAO Jing-min, et al. TDOA-based direct geolocation of frequency-hopping signals[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(4): 820-825. (in Chinese)
- [8] 王鼎, 吴志东, 尹洁昕. 信号波形已知条件下多目标直接定位性能分析及其改进算法[J]. *电子学报*, 2017, 45(12): 2881-2889.
WANG Ding, WU Zhi-dong, YIN Jie-xin. A performance analysis and improvement algorithm for multiple-source direct localization with known signal waveforms[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(12): 2881-2889. (in Chinese)
- [9] BOONSTRA A J, VAN DER VEEN A J. Gain calibration methods for radio telescope arrays[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(1): 25-38.
- [10] 刘松, 廖勇, 谢远举. 一种高效稳健的均匀圆阵互耦校正方法[J]. *电子学报*, 2017, 45(9): 2170-2176.
LIU Song, LIAO Yong, XIE Yuan-ju. An efficient and robust calibration method of mutual coupling for uniform circular array[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(9): 2170-2176. (in Chinese)
- [11] SEE C M S. Method for array calibration in high-resolution sensor array processing[J]. *IEEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 1995, 142(3): 90-96.
- [12] RAWAT A, YADAV R N, SHRIVASTAVA S C. Neural network applications in smart antenna arrays: A review[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2012, 66(11): 903-912.
- [13] VIGNESHWARAN S, SUNDARARAJAN N, SARATCHANDRAN P. Direction of arrival (DoA) estimation under array sensor failures using a minimal resource allocation neural network[J]. *IEEE Transactions on Antennas & Propagation*, 2007, 55(2): 334-343.
- [14] OFEK G, TABRIKIAN J, ALADJEM M. A modular neural network for direction-of-arrival estimation of two sources[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(17): 3092-3102.
- [15] GHOLAMI M, CAI N, BRENNAN R W. An artificial neural network approach to the problem of wireless sensors network localization[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2013, 29(1): 96-109.
- [16] CHEN C S. Artificial neural network for location estimation in wireless communication systems[J]. *Sensors*, 2012, 12(3): 2798-2817.
- [17] JAFFER A G. Constrained mutual coupling estimation for array calibration[A]. *Proceedings of the 35th Conference on Signal, Systems and Computers[C]*. Asilomar: IEEE Press, 2001. 1273-1277.
- [18] FRIEDLANDER B, WEISS A J. Direction finding in the presence of mutual coupling[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1991, 39(3): 2732-284.

作者简介



陈 鑫 男, 1994 年生于湖南邵阳. 现为解放军信息工程大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为无源定位和阵列信号处理.
E-mail: ischen.xin@foxmail.com



王 鼎(通信作者) 男,1982 年生于安徽芜湖,博士(后).现为解放军信息工程大学信息系统工程学院副教授.主要研究方向为无源定位和阵列信号处理.

E-mail:wang_ding814@aliyun.com



唐 涛 男,1981 年生于湖北荆门,博士.现为解放军信息工程大学信息工程学院副教授.主要研究方向为阵列信号处理和 DSP 实现.



尹洁昕 女,1989 年生于河南郑州.现为解放军信息工程大学信息工程学院博士研究生.主要研究方向为无源定位和阵列信号处理.



吴 瑛 女,1960 年生于河南郑州.现为解放军信息工程大学信息工程学院教授.主要研究方向为数字信号处理、阵列信号处理和无源定位.