

# Comparative Study of ELM and BP Neural Network Models for Runoff Prediction

Wenchuan Wang, Wenjin Li, Dongmei Xu, Qingmin Li

School of Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou Henan  
E-mail: wangwen1621@163.com, wangwenchuan@ncwu.edu.cn

Received: Nov. 15<sup>th</sup>, 2018; accepted: Nov. 30<sup>th</sup>, 2018; published: Dec. 7<sup>th</sup>, 2018

---

## Abstract

In order to make the runoff prediction more accurate, this study established the ELM neural network model for the shortcomings of BP neural network training slow and easy to fall into local minimum. Taking the runoff data of Lanxi Hydrological station from 1959 to 2014 as an example, the ELM neural network predicts the runoff depth. The relative error, mean square error and decision coefficient are used as the verification indicators of the rationality of the model, and compared with the BP neural network prediction results. The prediction results show that the ELM model is better than BP neural network model in terms of relative error, mean square error and decision coefficient. This indicates that the ELM neural network model has effectively avoided the shortcomings of the BP neural network model and the prediction accuracy has been further improved. Therefore, the ELM model can improve the prediction effect to a certain extent which has application value in annual runoff prediction.

---

## Keywords

Neural Network, ELM Model, BP Model, Runoff Prediction

---

# ELM与BP神经网络模型在径流预报中的比较研究

王文川, 李文锦, 徐冬梅, 李庆敏

华北水利水电大学水利学院, 河南 郑州  
E-mail: wangwen1621@163.com, wangwenchuan@ncwu.edu.cn

收稿日期: 2018年11月15日; 录用日期: 2018年11月30日; 发布日期: 2018年12月7日

---

## 摘要

为了更加精确地进行径流预测, 该研究针对BP神经网络训练速度慢和容易陷入局部极小值的缺点, 建立了ELM

作者简介: 王文川(1976-), 男, 河南鹿邑人, 博士, 教授, 博导, 主要从事水文水资源系统分析、遥感信息处理等方面的研究。

文章引用: 王文川, 李文锦, 徐冬梅, 李庆敏. ELM 与 BP 神经网络模型在径流预报中的比较研究[J]. 水资源研究, 2018, 7(6): 551-556. DOI: 10.12677/jwrr.2018.76062

神经网络模型。以兰西水文站1959~2014年径流数据为例,采用ELM神经网络对径流深进行预测,相对误差、均方误差和确定性系数作为模型合理性的验证指标,并与BP神经网络预测结果进行对比及分析。ELM模型的预测结果,其相对误差、均方误差、确定性系数均优于BP神经网络模型,这表明ELM神经网络模型对BP神经网络模型已存在缺点进行了有效规避且预测精度有了进一步的提升。因此,该研究提供的ELM模型在一定程度上能够更好的改善预测效果,证明了ELM模型在径流预报中的应用价值。

## 关键词

神经网络, ELM模型, BP模型, 径流预测

Copyright © 2018 by authors and Wuhan University.

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

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



Open Access

## 1. 引言

中长期径流预报是水利水电工程设计、施工和运行管理的重要依据,在防汛、抗旱、供水、发电、养殖、旅游、航运及改善生态环境等方面能发挥显著作用[1]。目前,应用较为普遍的径流预测方法为人工智能算法,其中包括BP神经网络算法和极端学习机算法。BP神经网络基于前馈神经网路的架构下,通过梯度下降法,以逆向传播的方式进行学习,过程中需不断迭代更新权重和阈值,使得运算出现易陷入局部极值且训练速度慢等问题[2][3][4]。极端学习机[5] (extreme learning machine, ELM)执行过程中不需要调整网络的输入权值以及隐含层偏差,只需设置隐含层节点数就能产生唯一最优解,因而学习速度快且泛化性能好[6],恰好弥补了BP神经网络训练时间长和局部极值的缺点。ELM在回归、拟合、分类等多个领域得到国内外广泛的应用,同时不少学者对ELM提出了改进方案,使其性能得到进一步提升。例如,黄永辉等[7]利用ELM进行爆堆形态预测,该预测提高了爆炸对形态的准确度,而且通过实例预测表明ELM预测精度高于同期使用的BP神经网络预测结果;姜媛媛等[8]利用ELM对锂电池剩余寿命进行预测,并与高斯过程回归预测方法作比较,结果表明ELM算法具备较好的电池RUL预测精度;陈恒志[9]等利用ELM对连铸坯质量进行预测,并与BP和遗传算法优化的BP神经网络预测结果进行分析对比,结果显示该模型可对连铸坯质量进行迅速准确的分析;石炜[10]等利用ELM对高炉喷煤量进行预测,并与BP神经网络预测结果进行比较,结果显示ELM模型能够更快、更准确预报高炉炼钢时所需喷煤量,能够更好的指导实际生产。但ELM在径流预测方面应用较少。因此,本文利用兰西站1959~2014年水文气象数据,以降水量、平均温度、相对湿度、蒸散发及平均温度为影响因子,构建ELM预测模型和BP神经网络模型作对比,对兰西站年径流变化规律进行了实例研究,以此探讨ELM模型在径流预测上的适用性。

## 2. 模型介绍

### 2.1. ELM 算法介绍

ELM是黄广斌教授提出的一种单隐含层前馈神经网络[11]。ELM的出现有效的解决了前馈神经网络学习速度慢的难题。该算法只需在训练之前随机生成输入层与隐含层之间的连接权值和隐含层神经元阈值,且训练过程中无需改动[12][13]。

设 $m$ 、 $M$ 、 $n$ 分别为网络输入层、隐含层和输出层的节点数,  $g(x)$ 是隐含层激活函数。对于 $N$ 个不同的样本 $(x_i, t_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , 其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^m$ ,  $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}]^T \in R^m$ , 则ELM模型可表示为:

$$\sum_{j=1}^M \beta_j g(w_j \cdot x_i + b_j) = o_j \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中:  $w_i$  是输入层和隐含层的连接权值向量;  $\beta_i$  是隐含层和输出层的连接权值向量;  $b_i$  是隐含层神经元阈值;  $o_i$  为网络输出;

将  $N$  个不同的样本代入到式(1), 得:

$$T = H\beta \quad (2)$$

式中:  $H$  是隐含层输出矩阵;  $\beta$  是输出权值矩阵,  $T$  是样本集目标矩阵。

由于单隐含层前馈神经网络的输入层与隐含层连接权值和隐含层神经元阈值是随机产生的且不需要调整, 所以当  $w_j$ 、 $b_i$  确定后, 训练过程即式(2)最小二乘法求解过程。最小二乘解即:  $\hat{\beta} = H^T T$ 。

$H^T$  为输出权值矩阵的伪逆。

## 2.2. BP 神经网络算法介绍

BP 神经网络采用误差反向传播的思想, 它实质上包含两个阶段, 正向传播和反向传播, 正向传播输出层得不到期望输出时, 则进行反向传播进而对网络的各层连接权进行修正[14] [15]。建模过程如下: ① 初始化网络权值和阈值; ② 构建网络; ③ 计算输出层误差; ④ 反向修正权值; ⑤ 重复③、④直到达到终止循环要求; ⑥ 基于上述网络利用仿真函数进行数据预测[16]。再将预测数据反归一化就得到了最终的网络预测输出。

## 3. 实例应用

### 3.1. 研究区概况

兰西水文站位于黑龙江省绥化市呼兰河下游, 居东经  $126^{\circ}22'12''$  至  $126^{\circ}28'6''$ , 北纬  $46^{\circ}12'57''$  至  $46^{\circ}18'2''$ , 西北高、东南低, 海拔高程在  $116.6\sim209.8$  米, 控制流域面积  $2770 \text{ km}^2$ 。呼兰河为松花江流域支流, 属北温带季风气候区, 全长  $523 \text{ km}$ 。该地区多年平均降水量一般在  $500 \text{ mm}$  左右, 多年平均气温为  $20^{\circ}\text{C}\sim22^{\circ}\text{C}$ 。

### 3.2. 数据来源

本文选用兰西水文站径流深及该水文站的四个气象站(海伦、明水、绥化、铁力)的降水量、平均气温、平均相对湿度、蒸散发和平均风速等气象数据进行研究。气象数据来自中国气象数据网(<http://data.cma.cn/>), 利用泰森多边形法求得离散分布的四个气象站对兰西水文站的影响程度, 从而推算出兰西水文站的气象数据。ELM 模型选取的输入层参数有: ① 降水量; ② 平均气温; ③ 平均相对湿度; ④ 蒸散发; ⑤ 平均风速。径流深为输出层。

### 3.3. 基于 ELM 模型与 BP 神经网络模型的预测

本文选取兰西县水文站 1959~2008 年的水文气象数据为训练样本, 2009~2014 年的数据为测试样本。见表 1。ELM 模型中的激活函数选择 sig 函数。

**Table 1.** Input and output parameters of the model

**表 1.** 模型的输入、输出参数

年份	降水量(mm)	平均气温(°C)	平均相对湿度(%)	蒸散发(mm)	平均风速(m/s)	径流深(mm)
2009	575.96	20.91	66.94	61.08	20.68	150.89
2010	465.18	20.42	70.51	58.83	21.06	113.07
2011	430.24	25.93	68.43	59.46	20.13	73.73
2012	585.19	23.40	68.06	57.30	21.26	138.05
2013	661.87	22.74	73.45	54.81	22.48	265.32
2014	634.81	31.00	67.68	58.76	21.51	188.96

### 3.4. ELM 模型与 BP 神经网络模型预测结果对比

本文选用相对误差(RE)、均方误差(E)、决定系数( $R^2$ )作为评判模型预测结果更优的标准。两模型预测结果对比如下表 2 所示。

**Table 2.** Comparison of ELM model and BP neural network model prediction results

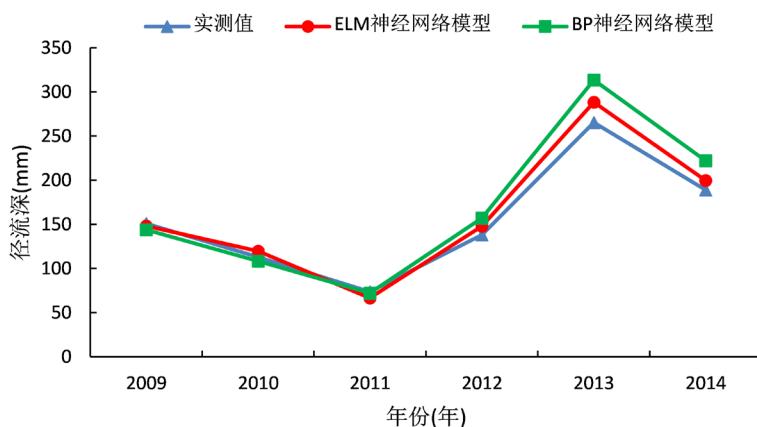
**表 2. ELM 模型与 BP 神经网络模型预测结果对比**

年份	实测值	ELM 神经网络模型		BP 神经网络模型	
		预测结果	RE%	预测结果	RE%
2009	150.89	148.38	1.66	143.91	4.63
2010	113.07	119.67	5.84	108.32	4.20
2011	73.73	66.54	9.75	72.07	2.26
2012	138.05	148.03	7.23	157.23	13.89
2013	265.32	288.56	8.76	313.57	18.19
2014	188.96	199.70	5.68	222.30	17.64
E		142.73		646.92	
$R^2$		0.99		0.98	

### 3.5. 结果分析

将实测值、ELM 模型预测结果及 BP 神经网络预测结果以折线图的形式表现出来，更直观的表达了预测效果的优劣。见下图 1。

从图 1 可以看出，ELM 模型与 BP 神经网络模型在 2009 年与 2011 年模拟效果均较好；2011 年之后的 2012、2013、2014 年两模型预测结果在线性趋势上均与实测值相近，但从图中可直观看出 ELM 预测结果与实测值更接近。从数据分析来看，本文采用相对误差、均方误差、确定性系数对预测结果进行评价，相对误差在 20% 以内即为合格，均方误差越小、确定性系数越接近 1 误差越小。从表 2 可以看出两模型的相对误差均在 20% 以内，其中 ELM 模型的相对误差都在 10% 以内，由此说明 ELM 模型的预测结果较为稳定。ELM 模型与 BP 神经网络模型的决定系数分别为 0.99、0.98，均方误差分别为 142.73、646.92，说明 ELM 预测模型模拟径流数据具有更好的精确度。



**Figure 1.** Results comparison chart

**图 1. 结果对照图**

## 4. 结论

本文为改善神经网络训练时间长和易陷入局部极小值的问题, 建立了基于 ELM 神经网络的径流预测模型。采用兰西站水文气象数据进行测试, 以决定系数、相对误差和均方误差对结果进行检验, 结果表明 ELM 算法具有良好的径流预测能力, 符合训练速度快、结果精确度高等优点。与 BP 神经网络预测结果相比较, 表明本文运用的 ELM 预测方法具有更好的实用性。同时研究过程中也存在些许不足, 本文 ELM 模型激活函数为 sig 函数, 并未对其他激活函数进行测试; 在训练过程中, 发现 ELM 虽然训练速度快, 但具有稳定性不高的特性; 测试地区仅为兰西站, 具有一定的地域特征, 因此, ELM 在径流预测上的适用性还需进一步探索。

## 基金项目

国家自然科学基金项目(51509088); 河南省高校科技创新团队(14IRTSTHN028); 河南省水环境模拟与治理重点实验室(2017016)。

## 参考文献

- [1] 李红波, 夏潮军, 王淑英. 中长期径流预报研究进展及发展趋势[J]. 人民黄河, 2012, 34(8): 36-38.  
LI Hongbo, XIA Chaojun and WANG Shuying. Research progress and development trend of medium and long term runoff forecasting. People's Yellow River, 2012, 34(8): 36-38. (in Chinese)
- [2] 崔东文. 改进 Elman 神经网络在径流预测中的应用[J]. 水利水运工程学报, 2013(2): 71-77.  
CUI Dongwen. Application of improved Elman neural network in runoff prediction. Journal of Water Resources and Hydropower Engineering, 2013(2): 71-77. (in Chinese)
- [3] 田雨波, 陈风, 张贞凯. 混合神经网络技术[M]. 科学出版社, 2015.  
TIAN Yubo, CHEN Feng and ZHANG Yukai. Hybrid neural network technology. Science Press, 2015. (in Chinese)
- [4] 张正, 秦雨, 李聪, 等. 基于 BP 神经网络的尼尔基水库水质评价[J]. 水资源研究, 2017(3): 247-253.  
ZHANG Zheng, QIN Yu, LI Cong, et al. Water quality evaluation of Nierji Reservoir based on BP neural network. Water Resources Research, 2017(3): 247-253. (in Chinese)
- [5] HUANG, G. B., ZHU, Q. Y. and SIEW, C. K. Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005(2): 985-990.
- [6] 赵坤, 覃锡忠, 贾振红, 王哲辉, 牛红梅. 基于 CS 算法改进 ELM 的时间序列预测[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(8): 2649-2653.  
ZHAO Kun, YAN Xizhong, JIA Zhenhong, WANG Zhehui and NIU Hongmei. Time series prediction based on improved ELM based on CS algorithm. Computer Engineering and Design, 2018, 39(8): 2649-2653. (in Chinese)
- [7] 黄永辉, 李胜林, 樊祥伟, 等. ELM 神经网络爆堆形态预测模型的研究及应用[J]. 煤炭学报, 2012, 37(s1): 65-69.  
HUANG Yonghui, LI Shenglin, FAN Xiangwei, et al. Research and application of ELM neural network popping morphological prediction model. Journal of China Coal Society, 2012, 37(s1): 65-69. (in Chinese)
- [8] 姜媛媛, 刘柱, 罗慧, 等. 锂电池剩余寿命的 ELM 间接预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 179-185.  
JIANG Yuanyuan, LIU Zhu, LUO Hui, et al. ELM indirect prediction method for residual life of lithium batteries. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2016, 30(2): 179-185. (in Chinese)
- [9] 陈恒志, 杨建平, 卢新春, 等. 基于极限学习机(ELM)的连铸坯质量预测[J]. 工程科学学报, 2018(7).  
CHEN Hengzhi, YANG Jianping, LU Xinchun, et al. Quality prediction of continuous casting billet based on Extreme Learning Machine (ELM). Journal of Engineering Science, 2018(7). (in Chinese)
- [10] 石炜, 师伟, 秦波. 基于 ELM 的高炉喷煤量预报研究[J]. 内蒙古科技与经济, 2017(13): 70-71.  
SHI Wei, SHI Wei and QIN Bo. Research on prediction of blast furnace coal injection based on ELM. Inner Mongolia Science and Technology and Economy, 2017(13): 70-71. (in Chinese)
- [11] HUANG, G. B., ZHU, Q. Y. and SIEW, C. K. Extreme learning machine: Theory and applications. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489-501.
- [12] 叶智峰, 曹青. 极限学习机在初始地应力场反演中的应用[J]. 水电能源科学, 2016(6): 158-160.  
YE Zhifeng, CAO Qing. Application of extreme learning machine in initial geostress field inversion. Hydroelectric Energy Science, 2016(6): 158-160. (in Chinese)
- [13] 秦琼, 刘树洁, 赖旭, 刘霄. GA 优化 ELM 神经网络的风电场测风数据插补[J]. 太阳能学报, 2018, 39(8): 2125-2132.

- QIN Qiong, LIU Shujie, LAI Xu and LIU Wei. The wind data interpolation of wind farms based on GA optimized ELM neural network. *Acta Energiae Sinica*, 2018, 39(8): 2125-2132. (in Chinese)
- [14] 车骞, 王根绪, 畅俊杰, 等. 基于人工神经网络的黄河源区枯季径流预报[J]. 人民黄河, 2005, 27(3): 23-24.  
CHE Wei, WANG Genxu, CHANG Junjie, et al. Forecast of dry season runoff in the source region of the Yellow River based on artificial neural network. *People's Yellow River*, 2005, 27(3): 23-24. (in Chinese)
- [15] 陈昕, 姚晓磊, 鱼京善. 基于 BP 人工神经网络模型的沙柳河流域径流模拟后处理研究[J]. 水资源研究, 2016(4): 391-401.  
CHEN Wei, YAO Xiaolei and YU Jingshan. Research on post-processing of runoff simulation in Shaliu River Basin based on BP artificial neural network model. *Water Resources Research*, 2016(4): 391-401. (in Chinese)
- [16] 王博, 顿新春, 李智勇. 基于 BP 神经网络的水利工程投标决策模型及应用[J]. 水电能源科学, 2013(3): 131-134.  
WANG Bo, DENG Xinchun and LI Zhiyong. Bidding decision model and application of hydraulic engineering based on BP neural network. *Hydroelectric Energy Science*, 2013(3): 131-134. (in Chinese)