

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.03.004

基于盘古气象大模型的台风路径及台风浪 波高预报研究

胡正元^{1,2}, 冯曦^{1,2}, 冯卫兵^{1,2}, 倪兴也^{1,2}, 秦知朋¹, 吴浩宇¹

(1. 河海大学港口海岸与近海工程学院; 2. 河海大学海岸灾害及防护教育部重点实验室)

摘要: 利用盘古气象大模型对台风天气下的地表气象要素以及高空气象要素进行预报, 结合热带气旋追踪算法对台风路径进行预报研究; 基于盘古气象大模型的路径预报结果和直接修正法改进的预报风场数据驱动 SWAN 模式, 将计算得到的有效波高数据与实测数据进行对比验证, 评估该模型在广东和海南岛台风路径及台风浪预报的效果。结果表明: 盘古气象大模型能够实现长时台风路径预报, 且结果优于高分辨率的数值大气模式(ECMWF-HRES), 但盘古气象大模型对台风风场存在低估现象; 将盘古气象大模型预报的台风路径与直接修正法改进的台风风场相结合, 以此驱动波浪场, 能有效提高台风浪波高的预报精度。

关键词: 盘古气象大模型; 台风路径预报; 台风浪; 波高预报; 热带气旋追踪算法

Research on prediction of typhoon tracks and typhoon wave heights based on Pangu-Weather

Hu Zhengyuan^{1,2}, Feng Xi^{1,2}, Feng Weibing^{1,2}, Ni Xingye^{1,2}, Qin Zhipeng¹, Wu Haoyu¹

(1. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University;

2. Key Laboratory of Coastal Disaster and Protection of Ministry of Education, Hohai University)

Abstract: Surface meteorological elements and upper-air meteorological elements under typhoon weather conditions were predicted using Pangu-Weather, and the prediction of typhoon tracks was studied combined with the tropical cyclone tracking algorithm. The SWAN model was driven based on the typhoon track prediction results of Pangu-Weather and the predicted wind field data improved by a direct correction method. The calculated significant wave height data were compared with the measured data for verification, thereby evaluating the effectiveness of the model in predicting typhoon tracks and typhoon waves in Guangdong Province and Hainan Island. The results indicate that Pangu-Weather can achieve long-term typhoon track prediction, and the results are superior to those of the high-resolution numerical atmospheric model (ECMWF-HRES), but Pangu-Weather underestimates the typhoon wind field. Combining the typhoon track predicted by Pangu-Weather with the typhoon wind field improved by the direct correction method to drive the wave field can effectively improve the prediction accuracy of typhoon wave heights.

Key words: Pangu-Weather; typhoon track prediction; typhoon wave; wave height prediction; tropical cyclone tracking algorithm

台风是一种具有超强破坏力的气旋系统, 西北太平洋每年生成约占全球总数 1/3 的台风^[1-2]。台风的发生通常伴随着狂风、巨浪、风暴潮以及暴雨等直接灾害, 同时带来衍生的滑坡、泥石流等次生灾害, 对海上作业、航运、海岸工程、海洋渔业和水产养殖业等造成严重破坏, 对人民的生命财产和生产生活造成严重威胁。准确预报台风路径以及台风浪灾害, 对减少台风灾害损失, 保障海上航运及海洋工程安全施工与运行, 维持海洋经济持续健康发展意义重大^[3-6]。

传统台风路径预报方法主要有主观经验预报方法与客观预报方法。主观经验预报方法受研究人员主观经验的影响, 且效率较低; 客观经验预报方法需要巨大的计算资源, 同时难以提取台风的三维非线性特征, 这使其在台风防灾预报中的作用受到制约^[7-9]。近年来, 随着人工智能技术的发展, 机器学习算法在处理高维非线性数据上优势更加明显, 更适合复杂特征数据的提取与学习, 已有不少研究者将机器学习算法应用于台风预报领域^[10]。曹祥村等^[11]利用 CLIPER 方法建立回归模型并筛选出经纬度、中心气压等相关性好的因子

基金项目: 装备预研教育部联合基金项目(8091B022123); 江苏省水利科技项目(2022023); 港口航道泥沙工程交通行业重点实验室开放课题项目(YK223001-3); 国家自然科学基金项目(52471282)

作者简介: 胡正元(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事海岸水动力研究。E-mail: 221303020014@hhu.edu.cn

通信作者: 冯曦(1987—), 女, 教授, 博士, 主要从事海岸水动力和海岸带灾害研究。E-mail: xifeng@hhu.edu.cn

作为 BP 网络的输入因子,研究表明在 24、48、72 h 的预报结果上 BP 神经网络的预报精度都要高于传统的 CLIPER 方法。Wang 等^[12]对比不同深度学习模型在西北太平洋台风短期预报的效果,发现使用门控循环单元模型(GRU)与卷积神经网络(CNN)相结合的模型最优,其中 6、12 h 的平均位置误差分别为 17.22、43.90 km,同时加入转向流、海表温度与位势高度数据进行训练,可以逐渐改善 24~72 h 的预报精度。邓志弘等^[13]针对珠江河口搭建了一种基于卷积-长短期记忆神经网络(CNN-LSTM)和误差校正(EC)技术的台风实时预报模型,结果发现基于 CNN-LSTM-EC 的滚动预报结果更加准确。此外,AI 气象模型 FourCastNet 达到了与 ECMWF 的综合预报系统(IFS)相同的空间分辨率($0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$),同时实现了对飓风“迈克尔”路径的集合预报,预报时长达到 96 h^[14]。2022 年底,DeepMind 和谷歌研究团队联合推出基于图神经网络的自回归天气预报模型 GraphCast,研究表明 GraphCast 在 18~114 h 的热带气旋路径预报结果优于欧洲中期天气预报中心的高精度预报结果^[15]。

机器学习方法已被广泛应用于波浪预报中。沈晖华等^[16]建立了基于 Stacking 集成机器学习的波浪预报算法,该算法建立了精确的风速与有效波高相关关系,可以准确预测波高变化。Feng 等^[17]利用 LSTM 和 GRU 网络分别在渤海、东海和南海 3 个不同的海域建立了有效波高预测模型,结果表明,基于 LSTM 和 GRU 网络的性能优于传统的 RNN 神经网络,利用 EMD 方法并结合 LSTM 神经网络能够改善 12 h 和 24 h 的预报结果。罗锋等^[18]利用 SWAN 模型模拟的有效波高数据训练多层感知机、随机森林和支持向量回归 3 个模型,同时引入空间性特征对算法输入进行改进,结果表明,改进后的模型显著提高了台风浪波高的预报精度,可用于台风浪的短期预报。

现阶段基于机器学习算法的台风路径预报受限于模型本身的能力,在短期预报中的表现较优,但模型极限预报时长通常在 24~36 h,难以实现长时(72~120 h)台风路径预报。在波浪预报中,以常风浪的预报为主,针对台风浪的预报研究较少且预报时长较短。为了克服以上研究的不足,本文利用华为云团队开发的人工智能大模型(盘古气象大模型)并结合热带气旋追踪算法实现长时台风路径预报。盘古气象大模型是华为云团队依托强大的计算资源与海量数据训练得到的气象大模型,在预报精度与计算速度上有了极大的提升^[19-20]。本文利用直接修正法对盘古气象大模型的预报风场进行修正,通过修正后的台风风场数据驱动 SWAN 模型计算得到的波高数据(即为预报波高数据),并评估盘古气象大模型在广东沿海以及海南岛台风路径预报与台风浪波高预报的效果。

1 数据与方法

1.1 数据来源

1.1.1 气象资料

本文采用的气象资料来自 ERA5 再分析数据集,ERA5 是由欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-range Weather Forecasts,ECMWF)开发的第五代再分析数据产品,其采用数据同化方法,每隔 12 h 将最新获取的观测数据与数值模型前期预报结果通过计算结合起来得到最佳大气预报结果,目前可以获取 1940 年以来的逐小时数据,空间分辨率为 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ ^[21]。本文选用的是 ERA5 数据集中单级水平以及不同气压级水平的数据,气象变量包括地表变量和高空变量。其中地表变量包含单级水平下的平均海平面气压、10 m 高度 U 风速、10 m 高度 V 风速和 2 m 高度温度,高空变量包含 13 个不同气压级水平(50、100、150、200、250、300、400、500、600、700、850、925、1000 hPa)的重力位势、比湿度、温度、U 风速以及 V 风速^[19]。本文下载台风发生时某个时刻全球范围内的气象资料作为盘古气象大模型的输入数据。

1.1.2 台风资料

实测台风资料来自中国气象局热带气旋资料中心的 CMA 最佳路径数据集,目前 CMA 热带气旋最佳路径数据集提供 1949 年以来西北太平洋海域热带气旋每 6 h 的位置(经纬度)以及强度(中心气压与最大风速)^[22-23]。本文还利用 ECMWF-HRES 模式以及 JMA 模式的台风路径预报数据。ECMWF-HRES 模式是一种基于高分辨率($9\text{ km}\times 9\text{ km}$)的大气预报模型,是当前最好的基于数值气象预报的热带气旋追踪方法之一。ECMWF-HRES 模式和 JMA 模式所需要的气旋预报数据可以从交互式全球大集合预报系统(THORPEX Interactive Grand Global Ensemble,TIGGE)中下载^[19],两种数值模式提供台风发生期间每日 0 时或 12 时向后预报的台风路径数据,数据检索时间范围从 2006 年至今。本文利用影响广东沿海以及海南岛的部分台风数

据来评估盘古气象大模型对台风路径预报的效果。

1.1.3 站点实测资料

本文选用美国国家海洋和大气管理局(NOAA)的小时级实测站点资料,资料主要包含风速、风向、海平面气压以及降水等变量信息。实测波浪资料来源于广东沿海和海南岛部分实测站点以及外海浮标^[24-26]。以上风速资料与波浪资料均用于验证预报风场以及模拟波浪的精度。

1.2 研究方法

1.2.1 台风天气场预报

首先利用华为团队开发的盘古气象大模型进行台风期间的天气场信息预报,然后根据不同气象变量的空间分布信息去捕捉台风特征并进行台风路径预报。盘古气象大模型通过深度学习方法建立天气预报系统,使用 1979—2017 年的 ERA5 全球天气场数据作为训练数据,输入天气变量包括地表气象变量(平均海平面气压、10 m 高度 U 风速、10 m 高度 V 风速以及 2 m 高度温度)和高空气象变量(13 个不同气压层的重力位势、比湿度、温度、U 风速以及 V 风速)。盘古气象大模型使用区块嵌入降低空间分辨率,并将采样的数据组合成一个三维数据体。神经网络的主体部分是典型的编码器-解码器的架构,共包含 16 个采用 Swin Transformer 的基本计算单元(16 个模块),最后经过区块恢复将空间分辨率恢复至与输入数据一致^[27]。

盘古气象大模型超越数值模型的主要原因是其提出了采用适配地球坐标系统下的三维神经网络架构(3D Earth-Specific Transformer, 3DEST)来处理复杂不均匀的气象数据^[19]。3DEST 是视觉变换器(Vision Transformer)的一种变体,同时采用 Swin transformer 的滑窗注意力机制,有效减少了网络的计算量。

气象变量在不同经纬度地区以及不同高度层分布不均匀,盘古气象大模型引入了地球坐标系,将每个特征图上的像素都对应地球上的一个绝对位置,而普通的特征图的像素往往只包含一个相对位置,这使得神经网络中的每个神经元能够感知其绝对位置,进而加速了神经网络的收敛速度。基于二维神经网络的模型是将不同气压层的数据分开处理后拼接成整体再输出结果,而盘古气象大模型是将不同气压层的数据集中在一个单独的维度中进行处理,使得神经元能够感知高度信息。实验证明三维神经网络模型能够更好地捕捉不同气压层中气象要素之间的关系。

除了建立基于地球位置信息的三维神经网络,盘古气象大模型在进行预报时使用每次预报的结果作为下一步预报的输入。研究发现,预报误差随迭代次数的增加而增加,所以采用层次化时域聚合算法来减少预报迭代次数^[19],进而减少迭代误差。这是一种贪心算法,总是调用当前允许的最大预报时长的深度网络模型,可使迭代次数最小化。盘古气象大模型共包含 4 个不同提前时间(输入和输出之间的时间差)的模型,分别为 1 h 预报模型、3 h 预报模型、6 h 预报模型和 24 h 预报模型。4 种模型自由组合可以对未来任何时间(中期)的天气场进行预报研究。本文在进行台风天气预报时采用 24 h 预报模型与 6 h 预报模型组合的方式进行预报研究。盘古气象大模型基于 ERA5 再分析数据训练,采用适配地球坐标的三维 Transformer 架构,统一处理多气压层的气象变量。模型引入绝对地理位置编码,提升气象要素关联捕捉能力;采用层次化时域聚合策略,通过多时长预报模型组合减少迭代误差,预报精度与效率显著优于传统数值模式^[19]。

1.2.2 热带气旋追踪算法

本文根据盘古气象大模型预报的部分气象要素,结合热带气旋追踪算法,定位台风中心位置,得到台风中心的经纬度信息,实现台风路径预报。

首先设定起报时间和台风初始位置信息(经纬度),每 6 h 给定一个预报结果,将每次预报结果作为下一次预报的输入。图 1(a)为平均海平面气压的空间分布图,在每次预报结果中寻找以上一时刻台风位置为中心的 445 km 半径范围内的平均海平面气压的极小值,同时满足以该极小值位置为中心、以 278 km 为半径的范围内存在 850 hPa 处旋度的极大值,且该旋度的绝对值大于 5×10^{-5} ,如图 1(b)所示。同时 10 m 高度风速的最大值超过 8 m/s,如图 1(c)所示。其中平均海平面气压由盘古气象大模型直接预报,850 hPa 处的旋度由预报的 850 hPa 处的 U 风速和 V 风速计算得到,10 m 高度风速由 10 m 高度 U 风速和 10 m 高度 V 风速计算得到^[28]。旋度、风速计算公式分别为:

$$\omega = \frac{\partial v_{850\text{ hPa}}}{\partial \varphi} - \frac{\partial u_{850\text{ hPa}}}{\partial \lambda}$$

（1）

$$S_{10} = (u_{10}^2 + v_{10}^2)/2$$

（2）

式中: ω 为旋度; λ 为经度; φ 为纬度; $u_{850\text{ hPa}}$ 为 850 hPa 处的 U 风速; $v_{850\text{ hPa}}$ 为 850 hPa 处的 V 风速; S_{10} 为 10 m 高度风速; u_{10} 为 10 m 高度 U 风速; v_{10} 为 10 m 高度 V 风速。

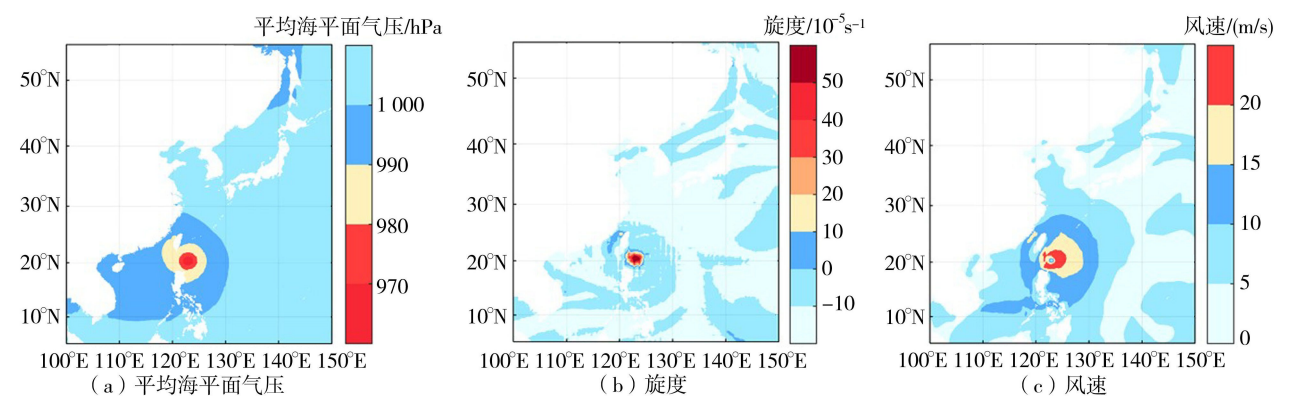


图 1 某台风期间平均海平面气压、旋度以及风速分布

Fig. 1 Distribution map of mean sea level pressure ,vorticity, and wind speed during a typhoon

1.2.3 SWAN 模型

由于盘古气象大模型无法直接预报出波浪场,本文将盘古气象大模型与第 3 代近岸海浪数值模式 SWAN 模型相结合,利用盘古气象大模型预报的风场驱动 SWAN 模型模拟出波浪数据。

SWAN 模型是由荷兰代尔夫特理工大学研发并维护的海浪数值模型,该模型以风场为驱动,同时考虑了风浪的成长与消散、白帽耗散、底部摩擦、波浪破碎、非线性波相互作用、波浪绕射以及反射等多个物理过程^[29],适用于大洋尺度到近岸沿海等尺度海域的波浪场模拟计算。

本文所计算的区域为中国近海,范围为 10°N~45°N,100°E~145°E。采用非结构化三角形网格,在广东沿海以及海南岛附近加密处理,计算区域内共 65 709 个节点和 33 804 三角单元,网格如图 2(a)。模型水深数据采用 ETOPO1 全球地形数据集,该水深数据集是由 NOAA(美国国家海洋和大气管理局)提供,水深数据分辨率 1'×1',如图 2(b)所示;风速测站与波浪测站分别见图 2(c)与图 2(d)。风速测站共 4 个,分别是上川岛、阳江、海口与美兰,波浪测站为珠江口外测站与东方站。SWAN 模型输出时间步长为 3 600 s,输出变量为有效波高。

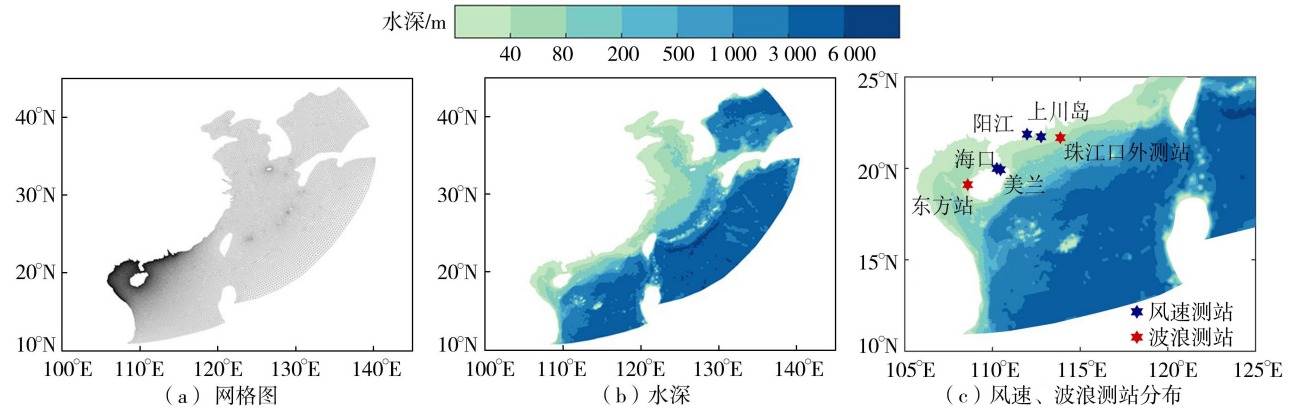


图 2 计算区域信息

Fig. 2 Information of calculation domain

2 台风路径预报结果分析

2.1 台风路径整体预报结果分析

本文利用盘古气象大模型预报的天气场信息结合热带气旋追踪算法对经过广东沿海以及海南岛的部分台风进行预报研究。为了定量评估盘古气象大模型在台风路径预报中的效果,对预报结果(经纬度)与 CMA 最佳路径数据集的实测结果(经纬度)进行比较,计算每个预报点与 CMA 最佳路径数据集的实测路径结果之间的直接位置误差。计算直接位置误差时,使用球面距离误差公式表示预测经纬度点与实测路径经

纬度点之间的差异,计算公式参见文献[8]。

本文选取了 12 场台风进行台风路径预报研究,其中包含 3 场台风,5 场强台风及 4 场超强台风,所选台风基本信息见表 1。计算不同强度等级台风的平均直接位置误差(同等级台风路径预报误差的均值),并绘制其随预报时间变化的折线图,如图 3 所示。研究表明,随着预报时间的增加,台风路径预报的误差整体上呈现增长趋势。本文将下载 ECMWF-HRES 模式的台风路径预报数据与盘古气象大模型进行比较分析,发现盘古气象大模型在第 72 小时以及第 120 小时的平均位置误差分别为 68.43 km 和 93.62 km,而 ECMWF-HRES 模式在第 72 小时和第 120 小时的台风路径预报误差分别为 227.22 km 和 234.82 km,表明盘古气象大模型的预报精度远超于该模式。基于其他机器学习方法的台风路径预报尽管在短期预报(6~24 h)中的精度有所提升,但对于未来 3~5 d 的预报误差仍然较大^[10]。盘古气象大模型之所以在长时(72~120 h)台风路径预报中表现较优,是因为与以往基于机器学习的预报方法不同的是,盘古气象大模型通过学习不同的天气场信息来预报未来不同气象要素的场信息(如气压场,风场等),然后通过捕捉天气场中的台风特征去预报台风路径,这显著降低了台风路径的预报误差并实现长时台风路径预报。强度等级为台风的预报结果显示,第 3 天与第 5 天的平均直接位置误差分别为 87.54 km 与 107.75 km。强度等级为强台风以及超强台风预报结果,第 3 天与第 5 天的平均直接位置误差分别为 58.88 km 与 91.26 km。可见,随着台风强度等级的增加,盘古气象大模型对台风位置的捕捉更加准确。

2.2 典型台风预报结果分析

为了评估盘古气象大模型在长时台风路径预报的效果,本文选取 4 个具有代表性的台风案例(图 4)对盘古气象大模型的预报结果与 ECMWF-HRES 模式以及 JMA 模式的预报结果进行比较。

1117 号台风“纳沙”是一场发生在 2011 年影响海南岛以及广东、广西省(自治区)的强台风,盘古气象大模型、ECMWF-HRES 模式以及 JMA 模式的路径预报结果如图 4(a)所示。在预报初期,三者的预报能力不相上下,但随着预报时间的增加,盘古气象大模型预报的精度远超数值模式。通过计算得到盘古气象大模型在预报第 72 小时以及第 120 小时的直接位置误差分别为 40.17 km 和 62.78 km,而 ECMWF-HRES 模式的误差分别为 172.82 km 和 338.89 km,JMA 模式的误差分别为 331.19 km 和 509.38 km,不同时间平均路径预报误差可见表 2。此外,ECMWF-HRES 模式只提供了 5 d 的预报结果,而盘古气象大模型可以提供 7 d 甚至更长时间的预报结果。对于台风“纳沙”,盘古气象大模型提前 5 d 预报其在海南岛登陆,提前 6 d 预报出在越南二次登陆,而 ECMWF-HRES 模式与 JMA 模式在第 5 天的预报结果已经出现较大偏差。

1330 号台风“海燕”是 2013 年最强的热带气旋,致灾极重,灾情遍及菲律宾、越南、中国等地。盘古气象大模型预报结果、ECMWF-HRES 模式及 JMA 模式预报结果如图 4(b)所示。超强台风“海燕”于 2013 年 11 月 8 日登陆于菲律宾莱特岛北部沿海,盘古气象大模型预报结果与真实路径登陆时的直接位置误差为 117.56 km,而 ECMWF-HRES 模式预报误差为 269.06 km,且该数值模式比盘古气象大模型至少晚 6 h 预报出台风登陆。JMA 模型预报误差为 395.71 km。盘古气象大模型的预报优势不仅仅体现在台风初期,在长时台风路径预报中表现也较优。

2017 年 8 月 20 日 14 时,1713 号超强台风“天鸽”在西北太平洋洋面上生成,给珠海、香港、澳门等地区带来重大破坏,共造成了 24 人死亡和 68.2 亿美元经济损失。由图 4(c)可知,盘古气象大模型在台风生成与发展过程中的预报结果均最优,盘古气象大模型早在台风登陆前 78 h 已做出正确的预报,而 ECMWF-

表 1 12 场台风基本信息

Table 1 Basic information of 12 typhoons

年份	编号	中文名	最强强度	登陆强度
2008	0814	黑格比	强台风	强台风
2010	1003	灿都	台风	台风
2011	1117	纳沙	强台风	台风
2012	1213	启德	强台风	台风
2013	1311	尤特	强台风	强台风
2013	1330	海燕	超强台风	强热带风暴
2014	1409	威马逊	超强台风	超强台风
2014	1415	海鸥	强台风	强台风
2017	1713	天鸽	超强台风	强台风
2018	1822	山竹	超强台风	强台风
2022	2209	马鞍	台风	强热带风暴
2023	2304	泰利	台风	台风

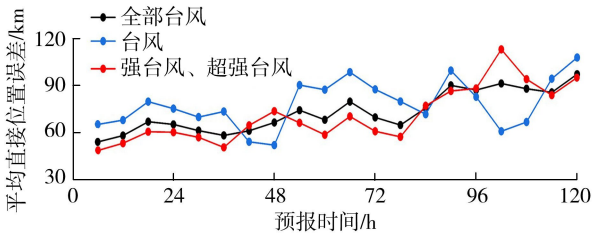


图 3 不同强度等级台风的平均直接位置误差

Fig. 3 Mean direct position error of typhoons with different intensity levels

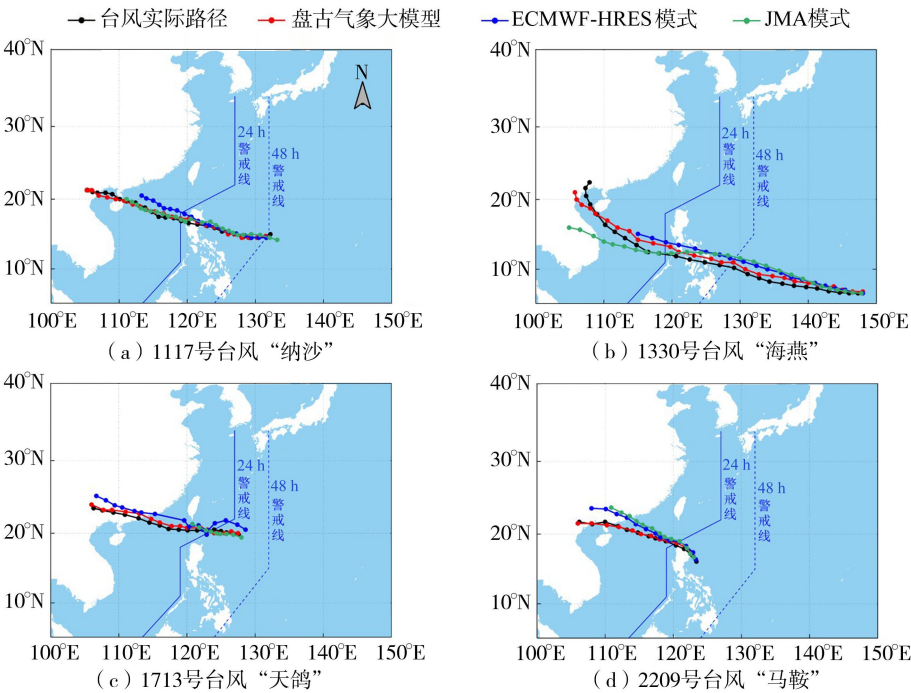


图 4 4 场典型台风的路径预报结果对比

Fig. 4 Comparison of track prediction results of four typical typhoons

表 2 盘古气象大模型与 ECMWF-HRES 模式及 JMA 模式的平均路径预报误差对比

Table 2 Comparison of mean track prediction errors among Pangu-Weather, ECMWF-HRES model, and JMA model		不同时间平均路径预报误差/km				
		24 h	48 h	72 h	96 h	120 h
纳沙	盘古气象大模型	24. 23	11. 07	40. 17	90. 84	62. 79
	ECMWF-HRES 模式	39. 16	39. 00	172. 82	198. 03	338. 88
	JMA 模式	136. 55	229. 41	331. 19	378. 97	509. 38
海燕	盘古气象大模型	113. 38	99. 65	89. 16	79. 37	130. 88
	ECMWF-HRES 模式	119. 02	174. 39	182. 69	327. 83	215. 04
	JMA 模式	145. 37	339. 47	332. 55	395. 71	401. 98
天鸽	盘古气象大模型	61. 93	40. 13	61. 11	16. 32	
	ECMWF-HRES 模式	153. 64	183. 77	198. 35	163. 20	
	JMA 模式	45. 50	182. 66			
马鞍	盘古气象大模型	40. 15	52. 01	15. 17		
	ECMWF-HRES 模式	76. 46	136. 90	310. 57		
	JMA 模式	84. 81	228. 90	477. 45		

HRES 模式在距离初始预报时间 60 h 时产生错误预报,JMA 模式已经停止跟踪。此外,盘古气象大模型在超强台风“天鸽”登陆后的追踪也有很大优势,而 ECMWF-HRES 模式预报结果明显偏北。

台风“马鞍”是一场影响菲律宾和中国的台风,共造成 7 人死亡和 913 万美元的损失^[19]。台风“马鞍”于 2022 年 8 月 23 日以强热带风暴级登陆菲律宾伊萨贝拉省附近,并于 8 月 25 日以台风级强度登陆广东茂名电白沿海。如图 4(d)所示,盘古气象大模型大约在台风登陆前 3 d 做出来准确的预报,登陆时的直接位置误差为 56. 16 km。而 ECMWF-HRES 模式与 JMA 模式预报其在广东珠海登陆,产生了一个错误预报,预报结果的直接位置误差分别为 310. 57 km 与 381. 89 km。

通过以上对比分析得出,盘古气象大模型在台风路径预报的初期和后期都具有较大优势,能够实现长时台风路径预报。

3 台风浪波高预报结果分析

准确预报台风浪波高,首先需要得到准确的台风路径与台风风场的预报结果,由于盘古气象大模型无法直接预报出波浪场,故本文利用其预报出的风场数据驱动第三代海浪数值模型 SWAN 模型,计算得到的有

效波高数据即为预报波高数据,将预报波高数据与实测站点的波高数据进行对比分析,以此评估盘古气象大模型在台风浪波高预报中的效果。

3.1 风速预报结果分析

在台风浪的数值模拟中,海浪的模拟精度很大程度上依赖于海面风场资料的准确性^[21],故本文在评估盘古气象大模型在台风浪预报中的效果前先检验盘古气象大模型预报风场的精度。选择 1330 号台风“海燕”及 1713 号台风“天鸽”这两场典型台风进行验证,结果如图 5 所示。美兰站实测最大风速值为 15 m/s,盘古气象大模型在该站点预测风速为 13.57 m/s,相对误差为 9.5%。海口站实测最大风速值为 16 m/s,盘古气象大模型在该站点预测风速为 13.68 m/s,相对误差为 14.5%。2013 年 11 月 10 日 14:00 左右台风“海燕”到达海南岛西南部,盘古气象大模型预报位置较实际台风位置偏西,同时海口以及美兰站距离台风大风区较远,所以两个站的风速都存在低估现象。台风“天鸽”登陆时的强度达到强台风等级,上川岛站实测风速为 18 m/s,盘古气象大模型预测风速为 9.8 m/s,相对误差达到 45.6%。阳江站实测风速为 15 m/s,盘古气象大模型预测风速为 7.68 m/s,相对误差高达 48.8%。计算结果表明盘古气象大模型对超强台风的风速严重低估。

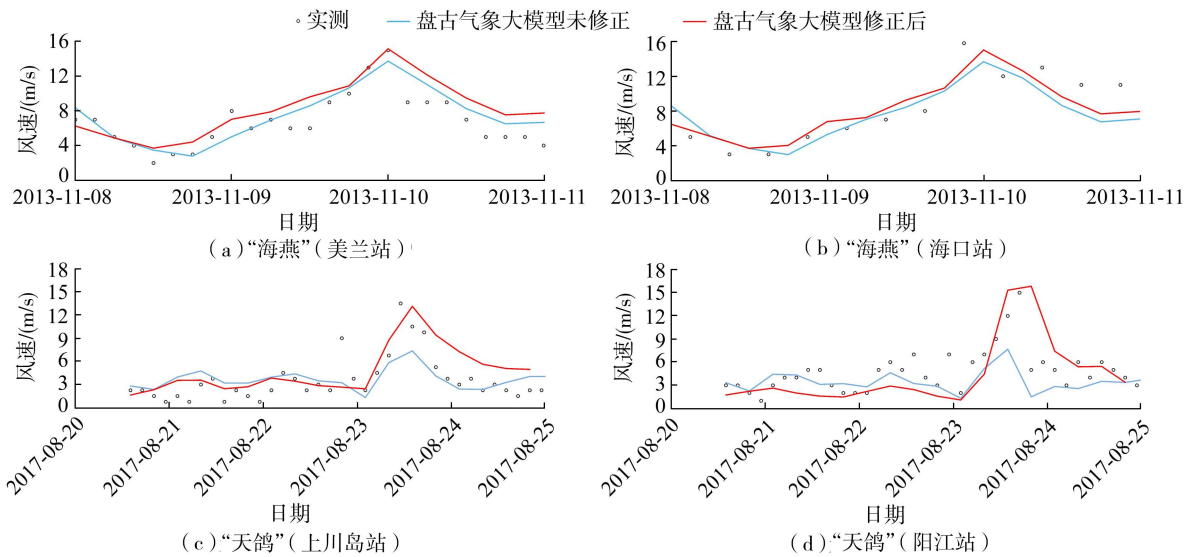


图 5 台风“海燕”“天鸽”期间风速验证

Fig. 5 Wind speed validation during typhoon “Haiyan” and “Hato”

3.2 有效波高预报结果分析

根据风速验证结果,可知盘古气象大模型在台风核心区的风速预报结果普遍低估,尤其对于超强台风存在严重低估,但在受台风影响较小的站点预报结果较好。盘古气象大模型产生低估的原因是其训练数据本身也低估了风速,ERA5 数据对台风风场的低估已有学者做了研究^[28]。因此,使用盘古气象大模型预报的风场进行台风浪模拟时,有必要对台风中心附近的数据进行一定的修正和改进,以提高波高模拟结果的准确性。本文根据李江夏等^[28]提出的 ERA5 再分析最大风速与实测最大风速相关关系式,对盘古气象大模型预测的最大风速进行修正:

$$v_r = av_{r0}^b \tag{3}$$

式中: v_r 为实测最大风速; v_{r0} 为盘古气象大模型预报风场数据中的最大风速; a 、 b 为参数,分别取 0.69 和 1.24。

对最大风速进行修正后,本文根据 Pan 等^[30]提出的再分析风场直接修正法对盘古气象大模型的预报风场进行修正:

$$v_{\text{fix}} = \begin{cases} v_{\text{pangu}} \left[\frac{r}{R_{\text{max}}} \left(\frac{v_r}{v_{r0}} - 1 \right) + 1 \right] & r < R_{\text{max}} \\ v_{\text{pangu}} \left[\frac{R_{\text{bnd}} - r}{R_{\text{bnd}} - R_{\text{max}}} \left(\frac{v_r}{v_{r0}} - 1 \right) + 1 \right] & R_{\text{max}} \leq r < R_{\text{bnd}} \\ v_{\text{pangu}} & r \geq R_{\text{bnd}} \end{cases} \tag{4}$$

式中: v_{fix} 为修正后的风速; v_{pangu} 为盘古气象大模型的预报风速; r 为计算点与台风中心的距离; R_{max} 为最大风速半径; R_{bnd} 为修正范围半径大小, 一般取 6 倍最大风速半径。

基于以上方法,对 2013 年的台风“海燕”以及 2017 年的台风“天鸽”进行了计算与模拟,结果如图 5 所示。修正后的美兰站极值风速相对误差为 1.00%,相较于未修正的盘古气象大模型降低了 8.50 个百分点。另外海口站极值风速的相对误差降低了 8.25 个百分点。修正后的上川岛站极值风速为 17.5 m/s,阳江站的极值风速为 15.8 m/s,相较于未修正的盘古气象大模型,相对误差分别减少了 42.80 个百分点和 43.50 个百分点,各站点极值风速的相对误差可见表 3。

表 3 两场台风风场修正前后站点极值风速的相对误差
Table 3 Relative errors of extreme wind speeds at stations before and after wind field correction for two typhoons

台风名称	站点	极值风速相对误差/%	
		修正前	修正后
海燕	美兰	9.50	1.00
	海口	14.50	6.25
天鸽	上川岛	45.60	2.80
	阳江	48.80	5.30

由图 6 可知,1330 号台风“海燕”在东方站的实测极值波高为 2.78 m,未修正的盘古气象大模型预报的极值波高为 1.70 m,低估了 38.8%,修正后的极值波高为 2.70 m,仅低估了 2.90%,误差降低了 35.9 个百分点。1713 号台风“天鸽”,珠江口外测点实测极值波高为 8.4 m,未修正的盘古气象大模型预测极值波高为 3.8 m,低估了 54.8%。在风速预报结果中,上川岛与阳江站的风速数据都存在严重低估现象,这是波浪模拟误差的主要来源。修正后的风场数据驱动 SWAN 模型模式计算得到的极值波高为 6 m,误差降低了 26.2 个百分点。

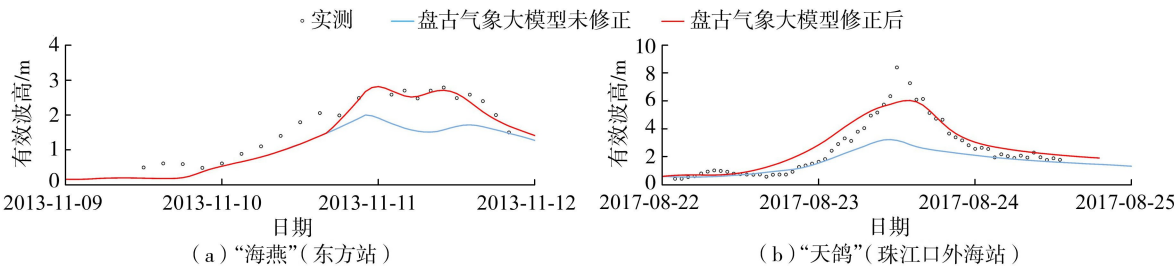


图 6 不同台风期间的有效波高对比
Fig. 6 Comparison of significant wave heights during different typhoons

根据上述计算结果发现,直接利用盘古气象大模型的预报风场进行台风浪的模拟,会导致极值波高存在严重低估现象,导致这一现象的主要原因是盘古气象大模型对台风风场的低估,次要原因是台风路径的偏差。本文提出的对盘古气象大模型预报风场直接进行修正的方法能够有效对台风期的风速进行修正,修正后的风场对台风浪波高预报精度有明显提升。

4 结 语

盘古气象大模型的台风路径预报结果优于欧洲中期天气预报中心的高分辨率大气模型 (ECMWF-HRES 模式),同时台风强度越大,盘古气象大模型越能够准确地捕捉台风中心的位置。盘古气象大模型对台风风场存在低估现象,在计算台风浪波高时,预测的极值波高明显偏小,因此有必要对台风中心附近的风场数据进行一定的修正和改进,以提高波高结果的准确性。将基于盘古气象大模型预报的台风路径和采用直接修正法改进的台风风场数据作为 SWAN 模型的输入条件,对 1330 号台风“海燕”和 1713 号台风“天鸽”的预报结果与实测数据进行对比验证,结果表明极值波高的相对误差分别降低了 35.9 个百分点和 26.2 个百分点,同时有效波高过程能真实反映台风浪的发生、发展以及衰减过程。

对台风路径的预报,盘古气象大模型具有较高的精度与可靠性,结合修正台风风场数据驱动波浪模型,能显著提升台风浪波高的预报精度,这为我国沿海台风浪的计算分析和沿海地区的防灾减灾提供了技术借鉴。需要指出的是,本文目前只评估盘古气象大模型在广东和海南岛台风路径及台风浪预报的效果,针对其他海域的预报有待进一步研究。

参考文献:

[1] Webster J P, Holland J G, Curry A J, et al. Changes in tropical cyclone number, duration, and intensity in a warming environment

[J]. Science,2005,309(5742):1844-1846.

[2] Chan L C J. Interannual and interdecadal variations of tropical cyclone activity over the western North Pacific[J]. Meteorology and Atmospheric Physics,2005,89(1/2/3/4):143-152.

[3] 朱宇翔. 路径和环境场对西北太平洋热带气旋强度气候变率的影响[D]. 南京:南京信息工程大学,2023.

[4] 罗锋,汪忆,杨洁,等. 相似路径台风风暴潮过程对比[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(6):130-140. (Luo Feng, Wang Yi, Yang Jie, et al. Comparative study on storm surge processes caused by typhoons with similar tracks[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(6):130-140. (in Chinese))

[5] 沈晓琳,胡艺,张恒德,等. 台风“美莎克”致洪暴雨精细化特征及成因分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(3):23-30. (Shen Xiaolin, Hu Yi, Zhang Hengde, et al. Analysis on refined characteristics and causes of flooding rainstorm caused by typhoon MAYSACK[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(3):23-30. (in Chinese))

[6] 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))

[7] 徐光宁. 基于深度学习的台风路径与强度预测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.

[8] 高鹏. 基于深度学习对西北太平洋台风路径的预测研究[D]. 广汉:中国民用航空飞行学院,2023.

[9] 陈国民. 西北太平洋台风路径预报性能研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2023.

[10] Chen Rui, Zhang Weimin, Wang Xiang. Machine learning in tropical cyclone forecast modeling: a review[J]. Atmosphere,2020,11(7):676.

[11] 曹祥村,邵利民. 一种利用 BP 网络预报台风路径的新方法[J]. 海洋预报,2007(3):75-82. (Cao Xiangcun, Shao Limin. A new method for predicting typhoon tracks using BP networks[J]. Marine Forecasts,2007(3):75-82. (in Chinese))

[12] Wang Liang, Wan Bingcheng, Zhou Shaohui, et al. Forecasting tropical cyclone tracks in the northwestern Pacific based on a deep-learning model[J]. Geoscientific Model Development,2023,16(8):2167-2179.

[13] 邓志弘,刘丙军,张卡,等. 基于 CNN-LSTM 的珠江河口台风过程实时滚动修正预报[J]. 海洋预报,2024,41(1):94-103. (Deng Zhihong, Liu Bingjun, Zhang Ka, et al. Real-time rolling correction forecasting of typhoon process in the Pearl River estuary based on CNN-LSTM[J]. Marine Forecasts,2024,41(1):94-103. (in Chinese))

[14] Kurth T, Subramanian S, Harrington P, et al. FourCastNet: accelerating global high-resolution weather forecasting using adaptive fourier neural operators[J]. Proceedings of the Platform for Advanced Scientific Computing Conference,2022,15(8):1-11.

[15] Lam R, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, et al. Learning skillful medium-range global weather forecasting[J]. Science,2023,382(6677):1416-1421.

[16] 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. (Shen Huihua, Shi Jian, Xu Jiali, et al. Wave forecasting algorithm with stacking ensemble machine learning method[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2020,48(4):354-358. (in Chinese))

[17] Feng Zhijie, Hu Po, Li Shuiqing, 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.

[18] 罗锋,张杰,全秀峰,等. 基于机器学习方法对台风浪短期预报应用[J]. 海洋湖沼通报,2023,45(5):8-16. (Luo Feng, Zhang Jie, Quan Xiufeng, et al. Application of machine learning-based methods to short-term forecasting of typhoon waves [J]. Transactions of Oceanology and Limnology,2023,45(5):8-16. (in Chinese))

[19] Bi Kaifeng, Xie Lingxi, Zhang Hengheng, et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks[J]. Nature,2023,619(7970):533-538.

[20] 黄小猛,林岩鑫,熊巍,等. 数值预报 AI 气象大模型国际发展动态研究[J]. 大气科学报,2024,47(1):46-54. (Huang Xiaomeng, Lin Yanluan, Xiong Wei, et al. Research on international developments in numerical forecasting[J]. Transactions of Atmospheric Sciences,2024,47(1):46-54. (in Chinese))

[21] 李新文,丁骏,黄君宝,等. 不同风场数据集对台风期间海浪模拟的影响[J]. 水利水运工程学报,2021(6):34-42. (Li Xinwen, Ding Jun, Huang Junbao, et al. Performance assessment of different wind forcing datasets for simulation of wind wave during typhoon [J]. Hydro-Science and Engineering,2021(6):34-42. (in Chinese))

[22] Ying Ming, Zhang Wei, Yu Hui, et al. An overview of the China meteorological administration tropical cyclone database[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology,2014,31(2):287-301.

[23] Lu Xiaoqin, Yu Hui, Ying Ming, et al. Western North Pacific tropical cyclone database created by the China Meteorological Administration[J]. Advances in Atmospheric Sciences,2021,38(4):1-10.

[37] He Fei, Chen Jie, Jiang Changbo. Surface wave attenuation by vegetation with the stem, root and canopy[J]. Coastal Engineering, 2019, 152: 103509.

[38] Hu Zhan, Suzuki T, Zitman T, et al. Laboratory study on wave dissipation by vegetation in combined current-wave flow[J]. Coastal Engineering, 2014, 88: 131-142.

[39] 郑金海, 余豪丰, 陶爱峰, 等. 波浪布拉格共振研究进展[J]. 水利水电科技进展, 2016, 36(3): 83-87. (Zheng Jinhai, Yu Haofeng, Tao Aifeng, et al. Research progress in wave Bragg resonance[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2016, 36(3): 83-87. (in Chinese))

[40] Morris R L, Bilkovic D M, Boswell M K, et al. The application of oyster reefs in shoreline protection: are we over-engineering for an ecosystem engineer? [J]. Journal of Applied Ecology, 2019, 56(7): 1703-1711.

[41] Maza M, Adler K, Ramos D, et al. Velocity and drag evolution from the leading edge of a model mangrove forest[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2017, 122(11): 9144-9159.

[42] Wang Yanxu, Yin Zegao, Liu Yong. Experimental investigation of wave attenuation and bulk drag coefficient in mangrove forest with complex root morphology[J]. Applied Ocean Research, 2022, 118: 102974.

[43] Suzuki T, Hu Zhan, Kumada K, et al. Non-hydrostatic modeling of drag, inertia and porous effects in wave propagation over dense vegetation fields[J]. Coastal Engineering, 2019, 149: 49-64.

[44] Xu Wei, Tao Aifeng, Wang Risheng, et al. Review of wave attenuation by artificial oyster reefs based on experimental analysis [J]. Ocean Engineering, 2024, 298: 117309.

[45] Kobayashi N, Raichle A W, Asano T. Wave attenuation by vegetation [J]. Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering, 1993, 119(1): 30-48.

[46] Dalrymple R A, Kirby J T, Hwang P A. Wave diffraction due to areas of energy dissipation[J]. Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering, 1984, 110(1): 67-79.

[47] 陈杰, 何飞, 蒋昌波, 等. 植物消波机制的试验与理论解析研究进展[J]. 水科学进展, 2018, 29(3): 433-445. (Chen Jie, He Fei, Jiang Changbo, et al. Advances in laboratory experiment, theoretical analysis of mechanism of wave attenuation by vegetation [J]. Advances in Water Science, 2018, 29(3): 433-445. (in Chinese))

[48] Zhang Rong, Chen Yongping, Lei Jiaxin, et al. Experimental investigation of wave attenuation by mangrove forests with submerged canopies[J]. Coastal Engineering, 2023, 186: 104403.

(收稿日期: 2025-04-15 编辑: 胡新宇)

(上接第 36 页)

[24] 王其松, 邓家泉, 刘诚, 等. 叠加风场在南海台风浪数值后报中的应用研究[J]. 海洋学报, 2017, 39(7): 70-79. (Wang Qisong, Deng Jiaquan, Liu Cheng, et al. Application of superimposed wind fields to the hindcast modelling of typhoon-induced waves in the South China Sea[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2017, 39(7): 70-79. (in Chinese))

[25] 林金波, 毛鸿飞, 吴光林, 等. 基于混合风场的南海台风浪数值模拟[J]. 广东海洋大学学报, 2021, 41(6): 44-52. (Lin Jinbo, Mao Hongfei, Wu Guanglin, et al. Numerical modeling of typhoon waves in South China Sea based on mixed wind field[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2021, 41(6): 44-52. (in Chinese))

[26] 尹超. 海南岛近海热带气旋引起的台风浪风险评估研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院海洋研究所), 2022.

[27] 田奇, 毕恺峰, 谢凌曦. 基于人工智能大模型的中期全球气象预报新方法[J]. 中国基础科学, 2024, 26(1): 7-13. (Tian Qi, Bi Kaifeng, Xie Lingxi. Accurate medium-range global weather forecasting based on large AI models [J]. China Basic Science, 2024, 26(1): 7-13. (in Chinese))

[28] 李江夏, 胡玉植. ERA-Interim 和 ERA-5 再分析资料中台风模拟精度评估[J]. 水利水运工程学报, 2021(1): 62-69. (Li Jiangxia, Hu Yuzhi. Assessment of typhoons in ERA-Interim and ERA-5 reanalysis datasets[J]. Hydro-Science and Engineering, 2021(1): 62-69. (in Chinese))

[29] 季余, 朱业, 李莉, 等. 浙江沿海台风浪模式的参数适应性研究[J]. 海洋预报, 2023, 40(2): 22-31. (Ji Yu, Zhu Ye, Li Li, et al. Study on the parameters adaptability of typhoon wave model in Zhejiang coastal area[J]. Marine Forecasts, 2023, 40(2): 22-31. (in Chinese))

[30] Pan Y, Chen Y, Li J, et al. Improvement of wind field hindcasts for tropical cyclones[J]. Water Science and Engineering, 2016, 9(1): 58-66.

(收稿日期: 2024-09-13 编辑: 彭桃英)