

基于BP神经网络的黄河下游洪水水位预测

叶 繁¹, 孔锡鲁^{2*}

¹黄河水利委员会山东水文水资源局, 山东 济南

²济南黄河河务局供水局, 山东 济南

收稿日期: 2022年11月17日; 录用日期: 2022年12月15日; 发布日期: 2022年12月28日

摘 要

按照黄河下游东平湖流域防御洪水调度方案要求, 当东平湖水位高于汛限水位时, 需向黄河分滞洪水, 为了探寻更加符合本阶段防洪要求的预报方法, 提高预报精度, 构建了黄河下游孙口断面和艾山断面水位预报的BP神经网络模型。模型评定和检验表明, 该方法计算效率高, 对汛期日平均流量预测相对误差为5.1%, 确定性系数为0.95, 能为防汛调度提供决策依据和新的技术工具。

关键词

洪水预报, BP神经网络, 黄河下游

Prediction of Flood Level in Downstream of the Yellow River Based on BP Neural Network

Fan Ye¹, Xilu Kong^{2*}

¹Shandong Hydrology and Water Resources Bureau of Yellow River Water Conservancy Commission, Jinan Shandong

²Jinan Yellow River Bureau Water Supply Bureau, Jinan Shandong

Received: Nov. 17th, 2022; accepted: Dec. 15th, 2022; published: Dec. 28th, 2022

Abstract

According to the requirements of the flood control plan of the Dongping Lake basin in the lower reaches of the Yellow River, when the water level of Dongping Lake is higher than the flood limit

*通讯作者。

level, it is necessary to divert the flood to the Yellow River, in order to explore a forecast method that is more in line with the flood control requirements at this stage and improve the forecast accuracy, a BP neural network model for water level prediction of Sunkou section and Aishan section in the lower reaches of the Yellow River was constructed. The model evaluation and test show that the method has high computational efficiency, the relative error of the daily average flow prediction during the flood period is 5.1%, and the certainty coefficient is 0.95, which can provide a decision-making basis and new technical tools for flood control scheduling.

Keywords

Flood Prediction, BP Neural Network, Downstream of the Yellow River

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

黄河作为中国第二长河,是人类用于生产和生活的重要自然资源,同时也是战略性经济资源,随着社会经济的发展,防汛抗旱部门对汛期水文要素的分析和预测精度要求越来越高,在这样的需求背景下,传统的经验公式估算方法已经满足不了发展需要。人工神经网络因其具有高度非线性和非局限性的特点,已被应用在水文预报工作中,其中使用比较广泛的是BP神经网络算法,本文将对BP神经网络的水文预报进行分析研究,探究其精度如何。

2. 方法简介

人工神经网络是一种通过模拟生物神经网络结构而产生的计算模型,能够进行高度非线性映射,具有一定的稳定性和容错性[1]。神经网络是人们在模仿人脑处理问题的过程中发展起来的一种新型智能信息处理理论,它通过大量的称为神经元的简单处理。神经元构成非线性动力学系统对人脑的形象思维、联想记忆等进行模拟和抽象,实现与人脑相似的学习、识别、记忆等信息处理能力。神经网络的种类很多,而反向误差传播算法(Back Propagation 以下简称BP网络)是应用最广泛、效果最好的方法。它与其它传统模型相比有更好的持久性和适时预报性[2]。

BP网络由输入层、隐含层、输出层组成(见图1),输入的数据经过正向传播经过隐含层传输到输出层,通过输出层的计算,判断与真实值之间误差,如果误差过大将信号反向传播,通过误差数据修改网络的权值和权值对应的阈值。反复循环知道超过模型最大传输次数或者实验结果符合误差标准,结束循环。

3. 场次洪水与模拟

3.1. 数据的选取

用BP神经网络进行水位预测前,必须对影响水位的各种因素进行分析说明,例如上游水位站的流量和水位,蓄滞洪区的排水等。选取主要的影响因子,对数据进行归一化处理,作为BP神经网络的输入分量,下游水文站水位作为输出量,开始实验。本文使用Matlab编制BP网络程序,选用黄河下游孙口站、陈山口站和艾山站洪水期资料进行模拟。其中,孙口站位于艾山站上游,距离河口449 km,陈山口站是东平湖的把口站,艾山站距离河口336 km,各断面相对位置如图2所示。

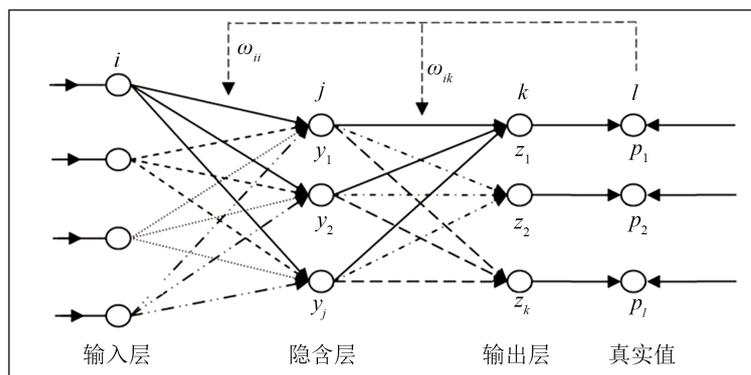


Figure 1. Three-layer neural network structure

图 1. 三层神经网络结构图

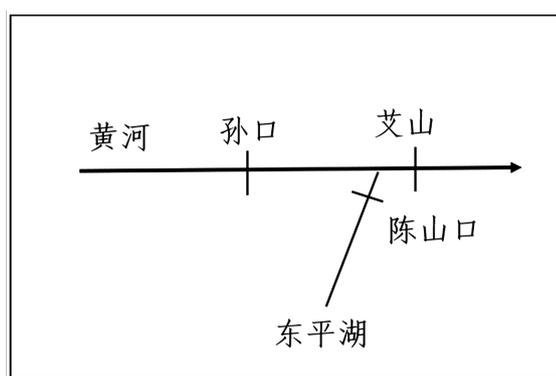


Figure 2. Schematic diagram of control section

图 2. 控制断面示意图

3.2. 逐步回归分析

为了与 BP 神经网络进行精度和可靠性进行对比, 我们选用 2019 年和 2020 年汛期水文资料建立关于艾山站日平均流量的回归方程:

$$Q_{艾_i} = -97.277 + 1.169Q_{陈_{i-1}} + 0.945Q_{孙_{i-1}} + 13.32S_{孙_{i-1}} \quad (1)$$

式中 $Q_{艾_i}$ ——艾山站第 i 天的日平均流量, m^3/s ;

$Q_{陈_{i-1}}$ ——陈山口闸与清河门闸第 $i-1$ 天日平均流量, m^3/s ;

$Q_{孙_{i-1}}$ ——孙口站第 $i-1$ 天日平均流量, m^3/s ;

$S_{孙_{i-1}}$ ——孙口站第 $i-1$ 天日平均含沙量, kg/m^3 ;

回归方程的复相关系数为 $R = 0.989$ 。

3.3. 建立 BP 神经网络模型

模型的输入量为 2019 年至 2021 年汛期孙口站日平均流量、含沙量和陈山口闸门日平均泄流量, 输出量为艾山站次日的日平均流量, 数据由专业人员进行收集和监测并通过校对确认, 确保数据真实有效。

为了有效评价模型预测的准确性, 将数据样本分为训练样本和测试样本, 2019 年至 2021 年, 一共收集了 101 组数据, 选取 80 组数据作为训练样本, 选取 2021 年 10 月 6 日至 10 月 26 日共 21 组数据作为测试样本, 训练样本和测试样本各参数的统计结果见表 1。

Table 1. Statistics of training samples and test samples
表 1. 训练样本和测试样本各参数统计表

样本	特征值	孙口日平均流量(m ³ /s)	孙口日平均含沙量(kg/m ³)	陈山口日平均流量(m ³ /s)	艾山次日日平均流量(m ³ /s)
训练样本	最大值	2970	18.3	620	5220
	最小值	433	0.961	7	465
	均值	2423	8.23	252	2732
测试样本	最大值	4920	10.1	224	5160
	最小值	1870	3.53	0	1920
	均值	4325	6.21	110	4302

为了尽可能的减小训练误差, 加快模型的收敛速度, 在模型训练前将数据归一化到[-1, 1]区间:

$$\hat{z}_i = \frac{2(z_i - z_{\min})}{z_{\max} - z_{\min}} - 1 \quad (2)$$

式中 \hat{z}_i 、 z_i 分别为归一化值和实际值;

z_{\max} 、 z_{\min} 分别为实际数据中的最大值和最小值。

3.4. 评价指标

1) 平均绝对误差(MAE)。绝对误差是预报值减去实测值, 多个绝对误差绝对值的平均值表示多次预报的平均误差水平。

2) 平均相对误差(RMD)。绝对误差除以实测值, 以百分数表示。多个相对误差绝对值的平均值表示多次预报的平均相对误差水平。相对误差绝对值与百分之百的差值为准确率。

3) 确定性系数(DC) [3]。预报过程与实测过程之间的吻合程度用确定性系数作为指标。公式如下[3]:

$$\text{MAE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [y_c(i) - y_0(i)]^2}{n}} \quad (3)$$

$$\text{RMD} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_c(i) - y_0(i)}{y_0(i)} \right| \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{DC} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [y_c(i) - y_0(i)]^2}{\sum_{i=1}^n [y_c(i) - \bar{y}_0]^2} \quad (5)$$

式中 $y_0(i)$ —— 实测值, m³/s;

$y_c(i)$ —— 预报值, m³/s;

\bar{y}_0 —— 实测值的均值, m³/s;

n —— 资料序列长度。

4. 结论

采用试错法逐个试错, 从训练结果中找出综合拟合效果最好的对应的隐含层神经元个数, 确定隐含层神经元个数为 8 时, 网络模型可获得较理想的结果。这样就形成了由三个输入单元对应于当日孙口站日平均流量、孙口站日平均含沙量、陈山口断面日平均流量, 8 个中间隐含层单元, 一个输出单元对应

于次日艾山站日平均流量组成的三层网络模型。

从表 2 可以看出, BP 神经网络模型和回归方程均有较高的预测精度, 但前者的绝对误差和相对误差小于后者, BP 网络模型精度高的主要原因是由网络本身的鲁棒性及容错性决定的。线性回归模型容易受人为因素影响, 在样本选取时, 人为因素起着很大的作用, 并且回归模型不具备容错性。BP 网络模型中的输入向量中每个分量对网络输出的贡献是微小的, 即少量分量有偏差对网络输出结果影响很小[4] [5] [6] [7]。

Table 2. Statistical table of evaluation indicators of simulation results

表 2. 模拟结果评价指标统计表

组别	方法	绝对误差(m ³ /s)	相对误差(%)	确定性系数
训练集	BP 神经网络	81.2	4.8	0.99
	回归方程	214	9.4	0.95
预测集	BP 神经网络	229	5.1	0.95
	回归方程	231	5.9	0.92

将 2021 年的预测集样本数据输入到训练好的神经网络模型中得到预测水位输出值, 预测水位与实际观测水位动态变化曲线对比见图 3、图 4。从图中可以看出, 该模型的训练数据和预测数据均能够很好地拟合实际日平均流量曲线, 预测阶段的确定性系数值达到 0.95, 表明模型对艾山站日平均流量动态变化具有较高的预测精度。

5. 结语

本文对蓄滞洪区分洪情况下的 BP 网络预报模型进行了初步研究, 模型及其算法有待于在实践中通过各种不同的问题和算例进一步得到检验和完善, 此次研究得到以下结论:

1) 应用表明 BP 网络模型性能高于传统的线性回归方程, 计算速度快且具有较高的精度, 能适用于线性、非线性数据, 这为今后的黄河下游流量的定量预报提供了一种新的方法。

2) BP 神经网络的训练过程可以人为控制, 易于模型评定与检验精度间的合理协调, 可以在模型运行过程中通过调整参数获得更高的预报精度。

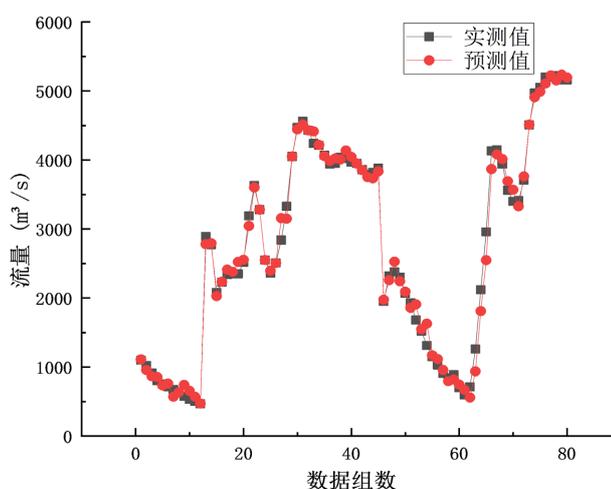


Figure 3. Comparison between the predicted value and the actual value of the training set

图 3. 训练集的预测值与实际值对比图

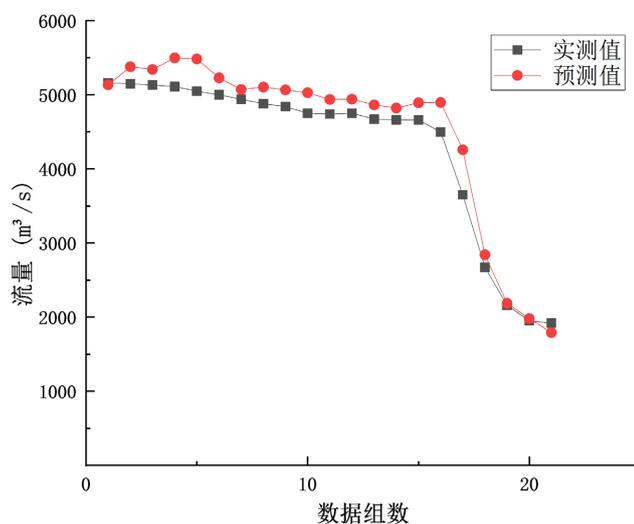


Figure 4. Comparison of predicted and actual values of the prediction set

图 4. 预测集的预测值与实际值对比图

3) BP 神经网络的建模与预报均由计算机软件编程完成, 比传统的经验图表等预报手段更适用于实现防洪决策的科学性、及时性和智能化管理。

参考文献

- [1] 西蒙·海金. 神经网络原理(第二版) [M]. 叶世伟, 史忠植, 译. 北京: 机械出版社, 2004.
- [2] 温忠辉, 廖资生. 用神经网络模型预测济宁市地下水水位变化规律[J]. 水文地质工程地质, 1995(5): 16-18.
- [3] 冯国章, 李佩成. 人工神经网络结构对径流预报精度的影响分析[J]. 自然资源学报, 1998, 13(2): 169-174.
- [4] 洪小康. 渭河下游洪水预报的人工神经网络模型研究[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2001(4): 93-96.
- [5] 赵延涛, 姜宝良. 基于 BP 神经网络的地下水水位预测[J]. 勘察科学技术, 2001(4): 7-10.
- [6] 李鑫, 刘艳丽, 朱士江, 等. 基于新安江模型和 BP 神经网络的中小河流洪水模拟研究[J]. 中国农村水利水电, 2022(1): 93-97.
- [7] 郭秀秀. 基于 BP 神经网络工程造价预测模型分析[J]. 电子测试, 2022, 36(8): 38-40.