

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2026.09.017

基于TCN-Informer潮汐预测模型的水闸优化调度

罗文海¹, 伍毅², 杜泰霖³, 高良航³, 吴青³, 桑耀翔¹,
姜涛², 陈兵¹

(1. 华南理工大学 环境与能源学院, 广东 广州 510006; 2. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510641; 3. 广州市荔湾区水务工程建设管理中心, 广东 广州 510145)

摘要: 针对芳村围河网人工调度方式存在的问题,基于自主研发的蜻蜓智慧水网系统开发平台,快速、低成本建立了芳村围智慧水网系统。根据皮尔逊相关系数分析智慧水网系统采集的水位数据,选取东塍水闸闸外水位和降雨量作为输入数据,利用时域卷积网络(TCN)捕获局部特征,利用Informer建立长期依赖关系,构建TCN-Informer潮汐预测模型。该模型的平均绝对误差(MAE)为0.126 4 m、均方根误差(RMSE)为0.162 7 m、决定系数(R^2)为0.919 9,展现出良好的预测性能。根据模型预测的水位曲线生成并试验了芳村围水闸优化调度方案,采用水流单向流方式,水体的氨氮浓度、溶解氧含量和透明度整体优于原调度方案,能够有效改善水环境。

关键词: TCN-Informer; 潮汐预测; 优化调度; 感潮河网; 智慧水网

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2026)09-0116-07

Optimized Dispatch of Sluice Gates Based on TCN-Informer Tidal Prediction Model

LUO Wenhai¹, WU Yi², DU Tailin³, GAO Lianghang³, WU Qing³,
SANG Yaoxiang¹, JIANG Tao², CHEN Bing¹

(1. College of Environment and Energy, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China; 2. School of Materials Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 3. Liwan District Water Engineering Construction Management Center, Guangzhou 510145, China)

Abstract: To address the issues with the manual dispatch method of the Fangcunwei river network, a smart water network system for Fangcunwei was rapidly and cost-effectively established using the self-developed dragonfly smart water network system development platform. Based on Pearson correlation coefficient analysis of the water level data collected by the smart water network system, the water level outside the Donglang sluice gate and rainfall were selected as input data. The temporal convolutional network (TCN) was used to capture local features, and Informer was used to establish long-term dependencies, thereby constructing a TCN-Informer tidal prediction model. The model achieved a mean absolute error (MAE) of 0.126 4 m, a root mean square error (RMSE) of 0.162 7 m, and a coefficient

基金项目: 广东省水利厅省级水资源节约与保护专项资金资助项目

通信作者: 陈兵 E-mail: chenbing@scut.edu.cn

of determination (R^2) of 0.919 9, demonstrating good predictive performance. Based on the water level curve predicted by the model, an optimized dispatch scheme for the Fangcunwei sluice gates was generated and tested. Adopting a unidirectional flow method, the ammonia nitrogen concentration, dissolved oxygen content, and transparency of the water samples were overall better than those of the original dispatch scheme, effectively improving the water environment.

Keywords: TCN-Informer; tidal prediction; optimized dispatch; tide-sensitive river network; smart water network

感潮河网调度是处理河口三角洲水问题的重要手段,具有协调人与水环境关系、实现水资源可持续利用和防灾减灾等作用^[1]。广州芳村围河网附近居民众多,部分河涌水环境不佳,管理部门主要采取人工调度方式改善河涌水环境。该调度方式通过获取中大水文站珠江广州段潮汐预测数据,制定调度方案,再由管闸员读取水尺水位,并依据调度方案对闸泵群进行联合调控,利用潮汐势能,涨潮补水,落潮排水,引入珠江潮水置换河涌污染水体。然而,根据人工调度方式制定的调度方案存在中大水文站潮汐预测数据不能精确反映芳村围潮汐规律,潮汐利用不充分,以及人工读取数据精度差、人力成本高等问题,水体置换程度不高,对水环境改善效果有限。

随着信息科技发展的进步,智慧水务平台的应用逐渐普及。现阶段,智慧水务平台大多以大数据、物联网等技术为基础,机器学习技术在水务行业的应用正逐步拓展,但基本处于模拟运行阶段^[2]。朱一松等^[3]结合强化学习、数值模拟等技术,建立调度模拟系统,以减少城市内涝和污染溢流问题,通过模拟优化调控,大幅减少了雨水和氨氮冒溢总量。机器学习技术在数字孪生太浦闸建设项目中得到应用,李超等^[4]利用BP神经网络建立多维动态水位流量关系,精准控制太浦闸过闸流量,在太湖流域洪水期间,过闸流量误差不超过 $\pm 10\%$,符合相关要求。钟惠钰等^[5]在李超的基础上耦合了水质水量模型,闸门精准控制率提高了10%以上,累计预报17次倒流险情,发出15次倒流预警,并在台风“梅花”期间提供了有力的决策支撑。

本研究针对芳村围河网原调度方案存在的问题,建立了以物联网技术为基础,结合TCN-Informer潮汐预测模型的智慧水网系统。通过全天候自动采集水情数据,预测芳村围的潮汐水位,辅助生成

水闸优化调度方案,提升水动力条件,从而改善水环境。

1 研究概况

1.1 研究区域

芳村围河网位于广州市荔湾区,属于珠江水系,四面环水、水网密布,东临珠江,西接花地河,花地河首尾均建有大闸,与珠江相隔。芳村围与外部河流交汇的主要河涌共11条,内部河涌5条,如图1所示。该珠江河段为感潮河段,河网内河涌水流以往复流为主,且普遍存在水动力条件较差的问题,主要表现为水位偏低、流速缓慢、生态流量不足,部分河涌存在水质污染问题。



图1 芳村围河涌及监测点分布情况

Fig.1 Distribution of river surges and monitoring points in Fangcunwei

1.2 芳村围智慧水网系统

基于自主研发的蜻蜓智慧水网系统开发平台,

于2024年9月—11月,以行业平均成本的1/4,设计和集成了芳村围智慧水网系统,架构如下:①感知层负责监测水情数据,设备包括在河网关键位置部署的物联网测控终端,及终端所接的水位计、氨氮仪、闸门开度计等各类传感器和执行器。设备部署在芳村围河涌的12个水闸和6个户外监测点(见图1)。②网络层负责移动互联,使用商业的4G移动互联网进行数据传输,兼容TCP和IP两种通信协议。③数据层是部署于阿里云服务器的云服务中心,作为智慧水网系统的核心数据管理单元,主要负责全系统数据的集中存储与交互处理。④应用层是智慧水网系统的核心管理平台,采用创新的Web网页和微信小程序双端架构模式,包含设备管理、数据查询、调度控制、报警查询和人员管理等功能模块,为用户提供全方位的业务服务支持。

2 模型与方法

2.1 潮汐预测模型

常用的潮汐预测方法有调和分析法与神经网络模型,与调和分析法相比,神经网络模型只需要少量历史数据即可精准预测潮汐^[6]。BP神经网络、长短期记忆网络(LSTM)及其变体、卷积神经网络(CNN)及其变体、Transformer及其变体等广泛应用于潮汐预测^[7-9]。其中,LSTM尤其擅长建立时间序列中的长期依赖关系,成为潮汐预测的最主流模型;Transformer则凭借高效捕捉长期依赖关系的优点,也展现出巨大潜力^[8]。

2.1.1 时域卷积网络

时域卷积网络(TCN)是一种专门为时间序列预测设计的卷积神经网络。相比传统的CNN,引入因果卷积、膨胀卷积和残差链接三大核心设计,可避免信息泄露、缓解梯度消失,同时扩大感受野,提取更为丰富的特征,在时间序列预测、捕捉短期局部特征和多变量融合分析方面具有显著优势^[10]。

2.1.2 Informer

基于Transformer改进的Informer通过引入稀疏注意力机制,精确计算少部分查询向量(Query)的注意力输出,其余Query则与值向量(Value)的均值向量进行计算输出。再结合蒸馏操作和生成式解码器,进一步减少计算量,缓解了内存瓶颈,提升了预测效率,尤其适用于长时间序列预测^[11]。

2.1.3 TCN-Informer潮汐预测模型

TCN-Informer潮汐预测模型由TCN和Informer组成。TCN可以捕获水位局部特征以及降雨引起的水位突变,Informer则能够建立长期趋势并有选择性地关注与预测目标最相关的特征信息,提升预测的精准性^[12]。同时,TCN对噪声有一定的过滤能力,可以减少Informer对局部异常点的敏感性。TCN-Informer模型的基本网络结构如图2所示。

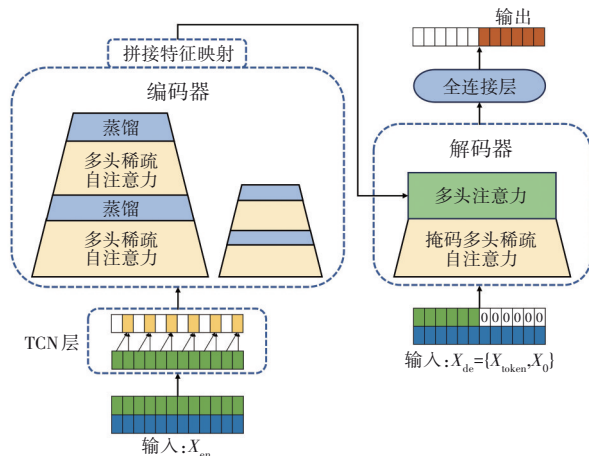


图2 TCN-Informer模型的基本网络结构

Fig.2 Basic network structure of TCN-Informer model

2.2 数据来源与预处理

本研究选取芳村围智慧水网系统采集的2024年12月1日—2025年5月31日花地河侧茶滘、东激、剑沙和西望水闸闸外水位数据,以及珠江侧沙涌、东望和南激水闸闸外水位数据(上述水位数据以广州城建高程为基准),进行皮尔逊相关系数分析,结果如图3所示。



图3 监测点闸外水位数据的皮尔逊相关系数热力图

Fig.3 Thermogram of Pearson's correlation coefficient of water level data outside sluice gate of monitoring points

花地河侧各水闸数据的相关系数在0.88~0.98之间,具有强相关性;珠江侧各水闸数据的相关系数在0.98~0.99之间,也具有强相关性;由于花地河大坝的影响,花地河水位受珠江潮汐影响较小,花地河侧和珠江侧的水闸数据相关系数在0.13~0.33之间,相关性较弱。同时,对比珠江侧沙涌、东塍和南漑水闸闸外水位变化曲线发现,沙涌、东塍和南漑水位数据大小及变化规律基本一致,说明可以选取一个珠江侧水闸的闸外水位数据作为潮汐数据。

综上所述,选取东塍水闸2024年12月1日—2025年5月31日闸外水位、降雨量数据作为潮汐预测模型的输入数据,采样间隔为10 min,水位和降雨量数据均为25 625条,具体见图4。为消除通信中断、传感器故障等因素对数据造成的影响,采用拉依达准则和线性插值法分别处理数据异常值和缺失值,采用StandardScaler标准差法对数据进行标准化处理。

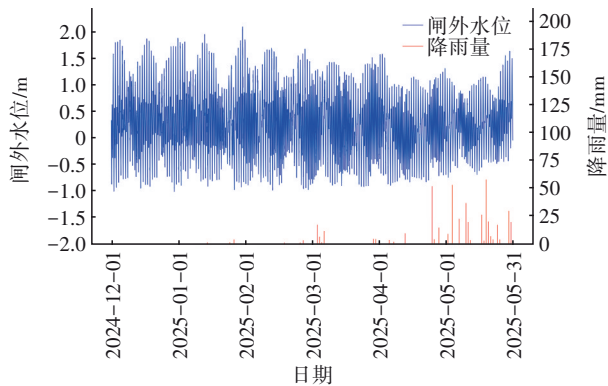


图4 东塍水闸降雨量与闸外水位变化

Fig.4 Plot of rainfall and changes in water level outside Donglang sluice gate

2.3 模型设置

在TCN-Informer潮汐预测模型的训练过程中,数据集划分比例为训练集:验证集:测试集=7:1:2,预测步长为144(采样1 d的数据),标签步长为288,输入步长为1 008,初始学习率为0.000 1,批处理大小为64,采用均方误差(MSE)作为损失函数。TCN层的卷积核大小为3,一、二层一维卷积过滤器数量分别为128、64;Informer层的模型维度为512,编码层数为3,解码层数为2,注意力头数为4。

2.4 模型评估方法

为反映模型预测值与实际值之间的差异程度,评价模型训练效果,采用平均绝对误差(MAE)和均

方根误差(RMSE)作为预测模型性能评价指标,采用决定系数(R^2)衡量模型拟合效果。

2.5 模型效果评价

TCN-Informer潮汐预测模型经训练后,时间步长为144的潮汐预测值与实际值曲线对比如图5所示。可以看出,预测值曲线和实际值曲线的变化规律基本一致。模型评价指标 $R^2=0.919\ 9$,接近1,表明模型拟合效果较好;MAE=0.126 4 m、RMSE=0.162 7 m,说明模型能够精准捕获潮汐水位变化规律,并较为准确地预测出全天的潮汐水位。另外,用相同数据集训练TCN、Informer、LSTM和TCN-LSTM模型,并与TCN-Informer模型评价指标进行比较,结果见表1。相较于其他模型,TCN-Informer模型的 R^2 值更接近1,拟合程度最好,而且MAE和RMSE最小,预测效果最为突出。

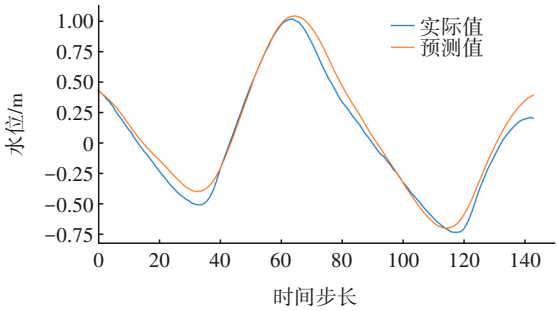


图5 潮汐预测值与实际值曲线对比

Fig.5 Curves comparison of tidal prediction values and actual values

表1 不同模型的评价指标对比

Tab.1 Comparison of evaluation indexes of different models

项目	MAE/m	RMSE/m	R^2
TCN	0.173 7	0.258 7	0.809 1
LSTM	0.150 6	0.193 6	0.886 6
Informer	0.140 6	0.183 3	0.898 3
TCN-LSTM	0.132 3	0.172 4	0.910 2
TCN-Informer	0.126 4	0.162 7	0.919 9

为了研究TCN与Informer的协同作用,分别用TCN、Informer和TCN-Informer模型预测测试集中2025年5月20日的潮汐水位,并与实际值进行对比,结果如图6所示,图中累计降雨量为当日累计实际降雨量。由图6(a)和(b)可知,TCN通过多层膨胀卷积识别突发降雨引起的水位变化,建立“水位-雨量”的短期因果关系,所以TCN预测水位峰谷值相较于Informer更为准确,但也由于逐点预测及卷

积核会捕捉局部波动的特性,预测曲线波动较大;Informer利用稀疏注意力机制和生成式解码器,对输入序列进行全局感知,相较于TCN能更好地捕获潮汐周期规律,并且一次性输出预测结果,使预测数据更精准、曲线更平滑。

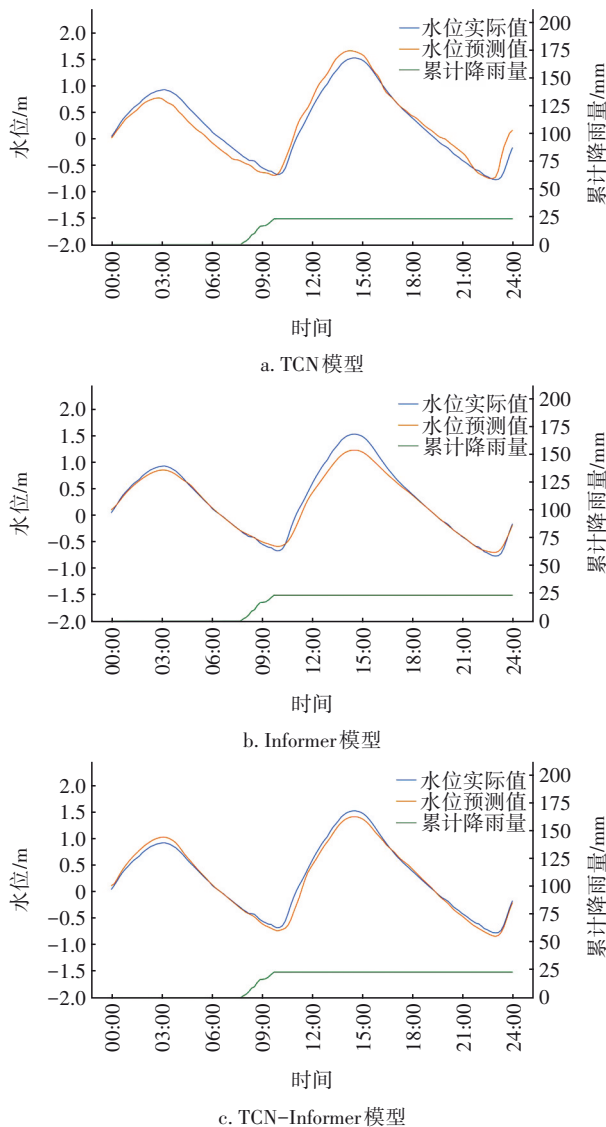


图6 TCN、Informer和TCN-Informer模型的预测效果对比

Fig.6 Comparison of prediction performance among TCN, Informer and TCN-Informer models

由图6(c)可以看出,TCN-Informer模型对潮汐规律的捕获与峰谷值预测的准确度都优于TCN和Informer模型。TCN模块通过两层膨胀卷积捕捉降雨信号和分析累计降雨量,输出包含局部细节的特征矩阵;Informer则通过稀疏自注意力机制获取潮汐不同相位间的关系,利用蒸馏操作聚焦关键信息,再通过解码器融合TCN局部特征和Informer全

局特征,一次性生成预测水位。TCN提取局部特征使Informer专注于捕获长时间依赖关系,Informer获取的全局特征则能为TCN局部特征提供前后段信息,使其被正确解读和加权,预测更为准确、高效。

3 水闸优化调度

3.1 优化调度方案

芳村围河网内部河涌复杂,污染源较多,相较于水流往复流方式,采用花地河补水、珠江排水的单向流方式,可有效去除河涌污染物,避免污染物滞留。考虑到芳村围河网属于城市河网,河涌水位应符合安全和景观需求,故设置警戒水位为0.9 m、景观水位为0.3 m,即河涌水位应处于0.3~0.9 m之间。珠江潮汐为不正规半日混合潮,每天有两次潮汐,峰谷差值较大的为大潮,峰谷差值较小的为小潮,大潮峰值均超过0.9 m,小潮峰值大多未达到0.9 m,为提升河涌水动力,以大潮调度为主。

制定优化调度方案,依据TCN-Informer模型预测潮汐数据,在涨潮阶段水位等于0.3 m时,打开花地河侧水闸及首尾大闸,水流从花地河补入河涌,河涌水位抬升至0.9 m,关闭花地河侧水闸;在落潮阶段水位等于0.9 m时,打开珠江侧水闸,水流从河涌排入珠江,河涌水位跌落至0.3 m,关闭珠江侧水闸。除此之外,可根据管理部门需要,在涨潮阶段,打开花地河首尾大闸,抬升水位至目标值,再关闭大闸,适时打开花地河侧水闸,进行调度,提升优化调度方案的灵活性。

3.2 优化调度效果

为检验优化调度方案的效果,于2025年7月13日—17日进行对比试验。在调度试验中,花地河侧启用茶滘、东濠、剑沙和西塍水闸,珠江侧启用冲口 and 沙涌水闸。7月13日采用管理部门通过人工调度方式制定的原调度方案,依据中大水文站预测数据进行水闸调控,采用保守补水水位0.6 m,且花地河侧和珠江侧共同补、排水,导致水流对冲,形成往复流。7月14日—17日依据TCN-Informer预测潮汐数据进行水闸调控,补水水位为0.9 m,7月14日采用花地河侧和珠江侧水闸补水,珠江侧水闸排水;7月15日采用花地河侧水闸补水,花地河侧和珠江侧水闸排水;7月16日和17日均采用优化调度方案,花地河侧水闸补水,珠江侧水闸排水,形成单向流。

在每日14时,取珠江侧冲口、沙涌水闸以及花

地河侧茶滘、东激、剑沙水闸闸内水样,测定水样的氨氮浓度、溶解氧含量和透明度,以此反映各调度方案对河涌水环境的影响,结果见图7。

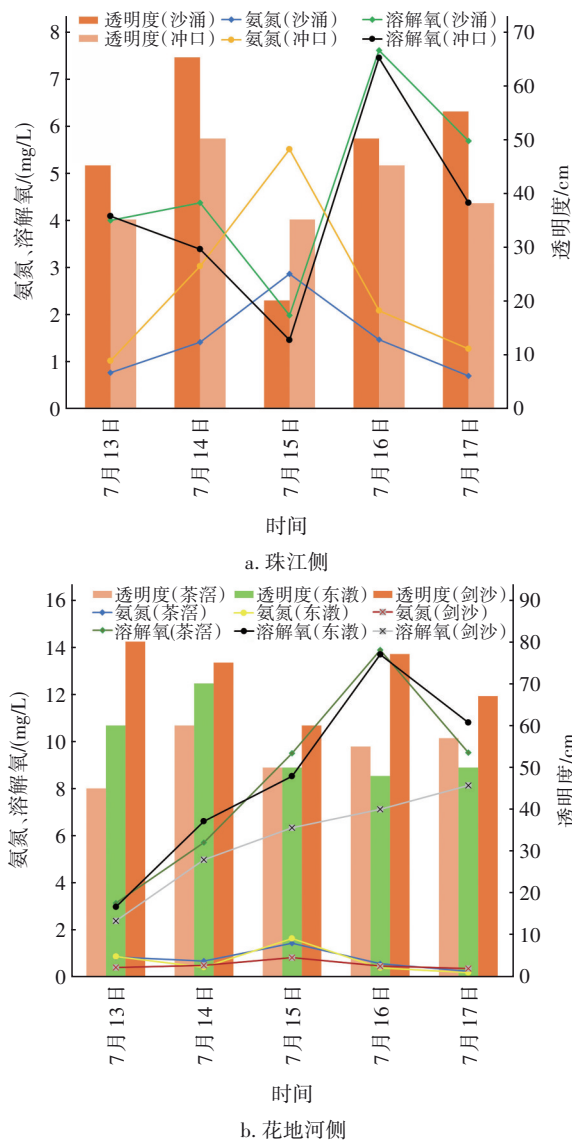


图7 珠江侧和花地河侧水闸闸内水样水质分析结果

Fig.7 Water quality analysis results of water samples inside sluice gates on Pearl River side and Huadi River side

由图7(a)可知,冲口、沙涌水样水质变化趋势保持一致。在7月13日—15日期间,采用水流往复流方式的调度方案,冲口、沙涌水样的氨氮浓度均一直增大,溶解氧含量则呈下降趋势,透明度波动较大,沙涌水样的透明度降至20 cm。7月15日,冲口、沙涌水样的氨氮浓度均大于2 mg/L,溶解氧含量均小于2 mg/L,两项指标均不满足地表水V类标准,污染程度较大。7月16日和17日均采用水流单向流方式的优化调度方案,冲口、沙涌水样的氨氮浓

度均持续下降,溶解氧含量大幅增加,透明度有所提升,且较为稳定。7月17日,冲口、沙涌水样的氨氮浓度均小于2 mg/L,溶解氧含量均大于4 mg/L,两项指标均满足地表水V类标准。采用优化调度方案后,珠江侧水闸闸内水样的溶解氧含量和透明度指标均优于原调度方案,氨氮浓度与原调度方案相差不多,但呈现下降趋势。

由图7(b)可知,试验期间,花地河侧水样的氨氮浓度均小于2 mg/L,且变化趋势均与珠江侧基本一致,经过优化调度后,稳定低于地表水V类标准限值(2 mg/L),甚至低于0.5 mg/L;花地河侧水样的溶解氧含量呈现上升趋势,经过优化调度后,远超地表水V类标准限值(2 mg/L),相较原调度方案有较大提升;花地河侧水样的透明度则一直处于较高水平,两种调度方案对该指标的影响不显著。

整体来看,采用优化调度方案后水样水质优于原调度方案,且满足地表水V类标准。

4 结论

① 基于自主研发的蜻蜓智慧水网系统开发平台,快速、低成本地设计和集成了芳村围智慧水网系统,能够全天候自动采集水情数据,提升了数据采集精度,并降低了人工成本。

② 构建了预测芳村围河网潮汐水位的TCN-Informer潮汐预测模型,模型评价指标 $R^2=0.919\ 9$ 、 $MAE=0.126\ 4$ m、 $RMSE=0.162\ 7$ m,模型拟合效果较好,且能够精准捕获芳村围潮汐水位变化规律,对河网调度具有重要意义。

③ 依据TCN-Informer潮汐预测模型预测潮汐水位曲线,生成并试验芳村围水闸优化调度方案,采用水流单向流方式,水体的氨氮浓度、溶解氧含量和透明度整体优于原调度方案,说明优化调度方案能够有效改善芳村围河网水环境,对维持芳村围河网人与水环境平衡具有重要意义。

④ 本研究采用6个月的数据训练模型,未来将采用一年或多年的数据以及更为精细化的模型进行训练;芳村围水闸现阶段主要通过人力控制,未来将接入闸门自动控制系统,这将进一步降低人工成本。

参考文献:

- [1] 张海丽,贺新春,邓家泉. 基于闸泵联控的感潮河网区水动力水质调控[J]. 长江科学院院报, 2019, 36

- (8): 36-41, 48.
- ZHANG H L, HE X C, DENG J Q. Regulation of hydrodynamics and water quality in tidal river network based on gate-pump joint operation [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2019, 36 (8): 36-41, 48 (in Chinese).
- [2] 陈外才,甘逸伦. 国内智慧水务建设研究进展[J]. 科技创新与应用, 2025, 15(13): 5-8, 13.
- CHEN W C, GAN Y L. Progress of research on domestic smart water construction [J]. Technology Innovation and Application, 2025, 15 (13): 5-8, 13 (in Chinese).
- [3] 朱一松,刘祥祥,高越飞,等. 城市“厂网河”一体化调度模拟系统的设计与实现[J]. 水利信息化, 2025, 43 (1): 93-100.
- ZHU Y S, LIU X X, GAO Y F, et al. Design and implementation of integrated “plant-network-river” dispatch simulation system for urban water management [J]. Water Resources Informatization, 2025, 43 (1): 93-100 (in Chinese).
- [4] 李超,尤林贤,胡书庭. BP神经网络在太浦闸水位流量关系中的应用[J]. 水利水电工程设计, 2021, 40 (4): 33-36.
- LI C, YOU L X, HU S T. Application of BP neural network in stage-discharge relationship of Taipu sluice [J]. Design of Water Resources & Hydroelectric Engineering, 2021, 40(4): 33-36 (in Chinese).
- [5] 钟惠钰,陈荣尧. 基于多边际条件下的水位流量预测模型在防洪和水资源调配中的应用[J]. 江苏水利, 2025, 29(3): 7-11.
- ZHONG H Y, CHEN Q Y. Application of stage discharge prediction model based on multi marginal conditions in flood control and water resources dispatching [J]. Jiangsu Water Resources, 2025, 29 (3): 7-11 (in Chinese).
- [6] 雷加悦. 基于深度学习的潮汐预报方法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2023.
- LEI J Y. Research on Deep Learning Based Tidal Forecasting Methods [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2023 (in Chinese).
- [7] XU H T, SHI H Y, NI S Q. Application of BP neural networks in tide forecasting [J]. Atmosphere, 2022, 13 (12): 1999.
- [8] ZHANG Z, ZHANG L, YUE S S, et al. Correction of nonstationary tidal prediction using deep-learning neural network models in tidal estuaries and rivers [J]. Journal of Hydrology, 2023, 622: 129686.
- [9] 张典豪,冯思敏,吴艳鸣. 基于注意力机制的循环卷积方法在长江感潮河段潮位预测中的应用[J]. 中国水利, 2025, 76(14): 47-55.
- ZHANG D H, FENG S M, WU Y M. Application of a CNN-BiLSTM-transformer model based on attention mechanism in tidal level prediction for the tidal reach of the Yangtze River [J]. China Water Resources, 2025, 76(14): 47-55 (in Chinese).
- [10] 黄学平,辛攀,吴永明,等. 融合残差与VMD-TCN-BiLSTM混合网络的鄱阳湖总氮预测[J]. 长江科学院院报, 2025, 42(3): 59-67, 75.
- HUANG X P, XIN P, WU Y M, et al. Predicting total nitrogen concentration in Poyang Lake using a hybrid network integrating residual and VMD-TCN-BiLSTM [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2025, 42 (3): 59-67, 75 (in Chinese).
- [11] 李继清,谢宇韬,徐学军,等. 基于RF-Informer模型的月径流遥相关预报[J]. 水资源保护, 2025, 41(3): 39-45.
- LI J Q, XIE Y T, XU X J, et al. Monthly runoff teleconnection forecasting based on RF-Informer model [J]. Water Resources Protection, 2025, 41(3): 39-45 (in Chinese).
- [12] 赵雪锋,张宇宁,詹巍,等. 基于TCN-Informer的多源融合虚拟最优气象源光伏功率预测[J]. 水力发电, 2025, 51(3): 97-104, 124.
- ZHAO X F, ZHANG Y N, ZHAN W, et al. Photovoltaic power prediction based on TCN-Informer and multi-source fusion of virtual optimal weather sources [J]. Water Power, 2025, 51 (3): 97-104, 124 (in Chinese).
-
- 作者简介:**罗文海(2000—),男,江西萍乡人,硕士研究生,研究方向为基于人工智能的感潮河网水生态治理。
- E-mail:**17379912071@163.com
- 收稿日期:**2025-08-20
- 修回日期:**2025-10-22

(编辑:刘贵春)