

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2024.03.018

基于BP神经网络的合流制截污管溢流实时控制方法

何媛滨¹, 方正¹, 康丹², 刘涵¹, 陈铁²

(1. 武汉大学 土木建筑工程学院, 湖北 武汉 430062; 2. 武汉市政工程设计研究院有限公司, 湖北 武汉 430023)

摘要: 提出了一种基于BP神经网络的合流制截污管溢流控制方法,通过使用当前时刻前一段时间每5 min的降雨、控制点水位、蒸发量和雨前干期等数据对控制点未来一段时间的水位进行预测,当控制点预测水位长时间超过设定值时,则实施开闸溢流。通过对近2年共3 000组观测数据进行训练测试,发现该模型的平均绝对误差(MAE)为0.111 5、均方根误差(RMSE)为0.156 5、平均百分比误差(MPE)为0.045 3%、纳什-苏特克利夫效率系数(NSE)为0.938 6,表明该模型在整体预测上满足应用要求。现该模型已部署至武汉市智慧水务系统,并在2023年7月8日的降雨事件中,预测到水位将会上升到22.7 m以上,实施开闸溢流,避免了城区内洪灾害。

关键词: 合流制系统; 神经网络; 实时控制方法; 截污管溢流

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2024)03-0120-04

Real-time Control Method for Combined Sewer Overflow Based on BP Neural Network

HE Yuan-bin¹, FANG Zheng¹, KANG Dan², LIU Han¹, CHEN Tie²

(1. School of Civil Engineering, Wuhan University, Wuhan 430062, China; 2. Wuhan Municipal Engineering Design & Research Institute Co. Ltd., Wuhan 430023, China)

Abstract: This paper proposed a method for controlling combined sewer overflow based on BP neural network. The water level at the control point for a future time span was predicted by using the data of rainfall, water level at the control point, evaporation and antecedent dry period during every 5 minutes before the current time, and the gate overflow was implemented when the predicted water level at the control point exceeded the set value for an extended period. A total of 3 000 sets of observation data in recent 2 years were trained and tested. The mean absolute error (MAE) of the model was 0.111 5, the root mean square error (RMSE) was 0.156 5, the mean percentage error (MPE) was 0.045 3%, and the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) was 0.938 6, indicating that the model met the overall prediction requirements in application. The model was deployed in Wuhan Smart Water System. In the rainfall event on July 8, 2023, the water level was predicted to rise to more than 22.7 m, and the gate overflow was implemented, thereby avoiding waterlogging in the city.

Key words: combined sewer system; neural network; real-time control method; interceptor sewer overflow

由于历史原因,我国大部分城市的老城区均采用合流制排水系统,而合流制溢流污染是城市水环境的重要污染源。目前国内主要的合流制溢流污染控制措施有扩建管道、增加截流能力、修建调蓄池等,但这些措施存在耗时间、花费大、实施困难等问题^[1]。而排水系统实时控制技术是一种成本效益比较高的溢流控制方式,旨在通过优化排水系统中泵站、调蓄池和闸门等控制设施的操作,充分利用现有城市排水系统的调蓄能力,在不新增基础设施的前提下实现削减排水系统溢流量、提升系统效能等目标^[2-3]。

为了有效控制排水系统溢流,既要保证上游雨水及时下泄,又要尽量减少溢流污染,模型预测控制方法就显得非常迫切^[4-5],通过对未来排水系统状态的预测,可以较为精细地指导当前的应对措施。由于城市快速发展,城市下垫面变得更为复杂,常用的排水系统预测模型如InfoWorks、SWMM等在实时平台接入配置复杂,参数要求高,精度受不确定性影响因素多,难以完全满足实时预测需求^[6-8]。而机器学习算法在预测方面表现出传统水力学模型方法无法比拟的优越性,具有更好的适应能力,可以考虑到传统方法难以捕获的数据细节^[9]。基于此,笔者以武汉市武昌区武泰闸北片排水分区为研究对象,利用反向传播(BP)神经网络方法建立溢流预测模型,构建合流制溢流实时控制系统。

1 研究方法

1.1 建模数据的选择

合流制溢流由开关闸控制。遇到暴雨天气时,如果开闸溢流,会造成合流制溢流污染;如果不开闸溢流,则可能导致内涝。而当上游可能产生内涝时,则需开闸溢流。排水系统可以通过控制点水位来反映其运行情况,因此,可以通过预测控制点水位来实现对溢流的实时控制,当预测的控制点水位超过一定值时,则开闸溢流。

当降雨事件发生时,部分雨水会被消耗于植物截流、下渗、填洼和蒸发过程。然而,随着降雨的持续进行,满足填洼后的水开始产生地面径流,汇入城市管网系统,使得控制点水位随着管网整体水位上升。考虑到影响降雨产汇流的基础条件比如下垫面、地形、管网、设施等在一定时间内变化不大,边界条件比较稳定;而雨前干期影响着植物截流、

下渗、填洼过程,控制点的初始水位决定了合流制排水系统对降雨的容纳能力,与控制点水位有着强相关性。因此,选取降雨量、雨水蒸发量、雨前干期和控制点初始水位作为模型的输入因素,以未来一段时间的控制点水位作为输出因素。

1.2 BP神经网络

BP神经网络是一种深度学习模型,它通过前向传播和反向传播两个过程来学习。在前向传播阶段,模型接收输入并生成输出;在反向传播阶段,模型通过计算预测和实测结果之间的误差,然后反向调整网络权重,以减小误差。这个过程不断迭代,直至达到预设的学习轮数或预测错误降至可接受范围。整个网络的结构包括神经元、权重、激活函数和误差函数等要素,通过这些构建并训练模型以进行复杂的预测任务。

1.3 建模步骤

本研究的核心思路是通过降雨量、雨水蒸发量、雨前干期和控制点初始水位来预测未来一段时间的控制点水位。预测模型的建立分为4步:第1步是对原始数据集进行预处理,统一格式,统一序列数据时间单位,修复序列异常值以及空值;第2步是数据集的生成,在使用式(1)对所有数据进行归一化处理后,将数据以8:2的比例划分为训练集和测试集;第3步是BP神经网络模型的构建和训练,本研究使用Python3.7中的PyTorch2.0搭建神经网络的模型框架;第4步是使用测试集对神经网络模型的精度进行评估。

$$x'_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

式中: x_i 为第*i*个变量; \bar{x} 为 x_i 的均值; $\max(x)$ 、 $\min(x)$ 分别为 x_i 的最大值和最小值。

1.4 模型评价指标

神经网络模型的评价指标用于衡量模型在测试数据集上的性能和准确度,本研究选取均方根误差(RMSE)、平均相对误差(MAE)、平均百分比误差(MPE)以及纳什-苏特克利夫效率系数(NSE)作为神经网络预测模型性能的评价指标,表达式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (3)$$

$$\text{MPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{y_i' - y_i}{y_i} \quad (4)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

式中: y_i 为实测水位; y_i' 为预测水位; \bar{y} 为实测水位的均值。

2 案例研究

2.1 研究区域概况

以武汉市武昌区武泰闸北片排水分区为研究对象,其现状用地以住宅和科研教育类型用地为主,建筑密度大,绿地较少,是典型的老旧城区。武汉市属于亚热带季风气候,雨量充沛,多年平均降水量为 1 269 mm,降水集中在 4 月—10 月。区域内整体地势较为平坦,局部低洼区集中在省人民医院、首义小区和紫阳湖。研究区域属于汤逊湖系统,排水体制为截流式合流制。紫阳湖控制点位于紫阳湖公园北面某管径为 1.5 m 的管道井内,其管底标高为 20.5 m,管顶标高为 21.5 m,地面标高为 22.65 m,日常水位为 21.2 m。该控制点的水位变化基本可以反映本区下垫面雨水径流和汇流情况,因此,选取紫阳湖控制点建立溢流预测模型。

2.2 BP神经网络模型的构建

2.2.1 建模数据的构建

从武昌水务局智慧水务平台中可以导出 2021 年 4 月 1 日 00:05 至 2023 年 1 月 31 日 23:55 的水务数据,包括该区每 5 min 的降雨量、紫阳公园水位数据、开闸时间等,共 3 000 组数据。通过统计距离上一次降雨日期的天数来计算雨前干期,通过彭曼公式来计算降雨蒸发量。

考虑到本方法是提供预测开闸前的水位来确定是否开闸,因此进行数据处理时只考虑开闸前的水位。根据对现有数据的查看,发现降雨量达到最高点后 40 min 控制点水位达到顶峰,因此可以认为该片区的汇流时间为 40 min。

综上,使用当前时刻 40 min 前每 5 min 的降雨数据以及当前时刻紫阳公园水位数据、雨水蒸发量和雨前干期对后 40 min 的水位进行预测。

2.2.2 建立 BP神经网络模型

在构建 BP神经网络模型过程中,神经元数量设定为 50,以确保足够的模型复杂度。在超参设置

上,学习率设定为 0.001,损失函数选用 MSE loss,优化器选用 Adam,激活函数设定为 ReLU。

利用训练好的 BP神经网络对测试集进行积水深度预测,结果如图 1 所示。在测试集上,BP神经网络的平均绝对误差为 0.111 5,均方根误差为 0.156 5,平均百分比误差为 0.045 3%,纳什-苏特克利夫效率系数为 0.938 6。以上结果表明本研究所构建的模型在整体预测上满足应用要求。

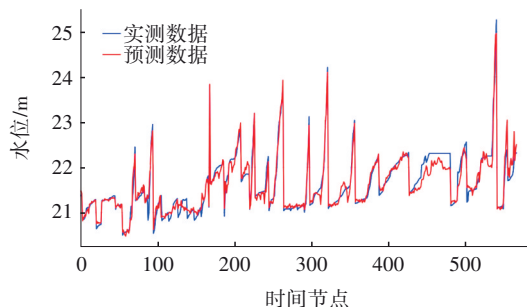


图1 测试集上BP神经网络模型对紫阳公园控制点水位的模拟结果

Fig.1 Simulation results of BP neural network model for water level at Ziyang Park control points on test set

2.3 实时控制方法

通过武汉市智慧水务平台,实时获取武泰闸水位、紫阳公园水位及降雨数据,并计算雨水蒸发量、雨前干期,将这些数据作为输入数据,采用 BP神经网络模型进行预测,获得 40 min 后的紫阳公园水位数据,如果连续 4 次超过 22.7 m,则开闸溢流。

2.4 降雨事件的检验

目前该实时控制系统已上线,用于自主控制武泰闸溢流。在 2023 年 7 月 8 日的降雨事件中,预测情况如图 2 所示。

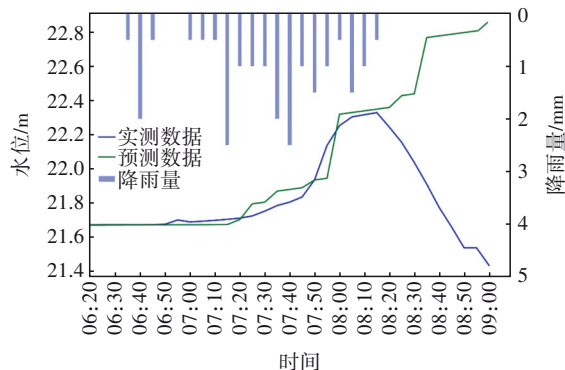


图2 2023年7月8日控制点预测水位与实测水位对比
Fig.2 Comparison of predicted and actual water level at control points on July 8, 2023

由图2可知,控制系统在07:55预测到08:35时水位将会超过22.7 m,并且接下来的预测中一直持续超过22.7 m,因此,于08:15开闸放水,避免内涝灾害的发生。由于模型无法预测开闸,08:15后预测数据与实测数据存在较大分离。

3 结论

① 采用BP神经网络模型,选取降雨量、雨水蒸发量、雨前干期和控制点初始水位作为模型的输入因素,通过预测未来一段时间的控制点水位,对合流制溢流系统进行实时控制。该BP神经网络模型测试集的平均绝对误差为0.111 5、均方根误差为0.156 5、平均百分比误差为0.045 3%,纳什-苏特克利夫效率系数为0.938 6,预测效果较好,基本符合工程应用要求。将其部署到武汉市智慧水务平台,获得了较好的应用效果。

② 本研究基于BP神经网络提出的合流制截污管溢流实时控制方法,在不新增基础设施的前提下,可为实现排水系统溢流量的削减提供参考。

③ 当前BP神经网络的训练是基于有限训练集进行的,随着降雨-内涝数据日益丰富,可以通过不断丰富训练数据自适应优化参数。

参考文献:

- [1] 卢小艳,李田,钱静.合流制排水系统溢流实时控制方案的预评估[J].中国给水排水,2012,28(7):56-59,63.
LU Xiaoyan, LI Tian, QIAN Jing. Application of pre-assessment methods for real-time control of sewer system in Hefei City [J]. China Water & Wastewater, 2012, 28(7): 56-59, 63 (in Chinese).
- [2] 汤海,李田.城市排水系统实时控制的现状与发展趋势[J].中国给水排水,2009,25(24):11-14,17.
TANG Hai, LI Tian. Present situation and development trend of real time control of urban drainage system [J]. China Water & Wastewater, 2009, 25(24): 11-14, 17 (in Chinese).
- [3] JAFARI F, JAMSHID MOUSAVI S, YAZDI J, *et al.* Real-time operation of pumping systems for urban flood mitigation: single-period vs. multi-period optimization [J]. Water Resources Management, 2018, 32: 4643-

4660.

- [4] PLEAU M, COLAS H, LAVALLÉE P, *et al.* Global optimal real-time control of the Quebec urban drainage system [J]. Environmental Modelling & Software, 2005, 20(4): 401-413.
- [5] PUIG V, CEMBRANO G, ROMERA J, *et al.* Predictive optimal control of sewer networks using CORAL tool: application to Riera Blanca catchment in Barcelona[J]. Water Science and Technology, 2009, 60(4): 869-878.
- [6] 代鑫,黄弘,汲欣愉,等.基于机器学习的城市暴雨内涝时空快速预测模型[J].清华大学学报(自然科学版),2023,63(6):865-873.
DAI Xin, HUANG Hong, JI Xinyu, *et al.* Spatiotemporal rapid prediction model of urban rainstorm waterlogging based on machine learning [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2023, 63(6): 865-873 (in Chinese).
- [7] 初亚奇,王曦,曹晓妍,等.城市内涝风险模拟与预警研究进展及展望[J].沈阳建筑大学学报(社会科学版),2023,25(2):180-185.
CHU Yaqi, WANG Xi, CAO Xiaoyan, *et al.* Research progress and prospect of urban waterlogging risk simulation and early warning [J]. Journal of Shenyang Jianzhu University (Social Science), 2023, 25(2): 180-185 (in Chinese).
- [8] 刘媛媛,刘业森,郑敬伟,等.BP神经网络和数值模型相结合的城市内涝预测方法研究[J].水利学报,2022,53(3):284-295.
LIU Yuanyuan, LIU Yesen, ZHENG Jingwei, *et al.* Intelligent rapid prediction method of urban flooding based on BP neural network and numerical simulation model [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(3): 284-295 (in Chinese).
- [9] ZHANG Z W, CUI P, ZHU W W. Deep learning on graphs: a survey [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(1): 249-270.

作者简介:何媛滨(2000-),女,湖南衡阳人,硕士研究生,主要研究方向为智慧水务。

E-mail:839327936@qq.com

收稿日期:2023-08-10

修回日期:2023-09-19

(编辑:刘贵春)