

数值模型和智能模型的海浪预报能力比较

屈远, 高志一, 蔡靖泽, 王久珂, 侯放

(国家海洋环境预报中心, 北京 100081)

摘要: 利用基于深度学习的多隐层结构的时空序列预测神经网络, 对风-浪实况大数据进行信息挖掘并构建智能预报模型, 推理大洋-海域尺度非平稳态浪场时空演化过程, 并在业务应用中与数值模型进行对比。结果表明: 大数据驱动的智能预报的精度与数值预报相当; 费效比比数值预报降低近 700 倍; 业务流程与数值预报几乎一致, 便于改造系统; 业务应用情景比数值预报更广泛。此外, 高效灵活的智能预报技术与新型计算设备相结合, 可使海浪预报从业务中心进一步下沉到新兴的涉海行业实体中。

关键词: 海浪预报; 智能预报; 深度学习; 大数据; 费效比

中图分类号: P731.33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2022)05-0017-10

1 引言

海浪预报是对未来某时段内海区或部分海域可能出现的海浪状况所作的预测。海浪预报对保障海上和岸边人员的生命和财产安全以及海洋生产作业降本增效有重要作用。海上航行和作战等活动催生了现代海浪预报业务。在很长一段时间里, 人工经验预报能很好地满足海上避浪需求^[1]。20世纪80年代以来, 卫星遥感、地球系统数值模拟以及近海和近岸工程等新领域需要更精细化的甚至包含波浪内部结构的海浪预报产品^[2]。这些预报需求是经验预报无法满足的, 因此数值预报逐渐成为海浪预报业务的核心方法。近年来, 在碳达峰和碳中和国家重大战略决策的引领下, 节能增效和发展新能源成为全社会的共同目标^[3-4]。预报行业本身就是高耗电行业之一, 每年因数值计算产生的耗电量巨大, 降低计算能耗势在必行。与此同时, 海洋新能源行业的快速发展, 行业对海浪预报的灵活性、时效性和便捷性提出了更高要求, 甚至要求预报系统下沉部署到行业一线^[5]。经验预报和数值预

报由于人工成本高和计算条件要求高等问题难以满足需求, 在这种背景下数据驱动型海浪智能预报(Artificial Intelligent, AI)应运而生。海浪智能预报以神经网络模型为主要工具, 需要合理设计网络结构以满足浪场时空序列预测要求^[6-8]。模型的预测能力源于神经网络从大量风-浪资料里学到的浪场运动的受迫性和记忆性规律, 即浪场对风强迫的响应规律和浪场传播耗散规律。智能预报的预报原理与经验预报和数值预报十分不同, 由此产生的业务效益提升非常显著。本文利用基于卷积-长短记忆机制的神经网络预报模型搭建了海浪智能预报系统并开展业务化试运行, 为建设计算精度高、速度快、可轻量化部署的海浪智能预报系统提供了一种有效的方案, 可以促使海浪预报更好地响应国家倡导和满足新兴行业要求。

2 海浪预报技术比较

经验预报、数值预报和智能预报3类技术出现的时代不同(见图1), 其理论依据、技术路线与业务

收稿日期: 2022-04-24; 修回日期: 2022-06-01。

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC1407001)。

作者简介: 屈远(1989-), 男, 工程师, 硕士, 主要从事海浪预报和机器学习研究。E-mail: quy@nmefc.cn

通讯作者: 高志一(1980-), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事海浪理论与小尺度海气相互作用研究及海浪模式研究。E-mail: gaozy@nmefc.cn

化应用场景迥异。经验预报主要应用于海洋科学层面,其基于风、浪观测数据的规律总结,抓住海浪宏观特征与风速、风区和风时的关系,适用于有长期气象与海浪观测资料积累的单点预报及客观结果人工订正。数值预报主要应用于物理海洋学层面,其基于海浪谱理论和计算机技术,能够从海浪内部结构角度定量且客观地实现海浪场预报,因此广泛适用于海浪业务化预报。智能预报凭借大数据理论,利用基于图形处理器(Graphics Processing Unit, GPU)计算的深度神经网络挖掘数值模拟等方法获得的浪场资料,从中学习海浪宏观特征场的时空演化规律并实现预报,适用于野外和远洋等计算资源不足且须提供实时预报服务的现场预报保障。

2.1 经验预报

海浪经验预报基于大量风、浪观测数据,建立风-浪成长关系模型并作为预报依据。这种方法因军事需求于20世纪40年代开始发展,由于仅需要预报员的经验即可快速便捷地制作海浪预报图并

提出预报意见,一直在海洋预报业务中发挥着重要作用。如今预报员并不是根据经验直接做预报,而是根据经验修正数值预报和其他客观预报的结果,并给出综合预报结论,因此又被称为“综合预报”。在应对台风、气旋-高压配合和强冷空气等恶劣天气引起的灾害性海浪过程时,综合预报整体表现较好,预报员的经验对纠正数值预报的偏差具有重要意义。目前,综合预报仍在日本气象厅、韩国气象厅、我国国家和地方(含台湾地区)等多个预报机构得到广泛应用^[9-15]。海浪经验预报流程如图2a所示。预报员1个工作周期为3d:第一天,预报员收集整理实况观测和天气分析产品并绘制浪场实况图,在头脑中建立基本天气形势图景,与前一预报员共同研判天气形势并交接注意事项;第二天,预报员收集整理最新的风-浪预报产品以及实况观测资料,形成综合预报思路,然后订正绘图并编制预报结论并与后一预报员交接;第三天,预报员结合新一天的实况分析结果评判前一天预报结论的精度并修正经验。

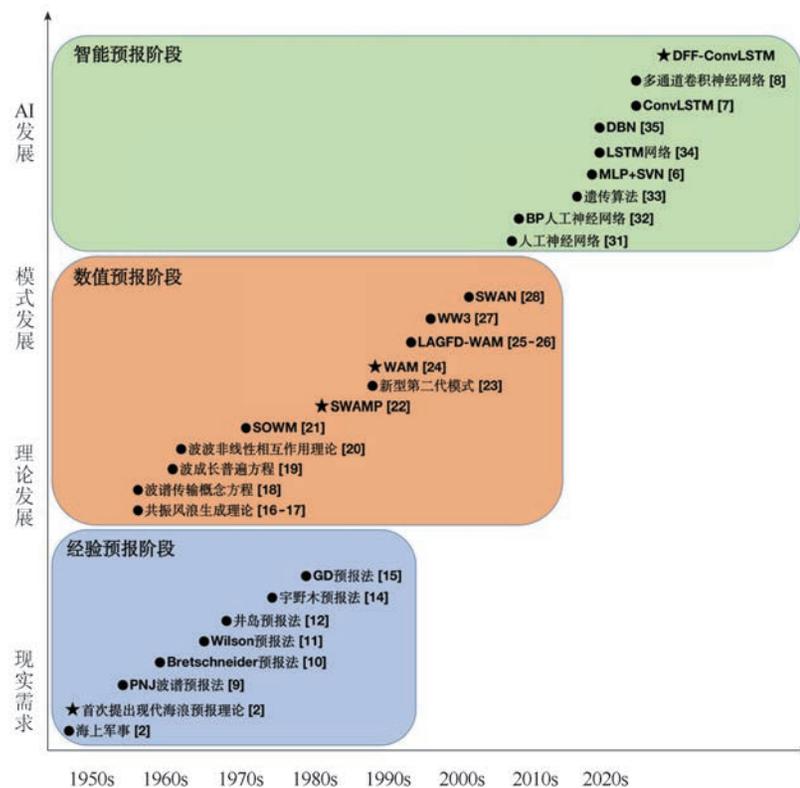


图1 海浪预报技术发展历程

Fig.1 History of wave prediction technology development

2.2 数值预报

海浪数值预报以海浪谱理论为基础,利用计算机求解谱平衡方程来预测浪场的时空演化。海浪谱模式即求解谱平衡方程的计算机程序,历经三代发展已经成为数值预报的主要工具^[16-28]。目前,先进的第三代海浪谱模式具有较完善的物理机制,可以描述海浪内部能量相对于频率和方向的分布,直接计算无形状限制的波-波非线性相互作用,还可模拟波浪与外部环境间的相互作用(如波-流相互

作用,波-风相互作用、底摩擦变化及岸线影响形成的波浪变浅、折射、绕射、变形和破碎)以及海浪的空间传播^[29]。利用第三代海浪谱模式可以了解未来两周全球任意海域的海浪状况^[30]。当前,国际主流的业务化数值模式包括:波浪模式(Wave Modelling, WAM)、海浪观测模式(WAVEWATCH III, WW3)、近岸海浪模式(Simulating WAVes Nearshore, SWAN)和海洋数值模式(MARine Science and NUMerical Modeling, MASNUM)等,数值预报流程图如图2b所示。系统首先通过数据同

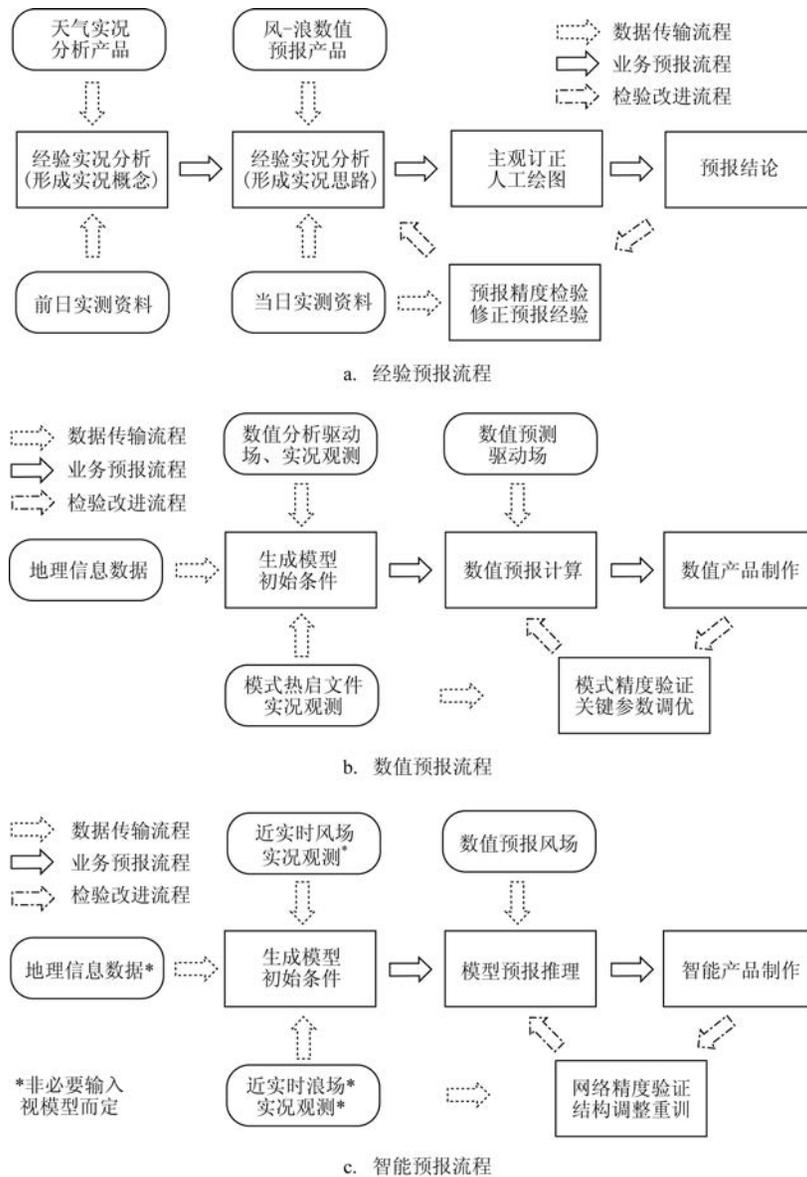


图2 3种海浪预报技术流程图

Fig.2 Flow charts of three wave prediction techniques

化或资料融合等方法生成模式初始条件,这一步骤需要驱动场数值分析及实况观测资料、海浪模式热启动文件及实况观测资料和地理信息等数据支持;然后,数值模式录入预报驱动场和初始场开始计算并制作产品;最后,定期进行数值预报产品精度检验,并根据检验结果对数值模式关键参数调优。

2.3 智能预报

海浪智能预报是利用智能模型来推理浪场的时空演化。这里智能模型通常是指利用神经网络对风-浪实况大数据进行信息挖掘构建的数据驱动智能模型。早在21世纪初人们就尝试将智能模型引入预报业务,提出如多层前馈(Back Propagation, BP)神经网络、长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络、动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Network, DBN)等模型^[31-36],但这些模型由于本身性能原因仅能完成单点预测或数值产品大面订正任务。2010年后,数据学习能力更强的深度神经网络模型开始出现。JAMES等^[6]应用基于BP神经网络的多层感知器(MultiLayer Perceptron, MLP)和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)实现了海湾尺度浪场预测;ZHOU等^[7]提出利用卷积长短期记忆网络(Convolutional LSTM Network, ConvLSTM)来学习中国近海无驱动浪场的演化;LIU等^[8]提出了一种多通道卷积神经网络并实现了渤海和黄海的风浪预报。上述模型均存在对风强迫作用、浪场传播和耗散规律学习不足或网络规模偏小等问题,不能刻画大洋-海域尺度非平稳浪场的时空演化,如气旋等快变天气系统激发的浪场跨洋传播,因此,这些模型无法应用于实际预报业务。国家海洋环境预报中心新近提出了一种达到实用化水平的深度神经网络模型,即驱动场强迫卷积长短记忆模型(Driving Field Forced ConvLSTM, DFF-ConvLSTM),其智能预报流程如图2c所示。从图中可以看出,该智能预报系统的流程与数值预报系统几乎一致,除生成模型初始条件不同外,模型推理预报和定期检验调优与数值预报系统完全相同。各个模型通用的输入资料为近实时风场,近实时浪场、实况观测以及地理信息数据则根据模型结构和能力按需输入。

3 海浪智能预报业务应用

目前,在实际的海浪预报业务中,各预报技术通常搭配使用以发挥各自优势,预报员敏锐的直觉对判断形势场的重要转折点有独特优势,丰富的经验对订正客观预报结果并提炼综合预报意见尤其重要。数值预报作为业务核心,广泛应用于全球、区域及单点的预报业务,但存在计算量大、预报系统建设及运维成本较高和应用场景少等不足。本文以西北太平洋作为典型的预报场景,将数值预报系统与智能预报系统进行对比,对比内容包括系统预报产品的精度和费效比(计算速度以及可部署性)。智能预报系统采用DFF-ConvLSTM网络预报模型(模型结构见图3)。模型基本组件为ConvLSTM单元,三重堆叠ConvLSTM单元构成基础网络,多个基础网络串接组成深度网络。ConvLSTM单元的数学形式为:

$$\begin{cases} i_t = \sigma(W_{xi} * X_t + W_{hi} H_{t-1} + W_{ci} \circ C_{t-1} + b_i) \\ f_t = \sigma(W_{xf} * X_t + W_{hf} H_{t-1} + W_{cf} \circ C_{t-1} + b_f) \\ C_t = f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{xc} * X_t + W_{hc} * H_{t-1} + b_c) \\ o_t = \sigma(W_{xo} * X_t + W_{ho} H_{t-1} + W_{co} \circ C_t + b_o) \\ H_{t-1} = o_t \circ \tanh(C_t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $*$ 和 \circ 分别表示卷积和Hadamard乘积; X_t 和 C_t 分别为输入和输出; H_t 为隐藏状态; (W_x, W_c, W_h) 为权重系数; (i, f, o) 为输入门、遗忘门和输出门,全部为 $R^{T \times W \times H}$ 维的张量; b 为卷积的偏差; σ 为激活函数sigmoid。这种结构可以从数据中提取风场和浪场间关系以及周边和局地浪场间关系。模型输入为10 m风速 $U(U_{10m}, V_{10m})$ 和前一时刻海浪状态参量有效波高、平均波长、平均波向及方向散布宽度(H_s, L_m, Dir, Spr),输出为预报时刻(H_s, L_m, Dir, Spr)。模型损失函数采用有效波高、平均波长、平均波向及方向散布宽度加权复合损失函数,根据实际需求将有效波高权重设为最大。本文设置3个时次编码基础网络和8个时次解码基础网络,其中编码网络为输入实况风场和浪场,输出下一时刻浪场,解码网络为输入预报风场和前次输出浪场,输出下一时刻预测浪场。DFF-ConvLSTM模型训练集为WW3生成的1999—2009年再分析浪场;驱动场采用中国气象局中尺度天气数值预报系统全球模式(China Meteorological Administration MESOScale model,

CMA-MESO)生产的风场,预报要素为10 m高度风速,风场空间分辨率为0.25°,时间分辨率为3 h,预报时效为120 h;模型的空间范围为西北太平洋(99°~165°E,0°~45°N),空间分辨率为0.1°,时间分辨率为1 h,预报时效为120 h;模型初始条件采用风-浪业务分析场;预报产品包括有效波高、平均波长和平均波向。作为对比的数值预报系统采用第三代海浪谱模式WW3(v6.07),源函数采用ST6^[37];驱动场与智能预报系统相同;海浪模式空间覆盖范围、空间分辨率、时间分辨率和预报要素设置与智能预报系统一致;模型初始条件采用上一次预报保存的热启动文件。两个预报系统的对比时段为2021年3月1日—2022年2月28日,每天早晨运行1次,起报时间为前一天12时(世界时,下同)。本文采用遥感资料对不同系统的产品进行精度检验,并采用3种完全不同的硬件平台测试系统的费效比。

3.1 预报准确度对比

本文采用海洋二号(HY-2B)星载高度计的沿轨道资料,分季节检验数值预报模型和智能预报模型

的预报精度和预报技能。精度检验指标包括均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均相对误差(Average Relative Error, ARE)以及平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)。3个参数定义如下:

均方根误差:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X^F(i) - X^O(i))^2} \quad (2)$$

平均相对误差:

$$ARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{X^F(i) - X^O(i)}{X^O(i)} \right| \quad (3)$$

平均绝对误差:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X^F(i) - X^O(i)) \quad (4)$$

式中: X^F 和 X^O 分别表示预报和观测有效波高。模式预报技能评价工具为Taylor图^[38]。该图将预报产品的相关系数、均方根误差和标准差显示在一个极坐标图中,可直观地看出不同模式的预报技能高低(检验点越趋于参考点代表预报技能越高)。

精度检验结果表明(见表1),数值模型和智能

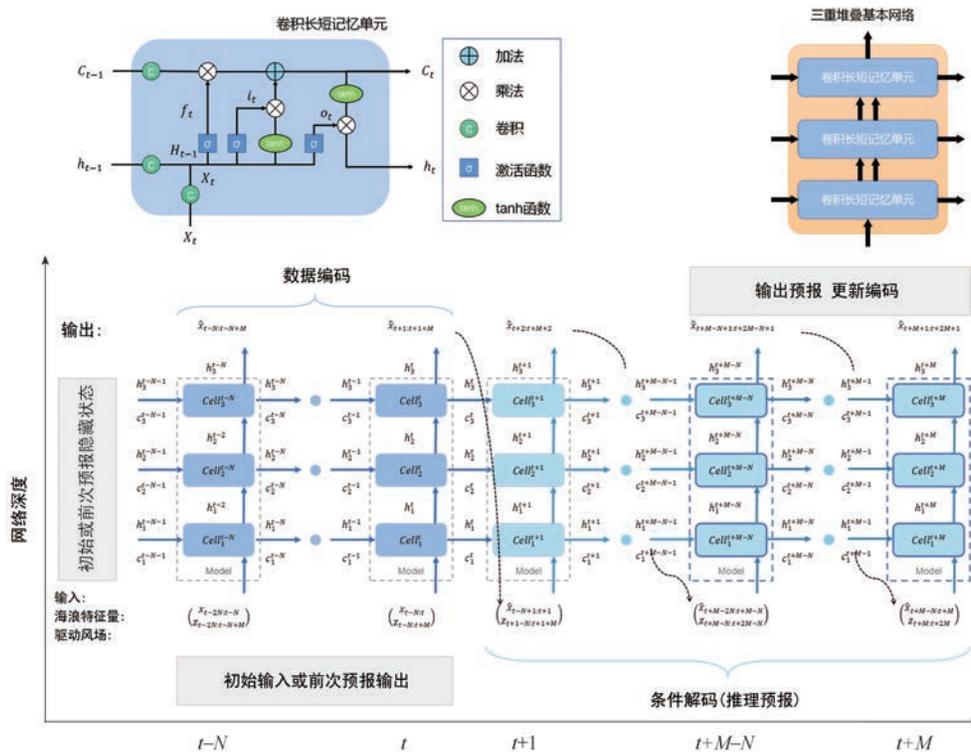


图3 ConvLSTM单元结构与DFF-ConvLSTM网络结构

Fig.3 ConvLSTM cell and DFF-ConvLSTM network

模型预报精度表现良好。数值预报和智能预报的RMSE、ARE和MAE均随预报时效的增长而增大,从春季到冬季的RMSE有增大趋势;冬季的ARE最小,夏季最大,秋、冬两季居中,这与冬季观测有效波高总体较大有关。数值预报总体精度稍好,这是

因为数据驱动智能模型是以数值模式生成的再分析资料为学习对象,学习误差会使模型精度低于其学习对象。另外,与数值模型WW3不同,DFP-ConvLSTM是通过浪场梯度而不是以地理信息作为依据判断岸线位置的,因此近岸区域的智能模型

表1 数值模型和智能模型准确度检验结果

Tab.1 Accuracy of numerical Model and AI Model

季节	精度参数	模型	预报时效				
			24 h	48 h	72 h	96 h	120 h
春	RMSE/m	数值	0.33	0.34	0.38	0.43	0.55
		AI	0.34	0.40	0.42	0.47	0.57
	ARE/%	数值	21.1	22.4	24.2	26.6	28.7
		AI	22.0	24.4	27.0	30.0	32.1
	MAE/m	数值	0.24	0.25	0.27	0.30	0.33
		AI	0.25	0.28	0.30	0.34	0.37
夏	RMSE/m	数值	0.35	0.39	0.45	0.51	0.61
		AI	0.36	0.42	0.48	0.56	0.68
	ARE/%	数值	25.1	26.6	28.6	31.3	34.0
		AI	25.9	28.0	30.4	33.7	37.0
	MAE/m	数值	0.25	0.27	0.30	0.35	0.40
		AI	0.26	0.30	0.33	0.38	0.44
秋	RMSE/m	数值	0.44	0.45	0.50	0.58	0.63
		AI	0.44	0.48	0.56	0.62	0.69
	ARE/%	数值	22.1	23.3	25.3	27.6	29.3
		AI	22.3	24.6	27.8	30.4	32.7
	MAE/m	数值	0.31	0.32	0.36	0.41	0.43
		AI	0.31	0.34	0.40	0.44	0.48
冬	RMSE/m	数值	0.45	0.49	0.55	0.61	0.69
		AI	0.45	0.50	0.56	0.63	0.70
	ARE/%	数值	16.7	17.5	19.4	21.2	22.9
		AI	17.0	19.1	20.9	23.2	24.2
	MAE/m	数值	0.34	0.35	0.40	0.45	0.50
		AI	0.34	0.37	0.41	0.47	0.52
全年	RMSE/m	数值	0.39	0.42	0.47	0.53	0.62
		AI	0.40	0.44	0.50	0.57	0.66
	ARE/%	数值	21.8	23.0	24.9	27.3	29.6
		AI	22.3	24.5	27.1	30.0	32.5
	MAE/m	数值	0.28	0.30	0.33	0.37	0.41
		AI	0.29	0.32	0.36	0.40	0.45

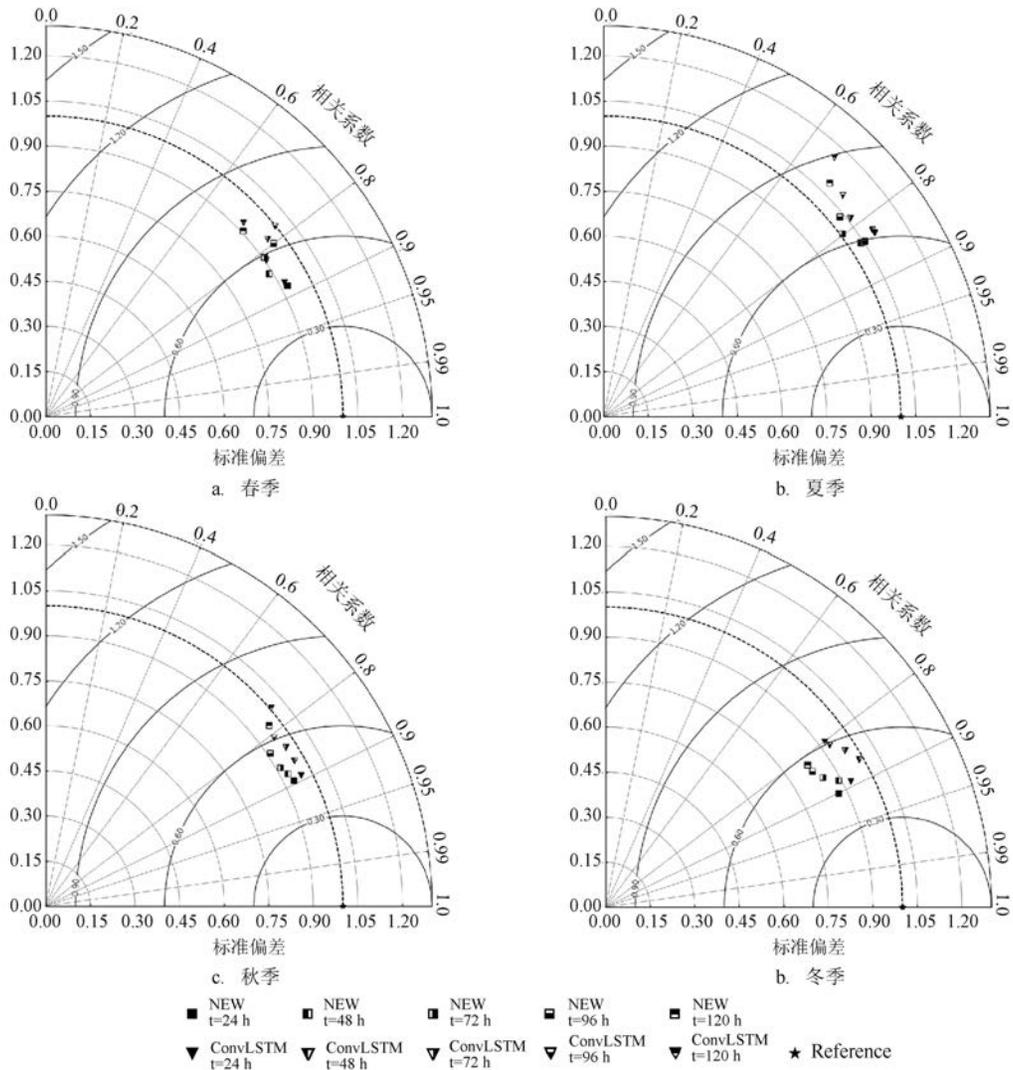
预报精度与数值模型差别增大。模式预报技能检验结果表明(见图4),两种模型的预报技能良好。数值模型在冬季的预报技能最优,春、秋季预报技能总体接近,夏季预报技能下降较大;智能模型预报技能的季节变化与数值模型相似,但冬季的预报技能优势减弱。智能模型的夏季预报技能下降较多与CMA-MESO模型对台风预报的准确度不理想有关。两种模型的预报技能在春季最接近,冬季差异最大,究其原因,除去驱动场误差的季节波动原因以外,还与智能模型推理涌浪背景场的能力弱于数值模型有关。

从总体检验结果来看,智能模型的预报误差与

数值预报误差水平接近,二者预报精度相当,智能预报产品完全可以满足海浪大面预报的业务应用需求,以此为基础可以进一步探索城市、海岛和航线等精细化预报业务的场景应用。

3.2 预报费效比

为较全面地比较智能预报和数值预报系统的业务表现,本文详细对比了两种系统完成典型预报任务的费效比。测试环境跨平台、跨系统,其中硬件环境包括高性能GPU服务器、主流笔记本电脑和边缘计算设备,软件环境因硬件平台不同有所差异。软硬件平台参数和计算时间见表2所示。完成



注:NWP为数值模型WW3,辐射线代表相关系数,灰色线代表RMSE

图4 智能模型预报与数值模型预报精度的季节对比

Fig.4 Seasonal accuracy comparison between AI model and numerical model

表2 数值模型和智能模型试运行环境

Tab.2 Trial operation environment of numerical model and AI model

平台	硬件配置	软件配置	计算速度		应用场景
			数值系统	智能系统	
GPU 服务器	CPU:1*AMD EPYC 7502 (32核心);	OS:Centos 7.9; DL-ENV: Pytorch 1.9;	CPU:2 542 s	CPU:118 s	业务中心 集中式计算
	GPU:2*RTX 3090 24GB; RAM:128GB 3200 MHz;	COMPILER/MPI: Intel 2017; GPU-ENV: NVIDIA 460, CUDA11.2	—	GPU:3.7 s	
	Power:2200 kW; Weight:30 kg; HeatDissipation:主动				
笔记本 电脑	CPU:1*INTEL (6C);	OS:Windows11; DL-ENV: Pytorch 1.9;	—	CPU:113 s	便携计算
	GPU:1*RTX 2070 8 GB(mobile); RAM:16 GB 2 666 MHz;	GPU-ENV: NVIDIA 460, CUDA11.2	—	GPU:21 s	
	Power:240w; Weight:2.4 kg; HeatDissipation:主动				
边缘计算 设备	CPU:Carmel ARM@v8.2(6C); GPU:Volta 8 GB(共享显存); Power:20 w; Weighth:880 g; HeatDissipation:被动	OS:Ubuntu; DL-ENV: Pytorch 1.9; GPU-ENV: Jetpack	—	GPU:84 s	观测设备 嵌入式计算

同样的预报任务, GPU服务器基于CPU的数值预报和基于GPU的智能预报分别耗时2 542 s和3.7 s, 笔记本电脑基于CPU和GPU的智能预报分别耗时113 s和21 s, 边缘计算设备基于GPU的智能预报耗时84 s。结果表明, 在GPU平台上智能预报模型的计算效率较数值预报高近700倍(2 542 s/3.7 s), 智能预报在数据中心和边缘计算环境中均可部署, 且应用场景灵活多样。

4 结论

本文回顾了海浪预报技术经历的3个阶段: 经验预报, 基于观测资料总结出风、浪的经验关系; 数值预报, 由宏观特征深入到海浪内部结构, 利用高性能计算设备求解谱平衡方程(波作用量方程)并模拟海浪的生消和传播过程; 智能预报, 由风-浪实况数据驱动, 基于深度神经网络模型强大的特征提取和非线性拟合能力实现浪场时空演化的推理。本文利用DFF-ConvLSTM对WW3再分析浪场进行训练, 构建智能预报模型, 并在西北太平洋海浪预报业务中与数值模型进行对比。实验结果表明: 数据驱动的智能预报已经达到业务实用水平, 具备推理大洋-海域尺度非平稳态浪场时空演化过程的能

力; 智能预报准确度与数值预报接近, 计算效率提升近700倍, 业务流程与数值预报系统几乎完全相同且便于系统更新; 智能预报应用场景丰富, 其移动化、低成本和低功耗的优势将使其成为预报新业态的优先选项, 具有广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] World Meteorological Organization. Guide to wave analysis and forecasting[Z]. WMO, 2020.
- [2] LEBLOND P H. Dynamics and modelling of ocean waves G. J. Komen, L. Cavaleri, M. Donelan, K. Hasselmann, S. Hasselmann, and P. A. E. M. Janssen, 1994. Cambridge University Press, Cambridge, U.K. Hardcover, XXI + 532 pp. Price: £40.00. ISBN 0-521-47047-1[J]. Earth-Science Reviews, 1995, 39(1-2): 111-113.
- [3] 国务院. 国务院关于印发2030年前碳达峰行动方案的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2021(31): 48-58.
The State Council. Circular of the State Council on printing and issuing the action plan for carbon dioxide peaking before 2030[J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China, 2021(31): 48-58.
- [4] 国家能源局. 国家能源局关于2021年风电、光伏发电开发建设有关事项的通知[J]. 电力设备管理, 2021(5): 16, 22.
National Energy Administration. Notice of the National Energy Administration on matters related to the development and construction of wind power and photovoltaic power generation in 2021[J]. Electric Power Equipment Management, 2021(5): 16, 22.

- [5] 国家能源局. NB/T 10393-2020,海上风电场工程施工安全技术规范[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2020.
National Energy Administration. NB/T 10393-2020 Technical code for construction safety of offshore wind power project[S]. Beijing: China Water & Power Press, 2020.
- [6] JAMES S C, ZHANG Y S, O'DONNCHA F. A machine learning framework to forecast wave conditions[J]. *Coastal Engineering*, 2018, 137: 1-10.
- [7] ZHOU S Y, XIE W H, LU Y X, et al. ConvLSTM-based wave forecasts in the South and East China Seas[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2021, 8: 680079.
- [8] LIU X, GAO Z Y, HOU F. Learning the spatiotemporal evolution law of wave field based on convolutional neural network[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2021.
- [9] PIERSON W J JR, NEUMANN J G, JAMES R W. Practical methods for observing and forecasting Ocean waves by means of wave spectra and statistics[M]. Washington D C: University of California Libraries, 1955: 284.
- [10] BRETSCHNEIDER C L. Wave variability and wave spectra for wind generated gravity waves[D]. Texas: Texas A & M University, 1959.
- [11] WILSON B W. Numerical prediction of ocean waves in the North Atlantic for December, 1959[J]. *Deutsche Hydrografische Zeitschrift*, 1965, 18(3): 114-130.
- [12] 关孟儒. 台风波浪推算方法的探讨[J]. *华东水利学院学报*, 1981(2): 17-36.
GUAN M R. A discussion on the calculation method of typhoon waves[J]. *Journal of East China Technical University of Water Resources*, 1981(2): 17-36.
- [13] 刘凡, 陆小敏, 徐丹, 等. 海浪预报方法研究进展[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2021, 49(5): 387-393.
LIU F, LU X M, XU D, et al. Research progress of ocean waves forecasting method[J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2021, 49(5): 387-393.
- [14] TSYPLUKHIN V F, KHASKHACHIKH G D, SAMARIN V G. U.S. Army coastal engineering research center[J]. *Hydrotechnical Construction*, 1971, 5(9): 860-863.
- [15] GRÖEN P, DORRESTEIN R. Zeegolven, Opstellen op oceanografisch en maritiem meteorologisch gebied [Z]. KNMI, 1976.
- [16] PHILLIPS O M. The equilibrium range in the spectrum of wind-generated waves[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 1958, 4(4): 426-434.
- [17] PHILLIPS O M. On the generation of waves by turbulent wind[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 1957, 2(5): 417-445.
- [18] GELCI R. Prevision de la houle. La methode des densites spectroangulaires[J]. *Bull. Inform. Comite Central Oceanogr. d'Etude Cotes*, 1957, 9: 416-435.
- [19] HASSELMANN K. Grundgleichungen der Seegangsvoraussage [J]. *Schiffstechnik*, 1960, 7: 191-195.
- [20] HASSELMANN K. On the non-linear energy transfer in a gravity-wave spectrum Part 1. General theory[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 1962, 12(4): 481-500.
- [21] PIERSON W J. The Spectral Ocean Wave Model (SOWM), a northern hemisphere computer model for specifying and forecasting ocean Wave Spectra[M]. Asheville: U. S. Naval Oceanography Command Detachment, 1982: 1-203.
- [22] 许富祥, 许林之. 海浪预报方法综述(二)[J]. *海洋预报*, 1989, 6(4): 50-58.
XU F X, XU L Z. A survey of wave forecasting methods (2)[J]. *Marine Forecasts*, 1989, 6(4): 50-58.
- [23] WEN S C, ZHANG D C, CHEN B H, et al. A hybrid model for numerical wave forecasting and its implementation - I . The wind wave model[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 1989, 8(1): 1-14.
- [24] The Wamdi Group. The WAM model—A third generation ocean wave prediction model[J]. *Journal of Physical Oceanography*, 1988, 18(12): 1775-1810.
- [25] 袁业立, 潘增弟, 华锋, 等. LAGFD-WAM海浪数值模式-I: 基本物理模型[J]. *海洋学报*, 1992, 14(5): 1-7.
YUAN Y L, PAN Z D, HUA F, et al. LAGFD-WAM ocean wave numerical model-I: physical model[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 1992, 14(5): 1-7.
- [26] 袁业立, 华锋, 潘增弟, 等. LAGFD-WAM海浪数值模式-II. 区域性特征线嵌入格式及其应用[J]. *海洋学报*, 1992, 14(6): 12-24.
YUAN Y L, HUA F, PAN Z D, et al. LAGFD-WAM ocean wave numerical model-II: regional characteristics[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 1992, 14(6): 12-24.
- [27] TOLMAN H L, BALASUBRAMANIAN B, BURROUGHS L D, et al. Development and implementation of wind-generated ocean surface wave modelsat NCEP[J]. *Weather and Forecasting*, 2002, 17(2): 311-333.
- [28] 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: Atmospheres*, 1999, 104(4): 7649-7666.
- [29] 管长龙. 我国海浪理论及预报研究的回顾与展望[J]. *青岛海洋大学学报(自然科学版)*, 2000, 30(4): 549-556.
GUAN C L. A review of history and prospect for Study of sea wave theory and its forecast in China[J]. *Journal of Ocean University of Qingdao*, 2000, 30(4): 549-556.
- [30] The WISE Group, CAVALERI L, ALVES J H G M, et al. Wave modelling-the state of the art[J]. *Progress in Oceanography*, 2007, 75(4): 603-674.
- [31] 齐义泉, 张志旭, 李志伟, 等. 人工神经网络在波浪数值预报中的应用[J]. *水科学进展*, 2005, 16(1): 32-35.
QI Y Q, ZHANG Z X, LI Z W, et al. Application of artificial neural network to numerical wave prediction[J]. *Advances in Water Science*, 2005, 16(1): 32-35.
- [32] 王华, 姚圣康, 龚茂珣, 等. 东海区域灾害性海浪长期预测方法

- 研究[J]. 海洋通报, 2007, 26(5): 35-42.
- WANG H, YAO S K, GONG M S, et al. Study on the long-term predicting way of disastrous sea wave of East China Sea[J]. Marine Science Bulletin, 2007, 26(5): 35-42.
- [33] SINHA M, RAO A D, BASU S. Forecasting space-time variability of wave heights in the Bay of Bengal: a genetic algorithm approach[J]. Journal of Oceanography, 2013, 69(1): 117-128.
- [34] FAN S T, XIAO N H, DONG S. A novel model to predict significant wave height based on long short-term memory network [J]. Ocean Engineering, 2020, 205: 107298.
- [35] LI M, LIU K F. Probabilistic prediction of significant wave height using dynamic Bayesian network and information flow[J]. Water, 2020, 12(8): 2075.
- [36] BAI G, WANG Z F, ZHU X Y, et al. Development of a 2-D deep learning regional wave field forecast model based on convolutional neural network and the application in South China Sea[J]. Applied Ocean Research, 2022, 118: 103012.
- [37] LIU Q X, ROGERS W E, BABANIN A V, et al. Observation-based source terms in the third-generation wave model WAVEWATCH III: updates and verification[J]. Journal of Physical Oceanography, 2019, 49(2): 489-517.
- [38] TAYLOR K E. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2001, 106(D7): 7183-7192.

Comparison of wave prediction ability between numerical model and AI model

QU Yuan, GAO Zhiyi, CAI Jingze, WANG Jiuke, HOU Fang

(National Marine Environmental Forecasting Center, Beijing 100081, China)

Abstract: The spatiotemporal sequence prediction neural network with multiple hidden layer structure based on deep learning is used to mine the historical wind-wave big data, and to deduce the spatiotemporal evolution process of unsteady wave field from open ocean to regional sea scale, which is compared with the application of numerical model in operation. The results show that the accuracy of intelligent prediction driven by big data is nearly equivalent to that of numerical prediction and the cost-efficiency ratio is nearly 700 times lower than that of numerical prediction. Moreover, the operational process is consistent with the numerical prediction, which is convenient for system transformation. Therefore, operational application scenarios of intelligent prediction are broader than those of numerical prediction. In addition, the combination of efficient and flexible intelligent prediction technology and new computing equipment can make the wave prediction possible in marine-related industry entities beside that in the operational centers.

Key words: wave forecast; intelligent prediction; deep learning; big data; cost-efficiency ratio