

基于分层神经网络的宽频段 DOA 估计方法

张 旻 李鹏飞

(解放军电子工程学院 309 研究室 合肥 230037)

(安徽省电子制约技术重点实验室 合肥 230037)

摘 要: 该文提出了一种采用智能识别技术解决宽频段来波方位估计的新方法。提取已知来波方位信号的协方差矩阵的上三角部分作为样本特征, 然后构建区域估计和方位估计的分层模型, 实现对未知来波方位的精确估计。所提出的分层方法降低了模型构造的复杂度, 实现了宽频段来波方位估计。给出了应用该方法的具体步骤。仿真实验结果表明, 该方法具有很高的测向精度, 具有广阔的应用前景。

关键词: 信号处理; 宽频段; 来波估计; 区域估计; 神经网络

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)09-2118-05

A Broadband Direction of Arrival (DOA) Estimation Approach Based on Hierarchy Neural Networks

Zhang Min Li Peng-fei

(Division 309, Electronic Engineering Institute of PLA, Hefei 230037, China)

(Anhui Electronic Restricting Technique Key Laboratory, Hefei 230037, China)

Abstract: A novel intelligent DOA estimation technique for broadband signals is proposed, which transfer the problem of DOA estimation into a large amount of data intelligent learning and recognition problem. The upper triangular half of the correlation matrix of knowing direction signals is extracted to form training set. This paper used region direction detection neural network and DOA estimation neural networks to estimate DOA for unknown signal. The main advantage of this new approach is dramatic reduction the size and complex of the training set required for each smaller neural network. The specific steps are presented. The simulation results show the DOA estimation technique for broadband signals has very high precision, and effectiveness for future application.

Key words: Signal processing; Broadband; DOA; Region estimation; Neural network

1 引言

来波信号到达角估计问题是通信、雷达、声纳等领域研究的热点问题。目前解决高精度, 超分辨和快速测向技术可以从两个角度考虑: 基于数学模型通过解析计算得出结果, 如传统的 MUSIC 法, ESPRIT 法等。近年来基于这种思路的 DOA 估计取得了丰硕的成果, 但由于这些理论算法运算量大, 无法实时实现^[1]; 二是对实际应用环境的适应性差, 达不到要求的性能指标, 这些理论算法大都停留在实验室仿真上。随着智能计算技术的飞速发展, 人们开始研究通过海量样本学习解决来波方位估计的软计算方法, 通过学习使构建的模型具有测向系统的能力。神经网络因其非线性映射及泛化功能可以用于到达角估计问题, 其优点在于建模过程是采用训练样本构造人工神经网络, 而不是精确的数学方

程式, 在实际情况下采集的训练样本可以将噪声、信噪比、信号模型、传输通道等因素考虑进去, 因此可以很好地解决这些问题, 同时采用神经网络建模的方法不需进行特征值分解、谱峰搜索、且计算可以并行快速实现, 从而有望应用于实际工程。文献[1-12]都是利用神经网络来预测来波方向的估计, 其中文献[3]详细分析了神经网络的性能, 在各种信噪比情况下神经网络无论在估计精度和估计时间上都远远优于 MUSIC 算法, 同时神经网络能够有效的消除通道不一致、天线互耦等因素的影响。但算法多是针对某一固定信号工作频率设计的, 天线阵列间距一般为 $\lambda/2$, 有的还是针对很窄的方位区域。然而目前常规的无线电通信测向系统信号频段宽, 来波全方位(如 10-1000 MHz, 信号的信噪比 5-20 dB 范围, 信号的方位是 $0-360^\circ$), 宽频段无线电智能测向模型面临的是海量测向数据学习问题, 远比固定工作频段的 DOA 估计复杂, 直接采用神经网络模型难以收敛^[8], 影响了神经网络技术在宽频段

DOA 估计中的应用。论文根据信息系统中知识是有层次和粒度的规律,通过分层的方法进行建模,大大降低建模复杂度,使得模型能够满足获取宽频段天线阵列测向系统的能力,达到了高精度无线来波方位估计的目的。

2 天线阵列信号及RBF神经网络

考虑一个远场的窄带信号 $S(t)$ 入射到 M 元阵列,第 l 个阵元的接收信号为

$$x_l(t) = g_l S(t - \tau_l) + n_l(t), \quad l = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中 g_l 是第 l 个阵元对信号的增益; $n_l(t)$ 是第 l 个阵元接收到的噪声; τ_l 是第 l 个阵元相对于参考点的延迟。将 M 个阵元在时刻 t 接收到的信号写成一个矢量,即写成矢量形式为: $\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t)$, 其中 $\mathbf{A}(\theta)$ 是方向矩阵,噪声 $\mathbf{N}(t)$ 是独立于信号的白高斯过程。空间信号的角度信息全部包含在阵列接收信号矢量,或阵列协方差矩阵式(2)中。

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^H(t)] = \mathbf{A}E[\mathbf{S}(t)\mathbf{S}^H(t)]\mathbf{A}^H + E[\mathbf{N}(t)\mathbf{N}^H(t)] \quad (2)$$

基于 RBF 神经网络的来波估计可以看成如下映射 $F: C^M \rightarrow R^K$, 如图 1 所示。RBF 神经网络具有输入层、隐层和输出层。输入层一般输入的是提取的方位特征信息。可提取的特征一般有 3 种: 相位差、协方差矩阵和特征向量,其中协方差矩阵作为特征包含的信息量丰富,且考虑到协方差矩阵的对称性以及对角线元素不含有任何方向信息,因此选择协方差矩阵中对角线以上的元素作为训练样本(不包含对角线元素),此时网络输入层节点个数为 $M \times (M - 1)$,比选择全部协方差矩阵的方法输入节点个数少,但是网络的泛化能力并没有下降^[10],本文采用协方差矩阵的上三角部分作为网络的输入。

$$\boldsymbol{\alpha} = [\mathbf{R}_{12}, \dots, \mathbf{R}_{1M}, \mathbf{R}_{23}, \dots, \mathbf{R}_{2M}, \dots, \mathbf{R}_{M(M-1)}]^T \quad (3)$$

实际应用中需要将输入向量进行归一化处理:

$$\mathbf{r} = \boldsymbol{\alpha} / \|\boldsymbol{\alpha}\| \quad (4)$$

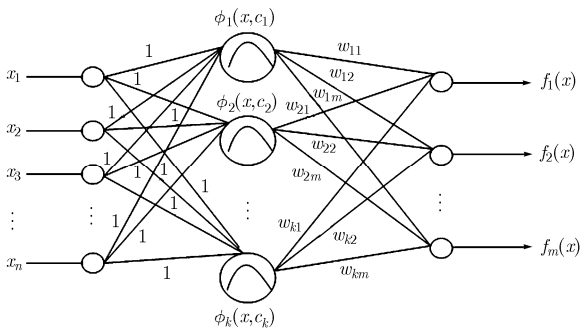


图 1 径向基神经网络示意图

在 RBF 神经网络训练阶段,通过天线阵列模型输入与输出的映射关系产生一训练样本集 $\{(\mathbf{r}_i, \theta_i), i = 1, 2, \dots, N\}$, \mathbf{r}_i 是归一化的协方差矩阵上三角特征, θ_i 是来波方位, N 是训练样本数。RBF 神经网络的输入输出映射关系为

$$\theta_k(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^L w_i^k h(\|\mathbf{r} - c(i)\|^2), \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

w_i^k 是输出层第 k 个输出与隐层第 i 个神经单元之间的连接权重。一般选用高斯函数,则式(5)表达为

$$\theta_k(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^L w_i^k e^{-\frac{\|\mathbf{r}-c(i)\|^2}{\sigma^2}}, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

这里 L 是 RBF 网络的隐层神经元数, $c(i)$ ($i = 1, 2, \dots, L$) 为基函数的中心, σ^2 为高斯函数的宽度系数。如何训练 RBF 神经网络详细的过程可以参考文献[13]。

由于来波方位估计是一个比较复杂的问题,即使是针对固定频率来波方位估计,RBF 神经网络也需要很多的隐层神经元才有可能收敛到一个可以接受的误差范围。如文献[3]训练样本 181 个,来波方向 $-45^\circ \sim 45^\circ$,需要多达 100 左右的神经元才能使得 RBF 收敛。全方位宽频段的 DOA 问题远比固定频率的 DOA 估计复杂的多,单个神经网络几乎很难完成学习任务。

3 宽频段多信道智能测向分层模型

均匀圆阵列天线以其优越的系统性能在通信、雷达探测、导航制导等许多领域得到了广泛的应用,本文就以均匀 5 元圆阵列研究宽频段智能方位估计问题。均匀圆阵列的各种系统参数(包括天线振子特性、阵元数目和阵列半径等)确定后,它的系统性能就已经被确定;当阵元数目固定后,半径 R 是均匀圆阵列方向图函数的唯一一个可变参量。对于宽频段无线电信号测向,一般针对不同的频段会有若干个半径不同的阵列,如针对 10-1000 MHz,一般从低到高有 3 个不同半径(如 $R=2$ m、0.7 m 和 0.3 m)的 5 元圆阵列天线,分别对应不同的子频段(10-150 MHz、150-500 MHz、500-1000 MHz),频率越高的频段天线半径越小。即使是子频段所对应的信号宽度也是很宽,如半径 0.7 m 的均匀圆阵列所对应的测向频段为 150-500 MHz,单个神经网络模型难以构建,需要进行一定的处理。人类智能的显著特点就是可以在极不相同的层次上观察和分析同一问题。容易观察的现象在本层次上获得,如果不能得到问题的结论,就进行深入研究,在下一个层次(粒度)上获取。粒度模型应用于分类问题研究,

合理选择粒度, 形成分层分类器, 可以有效降低分类器的构建难度, 提高分类器的准确率^[14]。采用分层多粒度模型可以极大地降低宽频段测向系统模型构建的难度, 提高来波的估计精度, 因此我们采用分层的粒度模型解决宽频段 DOA 问题。

分层的粒度模型也是基于 RBF 神经网络, 由区域估计和来波方位估计网络两个部分组成, 相当于区域粗划分和方位细分的方式完成, 也就是由一个 RBF 神经网络用来探测来波区域, 另一部分 RBF 神经网络精确估计方位, 结构如图 2。

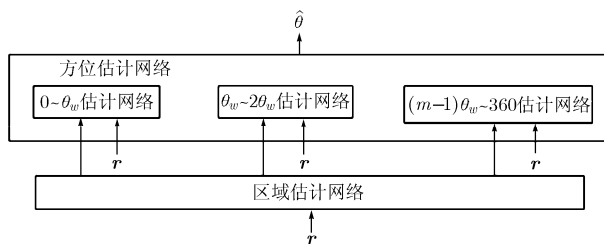


图2 分层的来波方位估计结构图

3.1 基于模式编码的神经网络区域估计

区域估计可以看成对来波方位的粗估计。区域估计阶段将整个区域划分成宽度为 θ_w 的 p 个区域, 如果来波方位来自是 $[(m-1)\theta_w, m\theta_w]$, ($m \leq p$), 则对应的第 m 区域输出为1, 其余的区域输出为0。尽管训练样本是宽频段的协方差矩阵向量, 但由于采用区域的划分, 类别数量大大下降(从0-360变成了 $1-p$), 相当构建粗粒度的分类模型。该阶段神经网络的输出采用0-1 编码的方式来实现, 具体网络结构如图2所示。神经网络有 p 个输出, 分别对应 p 个不同区域。训练阶段若目标在哪个角度区域内存在, 则该区域对应的节点输出为1, 而其余输出节点均为0。在区域估计阶段, 当一个未知区域的样本作用到输入端时, 考查各输出节点的值, 理论上, 当目标处于某区域时, 神经网络估计后对应的节点输出结果应为1, 实际上, 由于噪声的存在, 该节点输出总是小于1, 可以选择输出值最大节点作为目标所在的区域。

3.2 基于函数逼近的神经网络来波方位估计

来波方位估计是在来波区域估计基础上进行的, 是在来波方位粗估计后的精确细估计过程。方位估计阶段可通过神经网络建立输入信号特征与到达角度之间的一一映射。若把每个区域到达角 $[(m-1)\theta_w, m\theta_w]$ 看成一个函数 $f(\mathbf{r})$, 其中 \mathbf{r} 是针对某个到达角的归一化协方差矩阵上三角特征, 则可以把神经网络看成对输出未知函数 $f(\mathbf{r})$ 的逼近器, 网络的结构如图1所示。有 p 个区域, 就有 p 个精确来波

方位估计神经网络。尽管训练的输入 \mathbf{r} 是整个频段, 但由于每个来波估计神经网络只是针对某一区域, 能够激活每个区域而进入神经网络的训练样本数量只是原样本 $J = \lfloor \theta_w/360 \rfloor$ 倍, 角度类别由0-360°变为 $[(m-1)\theta_w, m\theta_w]$ 。由于每个区域的训练样本的数量和类别都减少了, 神经网络构建的难度就大大降低, 因此采用分层的方法不仅使得整个宽频段的方位估计成为可能, 而且有利于提高来波估计的精确度。

由于来波方位估计阶段是在区域探测的基础上进行的, 区域探测的准确性对最终来波估计的影响至关重要。由于实际来波信号的复杂性和神经网络泛化特性, 易造成区域估计过程中来自区域边界附近的来波造成相互间误判的情况。如将全方位分成12个区域, 每个区域30°范围, 以第2区域是 $[30^\circ - 60^\circ]$ 为例, 在第2区域30°附近的来波极有可能被误判成第1区域, 第2区域60°附近来波易被判为第3区域, 这样就会启动错误区域的来波估计模型造成来波方位的细估计时的错误。本文采用将来波方位区域端点适当延伸 $\Delta\theta^\circ$ 的方法来修正这种误差, 如第 m 区域为 $[(m-1)\theta_w - \Delta\theta, m\theta_w + \Delta\theta]$, 这样即使边界附近误判成相邻的其他区域, 也能在来波估计阶段由于来波延伸而得到正确的估计。同时由于是采用多神经网络处理, 较好解决 $360^\circ - 0^\circ$ 转换时刻不连续问题, 如在第1个区域网络, 从来波方位 $[-\Delta\theta, \theta_w + \Delta\theta]$, 而最后一个区域网络来波方位 $[360 - (\theta_w + \Delta\theta), 360 + \Delta\theta]$, 整个过程没有出现 $360^\circ - 0^\circ$ 转变, 解决了由于 $360^\circ - 0^\circ$ 转换造成的不连续引起的逼近误差。

3.3 算法步骤

以半径为0.7 m, 频段为150~500 MHz进行说明。

(1)区域估计网络构建部分 具体的步骤如下:

(a)产生训练样本集: 设定目标位于 0° 至 360° 之间, 信号信噪比为5-20 dB, 信号的频率在150-500 MHz之间, 随机产生1000个训练样本, 采样相应的数据并计算其协方差矩阵, 然后根据式(4)作归一化, 形成训练样本输入矢量集;

(b)根据来波方位值泛化成12个区域: $[0^\circ - 30^\circ]$, $[30^\circ - 60^\circ]$, ..., $[330^\circ - 360^\circ]$, 采用0-1编码的方法形成对应的输出矢量;

(c)训练RBF神经网络各种参数;

(d)产生测试样本集: 测试数据按照(a)的条件, 随机产生1000个样本, 将来波方位泛化成相应区域, 形成测试样本。(由于是宽频段, 全方位、信噪比不同, 因此随机产生的样本很少相重复, 有很好的代表性。)

(e)利用步骤(c)以获取神经网络进行来波区域估计(输出值最大的节点作为目标所在的区域),测试中将错误划分区域的测试样本提取出来,加入由(a)产生的训练样本集中,重复步骤(c)、步骤(d),直到获取满意的测试结果为止。

(2)来波方位估计网络构建部分 来波方位估计是对区域的精确预测部分,因此有多少区域就有对应的来波方位的估计网络需要训练,每个网络训练的步骤一样,以其中任意一个区域 $[(m-1)\theta_w, m\theta_w]$ 为例说明。具体的步骤如下:

(a)产生输入训练样本集:设定目标方位 $[(m-1)\theta_w - \Delta\theta, m\theta_w + \Delta\theta]$ ($\Delta\theta$ 取 3°),信号信噪比为5-20 dB,信号的频率在150-500 MHz之间,随机产生1000个训练样本,采样相应的数据并计算其协方差矩阵,然后根据式(4)作归一化,并结合来波方位角度形成训练样本集;

(b)训练RBF神经网络各种参数;

(c)产生测试样本集:测试数据按照(a)的条件,随机产生1000个样本,构成测试样本集;(由于频段、信噪比和来波方位的随机性,随机产生的样本很少相重复,有很好的代表性。)

(d)利用神经网络进行测向,在测试中将错误划分区域的测试样本提取出来,加入由(a)产生的训练样本集中,重复步骤(b),步骤(c),直到获取满意的测试结果为止。

4 实验

实验 1 4 个频率点的测向精度仿真分析

天线阵列采用均匀 5 元圆阵,半径 0.7 m。信号的工作频率 160-500 MHz,来波方位 $0-360^\circ$,信噪比为 5-20 dB,信号噪声为高斯白噪声,区域估计网络和来波方位网络按照 3.3 节的方式构建;测试样本:选择 162 MHz, 247 MHz, 373 MHz 和 496 MHz 4 个频率点进行测试,每个频率点在 $0-360^\circ$ 的角度范围内每隔 1° 产生 1 个测试样本,信噪比

5-20dB,共计产生 4 组各 360 个测试样本,快拍数为 1000 点。测试结果如图 3-图 6 所示,其中图(a)是 DOA 估计值和真实值,图(b)是来波方位真实值与估计值的绝对误差(RMS)值,表 1 是估计值与真实值的平均绝对误差;

从图 3-图 6 中以及表 1 中可知本文方法的 DOA 估计结果基本上与真实值的很接近,只是在 496 MHz 上有一个次出现了 80° 左右的误差,这是由于区域估计出现了较大出错引起的。平均测向误差都小于 1° 。

实验 2 160 M~500 MHz 频段的随机测向精度仿真

天线阵列、信号工作频段以及宽频段测向网络获取的方式与实验 1 相同,测试信号的频率在 160-500 MHz,方位在 $0-360^\circ$ 间,信噪比 5-20 dB,快拍数为 1000 点,作 430 次 Monte-Carlo 仿真,结果如图 7,正确率如表 2 所示。

从表 2 和图 7 可知对于随机产生的信号本文方法的 DOA 估计值准确性很高。

表 1 估计值与真实值的平均绝对误差

信号频率(MHz)	162	247	373	496
来波的平均误差($^\circ$)	0.31	0.34	0.27	0.67

表 2 估计的正确率

角度	$< 0.5^\circ$	$< 1^\circ$	$< 2^\circ$	$< 3^\circ$
正确率(%)	84.93	96.51	98.03	98.69

实验 3 估计误差与信噪比关系

天线阵列、信号工作频段以及宽频段测向网络与实验 1 相同,测试信号的频率在 160-500 MHz,方位在 $0-360^\circ$ 间,快拍数为 1000 点,作 300 次 Monte-Carlo 仿真,计算估计值与真实值之间的平均绝对误差,结果如图 8 所示。信噪比在 $-5\text{ dB}\sim 3\text{ dB}$

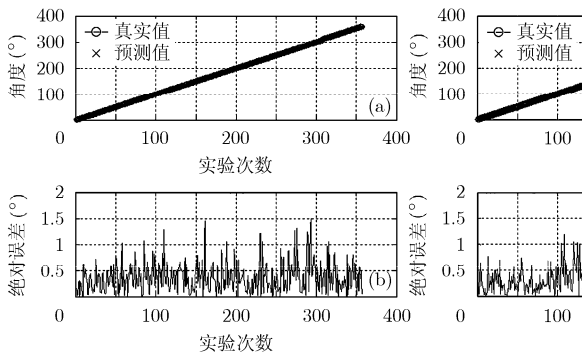


图 3 162MHz DOA 估计值和 RMS 图

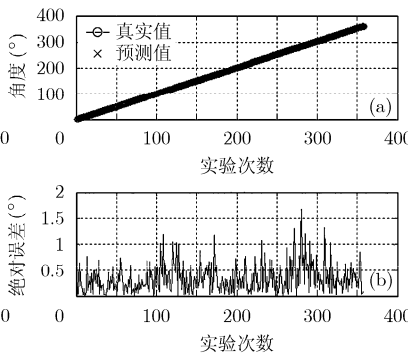


图 4 247MHz DOA 估计值和 RMS 图

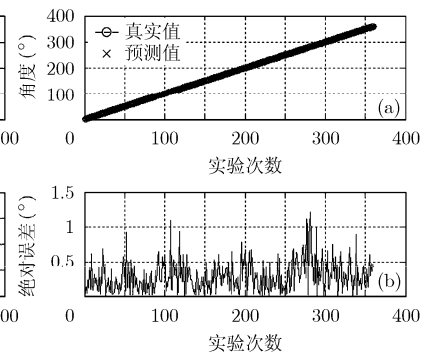


图 5 373MHz DOA 估计值和 RMS 图

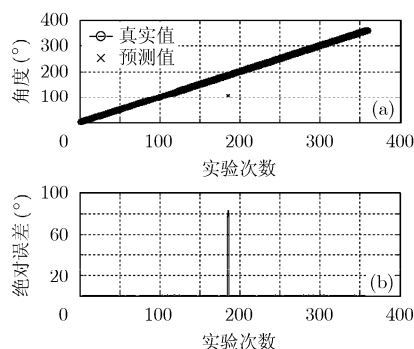


图6 496 MHz 估计值和 RMS 图

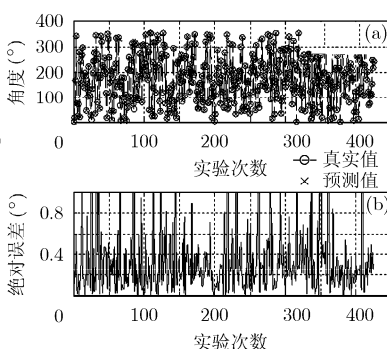


图7 160-500 MHz 间的 DOA 估计及 RMS

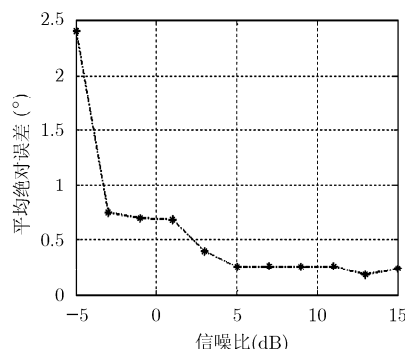


图8 不同信噪比估计值的平均绝对误差

之间的 RMS 值大于 1° ，在 3 dB 以上将低于 1° ，随着信噪比的增加，DOA 值将越高，10dB 以上，在 0.2° 左右。

从以上实验结果可见采用分层的宽频段智能 DOA 估计模型使得网络的复杂度降低，网络的泛化能力强，分层的模型获取了天线阵列的宽频段测向能力，达到较高的 DOA 估计精度。

5 结束语

针对宽频段无线电测向的问题，本文提出了一种有效的宽频段分层的智能测向方法，通过构建来波的区域估计网络和方位估计网络的方法，来获取阵列天线测向系统的测向能力，解决了直接采用神经网络难以实现对复杂的宽频段测向能力学习的问题。采用智能的方式进行宽频段测向能够解决基于数学模型，通过解析计算测向存在的难以工程化的问题，具有很好的应用前景。论文是以圆阵列的进行研究，对其他阵列也有很好的参考作用。下一步将重点开展对宽带智能测向算法的工程化应用和多来波方位的智能估计研究工作。

参考文献

- [1] Guo W Q, Qiu T S, and Tang H, *et al.* Performance of RBF neural networks for array processing in impulsive noise environment[J]. *Digital Signal Processing*, 2008, 18(2): 168-178.
- [2] Wang M, Yang S, and Wu S, *et al.* A RBFNN approach for DOA estimation of ultra wideband antenna array[J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(4-6): 631-640.
- [3] Vigneshwaran S, Sundararajan Narasimhan, and Saratchandran P. Direction of arrival (DOA) estimation under array sensor failures using a minimal resource allocation neural network[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2007, 55(2): 334-343.
- [4] Dourado O D, Doria A D, and Da Mata W. Determination of multiple direction of arrival in antennas arrays with radial basis functions[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1-3): 55-61.
- [5] Kuwahra Matsumoto. Experiments of direction finder by RBF neural network with post processing[J]. *IEEE Electronic Letters*, 2005, 41(10): 24-25.
- [6] Shieh Ching-Sung and Lin Chin-Teng. Direction of arrival

estimation based on phase differences using neural fuzzy network[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2000, 48(7): 1115-1123.

- [7] EI Zooghby A H. Performance of radial-Basis function networks for direction of arrival estimation with antenna arrays[J]. *IEEE on Acoust. Speech and Signal Processing*, 1997, 45(11): 1611-1616.
 - [8] EI Zooghby A H. A neural network-based smart antenna for multiple source tracking[J]. *IEEE on Acoust. Speech and Signal Processing*, 2000, 48(5): 768-776.
 - [9] 严颂华, 吴世才, 吴雄斌. 基于神经网络的高频地波雷达目标到达角估计[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(2): 339-342.
Yan Song-hua, Wu Shi-cai, and Wu Xiong-bin. DOA estimation based on neural network for HFGWR[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(2): 339-342.
 - [10] 于斌, 尹成友, 黄冶. 阵列误差影响下的神经网络波达方向估计[J]. *微波学报*, 2007, 23(6): 21-25.
Yu Bin, Yin Cheng-you, and Huang Ye. Direction Of Arrival (DOA) estimation for an array with errors using RBF neural network [J]. *Journal of Microwaves*, 2007, 23(6): 21-25.
 - [11] 安冬, 王守觉. 基于仿生模式识别的 DOA 估计方法[J]. *电子与信息学报*, 2004, 26(9): 1468-1472.
An Dong and Wang Shou-jue. A DOA estimation method based on biomimetic pattern recognition [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2004, 26(9): 1468-1472.
 - [12] 安冬, 王守觉. 基于仿生模式识别和 PCA/ICA 的 DOA 估计方法[J]. *电子学报*, 2004, 32(9): 1448-1451.
An Dong and Wang Shou-jue. A DOA estimation method based on biomimetic pattern recognition and PCA/ICA [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(9): 1448-1451.
 - [13] S Chen and Cowan C F N, and Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial-basis function networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(3): 302-309.
 - [14] 张铃, 张钊. 问题求解理论及应用——商空间粒度计算理论及应用[M]. 清华大学出版社, 2007: 3-5.
- 张 旻: 男, 1966 年生, 博士, 教授, 从事通信信号处理、模式识别、计算智能等方面的研究。
- 李鹏飞: 男, 1983 年生, 硕士生, 从事通信信号分析与智能信息处理方面的研究。