

基于神经网络模型的降水量预测研究

单红喜

(大丰区小海水利管理服务站, 江苏 盐城 224121)

摘要: 采用 BP 和 Elman 神经网络分别建立预测模型, 并以盐城市大丰区连续 27 年的降水资料为实例对预测模型进行了具体的应用。结果表明: BP 神经网络和 Elman 神经网络都可以有效预测降水量, 但是 BP 神经网络模型预测精度要优于 Elman 神经网络模型, 具有更高的稳定性和准确性。

关键词: 神经网络; 降水量; 预测

中图分类号: [TV124] **文献标识码:** B **文章编号:** 1007-7839 (2017) 09-0054-04

Study on precipitation prediction based on neural network model

SHAN Hongxi

(Xiaohai Water Management Service Station of Dafeng District, Yancheng 224121, Jiangsu)

Abstract: BP neural network and Elman neural network were respectively used to establish the prediction model, which were applied to the precipitation data of Dafeng District in Yancheng City for 27 years continuously. The result showed that both BP neural network and Elman neural network could effectively predict the precipitation. However, the prediction accuracy of BP neural network model was better than Elman neural network model, and the former method did have higher stability and accuracy.

Key words: neural network; precipitation; prediction

1 概述

降水是水资源的主要补给来源, 降水量的变化趋势会直接影响到城市的未来规划, 因此, 降水量预测是一项具有重要意义的研究工作。目前, 降水量预测的方法众多, 一般都采用均生函数、统计分析、插值拟合等方法^[1], 各种方法都体现出自身的优势, 给出了具体的函数关系。但是, 降水量是一个动态的、复杂的变量, 包含了许多复杂的因素, 因而该类方法限制了预测结果的准确性。人工神经网络方法是建立在输入和输出变量的非线性映射上^[2-4], 它只与训练样本和目标有关, 突

破了函数表达式的局限性, 具有很高的应用价值。本文选用 BP 网络和 Elman 网络, 对降水量进行预测, 并进行对比研究。

2 模型方法

(1) BP 神经网络

BP 神经网络是典型的前向型网络, 具有高度的非线性映射能力, 是目前应用较广的网络模型^[5], 如图 1 所示。

BP 网络模型处理信息的基本原理是: 输入信号 X_i 通过中间节点(隐层点)作用于输出节点, 经

收稿日期: 2017-06-16

作者简介: 单红喜(1965-), 男, 本科, 工程师, 主要从事水利工程管理工作。

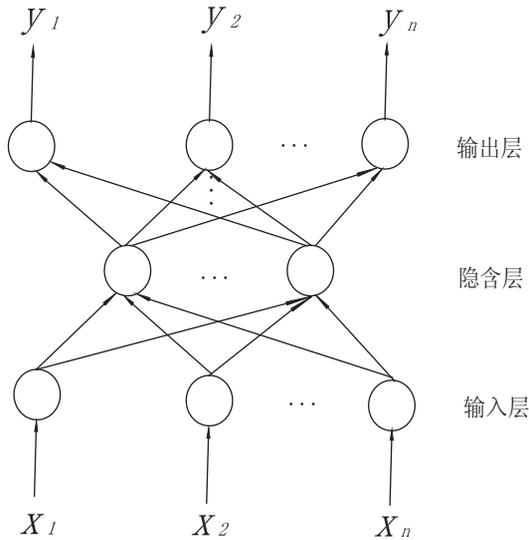


图1 BP网络模型结构示意图

过非线性变换, 产生输出信号 Y_k , 网络训练的每个样本包括输入向量 X 和期望输出量 t , 网络输出值 Y 与期望输出值 t 之间的偏差, 通过调整输入节点与隐层节点的联接强度取值 W_{ij} 和隐层节点与输出节点之间的联接强度 T_{jk} 以及阈值, 使误差沿梯度方向下降, 经过反复学习训练, 确定与最小误差相对应的网络参数 (权值和阈值), 训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息, 自行处理输出误差最小的经过非线性转换的信息 [5-6]。

(2) Elman 神经网络

Elman 神经网络是反馈型网络, 具有适应时变特性的能力, 能直接反映动态过程系统特性, 具有更强的计算能力。Elman 神经网络一般可分为 4 层: 输入层、隐含层、承接层、输出层, 如图 2 所示。

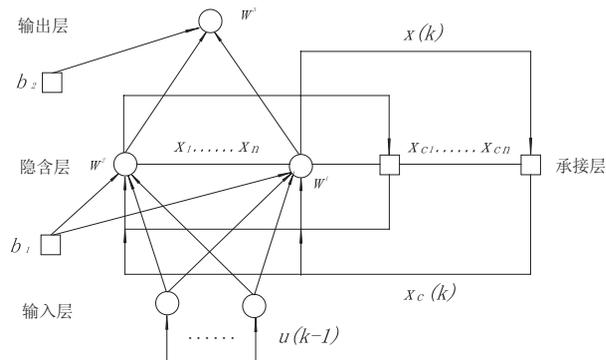


图2 Elman网络模型结构示意图

其中输入层、隐含层、输出层的作用与 BP 神经网络的作用相似, Elman 神经网络与 BP 神经网络最大的区别就在于承接层 [7], 承接层用来记忆

隐含层神经元前一时刻的输出值, 隐含层的输出通过承接层的延迟与存储, 自联到隐含层的输入, 这种自联方式是其对历史状态的数据具有敏感性, 增加了网络本身动态信息的能力, 从而达到了动态建模的目的 [8]。

3 实例分析

本文选用盐城市大丰区 1983 ~ 2009 年的降水量资料进行预测分析。盐城市大丰区东濒黄海, 南临丁溪河、何垛河与东台市相望, 西至串场河、兴盐界河与兴化毗邻, 北以西潮河、斗龙港与亭湖区交界, 地域面积 3059 km², 东部海岸线长 112 km。

本文利用 Matlab 中神经网络工具箱, 对盐城市大丰区 1983 ~ 2014 年的平均降水量数据作为训练样本, 并预测 2007 ~ 2014 年的降水量。

(1) 数据处理

采用多输入多输出的网络结构方法, 即采用输入的年份后 3 年与输出的年份前 3 年重合。通过 3 个交叉值的实际与预测值对比, 提高网络收敛的可信度, 降低网络输出时误差的累积效应。

为使网络有较好的收敛性, 将数据归一化到 [0, 1] 区间内, 利用公式 (1) 进行处理。

$$x_i' = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: x_i' 为第 i 年降水量的归一化值, x_i 为第 i 年实际降水量值, x_{\max} 为历年降水量最大值, x_{\min} 为历年降水量最小值。

首先以 1982 ~ 1997 年构造训练样本, 1995 ~ 2002 年为输出样本, 使 1995 ~ 1997 年为重复年份, 依次往后递推, 构造训练样本。

(2) BP 神经网络模型预测结果

采用 3 层神经网络, 输入层节点数为 1, 隐含层为 3, 输出为 1, 即 1-3-1 网络结构, 输出层采用 Purelin 函数。对数据进行归一化处理, 用处理后的数据进行训练, 训练结果与实际数据的拟合度如图 3。

利用 BP 神经网络预测 2007 ~ 2014 年的年平均降水量, 并计算出实际与预测之间的误差百分比, 结果见表 1。

(3) Elman 神经网络模型预测结果

与 BP 神经网络相同, 采用 3 层神经网络, 输入层节点数为 3, 隐含层为 10, 输出为 1, 即 3-10-1

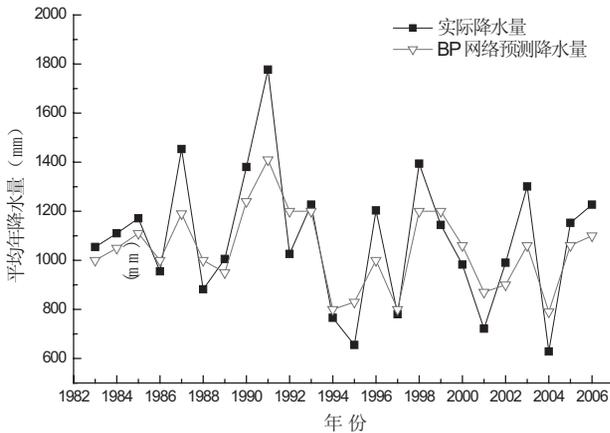


图3 实际与BP预测年平均降水量对比图

高的拟合度。BP神经网络模型预测值的误差基本在15%以下, Elman神经网络最高误差值达到24.5%, 但是都属于可以接受的范围之内, 从柱状图对比来看, BP神经网络模型整体的预测精度要高于Elman神经网络模型。

通过对误差较大的年份分析, 可以看出, 误差较大预测值基本上都是处于波峰和波谷, 即为丰、枯水年, Elman网络模型因要依赖连续几年的降水量进行预测, 具有记忆性^[9], 在数据发生跳跃时, 就会出现较大误差, 而BP神经网络模型预测结果较为平稳, 通过对样本数据的学习, 直接建立输入变量与输出变量之间的关系, 满足一一映射,

表1 2007年至2014年BP预测值与实际值对比

年份	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
实际降水量 /mm	1199	901	1209.8	751	1264	855	668	1366
预测降水量 /mm	1030	980	1130	860	930	930	800	1230
误差	-14.09%	8.79%	-6.60%	14.51%	-26.42%	8.77%	19.76%	-9.96%

注：“-”表示预测值小于实际值。

网络结构。输入采用连续3年的降水量作为指标, 输出为后一年的降水量。对数据进行归一化处理, 用处理后的数据进行训练, 训练结果与实际数据的拟合度如图4。

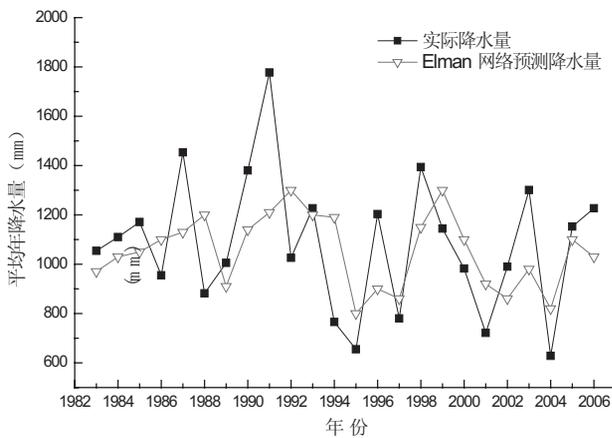


图4 实际与Elman预测年平均降水量对比图

利用Elman神经网络预测2007~2014年的年平均降水量, 并计算出预测值与实际值的误差百分比, 其结果见表2。

(4) 对比分析

对比2种预测模型的预测值以及误差值(见图5、图6), 两者的预测误差不是很大, 都具有较

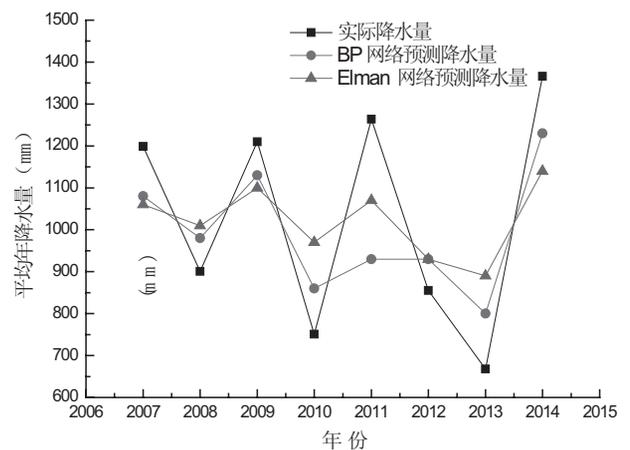


图5 预测值与实际值对比图

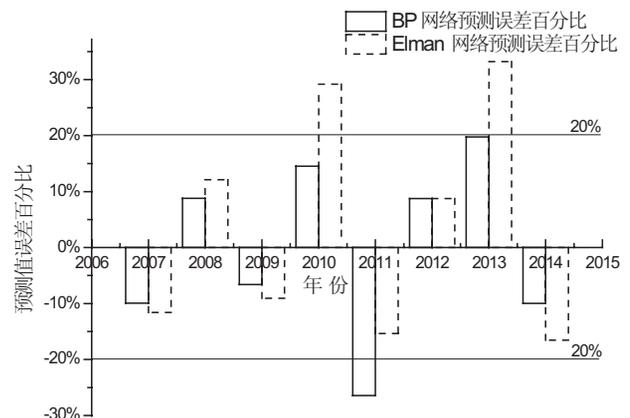


图6 误差值对比图

表2 2007年至2014年Elman预测值与实际值对比

年份	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
实际降水量/mm	1198.9	900.8	1209.8	751	1264	855	668	1366
预测降水量/mm	1060	1010	1100	970	1070	930	890	1140
误差	-11.59%	12.12%	-9.08%	29.16%	-15.35%	8.77%	33.23%	-16.54%

注：“-”表示预测值小于实际值。

因此更具有适用性。

4 结论

通过两种神经网络模型对降水量进行预测, 通过对比发现 Elman 神经网络模型受数据影响较大, BP 神经网络模型更具有普遍性, 适用于大多数地区的降水量预测。应用人工神经网络技术来预测降水量具有较高的拟合度, 预测效果良好, 可以为开展水资源调配工作提供较多的参考, 具有较高的实用性。

参考文献:

- [1] Abdel-Aal, R.E. Improving electric load forecasts using network committees[J]. Electric Power Systems Research, 2005(4):83-94.
- [2] 王旭, 王宏, 王文辉. 人工神经网络原理及应用[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2000.

- [3] 温家鸣, 郭纯清, 李新建, 等. 基于 BP 神经网络的桂林生态城市建设需水量预测[J]. 水资源保护, 2012: 2847-2850.
- [4] 崔东文, 金波. 改进 BP 神经网络模型在小康水利综合评价中的应用[J]. 河海大学学报: 自然科学版, 2014, 42(4): 306-313.
- [5] 李焕荣, 王树明. 一种改进的 BP 神经网络预测方法及其应用[J]. 系统工程, 2000, 18(5): 76-79.
- [6] 吴麟, 冯利华. 基于 BP 神经网络的义乌市降水量预测[J]. 浙江水利科技, 2014(192): 52-54.
- [7] 刘雄峰, 李博, 李俊. 基于遗传算法的 Elman 神经网络模型在大坝位移预测中的应用[J]. 水资源与水工程学报, 2014, 25(3): 152-156.
- [8] 时小虎. Elman 神经网络与进化算法的若干理论与应用[D]. 吉林: 吉林大学, 2006.
- [9] 孙吉辉. 基于人工神经网络模型的降水量预测研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2008.

(责任编辑: 徐丽娜)