

doi:10.11835/j.issn.1674-4764.2016.S2.026

基于级联神经网络的年降雨量预测

任刚红¹, 杜坤¹, 周明¹, 刘年东¹, 张晋²

(1. 昆明理工大学 建筑工程学院, 昆明 650500;

2. 德累斯顿工业大学 城市水资源管理研究所, 德累斯顿 01062)

摘要:降雨量是农业生产的一个重要影响因素,如何准确预测降雨量成为指导农业、水利等一项重要的科技指标。从信息利用角度来看,单一预测模型仅能利用降雨量数据部分有效信息,而组合模型将单一模型的优势互补,可获得更佳的预测效果。基于神经网络理论的快速发展及级联神经网络预测模型被广泛应用于各个方面并取得了很好的结果,针对降雨量曲线的特点,深入分析BP神经网络及RBF神经网络发现,BP神经网络可很好的拟合对降雨量有很大影响的气候信息和其它因素,输出同一类型的降雨量影响信息;RBF网络的特点就是可很好地提取同一类信息特征,二者的组合可很大程度的提高降雨量预测精度。鉴于此,将BP-RBF级联神经网络引入降雨量预测研究中,实例计算表明,该方法高于单一神经网络预测精度,证明该方法应用于降雨量预测是合理有效的。

关键词:BP神经网络;RBF神经网络;级联神经;年降雨量;预测

中图分类号:TP319 **文献标志码:**A **文章编号:**1674-4764(2016)S2-0137-05

Annual rainfall forecast based on cascade neural network

Ren Ganghong¹, Du Kun¹, Zhou Ming¹, Liu Niandong¹, Zhang Jin²

(1. Faculty of Civil Engineering and Mechanics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, P. R. China; 2. Institute of Urban Water Management, Technische Universität Dresden, Dresden 01062, Germany)

Abstract: Rainfall is an important factor affecting agricultural production, how to forecast the rainfall become the guiding agriculture, water conservancy and other important indicators of science and technology. From the point of information utilization, the single forecasting model only use the part of the rainfall data, and the combination model will be complementary to the advantages of the single model, and get a better forecasting effect. The rapid development of neural network theory and Cascade neural network prediction model is widely used in all aspects and achieved good results. According to the characteristics of rainfall curve, Through the analysis of BP neural network and RBF neural network, we can find that BP neural network can be a good fit for the rainfall has a great impact on climate information and other factors, the output of the same type of rainfall impact information, and The characteristics of RBF network can be used to extract the features of the same kind of information, and the combination of the two can greatly improve the accuracy of rainfall prediction. In view of this, the BP-RBF cascade neural network is

收稿日期:2016-10-23

基金项目:昆明理工大学 2016 年学生课外学术科技创新基金(2015YB025);国家自然科学基金(51608242);云南省人才培养计划项目(14118943)

作者简介:任刚红(1992-),女,硕士生,主要从事市政工程研究,(E-mail) 554769994@qq.com。
杜坤(通信作者),男,博士,(E-mail) 250977426@qq.com。

introduced into the study of rainfall prediction. The calculation results show that the proposed method is higher than the single neural network prediction accuracy, which proves that the method is reasonable and effective.

Key words: BP neural network; RBF neural network; cascade neural; Annual rainfall; forecast

降雨量是旱涝灾害的重要参量,很大程度上反映了灾害的发生趋势。降雨量的准确预测有助于旱涝灾害防治,一直是国内外学者所关注的重要课题^[1-2]。由于降雨量是非线性、非平稳的时序,采用传统线性回归模型很难达到较高预测精度,近年来国内外学者对基于神经网络这一新技术的预测模拟开展了广泛研究,例如,葛彩莲等^[3]、李增等^[4]分别用 BP 神经网络和 Elman 神经网络模型对年降雨量进行了预测;Shukla 等^[5]利用降雨量数据比较了神经网络模型与线性回归模型的预测能力。以上各种预测方法虽然都有各自的特点,但难免自身都存在一些缺陷,单独使用预测效果不是很理想。如果能把两种方法相融合,互相取长补短而建立一种新的组合模型,预测效果也许会更好。

级联神经网络模型是由多个不同的神经网络组成,不同级的神经网络可以强化处理不同类型的数据,且相对独立,上一级网络的输出即是后一级网络的输入,各级神经网络协同工作。相较于传统的单一神经网络模型,它利用不同类型神经网络进行优势互补,具有非线性拟合能力更强,预测精度更高的优点。例如,Malik^[6]应用级联神经网络模型对石油价格进行预测,王艳春等^[7]将级联神经网络模型应用于蛋白质二级结构预测,吴淑玲^[8]提出了一种级联神经网络动态预测模型应用于石油开采过程的预测,Farooq 等^[9]将级联神经网络应用于砍伐树木的倒向问题的预测,上述研究结果均表明,级联神经网络能比传统预测模型,例如单一神经网络模型、传统蛋白质结构预测模型、专家预测模型具有更高的预测精度。

从信息利用角度来看,单一预测模型仅能从一个侧面去刻画数据序列规律,即只能利用降雨量数据部分有效信息,具有一定局限性;而不同的预测方法往往能提供不同的有用信息,组合模型将单一模型的优势互补,能更大程度挖掘数据信息,获得更佳的预测效果。目前,尚未见到级联神经网络模型用于年降雨预报的文献,降雨量是气候和其它因素综合影响的结果,深入分析 BP 神经网络及 RBF 神经网络发现,BP 神经网络可很好的拟合对降雨量有很大影响的气候信息和其它因素,输出同一类型的降

雨量影响信息,而 RBF 网络的特点就是对同一类信息特征提取^[10-11]。将 BP 和 RBF 耦合形成的级联神经网络预测模型,不但克服了 BP 网络训练效率低的缺点,而且充分利用了 RBF 网络训练速度快和不会陷入局部最优的优点。笔者试图将 BP-RBF 级联神经网络模型应用于降雨量的预测研究,最后利用实测降水量数据验证了该方法的可行性。

1 BP 与 RBF 网络耦合的级联神经网络

BP 网络^[12]是一种多层前馈神经网络,主要特点是信号前向传递,误差反向传播。若输出层得不到目标输出,则转入反向传播,根据预测值与目标值的误差调整网络连接权值和阈值,使预测输出不断逼近目标输出,可实现从输入到输出的任意复杂的非线性映射关系,具有良好的泛化能力,能完成分类和聚类,故障诊断等任务。

RBF 网络^[13]为一种 3 层前馈神经网络模型,它通过改变神经元非线性变换函数参数以实现非线性映射,并通过调节连接权值调整线性化来调高网络学习效率。能将低维输入数据映射到高维空间内,使隐含在低维空间信息充分暴露在高维空间中,从而使不可分的非线性问题变成线性可分。由于其简单的 3 层网络结构,且学习速率快,能逼近任意的非线性函数,因此被广泛用于函数逼近,分类问题,非线性控制等领域。

BP 网络具有较高的可靠性,较好的容错性,良好的泛化能力及多因素处理能力;RBF 网络可以很好地对输入信息聚类特征进行提取,更适用于输入量为同一类信息时的非线性映射。BP 网络^[14]的具有训练效率低,需要大量的训练样本,易陷入局部极小点,网络的学习和记忆功能不稳定等缺点,而 RBF 网络^[15]由隐含层到输出层的映射是线性的,可大大加快学习速度,避免陷入局部最优。

级联神经网络^[16-17]即避免了单个神经网络考虑太多因素而造成网络拓扑结构复杂、学习速率缓慢的弊端,同时又发挥了人工神经网络强大的多维非线性泛化能力。本文所用的 BP-RBF 级联神经网络的思想就是采用两级神经网络,第 1 级 BP 神经网络主要用于处理多因素的降雨量信息,第 2 级

RBF 神经网络主要是学习历史降雨量对预测降雨量的影响。其不但利用了 RBF 网络训练速度快和不会陷入局部最优的优点, 克服了 BP 网络训练效率低、易陷入局部最优的缺点, 且充分发挥 BP 神经网络良好的泛化能力及 RBF 网络对同一类信息特征提取的特点。

2 级联神经网络模型的建立

2.1 级联神经网络结构

通过对图 1 的 33 a 的月降雨量曲线特点分析可知, 每年的降雨量走势具有很强的规律性, 峰谷点出现在时间轴上的位置基本固定, 曲线的形状基本固定。如果我们能比较准确地预测出降雨量曲线的峰值、次峰值和谷值、次谷值, 则基本上可以得到比较准确的预测曲线。

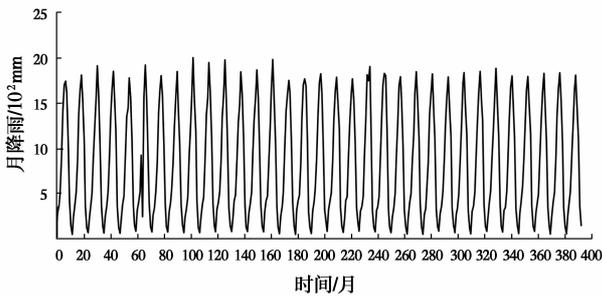


图 1 降雨量序列

降雨量峰点和谷点的值与平均温度、平均相对湿度等大气因素有很大的关联, 图 2、3 可看出年降雨量峰谷值在其对应月份平均温度内波动, 这说明年降雨量峰谷值与其对应月份平均温度有关, 降雨量与其他因素的关系已在其他文献中被证明^[18-19], 在此就不赘述。所以 BP 网络的输入变量为平均温度、平均相对湿度等大气因素和历史降雨量峰谷值, 再用 BP 网络输出预测的降雨量峰值、次峰值和谷值、次谷值。RBF 网络接收 BP 输出的预测变量, 再加上历史降雨量构成输入变量, 最后 RBF 网络输出未来全年 12 个月的降雨量数据。BP-RBF 级联神经网络模型结构见图 3。

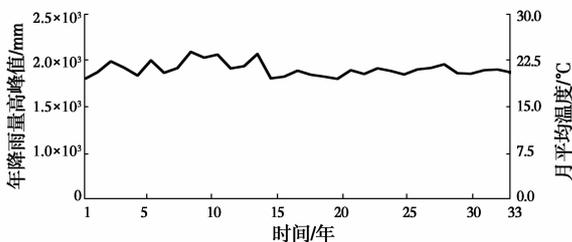


图 2 年降雨量高峰值-温度关系图

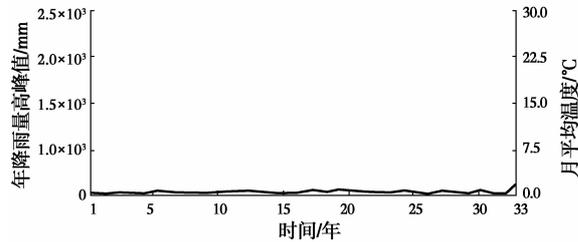


图 3 年降雨量低谷值-温度关系图

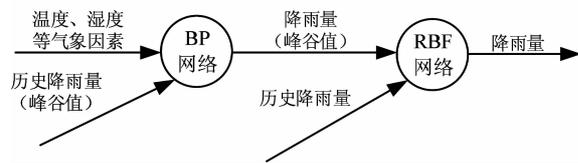


图 4 BP-RBF 级联神经网络结构图

2.2 级联神经网络训练

BP-RBF 级联神经网络训练流程如图 5 所示, 下面分别介绍 BP 和 RBF 网络的训练算法^[19]。

BP 算法具体步骤为: 1) 网络初始化。2) 隐含层输出。根据输入元素 X , 输入层和隐含层间连接权值 w_{ij} 及隐含层阈值 a , 得隐含层输出:

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - a_i\right) \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

式中; f 为隐含层激励函数; l 为隐含节点数。

3) 输出层输出。由隐含层输出 H , 连接权值 w_{jk} 和阈值 b , 求预测输出 O 。

$$O_k = \sum_{j=1}^n H_j w_{jk} - b_k \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

4) 预测误差 e : 比较预测输出 O 和期望输出 Y 求出预测误差 e :

$$e = Y_k - O_k \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

5) 更新权值。由预测误差 e 更新连接权值 w_{ij}, w_{jk} 。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k \quad j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

6) 更新阈值。由预测误差 e 更新节点阈值 a, b 。

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

7) 若误差精度或算法次数满足设定, 则输出结果, 否则回 2) 循环。

下面介绍 RBF 网络算法:该 RBF 神经网络的基函数选用高斯函数,激活函数为公式

$$R(x_p - r_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}x_p - r_i^2\right) \quad (8)$$

式中: $x_p - r_i$ 为欧氏范数; r_i 为高斯函数的中心; σ 为高斯函数方差。则 RBF 网络输出为:

$$y_j = \sum_{i=1}^h w_{ij} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}x_p - r_i^2\right) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

式中: $x_p = (x_p^1, x_p^2, \dots, x_p^m)^T$ 为第 p 个输入样本; $p = 1, 2, \dots, P$, P 为样本总数; r_i 为网络隐含层节点的中心; w_{ij} 为隐含层到输出层的连接权值; $i = 1, 2, \dots, h$ 为隐含节点数; y_j 为与输入样本对应第 j 个输出节点实际输出。3 个主要参数求解如下:

1) 基于 K-均值聚类方法求基函数中心 r_i 。($i = 1, 2, \dots, h$; h 为随机选取的训练样本数)。

2) 求解方差 σ_i 。该 RBF 神经网络的基函数选用高斯函数,方差 σ_i 求解式如下:

$$\sigma_i = \frac{r_{\max}}{\sqrt{2h}} \quad i = 1, 2, \dots, h \quad (10)$$

式中: r_{\max} 为所选取中心点之间的最大距离。

3) 求解隐含层和输入层间权值 w 。其连接权值可采用最小二乘法直接计算得到,计算公式如下:

$$w = \exp\left(\frac{h}{r_{\max}^2} |x_p - r_i|^2\right) \quad (11)$$

$i = 1, 2, \dots, h; p = 1, 2, \dots, P$

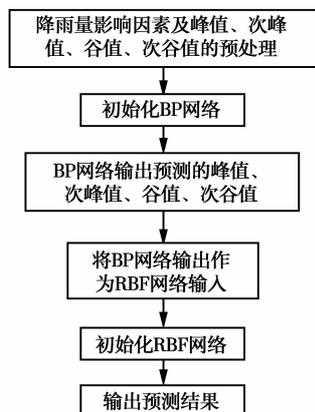


图 5 BP-RBF 级联神经模型流程图

3 案例分析

以某县自 1981 年 1 月至 2013 年 12 月的降雨量数据为例。首先选定第 1 级 BP 网络参数,由于输入向量有出现峰谷值月的平均温度,相对湿度及历史年降雨量峰值和次峰值、谷值和次谷值共 6 个元素所以网络输入层神经元有 6 个,即 $X_1 = (t_{11}, h_{11},$

$x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14})$ 。而输出向量为峰值和次峰值、谷值和次谷值 4 个元素,所以输出层数为 4,即 $X_2 = (x_{21}, x_{22}, x_{23}, x_{24})$ 。利用 MATLAB 编程,循环试算出 BP 网络最佳隐含层节点数为 6 个。第 2 级 RBF 网络的输入为上一级 BP 网络的输出元素,输入层数为 5;输出是全年 12 个月的降雨量,所以输出层数为 12,即 $Y = (y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8, y_9, y_{10}, y_{11}, y_{12})$ 。预测局部细节见图 6:

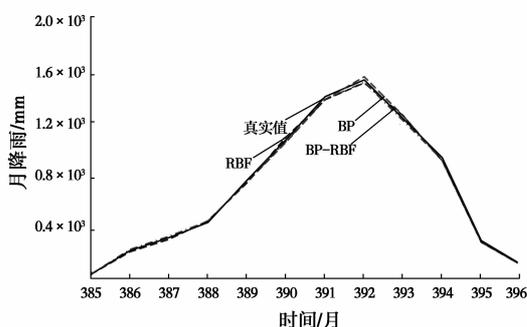


图 6 预测值与真实值对比

如图 6 所示,3 种方法都能较好对降雨量总体变化趋势进行预测,而对局部细节的预测有一定差异。结合表 2 分步预测结果计算得,RBF、BP、BP-RBF 的 MAPE 分别为 3.98%、3.96%、2.80%。

表 2 预测精度比较

模型	降雨量预测误差					
	385	386	387	388	389	390
BP	-6.01	-5.93	-3.95	2.90	-2.99	-3.85
RBF	-6.21	-5.90	-4.57	3.03	-2.74	3.94
BP-RBF	-4.51	-4.37	-3.42	2.51	-1.95	-1.68
模型	降雨量预测误差					
	391	392	393	394	395	396
BP	-3.61	2.62	-3.91	-2.63	-4.50	-4.81
RBF	-3.78	-2.50	-2.78	-2.57	-4.53	-4.92
BP-RBF	-1.70	-1.75	-2.34	-1.99	-3.37	-4.02

BP 和 RBF 神经网络预测模型的 MAPE 较大,降雨量预测效果不理想,这是由于单一的神经网络对信息利用不全,无法克服本身固有缺点的原因。而基于 BP-RBF 级联神经网络的降雨量预测模型的 MAPE 为 2.80%,预测精度较单一的 BP 和 RBF 都有较大的提高,说明二者的组合使得不同的降雨量影响因素在相对公平的条件下对降雨量预测值产生影响,避免了因输入量值域范围的较大差异而导致某些影响因素在总体映射效果中被歪曲甚至淹没现

象的发生。

4 结论

1)将级联神经网络预测模型引入到降雨量预测中,并通过降雨量预测实例证明该模型应用于降雨量预测是可行的。

2)文章针对降雨量曲线的特点,深入分析 BP 神经网络及 RBF 神经网络发现,BP 神经网络可很好的拟合对降雨量有很大影响的气候信息和其它因素,输出同一类型的降雨量影响信息,而 RBF 网络的特点就是可很好地提取同一类信息特征,二者的组合可很大程度的提高降雨量预测精度。

3)对比单一的 BP 和 RBF 神经网络降雨量预测模型,BP-RBF 级联神经网络克服单一神经网络的缺点,可更精确的预测降雨量。

4)鉴于级联神经网络的广泛应用,可以进一步研究不同的神经网络进行级联的效果及在不同工程上的应用的可能性。

参考文献:

- [1] SHIN M J, JOSEPH H A. Guillaume. Addressing ten questions about conceptual rainfall-runoff models with global sensitivity analyses in R [J]. Journal of Hydrology, 2013, 503:135-152.
- [2] XI S F, WANG B D, LIANG G H, et al. Inter-basin water transfer-supply model and risk analysis with consideration of rainfall forecast information [J]. Science China Technological Sciences, 2010, 53(12): 3316-3323.
- [3] 葛彩莲,蔡焕杰,王健,等.基于 BP 神经网络的降雨量预测研究[J].节水灌溉,2010(11):7-10.
- [4] 李增,迟道才,于森.基于遗传算法的改进 Elman 神经网络模型的降雨量预测[J].沈阳农业大学学报,2010,41(1):69-72.
- [5] SHUKLA R P, TRIPATHI K C, PANDEY A C, et al. Prediction of Indian summer monsoon rainfall using Niño indices: A neural network approach [J]. Atmospheric Research, 2011, 102(1):99-109.
- [6] FAROOQ M, MAHDI N. Forecasting output using oil prices: A cascaded artificial neural network approach [J]. Journal of Economics and Business, 2006, 58: 168-180.
- [7] 王艳春,何东健,王守志.基于级联神经网络的蛋白质二级结构预测[J].计算机工程,2010,36(4):22-24.
- [8] 吴淑玲,许少华,张强.一种级联过程神经网络动态预测模型及其应用[J].计算机工程与应用,2011,47(11):145-148.
- [9] GHAJAR I, NAGHDI R. Forecasting the degree of error in trees falling direction using cascade-forward artificial neural network [C]//Formec Symposium Linz, Austria, 2015.
- [10] FIRAT M, TURAN M E, YURDUSEV M A. Comparative analysis of neural network techniques for predicting water consumption time series[J]. Journal of Hydrology, 2010, 384(384):46-51.
- [11] GU N, WAN D. Trend analysis of extreme rainfall based on BP neural network [C]//International Conference on Natural Computation. 2010: 1925 - 1928.
- [12] 刘年东,周明,杜坤,等.基于相空间重构的 BP 供水量预测模型的改进[J].给水排水,2016(42): 289-292.
- [13] YU J W, YU J. Rainfall time series forecasting based on modular RBF neural network model coupled with SSA and PLS [J]. Journal of Theoretical & Applied Computer Science, 2012, 6(2):3-12.
- [14] 戴张俊,余飞,陈善雄,等.淮北平原地基分层与承载力的 BP 网络预测方法[J].土木建筑与环境工程,2013,35(3):18-24.
- [15] 王云峰,李战明,袁占亭,等. RBF 神经网络与模糊理论相结合的磨矿分级智能控制方法[J].重庆大学学报(自然科学版),2010,33(3):124-128.
- [16] MOGHADAM F M, AHMADI A, KEYNIA F. A new iris detection method based on cascaded neural network [J]. Journal of Computer Sciences & Applications, 2013, 1(5):80-84.
- [17] 陈刚,周杰,张雪君,等.基于 BP 与 RBF 级联神经网络的日负荷预测[J].电网技术,2009,33(12):101-105.
- [18] VILLARINI G, SERINALDI F. Development of statistical models for at-site probabilistic seasonal rainfall forecast [J]. International Journal of Climatology, 2011,32(14):2197-2212.
- [19] TAKSANDE, KHANDEIT S P, MANISH K. Rainfall forecasting using artificial neural network: a data mining approach [J]. International Journal of Engineering Sciences & Research Technology, 2014, 3(4):2018-2020.
- [20] 史峰,王小川,郁磊. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2011.