

黄浦江感潮河段潮位预报精度提升研究

潘崇伦

(上海市水旱灾害防御技术中心, 上海 200050)

摘要: 黄浦江感潮河段水位波动以天文潮影响为主,同时也受上游径流、区间降雨和风暴潮等因素的影响,传统的调和分析方法难以考虑径流等非天文潮因素,在对黄浦江感潮河段进行潮位预报时总体精度偏低。本文在对传统调和分析方法预报误差频谱分析的基础上,提出了将传统调和分析模型和自回归模型相结合的预报方法,并将该方法应用于黄浦江感潮河段3个代表性站点(吴淞口、黄浦公园、米市渡)的潮位逐时预报中。结果表明:24 h潮位预报的均方根误差由原来的0.20 m左右降至0.10~0.14 m,预报精度显著提升。

关键词: 黄浦江;经典调和分析;自动分潮优化模型;潮位;自回归模型

中图分类号: P731.34 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2024)02-0024-10

0 引言

河口地区是人类活动的密集区域,全球32个特大城市中有22个坐落在河口区域附近^[1]。河口地区受益于得天独厚的地理优势,往往分布着重要的港口,扮演着交通枢纽的角色,但其自然因素交互作用也十分强烈,是洪涝灾害频发地带。从保障河口地区的安全与健康发展而言,开展准确的河口水位预报工作至关重要。

基于预报目的的差异性,多种方法可用于河口和沿海地区的潮汐预报。传统调和分析方法(Classical Harmonic Analysis)是潮汐分析预报最常用的方法之一^[2]。该方法源于分析海洋潮汐,但也同样被广泛用于分析河口潮汐^[3]。传统调和分析方法由于无法考虑上游径流对潮汐的影响,因此在预报河口潮汐时主要应用于径流作用较小的感潮河段下游。水动力模型也可用于河口潮汐预报,从其维度上可分为一维模型和二维模型,分别用于求解圣维南方程组^[4-6]和浅水方程组^[7]。水动力模型可以考虑多种动力条件,不仅能预报径流与潮汐作用下的河口水位,甚至能预报台风等极端天气下的风暴

潮位^[8]。但是,水动力模型控制方程离散求解过程较为费时,预报时对上下游边界预报数据准确度要求高,且容易受到预报模型参数选取不当的影响,其预报精度和时效性往往难以满足业务工作的需求^[9-10]。

为了考虑径流对感潮河段潮位过程的影响,学者们也提出了诸多解析模型。JAY^[11]基于简化的一维圣维南方程,得到了潮波从河口口门往上传播时其振幅和相位角的解析变化结果。基于上述研究成果,KUKULKA等^[12-13]前后又推出了分潮相对振幅和亚潮(Subtidal tides,周期显著长于1 d的长周期潮汐波动^[14])水位波动与陆、海边界的解析表达式。另一个应用广泛的潮波运动解析解模型是CST模型^[15],该模型计算速度快,可分析潮波在整个河道中的传播变化。上述解析模型为河口潮汐预报精度的提升提供了基础,MATTE等^[16]在传统调和分析预报方法的基础上,基于KUKULKA等的解析模型框架^[12-13]将上游径流量和河口口门附近潮差作为输入参数,提出了适用于感潮河段的非稳态调和分析方法(Nonstationary Tidal Harmonic Analysis, NS_TIDE),其预报精度显著高于传统的调和分析

收稿日期: 2023-06-16。

基金项目: 上海市市级财政事前绩效评估项目(2024年度)——上海沿海风暴潮模型研究。

作者简介: 潘崇伦(1982-),男,高级工程师,硕士,主要从事水情预报和水利信息化研究工作。E-mail: 13817146568@139.com

方法,已在全球多个河口进行了应用^[16-20]。

丁峰等^[21]和李国芳等^[22-23]在采用传统调和分析方法预报长江口感潮河段下游潮位时发现,日均潮位预报误差与上游径流存在一定的经验关系。基于此发现,他们通过上游径流值对传统调和分析方法预报的日均潮位进行修正,预报精度显著提升。然而,该方法仅仅适用于对特征潮位(如日均潮位、高潮位或低潮位等)预报结果的修正,不适用于对逐时潮位预报的修正。

事实上,潮汐预测属于一种回归处理,是人工智能算法的经典应用方向之一,有诸多学者尝试将人工智能算法用于潮汐预报,天文潮预报和包含非天文潮成分的潮水位预报等都有涉及。前人的研究表明,在进行海洋潮汐预报时,人工智能算法能够拥有和传统调和分析模型相近甚至更好的表现,且其对数据量的需求更少^[24-27]。CHEN等^[28]在应用人工神经网络算法预报河口潮汐时取得了与水动力模型相近的预报精度。但需要指出的是,人工智能算法在应用时需要训练集数据具有足够的代表性,当它能够代表数据本身的分布特征时,人工智能模型才能有稳定的表现。研究表明^[18, 29],由于洪、枯季波动和丰水年、枯水年波动等,人工智能算法在预测洪季的河口水位时,一旦上游来流量不在历史数据波动区间,其预测精度可能会显著降低。因此,人工智能算法在用于河口潮汐预测时需要保证充足的数据量。

潮位过程也属于时间序列的一种,因此有学者将时间序列分析里的建模方法应用到潮汐预报中。根据输入层差异,时间序列分析方法在应用时可以归为两类,一类是仅采用要预测的时间序列历史信息建模^[30],另一类是附带额外变量作为输入^[31]。其应用形式也可归为两类,一类为采用时间序列分析方法直接预报潮位^[30],第二类为将时间序列分析方法与其他潮汐预报模型进行结合,以前者的结果对后者的预报结果进行误差修正^[32]。基于时间序列分析等数据驱动模型去修正物理机制模型的预报结果已成为提升河口潮汐预报精度的主要手段之一^[33]。

目前有关河口潮汐分析和预报精度提升的研究已取得显著进展,但主要针对径流作用显著的大型河口,如长江河口^[32]、珠江河口^[34, 35]、哥伦比亚河口^[18]、圣劳伦斯河口^[36]等。在全球几千个河口口,有

不少中小型河口,其流量较小,河口水位波动以海洋动力驱动为主,针对此类河口的潮汐预报精度提升研究还较少。基于此,本文以黄浦江为对象,开展中小型河口潮汐预报精度提升研究。

1 方法

1.1 自动分潮优化模型

自动分潮优化模型(Automatic Constituent Optimization Tidal Harmonic Analysis, ACOTHA)^[37-38]是河海大学自主研发的传统调和分析模型,其潮位表达式为:

$$\eta(t) = \eta_0 + \sum_{k=1}^n H_k \cos(\sigma_k t - \varphi_k) \quad (1)$$

式中: $\eta(t)$ 表示潮位; t 为时间; η_0 为平均海平面; k 为分潮序号; n 为分潮数; H_k 、 σ_k 和 φ_k 分别为第 k 个分潮的振幅、角速度和相位。模型在确定调和常数的过程中,首先选取306个分潮,通过最小二乘法计算各分潮的振幅大小;考虑到振幅较小的分潮对最后预报值的贡献作用不大,但计算时的舍入误差、噪声影响等有可能对预报潮位有一定的负面影响,因此设定一个阈值(通常为0.02 m),自动删除对潮位预报水域作用不大的分潮,形成新的分潮系列;通过二次潮汐分析,计算新分潮系列的调和常数并统计其后报误差,在此基础上确定用于预报的分潮系列及其相应的调和常数。

1.2 自回归模型

自回归模型(Autoregressive, AR)通过数据自身的历史序列来预估其后续序列值,适用于对时间序列的“历史记忆”进行挖掘^[39]。表达式如下^[32]:

$$\Delta\eta(t) = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta\eta(t-i) \quad (2)$$

式中: $\Delta\eta(t)$ 表示ACOTHA预报的水位相对于实测水位的误差; ε_t 为白噪声扰动; p 为模型阶数; ϕ_i ($i=1 \sim p$)是自回归系数。在确定模型阶数 p 后,自回归系数 ϕ_i 可通过最小二乘法求解。

2 研究区域与数据

2.1 研究区域

黄浦江是汇入长江的最后一条支流,是上海地区

的航运大动脉,承担着太湖流域主要排水通道的功能。黄浦江始自淀山湖,自吴淞口注入长江河口(见图1),全长约113.4 km^[40]。黄浦江水位波动可受多重水动力要素影响,包括潮汐、径流、台风、降雨等。

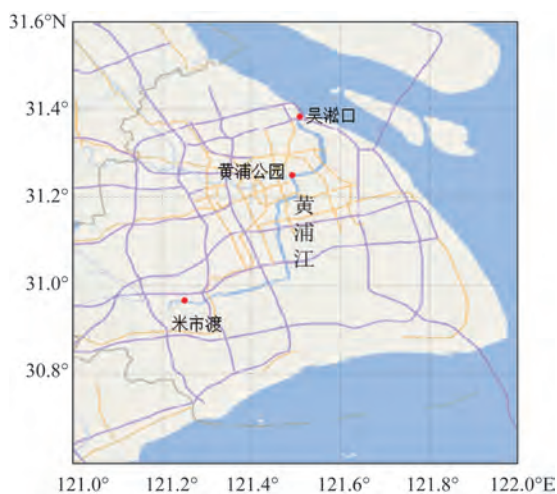


图1 黄浦江验潮站分布示意图

Fig.1 Distribution of tide gauge stations along the Huangpu River

2.2 数据说明

如图1所示,本文用到的黄浦江沿江验潮站包括吴淞口、黄浦公园和米市渡站,3个站点的潮位序列见图2。除此之外,本文还收集了同年份黄浦江上游练塘站的降雨数据和影响长江河口的台风路径信息。吴淞口、黄浦公园和米市渡站亚潮(D0)、全日潮(D1)、半日潮(D2)、四分之一日潮(D4)和六分之一日潮(D6)潮族主要分潮对比见表1。总体而言,所有分潮迟角沿上游增加,反映了潮波信号沿上游传播时的延迟。河口本身起着低通滤波器的作用,致使潮波高频分潮在往上游传播时,对摩擦耗散作用的响应更加明显,利于潮波低频分潮上溯。因此,表1中潮族分潮的频率越高,迟角增幅更为明显,而亚潮(低频)潮族的振幅相对变化不大。3个站点的潮型系数为0.23~0.24,说明3个站点的潮汐特性相近。

3 结果与讨论

3.1 自动分潮优化模型

吴淞口、黄浦公园和米市渡站2019—2020年实

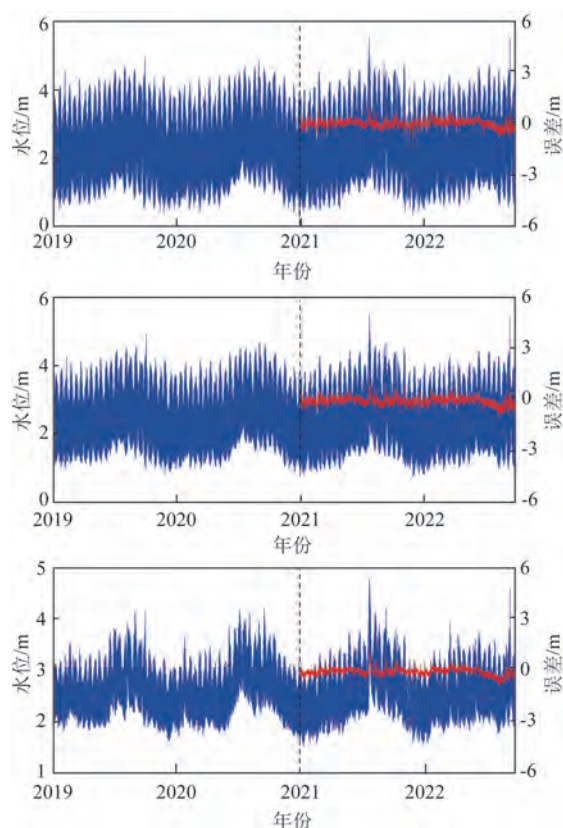


图2 2019—2022年黄浦江各站实测潮位序列(蓝线)和ACOTHA模型预报误差(红线)

Fig.2 The observed water levels (blue lines) and the prediction error of the ACOTHA model (red lines) at each station of Huangpu River

测资料用于提取调和常数,2021—2022年的资料用于检验ACOTHA模型的预报精度,可获得其预报误差序列(见图2)。为明确ACOTHA模型在吴淞口、黄浦公园和米市渡站的误差序列的能量分布,可对其进行谱分析,结果见图3。ACOTHA模型的误差波动主要在低频部分,即亚潮频带,说明该模型主要误差的波动部分变化缓慢,适合用AR模型对ACOTHA模型建模^[32],并修正其短期预报结果。

3.2 自回归模型

AR模型的参数设定参考文献[32], p 取值40,采用ACOTHA模型历史两个月的预报误差序列回归模型参数,预报其后续48 h内的预报误差,进而对ACOTHA模型的短期预报结果进行误差修正,形成混合预报结果(ACOTHA&AR)。

图4为利用ACOTHA和ACOTHA&AR两个模

表1 黄浦江各站主要调和常数对比

Tab. 1 Comparison of the harmonic constants of the major tidal constituents at each station of Huangpu River

潮族	分潮	振幅/m			迟角/(°)		
		吴淞口	黄浦公园	米市渡	吴淞口	黄浦公园	米市渡
D0	SA	0.26	0.25	0.20	215.48	220.71	224.24
	MSF	0.09	0.11	0.09	51.84	53.60	68.28
D1	Q1	0.01	0.01	0.01	137.96	148.09	167.99
	O1	0.13	0.11	0.06	158.68	168.18	194.59
	P1	0.07	0.05	0.02	216.69	226.80	424.31
	K1	0.21	0.17	0.09	219.12	230.05	257.31
D2	N2	0.17	0.14	0.07	359.58	18.22	422.47
	M2	1.03	0.84	0.42	15.43	34.34	81.55
	S2	0.43	0.34	0.17	61.61	81.19	128.93
	K2	0.10	0.08	0.04	68.96	88.20	134.29
D4	MN4	0.06	0.05	0.03	298.98	345.01	448.11
	M4	0.17	0.16	0.11	317.13	2.43	466.99
	MS4	0.13	0.12	0.08	6.48	51.64	160.08
D6	M6	0.03	0.03	0.02	193.99	262.88	423.12
	2MS6	0.04	0.03	0.02	235.42	303.01	460.73

型做不同时长预测时,低潮位、逐时潮位和高潮位的预报精度统计。对同一个模型而言,它们在预测3种潮位时的模型精度差异较小,但总体上低潮位预报精度高于逐时潮位,而逐时潮位的预报精度高于高潮位。通过对比可以看出,AR模型能有效修正ACOTHA模型48 h以内的预测结果。以24 h逐时预报为例,图5为两个模型在吴淞口、黄浦公园和米市渡站的预测值与实测值的对比。总体而言,ACOTHA&AR模型的预测值与实测值更为贴近,ACOTHA模型的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)都在0.20 m左右,经过AR模型实时修正后,误差可降低至0.10~0.14 m;决定性系数(R²)可从0.90~0.91提升至0.94~0.97。但是,在水位高于5 m左右时,ACOTHA&AR模型预测值与实测值的偏离程度将会加大,后续将对此做进一步分析。

从图4中各站的预报精度统计值可以看出,ACOTHA&AR模型的预测误差随预报时长的增加而变大,这主要是源于AR模型自身的固有限制。

如式(2)所示,AR模型在做预测时是将序列历史值作为输入以预测其后续值,当AR模型的预测值多于1个点时,它需要采用自身的预测值作为输入值,通过递归的形式实现多点预测。因此,随着预报时长的增加,AR模型会采用更多的自身预测值作为输入值,但其预测值本身包含误差,因此预报时长越大,积累的误差也越大,这导致了ACOTHA&AR模型的RMSE值随预报时长的增大而变大。因此,本文仅对ACOTHA&AR模型进行短期潮位预报精度的检验。

为了更加细致地分析AR模型对ACOTHA模型预报结果的误差修正效果,以黄浦公园为例,对比了两个模型预测的2022年该站点24 h短期潮位的模型值与实测值以及模型的绝对误差(见图6)。经过AR模型修正后,ACOTHA&AR模型的绝对误差大部分小于ACOTHA模型。但需要指出的是,ACOTHA & AR模型的误差波动也与ACOTHA模型的误差波动相关,在后者波动较大的时间段,前者的误差波动也随即变大。以2022年9月为例(见

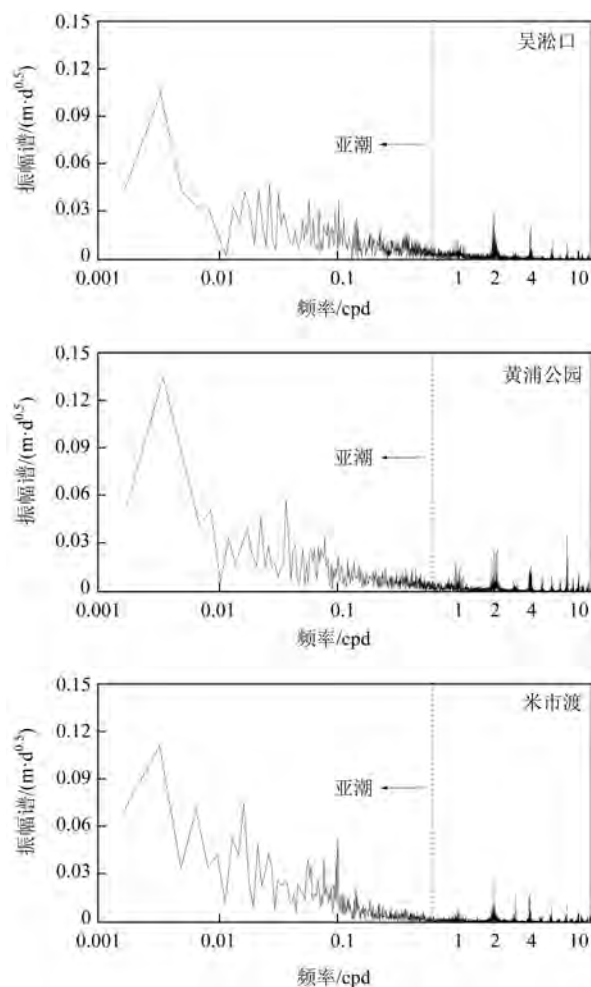


图3 ACOTHA模型在黄浦江各站预报误差的谱分布
Fig.3 The spectral distribution of the prediction errors of the ACOTHA model at each station of Huangpu River

图7),受台风“梅花”影响,ACOTHA模型的预测误差显著增大,但历史时段并未出现过此情形,因此AR模型出现了误修正,这也导致了ACOTHA & AR模型的误差在台风“梅花”期间有所增加。

尽管目前风暴潮预报以数值模型为主,但鉴于数据驱动模型善于模拟非线性关系的能力和快速预测的特点,诸如人工神经网络^[41]、遗传算法^[42]、随机森林^[43]和支持向量机^[44]等方法在风暴潮预报中也实现成功应用。在前人的应用中,前述数据驱动算法的输入层参数包含台风经纬度、中心气压、最大风速半径等。鉴于AR模型无法考虑风暴潮因素,因此在黄浦江风暴潮期间水位预报精度的提升研究中,前述数据驱动模型值得借鉴,但是,该驱动算法对数据量有要求,只有数据充足才能训练出稳定

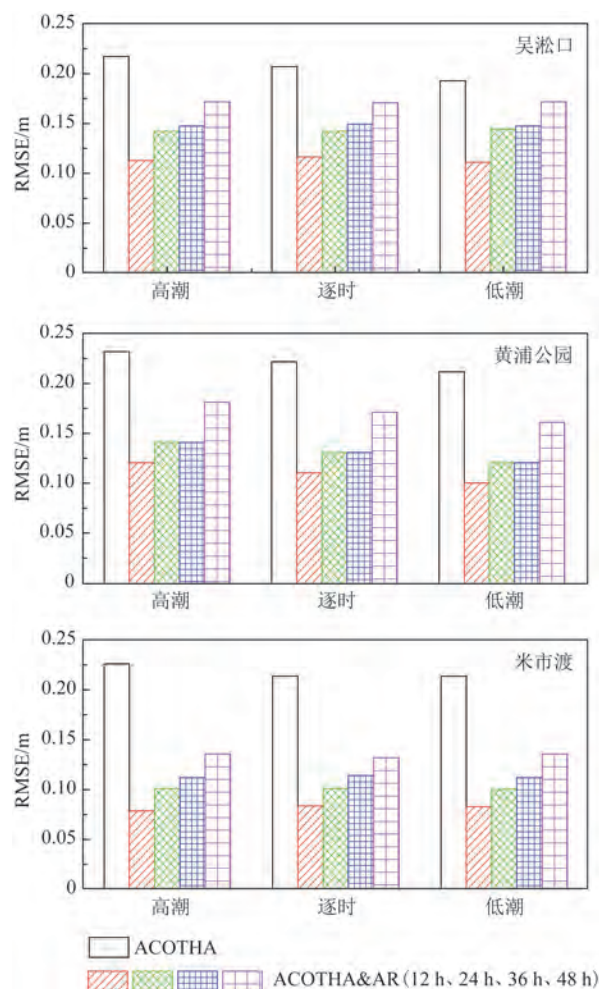


图4 ACOTHA和ACOTHA&AR模型在黄浦江各站短期预报精度统计

Fig.4 Comparison of the short-term prediction accuracy of the ACOTHA and ACOTHA&AR models at each station of Huangpu River

可靠的模型。HASHEMI等^[41]在应用神经网络算法预报美国罗德岛州的风暴潮时发现,需要不少于200场的有效台风数据才能构建稳健高效的人工神经网络风暴潮预报模型。然而,我国详细监测的风暴潮数据主要是2000年之后的,目前也仅有20多年的数据,如何在训练数据有限的基础上提高数据驱动模型的稳定性是后续值得进一步研究的课题。

鉴于黄浦江水位受降雨影响,本文进一步以黄浦公园站2022年3月的24 h预报结果为例,对比了ACOTHA和ACOTHA&AR两个模型在降雨期间的预报结果(见图8)。由于ACOTHA模型无法考虑降雨的影响,随着降雨开始(3月20日),其预报值逐

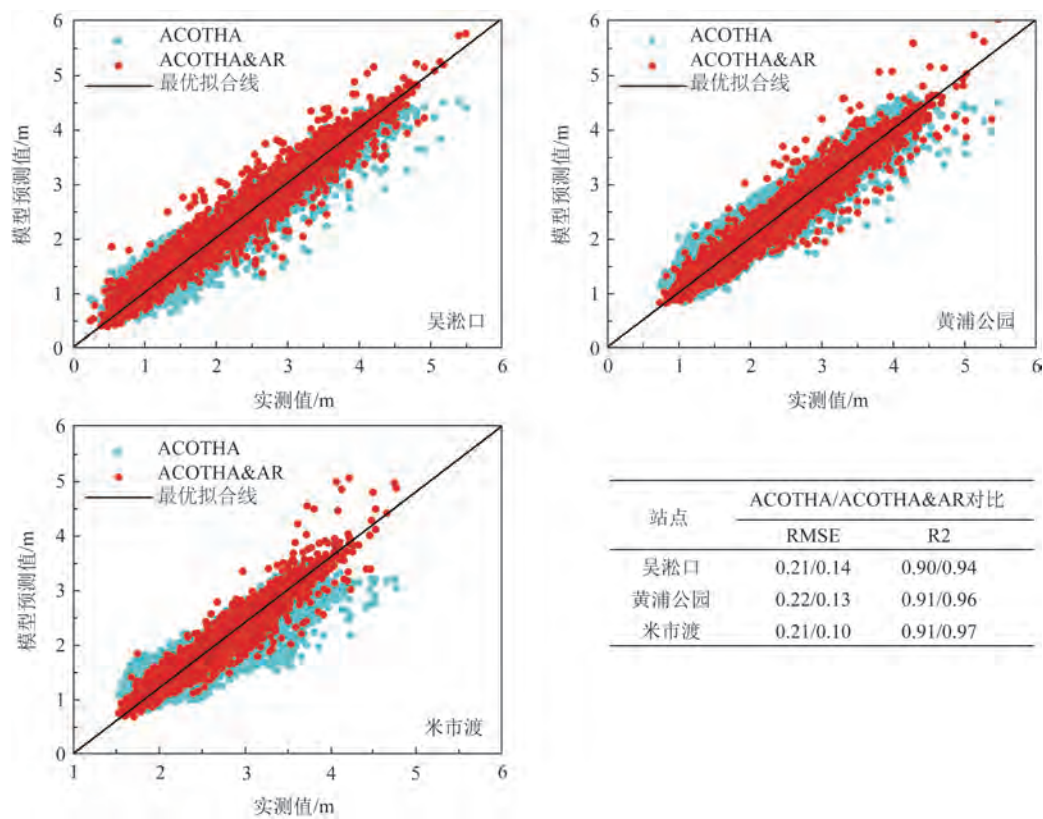


图5 ACOTHA和ACOTHA&AR模型24 h预报结果与实测值在黄浦江各站对比

Fig.5 Comparison of the prediction results of the ACOTHA and ACOTHA&AR models and the measurements at each station of Huangpu River

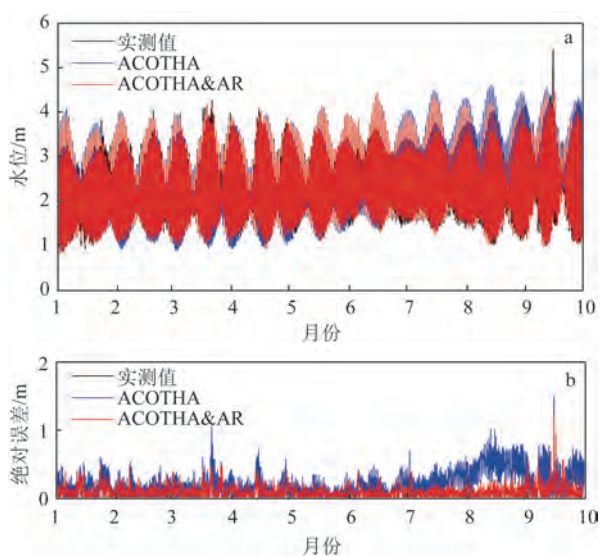


图6 2022年黄浦公园站ACOTHA和ACOTHA&AR模型24 h预报结果与实测值的对比(a)及模型绝对误差对比(b)

Fig.6 Comparison of the model results of the 24-h prediction of the ACOTHA and ACOTHA&AR models and the measurements of Huangpugongyuan station (a) in 2022, and the corresponding models' absolute errors (b)

渐低于实测值。ACOTHA&AR模型的预报结果比ACOTHA模型更接近实测值,说明AR模型能部分修正ACOTHA模型在降雨期间的预报结果。AR模型虽然没有直接考虑降雨因素的影响,但如果降雨时间较长,其对水位的抬升作用将会间接反映在ACOTHA模型预报的历史误差中。

为了分析AR模型对ACOTHA模型预测水位在各个潮族频率区间的修正效果,图9对比了ACOTHA和ACOTHA&AR模型24 h短期预报误差在吴淞口、黄浦公园和米市渡站的谱分布。经过AR模型的修正后,ACOTHA&AR模型在各个潮族频带附近的误差谱都比ACOTHA模型的小,尤其是在亚潮潮族,ACOTHA&AR模型的谱能量显著小于ACOTHA模型。图9说明尽管AR模型主要用于修正自动分潮优化模型在亚潮潮族的预报结果,但也能在一定程度上修正ACOTHA模型在全日潮及以上潮族的预报结果。图9从频谱的角度证实AR模型能有效减小ACOTHA模型的误差波动,进而提

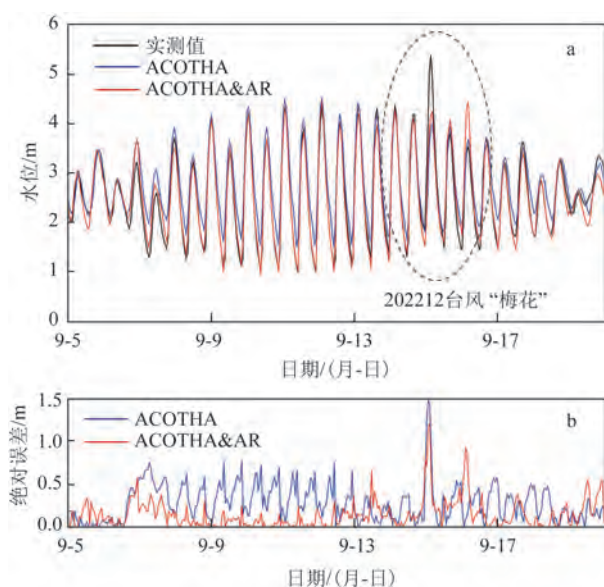


图7 2022年台风“梅花”期间黄浦公园站 ACOTHA 和 ACOTHA&AR 模型 24 h 预报结果与实测值的对比(a)及模型绝对误差对比(b)

Fig.7 Comparison of the model results of the 24-h prediction of the ACOTHA and ACOTHA&AR models and the measurements (a) during the Typhoon "Muifa" period in 2022, and the corresponding models' absolute errors (b)

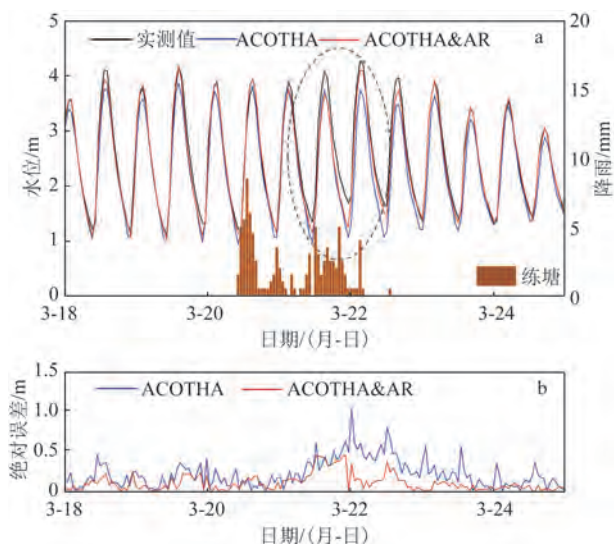


图8 ACOTHA 和 ACOTHA&AR 模型预测的黄浦公园站降雨天 24 h 短期潮位与实测值的对比(a)及绝对误差对比(b)
Fig.8 Comparison of the 24-h prediction results of the ACOTHA and ACOTHA&AR models of Huangpugongyuan station during the raining period (a), and the corresponding models' absolute errors (b)

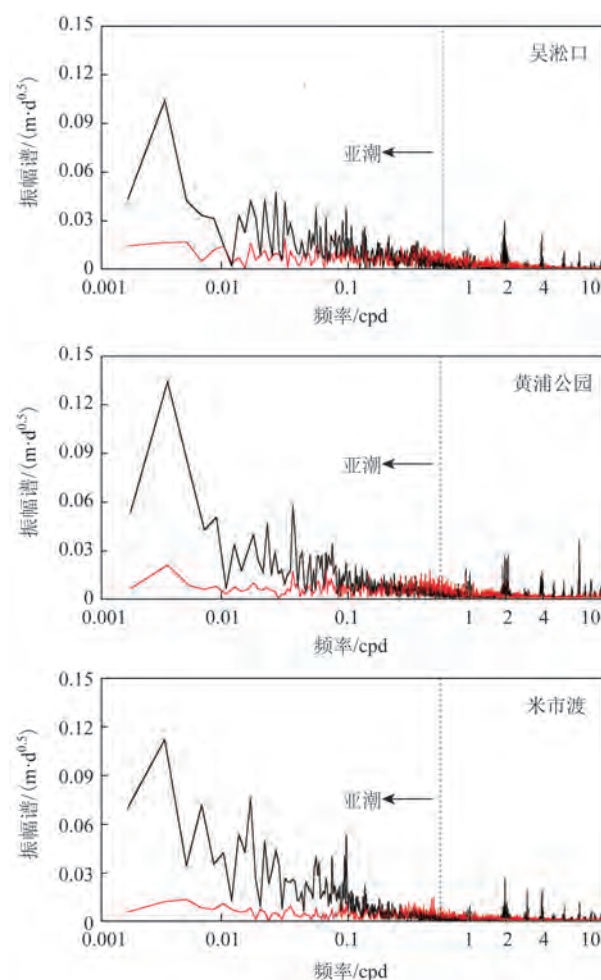


图9 ACOTHA(—)和 ACOTHA&AR(—)模型 24 h 预报误差谱分布在黄浦江各站的对比

Fig.9 The spectral distribution of the prediction errors of the ACOTHA(—) and ACOTHA&AR (—) models at each station of Huangpu River

升其短期预报精度。

4 结论

由于传统调和模型 ACOTHA 无法考虑非天文潮因素,其在预报黄浦江等以潮汐波动为主的中小型河口的潮水位时,会存在较为显著的误差。ACOTHA 模型在黄浦江吴淞口、黄浦公园和米市渡站的预报误差谱分析结果表明,其误差波动主要在低频部分。ACOTHA 模型的预报误差属于时间序列的一种,鉴于其变化缓慢的特点,本文引入 AR 模型对 ACOTHA 模型误差进行建模,进而修正其短

期预报结果,形成 ACOTHA&AR 混合预报模型。测试结果表明,AR 模型能较好地提升 ACOTHA 模型的短期预报精度。以 24 h 逐时预测为例,AR 模型能将 ACOTHA 模型的均方根误差降低 0.10~0.14 m,决定性系数(R²)可从 0.90~0.91 提升至 0.94~0.97。AR 模型在进行多步预测时会将其预测值又作为输入值,通过递归的形式实现多步预测,由此带来的不确定性也将随着预报步长的增加而增加,因此其预报精度会随着预报时长的增加而逐渐降低。此外,由于 AR 模型主要用于捕捉时间序列自身的变化特点,无法考虑外部变量对时间序列的影响,因此本文主要基于 AR 模型修正 ACOTHA 模型在非气象因素显著影响情况下的黄浦江水位预报结果。AR 模型无法考虑台风等因素对河口水位扰动的影响,因此黄浦江风暴潮位预报精度的提升仍需采用其他数据驱动模型开展进一步研究。

参考文献:

- [1] MOFTAKHARI H, SCHUBERT J E, AGHAKOUCHAK A, et al. Linking statistical and hydrodynamic modeling for compound flood hazard assessment in tidal channels and estuaries[J]. *Advances in Water Resources*, 2019, 128: 28-38.
- [2] 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.
- [3] LU S, TONG C F, LEE D Y, et al. Propagation of tidal waves up in Yangtze estuary during the dry season[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2015, 120(9): 6445-6473.
- [4] 陈金泉,蔡文炬,林克,等.有潮河段洪水过程水位的动力数值预报方法及其应用[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 1985, 24(2): 243-249.
CHEN J Q, CAI W J, LIN K, et al. A dynamic numerical method for the prediction of flooding process height in tidal rivers and its applications[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 1985, 24(2): 243-249.
- [5] 王浩.感潮河段水位预报模型研究[D].南京:河海大学,2006.
WANG H. Research on stage forecasting in tidal reach[D]. Nanjing: Hohai University, 2006.
- [6] 胡琳.钱塘江河口段水位实时预报[D].南京:河海大学,2007.
HU L. The real-time stage forecasting in the estuarine area of Qiantang River[D]. Nanjing: Hohai University, 2007.
- [7] SYED Z, CHOI G, BYEON S. A numerical approach to predict water levels in ungauged regions—case study of the Meghna River estuary, Bangladesh[J]. *Water*, 2018, 10(2): 110.
- [8] PAN Z H, LIU H. Extreme storm surge induced coastal inundation in Yangtze estuary regions[J]. *Journal of Hydrodynamics*, 2019, 31(6): 1127-1138.
- [9] THOMAS A, DIETRICH J C, LOVELAND M, et al. Improving coastal flooding predictions by switching meshes during a simulation[J]. *Ocean Modelling*, 2021, 164: 101820.
- [10] MUÑOZ D F, ABBASZADEH P, MOFTAKHARI H, et al. Accounting for uncertainties in compound flood hazard assessment: the value of data assimilation[J]. *Coastal Engineering*, 2022, 171: 104057.
- [11] JAY D A. Green's law revisited: tidal long-wave propagation in channels with strong topography[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1991, 96(C11): 20585-20598.
- [12] KUKULKA T, JAY D A. Impacts of Columbia River discharge on salmonid habitat: 1. A nonstationary fluvial tide model[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2003, 108(C9): 3293.
- [13] KUKULKA T, JAY D A. Impacts of Columbia River discharge on salmonid habitat: 2. Changes in shallow-water habitat[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2003, 108(C9): 3294.
- [14] FERNANDES E H L, MARIÑO-TAPIA I, DYER K R, et al. The attenuation of tidal and subtidal oscillations in the Patos Lagoon estuary[J]. *Ocean Dynamics*, 2004, 54(3): 348-359.
- [15] 蔡华阳,杨昊,郭晓娟,等.珠江磨刀门河口径潮动力耦合条件下余水位的多时空尺度分析[J]. *海洋学报*, 2018, 40(7): 55-65.
CAI H Y, YANG H, GUO X J, et al. Investigation of temporal-spatial distribution patterns of residual water level under the influence of tide-river interaction in the Modaomen estuary, Zhujiang River[J]. *Haiyang Xuebao*, 2018, 40(7): 55-65.
- [16] 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.
- [17] GAN M, PAN H D, CHEN Y P, et al. Application of the variational mode decomposition (VMD) method to river tides[J]. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 2021, 261: 107570.
- [18] GAN M, PAN S Q, CHEN Y P, et al. Application of the machine learning LightGBM model to the prediction of the water levels of the Lower Columbia River[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(5): 496.
- [19] CAI H Y, YANG Q S, ZHANG Z H, et al. Impact of river-tide dynamics on the temporal-spatial distribution of residual water level in the Pearl River channel networks[J]. *Estuaries and Coasts*, 2018, 41(7): 1885-1903.
- [20] PAN H D, GUO Z, WANG Y Y, et al. Application of the EMD method to river tides[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2018, 35(4): 809-819.
- [21] 丁峰,胡凤彬,周建林,等.径流的河口潮位预报方法研究[J]. *现代交通技术*, 2005, 2(3): 74-77.
DING F, HU F B, ZHOU J L, et al. Improved prediction of tidal level at estuary considering runoffs[J]. *Modern Transportation*

- Technology, 2005, 2(3): 74-77.
- [22] 李国芳, 谭亚, 张秀菊. 感潮河段上游流量对潮位预报的影响[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2006, 34(2): 144-147.
- LI G F, TAN Y, ZHANG X J. Influence of upstream discharge in tidal level prediction for tidal reaches[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2006, 34(2): 144-147.
- [23] LI G F, XIANG X Y, GUO C X. Analysis of nonstationary change of annual maximum level records in the Yangtze River estuary[J]. Advances in Meteorology, 2016, 2016: 7205723.
- [24] LEE T L, JENG D S. Application of artificial neural networks in tide-forecasting[J]. Ocean Engineering, 2002, 29(9): 1003-1022.
- [25] LEE T L. Back-propagation neural network for long-term tidal predictions[J]. Ocean Engineering, 2004, 31(2): 225-238.
- [26] LEE T L, MAKARYNSKYY O, SHAO C C. A combined harmonic analysis - artificial neural network methodology for tidal predictions[J]. Journal of Coastal Research, 2007, 23(3): 764-770.
- [27] CHANG H K, LIN L C. Multi-point tidal prediction using artificial neural network with tide-generating forces[J]. Coastal Engineering, 2006, 53(10): 857-864.
- [28] CHEN W B, LIU W C, HSU M H. 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.
- [29] 甘敏. 长江河口潮汐非稳态特征与预报方法研究[D]. 南京: 河海大学, 2023.
- GAN M. Study on the nonstationarity of the Yangtze estuarine tides and its prediction approaches[D]. Nanjing: Hohai University, 2023.
- [30] 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): 24-27.
- WU L L, ZHANG W. Application of genetic threshold autoregressive model to water stage forecasting for tidal river section[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2005, 25(5): 24-27.
- [31] 都宏博. 感潮河段水位统计预报方法研究[D]. 南京: 河海大学, 2007.
- DU H B. The study of the static forecast means of the water level in tidal reach[J]. Nanjing: Hohai University, 2007.
- [32] CHEN Y P, GAN M, PAN S Q, et al. Application of autoregressive (AR) analysis to improve short-term prediction of water levels in the Yangtze estuary[J]. Journal of Hydrology, 2020, 590: 125386.
- [33] 徐晓武, 陈永平, 甘敏, 等. 基于非稳态调和分析和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 X W, CHEN Y P, GAN M, 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.
- [34] 欧素英, 杨清书, 杨昊, 等. 河口三角洲径流和潮汐相互作用模型及应用[J]. 热带海洋学报, 2017, 36(5): 1-8.
- OU S Y, YANG Q S, YANG H, et al. The development and application of river-tide harmonic model[J]. Journal of Tropical Oceanography, 2017, 36(5): 1-8.
- [35] 欧素英, 田枫, 郭晓娟, 等. 珠江三角洲径潮相互作用下潮能的传播和衰减[J]. 海洋学报, 2016, 38(12): 1-10.
- OU S Y, TIAN F, GUO X J, et al. Propagation and damping of tidal energy in the Pearl River Delta[J]. Haiyang Xuebao, 2016, 38(12): 1-10.
- [36] MATTE P, SECRETAN Y, MORIN J. Temporal and spatial variability of tidal-fluvial dynamics in the St. Lawrence fluvial estuary: an application of nonstationary tidal harmonic analysis[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2014, 119(9): 5724-5744.
- [37] 赵有皓, 王祥玲, 张君伦. 天文潮分析及预报实用系统[J]. 河海大学学报, 1999, 27(4): 73-77.
- ZHAO Y H, WANG X L, ZHANG J L. A practical system of astronomical tidal analysis and prediction[J]. Journal of Hohai University, 1999, 27(4): 73-77.
- [38] 姜晓晖, 董海军. 潮汐调和分析的分潮自动优化及预报应用[J]. 水道港口, 2006, 27(S1): 43-44.
- JIANG X H, DONG H J. Application of tide components auto optimization and prediction in tidal harmonic analysis[J]. Journal of Waterway and Harbor, 2006, 27(S1): 43-44.
- [39] LI M, WANG Q J, BENNETT J C, et al. A strategy to overcome adverse effects of autoregressive updating of streamflow forecasts[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2015, 19(1): 1-15.
- [40] 宗虎城, 章卫胜, 张金善. 海平面上升对黄浦江风暴潮水位影响研究[J]. 人民长江, 2014, 45(9): 1-3.
- ZONG H C, ZHANG W S, ZHANG J S. Study on influence of sea level rise on storm tidal levels of Huangpu River[J]. Yangtze River, 2014, 45(9): 1-3.
- [41] HASHEMI M R, SPAULDING M L, SHAW A, et al. An efficient artificial intelligence model for prediction of tropical storm surge[J]. Natural Hazards, 2016, 82(1): 471-491.
- [42] HIEN N T, TRAN C T, NGUYEN X H, et al. Genetic programming for storm surge forecasting[J]. Ocean Engineering, 2020, 215: 107812.
- [43] TADESSE M, WAHL T, CID A. Data-driven modeling of global storm surges[J]. Frontiers in Marine Science, 2020, 7: 260.
- [44] RAJASEKARAN S, GAYATHRI S, LEE T L. Support vector regression methodology for storm surge predictions[J]. Ocean Engineering, 2008, 35(16): 1578-1587.

Study on the improvement of the tidal prediction accuracy of the Huangpu River

PAN Chonglun

(Shanghai Flood and Drought Disaster Prevention Technology Center, Shanghai 200050, China)

Abstract: The water level fluctuation of Huangpu River is dominated by tides, and affected by the upstream river discharge, rainfall and typhoon storm surge. The traditional harmonic analysis model cannot consider the non-tidal factors, thus its prediction accuracy on the water level of Huangpu River can still be improved. Based on the spectral analysis of the prediction errors of the traditional harmonic analysis method, i. e. the automatic optimization of tidal harmonic analysis (ACOTHA) model, this study found that the ACOTHA model's errors mainly exist in the low-frequency band. Therefore, this study introduced an auto-regressive method to correct the short-term prediction of the ACOTHA model. Validation of the 24-h water level prediction at three representative stations suggested that the auto-regressive model can reduce the root mean square errors of the ACOTHA sea level prediction from about 0.20 m to 0.10~0.14 m.

Key words: Huangpu River; traditional harmonic analysis; automatic optimization of tidal harmonic analysis; tidal levels; Auto-regressive