

内河航道区域数值预报模式风速降尺度订正研究*

赵瑞¹ 冯蕾¹ 杨晓丹¹ 林明宇¹ 王然¹ 李曲²

1 中国气象局公共气象服务中心, 北京 100081

2 湖北省气象台, 湖北 430074

摘要: 数值天气预报模式风要素预报的精细化程度不能满足内河航运需求, 且对不同区域的适应程度不同。将湖北省包含长江航道的西部丘陵、中部平原作为研究区域, 参照中国区域多源融合实况分析 1 km 分辨率 (ART_1 km, 地面) 10 m 风实况产品, 分析了欧洲中期天气预报中心高分辨率大气模式确定性预报产品 (EC-HRES) 与中国气象局中尺度天气数值预报系统 (CMA-MESO) 的 10 m 风预报在研究区域的适应性, 并构建 U-Net++ 深度卷积网络模型, 实现风速预报的降尺度订正。订正模型通过改进采样模块, 在损失函数中增加地形项和航道区域项, 增加了模型的表达能力和鲁棒性, 提升了航道区域的订正效果。检验表明该方法可以有效降低数值模式在航道区域的风速预报误差。

关键词: 风降尺度订正, 内河航运, U-Net++

Research on Downscaling Correction of Wind Speed in Numerical Forecasting Models for Inland Waterway Areas

ZHAO Rui¹ FENG Lei¹ YANG Xiaodan¹ LIN Mingyu¹ WANG Ran¹ LI Qu²

1 Public Meteorological Service Centre, CMA, Beijing 100081

2 Hubei Meteorological Observatory, Hubei 430074

Abstract: The refinement level of wind forecast in numerical weather forecasting models cannot meet the needs of inland waterway transportation, and their adaptability to different regions varies. This

* 中国气象局创新发展专项 (CXFZ2025J071)、云南省气象局“揭榜挂帅”项目 (YNJBGS202306)、中国气象局公共气象服务中心业务基金项目 (M2023003) 共同资助

2024 年 9 月 11 日收稿; 2025 年 XX 月 XX 日收修定稿

第一作者: 赵瑞, 主要从事基于人工智能的气象服务技术研究. E-mail: 516101634@qq.com

通讯作者: 冯蕾, 主要从事交通气象监测预报服务技术研究. E-mail: fenglei21cn@163.com

article takes the western hilly area and central plain area, most of them in Hubei Province, including parts of the Yangtze River waterway, as the research areas. Referring to the 10 m wind real-time product of ART_1km, this article analyzes the adaptability of 10 m wind forecast of the European Central high-resolution atmospheric model deterministic forecasting product (EC-HRES) and the China Meteorological Administration mesoscale model forecasting product (CMA-MESO) in the research areas. A U-Net++ deep convolutional network model is constructed to achieve downscaling correction of wind speed forecast. The correction model improves the sampling module, and incorporates waterway item and terrain item into the loss function, which enhancing expressive ability and robustness of the model, and improving the correction effect on the waterway. The verification shows that this method can effectively reduce the prediction error of wind speed in numerical forecasting models in the waterway areas.

Key Words: wind downscaling correction, inland waterway transport, U-Net++

引言

内河航运系统凭借经济性优势在交通运输领域发挥巨大作用，被称为“自然的高速公路”（陈德山等，2022）。当前，内河航道沿线气象观测站点数量有限、分布不均，而且数值模式预报的精细化程度和对不同地形的适应程度不能满足新时期航运安全的需求（熊红梅等，2021；王甚男等，2023）。风是影响内河航运安全的重要气象因素，2015年6月1日的“东方之星”号客轮因突发大风强对流天气翻沉，事件造成442人遇难（孟英杰等，2023）。内河航道沿途地形复杂，研究适应不同地形的风速预报降尺度订正方法，对于提高风速预报的准确率十分重要。

目前，风速预报主要依靠数值预报模式，模式通过在给定初始和边界值的情况下求解大气运动和热力学方程组，预测未来一段时间的风速变化，由于大气系统的不确定性，给定的初始值和边界值不可能完全准确，大气运动和热力学方程组不可能完备描述大气运动过程，导致风速预报不可避免地存在一定的误差（Lorenz，1965；曾庆存，1978；Mu et al，2002；常俊等，2015；徐景峰等，2023）。模式预报的空间分辨率一般较粗，对于精细地形的适应性有偏差，为了满足更加精细、准确的风速预报需求，对数值预报模式降尺度订正可有效提高预报准确率。

基于物理理论或统计规律的订正方法是传统的风速预报订正方法。陈豫英等（2006）采用多元线性和逐步回归的模式输出统计（MOS）方法进行风的精细化释用；胡海川等（2017）通过建立基于集合预报众数的10 m风速客观订正方法，利用沿海代表站观测资料对2013—2015年的欧洲中期天气预报中心（ECMWF）集合预报进行风速订正研究，提升了中长期时效大量级风速的预报能力；杨程等（2019）利用自动气象站观测资料采用偏最小二乘回归方法订正区域模式预报产品，对浙江不同地区的大部分站点风速订正都取得了较好的结果，且在西部地区站点订正效果好于东部地区；王在文等（2019）利用相似理论、大数据和集合预报思路等统计释用方法，结合运用集合预报相关概念形成订正后的确定预报及概率预报；申华羽等（2020）通过线性回归方法，对冷空气过程浮标站最大风速预报进行订正，该方法可以有效减小预报误差；张鑫宇等（2023）利用莫宁-奥布霍夫（Monin-Obukhov）相似理论，引入大气稳定度判定因子构建站点风速偏差订正方案，将地面风速预报由模式地形订正到实际地形产生了较好的订正效果。

随着人工智能技术的发展，相关技术与气象领域的结合越来越密切。钱燕珍等（2013）将支持向量机（SVM）回归方法应用于近海和登陆热带气旋的强度预报，对数值预报产品进

行了释用；张颖超等（2016）利用极限学习机（ELM）对 WRF 模式预报风速进行了订正，该算法训练速度快，具有很好的泛化能力；杨晓君等（2019）基于常规海洋气象观测资料，采用 BP 神经网络开展多种模式的渤海海风预报订正研究；孙全德等（2019）采用 LASSO 回归、随机森林、深度学习三种机器学习算法对 ECMWF 预测的华北地区 10 m 风速进行订正，订正结果好于 MOS 方法；任萍等（2020）开展基于 XGBoost 方法的数值预报多模式集成技术研究，研究发现 10 m 风的订正结果好于传统的等权重平均和线性回归方法；罗江珊等（2024）利用随机森林算法对青岛港区 ECMWF 细网格预报风速进行订正，预报精度有所提升。近年，随着大数据的兴起和算力的提升，深度学习算法逐渐成熟。Han et al (2021) 提出了一种基于卷积神经网络的 CU-Net 深度学习算法，有效改善了我国北方 ECMWF 预测的 10 m 风速、风向的预报偏差，订正结果好于传统方法；张延彪等（2022）通过引入稠密卷积块改进了 CU-Net，形成 Dense-CUNet 模型，并融合地形和多种气象要素特征构造出 Fuse-CUNet 模型，对 ECMWF 10 m 风速预报进行订正，订正效果较 CU-Net 模型有一定提升；刘志杰等（2022）基于黄渤海海域站点风速观测资料和 TIGGE 资料选择 ECMWF、CMA、NCEP、ECCC 的集合预报产品，对传统订正方法（集成平均、动态权重、变权偏差订正）和 LSTM 深度学习算法进行了对比，发现 LSTM 方法好于传统方法；徐景峰等（2023）开展了基于北京快速更新无缝隙融合与集成预报系统（RISE 系统）预报的北京冬奥会延庆及张家口赛区 100 m 分辨率的冬季近地面 10 m 风速数据的偏差订正，构建新的 CU-Net++ 订正模型，订正结果优于 CU-Net 模型。

上述方法多采用站点订正，通过插值的方式获取模式预报的站点数据，再根据站点的实况观测信息开展订正研究，但是站点订正的问题在于没有站点的区域不能构建订正模型，内河航道沿线站点分布不均，致使站点订正模型不能全面覆盖内河航道区域。对于格点订正，一般采用 ECMWF 的第五代全球再分析数据产品（ERA5）作为格点参照数据，空间尺度上比较粗，没有将数值模式预报订正与降尺度结合起来，不能满足内河航道风速预报精细化的需求。本研究参照 1 km 高分辨率格点风实况产品，采用改进的 U-Net++ 模型，开展数值天气预报模式风速数据降尺度订正研究，利用区域特点和时次变化规律构建分区域、分起报时间、预报时次的订正模型，并将航道项与地形项加入损失函数，实现航道风速的精细化订正预报。

1 资料与方法

1.1 资料

数值天气预报产品采用 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日 ECMWF 高分辨率大气模式确定性预报产品（EC-HRES）与中国气象局中尺度天气数值预报系统（CMA-MESO）10 m 风预

报数据，实况参照数据采用中国区域多源融合实况分析 1 km 分辨率产品（ART_1 km，地面）10 m 风数据（表 1）。数据源自国家气象信息中心天擎气象大数据云平台。全文所用时间均为北京时。

表 1 模式预报和实况产品信息

Table 1 Information of model forecast and real-time products

产品名称	类型	起报时间 (BT)	实况, 预报时次	空间分辨率 / (°)
EC-HRES	预报	08 时、20 时	未来 72 h 逐 3 h, 未来 240 h 逐 6 h, 53 个时次	0.125×0.125
CMA-MESO	预报	08 时、20 时	未来 72 h 逐 1 h, 72 个时次	0.03×0.03
ART_1 km	实况	每小时	1 个时次	0.01×0.01

资料研究区域选择湖北西部与重庆交接的丘陵地带,以及湖北中部与湖南交接的平原地带,如图 1 所示。丘陵地区地形较为复杂,平均海拔高度为 1058 m,平原地区地形较为开阔平坦,平均海拔 52 m,两处研究区域均覆盖了部分长江航道。

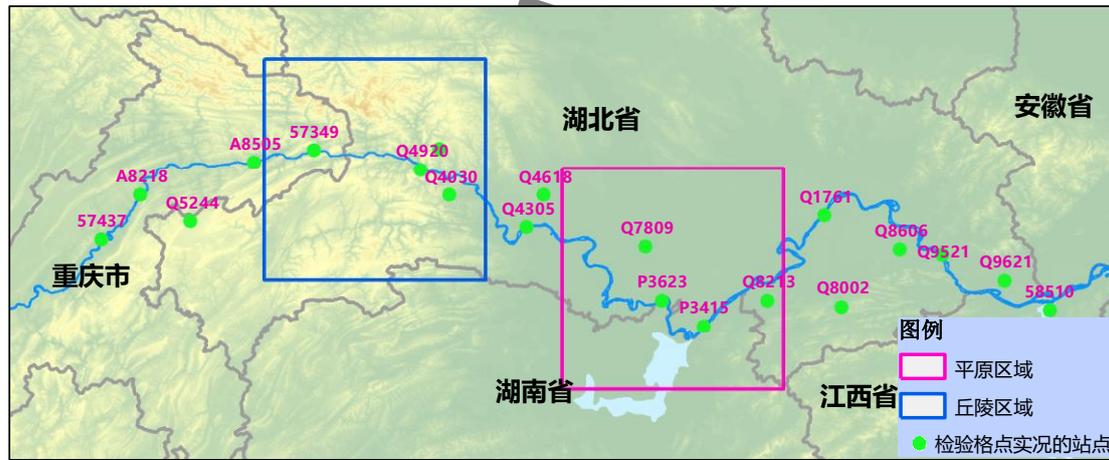


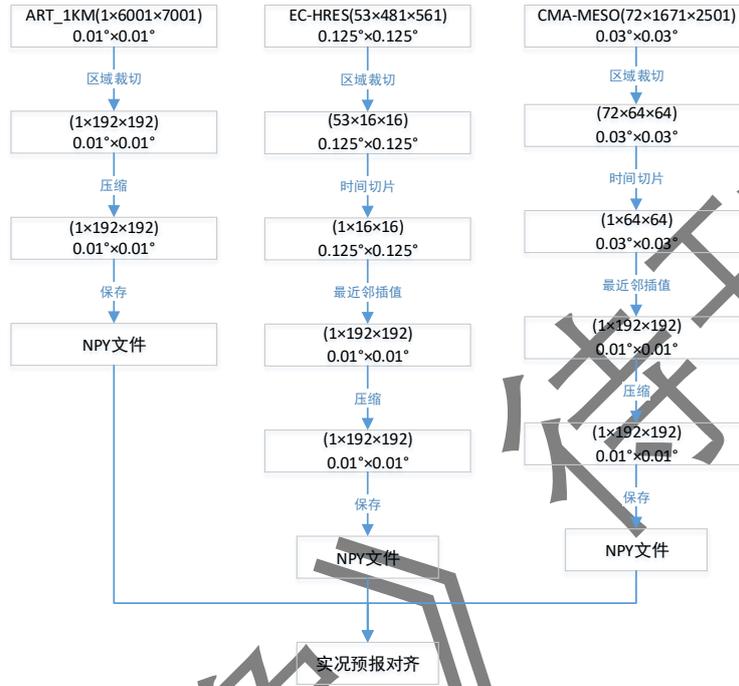
图 1 研究区域及格点实况产品检验站点位置

Fig.1 Location of research areas and inspection stations of grid real-time products

1.2 数据处理方法

为便于研究区域的实况和模式预报产品检验分析以及模型样本构建,需要对三种模式数据进行区域裁切、时空对齐处理,流程见图 2,所有数据处理为空间分辨率 $0.01^{\circ} \times 0.01^{\circ}$,宽高为 192×192 的单层格点区域。192 的宽高便于模型构建时下采样处理,每次下采样都会将数据宽高减半,模型采用 4 次下采样过程,因此要求格点大小至少是 16 的倍数,同时本文的区域订正与徐景峰等 (2023) 的订正区域选取方法不同,本研究同一模型只订正固定

区域，能够更好地体现区域的统计特征，区域太大包含的地形会更复杂，难以研究不同地形对于统计特征的影响，太小会降低研究区域的覆盖面积，影响区域统计特征的普适性。采用最近邻插值的方式将预报数据处理为与实况同等宽高和分辨率的格点，目的是保持数据的原始状态，使数据检验时更为客观，双线性或三线性等插值方法有更好的视觉效果，但对原始数据是一种失真处理。



注：“1×6001×7001”表示数据的层数、径向、纬向格点数，“0.01°×0.01°”表示数据的空间分辨率。

图2 数据处理流程

Fig. 2 Data processing flow of ART_1km、EC-HRES、CMA-MESO

1.3 检验方法

模式预报和订正结果数据采用以格点为单位的检验，检验指标有三个：样本的区域格点均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和平均误差（ME），计算方式如下：

$$RMSE = \frac{1}{M} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{M} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - x_i| \right) \quad (2)$$

$$ME = \frac{1}{M} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i) \right] \quad (3)$$

式中： N 表示研究区域单个样本的格点数， M 为样本个数， x_i 、 y_i 分别表示单个格点模式预报和实况的风速值。RMSE、MAE 两个指标用于检验模式数据对于实况产品的误差程度，越大表示在研究区域模式预报与实况产品的差距越大，也反映出模式对于该区域的预报适用性越差，MAE 更适合作为预报模式订正模型的检验指标。ME 用于检验模式数据对于实况产品是否存在系统性的偏差，负数表示模式预报相较于实况产品有系统性的偏大，正数表示模式预报相较于实况产品有系统性的偏小。

1.4 U-Net++模型构建方法

U-Net 深度学习网络模型 (Ronneberger et al, 2015) 自 2015 年提出后，被广泛用于图像分割、图像超分领域，取得了很好的成果。Han et al (2021) 将其应用于温度、湿度、风速、风向等要素数值天气预报的偏差订正，并改进了上采样过程，采用了 Shi et al (2016) 提出的 Sub-Pixel Convolution 子像素卷积模块，使得上采样过程参数化，提高了模型的表达能力，取得了较好的订正效果。Zhou et al (2020) 等提出了 U-Net++ 网络，该网络在原有网络的基础上增加了密集的跳联，从而使得网络能够学习到更多的非线性特征，增强网络的表达能力。本文应用的 U-Net++ 网络模型，将下采样的最大池化替换为步长为 2 的卷积，上采样使用 Shi et al (2016) 提出的 Sub-Pixel Convolution，从而将上、下采样参数化，增加模型的学习能力，图 3 展示了模型架构。

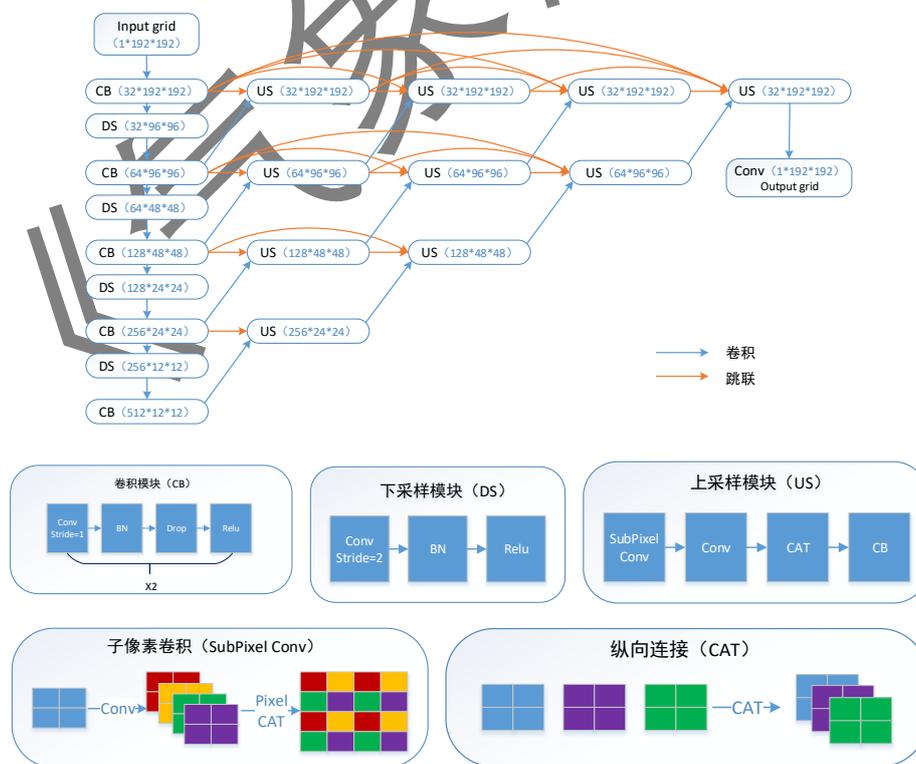


图 3 U-Net++网络模型框架

Fig. 3 U-Net++ network model framework

本文降尺度订正采用格点订正，订正区域包含了长江部分航道。传统的站点订正不会考虑站点周围的因素，并且对于没有站点的位置，只能通过临近站点插值获得，订正效果的好坏与插值算法以及被插值点周边环境有关，不会考虑周边点作用于被插值点的统计规律，而格点的降尺度订正，恰好可以弥补这一点。本文将模型以区域、起报时间、预报时次进行分类，发掘特定于上述分类条件的统计规律，利用 U-Net++模型学习这些规律，从而达到模式降尺度订正的目的。

损失函数包含三个部分，如式（4）所示，第一部分是研究区域模式预报与实况风速格点均方误差， N_a 表示研究区域格点总和， y_i 表示实况格点风速值， x_i 表示预报格点风速值；第二部分是航道区域预报与实况的均方误差， N_w 表示研究区域被航道覆盖的格点数， m_i 表示航道掩膜格点值：航道区域点为 1，其他点为 0，此项作用是提高模型对于航道区域风速订正的效果；第三部分采用 Yu et al（2022）在研究风速空间降尺度模型提出的地形指导方法，其通过大量相关统计发现，地形标准差与风速标准差具有某种不确定关联，标准差计算如式（5）、（6），此项可以使模型学习局地复杂地形对于风速的影响，提高模型的鲁棒性， Y_k 为局地待订正格点数据， T_k 为对应局地地形格点数据，此处为 8×8 的格点，即 N_o 的值为 64， N_s 为局地区域总数，本文的研究区域维度为 192×192 ，因此 N_s 为 24， λ 、 ξ 、 ω 均为超参数，取值区间为 $(0, 1)$ 。

$$Loss = \frac{1}{N_a} \sum_{i=1}^{N_a} (y_i - x_i)^2 + \frac{\lambda}{N_w} \sum_{i=1}^{N_a} [(y_i - x_i)^2 * m_i] + \frac{\xi}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} [std(\hat{Y}_k) - \omega * std(T_k)]^2 \quad (4)$$

$$std(\hat{Y}_k) = sqrt\{\frac{1}{N_o} \sum_{j=1}^{N_o} [y_{k_j} - \frac{1}{N_o} \sum_{j=1}^{N_o} (y_{k_j})]^2\} \quad (5)$$

$$std(T_k) = sqrt\{\frac{1}{N_o} \sum_{j=1}^{N_o} [t_{k_j} - \frac{1}{N_o} \sum_{j=1}^{N_o} (t_{k_j})]^2\} \quad (6)$$

2 风速误差分析

2.1 实况资料分析

韩帅等（2018）利用 2016 年 1 月 1 日至 12 月 31 日的 2380 个国家级气象观测站的小时观测数据，对 ART_1 km 产品进行了质量评估，风的评估检验结果见表 2，平均绝对误差(MAE)

小于 $0.5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的站的数量占比在 90%以上。同时，选取 2023 年 1 月 1 日至 12 月 31 日部分沿江站点对 ART_1 km 产品进行风速误差检验，站点位置如图 1 所示，检验结果见表 3，所有站 MAE 的平均值约为 $0.116 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。对于 ART_1 km 10 m 风实况产品，两次检验结果均较好，且在沿江区域的适用性较好，能够作为模式风速预报检验和模式订正的目标数据使用。

表 2 2016 年 1 月 1 日至 12 月 31 日 ART_1 km 风实况产品站点偏差分布

Table 2 Deviation distribution of ART_1km wind product at stations from January 1st to December 31st, 2016

偏差分布/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	± 0.5	± 1	± 1.5
气象站点占比/%	91.2	98.4	99.6

表 3 2023 年 1 月 1 日至 12 月 31 日 ART_1 km 风速产品沿江站点平均绝对误差 (单位: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

Table 3 Mean absolute error of ART_1km wind product at stations along the Yangtze River from January 1st to December 31st, 2023 (unit: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

站号	MAE	站号	MAE
Q9621	0.48	Q7809	0.005
Q1761	0.01	Q4618	0.01
P3415	1.22	Q9521	0.01
A8218	0.004	Q4920	0.01
57437	0.003	A8505	0.01
Q8002	0.001	Q5244	0.01
57349	0.18	Q4305	0.01
57367	0.01	P3623	0.09
Q8213	0.01	Q8606	0.01

2.2 模式预报风速误差分析

对 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日，为期两年在平原与丘陵区域的 EC-HRES、CMA-MESO 未来 48 h 预报时效，逐 3 h 间隔的数据进行分区域、分起报时间、分预报时次的检验，RMSE 和 MAE 的结果见图 4。由图可知，两个模式在不同区域的误差均呈现波动增长，RMSE 与 MAE 变化趋势一致，因此可以使用均方误差作为模型训练的损失函数，通过减小均方误差降低 MAE 实现预报订正；EC-HRES 的分辨率虽然低于 CMA-MESO，不同研究区域 EC-HRES 风速预报的 RMSE 和 MAE 均小于 CMA-MESO，EC-HRES 对于研究区域的适应性更好；两个模式的风速预报在丘陵区域的 MAE 小于平原区域，即在丘陵区域模式预报产品与 ART_1 km 实况产品更为接近。为分析昼夜、起报时间对于模式预报的影响，图 5 展示了平原区域与丘陵区域一天内不同起报时间 MAE 的日变化，由图 5 可知，两个模式在丘陵区域的预报误差白天较大，晚上较小，EC-HRES 在 14 时误差最大，CMA-MESO 在 17 时误差最大，平原区域这个现象

不明显；起报时间对于两个模式的影响不大，08 时起报的误差略大于 20 时起报误差。由上可见，模式预报对于不同区域、预报时次、起报时间的误差都呈现出一定的规律性，这也为模型分类订正提供了依据。

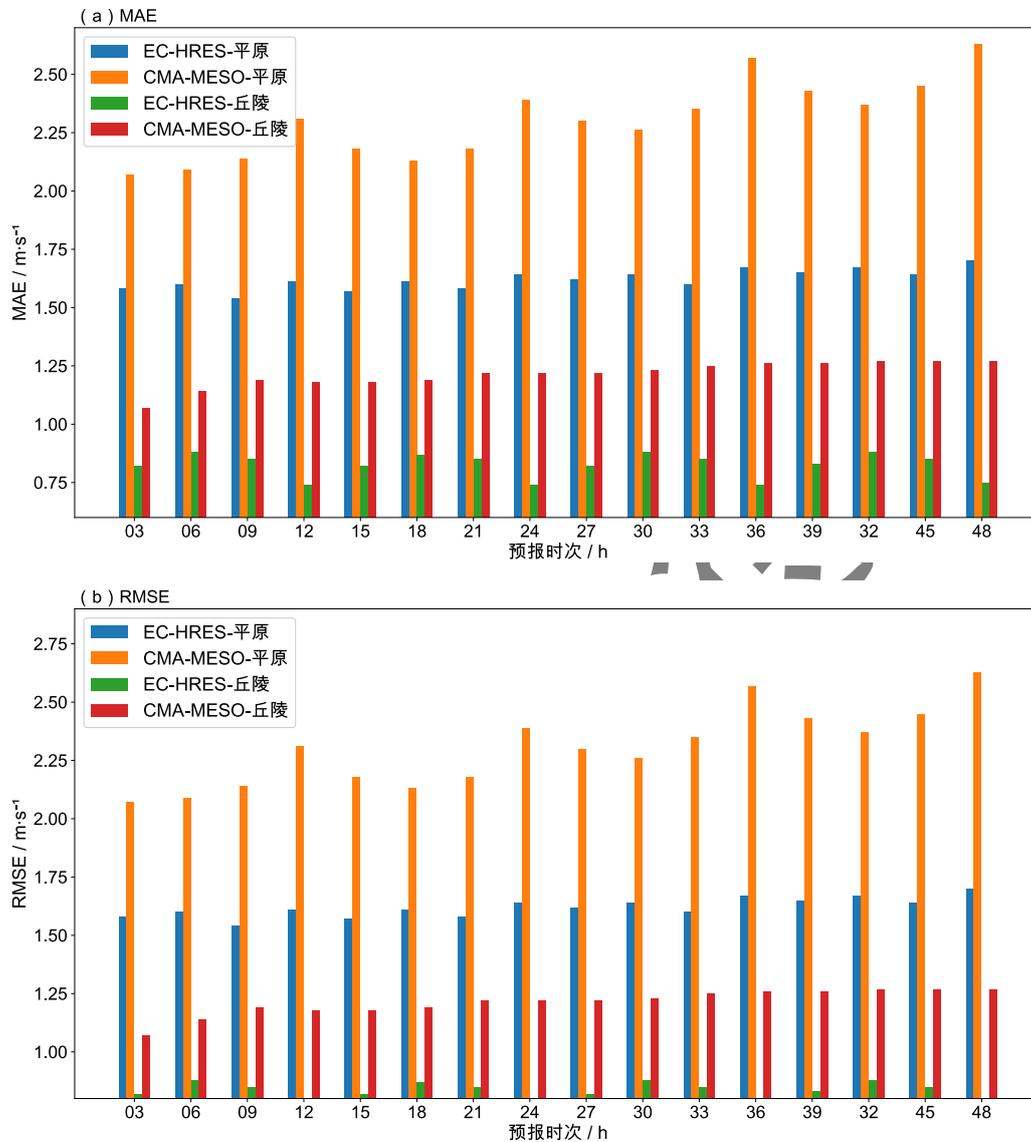


图 4 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日 EC-HRES 和 CMA-MESO 在平原与丘陵区域 48 h 预报时次的预报误差

Fig. 4 The variation of forecast error in EC-HRES and CMA-MESO on plain area and hilly area along forecast time from January 1, 2022 to December 31, 2023

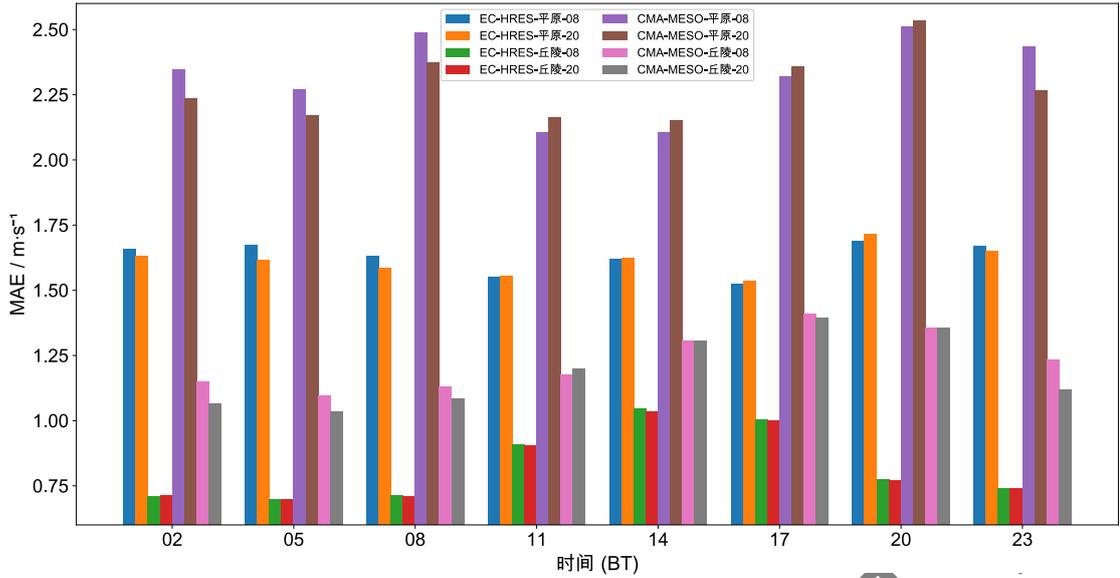


图5 2022年1月1日至2023年12月31日EC-HRES和CMA-MESO在平原与丘陵区域不同起报时间的MAE的日变化

Fig.5 The variation of MAE in EC-HRES and CMA-MESO among different starting forecasting times and forecast times on plain area and hilly area during different periods in one day from January 1, 2022 to December 31, 2023

表4展示了EC-HRES与CMA-MESO在不同区域的平均误差，即误差统计样本不再区分预报时次和起报时间，由表4可知，两个模式参照ART_1 km实况产品，在风速预报上均有不同程度偏大的系统性偏差，平原区域的误差较于丘陵区域更大，CMA-MESO误差较于EC-HRES更大。ART_1 km实况是由多源数据叠加精细化地形得到的，更符合局地地形特性，EC-HRES和CMA-MESO的模式风速预报都呈现一定的趋势性，不能很好体现精细地形因素对于风速的影响，这个现象在平原区域更为明显，这也是平原区域误差更大的原因之一，因此本研究将地形数据添加到损失函数中，从而增加模型的鲁棒性。

表4 2022年1月1日至2023年12月31日在平原与丘陵区域不同模式的平均误差（单位： $m \cdot s^{-1}$ ）

Table 4 The total average error of different research regions and models from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: $m \cdot s^{-1}$)

误差类型	EC-HRES		CMA-MESO	
	平原	丘陵	平原	丘陵
ME	-1.52	-0.53	-2.21	-0.96
MAE	1.62	0.82	2.3	1.21
RMSE	1.81	1.03	2.52	1.59

3 订正结果分析

打乱 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日的样本并拆分,将 5/6 的样本用于模型训练, 1/6 的样本用于模型检验, 两个样本集数据不重叠, 订正结果分析采用的数据全部来自于检验样本生成的数据。对 EC-HRES 和 CMA-MESO 的 10 m 风速进行分起报时间 (08 时、20 时)、分预报时次 (03 时、06 时、09 时、12 时)、分区域 (平原、丘陵) 的订正结果分析, 表 5、表 6 分别展示了应用训练好的两种模型针对测试样本的订正结果, 由表可知, EC-HRES 和 CMA-MESO 在平原区域和丘陵区域都有正向的订正效果; 订正后 EC-HRES 的 MAE 依然小于 CMA-MESO, 但两种模式订正后的 MAE 差距明显减小; 订正后丘陵区域的 MAE 依旧小于平原区域。

表 5 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本 EC-HRES 预报订正前后的 MAE (单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

Table 5 Comparison of MAE before and after correction for EC-HRES model forecast on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

起报时间 (BT)	预报时次 (BT)	平原		丘陵	
		订正前	订正后	订正前	订正后
08	03	1.53	1.10	0.94	0.75
20	03	1.66	1.05	0.79	0.61
08	06	1.57	1.19	0.81	0.67
20	06	1.60	1.01	0.74	0.57
08	09	1.48	1.08	1.01	0.79
20	09	1.60	1.01	0.73	0.56
08	12	1.61	1.01	0.76	0.62
20	12	1.50	1.05	0.71	0.56
平均		1.57	1.06	0.81	0.64

表 6 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本 CMA-MESO 预报订正前后的 MAE (单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

Table 6 Comparison of MAE before and after correction for CMA-MESO model forecast on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

起报时间 (BT)	预报时次 (BT)	平原		丘陵	
		订正前	订正后	订正前	订正后
08	03	1.91	1.18	1.12	0.79
20	03	2.11	1.12	1.02	0.67
08	06	2.14	1.35	1.13	0.80
20	06	2.13	1.14	0.97	0.64
08	09	2.10	1.23	1.41	0.91
20	09	2.20	1.18	1.07	0.68
08	12	2.29	1.22	1.30	0.77

20	12	2.17	1.22	1.02	0.66
平均		2.13	1.20	1.13	0.74

为对比模型改进前后的效果，采用预报订正前后相对于实况 MAE 的降低比率 (R_{MAE}) 来评价模型的订正效果，如式 (5) 所示， E_y 表示预报 MAE， $E_{y'}$ 预报订正 MAE， R_{MAE} 值越大降尺度订正效果越好。图 6 展示了 U-Net 和 U-Net++ 模型在不同模式、区域、起报时间、预报时次的 R_{MAE} 。由图可知 CMA-MESO 的降尺度订正程度好于 EC-HRES，平原区域要好于丘陵区域，这与 2.2 小节预报检验中 CMA-MESO 以及平原区域 MAE 更大有关，也进一步说明国内外模式，以及平原、丘陵区域订正后的结果有趋同性；U-Net 和 U-Net++ 两个模型订正结果对比，除了个别区域、时次外，U-Net++ 网络模型要好于 U-Net，U-Net++ 的总平均 R_{MAE} 为 32.73%，U-Net 的总平均 R_{MAE} 为 30.06%，平均订正效果提升了 2.67 个百分点 (表 7，表 8)。

$$R_{MAE} = [(E_y - E_{y'}) / E_y] * 100\% \quad (7)$$

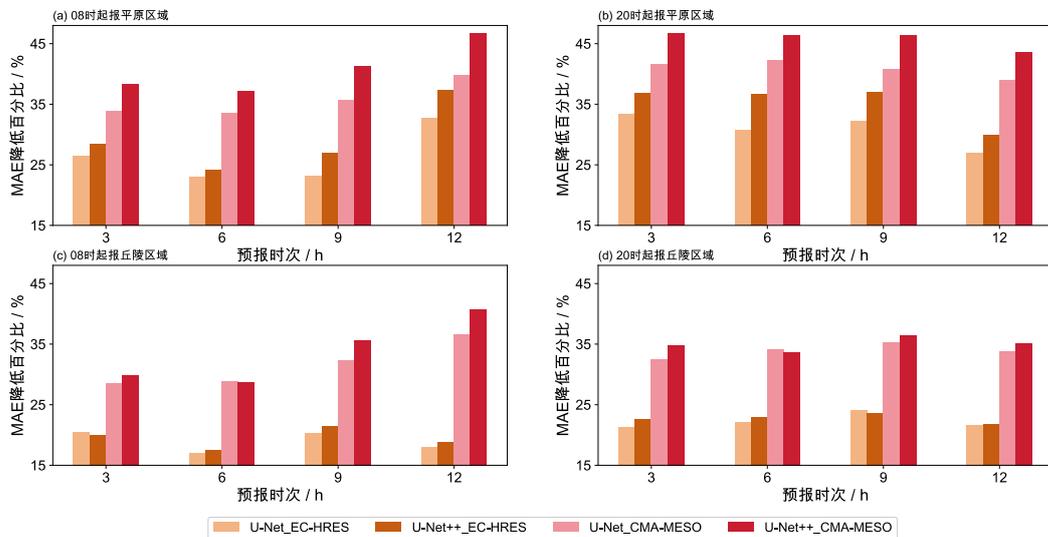


图 6 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本不同起报时间 (a, b) 平原与 (c, d) 丘陵区域模型 R_{MAE}

Fig. 6 Comparison of MAE reduction rates on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (a:forecast for plain areas of hour 08, b:forecast for plain areas of hour 20, c:forecast for hilly areas of hour 08, d:forecast for hilly areas of hour 20)

表 7 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本不同起报时间平原区域 U-Net 与 U-Net++ 模型的 R_{MAE}

(单位: %)

Table 7 Comparison of MAE reduction rates between U-Net and U-Net++ on plain area on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: %)

模型类型	EC-HRES		CMA-MESO	
	08 时	20 时	08 时	20 时
U-Net++	29.18	35.05	40.85	45.73
U-Net	26.28	30.80	35.73	40.85
差值	2.90	4.25	5.13	4.88

表 8 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本不同起报时间丘陵区域 U-Net 与 U-Net++模型的 R_{MAE} (单位: %)

Table 8 Comparison of MAE reduction rates between U-Net and U-Net++ on hilly area on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: %)

模型类型	EC-HRES		CMA-MESO	
	08 时	20 时	08 时	20 时
U-Net++	19.45	22.78	33.78	35.00
U-Net	18.98	22.28	31.63	33.93
差值	0.48	0.50	2.15	1.08

为对比损失函数中加入地形对模型订正效果的影响, 本文采用 U-Net++网络模型选取预报时次为 06 时的数据研究, 由表 9 可知, 模型在迭代 500 次后, 不加地形的订正效果好于加入地形的效果, 1000 次迭代后, 丘陵区域加入地形的效果好于不加地形的效果, 且不加地形的模型订正效果会回退, 出现过拟合的现象, 平原区域加入地形的效果提升不明显。在损失函数中加入航道区域项, 对于航道区域的订正效果提升较好, 无论是在丘陵或平原, 模型的订正效果有约 2 个百分点的提升 (表 10)。图 7 和图 8 分别为 EC-HRES 和 CMA-MESO 预报测试样本订正结果个例展示, 由图可见, CMA-MESO 的预报精细化程度较 EC-HRES 更高, 多源融合实况 ART 1 km 局地特征很明显, 订正模型能够学习到这些局地特征, 使订正结果也呈现出明显的局地特征, 图中评价数据显示, 模型基本消除了系统偏差, 订正效果在航道区域好于整体区域。

表 9 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本损失函数加入地形标准差前后 U-Net++模型的 R_{MAE} (单位: %)

Table 9 Comparison of MAE reduction rates of U-Net++ model before and after adding terrain standard deviation to the loss function on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: %)

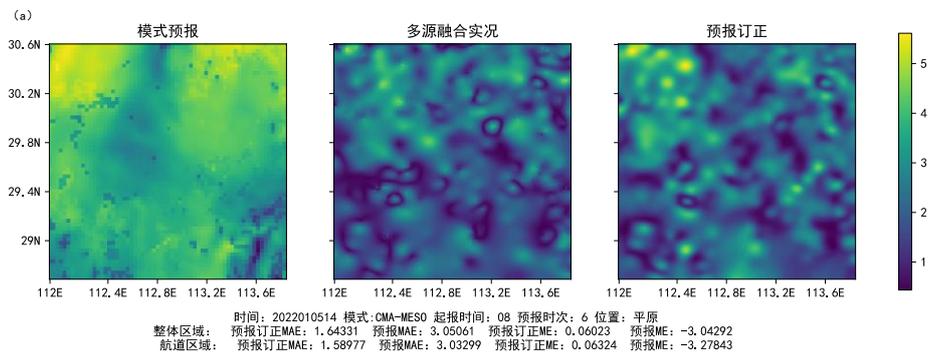
模型因子	500 次		1000 次	
	不加地形	加入地形	不加地形	加入地形

EC-HRES 丘陵 08 时起报	17.59	17.38	17.19	18.31
EC-HRES 丘陵 20 时起报	23.00	22.86	22.77	24.20
CMA-MESO 丘陵 08 时起报	28.81	28.70	27.91	29.32
CMA-MESO 丘陵 20 时起报	33.60	33.41	33.29	34.87
EC-HRES 平原 08 时起报	24.08	23.91	24.11	24.10
EC-HRES 平原 20 时起报	36.62	36.53	36.59	36.59
CMA-MESO 平原 08 时起报	37.11	37.06	37.14	37.12
CMA-MESO 平原 20 时起报	46.30	46.14	46.25	46.21

表 10 2022 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日检验样本损失函数加入航道区域误差前后 U-Net++模型在航道区域的 R_{MAE} (单位: %)

Table 10 Comparison of MAE reduction rates of U-Net++ model in channel region before and after adding channel region error to loss function on test samples from January 1, 2022 to December 31, 2023 (unit: %)

模型因子	加入航道	未加入航道	航道区域订正提升
EC-HRES 丘陵 08 时起报	21.25	18.16	3.09
EC-HRES 丘陵 20 时起报	24.36	21.87	2.49
CMA-MESO 丘陵 08 时起报	34.29	32.69	1.60
CMA-MESO 丘陵 20 时起报	36.80	34.04	2.76
EC-HRES 平原 08 时起报	28.99	27.27	1.72
EC-HRES 平原 20 时起报	35.23	34.16	1.07
CMA-MESO 平原 08 时起报	41.68	39.67	2.01
CMA-MESO 平原 20 时起报	46.65	44.80	1.85
平均	33.65	31.58	2.07



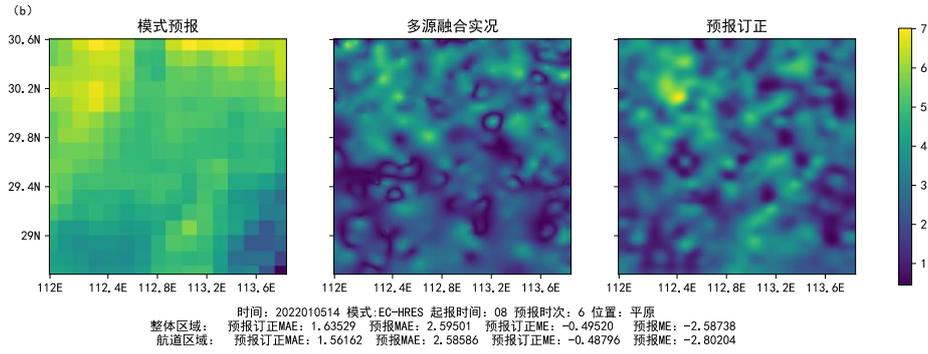


图 7 2022 年 1 月 5 日 14 时 CMA-MESO (a) 和 EC-HRES (b) 在平原区域的订正效果

Fig. 7 Comparison of model correction effects between CMA-MESO (above) and EC-HRES (below) at 14:00 on January 5th, 2022 on plain areas

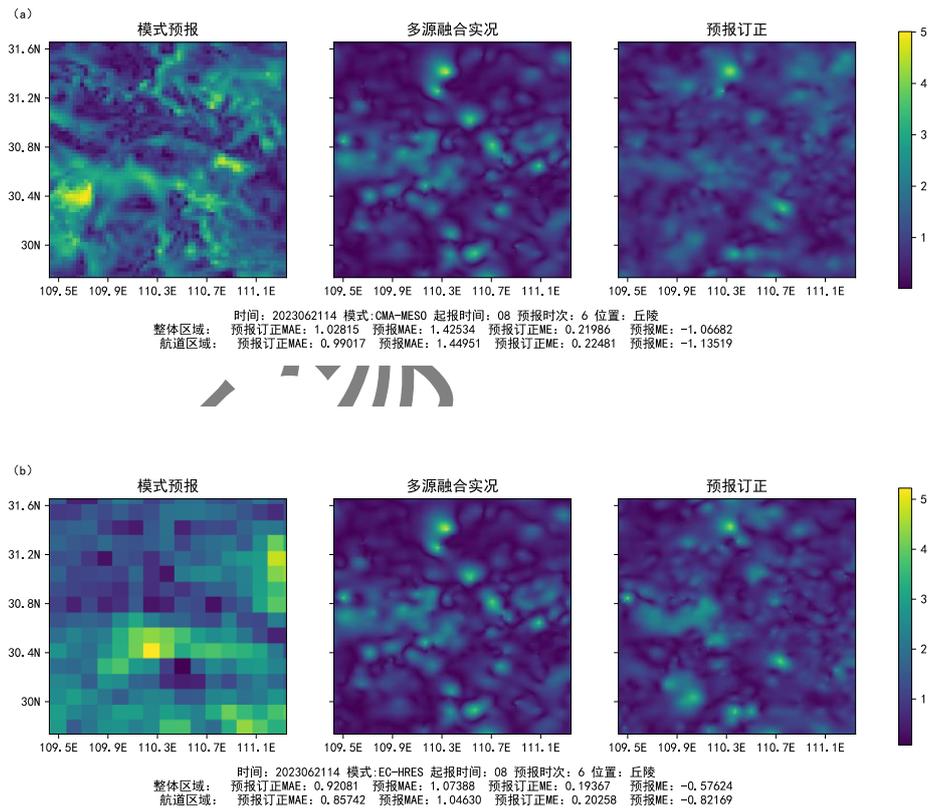


图 8 2023 年 6 月 21 日 14 时 CMA-MESO (a) 与 EC-HRES (b) 在丘陵区域的订正效果

Fig. 8 Comparison of model correction effects between CMA-MESO (above) and EC-HRES (below) at 14:00 on June 21, 2023 on hilly areas

4 结论与讨论

首先利用中国多源融合实况分析 ART_1 km 10 m 风要素产品分析了 EC-HRES 和 CMA-MESO 预报 10 m 风要素在航道研究区域的适应性, EC-HRES 和 CMA-MESO 相较于实况产品, 都有偏大的系统性误差, EC-HRES 的误差相对较小, 丘陵区域风速误差相对较小, 风速误差随着预报时次的增加逐步增大, 并呈现周期性波动, 丘陵区域白天误差大于夜晚。

随后利用 U-Net++ 神经网络对 EC-HRES 和 CMA-MESO 风速预报数据进行降尺度订正, 将 EC-HRES 的 0.125° 、CMA-MESO 的 0.03° 分辨率格点订正到 0.01° 。根据检验结果发现, 平原区域的降尺度订正程度好于丘陵区域, CMA-MESO 的降尺度订正程度好于 EC-HRES, 但订正后平原区域的 MAE 依旧大于丘陵区域, 订正后 CMA-MESO 的 MAE 依旧大于 EC-HRES, 差距明显减小, 也进一步说明国内外模式, 以及平原、丘陵区域订正后的结果有趋同性; U-Net++ 网络模型对于格点模型风速预报的订正效果平均提升了 32.73%, 好于 U-Net 网络模型; 对损失函数加入地形和航道项前后进行了订正效果对比, 发现加入航道项后, 对于航道区域的订正效果提升约 2 个百分点, 加入地形项后, 对于平原区域的订正效果不明显, 对于丘陵区域订正效果平均提升了约 1 个百分点。

U-Net++ 网络对于模式风速预报有很好的订正效果, 风是一个矢量气象要素, 既有大小又有方向, 对于同一风速, 可能风向完全不同, 航道区域不同的风向对于航道通行风险的影响也不同, 后续考虑将风的 U 、 V 分量加入订正模型, 同时进行风速、风向降尺度订正, 提高航道区域风预报能力。在模型方面, U-Net++ 模型利用卷积实现了订正模型的空间特征提取, 采用编解码的方式实现了模式风的空间订正, 对于气象要素包括风是一个随着时间变化的物理量, 风每一个时刻的状态都与前几个时次有着密切的关系, 后续考虑结合 LSTM 网络, 提取模式风的时间特征, 从而进一步提高降尺度订正效果。

参考文献:

- 常俊, 彭新东, 范广洲, 等, 2015. 结合历史资料的数值天气预报误差订正[J]. 气象学报, 73(2): 341-354. Chang J, Peng X D, Fan G Z, et al, 2015. Error correction of numerical weather prediction with historical data[J]. Acta Meteor Sin, 73(2): 341-354 (in Chinese).
- 陈德山, 范腾泽, 元海文, 等, 2022. 内河航运系统监管技术现状与展望[J]. 交通运输系统工程与信息, 22(6): 1-14. Chen D S, Fan T Z, Yuan H W, et al, 2022. Review and prospect on system operation supervision technology of inland river navigation system[J]. J Transp Syst Eng Inf Technol, 22(6): 1-14 (in Chinese).
- 陈豫英, 陈晓光, 马金仁, 等, 2006. 风的精细化 MOS 预报方法研究[J]. 气象科学, 26(2): 210-216. Chen Y Y, Chen X G, Ma J R, et al, 2006. A study on subtle MOS forecasting method of wind[J]. Sci Meteor Sin, 26(2): 210-216 (in Chinese).
- 韩帅, 师春香, 姜志伟, 等, 2018. CMA 高分辨率陆面数据同化系统(HRCLDAS-V1.0)研发及进展[J]. 气象科技进展, 8(1): 102-108, 116. Han S, Shi C X, Jiang Z W, et al, 2018. Development and progress of high resolution CMA land surface data assimilation system[J]. Adv Meteor Sci Technol, 8(1): 102-108, 116 (in Chinese).
- 胡海川, 黄彬, 魏晓琳, 2017. 我国近海洋面 10 m 风速集合预报客观订正方法[J]. 气象, 43(7): 856-862. Hu H C, Huang B, Wei X L, 2017. Objective correction method of ensemble forecast of 10 m winds on Chinese offshore[J]. Meteor Mon, 43(7): 856-862 (in Chinese).
- 刘志杰, 刘彬贤, 王锐, 等, 2022. 基于传统和深度学习技术的黄渤海域大风预报方法研究[J]. 海洋预报, 39(6): 34-43. Liu Z J, Liu B X, Wang R, et al, 2022. Research on the gale prediction methods in the Yellow Sea and Bohai Sea based on traditional and deep learning technologies[J]. Marine Forecasts, 39(6): 34-43.
- 罗江珊, 杨凡, 毕玮, 等, 2024. EC 细网格 10m 风场产品在青岛港区的预报检验和随机森林订正[J]. 海洋预报, 41(3): 110-119. Luo J S, Yang F, Bi W, et al, 2024. Verification and Random Forest Correction of the EC fine-grid model 10 m wind in Qingdao Port[J]. Marine Forecasts, 41(3): 110-119.
- 孟英杰, 田刚, 明绍慧, 等, 2023. 长江航运智慧气象服务的实践[J]. 中国水运(上半月), 23(1): 10-12. Meng Y J, Tian G, Ming S H, et al, 2023. Practice of smart meteorological services for Yangtze River shipping[J]. China Water Trans, 23(1): 10-12 (in Chinese).
- 钱燕珍, 孙军波, 陈佩燕, 等, 2013. 用数值预报释用方法做近海及登陆热带气旋强度预报[J]. 气象, 39(6): 710-718. Qian Y Z, Sun J B, Chen P Y, et al, 2013. Interpretation method of numerical weather prediction for intensity forecast of offshore and landing tropical cyclones[J]. Meteor Mon, 39(6): 710-718 (in Chinese).
- 任萍, 陈明轩, 曹伟华, 等, 2020. 基于机器学习的复杂地形下短期数值天气预报误差分析与订正[J]. 气象学报, 78(6): 1002-1020. Ren P, Chen M X, Cao W H, et al, 2020. Error analysis and correction of short-term numerical weather prediction under complex terrain based on machine learning[J]. Acta Meteor Sin, 78(6): 1002-1020 (in Chinese).
- 申华羽, 方艳莹, 涂小萍, 等, 2020. ECMWF 细网格 10 m 风预报在浙江沿海的评估与订正[J]. 气象, 46(11): 1485-1494. Shen

H Y, Fang Y Y, Tu X P, et al, 2020. Verification of ECMWF 10 m wind forecast for coastal Zhejiang Province[J]. Meteor Mon, 46(11): 1485-1494 (in Chinese).

孙全德, 焦瑞莉, 夏江江, 等, 2019. 基于机器学习的数值天气预报风速订正研究[J]. 气象, 45(3): 426-436. Sun Q D, Jiao R L, Xia J J, et al, 2019. Adjusting wind speed prediction of numerical weather forecast model based on machine learning methods[J]. Meteor Mon, 45(3): 426-436 (in Chinese).

王甚男, 李彦, 王翔, 等, 2023. 泸州长江航道运输安全气象保障策略研究[J]. 中国信息化, (2): 73-74. Wang S N, Li Y, Wang X, et al, 2023. Research on meteorological guarantee strategy for transportation safety of the Yangtze River Channel in Luzhou[J]. iCHINA, (2): 73-74 (in Chinese).

王在文, 陈敏, Monache L D, 等, 2019. 相似集合预报方法在北京区域地面气温和风速预报中的应用[J]. 气象学报, 77(5): 869-884. Wang Z W, Chen M, Monache L D, et al, 2019. Application of analog ensemble method to surface temperature and wind speed prediction in Beijing Area[J]. Acta Meteor Sin, 77(5): 869-884 (in Chinese).

熊红梅, 田刚, 张勤, 等, 2021. 交通强国背景下内河航运气象保障发展思考[J]. 中国水运(下半月), 21(8): 22-24. Xiong H M, Tian G, Zhang Q, et al, 2021. Development considerations for meteorological support of inland waterway transportation under the background of a transportation power [J]. China Water Transp (2nd Half), 21(8): 22-24 (in Chinese).

徐景峰, 宋林焯, 陈明轩, 等, 2023. 冬奥会复杂山地百米尺度 10m 风速预报的机器学习订正对比试验[J]. 大气科学, 47(3): 805-824. Xu J F, Song L Y, Chen M X, et al, 2023. Comparative machine learning-based correction experiment for a 10m wind speed forecast at a 100m resolution in complex mountainous areas of the winter olympic games[J]. Chin J Atmos Sci, 47(3): 805-824 (in Chinese).

杨程, 姜瑜君, 余贞寿, 等, 2019. 基于偏最小二乘回归的区域换式风速预报订正技术研究[J]. 气象, 45(5): 676-684. Yang C, Jiang Y J, Yu Z S, et al, 2019. Correction technology of regional wind speed forecasting based on partial least square regression[J]. Meteor Mon, 45(5): 676-684 (in Chinese).

杨晓君, 张楠, 陈宏, 等, 2019. 基于神经网络算法的渤海海风预报方法研究[J]. 干旱气象, 37(1): 146-152. Yang X J, Zhang N, Chen H, et al, 2019. Study on forecast method of sea wind in Bohai sea based on artificial neural network algorithm[J]. J Arid Meteor, 37(1): 146-152 (in Chinese).

曾庆存, 1978. 计算稳定性的若干问题[J]. 大气科学, 2(3): 181-191. Zeng Q C, 1978. Some aspects of the computational stability[J]. Sci Atmos Sin, 2(3): 181-191 (in Chinese).

张延彪, 陈明轩, 韩雷, 等, 2022. 数值天气预报多要素深度学习融合订正方法[J]. 气象学报, 80(1): 153-167. Zhang Y B, Chen M X, Han L, et al, 2022. Multi-element deep learning fusion correction method for numerical weather prediction[J]. Acta Meteor Sin, 80(1): 153-167 (in Chinese).

张颖超, 肖寅, 邓华, 2016. 基于 ELM 的风电场短期风速订正技术研究[J]. 气象, 42(4): 466-471. Zhang Y C, Xiao Y, Deng H,

2016. Modification technology research of short-term wind speed in wind farm based on ELM Method[J]. Meteor Mon, 42(4): 466-471 (in Chinese).

张鑫宇, 陈敏, 范水勇, 2023. 基于莫宁-奥布霍夫相似理论的地面站点风速预报偏差订正[J]. 气象, 49(5): 624-632. Zhang X Y, Chen M, Fan S Y, 2023. Correction of wind speed forecast deviations at ground stations based on Monin-Obukhov similarity theory[J]. Meteor Mon, 49(5): 624-632 (in Chinese).

Han L, Chen M X, Chen K K, et al, 2021. A deep learning method for bias correction of ECMWF 24-240 h Forecasts[J]. Adv Atmos Sci, 38(9): 1444-1459.

Lorenz E N, 1965. A study of the predictability of a 28-variable atmospheric model[J]. Tellus, 17(3): 321-333.

Mu M, Duan W S, Wang J C, 2002. The predictability problems in numerical weather and climate prediction[J]. Adv Atmos Sci, 19(2): 191-204.

Ronneberger O, Fischer P, Brox T, 2015. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Medical image computing and computer-assisted intervention -- MICCAI 2015: Part III /.:Springer: 234-241.

Shi W Z, Caballero J, Huszár F, et al, 2016. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network[C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: Institute of Electrical and Electronics Engineers: 1874-1883.

Yu T Z, Yang R Y, Huang Y, et al, 2022. Terrain-guided flatten memory network for deep spatial wind downscaling[J]. IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens, 15: 9468-9481.

Zhou Z W, Siddiquee M M R, Tajbakhsh N, et al, 2020. UNet++: redesigning skip connections to exploit multiscale features in image segmentation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 39(6): 1856-1867.