

基于径向基神经网络的月降水量预测模型研究

季 刚¹, 姚 艳², 江双五¹

(1. 安徽省气象信息中心, 安徽 合肥 230031;
2. 芜湖市烟草公司, 安徽 芜湖 241000)

摘 要:针对月降水量高度非线性特点,以合肥 20 年的月降水量为时间序列,综合运用径向基函数(RBF)神经网络,建立了一种基于径向基函数的神经网络预测模型。首先对 RBF 神经网络进行介绍,并将该网络应用于月降水量预测,应用归一化方法对原始数据进行预处理;然后运用 MATLAB R2008 神经网络工具箱函数建立月降水量预测模型;最后进行仿真实验与分析,将 RBF 神经网络与传统的 BP 网络训练预测结果进行比较。结果显示,RBF 神经网络模型训练的迭代次数和训练时间、预测结果明显好于传统 BP 神经网络。

关键词:月降水量;径向基神经网络;预测

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)12-0186-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.12.045

Research on Monthly Rainfall Forecast Model Based on RBF Neural Network

Ji Gang¹, YAO Yan², JIANG Shuang-wu¹

(1. Anhui Meteorological Information Center, Hefei 230031, China;
2. Wuhu Tobacco Company, Wuhu 241000, China)

Abstract:Owing to the strong nonlinearity of monthly rainfall,taking 1990~2010 monthly rainfall data in the Hefei area as the time series and using the RBF neural network,a new monthly forecast model is developed based on RBF neural network. Firstly,introduce the structure of RBF neural networks and discuss the RBF neural networks application for predicting the monthly rainfall. And then,the functions of MATLAB toolbox are adopted to create a network model for the monthly rainfall. Finally,RBF neural network and traditional BP network are compared in their prediction results each other through simulation experiments and studies. Simulation results show that the RBF neural network model is superior to traditional BP neural network.

Key words:monthly rainfall;RBF neural network;forecast

0 引 言

月降水量是一种非线性随机时间序列数据,对时间序列进行预测最常用的方法有 AR、ARMA、RLS、Kalman 滤波器等,其优点是模型简单、容易识别,缺点是这些方法都是线性模型,应用线性模型预测非线性时间序列很难取得良好的预测效果^[1]。人工神经网络是一种模拟人脑信息处理方法的非线性系统,具有较强的非线性处理能力和自学习能力,近年来在气象领域得到了广泛运用,并取得了一定的成效^[2-12]。目前,对非线性时间序列的预测,出现了多种基于神经网络

的预测方法^[13-14],以 BP 算法的应用最为成熟。但 BP 神经网络存在局部极小、训练时间长和收敛速度慢等缺点,影响了预测的效果。而 RBF 神经网络是一种全局收敛非线性学习算法的前馈网络,具有逼近精度高、网络规模小、学习速度快和不存在局部最小问题等特点^[15]。因此,文中从 RBF 神经网络入手,建立了一种基于 RBF 神经网络的月降水量预测模型,通过 Matlab 仿真实验与分析,结果显示 RBF 神经网络模型训练的迭代次数和训练时间、预测结果明显好于传统 BP 神经网络,可以满足月降水量预测的要求。

收稿日期:2013-04-10

修回日期:2013-07-15

网络出版时间:2013-09-29

基金项目:安徽省气象局预报预测业务能力建设项目(ybyc2011008)

作者简介:季 刚(1979-),男,硕士,工程师,研究方向为气象预测、人工智能和通信网络等;江双五,硕士,高级工程师,研究方向为短期气候预测。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130929.1548.057.html>

1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是由 J. Moody 和 C. Darken 于 20 世纪 80 年代末提出的一种网络结构。RBF 神经网络是一种新颖有效的前向型神经网络,它是由输入层、输出层和隐含层 3 层构成。

输入层节点获取输入向量后,传递输入向量到隐含层。隐含层节点由径向基函数构成,径向基函数可采取多种形式(通常采用 Gaussian 函数)。隐含层执行非线性变换,将输入空间映射到一个新的空间。输出层通常是简单的线性函数。隐含层节点和输出层节点以不同的权重完全连接。隐含层节点的激活函数对输入激励产生一个局部响应,输入向量越靠近基函数的中心,隐含层节点做出的响应越大。隐含层第 j 个节点的输出响应为:

$$G_j(x) = \exp(-\frac{\|x - C_j\|^2}{2\delta^2}) \quad j=1,2,\cdots,k \quad (1)$$

其中, x 是 n 维输入向量; C_j 是第 j 个基函数的中心,与 x 具有相同的维数; δ 是可自选参数,决定着基函数的宽度; k 是隐含层节点个数; $\|x - C_j\|$ 表示向量 $(x - C_j)$ 的范数; $G_j(x)$ 表示第 j 个基函数对输入向量的响应,在 C_j 处取得唯一最大值,且 $G_j(x)$ 随着 $\|x - C_j\|$ 的增大而迅速衰减到零。输入层实现从 x 到 $G_j(x)$ 的非线性映射,而输出层实现了从 $G_j(x)$ 到 y_i 的线性映射,即:

$$y_i = \sum_{j=1}^k w_{ji} G_j(x) \quad t=1,2,\cdots,m \quad (2)$$

其中, y_i 是第 t 个输出单元对输入向量 x 的响应向量; w_{ji} 是第 j 个隐含层节点与第 t 个输出层节点间的权值,代表该隐含层节点对输出节点响应向量的贡献度; m 为输出节点个数。

文中以合肥自动气象站 20 年的历史月降水量数据为基础,建立三层 RBF 神经网络预测模型,对月降水量进行了预测,基于 RBF 神经网络模型的月降水量预测流程图如图 1 所示。

2 基于 RBF 神经网络的月降水量预测模型的建立

2.1 数据预处理

直接以原始数据对网络进行训练会引起神经元饱和,所以在利用神经网络进行建模预测前需要对输入 RBF 网络模型的所有原始数据进行预加工处理,以达到消除原始数据形式不同的目的。一般的做法是对原始数据进行归一化预处理。实验显示,以适当的方式对原始数据进行归一化预处理可以加速神经网络的收敛,达到更好的预测效果。归一化预处理可以在单个输入样本变量上独立进行,也可以对所有的输入样本

变量一起进行。文中所用的归一化方法为:

$$\bar{x} = \frac{2x - x_{\max} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

输出时用以下公式将数据还原

$$x = \frac{(\bar{x} + 1.0)(x_{\max} - x_{\min})}{2} + x_{\min} \quad (4)$$

其中, x 为输入或输出因子; x_{\max} 、 x_{\min} 为因子 x 的最大值和最小值; \bar{x} 为规范化后的因子。通过此变化,使数据变换到 $[-1,1]$ 区间。

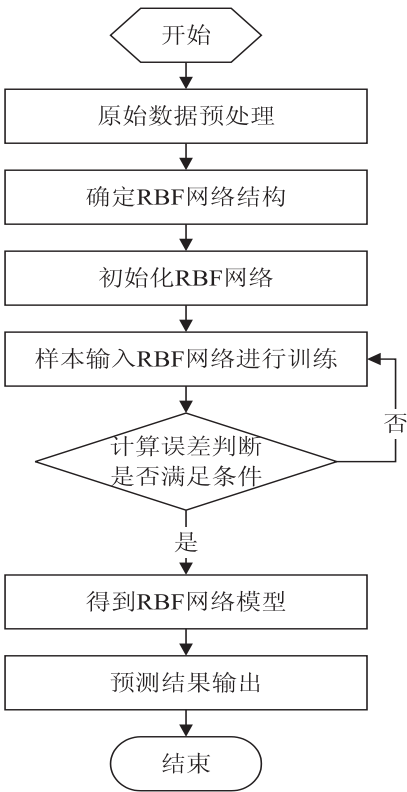


图 1 预测流程图

2.2 输入、输出和隐含层神经元数目

用 RBF 神经网络模型预测月降水量,就是利用前 n 月的数据去预测第 $n+1$ 月的降水量,将多年各月降水量看成是一个离散的时间序列 $y(t)$, $t=1,2,\cdots$ 。认为每一时间点的数据值与此前 n 个时间值有关,即有一函数 F 使时间序列 $y(t)$ 满足 $y(t) = F(y(t-1), y(t-2), \cdots, y(t-n))$,以 20 年的训练数据为基础,经过反复试验,选取 $n=6$,即以过去的 6 个值来预测当前值,所以输入层神经元数目设为 6。

显然,输出层的神经元数目是由问题本身直接决定的。对于月降水量预测来说,最关心的是每月的降水量,所以用 RBF 神经网络预测下一月的降水量,输出层神经元数目设计为 1。

在 RBF 神经网络训练中,隐含层神经元数量的确定是一个非常重要的问题,通用的做法是设为与输入样本个数相等。然而,在输入样本很多时,过多的隐含

层神经元个数是让人很难接受的。文中利用 Matlab R2008 神经网络工具箱中的 newrb() 函数创建一个 RBF 神经网络,该函数在创建 RBF 神经网络时,从 0 个隐含层神经元开始训练,然后逐渐自动增加隐含层神经元数目,直到达到预定误差要求或者设定的最大隐含层神经元数为止。所以将隐含层神经元最大数设为输入样本数 132。

2.3 径向基函数分布密度 Spread

与其他神经网络不同,RBF 神经网络中的径向基函数分布密度 Spread 是网络设计过程中非常重要的参数,它影响 RBF 网络的性能和精度。文中分别创建 Spread 为 0.1,0.3,0.5,0.7,0.9,1.1 的 6 个 RBF 网络,通过与真实值的误差分析对比来选择一个最优值,RBF 神经网络在不同分布密度值下的测试结果如表 1 所示。由表 1 可以看出,当 Spread 的值取 0.7 时,RBF 网络的误差最小,逼近效果最好,故 Spread 选取为 0.7。

表 1 不同 Spread 值下的测试结果

Spread	MSE	Spread	MSE
0.1	0.540 0	0.7	0.309 3
0.3	0.479 2	0.9	0.347 4
0.5	0.362 2	1.1	0.907 7

2.4 径向基神经网络的学习算法

RBF 神经网络径向基神经网络学习算法需要求解的参数有 3 个:基函数的中心、方差以及隐含层到输出层的权值。根据径向基函数中心选取方法的不同,RBF 有多种学习方法,如随机选取中心法、自组织选取法、有监督选取中心法和正交最小二乘法等。

2.5 径向基函数神经网络的工具箱函数

Matlab R2008 神经网络工具箱中包含了许多进行 RBF 神经网络仿真试验与分析的函数,下面介绍几个常用的函数。

(1) newrb()。该函数可以用来设计一个近似径向基神经网络,newrb() 函数可以从 0 个隐含层神经元开始,逐渐自动增加隐含层神经元数目,直到达到预定误差要求或者设定的最大隐含层神经元数为止。其格式为 [net,tr]=newrb(P,T,GOAL,Spread,MN,DF),其中,P 为 Q 组输入样本组成的 R * Q 维矩阵;T 为 Q 组目标样本组成的 S * Q 维矩阵;Spread 为径向基函数分布密度,默认为 1;GOAL 为均方差目标,默认为 0;MN 为神经元个数的最大值,默认为 Q;DF 为训练过程的显示频率,默认为 25;net 为返回值,一个 RBF 网络,tr 为返回值,训练记录。

(2) newrbe()。该函数可以用来设计一个严格径向基神经网络,且设计均方差目标为 0。其格式为 net=newrbe(P,T,Spread),其中,P,T 与 Spread 含义和

newrb() 函数中相同。与 newrb() 不同的是,newrbe() 能够基于设计向量快速地、无误差地设计一个径向基神经网络。

(3) radbas()。该函数为径向基传递函数。其调用格式为 A=radbas(N),info=radbas(code)。

其中,N 为输入(列)向量的 S * Q 维矩阵;A 为函数返回矩阵,与 N 一一对应。info=radbas(code) 表示根据 code 值的不同返回有关函数的不同信息,包括 derive 返回导函数名称,name 返回函数全称,output 返回输入范围,active 返回可有输入范围。

综上所述,文中研究确定的用于月降水量预测的 RBF 网络模型为:输入层神经元数目设为 6,输出层神经元数目设计为 1,隐含层神经元最大数设为 132,径向基函数分布密度 Spread 选取为 0.7。选用 Matlab 的 newrb 函数来生成一个径向基神经网络。

3 仿真实验与分析

文中研究的 RBF 网络月降水量预报模型是根据当月之前的 6 个月降水量来预测当月的降水量,研究数据选择台站号为 58321 的安徽省合肥自动气象站 1990 年 1 月~2010 年 12 月之间的月降水量数据(共 252 条)作为研究对象,研究使用 Matlab R2008 软件来做仿真实验与分析,利用 Matlab 中 R2008 自带的神经网络工具箱函数 newrb() 来生成一个径向基神经网络,先以 1990 年 1 月~2000 年 12 月共 132 条月降水量样本数据作为训练样本进行训练,然后以 2001 年 1 月~2010 年 12 月共 120 条月降水量数据作为测试样本对 RBF 网络月降水量预报模型进行检验。

以台站号为 58321 的安徽省合肥自动气象站 1990 年 1 月~2000 年 12 月之间共 132 个样本为训练样本,对上述构建的 RBF 神经网络月降水预测模型进行训练,设定目标误差为 0.001,输入层神经元数目设为 6,输出层神经元数目设计为 1,隐含层神经元最大数设为 132,径向基函数分布密度 Spread 选取为 0.7,并建立传统 BP 神经网络,将两种网络训练情况进行比较,如表 2 所示。由表 2 可知,RBF 神经网络的迭代次数和训练时间更小。RBF 神经网络与传统 BP 神经网络的训练误差曲线分别如图 2、图 3 所示。

表 2 两种网络比较

		RBF 神经网络	BP 神经网络
网络训练	迭代次数	111	9 250
	训练时间/s	8	90
网络预测	MSE	0.309 3	1.311 0

选用 2001 年 1 月~2010 年 12 月共 120 个样本为测试数据集对训练好的 RBF 神经网络和传统 BP 神经

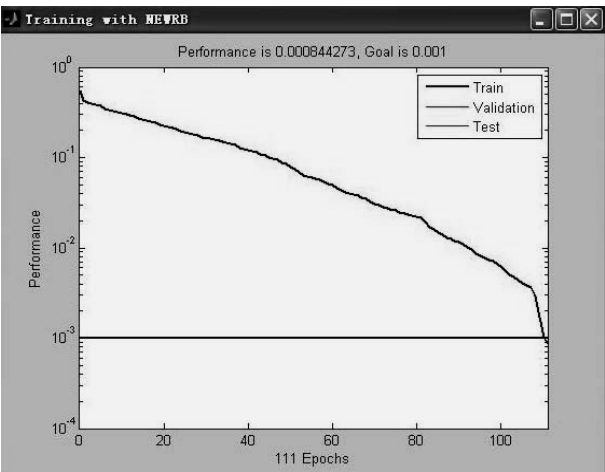


图 2 RBF 网络训练误差曲线

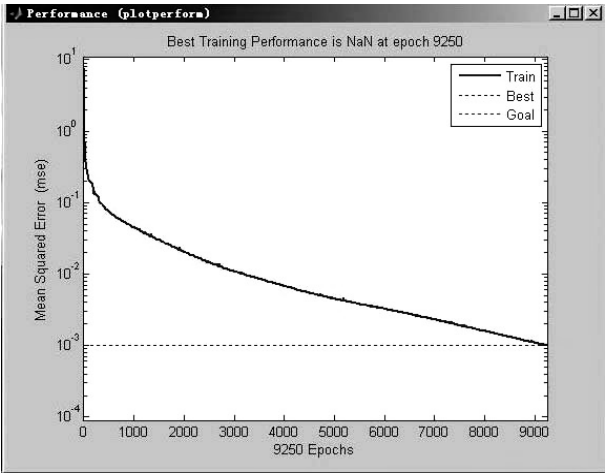


图 3 BP 网络训练误差曲线

网络进行测试,预测误差和预测结果分别如表 2 和表 3 所示。由表 2 可知,RBF 神经网络的预测误差更小,由表 3 可知,传统 BP 神经网络预测结果明显差于 RBF 神经网络的预测结果,RBF 神经网络预测误差和性能更好。

表 3 两种网络的预测结果比较(部分)

样本	实际值	RBF 预测值	BP 预测值
1	66.5	66.879 7	68.373 1
2	115.6	115.644 2	116.264 2
3	28.4	28.447 6	27.787 9
4	50.4	50.397 5	50.723 3
5	182.4	182.062 5	181.787 0
6	203.8	203.873 4	204.451 4
7	91.5	91.821 3	93.315 2
8	177.7	177.910 8	178.611 5
9	64.9	64.831 8	66.073 1
10	195.6	195.418 7	196.419 2

4 结束语

文中从 RBF 神经网络入手,建立了一种基于 RBF 神经网络月降水量预测模型。通过仿真实验与分析,把 RBF 神经网络与传统 BP 网络训练预测进行比较,实验表明,RBF 神经网络模型训练的迭代次数和训练时间更小,预测误差和性能更好,结果令人满意。证明了 RBF 神经网络在月降水量预测领域的有效性和可行性。

参考文献:

[1] Kim J. Bias-corrected bootstrap prediction regions for vector auto-regression[J]. Journal of forecasting,2004,23(2):141-154.

[2] 何 慧,金 龙,覃志年,等.基于 BP 神经网络模型的广西月降水量降尺度预报[J]. 热带气象学报,2007,23(1):72-77.

[3] 赵华生,金 龙,史旭明,等.模糊神经网络区域降水预报系统[J]. 计算机测量与控制,2009,17(5):946-948.

[4] 金宝刚,张 韧,王晓蕾,等.基于 BP 神经网络与纹理分析优化的雾检测[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版),2009,10(2):195-199.

[5] 陈冰廉,林健玲,林开平.人工神经网络在小区域强降水预报应用研究[J]. 计算机应用,2006,26(06Z):135-136.

[6] 张长卫.基于 BP 神经网络的单站总云量预报研究[J]. 气象与环境科学,2009,32(1):68-71.

[7] 孙惠合,汪顺勤,晁林海.宿州春季重旱发生年份的灰色神经网络预测模型[J]. 中国农业气象,2009,30(2):271-274.

[8] 乔加新,周森鑫,马 季.基于 BP 神经网络的农业气象产量预报系统[J]. 微计算机信息,2009(35):44-46.

[9] 赵旭寰,王振会,肖稳安,等.神经网络在雷暴预报中的应用初步研究[J]. 热带气象学报,2009,25(3):357-360.

[10] 史旭明,金 龙,主 毅.基于粗糙集的模糊神经网络降水预报模型研究[J]. 计算机仿真,2009,26(1):178-180.

[11] 张礼平,丁一汇,李清泉,等.遗传神经网络释用气候模式预测产品的试验研究[J]. 气候与环境研究,2008,13(5):681-687.

[12] 李永华,刘 德,金 龙.基于 BP 神经网络的汛期降水预测模型研究[J]. 气象科学,2002,22(4):461-467.

[13] 张日东,王树青.基于神经网络的非线性系统多步预测控制[J]. 控制与决策,2005,20(3):332-336.

[14] 宗晓萍,冯贺平.基于神经网络的时滞系统预报控制[J]. 控制理论与应用,2005,24(12):6-8.

[15] 田永青,杨 斌,朱仲英.基于 RBF 神经网络建立税务预测模型的研究[J]. 计算机工程,2002,28(5):22-27.

基于径向基神经网络的月降水量预测模型研究

作者：[季刚](#)，[姚艳](#)，[江双五](#)，[JI Gang](#)，[YAO Yan](#)，[JIANG Shuang-wu](#)

作者单位：[季刚](#)，[江双五](#)，[JI Gang](#)，[JIANG Shuang-wu](#)([安徽省气象信息中心](#)，[安徽 合肥](#)，[230031](#))，[姚艳](#)，[YAO Yan](#)([芜湖市烟草公司](#)，[安徽 芜湖](#)，[241000](#))

刊名：[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2013(12)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201312045.aspx