

长江下游潮汐河段高精度潮位预报方法比较研究

夏明嫣¹, 张帆一¹, 闻云呈¹, 夏云峰¹, 胡庆芳¹, 侍翰生²

(1. 南京水利科学研究院水利部水旱灾害防御重点实验室, 江苏 南京 210029;
2. 江苏省水利勘测设计研究院有限公司, 江苏 扬州 225127)

摘要: 针对长江下游高水位主控因素的沿程变化, 采用非稳态潮汐调和分析(NS_TIDE)模型、非稳态潮汐调和分析与自回归模型修正(NS_TIDE-AR)组合方法、Transformer 深度学习模型、水动力学模型、水动力学模型结合集合卡尔曼滤波(HM-EnKF)同化方法预报长江下游潮位, 并对比了各种方法对长江下游沿线站点潮位预报的精度和在不同条件下的适用性。结果表明: 相同条件下 Transformer 深度学习模型的潮位预报精度最高且最稳定, NS_TIDE-AR 组合方法与 HM-EnKF 同化方法的精度较为接近, NS_TIDE 模型和水动力学模型误差相对较大; NS_TIDE-AR 组合方法、Transformer 深度学习模型、HM-EnKF 同化方法均能较好地预报洪水期长江下游潮位, NS_TIDE-AR 组合方法不适用于风暴潮期间的潮位预报。

关键词: 洪水; 风暴潮; 潮位预报; 非稳态潮汐调和分析; Transformer 深度学习模型; 水动力学模型; 长江下游

中图分类号: P731. 34 文献标志码: A 文章编号: 1004 - 6933(2025)04 - 0159 - 10

Comparative study on high-precision tidal level forecast methods in tidal reach of the lower Yangtze River//XIA Mingyan¹, ZHANG Fanyi¹, WEN Yuncheng¹, XIA Yunfeng¹, HU Qingfang¹, SHI Hansheng²(1. Key Laboratory of Flood & Drought Disaster Defense, the Ministry of Water Resources, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China; 2. Jiangsu Surveying and Design Institute Co., Ltd., Yangzhou 225127, China)

Abstract: In view of the along-course variation of dominant factors influencing high water level in the lower reach of the Yangtze River, the non-stationary tidal harmonic analysis (NS_TIDE) model, non-stationary tidal harmonic analysis and auto-regressive (NS_TIDE-AR) combined method, deep learning Transformer model, hydrodynamic model, and hydrodynamic model combined with the ensemble Kalman filter (HM-EnKF) assimilation method were adopted to forecast the tidal level in the lower reaches of the Yangtze River. The forecast accuracy of these methods at various stations along the tidal reach of the Yangtze River was compared, and their applicability under varying conditions was evaluated. The results show that, under the same conditions, the deep learning Transformer model achieves the highest and most stable accuracy for tidal level forecasting, followed by the NS_TIDE-AR combined method and the HM-EnKF assimilation method, while the simulation results of the NS_TIDE model and hydrodynamic model have relatively larger errors. The NS_TIDE-AR combined method, deep learning Transformer model, and HM-EnKF assimilation method can forecast tide levels during major floods effectively in the tidal reach of the Yangtze River. However, the NS_TIDE-AR combined method is unsuitable for tidal level forecasting during storm surges.

Key words: flood; storm surge; tide level forecasting; non-stationary tidal harmonic analysis; deep learning Transformer model; hydrodynamic model; the lower Yangtze River

长江下游受径流、潮流、风暴潮等多因素影响, 极端水文和气象事件频发。1918 号台风米娜、2106 号台风烟花以及 2020 年长江大洪水期间, 多种致灾因素导致芜湖、南京、镇江、江阴等长江下游沿线水文站出现超警戒水位, 乃至超历史极端水位,

对沿线防汛安全构成严重威胁。为此, 开展长江下游潮汐河段短期高精度潮位预报研究可为防洪排涝、船舶航行、乘潮水位利用等提供参考, 具有重要的现实意义。

潮汐调和分析^[1-2]、水动力学模型^[3-4]等基于物

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC30001000); 国家自然科学基金项目(52201332); 江苏省水利科技项目(2023046, 2023021)
作者简介: 夏明嫣(1996—), 女, 助理工程师, 硕士, 主要从事河口水动力研究。E-mail: myxia@nhri.cn
通信作者: 夏云峰(1965—), 男, 正高级工程师, 博士, 主要从事河流、河口海岸水流泥沙研究。E-mail: yfxia@nhri.cn

理机制的模型(以下简称“物理机制模型”)被广泛应用于潮位预报研究,基于最小二乘法的调和分析法是潮位预报的经典方法^[5]。针对潮汐河段,Matte等^[6]提出了考虑径、潮流非线性作用的非稳态潮汐调和分析(non-stationary tidal harmonic analysis, NS_TIDE)模型,Gan等^[7]验证了NS_TIDE模型在长江下游潮位预报中的适用性。当存在台风、温带气旋等气象因素影响时,NS_TIDE模型的精度受到限制。水动力学模型可考虑天文潮与风暴潮^[8-9]、径流与潮流等^[10-11]因素之间相互作用的影响,被广泛应用于潮位,特别是风暴潮预报^[12]。然而数值模式的预测精度受到物理过程、地形、初始和驱动条件及模型参数的制约^[13]。

近年来,时间序列分析^[14-15]、数据同化^[16]、人工智能方法^[17]等数据驱动技术逐渐被引入潮位预报领域,以提升预报精度。Chen等^[18]将自回归模型(AR)与NS_TIDE模型相结合,并验证了该方法可提升长江口潮位预报精度。数据同化技术可以将观测数据实时同化至模型中,Evensen^[19]引入集合的思路,提出了集合卡尔曼滤波方法,并将该方法成功应用到海洋同化领域,结合观测潮位、流速^[20-21]等数据,为进一步提升水动力学模型预报精度提供了可能;丁骏等^[13]将其应用于长江口风暴增水修正,显著提升了短期预报精度。长短期记忆神经网络^[22]、LightGBM^[23]等人工智能方法被用于潮位的直接预报,也可对潮汐调和分析^[24-25]、NS_TIDE^[26]、水动力学模型^[27-28]等物理机制模型预报结果进行修正。随着深度学习技术的飞速发展,Transformer深度学习模型(以下简称Transformer模型)^[29]在自然语言处理领域取得重大突破,将其运用于洪水预报^[30]和短期降雨预报^[31]的研究取得较好效果。然而对于长江下游潮汐河段,径流、潮流、风暴潮等复杂非线性作用的机理认识尚不清晰,对人工智能模型输入参数的选取也受限于对物理机制的认识。

目前,针对长江下游潮汐河段潮位预报的研究涉及多种技术路线,包括物理机制模型、数据驱动模型以及两者的结合。由于影响因素众多,各模式均存在一定的局限性,实现长江下游短期高精度潮位预报仍面临较大挑战。一方面,径流-潮汐耦合动力的非线性作用强烈,预报精度受限于对物理机制的认识;另一方面,长江下游沿线不同区域高水位形成机制差异显著,针对潮区界大通以下长江潮汐河段全线,普遍适用于多因素共同作用下的潮位预报方法稀缺。此外,对不同预报方法的预报性能和适用性对比研究也较少,进一步限制了预报模型的优化和选择。本文将NS_TIDE模型、NS_TIDE与AR修

正(NS_TIDE-AR)组合法、水动力学模型、水动力模型结合集合卡尔曼滤波(hydrodynamic model combined with ensemble Kalman filter, HM-EnKF)同化方法和Transformer模型应用于长江下游潮汐河段的潮位预报,对比不同方法对2019—2020年洪水期和台风风暴潮期间不同预见期条件下长江下游潮汐河段的潮位预报精度,分析各种方法在不同条件下的适用性。

1 数据来源及长江下游高水位成因分析

收集了长江下游水位资料、长江沿线径流资料及历史台风资料。长江下游水位站位置见图1,2012—2020年各站逐时水位数据见图2,本文所有潮位基准均为吴淞高程,为完整展示沿线各站水位,将江阴、吴淞站潮位整体下移1 m和3 m。采用大通站及上游汉口、湖口站长系列径流资料;风速、气压数据来源于欧洲中尺度天气预报中心,台风数据采用中央气象台预报数据;对水文、气象资料进行一致性、完整性检查,采用调和分析、回归填补等方法对资料系列进行插补。

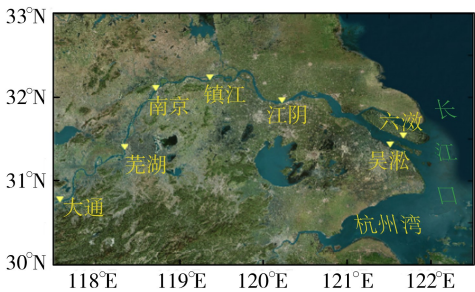


图1 研究区水位站分布

Fig. 1 Distribution of water level stations in study area

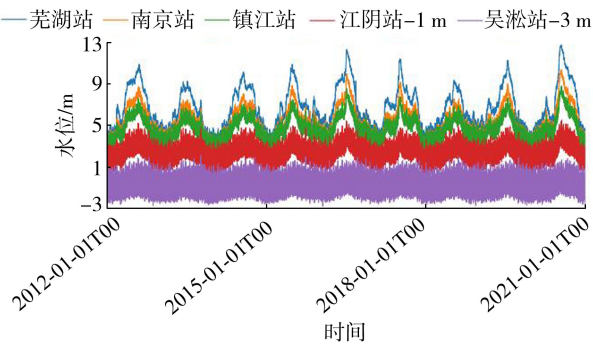


图2 2012—2020年长江下游各水位站逐时水位数据
Fig. 2 Hourly water level measurements at stations along lower reaches of the Yangtze River

基于各站1950—2020年长系列水位历史资料分析长江下游超警戒水位出现的原因。2020年长江大洪水期间,长江沿线大通站7月13日达到峰值流量84 600 m³,同日内出现大通站水位峰值16.24 m。芜湖、南京、镇江站最高水位出现在7月

21 日,此时大通站流量 $76\,200\text{ m}^3/\text{s}$,长江河口处于小潮向大潮转换期。江阴站最高水位出现在 7 月 23 日,此时河口为天文大潮。由此可见,2020 年长江大洪水期间大通站高水位受径流控制,芜湖至江阴段高水位受径流和天文潮共同影响。

长江下游沿线 6 站 1950—2020 年历史超警戒水位成因统计结果见表 1。对于潮区界大通站,极端高水位出现在洪峰时段。对于芜湖站,洪水是造成高水位的主要控制因素,其中造成水位较高且影响较大的是洪峰流量与天文大潮遭遇的情况。对于南京站,洪水仍是高水位的主导因素,洪水与台风风暴潮、天文大潮遭遇对南京站也造成一定的影响。镇江站极端水位多出现在洪水与外海风暴潮或天文大潮遭遇或三者共同影响期间。对于江阴和吴淞站,极端水位多出现在台风风暴潮与天文大潮共同作用时刻。总体来说,长江下游沿线的极端水位多出现在洪水、天文大潮和台风风暴潮二者或三者共同作用时期,越靠近上游受洪水的影响越大,反之,越接近口门潮动力的控制越明显。对于南京站以上河段,洪水是高水位的主控因素;对于江阴站以下河段,潮动力是高水位的主控因素;南京至江阴段受到径流动力和潮动力的共同影响。

2 研究方法

分别采用 NS_TIDE 模型、NS_TIDE-AR 组合方法、Transformer 模型、水动力学模型和 HM-EnKF 同化方法对长江下游潮汐河段进行短期潮位预报。为了比较不同方法的预报精度,采用相同的上游径流、河口潮差等输入条件进行 2019—2020 年长江下游站点潮位预报测试。河口潮差序列根据六泵站 2017—2018 年潮位资料通过经典调和分析方法^[5]获得。

2.1 基于 NS_TIDE 模型的潮位预报

NS_TIDE 模型考虑径流与外海潮差的非线性影响,被广泛应用于感潮河段潮位的预报和分析^[7],模型参数选取参考文献[18]。选择受径流影响较大的大通站作为上游参考站,输入大通站流量序列;选择长江口附近六泵站作为下游参考站,输入

所需潮差序列。利用 2012—2018 年长江下游各站逐时潮位数据对 NS_TIDE 模型进行参数回归,对 2019—2020 年长江下游站点进行潮位预报测试。

2.2 基于 NS_TIDE-AR 组合方法的潮位动态修正

基于潘崇伦等^[15,18]的研究,AR 模型可较好修正 NS_TIDE 模型的预报误差。根据 AIC 准则、前人研究经验^[15,18]和数值试验结果,确定长江沿线 AR 模型阶数 $p=40$,采用 NS_TIDE 模型预报误差序列进行参数回归,对 NS_TIDE 模型 2019—2020 年长江下游各站潮位预报结果进行误差修正。

2.3 基于 Transformer 模型的潮位预报

基于 Transformer 模型的长江下游潮位预报架构见图 3。将 2012—2018 年长江下游各站逐时潮位数据用于潮位预报模型训练和验证,2019—2020 年数据作为潮位预测模型的测试数据集,用于评估潮位预测模型的性能和准确性。训练时使用 K 折交叉验证方法,减少对特定数据分割的依赖,使性能评估更具代表性。根据空间特点将长江下游站点分为两类分别进行训练和预测。长江沿线芜湖、南京、镇江站以大通站径流、河口潮差及 3 站潮位为输入变量。根据前期研究,风速和气压对长江江阴站以下河口段潮位影响明显^[32],故江阴及吴淞站以大通站径流、长江口六泵站潮差、风速、气压数据及两站潮位为输入变量,使用全连接层将下游站点潮位与上游站点潮位联系起来。由于洪季和枯季潮位特性有所差异,本文采用迁移学习方法提高模型的预

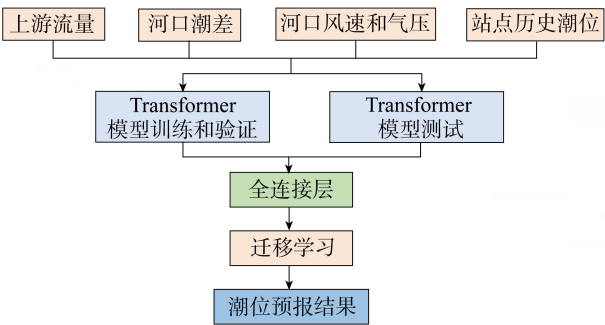


图 3 基于 Transformer 模型的潮位预报架构
Fig. 3 Transformer model-based tide level forecast framework

表 1 长江下游沿线 1950—2020 年历史超警戒水位成因统计结果
Table 1 Statistical results on causes of water levels exceeding warning level along lower reaches of the Yangtze River from 1950 to 2020

站点	超警戒水位成因占比%						
	洪水	洪水遭遇天文大潮	洪水遭遇风暴潮	天文大潮	风暴潮	天文大潮遭遇风暴潮	洪水遭遇天文大潮、风暴潮
大通	100						
芜湖	40	60					
南京	10	61	10			5	14
镇江	5	57	10			14	14
江阴		27	9	18		32	14
吴淞				33	10	43	14

测性能和泛化性。以均方根误差 (RMSE), 平均绝对误差 (MAE)、潮位合格率 (QR) 为评价参数, 运用 Adam 优化器对模型进行优化。根据前人研究和数值试验结果^[29-31], 层数设置为 100, 多头注意力机制头数为 8, 丢弃率为 0.2。

2.4 基于水动力学模型的潮位预报

建立了覆盖长江下游潮汐河段的风暴潮水动力学模型, 模型计算域和研究区域的网格及水深见图 4。计算域共有 98 124 个网格结点, 184 573 个单元。模型在大通站至长江口及邻近海区地形复杂处最大分辨率为 30 m, 在开边界处约为 3 000 m。模型地形采用 2020 年实测水下地形与全球海洋陆地高程数据 ETOPO1 拼接而成, 局部区域利用海图修正。由于模型计算域地形复杂, 水深及底摩擦变化较大, 经参数率定后底摩擦系数选取二次格式。采用多个洪季和枯季及典型风暴潮期间实测潮位、风速资料进行模型验证, 详见文献[32]。

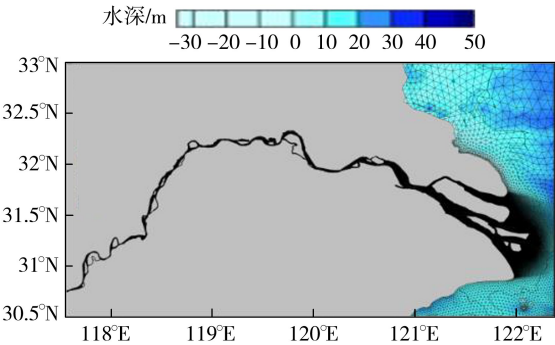


图 4 长江下游计算网格

Fig. 4 Computational grids in lower reaches of the Yangtze River

采用欧洲中尺度天气预报中心预报资料提供背景风压场, 并收集中央气象台发布的台风路径、强度预报资料, 在台风期间将背景风压场与 Holland 台风梯度模型^[33]相结合构建驱动风压场。上游流量边界根据大通站流量序列确定, 外海开边界天文潮由 TPX09^[34]模型计算。采用水动力学模型对 2019—2020 年长江下游站点进行潮位预报测试。

2.5 基于 HM-EnKF 同化方法的潮位预报

集合卡尔曼滤波通过实测数据与模拟结果的对比迭代, 可提高水动力学模型的预报精度。本文同化的观测数据为长江下游 7 站 (图 1) 的水位数据, 同化计算步骤为: ①假设当前时刻 t 的集合数为 N , 初始状态变量为水动力学模型计算的 t 时刻长江下游潮位场, 采用蒙特卡洛随机扰动法生成 N 个集合, 对于集合中每个元素运用水动力学模型计算得到 $t+1$ 时刻潮位场状态变量; ②生成观测数据随机变量集合, 将步骤①得到的预报潮位场集合与随机

变量集合共同输入集合卡尔曼滤波器进行同化计算, 得到更新的 (同化后) 潮位场集合, 其均值为数据同化的最优解; ③将最优解赋值于各集合, 再次施加随机扰动后, 作为下一个预报期的初始状态集合, 循环往复。本文计算参数选取参考文献[13], 集合数目设置为 30, 时间间隔为 1 h。

3 结果与分析

采用 RMSE、MAE 和 QR 3 个指标评价潮位预报精度。本文根据 GB/T 2482—2008《水文情报预报规范》, 统计处于正常潮位许可误差 (± 0.30 m) 范围内的 QR。QR 大于 85% 为甲级预报精度, QR 处于 70%~85% 为乙级预报精度, QR 小于 70% 为丙级预报精度。洪水期增加最高潮位误差和误差峰值, 风暴潮期间增加误差峰值作为精度评价指标。

3.1 2019—2020 年长江下游各站点预报精度对比

NS_TIDE 模型、NS_TIDE-AR 组合方法、Transformer 模型、水动力学模型、HM-EnKF 同化方法对 2019—2020 年长江下游沿线各站点潮位预报结果的 RMSE、MAE、QR 见表 2。从表 2 可以看出, NS_TIDE 模型和水动力学模型的预报误差相对较大, 部分站点潮位预报为乙级精度。HM-EnKF 同化方法、NS_TIDE-AR 组合方法、Transformer 模型利用

表 2 5 种预报方法逐时潮位预报精度对比

Table 2 Comparison of hourly tide level forecast accuracy of five forecast methods				
站点	预报方法	RMSE/m	MAE/m	QR/%
芜湖	NS_TIDE 模型	0.22	0.20	82.3
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.08	0.06	99.2
	Transformer 模型	0.07	0.05	99.4
	水动力学模型	0.18	0.14	88.1
	HM-EnKF 同化方法	0.10	0.07	98.2
南京	NS_TIDE 模型	0.21	0.18	83.2
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.09	0.07	98.6
	Transformer 模型	0.08	0.06	98.9
	水动力学模型	0.18	0.15	86.5
	HM-EnKF 同化方法	0.10	0.07	98.1
镇江	NS_TIDE 模型	0.23	0.19	80.4
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.10	0.08	98.1
	Transformer 模型	0.09	0.07	98.3
	水动力学模型	0.20	0.16	86.4
	HM-EnKF 同化方法	0.11	0.08	97.4
江阴	NS_TIDE 模型	0.20	0.17	85.3
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.12	0.09	96.4
	Transformer 模型	0.10	0.08	98.4
	水动力学模型	0.21	0.19	82.1
	HM-EnKF 同化方法	0.13	0.10	95.8
吴淞	NS_TIDE 模型	0.22	0.18	84.2
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.13	0.10	95.1
	Transformer 模型	0.10	0.08	98.6
	水动力学模型	0.20	0.18	83.1
	HM-EnKF 同化方法	0.13	0.11	94.5

了预报站点自身潮位序列特性,达到甲级预报精度。Transformer 模型总体预报精度最优,QR 在 98% 以上,NS_TIDE-AR 组合方法与 HM-EnKF 同化方法的误差较为接近。

图 5 为不同潮位预报方法对 2019—2020 年芜湖、南京、江阴、吴淞 4 站 24 h 预见期潮位预报结果的绝对误差序列。由图 5 可见,对于上游芜湖和南京站,在 2020 年 7 月长江大洪水期间出现误差持续性波动情况。对于下游江阴、吴淞站,分别在 2019 年 8 月和 2019 年 10 月出现两次误差峰值,此时分别处于 1909 号台风利奇马和 1918 号台风米娜风暴潮过程期间。

3.2 洪水期潮位预报结果

2020 年长江大洪水是自 1954 年大洪水和 1998 年大洪水以来的又一次长江全流域性大洪水,南京站、镇江站 7 月 21 日出现超历史最高水位,分别为 10.39、8.48 m。采用不同方法得到的 2020 年

长江大洪水期间南京和镇江站预报潮位及其与实测潮位的对比见图 6,长江沿线芜湖、南京、镇江、江阴站预报精度评价结果见表 3。

由图 6 和表 3 可见,NS_TIDE 模型和水动力学模型预报值在 7 月 12—14 日流量峰值期间出现持续高于实测值的情况,24 h 预见期潮位预报误差峰值分别为 0.38~0.78 m、0.37~0.65 m,总体潮位预报误差相比正常流量条件下显著增大。这是由于 NS_TIDE 模型参数回归期没有出现 2020 年的极端洪水条件,使模型参数无法涵盖大洪水期间的变化情况,而水动力学模型沿程的河道阻力在洪水期发生调整,导致两种方法预报精度在径流强烈的洪水期有所下降。Transformer 模型和 NS_TIDE-AR 组合方法能够根据潮位误差变化趋势进行修正, HM-EnKF 同化方法可根据沿线潮位实测数据对沿线糙率进行参数估计和调整,在流量上升期和下降期均能较好预报大洪水期间长江沿线水位,最高潮位误

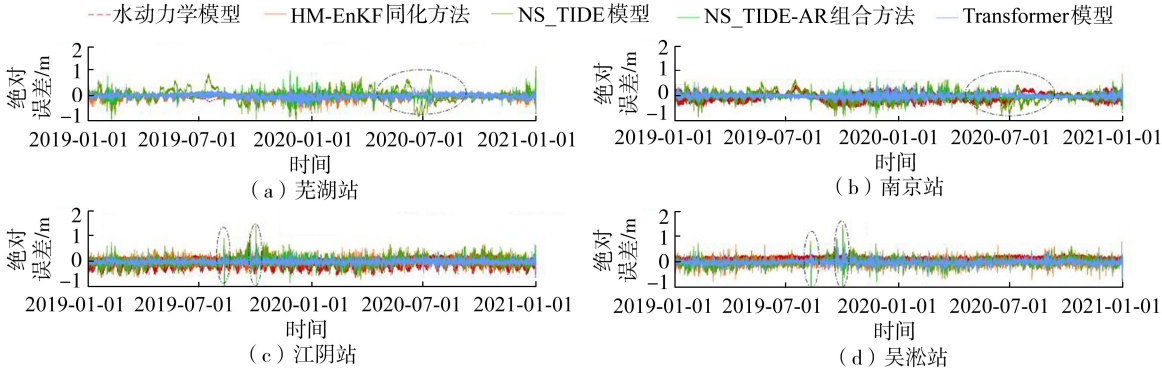


图 5 5 种预报方法 24 h 预见期潮位预报结果的绝对误差

Fig. 5 Absolute error of 24-h tide level forecast results of five different forecast methods

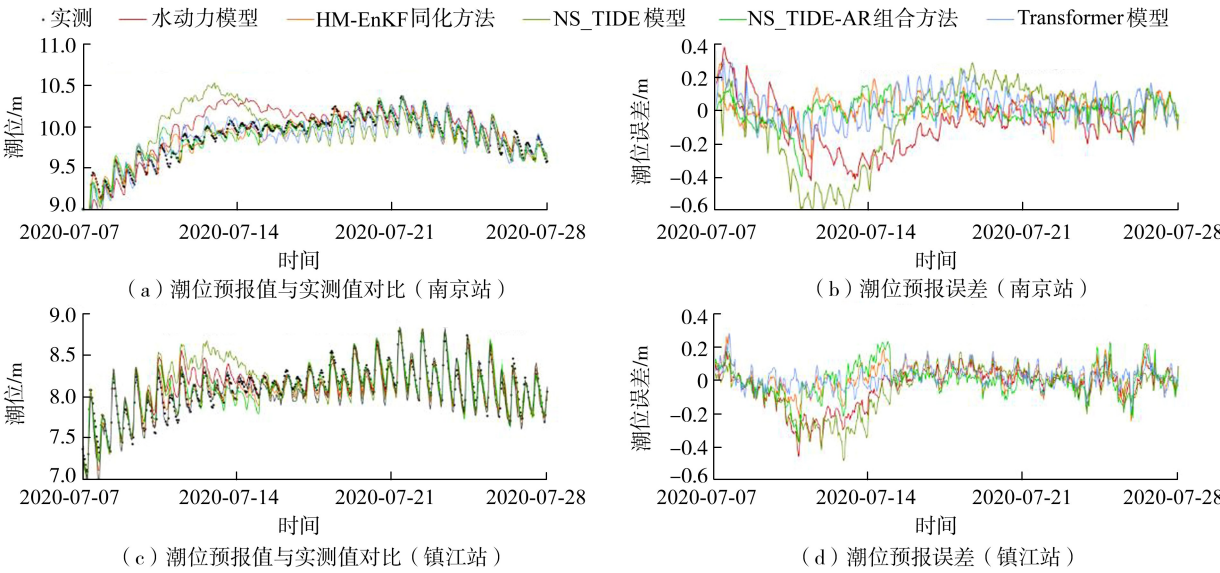


图 6 2020 年长江大洪水期间不同预报方法 24 h 预见期潮位预报值与实测值对比及预报误差

Fig. 6 Comparison of 24-h tide level forecast results of different forecast methods with measurements and forecast errors in Great Flood of the Yangtze River in 2020

表 3 2020 年长江大洪水期间不同预报方法 24 h 预见期预报精度评价结果

Table 3 Evaluation results of 24-h tide level forecast accuracy of different forecast methods in Great Flood of the Yangtze River in 2020

站点	预报方法	最高潮位误差/m	误差峰值/m	RMSE/m	MAE/m	QR/%
芜湖	NS_TIDE 模型	0.23	0.78	0.28	0.23	76.9
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.05	0.37	0.09	0.07	98.3
	Transformer 模型	0.04	0.32	0.09	0.06	98.7
	水动力学模型	0.15	0.65	0.22	0.18	82.2
	HM-EnKF 同化方法	0.04	0.35	0.10	0.07	98.2
南京	NS_TIDE 模型	0.15	0.68	0.25	0.20	78.2
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.04	0.39	0.09	0.07	98.4
	Transformer 模型	0.04	0.36	0.09	0.07	98.3
	水动力学模型	0.10	0.43	0.22	0.18	82.3
	HM-EnKF 同化方法	0.03	0.31	0.10	0.07	98.1
镇江	NS_TIDE 模型	0.12	0.45	0.23	0.19	80.1
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.04	0.37	0.11	0.08	97.4
	Transformer 模型	0.02	0.33	0.10	0.07	98.2
	水动力学模型	0.12	0.41	0.22	0.18	82.8
	HM-EnKF 同化方法	0.05	0.32	0.11	0.08	96.9
江阴	NS_TIDE 模型	0.09	0.38	0.21	0.18	83.4
	NS_TIDE-AR 组合方法	0.03	0.32	0.12	0.09	96.8
	Transformer 模型	0.04	0.31	0.10	0.08	98.0
	水动力学模型	0.13	0.37	0.22	0.19	81.5
	HM-EnKF 同化方法	0.06	0.32	0.12	0.09	96.1

差不超过 0.06 m，最高潮位出现潮时误差不超过 30 min。

3.3 台风风暴潮期间潮位预报结果

1909 号台风利奇马和 1918 号台风米娜分别是典型的“南侧登陆型”和“外海活动型”台风。图 7 为不同预报方法对风暴潮期间江阴站 24 h 预见期逐时潮位预报值与实测潮位对比及预报误差，表 4 为 2019 年 8 月 9—14 日 1909 号台风利奇马影响期

间和 2019 年 9 月 30 日至 10 月 3 日 1918 号台风米娜影响期间江阴和吴淞站潮位预报精度评价结果。对比分析可发现,风暴潮期间长江下游潮位预报精度总体有所降低,NS_TIDE 模型、NS_TIDE-AR 组合方法误差增幅最明显,Transformer 模型次之,引入河口风速、气压资料作为输入变量后,Transformer 模型预报精度有所改善,HM-EnKF 同化方法在风暴潮期间潮位预报效果最好。

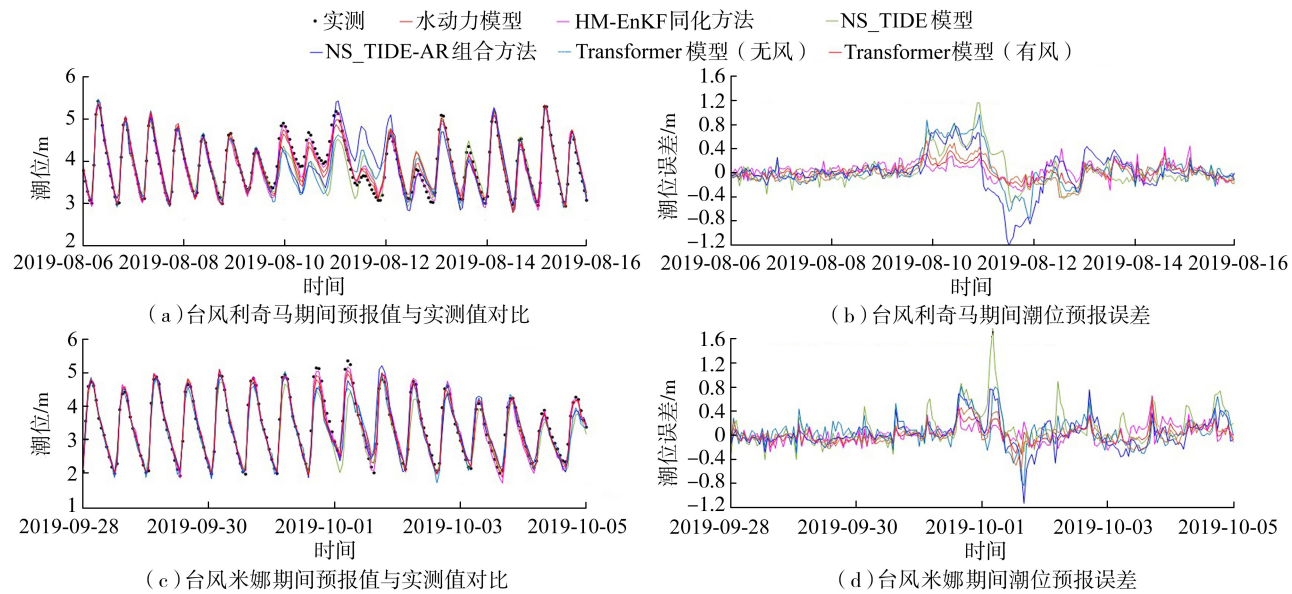


图 7 台风风暴潮期间不同预报方法对江阴站 24 h 预见期潮位预报值与实测值对比及预报误差

Fig. 7 Comparison of 24-h tide level forecast results of different forecast methods with measurements and forecast errors at Jiangyin station during typhoon storm surges

表 4 台风风暴潮期间不同预报方法 24 h 预见期潮位预报精度评价结果

Table 4 Evaluation results of 24-h tide level forecast accuracy of different forecast methods during typhoon storm surges

台风	站点	方法	误差峰值/m	RMSE/m	MAE/m	QR/%
台风利奇马	江阴	NS_TIDE 模型	1.16	0.48	0.39	46.8
		NS_TIDE-AR 组合方法	1.21	0.45	0.36	48.3
		Transformer 模型(无风)	0.97	0.44	0.35	51.4
		Transformer 模型(有风)	0.52	0.28	0.22	70.5
		水动力学模型	0.45	0.25	0.20	78.2
		HM-EnKF 同化方法	0.34	0.15	0.13	93.8
	吴淞	NS_TIDE 模型	1.20	0.52	0.42	42.4
		NS_TIDE-AR 组合方法	1.15	0.49	0.38	46.5
		Transformer 模型(无风)	0.87	0.46	0.34	52.3
		Transformer 模型(有风)	0.58	0.29	0.24	69.8
		水动力学模型	0.52	0.31	0.22	74.3
		HM-EnKF 同化方法	0.37	0.16	0.12	93.4
台风米娜	江阴	NS_TIDE 模型	1.81	0.44	0.30	61.2
		NS_TIDE-AR 组合方法	1.14	0.35	0.25	72.6
		Transformer 模型(无风)	0.84	0.34	0.26	71.4
		Transformer 模型(有风)	0.67	0.23	0.16	80.9
		水动力学模型	0.52	0.23	0.18	79.4
		HM-EnKF 同化方法	0.39	0.13	0.10	95.6
	吴淞	NS_TIDE 模型	1.85	0.46	0.33	56.4
		NS_TIDE-AR 组合方法	1.23	0.39	0.28	65.5
		Transformer 模型(无风)	0.92	0.41	0.30	58.5
		Transformer 模型(有风)	0.65	0.29	0.22	70.4
		水动力学模型	0.54	0.25	0.21	76.9
		HM-EnKF 同化方法	0.42	0.16	0.12	92.9

在风暴潮影响的 2~4 d 内,由于未考虑风暴增水效应,NS_TIDE 模型预报值明显偏小,台风利奇马和台风米娜期间江阴站潮位预报误差峰值分别为 1.16、1.81 m,风暴潮最高潮位出现潮时误差超过 1 h。NS_TIDE-AR 组合方法会根据 NS_TIDE 模型历史误差变化趋势对潮位进行修正,由于台风期间 NS_TIDE 模型误差变化趋势与其他时期不同,导致 AR 模型出现误修正,在台风影响结束的几日内潮位预报值都偏大,误修正后江阴站误差峰值分别为 1.21、1.14 m,风暴潮最高潮位出现潮时误差相比修正前增大。根据 Gao 等^[31]的研究,长江下游沿线增水与河口附近风速、风向关联较大,有效风速越大,向岸风持续时间越长,长江下游沿线增水效应越明显。本文对比了将长江河口经度方向风分量、纬度方向风分量、气压作为输入变量前后 Transformer 模型预报精度。相比增加输入变量前,台风利奇马和台风米娜期间 RMSE 分别减小了 35.5%~37.0%、31.3%~32.3%,精度有所提高,风暴潮最高潮位出现潮时误差在 1 h 以内。但当前条件下 Transformer 模型在风暴潮期间潮位预报误差仍较大。一方面,不同风暴潮类型、登陆位置、走向影响下长江沿线潮位变化过程差异明显,多因素影响下长江下游增水机制的研究尚不够成熟,还应在深入探究物理机制的基础上引入台风路径、台风强度、移动速度、台风

尺度等更多台风参数训练潮位预报模型^[35]。另一方面,当前条件下长江下游风暴潮期间观测资料积累尚不充足,制约了数值驱动模式下潮位预报精度。水动力学模型对江阴站 24 h 预见期潮位预报的 RMSE 为 0.23~0.31 m,利用实测数据同化后 RMSE 降低为 0.13~0.16 m,风暴潮最高潮位出现潮时误差在 30 min 以内,因此,水动力学模型可以较好地模拟风暴潮位变化过程,仍是当前条件下风暴潮期间长江下游潮位预报主要方法。

3.4 不同预见期潮位预报结果

图 8 为 NS_TIDE 模型、NS_TIDE-AR 组合方法和 Transformer 模型对长江下游沿线 5 站 24~72 h 预见期逐时潮位预报结果的 RMSE 对比。采用 Transformer 模型建立大通站流量预报模型,输入变量为大通站历史流量序列和上游汉口、湖口流量序列,将得到的 24~72 h 大通站流量预报结果作为 NS_TIDE 模型、NS_TIDE-AR 组合方法和 Transformer 模型输入条件进行潮位预报。从图 8 可以看出,3 种模型的预报精度都随着预见期延长逐渐下降。NS_TIDE 模型预报结果 RMSE 增大主要是由于大通站径流预报误差的增大。本文所采用的大通站流量预报方法对大通站 24 h 预见期流量预报结果的 RMSE 为 368 m³/s,相对误差为 1.27%,72 h 预见期流量预报结果的 RMSE 为 632 m³/s,相

对误差为 2.89%。目前仅采用汉口、湖口和大通站自身流量序列作为大通站流量预报的输入条件,后续引入更多长江干流及二湖(鄱阳湖、洞庭湖)入江口门、大型支流入汇处水位流量资料,采用更长期资料进行训练后,精度将进一步提高。随着预见期增加,NS_TIDE-AR 组合方法潮位预报结果的 RMSE 增长速率大于 NS_TIDE 模型,这是由于除了大通站流量预报误差,AR 模型进行多步预报时采用的是递归方式,自身预报误差会随着序列的增长不断累积。Transformer 模型能够有效捕捉时间序列数据中的长期依赖关系^[27],与 NS_TIDE-AR 组合方法相比,在预见期延长的条件下性能下降较慢,72 h 预见期下预报结果的 RMSE 总体在 0.18 m 以内。

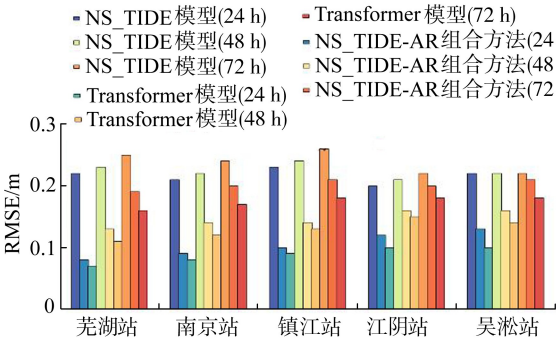


图 8 不同预见期下不同预报方法潮位预报结果的 RMSE 对比

Fig. 8 Comparison of RMSE of tidal level forecast results of different forecast methods for different prediction lengths

3.5 多方法适用性比较分析

总体而言,Transformer 模型预报长江下游沿线潮位时误差最小,误差波动相对较为稳定,预见期延长后也能取得尚可的预报效果,得益于其自注意力机制。Transformer 模型能够自动确定输入序列中最相关的部分,并对输入数据的不同部分分配适当的权重,将上游大通站流量和河口潮差作为输入变量后能较好反映径、潮流相互作用条件下长江下游潮位变化,在洪水期同样适用。将风速、风向作为输入变量可在一定程度上反映气象要素对潮位的影响,但要建立更精细化的风暴潮预报数据驱动模型有待更进一步深入研究。NS_TIDE-AR 组合方法同样适用于径、潮流相互作用条件下长江下游潮位预报,在洪水期也有不错的预报效果,但随着预见期延长,预报精度衰减较快,该模型不适用于台风风暴潮等气象因素显著条件下的潮位预报。

水动力学模型是长江下游潮位预报的另一个重要方法,适用于长江下游复杂多因素条件下的潮位预报,但潮位预报精度受水深、岸线精度、网格尺寸、糙率等模型参数以及径流、台风信息等驱动条件准

确性的影响,还需考虑预报时效性要求。数据同化是传统水动力学模型发展到一定程度寻求突破精度瓶颈的内在需求,当前情况下 HM-EnKF 同化方法的预报精度与 NS_TIDE-AR 组合方法相当,适用于大洪水、风暴潮期间长江下游潮位预报。集合卡尔曼滤波同化效果还与观测点数目、位置、集合数目等有关^[13],观测网加密后可进一步提高精度。

对比不同方法的潮位实时计算效率,NS_TIDE 模型计算速度最快,NS_TIDE-AR 组合方法和 Transformer 模型次之,3 种方法均可实现站点潮位分钟级别的响应计算。水动力学模型的计算时间取决于模型范围、网格分辨率等,对计算资源有较高要求, HM-EnKF 同化方法对计算资源的需求进一步提高,响应时间相对较长,应在不同应用场景下综合考虑精度和时效要求。

对比长江沿程各站点潮位预报误差,NS_TIDE-AR 模型、Transformer 模型和 HM-EnKF 同化方法都有误差向上游减小的趋势,可根据长江下游潮汐河段水位影响因素的沿程变化解释。芜湖至南京段潮位受径流控制,几种方法可较好修正径流条件带来的误差,在大洪水期间同样适用。南京至江阴段影响因素增多,径流-潮汐非线性作用强烈,误差相对有所增大。江阴至河口段主要受潮汐动力影响,台风风暴潮等极端事件影响期间数值驱动方法的预报误差显著增加。

综合考虑精度和时效要求,在构建长江下游潮汐河段潮位预报系统时可将上述方法相结合,无台风风暴潮时采用 Transformer 模型,有风暴潮时采用水动力学模型和 HM-EnKF 同化方法。未来可考虑将 Transformer 模型等深度学习模型与水动力学模型深度结合,将长江下游高精度站点预报序列扩展至全场,获得长江下游任意点高精度潮位预报,更好地满足长江下游航运精细化控制和管理需求。

4 结 论

a. 相同条件下 Transformer 模型的总体精度最高且最稳定,NS_TIDE-AR 组合方法与 HM-EnKF 同化方法精度较为接近,NS_TIDE 模型和水动力学模型预报误差相对较大。

b. NS_TIDE-AR 组合方法、Transformer 模型、HM-EnKF 同化方法可较好地预报洪水期潮位变化过程,最高潮位误差不超过 0.06 m,而水动力学模型和 NS_TIDE 模型预报值出现持续性高于实测值的情况。

c. 典型风暴潮期间 HM-EnKF 同化方法预报效果最好;水动力学模型预报精度次之;Transformer 模

型在引入河口风速、气压数据后,潮位预报结果的RMSE减小了31.3%~37.0%,精度显著提高;NS_TIDE-AR组合方法会出现过修正现象,不适用于风暴潮期间潮位预报。

d. Transformer模型和NS_TIDE-AR组合方法潮位预报精度随着预见期延长逐渐下降,Transformer模型精度下降速率相对较慢,72 h预见期下预报结果的RMSE总体在0.18 m以内。

参考文献:

[1] 李国芳,王伟杰,谭亚,等.长江河口段潮位预报及实时校正模型[J].水电能源科学,2009,27(2):49-51. (LI Guofang, WANG Weijie, TAN Ya, et al. Study on tidal level forecasting and real-time correction model for Yangtze River Estuary[J]. Water Resources and Power, 2009, 27(2): 49-51. (in Chinese))

[2] 王东平.长江感潮河段高低潮水位预报模型研究[D].南京:南京师范大学,2015.

[3] 端义宏,朱建荣,秦曾颢,等.一个高分辨率的长江口台风风暴潮数值预报模式及其应用[J].海洋学报,2005,27(3):11-19. (DUAN Yihong, ZHU Jianrong, QIN Zenghao, et al. A high-resolution numerical storm surge model in the Changjiang River Estuary and its application [J]. Acta Oceanologica Sinica, 2005, 27(3): 11-19. (in Chinese))

[4] 季凯敏,路川藤.长江口外潮汐精细化模型研究与精度分析[J].海洋技术学报,2019,38(5):64-67. (JI Kaimin, LU Chuanteng. Research and precision analysis on the tide model outside the Yangtze River Estuary [J]. Journal of Ocean Technology, 2019, 38(5): 64-67. (in Chinese))

[5] PAWLOWICZ R, BEARDSLEY B, LENTZ S. Classical tidal harmonic analysis including error estimates in MATLAB using T_TIDE[J]. Computers & Geosciences, 2002, 28(8): 929-937.

[6] MATTE P, JAY D A, ZARON E D. Adaptation of classical tidal harmonic analysis to nonstationary tides, with application to river tides[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2013, 30(3): 569-589.

[7] GAN Min, CHEN Yongping, PAN Shunqi, et al. A modified nonstationary tidal harmonic analysis model for the Yangtze estuarine tides[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2019, 36(4): 513-525.

[8] 张金善,孔俊,章卫胜,等.长江河口动力与风暴潮相互作用研究[J].水利水运工程学报,2008(4):1-7. (ZHANG Jinshan, KONG Jun, ZHANG Weisheng, et al. Study of interaction between estuary dynamic and storm surge in the Yangtze River [J]. Hydro-Science and Engineering, 2008(4): 1-7. (in Chinese))

[9] YIN Chengtuan, ZHANG Weisheng, XIONG Mengjie, et al. Storm surge responses to the representative tracks and storm timing in the Yangtze Estuary, China [J]. Ocean Engineering, 2021, 233: 109020.

[10] TAN Ya, CHEN Jianxing, CHU Ao, et al. Characteristics of the tide level in the Yangtze River Estuary under multi-factor integration effect[J]. Journal of Coastal Research, 2020, 95(Sup1): 1547-1552.

[11] XIA Mingyan, WEN Yuncheng, XU Fumin, et al. Study of water level distribution along the Yangtze River and estuary under multi-factor conditions during typhoon period [C]//Proceedings of the 11th International Conference on Asian and Pacific Coasts. Kyoto: Springer, 2024: 301-311.

[12] 赵长进,葛建忠,丁平兴.长江口及其邻近海区无结构网格风暴潮预报系统的研制与分析[J].海洋科学进展,2015,33(2):182-194. (ZHAO Changjin, GE Jianzhong, DING Pingxing. An unstructured numerical model for storm surge in the Changjiang Estuary and its application [J]. Advances in Marine Science, 2015, 33(2): 182-194. (in Chinese))

[13] 丁骏,吕忻,姚雅倩,等.上海邻近海域风暴潮数据同化与特征分析[J].海洋学报,2021,43(3):135-145. (DING Jun, LYU Xin, YAO Yaqian. Research on data assimilation and features analysis of storm surge in the Shanghai offshore areas [J]. Acta Oceanologica Sinica, 2021, 43(3): 135-145. (in Chinese))

[14] 吴玲莉,张玮.遗传门限自回归模型在感潮河段水位预测中的应用[J].水利水电科技进展,2005,25(5):20-23. (WU Linli, ZHANG Wei. Application of genetic threshold auto-regressive model to water stage forecasting for tidal river section [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2005, 25(5): 20-23. (in Chinese))

[15] 潘崇伦.黄浦江感潮河段潮位预报精度提升研究[J].海洋预报,2024,41(2):24-33. (PAN Chonglun. Study on the improvement of the tidal prediction accuracy of the Huangpu River [J]. Marine Forecasts, 2024, 41(2): 24-33. (in Chinese))

[16] 顾炉华,赖锡军.基于EnKF算法的大型河网水量数据同化研究[J].水力发电学报,2021,40(3):64-75. (GU Luhua, LAI Xijun. Influence of field observation on effectiveness of data assimilation using EnKF algorithm for large-scale river network [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021, 40(3): 64-75. (in Chinese))

[17] 姚思源,李国芳,钱睿智,等.南水北调东线工程源头长江潮位预报[J].南水北调与水利科技(中英文),2021,19(6):1136-1146. (YAO Siyuan, LI Guofang, QIAN Ruizhi, et al. Tidal level forecast of Yangtze River at the source of East Route of South-to-North Water Transfer Project [J]. South-to-North Water Transfers and Water

- Science & Technology, 2021, 19 (6) : 1136-1146. (in Chinese))
- [18] CHEN Yongping, GAN Min, PAN Shunqi, et al. Application of auto-regressive (AR) analysis to improve short-term prediction of water levels in the Yangtze Estuary[J]. Journal of Hydrology, 2020, 590 : 125386.
- [19] EVENSEN G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1994, 99 (C5) : 10143-10162.
- [20] ZHAO Jian, CHEN Xueen, XU Jiangling, et al. Assimilation of surface currents into a regional model over Qingdao coastal waters of China[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2013, 32 (7) : 21-28.
- [21] 刘永伟,王文,刘元波,等. 基于 EnKF 法的径流数据同化对 SWAT 模型参数优化效果评估[J]. 河海大学学报 (自然科学版), 2022, 50 (2) : 1-10. (LIU Yongwei, WANG Wen, LIU Yuanbo, et al. Evaluation of the optimization effect of streamflow data assimilation on SWAT model parameters based on the EnKF approach [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50 (2) : 1-10. (in Chinese))
- [22] LIU Yu, WANG Hao, FENG Wenwen, et al. Short term real-time rolling forecast of urban river water levels based on LSTM: a case study in Fuzhou City, China [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2021, 18 (17) : 9287.
- [23] GAN Min, CHEN Yongping, PAN Shunqi, et al. An improved machine learning-based model to predict estuarine water levels [J]. Ocean Modelling, 2024, 190 : 102376.
- [24] 吕忻,丁骏. 基于深度学习的潮位预报订正技术研究 [J]. 海洋预报, 2022, 39 (2) : 70-79. (LYU Xin, DING Jun. Study on the correction technology of tide level forecast based on deep learning [J]. Marine Forecasts, 2022, 39 (2) : 70-79. (in Chinese))
- [25] 方辰,黄海龙,甘敏,等. 基于 LightGBM 算法的潮位预报修正研究[J]. 水道港口, 2023, 44 (1) : 31-38. (FANG Chen, HUANG Hailong, GAN Min, et al. Application of the LightGBM algorithm to correct the tide level prediction [J]. Journal of Waterway and Harbor, 2023, 44 (1) : 31-38. (in Chinese))
- [26] 徐晓武,陈永平,甘敏,等. 基于非稳态调和分析 and 长短时记忆神经网络的河口潮位短期预报混合模型[J]. 海洋通报, 2022, 41 (4) : 401-410. (XU Xiaowu, CHEN Yongping, GAN Min, et al. Hybrid model for short-term prediction of tide level in estuary based on LSTM and nonstationary harmonic analysis [J]. Marine Science Bulletin, 2022, 41 (4) : 401-410. (in Chinese))
- [27] CHEN Weiho, LIU Wencheng, HSU M. Comparison of ANN approach with 2D and 3D hydrodynamic models for simulating estuary water stage [J]. Advances in Engineering Software, 2012, 45 (1) : 69-79.
- [28] FEI Kai, DU Haoxuan, GAO Liang. Accurate water level predictions in a tidal reach: integration of physics-based and machine learning approaches [J]. Journal of Hydrology, 2023, 622 : 129705.
- [29] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc. , 2017 : 6000-6010.
- [30] 郭雪东,张颖,曾志群,等. 基于 Transformer 的智能洪水预报模型及其应用研究[J]. 水电与新能源, 2023, 37 (11) : 32-35. (GUO Xuedong, ZHANG Ying, ZENG Zhiqun, et al. Intelligent flood forecasting model based on transformer and its application [J]. Hydropower and New Energy, 2023, 37 (11) : 32-35. (in Chinese))
- [31] GAO Zhihan, SHI Xinjian, WANG Hao, et al. Earthformer: exploring space-time transformers for earth system forecasting [C] // Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans: Curran Associates Inc. , 2022 : 25390-25403.
- [32] 夏明嫣,徐福敏,闻云呈. 不同路径台风作用下长江下游沿线风暴增水分布研究[J]. 海洋工程, 2022, 40 (3) : 115-122. (XIA Mingyan, XU Fumin, WEN Yuncheng. Study of storm surge distribution along the Yangtze River and Estuary under different typhoon tracks [J]. The Ocean Engineering, 2022, 40 (3) : 115-122. (in Chinese))
- [33] HOLLAND G J. An analytic model of the wind and pressure profiles in hurricanes [J]. Monthly Weather Review, 1980, 108 (8) : 1212-1218.
- [34] EGBERT G D, EROFEEVA S Y. Efficient inverse modeling of barotropic ocean tides [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2002, 19 (2) : 183-204.
- [35] 苑希民,黄玉啟,田福昌,等. 基于 LSTM-GM 神经网络模型的风暴潮增水预报方法[J]. 水资源保护, 2023, 39 (6) : 8-15. (YUAN Ximin, HUANG Yuqi, TIAN Fuchang, et al. Research on forecasting method of storm surge based on LSTM-GM neural network model [J]. Water Resources Protection, 2023, 39 (6) : 8-15. (in Chinese))

(收稿日期: 2024 - 11 - 18 编辑: 施业)