

# 基于BP神经网络模型的湖北雷庄井水位预报模型研究

杨 涵<sup>1,2,3</sup>, 薛 莲<sup>4</sup>

<sup>1</sup>中国地震局地震研究所, 湖北 武汉

<sup>2</sup>中国地震局地震大地测量重点实验室, 湖北 武汉

<sup>3</sup>湖北省地震局, 湖北 武汉

<sup>4</sup>中国石油集团东方地球物理公司研究院乌鲁木齐分院, 新疆 乌鲁木齐

收稿日期: 2024年7月4日; 录用日期: 2024年8月19日; 发布日期: 2024年8月29日

## 摘 要

地震是地壳运动的一种表现, 地震的发生与地下岩石的应力状态密切相关。井位水位的变化可能反映地下岩石的应力状态的变化, 通过神经网络预测井位水位, 可以提前获得地下水位的变化情况, 为地震灾害的评估和应对提供依据, 减少灾害的损失。为了解湖北雷庄地下水位动态, 进而分析地震前兆动态, 本文设计了一个基于BP神经网络的地下水位预测模型。采用SWY-II数字式水位仪对雷庄地下水位数据进行采集。根据采集的2019~2020年水位数据, 利用BP神经网络对地下水位变化进行预测, 以一年的采集数据进行训练和测试, 采用1个输入节点、3个隐含节点、1个输出节点设计了BP神经网络结构。为了进一步验证本预测模型, 本文对2020年01月01日~12月31日地下水位进行了预测。实验表明: 该模型能有效实现地下水位的预测, 为地震前兆工作提供可靠数据。

## 关键词

地下水位, BP神经网络, 水位预测模型

# Research on Groundwater Level Prediction Model of Leizhuang Well in Hubei Province Based on BP Neural Network

Han Yang<sup>1,2,3</sup>, Lian Xue<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Institute of Seismology, CEA, Wuhan Hubei

<sup>2</sup>Key Laboratory of Earthquake Geodesy, CEA, Wuhan Hubei

<sup>3</sup>Hubei Earthquake Administration, Wuhan Hubei

<sup>4</sup>Urumqi Branch, Geophysical Research Institute, BGP, CNPC, Urumqi Xinjiang

## Abstract

Earthquakes are a manifestation of crustal movement, and their occurrence is closely related to the stress state of underground rocks. The changes in water level at the well site may reflect the changes in the stress state of underground rocks. By predicting the water level at the well site through neural networks, the changes in groundwater level can be obtained in advance, providing a basis for evaluating and responding to earthquake disasters, and reducing disaster losses. In order to understand the groundwater level dynamics in Leizhuang, Hubei and analyze the earthquake precursor dynamics, we design a groundwater level prediction model based on BP neural network. The SWY-II digital water level meter is used to collect groundwater level data in Leizhuang. Based on the collected water level data from 2019 to 2020, a BP neural network was used to predict changes in groundwater level. One year of collected data was used for training and testing. A BP neural network structure was designed using one input node, three hidden nodes, and one output node. In order to further validate this prediction model, this article predicted the groundwater level from January 1st to December 31st, 2020. The experiment shows that the model can effectively predict groundwater level and provide reliable data for earthquake precursor work.

## Keywords

Groundwater Level, BP Neural Network, Water Level Prediction Model

Copyright © 2024 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

地下水位的预测在实际生活, 项目工程, 农业生产以及地震科研中都有着非常重要的作用, 它能够给地下水的保护和合理利用提供理论依据, 能够对地震、防洪抗旱等自然灾害的预测预警提供数据支持, 它还可以提供有关工程建设的数据背景[1] [2], 为地震预测预报提供有效前兆信息。汪成民等人深入研究了地震的孕育过程。他指出地震的发生是由于地应力的积累达到了一个临界值, 随后突然释放导致岩石破裂。在这一复杂的过程中, 地下水系统扮演着关键角色。通过对地下水位、流量等微动态的精确监测, 可以捕捉到地应力变化的微妙信号, 为预测和预警提供宝贵信息。利用这些监测数据, 科学家们能够更好地理解地震发生的内在机制, 进而提升防灾减灾的能力[3]。近几年来, 国内外学者对地下水动态模拟进行了较多的研究。比如, Gogu 等将 GIS 数据库用于地下水的脆弱性研究, 并在比利时的瓦隆区建立了一套基于 GIS 的水文地质模拟系统[4]。Kushwaha 等在拉贾斯坦邦东北地区的半干旱地区, 利用地下水模型对地下水进行了分析[5]。Pandey 等人对尼泊尔首都加德满都河谷地区浅、深含水层的水文地质特性进行了空间变异分析[6]。包红军等人将最小二乘法与 BP 神经网络相结合, 实现多断面水位预报的实时矫正[7]。姬战生等人基于二维卷积神经网络, 提高了水位预报的精度与可靠性[8]。蒋晨凯等人通过贝叶斯优化算法对 BP、LSTM、GPU 三种神经网络的超参数单独划分, 相较于常规算法, 节省了大量时间[9]。

近几年来, 由于人工神经网络算法的出现, 其在各个行业的研究中也得到了广泛的应用。BP (Back

Propagation)算法是目前最常用的前馈神经网络学习方法[10]。神经网络的核心是对元素的处理, 加权的连接, 权值的持续更新, 学习样本数据(输入数据、预期输出数据), 也就是输入层的神经元, 经过隐层、输出层的运算, 输出结果。将预测结果和预期结果进行比较, 如果二者的偏差不符合精度的要求, 则在输出层将该误差传递出去, 并更新权重和阈值, 直至二者的误差逐步减小, 达到预期的精度。BP神经网络建立了一个非线性预报体系, 但由于地下水的动态变化没有统一的规律性, 因此, 利用BP神经网络来预报地下水水位, 满足了当今地震前兆的需要。

## 2. 雷庄区域地质背景及雷庄井观测条件

雷庄地处南秦岭褶皱带次级单元荆紫关-师岗海西期复式褶皱束内, 出露地层为中、下寒武统细晶灰岩、白云岩、硅质岩、灰质板岩、粘土岩、紫灰色页岩, 震旦系上统白云质灰岩、杂色白云岩化大理岩夹硅质条带(如图1)。

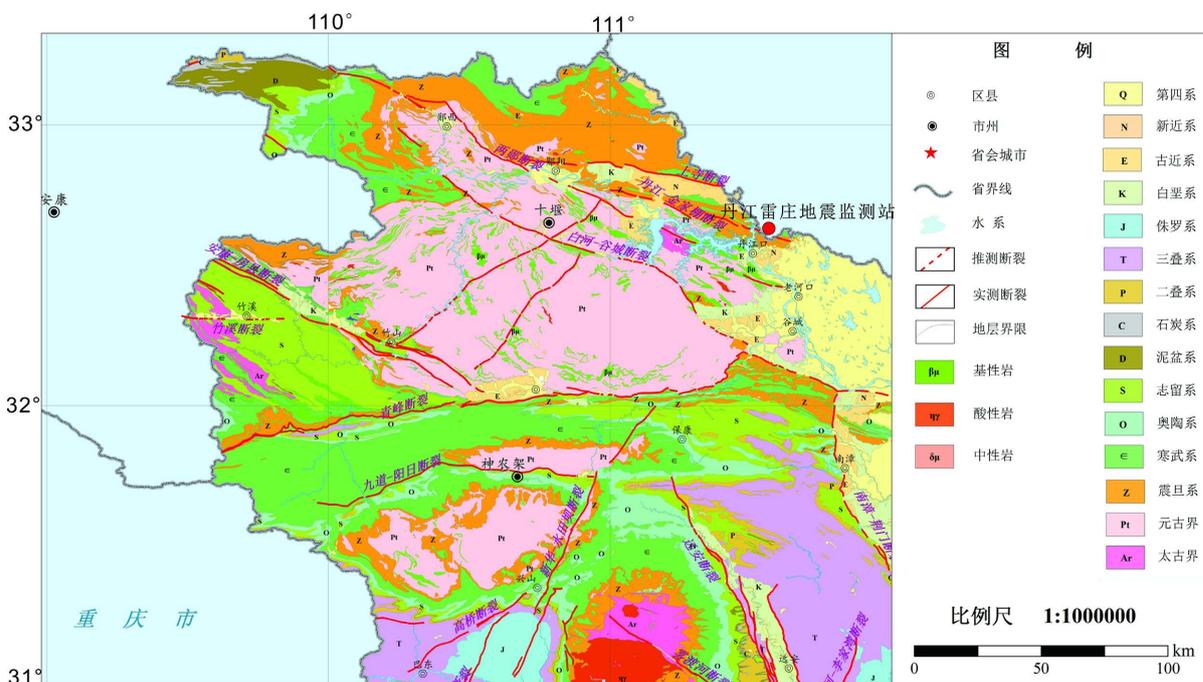


Figure 1. Geological structure map of Leizhuang earthquake monitoring station  
图 1. 雷庄地震监测站地质构造图

丹江口雷庄观测井于2012年8月8日正式开工, 2012年10月6日完工, 钻井深度251米, 钻井垂直度为0.8°。位于湖北省丹江口市东杨山林场雷庄村, 在井位两侧发育成轴向北西的背、向斜构造-一系列北西走向断裂带。沿断裂带曾发生一系列小震, 最大地震为刘家棚与龚家棚之间的3.5级有感地震。雷庄井水位观测使用SWY-II型数字化水位仪观测, 观测质量较好, 数据连续可靠。

## 3. 基于BP神经网络的地下水位预测模型

### 3.1. 地下水位数据采集

2019~2020年丹江雷庄地下流体观测站观测环境无显著变化, 未发生观测环境被破坏情况, 无突出的干扰和显著的环境干扰情况, 适合进行地下水位观测。本文对2019~2020年湖北雷庄井地下水位数据进行了采集, 共收集到730个水位样本数据(图2)。从图2可以看出, 2019年雷庄水位数值在3.25~5.25 m

之间, 2020 年雷庄水位数值在 2.50~6.50 m 之间。

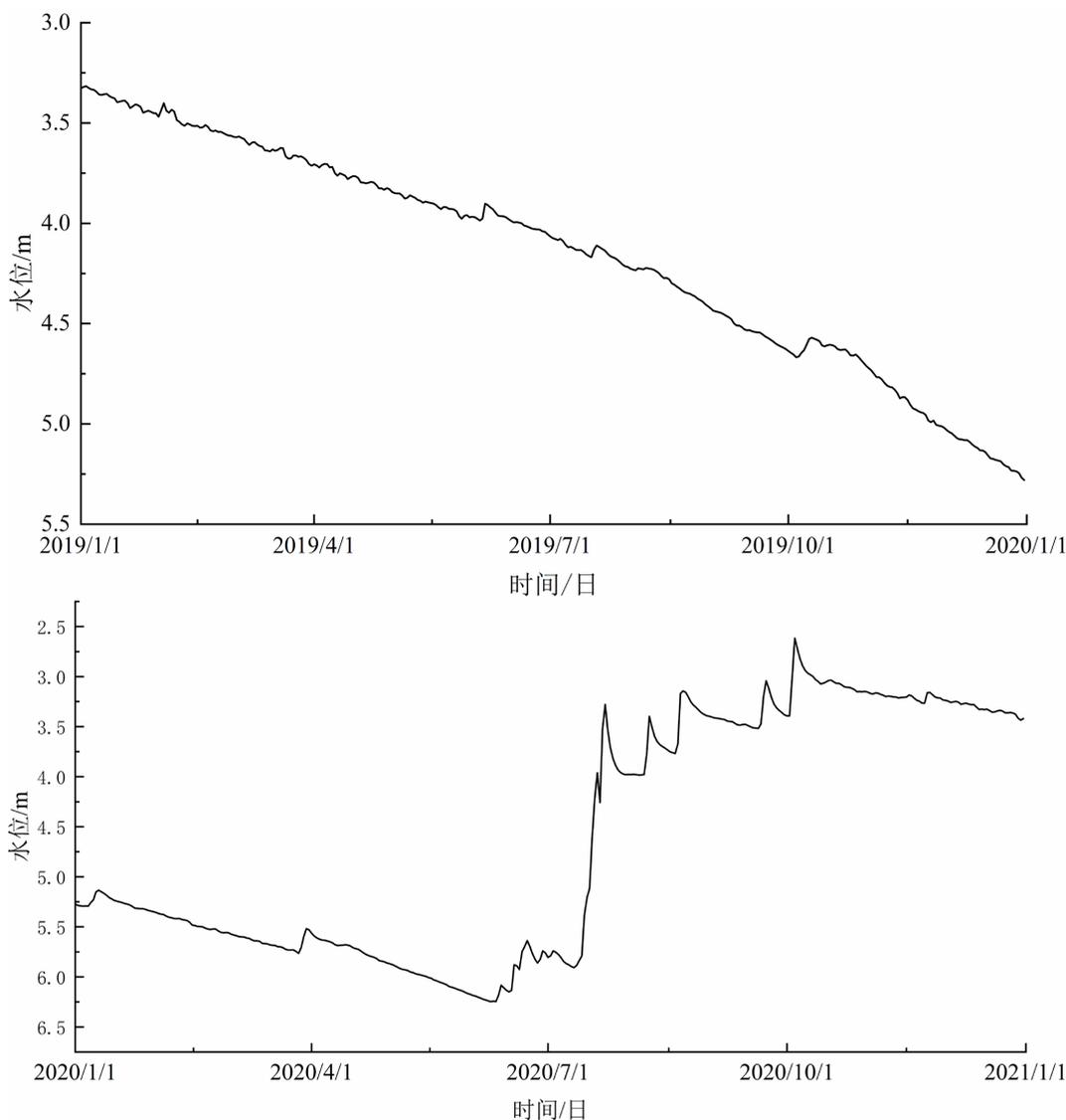


Figure 2. Groundwater level data of Leizhuang, Hubei Province in 2019~2020

图 2. 2019~2020 年湖北雷庄地下水位数据

### 3.2. BP 神经网络地下水位预测模型

为了精确预测地下水位的变化, 及时掌握水位波动情况, 本文设计了一种基于 BP 神经网络的地下水位数据预测模型。该模型旨在提高对地下水动态的监控能力。在模型的构建中, 我们设计隐含层包含 7 个节点的计算神经网络单元。模型采用了  $1 \times 7 \times 1$  的网络结构为基础框架, 其中每一个神经元都是一个独立的计算单元(见图 3)。这样的设计有助于增强模型的泛化能力, 使其更能适应不同的水文环境和复杂的地质条件。为了进一步提升模型的训练效率和预测精度, 本研究设定了最大迭代次数达到 1000 次的参数, 以保证算法能够充分挖掘数据的深层联系。同时, 通过设置训练学习效率为 0.08, 确保模型在有限的计算资源下也能快速收敛到最优解。在目标函数方面, 我们设定了预测的误差为  $1 \times 10^{-4}$ , 它不仅要求模型要有足够的准确性来区分真实值和预测值, 还要求模型能够稳健地应对各种可能的误差源。此外, 激活函数

部分选用了贝叶斯正则化法, 这种方法可以有效减少过拟合现象, 并在一定程度上缓解梯度消失问题。

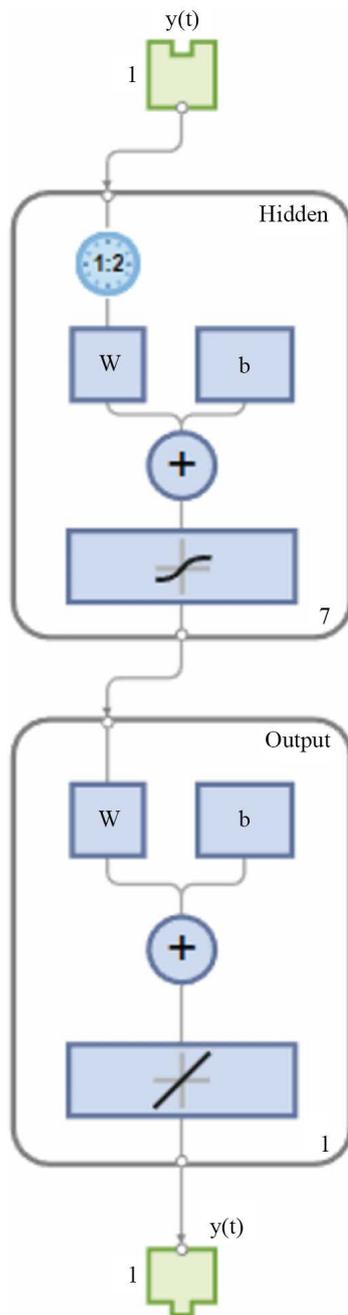


Figure 3. BP neural network model  
图 3. BP 神经网络模型

在本研究中, 我们以 2019 年一整年的水位数据作为模型训练和测试的数据集。训练集占据了 70% 的比例, 而测试集占 30%。通过仔细分析训练结果, 如图 4 展现出来, 我们可以观察到模型对于期望值的拟合表现较好。这意味着该模型能够很好地捕捉并模拟出实际水位变化的趋势和模式。为了进一步提高预测的准确性, 我们以 2020 年的全年水位数据作为预测数据, 对 BP 神经网络进行了针对性的训练与模拟。这个过程涉及到使用训练好的模型来预测未来可能发生的水位数据。仿真结果的详细信息, 如图 5 详尽地展示给读

者, 其中包括了模型的各种性能指标, 如准确率、精确度等, 以及它是如何适应不同时间段的水位变化的。

总的来说, 这些结果不仅验证了所提出的模型在处理历史数据方面的有效性, 也为未来的水位预测提供了可靠的技术支持。通过这种方式, 我们能够更准确地理解和预测自然界的水文现象, 从而为相关的决策制定提供科学依据。

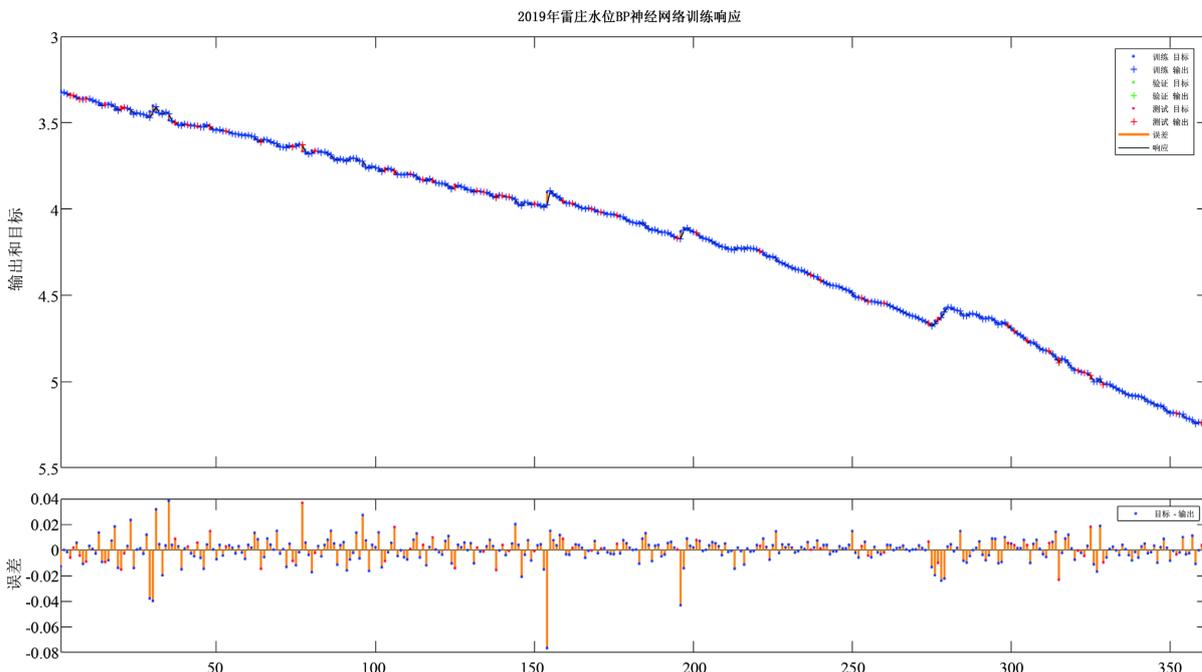


Figure 4. Water level BP neural network training results of Leizhuang in 2019

图 4. 2019 年雷庄水位 BP 神经网络训练结果图

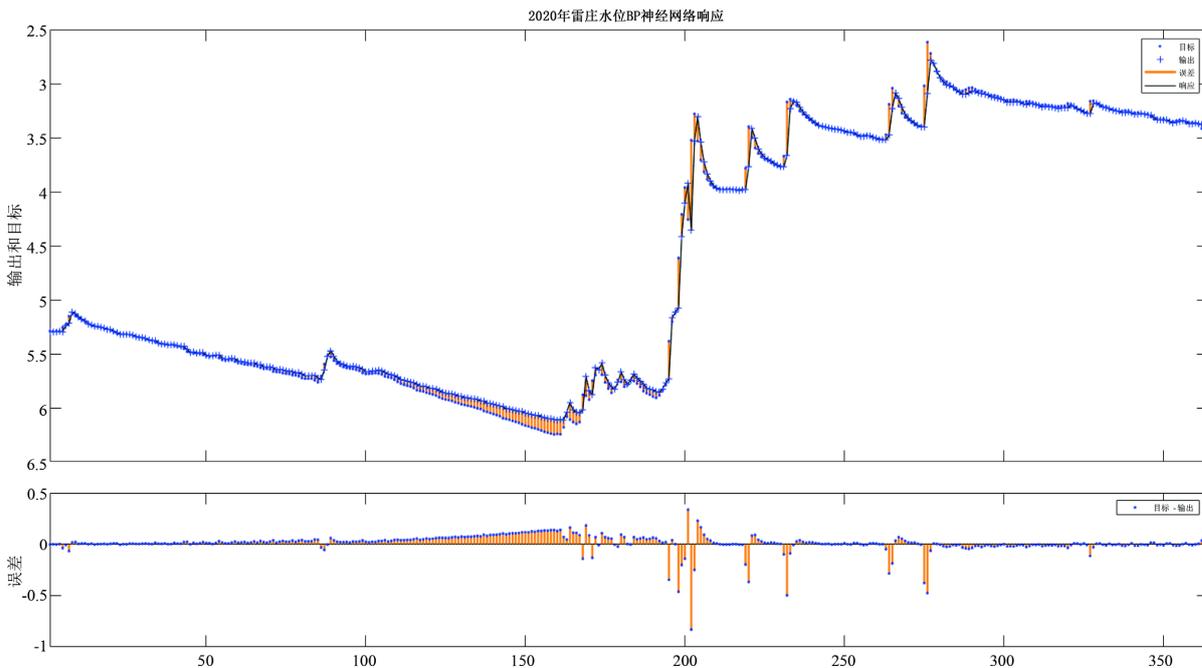


Figure 5. Response of water level BP neural network of Leizhuang in 2020

图 5. 2020 年雷庄水位 BP 神经网络响应

在进行模拟实验后, 我们可以观察到一个显著的现象: 预测结果和期望值之间的相对误差并不是很大, 这意味着模型能够较为准确地捕捉到雷庄水位变化的趋势。然而, 仔细分析数据会发现, 仍然存在一些特定时段内预测值与期望值之间的偏差较大, 尤其是在 2020 年 5 月 4 日至 6 月 8 日、7 月 8 日至 8 月 28 日以及 8 月 20 日至 8 月 27 日等时间段。这些时段的水位波动比其他时期更为剧烈, 导致了预测模型无法有效模拟这些水位波动的特性。

进一步对曲线形态进行仔细观察后, 我们推测出可能的原因。由于 2020 年雷庄水位出现了快速上升的现象, 而在 2019 年并没有类似的水位快速波动情况, 这种情况下, BP 神经网络训练过程中, 在水位快速上升的阶段模拟效果就显得不够理想。因此, 当水位经历快速波动时, 现有的模型设计可能不足以适应这种极端情况, 从而影响了其预测能力。这一发现提示我们在未来的研究中需要考虑更多因素, 如气象条件、季节性变化等, 以提高模型对不同情况下水位快速变化的适应性和准确性。

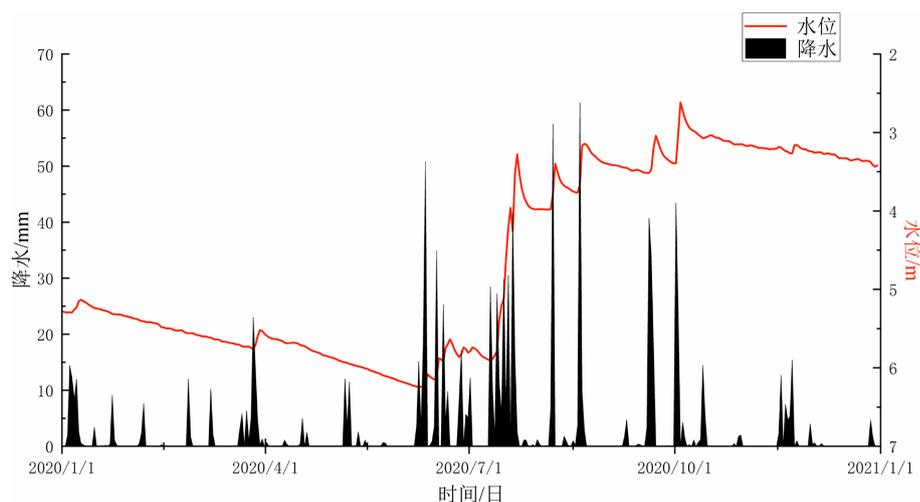


Figure 6. Water level and rainfall of Leizhuang in 2020  
图 6. 2020 年雷庄水位与降雨量

### 3.3. 影响井水位预测误差的因素

导致 2020 年预测值与实际值误差较大的因素可能有以下三点。

1) 预测结果可能受到未能考虑或无法量化的外部影响因素的影响。例如, 在水位预测的情况下, 可能存在无法测量或预测的天气、降雨量、水文地质等因素, 这些因素可能会对水位产生较大的影响, 但无法通过当前的数据和模型进行准确预测。

2) 突发事件的发生可能会导致预测结果与期望值之间的差异。例如, 在水位预测的情况下, 如果发生了地震、洪水等突发事件, 这些事件可能会导致水位的剧烈波动, 从而导致预测结果与期望值出现较大偏差。

3) 数据采集和传输过程中可能存在问题。例如传感器故障、数据丢失或传输错误等, 这些问题可能会导致输入数据的准确性和完整性受到影响, 进而影响预测结果的准确性。

由于 2020 年 05 月 04 日~06 月 08 日、07 月 08 日~28 日、08 月 20 日~27 日等时段并未出现突发事件且数据采集和传输并未出现问题。在通过将 2020 年雷庄地区的降雨量与水位波动进行比较后(如图 6 所示), 可以发现, 在出现误差的时段, 出现了降雨量提升的情况, 由于降雨有延后效应, 井水位不会立即上升, 因此在 2020 年 05 月 04 日~06 月 08 日、07 月 08 日~28 日、08 月 20 日~27 日等时段, 出现了较为明显的误差。最终, 可以得到以下结论: 降雨量是导致 2020 年雷庄井水位预测出现误差的原因。

## 4. 结论

在本研究中, 我们采用了 SWY-II 数字式水位仪对雷庄地下水位进行了长期、细致地观测。该仪器被广泛应用于地下水位的监测领域, 能够提供连续且稳定的数据流, 为本研究提供了数据基础。选取了雷庄地区 2019 年至 2020 年间的地下水位数据作为分析对象, 这一时间段内的水文条件和环境因素变化较为显著, 使得实验结果更具代表性和实际意义。

我们发现 BP 神经网络模型在预测雷庄井水位方面展现出了一定的性能。这意味着利用 BP 神经网络模型不仅可以有效地预测出雷庄井水位的变化趋势, 而且还能对未来可能出现的变化作出较为精确的预测。这种预测的精确度和可靠性对于提高地震预测系统的准确性至关重要, 因为地震发生前往往会有有一定的预警信号, 而这些信号的准确性直接关系到人们是否能够及时采取防护措施以减少灾害带来的损失。

基于目前的实验成果, 我们认识到 BP 神经网络在井水位预测方面具有巨大潜力, 但要将其推广应用并发挥其最大效用, 仍需进一步的实验和优化。首先, 考虑到降雨量与井水位之间的密切相关性, 需要深入分析两者之间相互作用的机理。研究人员需要调整神经网络模型的复杂度, 增加或减少隐藏层的节点数量, 以模拟降雨量变化时水位随时间的波动情况。同时, 调整模型的学习率和训练参数, 确保模型能够在不同的训练阶段表现出最佳性能。

总之, 本文所展示的 BP 神经网络预测雷庄井水位的方法, 不仅仅是一种科学研究的突破, 更是在自然灾害防治领域迈出的重要一步。它预示着未来地震预测和防灾减灾工作可能迎来更加精准和高效的预警体系, 有望为人类社会的可持续发展作出贡献。随着相关研究的不断深入和技术的不断进步, 相信不久的将来, 我们能够建立起一个更为可靠、智能的地震预警系统, 保护人民生命财产安全, 减轻地震灾害的破坏性影响。

## 致 谢

感谢湖北省地震局提供的数据和项目支持, 感谢审稿人和编辑提出的宝贵意见。

## 基金项目

中国地震局地震研究所基本科研业务费专项资助项目和中国地震局地壳应力研究所基本科研业务费专项资助项目; 湖北省地震局基础科研基金项目(No.2022HBJJ028)。

## 参考文献

- [1] 郭浩然, 李映, 黄鹤程. 抽水蓄能电站地下水位预测的优化神经网络模型[J]. 水利信息化, 2022(3): 40-45.
- [2] 陈亮. 地下水在工程地质勘察中的重要性分析[J]. 绿色环保建材, 2021(5): 153-154.
- [3] 汪成民. 中国地震地下水动态网的科学创新与应用前景[J]. 地震学刊, 1991, 11(3): 4-8.
- [4] Gogu, R., Carabin, G., Hallet, V., *et al.* (2001) GIS-Based Hydrogeological Databases and Groundwater Modelling. *Hydrogeology Journal*, **9**, 555-569. <https://doi.org/10.1007/s10040-001-0167-3>
- [5] Kushwaha, R.K., Pandit, M.K. and Goyal, R. (2009) MODFLOW Based Groundwater Resource Evaluation and Prediction in Mendha Sub-Basin, NE Rajasthan. *Journal of Geological Society of India*, **74**, 449-458. <https://doi.org/10.1007/s12594-009-0154-1>
- [6] Pandey, V.P., Shrestha, S. and Kazama, F. (2012) Groundwater in the Kathmandu Valley: Development Dynamics, Consequences and Prospects for Sustainable Management. *European Water*, **37**, 3-14.
- [7] 包红军, 王莉莉, 李致家. 基于人工神经网络的水位预报多断面实时校正研究[J]. 中国农村水利水电, 2018(8): 91-94+99.
- [8] 姬战生, 章国稳, 张振林. 基于卷积神经网络的东茗溪瓶窑水文站水位预报[J]. 水电能源科学, 2021, 39(8): 46-49.

- [9] 蒋晨凯, 章四龙. 基于贝叶斯优化与人工神经网络的秦淮河流域水位预报[J]. 水电能源科学, 2022, 40(9): 48-51+60.
- [10] 陈志高, 吴子豪, 班亚, 等. 基于调和分析及 VMD-BP 神经网络的感潮河段流量预报[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(8): 1389-1397.