中国科学: 地球科学 2024 年 第 54 卷 第 12 期: 3677 ~ 3690
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

评 述

基于人工智能大模型改进全球天气和海浪预报

零丰华[1,3†], 欧阳霖[1,2†], Boufeniza Redouane LARBI[1†], 罗京佳[1*], 韩滔[3,4], 仲晓辉[5], 白磊[3*]

1. 南京信息工程大学未来技术学院, 气候与应用前沿研究院, 南京 210044;
2. 赣州市气象局, 赣州 341000;
3. 上海人工智能实验室, 上海 200232;
4. 香港科技大学, 香港 999077;
5. 复旦大学人工智能创新与产业研究院, 上海 201203
† 共同第一作者
* 通讯作者, E-mail: jjluo@nuist.edu.cn(罗京佳), baisanshi@gmail.com(白磊)

收稿日期: 2024-07-06; 收修改稿日期: 2024-08-20; 接受日期: 2024-10-25; 网络版发表日期: 2024-11-13
国家重点研发计划项目(2020YFA0608000)和国家自然科学基金项目(42030605)资助

摘要 随着人工智能技术的飞速进步, 一系列人工智能驱动的天气预报大模型应运而生, 它们显著超越了传统数值天气预报模型的局限, 在预测精度和计算效率上取得了显著的提升, 逐渐成为了大气-海洋预报领域中强大的工具. 本研究探讨了这些先进的人工智能预报大模型的演变, 并基于具有代表性的大模型的共性, 提出了天气预报大模型的"三大原则": 庞大的参数规模、大量的预报对象和巨大的应用潜力. 除此之外, 文章探讨了人工智能如何重塑数值天气预报的格局, 并概述了其背后的关键因素. 在认可人工智能天气大模型的高精度、高效计算和易部署性的同时, 不能忽视传统数值预报的固有价值. 同时, 我们对人工智能在大气-海洋预报大模型未来发展中的挑战进行了深入分析. 我们相信, 大气-海洋天气预报的未来在于耦合人工智能与传统数值模式的混合模型, 这种融合有可能为提升大气-海洋预报的准确性和可靠性开辟新的途径. 最后, 通过一个海浪预报实例展示了如何利用大型天气预报模型, 以实现更加精准预测.

关键词 数值天气预报, 深度学习, 人工智能天气预报大模型, 全球中期天气预报

1 引言

在气象学的发展中, 天气预报作为其核心且广受关注的分支, 对社会和经济决策产生了深远的影响(Alley等, 2019). 特别是在全球变暖的背景下, 极端事件发生频率的增加(Rahmstorf和Coumou, 2011)进一步凸显了精确天气预报的重要性. 准确的预报对于应急管理的有效性、减少经济损失, 以及推动能源、农业和交通等关键行业的收入增长至关重要(Lazo等, 2009; Bauer等, 2015).

20世纪初, Abbe(1901)和Bjerknes(1904)提出用物理定律预测天气的方法, 为现代数值预报奠定了基础,

中文引用格式: 零丰华, 欧阳霖, Larbi B R, 罗京佳, 韩滔, 仲晓辉, 白磊. 2024. 基于人工智能大模型改进全球天气和海浪预报. 中国科学: 地球科学, 54(12): 3677–3690, doi: 10.1360/N072024-0186
英文引用格式: Ling F, Ouyang L, Larbi B R, Luo J J, Han T, Zhong X, Bai L. 2024. Improving global weather and ocean wave forecast with large artificial intelligence models. Science China Earth Sciences, 67(12): 3641–3654, https://doi.org/10.1007/s11430-024-1452-3

© 2024 《中国科学》杂志社

将大气状态的预测转化为数学物理中的初值问题. 随着超级计算机和先进观测仪器的问世, 复杂偏微分方程的求解成为可能, 这标志着天气预报领域的关键转折点. 因此, 天气预报从依赖经验推理转变为数值天气预报(numerical weather prediction, NWP; Charney等, 1950; Lynch, 2008). 在过去半个世纪里, NWP通过在预报流程和模式构建中增加资料同化(Charney等, 1950; Courtier等, 1994)和物理参数化(Williams, 2005; Stensrud, 2009)等, 极大地提升了预测能力. 然而, 由于初始和边界条件的不确定性、非线性物理过程的复杂性以及巨大的计算需求, 全球中期天气预报仍然面临重大挑战(Benjamin等, 2018). 因此, 中期天气预报的能力仍然受限, 可靠的预测通常不超过九天(Bauer等, 2015; Benjamin等, 2018; Alley等, 2019).

目前, 天气预报领域正在经历一场由计算科学进步和人工智能(AI)方法应用所引发的深刻变革(Dueben和Bauer, 2018; Scher, 2018; Weyn等, 2019; Rasp等, 2020; Schultz等, 2021). 最近, 诸如FourCastNet(Pathak等, 2022)、盘古气象(Pangu-Weather; Bi等, 2023)、GraphCast(Lam等, 2023)、风乌(FengWu; Chen K等, 2023a)和伏羲(FuXi; Chen L等, 2023a)等人工智能天气预报大模型(LWM)的出现, 表明AI驱动的方法有可能超越传统的动力模式, 拓展当前的天气预报极限(Chen K等, 2023a; Chen L等, 2023a; Rasp等, 2023). 值得注意的是, 全球顶尖气象机构之一的欧洲中期天气预报中心(ECMWF)也已开始采用AI技术进行天气预报(AIFS, https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/aifs-blog/2023/ECMWF-unveils-alpha-version-of-new-ML-model). 这些AI模型不仅提供了更准确的预测, 还大大降低了计算成本(Pathak等, 2022; Bi等, 2023; Chen K等, 2023a; Chen L等, 2023a; Lam等, 2023; Rasp等, 2023). AI方法对气象服务的影响可与Alpha-Fold在医学领域引发的革命相媲美(Jumper等, 2021). 这引出了一个关键问题: 我们是否正在见证天气预报领域的范式转变?

本研究旨在全面概述当前最先进的天气大模型(LWMs), 分析并总结天气大模型的能力和局限性(参见表1). 为了阐明AI在天气预报中的发展过程, 表1概述了从简单模型(如CNN和Resnet)到LWMs的演变. 此外, 我们还研究了LWMs在天气预报中可能面临的潜在挑战. 一个关键目标是加强“数据科学家”和“天气预报员”之间的合作, 促进开发更有效的混合方法, 整合数据驱动和基于物理的方法, 以更好地满足大气和海洋科学的需求.

2 LWM的发展历程

在过去的几十年中, 简单的机器学习方法, 如支持

表 1 自2020年以来具有代表性的基于AI的天气模型

模型	机构	空间分辨率	方法	首发时间
CNN(WeatherBench)	慕尼黑工业大学	5.625°	CNN-based	2020.08
Resnet(WeatherBench)	慕尼黑工业大学	5.625°	CNN-based	2021.08
FourCastNet	NVIDIA	0.25°	Transformer-based	2022.02
SwinVRNN	阿里巴巴达摩院	5.625°	Transformer-based	2022.05
Pangu-Weather	华为云	0.25°	Transformer-based	2022.11
GraphCast	谷歌 DeepMind	0.25°	GNN-based	2022.12
ClimaX	微软	1.4°	Transformer-based	2023.01
FengWu	上海人工智能实验室	0.25°	Transformer-based	2023.04
FuXi	复旦大学	0.25°	Transformer-based	2023.06
ACE	艾伦人工智能研究所	1°	Transformer-based	2023.09
AIFS	欧洲中期天气预报中心	1°	GNN-based	2023.10
Neural GCM	谷歌	0.7°	Hybrid model	2023.11
GenCast	谷歌	1°	Diffusion model	2023.12
FengWu-GHR	上海人工智能实验室	0.09°	Transformer-based	2024.01

向量机、随机森林、神经网络, 被用于解决包括曲线拟合、线性回归或数据资料同化等各种任务. 然而, 这些方法的性能往往受限(Hsieh和Tang, 1998; Azimi-Sadjadi和Zekavat, 2000). 随着深度学习算法的进步, 越来越多的跨学科研究将这项技术应用于天气预报. 本节将重点介绍自2020年以来, 先进深度学习方法在全球中期天气预报中的应用(见表1), 并聚焦于FourCastNet、Pangu-Weather、GraphCast、FengWu和FuXi等引起广泛关注的模型. 我们将深入探讨AI大模型在气象领域的定义和意义.

AI在中期天气预报的早期工作可以追溯至Dueben和Bauer(2018)的研究, 他们引入了一个基于神经网络的玩具模型, 并证明了AI模型可以具备一定的预报能力, 其预报能力类似于粗分辨率(TL21)的复杂大气模式. 随后, 卷积神经网络(CNN; Rasp等, 2020)和残差神经网络(ResNet; Rasp和Thuerey, 2021)被用于以5.625°的空间分辨率生成全球500hPa位势高度和850hPa气温的预报. 虽然这些AI方法未能超越ECMWF综合预报系统(IFS)的高分辨率确定性预报(HRES), 但它们建立了一个名为WeatherBench的全面数据集, 可用于AI模型训练和评估. 这项开创性工作为该领域的后续研究提供了可靠且合理的基准(Rasp等, 2020, 2023).

尽管WeatherBench的建立推动了AI在天气预报中的应用, 但早期研究普遍对AI在天气预报中的实际应用持怀疑态度(Dueben和Bauer, 2018; Scher, 2018; Weyn等, 2019). 然而, Pathak等(2022)在2022年的一项突破性研究中, 通过引入自适应傅里叶神经算子(AFNO; Guibas等, 2021), 为天气预报领域带来了革命性的变革. 他们的FourCastNet模型, 利用快速傅里叶变换对输入数据进行空间特征提取, 不仅提高了预报的精度, 还显著减少了计算误差. 这一创新使得AI模型在预报未来七天天气时, 能够以0.25°的高分辨率和每6h的频率输出结果, 且仅需一块GPU在一分钟内完成, 能耗远低于传统的预报系统.

随着AI在数值天气预报(NWP)领域的潜力逐渐被认可, 大型科技公司和研究机构纷纷投入研究(Hu等, 2023; Nguyen等, 2023). 华为云的“盘古气象”模型便是其中的佼佼者. 该模型借鉴了Swin Transformer(Liu等, 2021)的架构, 考虑了比FourCastNet更多的垂直层(13层), 并将高度信息视为一个新维度. 通过增加垂直层数和将高度信息作为新的维度, 设计出了三维地球特定Transformer(3DEST). 这一创新不仅提高了模型捕捉不同气压层之间的大气状态关系(Bi等, 2023), 还在高时空分辨率下首次超越了IFS-HRES的预报能力, 使用ERA5数据进行预测的“盘古气象”首次在高时空分辨率下优于IFS-HRES, 尤其在极端天气事件如台风路径的预报上表现卓越.

尽管基于Transformer的模型已经展现了令人称赞的能力, 但谷歌团队强调建模方法与地球的球形特性相一致的重要性. 为此, 他们开始探索基于图神经网络的模型架构(Pfaff等, 2020; Keisler, 2022), 从而诞生了GraphCast(Lam等, 2023). 这个创新模型在超过90%的1380个预报目标中显著优于IFS-HRES, 其有效预报时间(Z500预测的ACC大于0.6)为9.25天(Bauer等, 2015; Alley等, 2019). GraphCast的一个值得注意的方面在于其引入了“多网格化”的建模方式. 从数据科学的角度来看, 六边形网格层的不断叠加增强了模型的编码过程, 允许包含短程和长程连接, 从而促进了更高效的信息传播, 而从气象科学的角度, 她更接近于传统数值模式的空间离散化. GraphCast中“网格”表示的引入不仅提升了其性能, 还作为一种创新方法, 架起了数据科学和气象学之间的桥梁.

随着这些研究的进一步发展, 社区对AI方法是否能推动NWP的上限与其在业务预报环境中的有效性感到好奇. 上海人工智能实验室于2023年4月提出的“风乌”(Chen K等, 2023a), 首次将有效天气预报延长到了10.75天, 实验结果显示, “风乌”经过迁移学习, 可以在实时分析资料上进行实时业务预测, 且预测技巧相对稳定.

“风乌”的成功可归因于其对大气数据的更深入挖掘和概率方法的应用, 将天气预报定义为一个概率预测任务. 与传统的单一模态模型不同, 它将每个变量(如u、v、z、q、t)视为独立的模态, 并采用多模态的Transformer架构进行处理. 这种策略使得“风乌”能够从各个变量中提取出更丰富的信息. 其编码器的设计灵感来源于基本的大气方程, “风乌”的编码器针对每个大气柱中不同的大气变量进行独立编码. 在融合模块中, 将各种物理量中提取的特征混合, 以模拟物理变量之间的相互作用. 这种模型结构不仅为未来集成简化的物理方程提供了可能, 也非常适合与其他地球子系统的数据或模块进行耦合. 最近, 上海人工智能

实验室进一步提出了FengWu-GHR，通过迁移学习和模型结构的创新设计，将中期天气预报的空间分辨率提升至9公里，并成功将有效预报时效延长至11天(Han等, 2024).

与此同时, 复旦大学提出的“伏羲”模型, 通过采用创新的级联方法，整合了三个预训练的U-Transformer模型，以减少基于AI的天气预报的累积误差(Chen L等, 2023a). 这三个模型被精心微调，分别针对0~5天、5~10天和10~15天的预报时效优化性能，这种方法显著提高了中期天气预报的准确性和可靠性. 此外, “伏羲”还包含了对总降水等诊断量的预报，这是相较于其他模型的一个额外补充. 基于这一框架，复旦大学团队在各种预报时间尺度上进行了广泛的研究，开发了一系列模型，包括FuXi-extreme和FuXi-S2S (Zhong等, 2023; Chen L等, 2023b).

尽管上述模型因其卓越性而受到关注，其他一些模型也值得重视，包括结合外部强迫来预测长期天气状态的模型(ACE; Watt-Meyer等, 2023)、物理驱动和数据驱动的混合模型(Neural GCM; Kochkov等, 2023)、概率预报模型(GenCast; Price等, 2023)以及由ECMWF自己提出的具有1°空间分辨率的AIFS等. 虽然本文未对这些值得注意的模型逐一讨论，但它们的基本信息已在表1中列出供参考.

随着越来越多的机器学习方法被应用于天气预报, 对这些方法进行标准化定义变得尤为重要. 我们对四个模型(盘古、GraphCast、风乌和伏羲)进行了比较，并基于表2中显示的共同特征，提出了三个“大”的标准, 称为“三大原则”, 以指导未来机器学习方法在天气预报中的应用和发展.

(1) 庞大的参数规模. 这些模型的特点是拥有大量的参数或显著的计算复杂度. 通常, 这些模型包含数千万甚至数十亿的参数. 如此庞大的参数数量增强了模型捕捉复杂特征和模式的能力，从而提高了其对于各种输入数据的适应能力. 虽然过高的参数数量可能带来训练挑战和潜在的过拟合问题，但参数数量较少的模型(如Resnet或其他玩具模型, Dueben和Bauer, 2018; Scher, 2018; Weyn等, 2019)可能不能被归类为LWM.

(2) 大量的预报对象. LWM能够在高空间分辨率和不同的气压层上生成多种气象变量的预报，提供关于大气垂直结构和地表条件的详细信息. 这种能力使得LWM在提供天气预报时更加精确和全面.

(3) 巨大的应用潜力. LWM展示了卓越的可扩展性, 使其能够超越基本的天气预报任务. 这种可扩展性为开发专业模型提供了可能性，以服务于各种下游任务. 例如，LWM的模型结构可以用于探索人工智能在资料同化中的应用, 整合观测数据(Xiao等, 2023; Chen K等, 2023b). 从LWM中提取的大气数据特征可以应用于降尺度和降水预报等下游任务(Pathak等, 2022; Nguyen等, 2023). 此外, LWM的预测结果还可以用于构建能源调度等决策模型，这进一步凸显了它们在广泛气象服务中的重要性.

类似地，全球大气环流模式(GCMs)似乎也满足这三大原则. 由于大气的混沌特性, GCMs需要大量的参数化过程来准确模拟整体大气变化. 此外, GCMs可以处理大量的输入数据, 生成多样的预测, 并展现出高度的可扩展性和应用潜力. GCM和LWM之间的主要区别在于, GCMs是基于动力学和热力学方程构建的, 而LWMs则依赖于数据来构建统计映射关系. 尽管LWMs正在逐渐逼近GCMs所拥有的功能能力，但它们可以更快速地更新和迭代. 因此，我们提出，符合“三大原

表 2　盘古气象、GraphCast、风乌和伏羲天气预报模型功能的比较

模型	预报的变量数量	分辨率(均为0.25°空间分辨率)	参数数量	计算复杂性*
盘古气象	69	垂直: 13个压力层级和地表面 时间间隔: 1h、3h、6h、24h	7.4亿	4950 Gflops
GraphCast	227	垂直: 37个压力层级和地表面 时间间隔: 6h	5500万	13564 Gflops
风乌	189	垂直: 37个压力层级和地表面 时间间隔: 6h	7.51亿	8000 Gflops
伏羲	70	垂直: 13个压力层级和地表面 时间间隔: 6h	15.56亿	19892 Gflops

*表示在本研究中复现的结果, 可能与它们最初的报告有所不同

则”或与GCMs能力紧密相关的AI模型可以被归类为LWMs. 这种分类不仅有助于标准化AI在天气预报中的应用, 也为未来的研究和开发提供了清晰的方向.

3 LWM如何改变NWP?

正如前文所述, LWM正日益融入主流的中期天气预报中. 本节分析了AI对天气预报产生革命性影响的关键因素.

(1) 准确性. 与传统的物理模型相比, 基于AI的模型在预报准确性方面表现出显著提升. 这在图1的比较中得以体现, 图中展示了基于“盘古气象”、GraphCast、“风乌”和“伏羲”模型以及ECMWF动力模式对2018年天气预报的技能. 按照WeatherBench2中的方法(Rasp等, 2023), 对Z500和T850的预报进行了技能评估. 结果明确显示, AI模型显著优于IFS(Lam等, 2023). 此外, AI技术的快速发展表明, 随着计算资源的改进和创新方法的应用, AI模型在确定性和概率预报方面都有进一步超越动力模式的巨大潜力.

基于AI的模型优于传统模型的卓越性能可归因于几个关键因素. 首先, AI模型擅长利用历史数据来最小化误差累积. 众所周知, 动力模式通过迭代求解偏微分方程来产生长期预报, 导致显著的误差累积, 尤其是在强非线性系统中. 而相比之下, AI模型采用了诸如级联(伏羲)和缓存回放机制(风乌, Schaul等, 2015)等策略, 这些策略经过专门微调, 有助于减轻误差累积, 是长期准确预报的关键. 然而, 过度关注指标(如RMSE)可能导致过于平滑的预报, 尽管这可能显著提高预报技能(Ben-Bouallegue等, 2023).

其次, 动力模式通常依赖大量过于简化的公式、物理参数化和经验方程, 导致预报过程中与真实情况存在显著偏差. 相反, AI模型表现出强大的拟合和外推能力. 例如, AI视频预测技术能够从历史和未来数据中推导出非线性映射, 处理不同时间尺度和空间的交互. 这种方法显著提升了天气预报性能, 克服了经验公式的局限性.

(2) 效率. 传统的NWP, 如IFS预报, 需耗费大量计算资源. 例如, 以18km空间分辨率、51个成员进行15天集合预报, 运行在1530个Cray XC40节点上, 需要耗时82min(Bauer等, 2020). 这体现了传统NWP方法的资源密集特性. 相比之下, 基于AI的大型模型展示了卓越的效率, 特别是在利用GPU或TPU时. 即使是最慢、计算量最大的模型GraphCast, 也能在仅使用一块GPU的情况下, 在60s内生成10天的预报.

基于AI的天气预报模型的极低计算成本为构建具有数百个成员的高分辨率集合预报开启了新纪元, 这比传统的50个成员集合预报有了重大飞跃. 此外, 这些AI模型通常具有用户友好的部署方式和开源特性, 使个人能够在个人计算机上执行定制的天气预报. 这促进了天气预报信息的高效分发. 用户现在只需获取相关的初始场数据, 就能轻松生成7~15天的天气预报. 这个范式转变凸显了AI对天气预报的革命性影响, 使其更易获取以及更加高效.

4 基于AI的LWM仍面临重大挑战

虽然LWM前景广阔, 但前进的道路充满挑战. 在本节中, 我们将深入讨论AI模型在实现端到端预报模型的NWP过程中必须克服的障碍.

(1) 数据质量控制和资料同化. 毫无疑问, 天气预报性能取决于初始场的准确度. 目前, 众多AI模型依赖于IFS等业务系统提供的初始数据. 为了提高预测的可靠性, AI模型需要减少对这些再分析数据的依赖, 转而优先考虑实时数据输入. 然而, 卫星、浮标和地面站点的观测数据中可能存在错误和不足, 这就要求对实时数据进行严格的质量控制. AI在数据质量控制和重建方面展现出了巨大潜力, 为解决这一问题提供了新的解决路径(Neukom等, 2019; Tsagkatakis等, 2019; Wang等, 2022).

在利用实时数据方面, AI模型需要采取更复杂的策略. 目前, 在这一领域存在两种主要范式. 第一种是在AI模型的设计中, 将稀疏数据或站点数据直接用作预测因子, 将其视为一种独特的模态, 这种方法在区域天气预报中得到了应用, 包括Corrformer(Wu等, 2023)、Met-Net3(Andrychowicz等, 2023)和DeepPhysiNet(Li等, 2024). 然而, 在全球范围内应用仍然需要进一步深入探索. 第二种范式试图通过在基于AI的模型中引入同化模块来模拟传统动力模式的方法. 例如, Melinc和Zaplotnik(2023)使用传统的三维变分与AI方法相结合, 在潜在变量空间中执行资料同化, 节省了大量计算资源. Chen K等(2023b)通过构建用于资料同化的AI模型(FengWu-Adas), 基于“风乌”进行了同

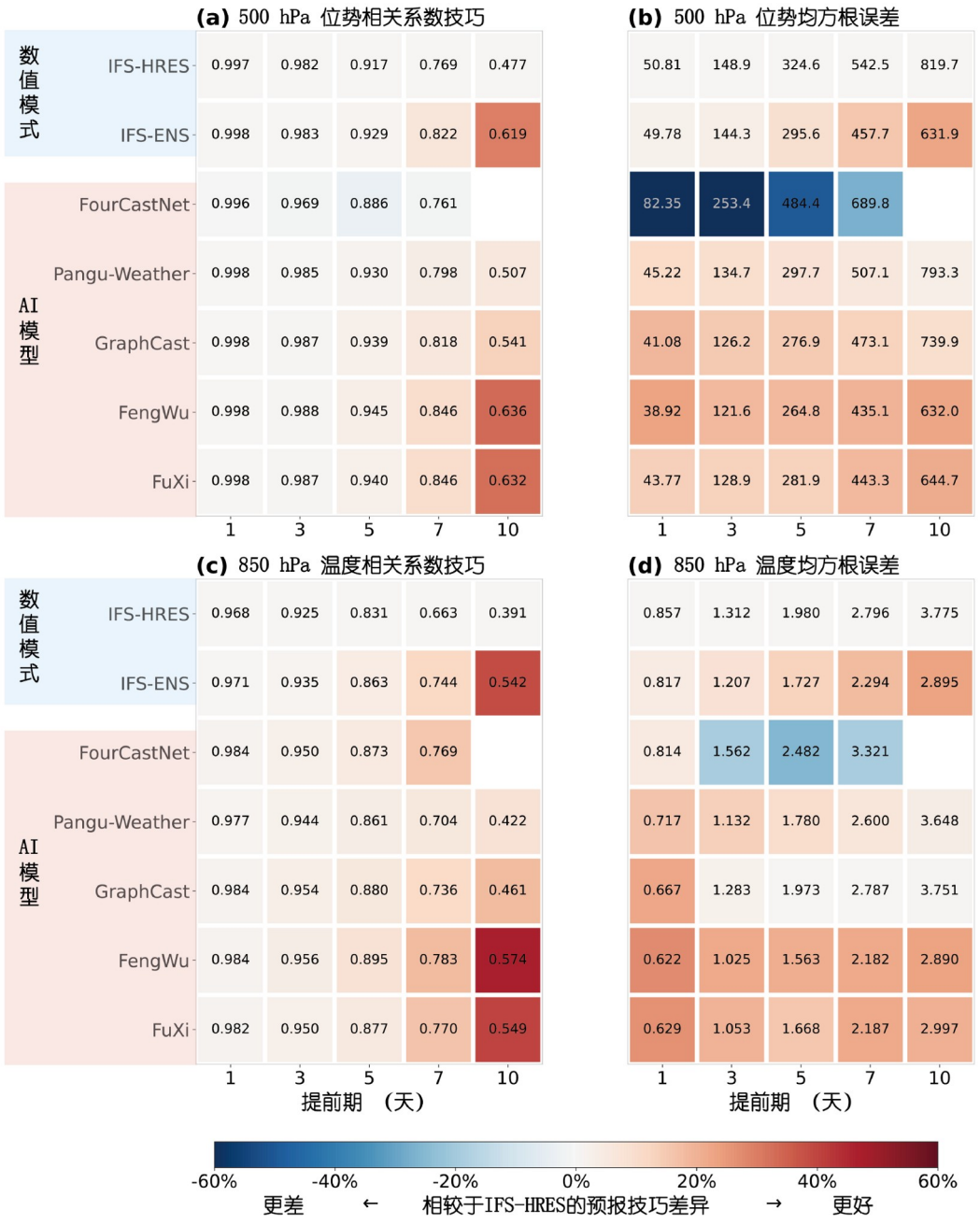


图 1　500hPa位势高度((a)和(c))和850hPa温度((b)和(d))的确定性主要评分卡

数值显示了均方根误差(RMSE)和异常相关系数(ACC). 颜色表示与IFS HRES基线的差异(%)(改编自Rasp等, 2023)

化实验，证明了LWM具有端到端的潜力. Xiao等(2023)提出了FengWu-4Dvar，在AI框架中利用自动微分来模拟四维变分同化的伴随模型，使LWM能够生成高质量的分析数据，用于准确高效的迭代预测. Ham等(2024)还探索了如何利用不规则观测数据和先前的观测信息，基于深度学习模型(DeepDA)构建了全球数据同化系统.

(2) 集合预报. 即便我们拥有最先进的资料同化系统, 也无法确保初始场数据的完美无缺. 预报系统必须充分考虑初始条件的不确定性，将集合预报的方法融

入AI预报中. 这意味着要生成大量可能的初始场, 以产生合理的概率预报, 为决策者提供更全面的指导(Bi等, 2023). 人们普遍相信, AI模型有潜力通过大量集合成员来提高天气预报的准确性. 然而, 一个关键挑战在于设计与AI模型特性和物理定律一致的初始状态扰动方案, 以保证集合预报方法的可靠性和有效性.

(3) 物理信息引导的神经网络设计. 目前, LWM能否准确学习和模拟物理现象仍存在争议. Selz和Craig (2023)认为, 以"盘古气象"为代表的当前基于AI的模型在模拟蝴蝶效应方面表现不足, 从而高估了大气的可预报性. 这一缺陷意味着LWM制作的集合预报可能难以解决采样不确定性, 从而限制了极端事件预测的可靠性. 相反Ben-Bouallegue等(2023)指出, 当前的LWM遇到了与IFS等动力模式类似的预报挑战, 表明AI模型仍受某些物理约束的限制. Hakim和Masanam (2023)研究了"盘古气象", 发现该AI模型具有特定的物理属性, 这使得它适合进行数值敏感性实验.

这些争论强调了未来AI天气预报模型不仅要重视预报准确性, 还要正确表达物理原理, 如AI模型中的连续性方程(Zhang等, 2023). 这是为了探索创新的方法, 如构建AI和物理融合的混合模型. 最近, 谷歌团队在这一方向上取得了重大进展. 他们构建了Neural GCM, 包含两个模块: 用于求解离散化的Navier-Stokes方程的可微分动力核心, 以及用于模拟云形成、辐射传输和降水等物理参数化的神经网络. 通过这两个模块的联合作用, Neural GCM能够执行中期天气预报和多年代气候模拟(Kochkov等, 2023). 混合大气预报模型融合了AI和传统物理原理的优势, 为未来天气预报和气候模拟的发展铺平了道路.

(4) 预报结果的后处理. 虽然当前的AI方法在常规天气变量的中期预报中开始超越IFS, 但有必要扩展对降水、能见度、风和太阳能等的预报, 这些都是具有挑战性但对社会可持续性极为重要的因素. 此外, 当前大多数AI模型以0.25°的空间分辨率运行, 输出为每6h一次. 整合超分辨率技术被证明有利于细化区域预报(Pan等, 2023; Ling等, 2024; Liu等, 2024). 在持续改进天气预报的过程中, 一个有效的策略是通过开发二次模型, 对预报结果实施偏差校正和降尺度(Hess等, 2022; Ling等, 2022; Xu等, 2024). 这种方法有助于提高天气预报的准确性和可靠性, 增强LWM预报在特定任务中的实用性.

5　使用LWM实现全球海浪预报

实际上, 搭建LWM需要消耗大量的计算和存储资源, 这使得对于个人而言难以训练属于自己的LWM. 然而, 基于LWM的预报结果可以进行更深入的探索和具体的应用. 例如, 可将其应用于改进集合预报, 为科学发现设计敏感性实验, 并构建偏差校正或下游任务模型等. 本节将全球海浪预报模型与LWM集成作为尝试来展开介绍.

本节基于ERA5再分析数据集进行训练和评估, 空间分辨率为1度. 我们关注三个关键的海浪要素: 显著波高(SWH)、平均波周期(MWP)和平均波向(MWD). 这些要素将为我们提供海浪行为的全面视图. 同时, 我们将利用10米高的经向风和纬向风作为模型的主要外部强迫, 以及NOAA的ETOPO深度数据作为地形边界条件.

海浪预报模型的结构设计主要参照Vaswani等(2017)提出的Transformer和Dosovitskiy(2020)提出的ViT模型, 其相对于递归神经网络类(RNN)的优势在于它能够完全依赖注意力机制, 消除递归和卷积, 从而更加充分地利用和发挥出并行计算的优势. 因此, 本节也采用Transformer结构来构建海浪预报模型, 模型结构如图2所示.

模型的输入包括初始海浪、未来风和地形. 在编码阶段, 首先将二维图像切割成许多块(或称补丁)并将其映射成矢量. 由于地形数据是不发生变化的, 因此不同于Transformer的位置编码, 地形信息被视为静态变量参与地形编码. 随后, 这些输入将经历若干个成对的注意力模块, 每对模块包含时间和空间注意力区块, 分别在补丁的不同时间步长上执行时间注意力运算或一个时刻下不同补丁之间进行空间注意力运算, 并在注意力运算之后进行残差连接和层归一化. 历经若干时空间注意力模块后, 可以认为通过自注意力充分提取得到了海浪自身的时空间演变特征. 由于风是驱动演变的主导原因, 因此未来的风是解码器的关键输入, 这与之前的研究一致(Yevnin和Toledo, 2022; Ouyang等, 2023; Zhang等, 2024). 将经过编码阶段后的风信息和海浪信息之间通过交叉注意力机制实现交互, 它能够反映风和海浪之间的相互作用, 即表征风如何驱动波浪的发展. 此后再次经历若干个区块之后, 使用若干个卷积层来解决模型产生的"分块"现象. 经过

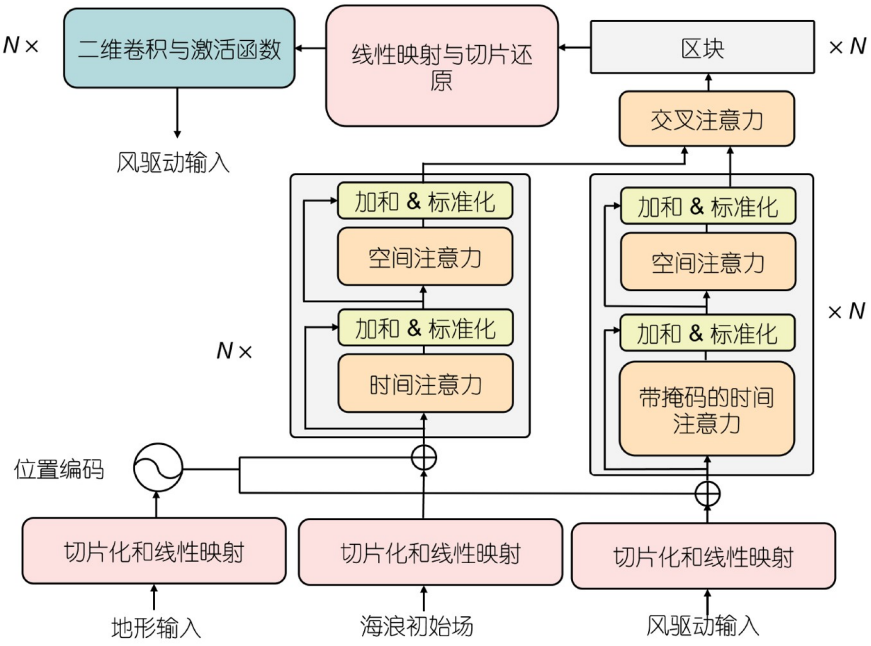


图 2　Vision Transformer模型的结构

这一过程, 模型最终输出得到预报的海浪.

图3揭示了ViT模型在预报海浪时均方根误差(RMSE)的空间分布图. 从图中我们可以看出, 在热带地区, 模型的预报误差相对较小, 而在两个半球的中高纬度地区, 误差则显著增大. 特别是在北太平洋和北大西洋地区, 波高、周期和方向的预报误差分别超过了1m、2s和45°.

台风等极端事件的发生, 通常会伴有巨浪. 为了检验海浪模型在极端情景下的预报能力, 图4分别展示了2011年8月台风“梅花”在西北太平洋造成的实际与预报的海浪情况. 在提前1天、4天和7天的预报时间内, 波的方向、波周期和最大波高的中心预报得较好, 预报最大波高的误差约为1米. 这个结果表明, 当以准确的风场为输入时, ViT模型对台风引起的巨浪具有良好的预报能力.

我们对ViT模型进行了更多深入的评估(图5), 首先基于测试数据集比较了ViT和ConvLSTM模型的预报技巧. 由于内存限制, ConvLSTM模型限制为了两层, 滤波器大小分别为20和4. 为了同ViT模型一样保持5×5的补丁大小, 卷积核大小也为5×5, 与ViT的40万个参数相比, 总共有20万个可训练参数. 然而, 由于处理长时间序列的计算复杂性较高, 在同样的批尺寸下, ConvLSTM模型比ViT模型消耗更多的内存和计算资源. 结果表明, 与传统的卷积架构相比, ViT模型不仅易于训练, 而且具有更好的预测精度.

在海浪的实时预测中, 由于缺乏可用的实际未来风, 因此必须依赖预报的风作为输入. 对于海浪预报模型而言LWM可以提高风速预报的及时性. 因此, 我们还基于实时预测试验对预报技巧进行了比较. 毫无疑问, 以IFS或风乌的预报风作为输入时, ViT模型的预报准确度将低于以ERA5风为输入时的准确度. 然而, 前三天的预测准确性没有显著差异. 这说明在短时间内用预报的风来预报海浪是可行的.

从风乌预报的风场对于海浪的长期预报结果来看, 与基于IFS产生的预报相比, 预报技巧有所下降, 但这可以归因于LWM倾向于在更长的时间内产生更平滑的预测, 从而导致高频细节的丢失. 然而, 未来仍可以使用风乌的预报风来微调ViT模型, 使其更适应风乌的预测结果, 从而提高海浪模型的预测能力.

6　总结

本文深入探讨了基于人工智能(AI)的天气预报模型的演进, 强调了AI模型在构建全面、数据驱动的天

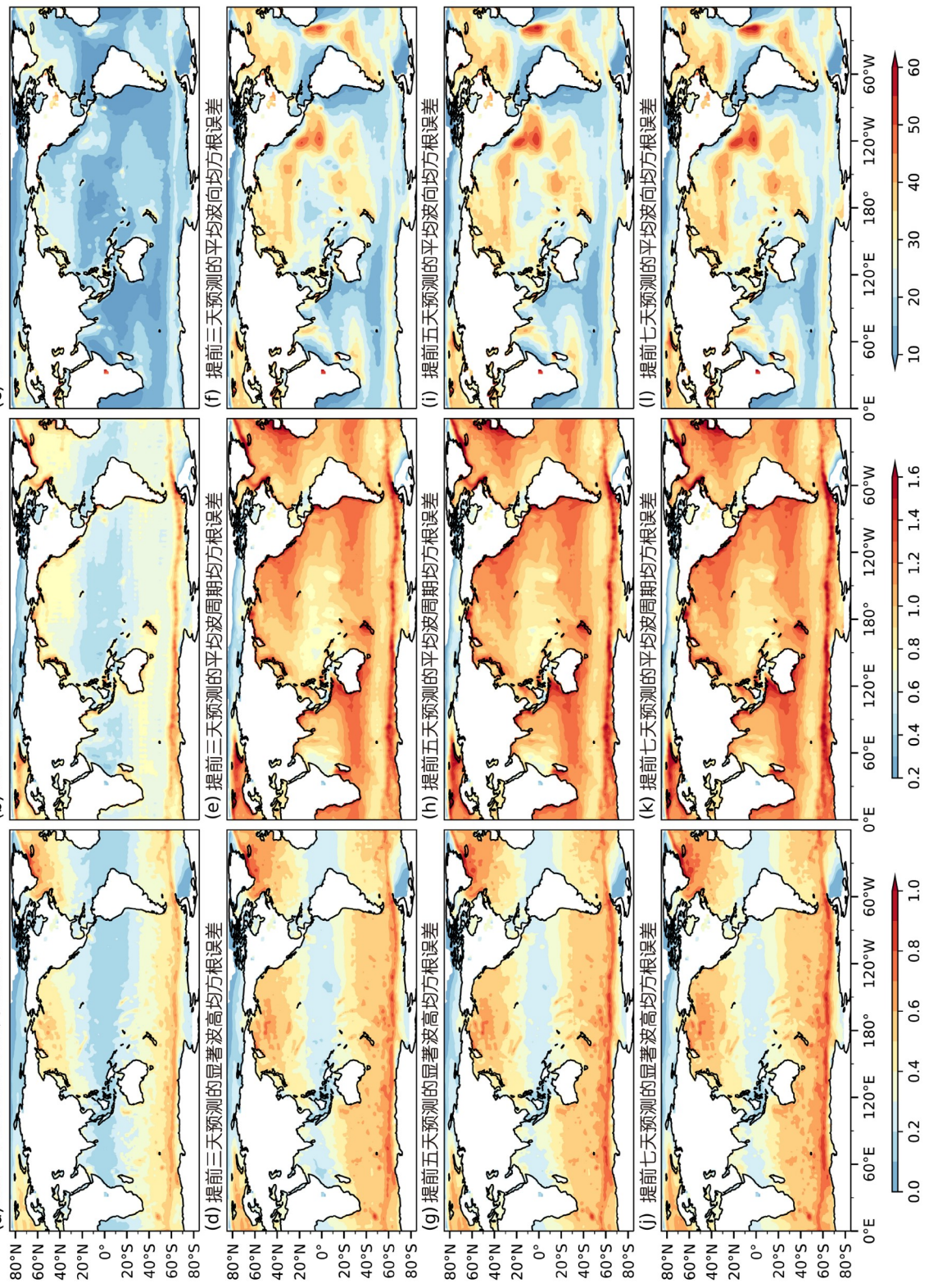


图 3　ViT模型分别提前1、3、5、7天预报的显著波高、平均波周期和平均波向的均方根误差

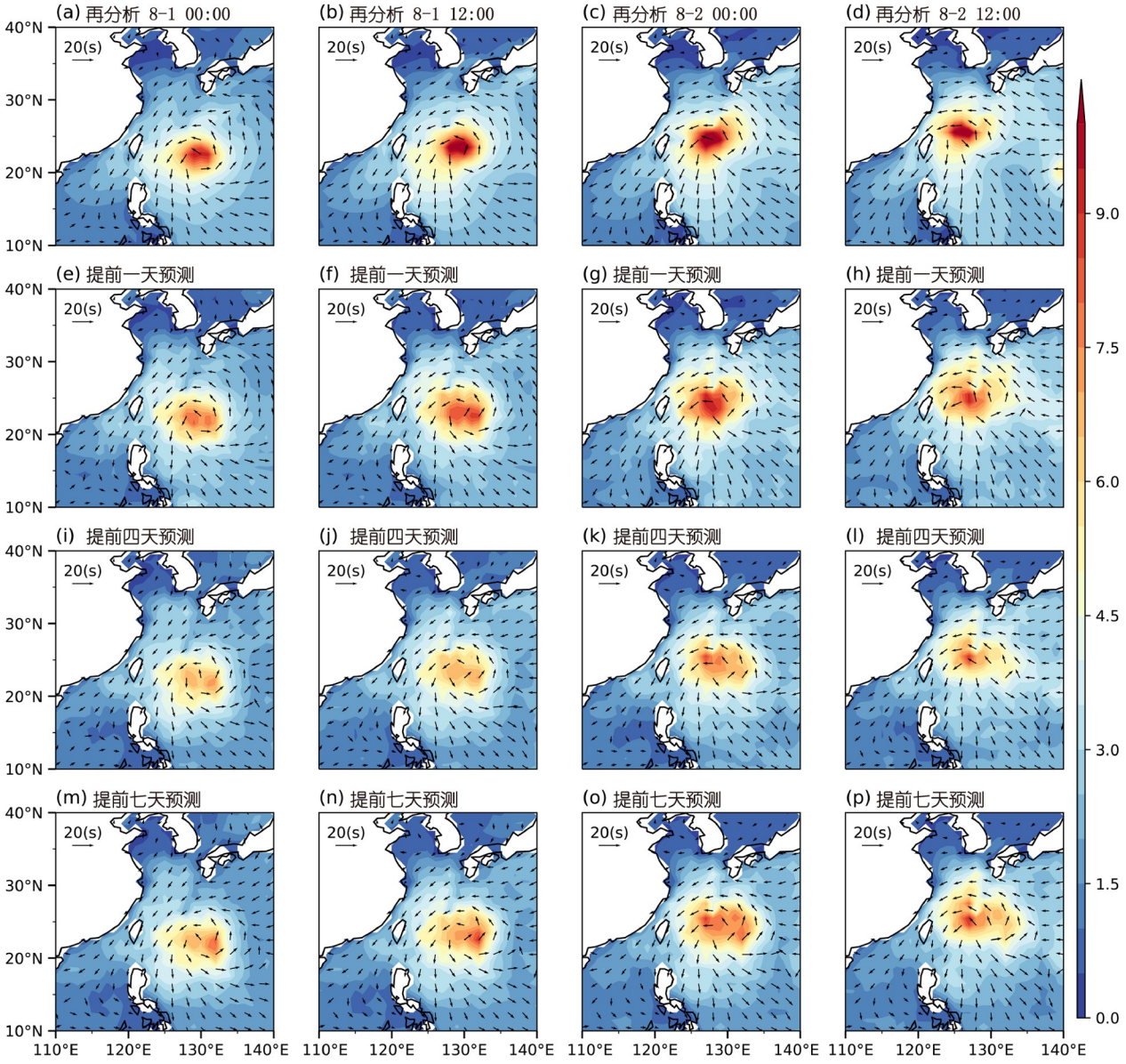


图 4　台风“梅花”发生期间西北太平洋的观测((a)~(d)), 提前1天((e)~(h))、4天((i)~(l))和7天((m)~(p))预报的海浪场

填色代表显著波高, 矢量箭头代表平均波向, 箭头长度代表平均波周期

气预报应用中的潜力. 通过分析近年来具有影响力的大型AI模型的共同特点, 我们提出了一个“三大原则”的框架, 用以概念化AI天气预报模型. 可以预见, 随着AI模型的持续进步, 它们将快速迭代, 朝着实际应用的方向迅速发展, 有望在提高预报准确性、成本效益和计算效率方面带来显著的飞跃, 彻底改变我们现有的天气预报方法.

尽管 LWM 有可能在准确性和效率方面彻底改变天气预报, 但与传统的数值天气预报(NWP)模型的共存同样重要. 这些动力学模式是宝贵的资源, 能为我们提供了对大气现象背后复杂物理过程的深刻理解, 也为AI数据驱动的方法提供了基础性的见解. 此外, 我们对当前AI天气预报模型的分析揭示了AI与传统NWP模式之间的关系: NWP模型继续作为AI模型的基石, 提供训练数据并作为验证的基准.

这种和谐融合的典范是Neural GCM. 这个突破性

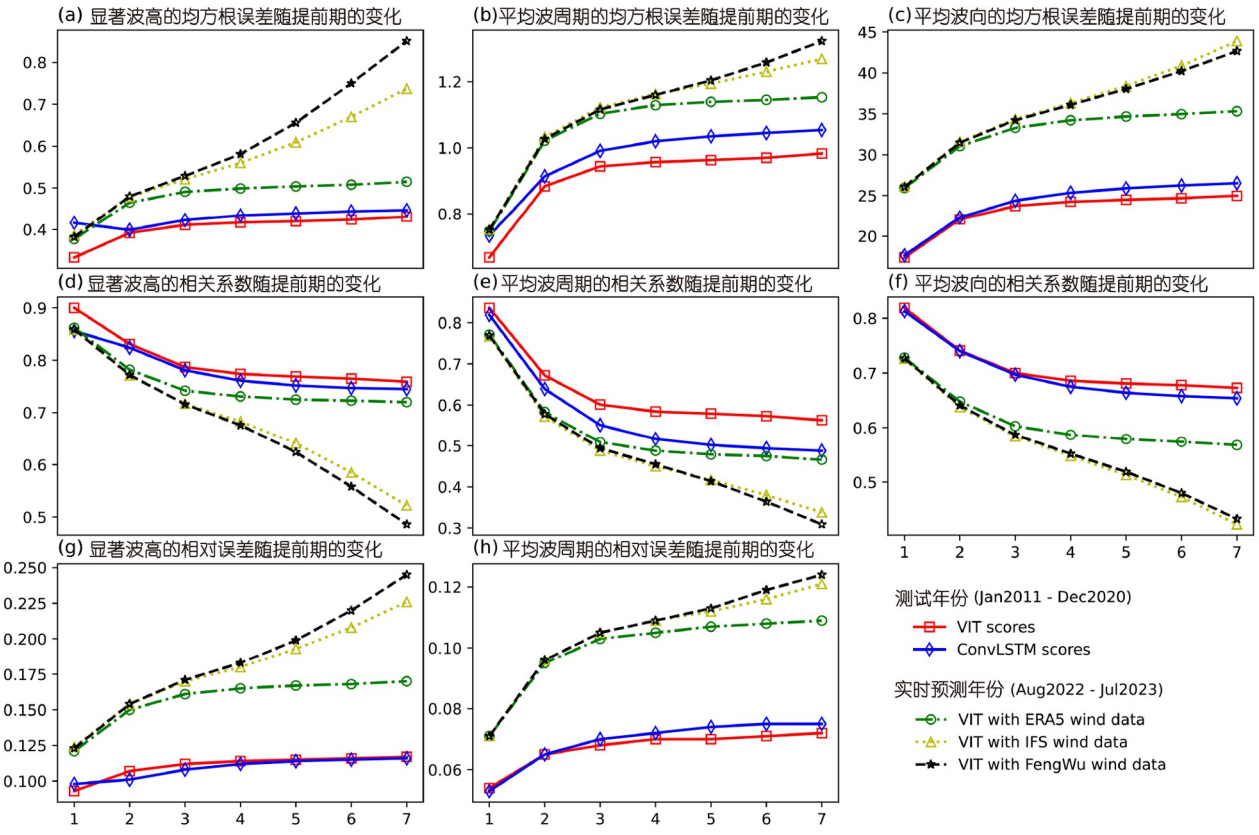


图 5　基于不同模型和风输入的预报技巧情况

红色(蓝色)曲线表示ViT(ConvLSTM)模型在测试集2011年1月至2020年12月期间1~7天全球海浪的预报技巧. 2022年8月至2023年7月的实时预测阶段仅基于ViT模型进行, 绿(黄/黑)色线表示模型的预报技巧, 采用ERA5再分析(IFS/风乌预报)风作为输入

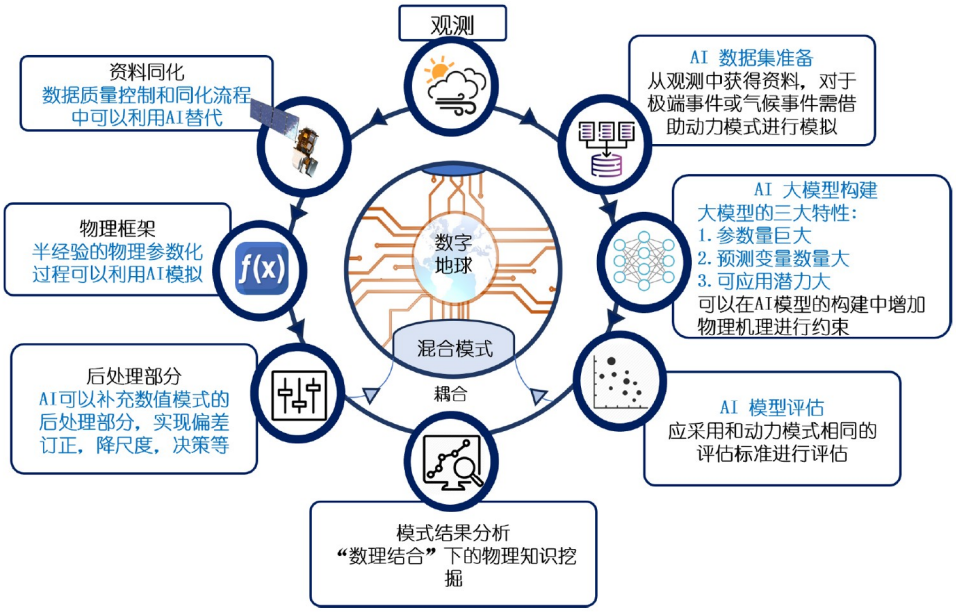


图 6　AI大模型与动力模式相结合以改进海洋-大气预报的可能集成示意图

的模型表明，基于物理的模式和AI模型并非互相排斥的实体，而是协作的组成部分．它们的结合不仅增强了预测能力，而且标志着一种更全面的方法，以更精确地模拟和预报复杂的天气和气候现象．无论是将物理方程融入AI模型中，还是在NWP中采用AI技术，这种融合都有望开辟新的道路，以增进我们对大气动力学的理解，并构建一个更全面、更可靠的天气和气候变化预报框架(如图6所示).

参考文献

Abbe C. 1901. The physical basis of long-range weather forecasts. Mon Weather Rev, 29: 551–561

Alley R B, Emanuel K A, Zhang F. 2019. Advances in weather prediction. Science, 363: 342–344

Andrychowicz M, Espeholt L, Li D, Merchant S, Merose A, Zyda F, Agrawal S, Kalchbrenner N, Deepmind G, Research G. 2023. Deep learning for day forecasts from sparse observations. arXiv: 2306.06079

Azimi-Sadjadi M R, Zekavat S A. 2000. Cloud classification using support vector machines. Honolulu: IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Proceedings (Cat. No.00CH37120), IEEE. 669–671

Bauer P, Thorpe A, Brunet G. 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction. Nature, 525: 47–55

Bauer P, Quintino T, Wedi N, Bonanni A, Chrust M, Deconinck W, Diamantakis M, Düben P, English S, Flemming J, Gillies P, Hadade I, Hawkes J, Hawkins M, Iffrig O, Kühnlein C, Lange M, Lean P, Marsden O, Müller A, Saarinen S, Sarmany D, Sleigh M, Smart S, Smolarkiewicz P, Thiemert D, Tumolo G, Weihrauch C, Zanna C, Maciel P. 2020. The ECMWF scalability programme: Progress and plans. European Centre for Medium Range Weather Forecasts, doi: 10.21957/gdit22ulm

Ben-Bouallegue Z, Clare M C A, Magnusson L, Gascon E, Maier-Gerber M, Janousek M, Rodwell M, Pinault F, Dramsch J S, Lang S T K, Raoult B, Rabier F, Chevallier M, Sandu I, Dueben P, Chantry M, Pappenberger F. 2023. The rise of data-driven weather forecasting. arXiv: 2307.10128

Benjamin S G, Brown J M, Brunet G, Lynch P, Saito K, Schlatter T W. 2018. 100 years of progress in forecasting and NWP applications. Meteorol Monogr, 59: 13.1–13.67

Bi K, Xie L, Zhang H, Chen X, Gu X, Tian Q. 2023. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. Nature, 619: 533–538

Bjerknes V. 1904. Das problem der wettervorhersage, betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik. Meteor Z, 1–7

Charney J G, Fjörtoft R, Von Neumann J. 1950. Numerical integration of the barotropic vorticity equation. Tellus A, 2: 237–254

Chen K, Han T, Gong J, Bai L, Ling F, Luo J J, Chen X, Ma L, Zhang T, Su R, Ci Y, Li B, Yang X, Ouyang W. 2023a. FengWu: Pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead. arXiv: 2304.02948

Chen K, Bai L, Ling F, Ye P, Chen T, Chen K, Han T, Ouyang W. 2023b. Towards an end-to-end artificial intelligence driven global weather forecasting system. arXiv: 2312.12462

Chen L, Zhong X, Wu J, Chen D, Xie S, Chao Q, Lin C, Hu Z, Lu B, Li H, Qi Y. 2023b. FuXi-S2S: An accurate machine learning model for global subseasonal forecasts. arXiv: 2312.09926

Chen L, Zhong X, Zhang F, Cheng Y, Xu Y, Qi Y, Li H. 2023a. FuXi: A cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast. NPJ Clim Atmos Sci, 6: 190

Courtier P, Thépaut J N, Hollingsworth A. 1994. A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach. Q J R Meteorol Soc, 120: 1367–1387

Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X, Unterthiner T, Dehghani M, Minderer M, Heigold G, Gelly S, Uszkoreit J, Houlsby N. 2020. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale. Inter Confer Learn Represent, doi: 10.48550/arXiv.2010.11929

Dueben P D, Bauer P. 2018. Challenges and design choices for global weather and climate models based on machine learning. Geosci Model Dev, 11: 3999–4009

Guibas J, Mardani M, Li Z, Tao A, Aanandkumar A, Catanzaro B. 2021. Adaptive fourier neural operators: Efficient token mixers for transformers. Inter Confer Learn Represent, doi: 10.48550/arXiv.2111.13587

Hakim G J, Masanam S. 2023. Dynamical tests of a deep-learning weather prediction model. arXiv: 2309.10867

Ham Y G, Joo Y S, Kim J H, Lee J G. 2024. Partial-convolution-implemented generative adversarial network for global oceanic data assimilation. Nat Mach Intell, 6: 834–843

Han T, Guo S, Ling F, Chen K, Gong J, Luo J J, Gu J, Dai K, Ouyang W, Bai L. 2024. FengWu-GHR: Learning the kilometer-scale mmedium-range global weather forecasting. arXiv: 2402.00059

Hess P, Drüke M, Petri S, Strnad F M, Boers N. 2022. Physically constrained generative adversarial networks for improving precipitation fields from Earth system models. Nat Mach Intell, 4: 828–839

Hsieh W W, Tang B. 1998. Applying neural network models to

prediction and data analysis in meteorology and oceanography. Bull Amer Meteorol Soc, 79: 1855–1870

Hu Y, Chen L, Wang Z, Li H. 2023. SwinVRNN: A data-driven ensemble forecasting model via learned distribution perturbation. J Adv Model Earth Syst, 15: e2022MS003211

Jumper J, Evans R, Pritzel A, Green T, Figurnov M, Ronneberger O, Tunyasuvunakool K, Bates R, Žídek A, Potapenko A, Bridgland A, Meyer C, Kohl S A A, Ballard A J, Cowie A, Romera-Paredes B, Nikolov S, Jain R, Adler J, Back T, Petersen S, Reiman D, Clancy E, Zielinski M, Steinegger M, Pacholska M, Berghammer T, Bodenstein S, Silver D, Vinyals O, Senior A W, Kavukcuoglu K, Kohli P, Hassabis D. 2021. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. Nature, 596: 583–589

Keisler R. 2022. Forecasting global weather with graph neural networks. arXiv: 2202.07575

Kochkov D, Yuval J, Langmore I, Norgaard P, Smith J, Mooers G, Lottes J, Rasp S, Düben P, Klöwer M, Hatfield S, Battaglia P, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, Brenner M P, Hoyer S. 2023. Neural general circulation models. arXiv: 2311.07222

Lam R, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, Wirnsberger P, Fortunato M, Alet F, Ravuri S, Ewalds T, Eaton-Rosen Z, Hu W, Merose A, Hoyer S, Holland G, Vinyals O, Stott J, Pritzel A, Mohamed S, Battaglia P. 2023. Learning skillful medium-range global weather forecasting. Science, 382: 1416–1421

Lazo J K, Morss R E, Demuth J L. 2009. 300 billion served: Sources, perceptions, uses, and values of weather forecasts. Bull Amer Meteorol Soc, 90: 785–798

Li W, Liu Z, Chen K, Chen H, Liang S, Zou Z, Shi Z. 2024. DeepPhysiNet: Bridging deep learning and atmospheric physics for accurate and continuous weather modeling. arXiv: 2401.04125

Ling F, Li Y, Luo J J, Zhong X, Wang Z. 2022. Two deep learning-based bias-correction pathways improve summer precipitation prediction over China. Environ Res Lett, 17: 124025

Ling F, Lu Z, Luo J J, Bai L, Behera S K, Jin D, Pan B, Jiang H, Yamagata T. 2024. Diffusion model-based probabilistic downscaling for 180-year east Asian climate reconstruction. arXiv: 2402.06646

Liu Z, Chen H, Bai L, Li W, Chen K, Wang Z, Ouyang W, Zou Z, Shi Z. 2024. Observation-guided meteorological field downscaling at station scale: A benchmark and a new method. arXiv: 2401.11960

Liu Z, Lin Y, Cao Y, Hu H, Wei Y, Zhang Z, Lin S, Guo B. 2021. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows. Montreal: Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision, 10012–10022

Lynch P. 2008. The origins of computer weather prediction and climate modeling. J Comput Phys, 227: 3431–3444

Melinc B, Zaplotnik Ž. 2023. Neural-network data assimilation using variational autoencoder. arXiv: 2308.16073

Neukom R, Barboza L A, Erb M P, Shi F, Emile-Geay J, Evans M N, Franke J, Kaufman D S, Lücke L, Rehfeld K, Schurer A, Zhu F, Brönnimann S, Hakim G J, Henley B J, Ljungqvist F C, McKay N, Valler V, von Gunten L. 2019. Consistent multidecadal variability in global temperature reconstructions and simulations over the Common Era Nat Geosci, 12: 643–649

Nguyen T, Brandstetter J, Kapoor A, Gupta J K, Grover A. 2023. ClimaX: A foundation model for weather and climate. arXiv: 2301.10343

Ouyang L, Ling F, Li Y, Bai L, Luo J J. 2023. Wave forecast in the Atlantic Ocean using a double-stage ConvLSTM network. Atmos Ocean Sci Lett, 16: 100347

Pan B, Wang L Y, Zhang F, Duan Q, Li X, Pan X, Chen X, Ling F, Wang S, Pan M, Xiao Z. 2023. Probabilistic diffusion model for stochastic parameterization—A case example of numerical precipitation estimation. Authorea Preprints, DOI: 10.13140/RG.2.2.10249.83045

Pathak J, Subramanian S, Harrington P, Raja S, Chattopadhyay A, Mardani M, Kurth T, Hall D, Li Z, Azizzadenesheli K, Hassanzadeh P, Kashinath K, Anandkumar A. 2022. FourCastNet: A global data-driven high-resolution weather model using adaptive fourier neural operators. arXiv: 2202.11214

Pfaff T, Fortunato M, Sanchez-Gonzalez A, Battaglia P. 2020. Learning mesh-based simulation with graph networks. Inter Confer Learn Represent, doi: 10.48550/arXiv.2010.03409

Price I, Sanchez-Gonzalez A, Alet F, Ewalds T, El-Kadi A, Stott J, Mohamed S, Battaglia P, Lam R, Willson M, Deepmind G. 2023. GenCast: Diffusion-based ensemble forecasting for medium-range weather. arXiv: 2312.15796

Rahmstorf S, Coumou D. 2011. Increase of extreme events in a warming world. Proc Natl Acad Sci USA, 108: 17905–17909

Rasp S, Thuerey N. 2021. Data-driven medium-range weather prediction with a resnet pretrained on climate simulations: A new model for weatherbench. J Adv Model Earth Syst, 13: e2020MS002405

Rasp S, Dueben P D, Scher S, Weyn J A, Mouatadid S, Thuerey N. 2020. WeatherBench: A benchmark data set for data-driven weather forecasting. J Adv Model Earth Syst, 12: e2020MS002203

Rasp S, Hoyer S, Merose A, Langmore I, Battaglia P, Russell T, Sanchez-Gonzalez A, Yang V, Carver R, Agrawal S, Chantry M, Bouallegue Z Ben, Dueben P, Bromberg C, Sisk J, Barrington L, Bell A, Sha F. 2023. WeatherBench 2: A benchmark for the next generation of data-driven global weather models. arXiv: 2308.15560

Schaul T, Quan J, Antonoglou I, Silver D. 2015. Prioritized experience replay. Inter Confer Learn Represent, doi: 10.48550/ar-

Xiv.1511.05952

Scher S. 2018. Toward data-driven weather and climate forecasting: approximating a simple general circulation model with deep learning. Geophys Res Lett, 45: 12,616–12,622

Schultz M G, Betancourt C, Gong B, Kleinert F, Langguth M, Leufen L H, Mozaffari A, Stadtler S. 2021. Can deep learning beat numerical weather prediction? Phil Trans R Soc A, 379: 20200097

Selz T, Craig G C. 2023. Can artificial intelligence-based weather prediction models simulate the butterfly effect? Geophys Res Lett, 50: e2023GL105747

Stensrud D. 2009. Parameterization Schemes: Keys to Understanding Numerical Weather Prediction Models. Cambridge: Cambridge University Press

Tsagkatakis G, Aidini A, Fotiadou K, Giannopoulos M, Pentari A, Tsakalides P. 2019. Survey of deep-learning approaches for remote sensing observation enhancement. Sensors, 19: 3929

Vaswani A, Brain G, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, Kaiser Ł, Polosukhin I. 2017. Attention is all you need. Adv Neural Information Process Systems, 30, doi: 10.48550/arXiv.1706.03762

Wang Y, Shi X, Lei L, Fung J C H. 2022. Deep learning augmented data assimilation: reconstructing missing information with convolutional autoencoders. Mon Weather Rev, 150: 1977–1991

Watt-Meyer O, Dresdner G, McGibbon J, Clark S K, Henn B, Duncan J, Brenowitz N D, Kashinath K, Pritchard M S, Bonev B, Peters M E, Bretherton C S. 2023. ACE: A fast, skillful learned global atmospheric model for climate prediction. arXiv: 2310.02074

Weyn J A, Durran D R, Caruana R. 2019. Can machines learn to predict weather? using deep learning to predict gridded 500-hPa geopotential height from historical weather data. J Adv Model Earth Syst, 11: 2680–2693

Williams P D. 2005. Modelling climate change: The role of unresolved processes. Phil Trans R Soc A, 363: 2931–2946

Wu H, Zhou H, Long M, Wang J. 2023. Interpretable weather forecasting for worldwide stations with a unified deep model. Nat Mach Intell, 5: 602–611

Xiao Y, Bai L, Xue W, Chen K, Han T, Ouyang W. 2023. FengWu-4DVar: Coupling the data-driven weather forecasting model with 4D variational assimilation. arXiv: 2312.12455

Xu W, Chen K, Han T, Chen H, Ouyang W, Bai L. 2024. Extremecast: Boosting extreme value prediction for global weather forecast. arXiv: 2402.01295

Yevnin Y, Toledo Y. 2022. A deep learning model for improved wind and consequent wave forecasts. J Phys Oceanogr, 52: 2531–2537

Zhang Y, Long M, Chen K, Xing L, Jin R, Jordan M I, Wang J. 2023. Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet. Nature, 619: 526–532

Zhang Z, Yu H, Ren D. 2024. WaveCastNet: A deep learning ocean wave model with energy conservation. arXiv: 2406.03848

Zhong X, Chen L, Liu J, Lin C, Qi Y, Li H. 2023. FuXi-Extreme: Improving extreme rainfall and wind forecasts with diffusion model. arXiv: 2310.19822

(责任编委: 雷荔傈)