

基于 RBF 网络的扫描体制雷达 DOA 估计方法

童宁宁¹, 张西川¹, 王光明¹, 贺吉峰²

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 驻航天科工集团二院 23 所军代表室, 北京 100854)

摘 要:针对传统扫描体制雷达无法分辨半功率波束宽度内存在多目标的问题,利用阵列信号处理的思想,把 RBF 神经网络理论应用于机扫雷达的 DOA 高分辨估计。首先给出了扫描体制雷达 DOA 估计的信号模型,提出了一种基于 RBF 网络实现扫描体制雷达 DOA 高分辨估计的 SRBF 算法。然后针对 RBF 网络存在的学习收敛速度慢等问题,给出了基于模糊学习矢量量化(Fuzzy Algorithm for Learning Vector Quantization, FLVQ)的网络学习算法,FLVQ 方法采用模糊 C 均值方法中的模糊权重函数在线自适应调整,来确定输入和中心之间的权值,使得网络具有更高的非线性逼近性能和高效的收敛性。理论分析和仿真结果均表明 SRBF 网络具有快速准确的 DOA 估计能力,算法便于工程实现,具有较高的实用价值。

关键词:扫描雷达; RBF 网络; DOA 估计

DOI:10.3969/j.issn.1009-3516.2010.01.006

中图分类号: TP391.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2010)01-0023-04

随着雷达波束的扫描,目标回波的增益不断改变,扫描体制雷达波束方向(DOA)估计技术就是利用这一信息并结合空间谱估计理论,将时域内接收的脉冲群代替阵列信号中的空域内阵元群的单个脉冲接收。对传统扫描体制雷达进行改进来提高参数估计精度。

神经网络以其强大的映射能力在各个领域得到了广泛的研究和应用。当 RBF 神经网络用于复杂非线性系统时,由于 RBF 网络估计总是将其学习域局限在目标解空间附近,这使得当输入参量有大幅度变化甚至跳出学习域时,不能得到满意的估计结果^[1]。文献[2]采用改进的最小二乘法对 RBF 网络权值进行在线校正,虽然在一定程度上克服了工作点大范围变化时带来的问题,但仍有一定的局限性。文献[3]通过极小化聚类样本的欧氏距离,推导出一种递推 K 均值聚类算法,对径向基函数的中心点和宽度进行在线调整,提高了 RBF 网络在输入参量有较大变化时的跟踪性能,但算法较复杂,运算量大,不适合工程应用。

本文基于模糊学习矢量量化(FLVQ)方法,将 RBF 神经网络从结构上加以改进,并应用于扫描体制雷达的 DOA 估计中,仿真分析了算法的性能。

1 扫描体制雷达 SRBF(Scanning-RBF)模型

扫描雷达 DOA 估计处理的流程见图 1。先对回波脉冲群进行信源数估计,依据信源数选择已训练好的网络结构和权值^[3-4]。同时对接收的脉冲群的协方差矩阵进行预处理,将其变换为网络输入矢量矩阵 \mathbf{Z} 输入到已选神经网络中。最后由 SRBF 网络估计出目标角度集合 $\hat{\Theta}$ 。

在扫描体制雷达中只存在一个通道,而阵列 DOA 技术均是在多通道的数学模型基础上发展出来的,采用多个相邻脉冲数据取代多个阵元数据。假设在波束分辨单元内有 N 个目标,其方位角为 $\{\theta_{TCi}\}_{i=1}^N$,扫描体制雷达在半功率波束宽度内共接收到目标反射的 M 个脉冲,并受到天线方向图的调制,见图 2。第 m 个脉

* 收稿日期:2008-08-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60601016)

作者简介:童宁宁(1963-),女,江苏太仓人,教授,主要从事雷达阵列信号处理和自适应信号处理研究。

E-mail: xichuan102@163.com

冲(信号回波)数据为:

$$x_m(t) = \sum_{i=1}^N g(\theta_i, m) s_i e^{j2\pi f_{di} t} + n_m(t), 1 \leq m \leq M \quad (1)$$

式中: $g(\theta_i, m)$ 为方位角为 θ_i 的目标反射的第 m 个脉冲的方向图增益, 文献[4] 给出了 $g(\theta_i, m)$ 的计算方法; s_i 为第 i 个信号的复幅度, f_{di} 为第 i 个信号对脉冲重复频率的多普勒频率; $n_m(t)$ 为空间噪声或杂波。

将式(1) 写成矢量形式, 则有:

$$\mathbf{X} = \mathbf{B}(\theta, f_d) \mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X} = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 表示由 M 个脉冲组成的矢量; $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 表示由 N 个信号复幅度组成的矢量; \mathbf{N} 为噪声和杂波数据, 另有:

$$\mathbf{B}(\theta, f_d) = [\mathbf{b}_1(\theta_1, f_{d1}), \mathbf{b}_2(\theta_2, f_{d2}), \dots, \mathbf{b}_N(\theta_N, f_{dN})] \quad (3)$$

$$\mathbf{b}_i(\theta_i, f_{di}) = \begin{bmatrix} g(\theta_i, 1) \\ g(\theta_i, 2) e^{j2\pi f_{di}} \\ \dots \\ g(\theta_i, M) e^{j2\pi(M-1)f_{di}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

则脉冲群的快拍数据协方差矩阵可表示为:

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{X}\mathbf{X}^H\} = \mathbf{B}\mathbf{R}_s\mathbf{B}^H + \mathbf{R}_N \quad (5)$$

式中 $[\mathbf{R}]_{\times}$ 表示对协方差矩阵去对角线后行向量化。归一化处理 \mathbf{b} , 可得:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{b} / \|\mathbf{b}\| \quad (6)$$

式中 \mathbf{Z} 为 SRBF 网络的输入向量。

2 SRBF 网络的学习算法

扫描体制下 SRBF 神经网络采用典型的输入层、隐层和输出层 3 层网络结构。本文的 SRBF 网络采用模糊学习矢量量化 (FLVQ) 方法, 它是一种自组织的非监督学习方法, 其目的是从一组数据中提取有意义的特征或某种内在的规律性, 所以自组织网络比其他模型更接近生物神经系统模型^[5-7]。

LVQ 算法的特点是^[2]: 若对输入准确分类, 则使网络权更靠近实际, 否则远离, 对不是最大输出的样本, 不作调整; 而 FLVQ 方法采用模糊 C 均值方法中的模糊权重函数在线自适应调整, 来确定输入和中心之间的权值。

由上节信号模型求得网络输入层输入参量 $\mathbf{Z} = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$, 式中 $K = 2M(M-1)$ 。设 FLVQ 算法要将 $2M(M-1)$ 个特征矢量 z_j 分成 J 类, 类心用 c_j 表示, $j = 1, 2, \dots, J$ 。

应用模糊 C 均值方法确定权系数 u_{ij} , 即:

$$u_{jk} = \left(\sum_{l=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_l\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}, \quad j = 1, 2, \dots, J, k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

自适应调整学习步长 $\alpha(t)$ 有:

$$\alpha(t) = (u_{jk}^{(t)})^m \quad (8)$$

依据模糊权重函数在线自适应调整的思想, 建立 FLVQ 的学习模型如下:

1) 选择隐层阵元数^[5-10] $J, 2 \leq J < K$, 设置允许迭代次数 t_{\max} , 令 $t = 0$, 门限 $\varepsilon > 0$, 随机产生初始聚类中心 $c_0 = (c_{10}, c_{20}, \dots, c_{J0})$;

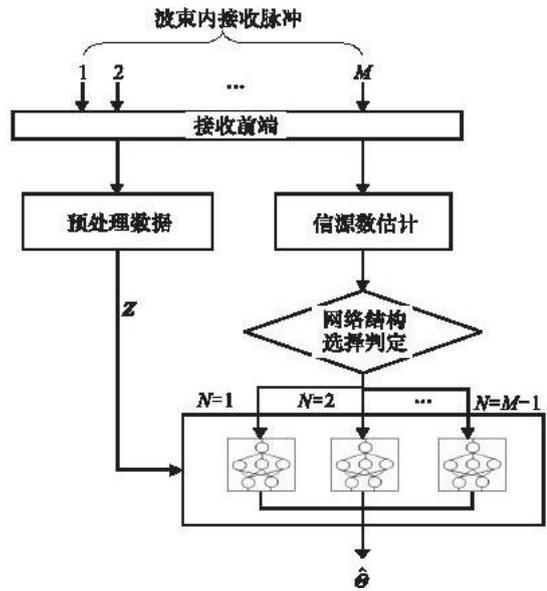


图1 扫描体制雷达信号处理流程

Fig. 1 Signal processing flow of scanning radar system

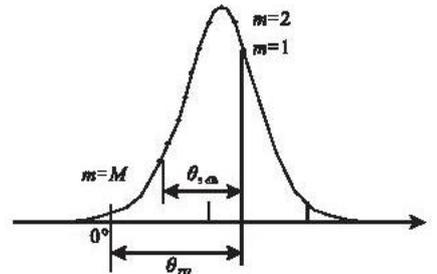


图2 天线半功率波束宽度内目标回波

Fig. 2 Echo wave point in antenna half power beamwidth

2) 令 $t = t + 1$ 计算权系数 $u_{jk} = \left(\sum_{i=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_j\|}{\|x_k - v_i\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}$, $\alpha(t) = (u_{jk}^{(t)})^m$;

3) 按下式自适应更新聚类中心:

$$c_j^{(t)} = c_j^{(t-1)} + \sum_{k=1}^K \alpha_{jk}^{(t)} (x_k - c_j^{(t-1)}) / \sum_{k=1}^K \alpha_{jk}^{(t)} \quad (9)$$

4) 若 $\sum_{j=1}^J \|c_j^{(t)} - c_j^{(t-1)}\|^2 \leq \varepsilon$ 或者 $t = t_{\max}$, 迭代结束; 否则, 返回到 2)。

3 仿真结果分析

本节通过仿真实验分析扫描体制下 SRBF 网络的 DOA 估计性能。FLVQ 的学习模型参数选择 $t_{\max} = 100, m = 2, \varepsilon = 0.002$ 。

实验 1: 设定天线波束宽度为 $\theta_B = 2^\circ$, 扫描天线的转速 $\omega = 6 \text{ r/min}$, 搜索空间范围 $\theta \in [0, 6^\circ]$, 脉冲流数据采样快拍数为 200。SRBF 网路学习算法的参数选择如上所述。对方位角为 $4^\circ, 4.5^\circ$ 两非相干目标的 DOA 估计性能比较见图 3。传统波束对波束宽度 ($3^\circ - 5^\circ$) 内两目标不能分辨。SRBF 与 MUSIC 算法都可进行 DOA 超分辨估计, 但 SRBF 搜索峰值更加尖锐, 估计更加准确。

SRBF 算法对目标在波束宽度内不同方位的误差统计 (500 次蒙特卡罗仿真) 见图 4。算法误差由波束轴线方向 ($\theta = 1^\circ$) 向两边误差呈现递增, 平均误差为 0.1586° , 即目标偏离波束轴线越远, 估计性能相应降低, 最大估计误差为 0.3404° 。可见算法对非相干目标具有较高的估计精度。

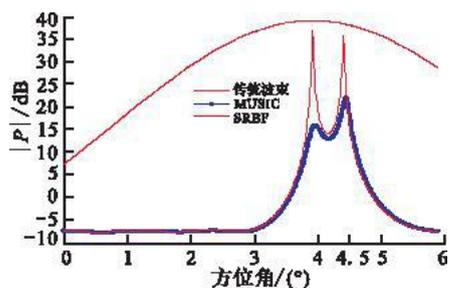


图 3 非相干目标 DOA 估计性能对比

ig. 3 DOA estimation performance of incoherent target

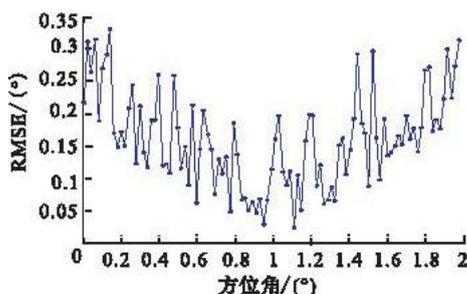


图 4 SRBF 非相干目标 DOA 估计误差

Fig. 4 DOA estimation error of incoherent target

实验 2: 参数设置同实验 1, 两个相干目标方位同上, 其 DOA 估计性能比较见图 5, 传统波束法无法分辨波束宽度内的目标, MUSIC 算法不仅无法分辨两相干信号, 搜索谱线中还出现了伪峰, 而 SRBF 算法确仍可精确定位。SRBF 对相干目标 DOA 估计误差统计曲线 (500 次蒙特卡罗仿真) 见图 6。

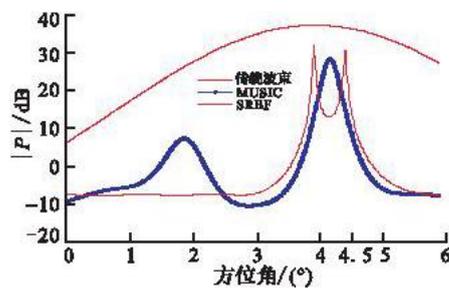


图 5 相干目标 DOA 估计性能对比

Fig. 5 DOA estimation performance of coherent target

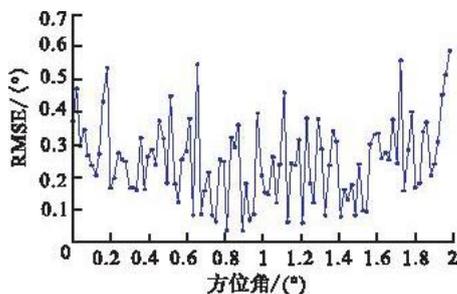


图 6 SRBF 相干目标 DOA 估计误差

Fig. 6 DOA estimation error of coherent target

显然, 与实验 1 相比 SRBF 对相干目标的估计性能相应降低, 统计得出平均估计误差为 0.2315° , 最大估计误差为 0.5748° , 可见算法对相干目标仍具有较好的估计精度和分辨力。

4 结束语

本文把 RBF 神经网络理论应用于机扫雷达的 DOA 估计,理论分析和仿真结果均表明该算法具有较高的估计精度,尤其对相干目标仍具有较高的分辨性能,这是传统基于特征分解 DOA 算法所不能比拟的。

参考文献:

- [1] Martin Pottmann, Dale seborg. Identification of Nonlinear Process Using Reciprocal multiquadric Function[J]. J Proc Count, 1992,2(4):189-203.
- [2] 姬晓飞,申东日,陈义俊. 基于改进的 RBF 神经网络在线辨识算法及其应用 [J]. 计算机仿真,2003,20(11):61-63. JI Xiaofei, SHEN Dongri, CHEN Yijun. An On-line Identification Algorithm Based on Modified RBF Neural Networks and Its Application[J]. Computer Simulation,2003,20(11):61-63. (in Chinese)
- [3] 李鑫滨,杨景明,丁喜峰. 基于递推 K -均值聚类算法的 RBF 神经网络及其在系统辨识中的应用[J]. 燕山大学学报,1999,23(4):363-366. LI Xinbin, YANG Jingming, DING Xifeng. An RBF Neural Network Base on K -mean Cluster Recur Algorithmic and Its Application in System Discovery[J]. Journal of Yanshan University,1994,23(4):363-366. (in Chinese)
- [4] Farina A, Gini F, Greco M. DOA Estimation by Exploiting the Amplitude Modulation Induced by Antenna Scanning [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2002,38(4):1276-1286.
- [5] Di A. Multiple Sources Location: A Matrix Decomposition Approach[J]. IEEE Trans Acoustics Speech and Signal Processing, 1985,33(4):1086-1091.
- [6] Park J, Sandberg I W. Universal Approximation Using Radial Basis Function Networks[J]. Neural Computation, 1991,1(3):246-257.
- [7] Niyogi P, Girosi F. On the Relationship between Generalization Error, Hypothesis Complexity and Sample Complexity for Radial Basis Functions[J]. Neural Computations, 1996,8:819-842.
- [8] Wu H T, Yang J, Chen F K. Source Number Estimation Using Transformed Gerschgorin Radar[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1995,43(6):1325-1333.
- [9] Maruyama T, Kuwahara Y. Estimation of Propagation Structure by Means of Hopfield Neural Network[C]//2001 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium. Boston:IEEE Press,2001:476-479.
- [10] Greco M, Gini F, Farina A. Multiple Large Detection and Estimation by Exploiting the Amplitude Modulation Induced by Antenna Scanning Pant Parameter Estimation [C]//IEEE ICASSP Conference. Hong Kong:IEEE Press,2003:6-10.

(编辑:田新华)

DOA Estimation Method for Scanning Radar Based on RBF Network

TONG Ning - ning¹, ZHANG Xi - chuan¹, WANG Guang - ming¹, HE Ji - feng²

(1. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 2. Military Representative Office of PLA in No. 23 Research Institute of Casic, Beijing 100854, China)

Abstract: In view of the problem that multiple targets are present in the main-lobe of the rotating radar, a method based on the idea of spatial spectrum estimation is proposed, which applies the RBF neural network theory to scanning radar. First a signal model of scanning radar system DOA estimation is presented and a high resolution DOA estimation algorithm is advanced based on RBF network. Then the lower speed of learning and convergence for conventional method is analyzed, thereafter a network learning algorithm based on fuzzy algorithm for learning vector quantization is proposed. In this method, the fuzzy weigh function of the mean of fuzzy-C and the online adaptive adjustment is adopted to determine the weigh between the input and the centre, which makes the network possess a better nonlinear approach performance and high-efficiency convergence. Both the theoretical analysis and the simulation results indicate that this network is fast and exact in estimation performance. The algorithm is effective and is of higher practical value.

Key words: scanning radar; RBF network; DOA estimation