

基于 RBF 神经网络的被动声定位算法研究

国 蓉¹, 何镇安^{1,2}

(1 西安工业大学 光电工程学院, 陕西 西安 710032; 2 中国人民解放军 96165 部队, 江西 上饶 334000)

摘 要: 提出了基于 RBF 神经网络的被动声定位算法. 该算法根据 TDOA 定位原理, 以四元十字阵作为定位模型, 利用 RBF 神经网络较快的学习特性和逼近任意非线性映像的能力, 实现对声源的快速准确定位, 并与 WLS 算法、Chan 算法、Taylor 算法作对比分析. 仿真结果表明, 该算法定位精度高, 鲁棒性好, 性能优于其他算法.

关键词: 被动声定位; 声达时间差; RBF 神经网络; 数据融合

中图分类号: TB52; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)07-0054-03

Research on Passive Acoustic Localization Algorithm Base on RBF Neural Network

GUO Rong¹, HE Zhen-an^{1, 2}

(1 College of Optoelectronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China;

2 No. 96165 Unit of PLA, Shangrao 334000, China)

Abstract: A passive acoustic localization algorithm based on RBF neural network was proposed. According to the principle of TDOA, four-cross array was chosen. And the fast study and non-linear approach capacity of the RBF neural network was made use of to realize rapid and precise localization. Furthermore, relative analysis has been done among RBF neural network, BP neural network, WLS algorithm, Chan algorithm, and Taylor algorithm. The performance of RBF neural network was simulated. The simulation results indicate that algorithm can improve the localization accuracy and robustness, and its performance is better than other algorithms.

Key words: passive acoustic localization; TDOA; RBF neural network; data fusion

1 引言

被动声定位技术具有通视条件好、不受烟雾阻挡、隐蔽性强等特点, 可以弥补雷达、主动声纳等有源探测手段的不足, 国外已广泛应用于炮位侦测、直升机跟踪预警、新型智能雷弹研制以及弹着点定位等领域. 国内在这方面研究起步比较晚, 迫切需要进一步深入研究其关键技术和使用技术^[1-2].

人工神经网络提供了解决复杂非线性问题的方法, 并已经成功地运用于解决语音识别、声目标识别和图像识别等领域的问题^[3]. RBF 神经网络具有结构简单、非线性函数逼近能力强、训练快速易行和较好的泛化能力等特点, 广泛地应用到函数拟和、模式

识别等领域^[4-5]. 文中提出了基于 RBF 神经网络的被动声定位算法, 该算法采用四元十字阵作为定位模型, 运用 RBF 神经网络解决精确数学模型难以建立和求解位置方程时的非线性问题, 从而提高系统的鲁棒性和定位精度.

2 被动声探测定位模型

假设目标声源来自空中目标 S , 具有 3 个自由度, 其空间坐标为 (X, Y, Z) , 根据 TDOA 定位要求至少需要 3 个独立时延 τ_i , 因此本系统采用平面四元十字阵, 4 个传声器分别为 A, B, C, D , 其空间分布如图 1 所示.

根据 TDOA 定位原理可得如下方程:

收稿日期: 2010-10-25; 修回日期: 2010-11-22

基金项目: 陕西省自然基金项目(2010JK598)

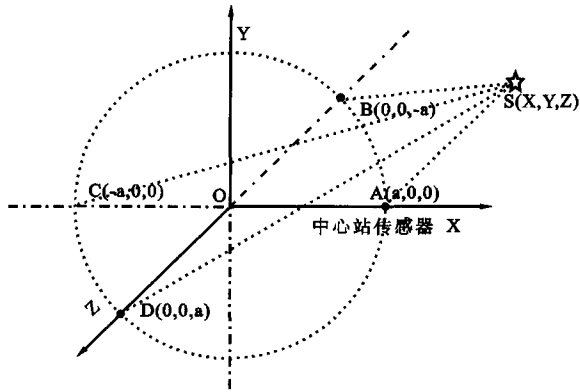


图1 传声器阵列

$$\begin{cases} (X-a)^2 + Y^2 + Z^2 = S_A^2 \\ X^2 + Y^2 + (Z+a)^2 = S_B^2 \\ (X+a)^2 + Y^2 + Z^2 = S_C^2 \\ X^2 + Y^2 + (Z-a)^2 = S_D^2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, S_A 、 S_B 、 S_C 、 S_D , 分别为声源到传感器 A、B、C、D 的距离。

$$\begin{cases} \tau_1 v = S_A - S_B \\ \tau_2 v = S_A - S_C \\ \tau_3 v = S_A - S_D \end{cases} \quad (2)$$

其中, v 为声速, 计算由式(1)和(2)构成的非线性方程组可得到目标声源的位置, 但计算量大、表达式极为复杂, 同时数学模型是在忽略复杂非线性环境影响的条件下建立的理想模型, 误差较大, 很难满足工程实践需要。

目前, 对于精确数学模型难以建立问题主要采用基于数据驱动的方法解决, 而神经网络作为一种有效工具被广泛应用, 其中 BP 神经网络是目前应用较为广泛和成熟的网络, 但存在训练速度慢、容易陷入局部极小值和算法收敛等问题; 对于非线性问题的解决方法有: 加权最小二乘法、Chan 算法、Taylor 算法以及增加副站传感器将非线性问题转化为线性问题^[6]等, 虽然这些算法提高了定位精度, 取得了一定的效果, 但都是基于理想数学模型之上的改进, 定位效果不能很好地满足实际运用需要。本文提出基于 RBF 神经网络的被动声定位算法较好地解决了上述问题。

3 基于 RBF 神经网络的被动声定位算法模型

RBF 神经网络是一种性能良好的前向神经网络, 已经证明它具有全局逼近的性质, 且不存在局部最小问题。它不仅具有良好的任意非线性逼近能力, 而且训练速度快, 自适应能力和泛化能力强, 利于实

时系统的实现, 其基本思想是^[7]: ①用径向基函数作为隐含层单元的“基”构成隐含层空间, 输入矢量不需要通过权连接直接映射到隐含层空间, 并通过确定径向基函数的中心点和宽度, 确定映射关系; ②确定隐含层到输出层的权值向量且隐含层空间到输出空间是线性映射关系。图 2 为基于 RBF 神经网络的被动声定位算法模型。

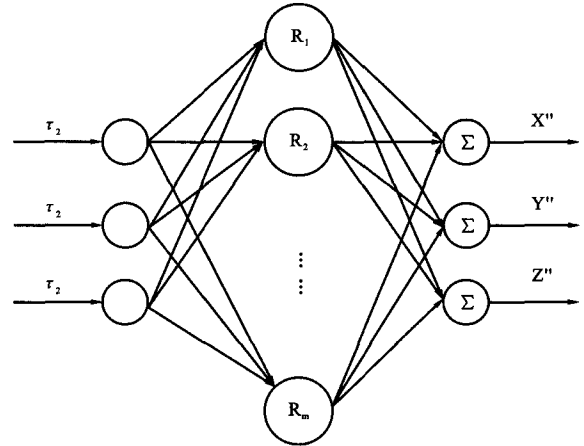


图2 基于RBF神经网络的被动声定位算法模型

本系统采用平面四元十字阵, 取输入层为 3 个 TDOA 值 τ_i , 隐含层的基函数为高斯函数, 即:

$$R_i(X_p) = \exp\left\{-\frac{\|X_p - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right\} \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

式中, X_p 为输入向量; $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数; C_i 是第 i 个基函数的中心; m 是隐含层神经元的个数; σ_i 是隐含层第 i 个神经元高斯函数的宽度。输出层为目标声源的估计位置坐标 (X'', Y'', Z'') , 则输入与输出之间的映射关系为:

$$(X'', Y'', Z'') = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^3 W_{ij} R_i(P) \quad (4)$$

式中, W_{ij} 是隐含层第 i 个基函数与第 j 输出节点的连接权值。设 Y_j 为实际输出值, D_j 为样本的期望输出值, 则基函数的方差可表示为:

$$\sigma = \frac{1}{p} \sum_j^m \|D_j - Y_j C_i\| \quad (5)$$

4 仿真分析

文中在高斯噪声环境下, 对基于 RBF 神经网络的被动声定位算法、基于 BP 神经网络的被动声定位算法、Taylor 算法、Chan 算法和最小二乘 (LS) 算法进行仿真分析。仿真条件为: 采用单个四元十字阵如图 1 所示, 阵元与阵中心距离 $a=0.1\text{m}$, 目标与阵中心的距离为 r , 环境温度 $t=24^\circ\text{C}$ 。实验数据分两

部分,一部分 90 组,另一部分 10 组分别用于 RBF 神经网络、BP 神经网络的训练和测试。RBF 神经网络和 BP 神经网络的相关设置如下:

RBF 神经网络仿真流程:(1)归一化训练和测试数据;(2)创建 RBF 神经网络,以归一化后的 3 个 TDOA 测量值 τ_i 为输入,目标声源位置(X'', Y'', Z'')为输出,进行学习并测试。网络学习的目的是确定基函数中心、高斯函数的宽度以及隐含层到输出层的连接权值,学习过程分两个阶段进行。

第一阶段,采用 K -均值聚类法求取基函数中心和高斯函数的宽度,具体过程为:

步骤 1:初始化网络即选择 $N = 90$ 个训练样本作为初始聚类中心;

步骤 2:按最小距离原则对输入样本进行归类,即:当 $d_j = \min \|X_p - C_j\|$ 时, $X_p \in \Theta_j$, 式中 d_j 为输入样本 X_p 与聚类中心 C_j 的最小欧氏距离, Θ_j 为各个聚类集合。

步骤 3:更新各个聚类中心,计算各个聚类集合 Θ_j 中的样本均值,并作为新的聚类中心,若新聚类中心不再发生变化则 C_j 为最终的基函数中心,否则重复步骤 2。高斯基函数宽度 σ_i 通过下式求解:

$$\sigma_i = \frac{C_{\max}}{\sqrt{2h}}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

第二阶段,采用最小二乘法求取隐含层到输出层的连接权值。

BP 神经网络仿真设置:(1)参数设置:根据 Kolmogorow 定理,网络拓扑结构初步定为 3-7-3,隐含层激活函数为 S 型神经元,输出为线性激活函数,学习速率 0.4,最大训练次数 500,学习误差 0.0000001。(2)权值修正:设 E 为系统误差, ω_{ij} 为权值,则:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} - \eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}, \quad \eta > 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_{k=1}^p \frac{\partial E_k}{\partial \omega_{ij}} \quad (8)$$

其中, η 为步长。

实验证明, RBF 神经网络在学习次数较少的情况下,就可以达到误差要求,并且 RBF 神经网络的学习时间为 0.8 秒远远少于 BP 神经网络的 6 秒;神经网络输出坐标在 X 、 Y 、 Z 方向的误差,随着目标声源位置坐标的不断增大,误差也随之递增,但 RBF 神经网络误差曲线比较平缓,增长速度相对较小。

为了进一步验证基于 RBF 神经网络被动声定位算法具有优越的性能,文中用 Origin6.0 将基于

RBF 神经网络的被动声定位算法、基于 BP 神经网络的被动声定位算法、Taylor 算法、Chan 算法和 WLS 算法仿真结果绘制成图。

各算法实验结果如图 3 所示。可以看出,随着目标与阵元中心距离 r 的增大,各个算法的精度不断下降。WLS 算法、Chan 算法、Taylor 算法三种基于数学模型的定位精度相对较差,而且均方误差曲线斜率快速上升,其中 WLS 算法精度最低且下降最快;而基于 RBF 神经网络的被动声定位算法和基于 BP 神经网络的定位算法精度明显提高,并且曲线斜率相对平缓,精度下降速度相对较慢,这说明两种神经网络定位精度较高,稳定性较好,整体性能明显优于基于模型的定位算法。RBF 神经网络运算效率远远高于 BP 神经网络,且精度也有一定的提高,显示出其在实时系统运用中的优越性。

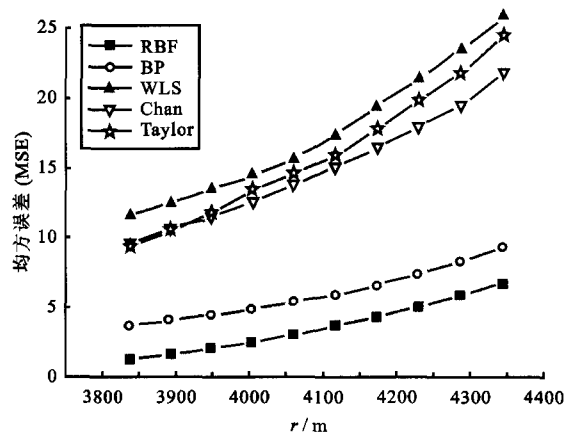


图 3 各算法均方误差对比

5 结束语

基于 RBF 神经网络的被动声定位算法能够有效解决因测量误差、复杂传播环境等多重因素影响而导致的精确数学模型难以建立以及解位置方程时的非线性问题,与 BP 神经网络、加权最小二乘法、Chan 氏算法、Taylor 算法相比,其定位精度更高,速度更快,适合于实时系统的实现。

文中算法取得了较好的定位效果,但还处于理论研究阶段,要实现实际工程设计,需做进一步的研究。如, RBF 神经网络学习算法的选择,如何克服单个传感器失效问题,提高系统鲁棒性等。

参考文献:

- [1] 向瑾. 基于四元十字阵的被动声定位技术[D]. 太原: 中北大学, 2008.

(下转第 60 页)

表 1 K-Means 算法、传统 PSO 算法、文中算法聚类结果比较

数据集	算法	达到最优解 平均迭代次数	达到最优解 平均时间	最优解 最大值	最优解 均值	最优解 最小值	最优 解值	达到最优 解次数
K-Means 算法	数据 1	2.6	0.000693	12.833	9.700	5.333	5.333	4
	数据 2	7.1	0.018835	145.279	98.478	78.94	78.94	7
	数据 3	10.8	0.511108	20114.1	15698.2	11594.1	11594.1	5
传统 PSO 算法	数据 1	24.1	0.013357	12.833	6.317	5.333	5.333	8
	数据 2	161.3	0.978232	78.94	78.94	78.94	78.94	10
	数据 3	455.1	23.23743	206181	205238.6	204038	204038	0
文中算法	数据 1	3	0.004770	5.333	5.333	5.333	5.333	10
	数据 2	8.3	0.239138	78.94	78.94	78.94	78.94	10
	数据 3	7.5	1.711048	11594.1	11594.1	11594.1	11594.1	10

参考文献:

- [1] 元昌安,邓松,李文敬,等.数据挖掘原理与 SPSS Clementine 应用宝典[M].北京:电子工业出版社,2009:268-310.
- [2] 高翔,唐普英.设立禁区的多粒子群优化算法[J].计算机工程与应用,2010,46(10):39-40.
- [3] 赖玉霞,刘建平,杨国兴.基于遗传算法的 K 均值聚类分析[J].计算机工程,2008,34(20):200-202.
- [4] 童亚拉.基于自适应混沌粒子群的 Web 搜索结果聚类研究[J].微电子学与计算机,2010,1(27):174-176.
- [5] 杨淑莹.图像模式识别—VC++ 技术实现[M].北京:清华大学出版社,2005:241-266.

- [6] 龚纯,王正林.精通 MATLAB 最优化计算[M].北京:电子工业出版社,2009:313-318.

作者简介:

杨晓庆 女,(1985—),硕士研究生.研究方向为智能控制、控制理论与控制工程.

左为恒 男,(1961—),副教授.研究方向为智能控制、控制理论与控制工程.

李昌春 女,(1965—),副教授.研究方向为智能控制、控制理论与控制工程.

(上接第 56 页)

- [2] 国蓉,何镇安,王伟.被动声探测技术与弹着点定位方法综述[J].电声技术,2010,34(11):48-52.
- [3] Howell B P, Wood S, Koksai S. Passive Sonar Recognition and Analysis Using Hybrid Neural Networks. OCEAN'2003 [EB/OL]. [2010-03-13]. <http://my.fit.edu/~swood/PassiveSonar.pdf>
- [4] 张宝军.基于改进 RBF 神经网络的 TDOA/AOA 定位算法[J].微电子学与计算机,2009,26(7):183-186.
- [5] 梁艳,靳东明.基于 RBF 神经网络参数优化的亲属优先遗传算法[J].微电子学与计算机,2009,26(7):17-20.

- [6] 王成,李少洪,王鑫全,等.测时差被动定位算法的研究[J].系统工程与电子技术,2001,23(11):9-12.

- [7] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:机械工业出版社,2009:157-160.

作者简介:

国蓉 女,(1973—),博士,副教授.研究方向为智能检测、微机电引信、数字信号处理.

何镇安 男,(1985—),硕士研究生.研究方向为人工智能.