

DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20240508002

文章编号: 1672-9331(2025)01-0062-09

引用格式: 王晓惠, 施渊, 沈旭伟, 等. 基于随机森林算法的波浪参数降尺度预报模型[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2025, 22(1): 62-70.

Citation: WANG Xiaohui, SHI Yuan, SHEN Xuwei, et al. Wave parameter downscaling forecasting model based on random forest algorithm[J]. J Changsha Univ Sci Tech (Nat Sci), 2025, 22(1): 62-70.

基于随机森林算法的波浪参数降尺度预报模型

王晓惠¹, 施渊², 沈旭伟¹, 陈有俊¹, 孙海飞³, 时健³

(1. 中国能源建设集团江苏省电力设计院有限公司, 江苏 南京 211102; 2. 国网江苏省电力有限公司南通供电分公司, 江苏 南通 226000; 3. 河海大学 港口海岸与近海工程学院, 江苏 南京 210024)

摘要:【目的】构建精确快速的波浪预报模型, 以保障海上活动和海滩安全。【方法】采用中国近海波浪数据库中 2009—2018 年的波浪数据、风速数据作为训练样本, 建立了融合波浪模型和随机森林机器学习算法的波浪降尺度快速预报模型。波浪数值模型采用粗网格计算, 通过随机森林算法进行降尺度波浪预报, 以实现近海区域波浪要素的快速预报。【结果】对长江口外海 2019 年全年波浪的有效波高、平均周期和主波向进行了长时间序列的预报, 发现所建立的波浪降尺度预报模型能够准确预报全年台风浪和寒潮浪的变化。与传统波浪模型相比, 该模型的有效波高预报结果相对误差小于 0.2%, 计算效率也大幅提高, 96 h 波浪短期预报由分钟级提高至秒级。【结论】融合波浪模型和随机森林算法的波浪降尺度快速预报模型可提高波浪预报的稳定性、精确度和计算效率, 也为利用波浪机器学习算法进行业务化波浪预报提供了新方法。

关键词: 波浪预报; 机器学习; 随机森林算法; 台风浪; 寒潮浪

中图分类号: TV72; P731.33

文献标志码: A

Wave parameter downscaling forecasting model based on random forest algorithm

WANG Xiaohui¹, SHI Yuan², SHEN Xuwei¹, CHEN Youjun¹, SUN Haifei³, SHI Jian³

(1. Jiangsu Power Design Institute Co., Ltd., China Energy Engineering Group Nanjing 211102, China; 2. Nantong Power Supply Branch of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nantong 226000, China; 3. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210024, China)

Abstract: [Purposes] This paper aims to build accurate and fast wave forecasting models to ensure marine activities and beach safety. [Methods] The wave data and wind speed data in the Chinese Wave Database (CWAVE) from 2009 to 2018 were used as training samples to establish a rapid wave downscaling forecasting model that integrated a wave model with a random forest machine learning algorithm. The numerical wave model implemented calculations on a coarse grid, and wave downscaling forecasting was performed through the random forest algorithm, enabling rapid forecasting of wave elements in nearshore areas. [Findings] A long-term series forecasting of significant wave height, average period, and main wave direction for the entire year of 2019 in the

收稿日期: 2024-05-08; 修回日期: 2024-09-29; 接受日期: 2024-09-29

基金项目: 中国能源建设集团江苏省电力设计院有限公司科技项目(32-JK-2023-026); 国家重点研发计划项目(2022YFC3106100)

通信作者: 时健(1987—)(ORCID: 0000-0003-0671-6758), 男, 副教授, 主要从事波浪模拟和历史趋势分析的研究。

E-mail: jianshi@hhu.edu.cn

投稿网址: <http://csjgxbzk.csust.edu.cn/cslgdxzbzk/home>

offshore area of the Yangtze River Estuary is conducted. It is found that the established wave downscaling forecasting model can accurately predict the changes in typhoon waves and cold waves throughout the year. The relative error of the significant wave height calculated by the model is within 0.2% compared to the calculation results of the traditional wave model, the calculation efficiency is significantly improved, with the 96-hour short-term wave forecasting advancing from a minute to a second level. [Conclusions] The rapid wave downscaling forecasting model that integrates a wave model with the random forest algorithm can enhance the stability, accuracy, and calculation efficiency of wave forecasting, providing a new method for the operational application of wave machine learning algorithms in wave forecasting.

Key words: wave forecasting; machine learning; random forest; typhoon wave; cold wave

Foundation items: Project (32-JK-2023-026) supported by Science and Technology Project of China Energy Engineering Group Jiangsu Power Design Institute Co., Ltd., China Energy Construction Group; Project (2022YFC3106100) supported by National Key R&D Program of China

Corresponding author: SHI Jian (1987—) (ORCID: 0000-0003-0671-6758), male, associate professor, research interests: wave simulation and trend analysis. E-mail: jianshi@hhu.edu.cn

0 引言

波浪是海岸最为普遍和重要的水动力因素^[1-3]。在气候变化的影响下,中国沿海极端波浪强度及发生频率均呈增长趋势,对海工建筑物和人类活动的威胁日益显著^[4]。准确快速的波浪预报是保障海上人类活动和建筑物安全的前提,但大范围高精度的波浪模拟耗时较长。现有波浪预报在近海的网格尺度偏大,且难以提供近海高分辨率的波浪预报产品。因此,开发一种高精度的近海波浪预报算法对于近海防灾减灾具有重要意义。

目前,业务化的波浪预报都是基于波浪数值模型,如第三代海浪谱模型(WAVEWATCH III)^[5]、第三代海浪数值预报(simulating waves nearshore, SWAN)模型^[6]和TOMAWAC模型^[7]。采用这些波浪模型进行预报时需要耗费较多的计算资源,且模拟耗时较长。因此,在大范围波浪计算时,为节约计算资源和提高预报速率,往往采用较粗的计算网格,如欧洲中期天气预报中心的第五代全球大气再分析数据集(ECMWF Reanalysis v5, ERA5)的波浪空间分辨率为 0.5° ,中国海浪预报网格的空间分辨率也为 0.5° 。由于近海区域地形复杂,较粗的空间分辨率难以准确反映不同海域波浪复杂的传播变形情况,造成波浪预报的偏差较大。

近年来,随着机器学习算法的发展,有研究已

将机器学习算法应用于波浪预报领域,实现了波浪的快速预报。CALLENS等^[8]利用随机森林和梯度提升树等机器学习算法,提出了一种可替代传统机器神经网络的方法来进行波浪预报。沈晖华等^[9]建立了基于Stacking集成机器学习的波浪预报算法,并利用机器学习风速与有效波高之间的关系,对比分析了长江口外海2016年10月—2016年11月的风速、有效波高的预报结果。ASMA等^[10]利用气温、风向、风速、水温等数据进行有效波高预报,并取不同类型数据分别组成集合,最终优选出对有效波高预报准确率最有益的数据类型。BARKER等^[11]在研究中考虑了多种数据(包括但不限于与波浪动力成因有关的数据),并考察了间接因素对模型准确率的影响。

由于波浪观测数据较为稀疏且数据量较少,研究者最初采用数值模拟结果来训练机器学习算法,以进行波浪预报^[12-14]。SONG等^[15]基于ConvLSTM算法,利用局地风速和波浪之间的相关性提高波浪预报精度。FENG等^[16]比较了递归神经网络(recurrent neural network, RNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)和门控递归单元网络(gated recurrent unit, GRU)三种机器学习算法对有效波高的预测性能,并指出风对波浪的预测至关重要,且须研究多参数的波浪预报方法,以提高预测精度。GRACIA等^[17]将机器学习算法融合波浪数值模型,提高了波高预测精度。WANG等^[18]建立了基于数据驱动和波浪模型融合的河口

波浪预报算法。LIU等^[19]结合长短期记忆网络和SWAN模型,对有效波高、谱峰周期和波向进行了10 h预测。

近海海域波浪同时受风浪和涌浪影响,且波浪与局地风速的相关性并不高,而上述机器学习算法多是建立局地波高和风速之间的关系。因此,采用上述机器学习算法进行波浪预报往往造成长时间预报的误差积累和对极值波高的低估。

本研究针对现有机机器学习波浪预报模型的上述问题,提出融合波浪模型和机器学习的波浪预报新模型,通过粗网格数值模拟,采用随机森林算法进行降尺度预报,并将模型应用于实际近海波浪预报中。预报结果显示,本文新建模型能够在保证波浪预报精度的前提下,大幅提高预报效率。

1 波浪参数降尺度预报模型

1.1 基于随机森林算法的波浪参数降尺度预报模型构建

随机森林算法是集成学习方法的一种,一般通过构建多个决策树来显著提升预测精度。随机森林算法可以同时胜任回归和分类任务,具备对离散值和连续值进行预测的能力,适用于不同波浪特征的识别和预测。

随机森林算法的基本思想是利用自助重采样方法从原始数据集中抽取多个样本,然后对每个

样本构建决策树。在构建决策树的过程中,随机性可确保单个决策树之间的相关性较低,从而降低偏差风险。大量决策树的存在也减少了过拟合问题。此外,通过对特征进行随机选择和剪枝,模型的稳定性得到提高。

随机森林算法是一种基于决策树的集成学习算法,将多个决策树组合在一起,以提高分类或回归的准确性。随机森林算法的构建过程通常包括抽样、特征选择、决策树构建和组合四步。在实际应用中,若待分类的事物集合可以划分为多个类别,则某类别的信息可以定义如下:

$$I(o_i) = -\log_2 p(o_i) \quad (1)$$

式中: o_i 为某类训练数据; $p(o_i)$ 为 o_i 发生时的概率; $I(o_i)$ 为随机变量的信息。

采用随机森林算法构建的波浪参数降尺度预报模型对波浪参数(有效波高、平均周期和主波向)进行预报。具体步骤分为以下5步,其计算流程如图1所示。

步骤1:对波浪及风速数据进行预处理,包括检查数据中的缺失值、异常值(不合理的波高或周期值)。对缺失值采取插值(如线性插值、邻近值填充等),对异常值进行修正或删除。

步骤2:分别将预处理后的历史后报波浪参数(有效波高、平均周期和主波向)和风速数据按照时间序列进行对应划分,并组织成特征矩阵,其中每一行代表一个样本,每一列代表一个特征,并作

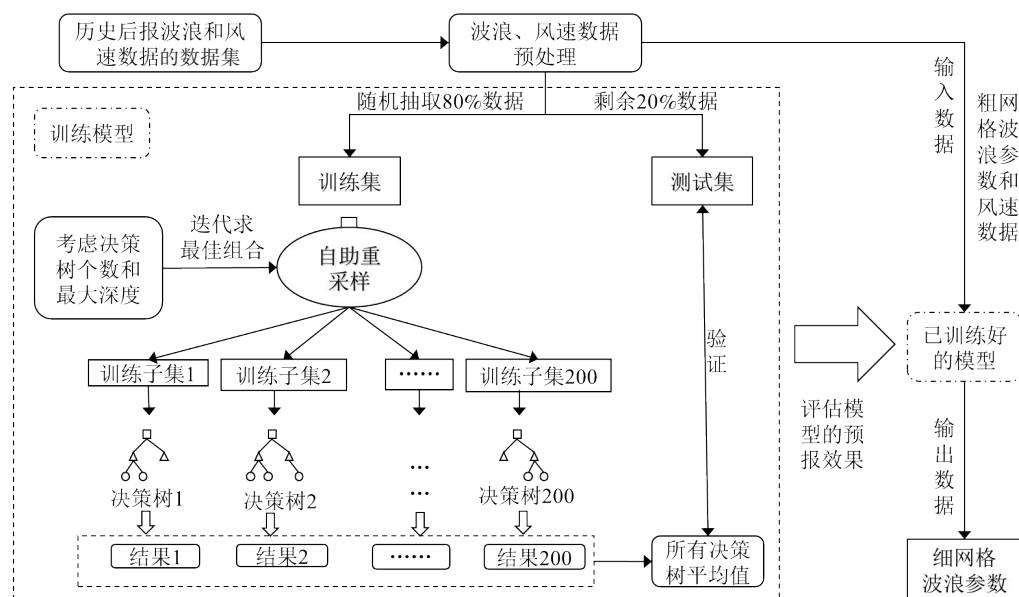


图1 基于随机森林算法的波浪参数降尺度预报模型计算流程图

Fig. 1 Flow chart of wave parameter downscaling forecasting model based on random forest algorithm

为特征输入。原始数据分为80%的训练集和20%的测试集,训练集数据主要用于模型的构建和训练,测试集数据则在模型验证阶段使用,用以评估波浪参数降尺度预报模型的预测性能。

步骤3:随机森林算法参数选取会显著影响模型的训练效果,从而影响模型预测的准确性。为了避免模型过拟合,同时保持足够的模型灵活性来捕捉数据的复杂关系,该模型考虑随机森林算法参数中的决策树个数以及最大深度,并将这两个参数的不同取值进行组合,通过大量迭代测试组合以获取算法的最优参数取值。测试结果表明,当随机森林算法决策树个数为200,最大深度为3时,该预测模型精度最高。

步骤4:使用测试集数据对模型进行误差检验,采用平均误差 E_M 、平均相对误差 E_{RM} 和均方根误差 E_{RMS} 等误差评估指标对比分析模型的预测值与测试集中的真实值之间的差异,从而评估波浪参数降尺度模型的预报效果。

步骤5:使用训练好的模型进行波浪参数降尺度预测,预测模型输入数据为粗网格波浪参数和风速数据,输出数据为细网格降尺度后的波浪参数。

平均误差 E_M 用来衡量预测值和真实值之间的平均偏差,平均相对误差 E_{RM} 用来表征误差的相对比例,均方根误差 E_{RMS} 表示误差的离散程度。这三个误差评估指标的计算公式如下:

$$E_M = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)}{n} \quad (2)$$

$$E_{RM} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)}{\sum_{i=1}^n x_i} \quad (3)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (4)$$

式中: x_i 为数值模型后报数据; y_i 为波浪预报模型的预报数据; n 为样本数量。

1.2 训练集和测试集数据

我国沿岸波浪测站较少,这导致缺少长时间序列、高分辨率的波浪历史数据,现有数据难以用于训练机器学习模型。然而,波浪数值模拟可以克服这一缺点,为机器学习模型的建立提供了所需的波浪数据。将波浪数值模型计算数据用于机器学习模型训练,不仅可以满足机器学习对于数据集的要求,同时可以优化计算资源的使用^[20]。因此,本研究选择SHI等^[21]所建立的中国近海波浪数据库(Chinese WAVE database, CWAVE)为本文模型训练数据源。中国近海波浪数据库风场采用CFSV2(Climat Forecast System Version 2)^[22]再分析风场,地形采用GEBCO(General Bathymetric Chart of the Oceans)全球高分辨率水深数据。计算时间从1979年至2023年,共45年。本研究验证采用2009—2018年的有效波高、平均周期、主波向和风速数据作为训练样本,将2019年全年的有效波高、平均周期和主波向数据应用于长时间序列的波浪数据预报验证。

1.3 波浪参数降尺度预报区域

波浪预报区域位于长江口外海,为 $3^\circ \times 2^\circ$ 的矩形区域,该区域范围为东经 $122.25^\circ \sim 125.25^\circ$,北纬 $30.75^\circ \sim 32.75^\circ$,如图2所示。本文按照 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 的规格将区域划分为24个部分并进行编号,网格划

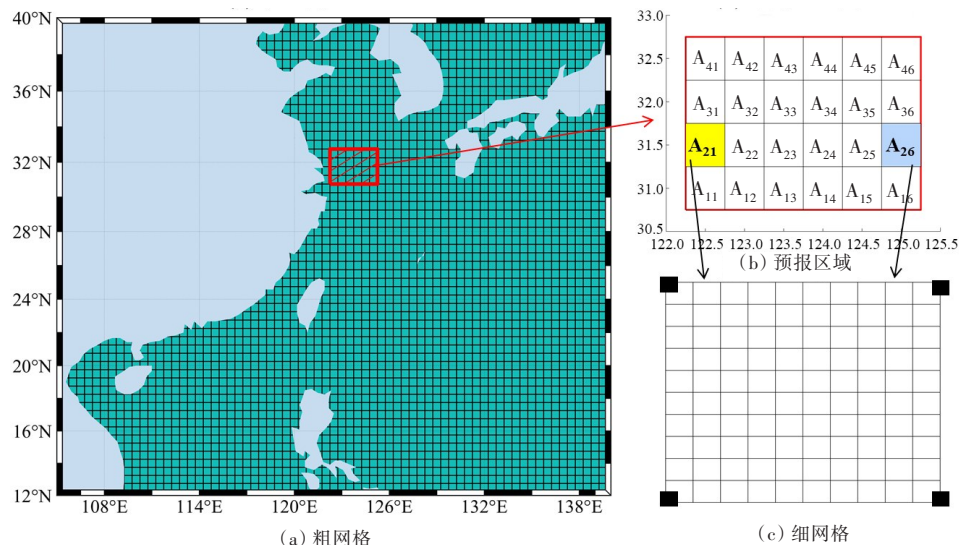


图2 研究区域范围及其网格划分示意图

Fig. 2 Research domain and grid configuration

分方式如图2(b)所示。图2(c)展示了每个 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ (约 $50\text{ km} \times 50\text{ km}$)范围的计算网格图,细网格分辨率为 $0.05^\circ \times 0.05^\circ$ (约 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$),其中四角的网格点采用CWAVE预报值,而细网格内的预报数据则是通过基于随机森林的预报算法生成的。波浪预报区域水深从左向右逐渐加深,最左侧网格平均水深约为 10 m ,最右侧网格平均水深约为 50 m 。为分析预报模型在深水区和浅水区的不同表现,选取平均水深为 10 m 的A21区域和平均水深为 50 m 的A26区域进行波浪参数预报结果分析。

2 波浪预报结果

长江口外海受夏季台风和冬季海潮双重影响,易产生大浪。本研究选取2019年8月超强台风“利奇马”和2019年12月一次典型寒潮过程进行波浪预报,并对预报结果进行验证。

2.1 夏季台风浪预报结果

超强台风“利奇马”为2019年第9号台风,于2019年8月3日生成于菲律宾以东洋面,8月8日升级为强台风,随后强度减弱,并于8月10日在浙江温州登陆,之后继续北上,对长江口外海产生影响。为检验模型对研究区域台风浪有效波高 H_s 、平均周期 T_m 和主波向 D_H 的预报能力,本研究将机器学习算法预报结果与CWAVE数据进行了对比,如图3、图4所示。

图3为2019年8月超强台风“利奇马”活动期间,A26深水区域细网格中心点机器学习算法预报结果与CWAVE数据的对比图。由图3可以看出,受“利奇马”台风的影响,有效波高在2019年8月8日迅速增大,最大值为 4.2 m ,平均周期最大值为 6.5 s ,主波向为北北西和北北东向。此外,机器学习算法预报结果的变化趋势与CWAVE数据的一致,在量值上也吻合较好。与CWAVE数据相比,机器学习算法预报的有效波高最大值仅小 0.1 m ,平均周期大 0.12 s ,主波向仅相差约 10° 。这说明集成学习模型能够准确反映边界波浪参数与细网格节点之间的映射关系,实现准确的波浪参数降尺度模拟和预报。

图4为2019年8月超强台风“利奇马”活动期间,A21浅水区域细网格中心点机器学习算法预

报结果与CWAVE数据的对比图。由图4可以看出,在“利奇马”台风活动期间,CWAVE数据中有效波高最大值为 3.27 m ,机器学习算法的预报结果为 3.26 m ,两者相差仅为 0.01 m ;平均周期的预报结果与CWAVE数据基本一致,预报结果比CWAVE数据仅小 0.1 s ;主波向结果也较为接近,两者仅相差约 1° 。这说明机器学习算法能够准确识别波浪因水深变化引起的参数变化,对浅水区域波浪参数也有精确的预报能力。

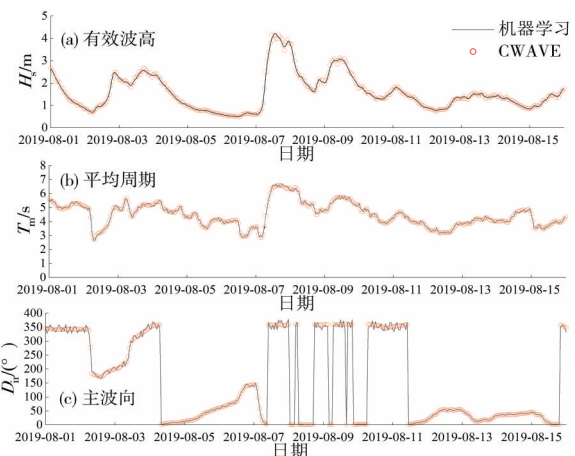


图3 2019年8月台风“利奇马”活动期间A26区域中心点的预报结果与CWAVE数据对比图

Fig. 3 Comparison of forecasting results with CWAVE data during Typhoon Lekima in August 2019 at central point of area A26

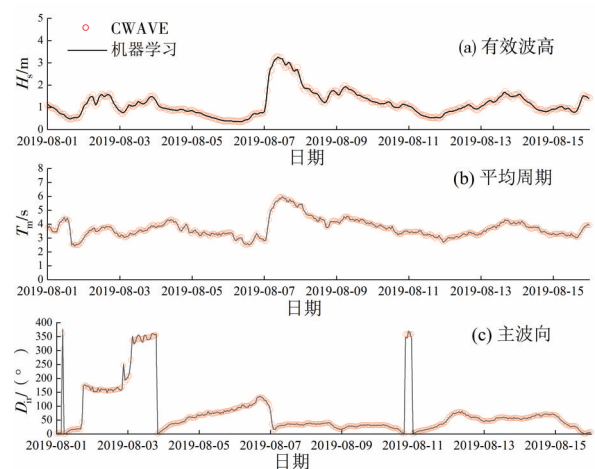


图4 2019年8月台风“利奇马”活动期间A21区域中心点的预报结果与CWAVE数据对比图

Fig. 4 Comparison of forecasting results with CWAVE data during Typhoon Lekima in August 2019 at central point of area A21

2.2 冬季寒潮浪预报结果

长江口外海冬季受寒潮浪影响明显,2019年

12月长江口受多次寒潮影响。相比台风浪,寒潮浪发生频率更高,对长江口外海人类活动的影响更为频繁。

图5和图6分别为在2019年12月长江口寒潮过程中,深水区A26和浅水区A21细网格中心点机器学习算法预报结果和CWAVE数据对比图。寒潮浪有效波高最大值发生于2019年12月4日。在A26深水网格点,CWAVE数据显示有效波高为3.04 m,而机器学习算法的预报结果为3.02 m。相比之下,A21浅水网格点的有效波高明显较小,CWAVE数据显示为2.01 m,机器学习算法预报结果为2.08 m。平均周期的机器学习算法预报结果

与CWAVE数据也较为接近,最大有效波高发生时对应的平均周期偏差仅为0.2 s。寒潮期间深水区主波向变化范围较大,以西北向至东向为主,浅水区域由于受地形折射影响,主波向较为稳定,由寒潮前的北北西转化为寒潮后的东北向至东向。对于主波向的变化趋势和量值,机器学习算法的预报结果与CWAVE数据均较为一致,这说明机器学习算法适用于寒潮浪的模拟。

3 讨论

3.1 误差统计分析

本研究统计了2019年8月台风“利奇马”活动期间和2019年12月寒潮期间的机器学习算法的预报结果与CWAVE数据之间的平均误差、相对误差和均方根误差(表1),并绘制了两者的散点图(图7)。由表1可以看出,机器学习算法整体误差

表1 2019年8月台风“利奇马”活动期间和2019年12月寒潮期间机器学习算法预报结果误差统计表

Table 1 Error statistics of forecasting results by machine learning algorithm during Typhoon Lekima in August 2019 and the cold wave in December 2019

波浪参数	平均误差	相对误差	均方根误差
有效波高	-0.01 m	-0.2%	0.04 m
平均周期	-0.01 s	-0.1%	0.05 s
主波向	0.04°	0.3%	5.2°

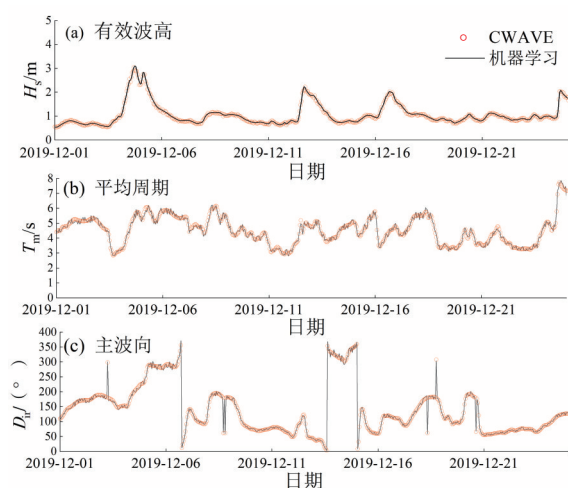


图5 2019年12月寒潮期间A26区域中心点的预报结果与CWAVE数据对比图

Fig. 5 Comparison of forecasting results with CWAVE data during cold wave in December 2019 at central point of area A26

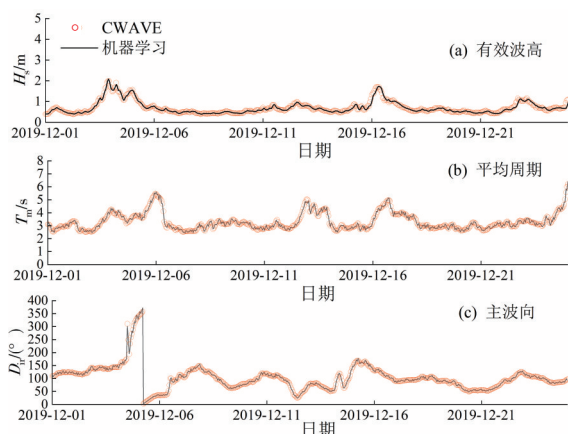


图6 2019年12月寒潮期间A21区域中心点的预报结果与CWAVE数据对比图

Fig. 6 Comparison of forecasting results with CWAVE data during cold wave in December 2019 at central point of area A21

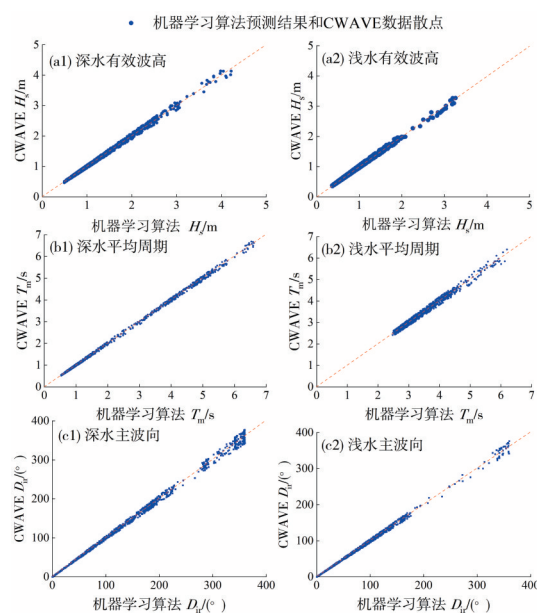


图7 机器学习算法预报结果和CWAVE数据散点图
Fig. 7 Scatter plot of forecasting results by machine learning algorithm and CWAVE data

水平较低,相对误差在0.3%以内,有效波高平均误差仅为 -0.01 m ,平均周期平均误差为 -0.01 s ,主波向平均误差为 0.04° 。由图7可以看出,机器学习算法的预报结果和CWAVE数据都集中在 45° 线附近,误差主要出现在波浪参数的大值区,但相对误差都在1%以内。

表2为2019年全年波浪参数机器学习算法预报结果与CWAVE数据之间的平均误差、相对误差和均方根误差。由表2可知,相比台风和大浪过程,模型对平常浪的预报精度更高,平均误差均小于台风和寒潮期间的平均误差。由于平常浪的波高和平均周期量值较小,全年波浪参数预报的相对误差略有增大,但都在0.5%以内。

表2 2019年全年波浪参数机器学习算法预报结果误差统计表

Table 2 Error statistics of forecasting results by machine learning algorithm for wave parameters in 2019

波浪参数	平均误差	相对误差/%	均方根误差
有效波高	-0.002 m	0.5	0.02 m
平均周期	-0.008 s	-0.3	0.02 s
主波向	0.03°	0.3	4.1°

3.2 训练集数据长度的影响

本研究也测试了不同训练集数量对机器学习算法预报精度的影响,如图8所示。图8为采用1年、5年和10年数据进行训练时的预报结果与CWAVE数据的对比图。由图8可以看出,随着训练数据长度和数量的增加,机器学习算法预报结果逐渐收敛于CWAVE数据,当采用10年数据进行训练时,预报结果与CWAVE数据趋于一致。这

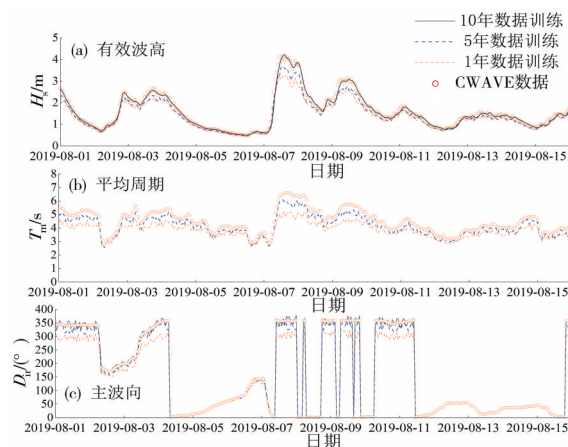


图8 以波周期为对象的集成学习模型误差时间序列图

Fig. 8 Error time series of ensemble learning model with wave period as object

是由于长江口外海台风浪频次较少,当采用训练集的数据长度不够时,难以包含足够的台风浪样本,造成机器学习算法对台风浪极值的预报精度偏低。

3.3 机器学习算法预报效率

表3列举了不同波浪预报时间工况下的传统波浪模型和机器学习模型的耗时情况。测试采用的中央处理器(CPU)型号为i7-14700F,机器学习算法预报为单核,传统波浪模型采用24核计算。传统波浪模型计算需要求解控制方程,预报24 h波浪需要12 min,预报48 h波浪需要24 min,预报96 h波浪需要48 min。机器学习算法本身计算时间都小于2 s。由此可见,本文建立的机器学习算法大幅提高了波浪预报效率,96 h波浪短期预报耗时由分钟级提高至秒级。

表3 不同预报时间两种模型的计算机耗时对比

Table 3 Time consumption of computer with different models for different forecasting time

预报时间/h	传统波浪模型 耗时/min	机器学习模型 耗时/s
24	12	1.0
48	24	1.2
96	48	1.8

4 结论

本文采用中国近海波浪数据库数据建立了基于随机森林算法的波浪降尺度预报模型,并采用该模型对长江口外海深水区和浅水区台风浪和寒潮浪进行了预报,得到如下结论:

1) 波浪参数预报结果与训练集的时间长度有关,较长的训练集可以包含更为丰富的台风浪和寒潮浪样本,可提高模型的预报精度。

2) 当采用10年数据进行训练时,随机森林算法能够准确地预报台风浪和寒潮浪的有效波高、平均周期和主波向的变化情况,误差水平较低,整体相对误差小于0.3%。其中,有效波高平均误差仅为 -0.01 m ,平均周期平均误差为 -0.01 s ,主波向平均误差为 0.04° 。

3) 本研究建立的基于随机森林的波浪参数降尺度预报模型可大幅减少波浪预报耗时,提高预报效率。本文模型预报24 h波浪耗时仅为同等分

分辨率传统波浪模型耗时的0.1%。预报96 h波浪耗时仅为1.8 s,可将96 h波浪短期预报耗时由分钟级提高至秒级。

[参考文献]

- [1] 姚宇, 钟翔. 岛礁水沙动力学研究综述[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2023, 20(4): 1-10. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20230427002.
YAO Yu, ZHONG Xiang. A review of water-sediment dynamics around the reef islands [J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2023, 20(4): 1-10. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20230427002.
- [2] 段自豪, 陈松贵, 钟生. 岛礁防浪建筑物水动力场数值模拟研究[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2023, 20(4): 37-46. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20230529001.
DUAN Zihao, CHEN Songgui, ZHONG Sheng. A numerical study on the hydrodynamic characteristics of wave interaction with breakwaters near a reef island [J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2023, 20(4): 37-46. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20230529001.
- [3] 柳叶, 穆言, 李绍武. 礁冠对珊瑚礁不规则波演变影响的数值模拟研究[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2023, 20(4): 20-26. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20230417001.
LIU Ye, MU Yan, LI Shaowu. Numerical study on the effect of reef crest on the evolution of irregular waves over coral reefs [J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2023, 20(4): 20-26. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20230417001.
- [4] SHI J, FENG X B, TOUMI R, et al. Global increase in tropical cyclone ocean surface waves [J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 174. DOI: 10.1038/s41467-023-43532-4.
- [5] TOLMAN H L. A third-generation model for wind waves on slowly varying, unsteady, and inhomogeneous depths and currents [J]. Journal of Physical Oceanography, 1991, 21(6): 782-797. DOI: 10.1175/1520-0485(1991)021<0782: atgmfw>2.0.co;2.
- [6] BOOIJ N, RIS R C, HOLTHUIJSEN L H. A third-generation wave model for coastal regions: 1. Model description and validation [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1999, 104(C4): 7649-7666. DOI: 10.1029/98jc02622.
- [7] BENOIT M, MARCOS F, BECQ F. Development of a third generation shallow-water wave model with unstructured spatial meshing [C]//Coastal Engineering 1996. Orlando, Florida, USA: American Society of Civil Engineers, 1997: 465-478. DOI: 10.1061/9780784402429.037.
- [8] CALLENS A, MORICHON D, ABADIE S, et al. Using Random forest and Gradient boosting trees to improve wave forecast at a specific location [J]. Applied Ocean Research, 2020, 104: 102339. DOI: 10.1016/j.apor.2020.102339.
- [9] 沈晖华, 时健, 徐佳丽, 等. 基于Stacking集成机器学习的波浪预报[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(4): 354-358. DOI: 10.3876/j.issn.1000-1980.2020.04.010.
SHEN Huihua, SHI Jian, XU Jiali, et al. Wave forecasting algorithm with stacking ensemble machine learning method [J]. Journal of Hohai University (Natural Science), 2020, 48(4): 354-358. DOI: 10.3876/j.issn.1000-1980.2020.04.010.
- [10] ASMA S, SEZER A, OZDEMIR O. MLR and ANN models of significant wave height on the west coast of India [J]. Computers & Geosciences, 2012, 49: 231-237. DOI: 10.1016/j.cageo.2012.05.032.
- [11] BARKER A, MURPHY J. Machine learning approach for optimal determination of wave parameter relationships [J]. IET Renewable Power Generation, 2017, 11(9): 1127-1135. DOI: 10.1049/iet-rpg.2016.0957.
- [12] AHMED A A M, JUI S J J, AL-MUSAYLH M S, et al. Hybrid deep learning model for wave height prediction in Australia's wave energy region [J]. Applied Soft Computing, 2024, 150: 111003. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.111003.
- [13] POKHREL P, ABDELGUERFI M, IOUP E. A machine-learning and data assimilation forecasting framework for surface waves [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2024, 150(759): 958-975. DOI: 10.1002/qj.4631.
- [14] JAMES S C, ZHANG Y S, O' DONNCHA F. A machine learning framework to forecast wave conditions [J]. Coastal Engineering, 2018, 137: 1-10. DOI: 10.1016/j.coastaleng.2018.03.004.
- [15] SONG T, HAN R S, MENG F, et al. A significant wave height prediction method based on deep learning combining the correlation between wind and wind waves [J]. Frontiers in Marine Science, 2022, 9: 983007. DOI: 10.3389/fmars.2022.983007.
- [16] FENG Z J, HU P, LI S Q, et al. Prediction of

- significant wave height in offshore China based on the machine learning method[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(6): 836. DOI: 10.3390/jmse10060836.
- [17] GRACIA S, OLIVITO J, RESANO J, et al. Improving accuracy on wave height estimation through machine learning techniques [J]. *Ocean Engineering*, 2021, 236: 108699. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2021.108699.
- [18] WANG N, CHEN Q, ZHU L, et al. Integration of data-driven and physics-based modeling of wind waves in a shallow estuary [J]. *Ocean Modelling*, 2022, 172: 101978. DOI: 10.1016/j.ocemod.2022.101978.
- [19] LIU S, ZHANG X S. A wave prediction framework based on machine learning and the third generation wave model [J]. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, 2022, 144(1): 011202. DOI: 10.1115/1.4051651.
- [20] BIEKER H P, SLUPPHAUG O, JOHANSEN T A. Real-time production optimization of oil and gas production systems: a technology survey [J]. *SPE Production & Operations*, 2007, 22(4): 382-391. DOI: 10.2118/99446-PA.
- [21] SHI J, ZHENG J H, ZHANG C, et al. A 39-year high resolution wave hindcast for the Chinese coast: model validation and wave climate analysis [J]. *Ocean Engineering*, 2019, 183: 224-235. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2019.04.084.
- [22] SAHA S, MOORTHY S, PAN H L, et al. The NCEP climate forecast system reanalysis [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2010, 91(8): 1015-1058. DOI: 10.1175/2010BAMS3001.1.

(责任编辑:刘平;校对:毛娜)