

基于大涡模拟和机器学习的复杂海湾地面风速百米级降尺度技术

蒋悦^{1,2} 张艳霞³ 潘宁^{1,4*} 程思² 裴昌春²

1. 福建省灾害天气重点实验室, 中国气象局海峡灾害天气重点开放实验室, 福建 福州 350008

2. 福建省泉州市气象局, 福建 泉州 362000

3. 中国气象局广州热带海洋气象研究所, 广东 广州 510641

4. 福建省气象台, 福建 福州 350008

摘要: 数值天气预报降尺度技术是获取百米级地面风场预报的重要手段。在复杂海湾地形, 尽管动力降尺度能较好地表征百米级地面风场, 但其对计算资源要求很高且尚未达到业务时效性要求。而统计降尺度的优点是计算效率高, 但在实际应用中缺乏统计建模所需的百米级实况场。因此, 单一的降尺度方法难以满足复杂海湾地面风场的精细化预报需求。本研究选取福建湄洲湾冬季冷空气大风的 8 次过程为研究对象, 基于水平分辨率为 0.03° 的 CMA-GD 模式模拟结果进行降尺度, 结合动力降尺度和统计降尺度两种方法的优点, 探讨复杂海湾百米级地面风场的降尺度技术。首先, 利用 WRF 模式嵌套水平分辨率达 111m 的大涡模拟 (LES) 进行动力降尺度, 建立 2019~2023 年冬季冷空气大风过程的百米级 WRF-LES 地面风场模拟数据集。其次, 基于 2019~2022 年 CMA-GD 气象要素模拟数据集和 WRF-LES 地面风场模拟数据集, 采用随机森林算法构建两者之间的分区统计降尺度模型。利用湄洲湾区域气象自动站地面风观测进行对比评估, 结果表明, 与 CMA-GD 模拟相比, 百米级 WRF-LES 数据集更能捕捉到近地面风速脉动的时空跳跃性和刻画湍流的脉动特征, 与观测风速的均方根误差 (RMSE) 也更低, 而 2023 年 CMA-GD 地面风模拟结果经分区随机森林统计模型降尺度至百米级后, 空间分布特征与 WRF-LES 模拟吻合, 风速随时间变化趋势也基本一致, 且 RMSE 明显小于 CMA-GD 地面风模拟的双线性插值降尺度结果, 大部分地区的 RMSE 控制在 $0\sim 2.5\text{ m s}^{-1}$ 范围内。综上所述, 联合大涡模拟和机器学习的动力-统计降尺度模型能够有效地将复杂海湾地形的公里级地面风速降尺度至百米级, 为复杂海湾地形精细化天气预报提供技术支持。

关键词: 大涡模拟; 百米尺度; 机器学习; 动力降尺度; 统计降尺度

doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2505.24110

Large-Eddy Simulation and Machine Learning-Based 100-Meter Scale Downscaling Technology
for Surface Wind Speeds in Complex Bays

JIANG Yue^{1,2} ZHANG Yanxia³ PAN Ning^{1,4*} CHENG Si² PEI Changchun²

1. Fujian Key Laboratory of Severe Weather, and Key Laboratory of Strait Severe Weather, China Meteorological Administration, Fuzhou 350008,
China

2. Quanzhou Meteorological Bureau, Quanzhou 362000, China

收稿日期 2025-07-01; **网络预出版日期**

作者简介 蒋悦, 女, 1996 年出生, 工程师, 主要从事台风、数值模拟和海洋气象预报和研究。E-mail: jiangyue_qz1206@163.com

通讯作者 潘宁, 主要从事台风海洋气象及灾害性天气客观预报技术研究。E-mail: pancathy@163.com

资助项目 国家重点研发计划项目 2022YFC3004205, 泛珠三角区域数值预报联合发展专项 PPRD202304, 福建省自然科学基金资助项目 2023J011331、2024J011138、2024J011140

Funded by National Key Research and Development Program of China (Grant 2022YFC3004205), Pan-Pearl River Delta Region Numerical Forecasting Joint Development Special Project (Grant PPRD202304), Natural Science Foundation of Fujian Province (Grant 2023J011331、2024J011138、2024J011140)

Abstracts: Downscaling of Numerical Weather Prediction (NWP) is a critical method to obtain surface wind speed forecasts at 100-meter-scale resolution. There are two main types of downscaling: dynamical, which can capture fine scale dynamics of surface wind speeds, and statistical, which compute efficiently with much lower computational cost. But in a bay with complex terrain, neither of them can satisfy the requirements for operational implementation, because of the expensive and inefficient computation of dynamical downscaling, and a lack of 100-meter-scale-resolution data on which to base statistical downscaling. A 100-meter-scale hybrid dynamical-statistical downscaling technology, which combines the benefits of dynamical and statistical downscaling, is proposed in this study to address the issue. First, a dynamical downscaling dataset of surface wind speed simulations with a horizontal resolution of 100-meter scale is obtained from a Large-Eddy Simulation (LES) at the same horizontal resolution nesting with a coarse resolution WRF model (known as WRF-LES). Subsequently, by using a machine learning method, a statistical downscaling model is developed relating an operational NWP input and the dynamically downscaled output. In this paper, the hybrid dynamical-statistical downscaling method is applied to the surface wind speed simulations of the CMA-GD model with a horizontal resolution of 0.03° in some strong wind cases during winters from 2019 to 2023 over the Meizhou Bay of Fujian Province. In the application, the domain of LES with 111-meter resolution is divided by 0.03° , and a Random Forest algorithm (RF) is used to build the statistical downscaling model for every subarea, based on the training data from 2019 to 2022. Evaluations with respect to the surface wind speed observations from the Automated Weather Stations (AWS) over the Meizhou Bay show that the WRF-LES dynamically downscaled data with 111-metre resolution can capture the spatiotemporal intermittency in surface wind speed pulsation better and have less root-mean-square errors (RMSEs) than the CMA-GD simulations. It also shows that as for the dynamical-statistical downscaled surface wind speeds of the CMA-GD simulations over testing set of 2023, the spatial distribution is consistent with the WRF-LES data, and the temporal variation is consistent with the AWS observations as well. In addition, their RMSEs are significantly less than that of bilinear interpolation downscaling from the CMA-GD simulations, with RMSEs in most areas smaller than 2.5 m s^{-1} . In conclusion, the proposed dynamical-statistical framework integrating LES and machine learning can effectively downscale kilometer-scale wind speeds to 100-meter scale resolution in complex bays, which may improve the refined weather forecasts in intricate coastal areas.

Key words: LES; 100-meter scale; Machine learning; Dynamical downscaling; Statistical downscaling

1.引言

涉海生产或活动的安全保障在很大程度上依赖于气象条件, 随着我国海洋经济日益发展, 对气象保障服务的需求愈加旺盛, 加上我国海岸带地形复杂、海岸线曲折、多海湾和近岸岛屿等特点使得海岸带气象要素局地性特征突出, 因此对气象预报服务产品的精细化程度要求不断提高。例如位于福建中部沿海的湄洲湾, 海岸线曲折复杂, 湾内三面被大陆环抱。随着湄洲湾经济的快速发展, 其安全生产的气象灾害潜在危险日显突出。其中, 大风及其引发的次生灾害往往给港口作业、船舶运输和海洋平台生产带来经济损失(魏晓雯等, 2021; 张子健, 2021)。在这类复杂海湾地形条件下, 地面或近地层风场具有高度的

时空非均匀性，需要空间达百米级的超高分辨率风场预报。但是现有业务数值天气预报模式最高分辨率仅达公里级，不能满足复杂海湾地形的百米级精细化风场预报需求，目前此类产品主要通过业务模式预报降尺度获得。

低分辨率模式预报降尺度为百米级分辨率的方法主要分为动力降尺度方法和统计降尺度方法两大类。动力降尺度方法可通过模式耦合更高分辨率的模式或者通过模式嵌套实现百米级预报（Deng et al., 2024），这要求耦合或嵌套模式网格分辨率达到百米级。统计降尺度方法则是基于模式气象要素预报和局地小尺度气象要素分析场之间的统计关系建立预报模型，从而把较低分辨率模式预报转化为局地百米级预报（范丽军等，2005；赵芳芳等，2008；Ahmed et al., 2019；苏海锋等，2023），这种方法要求小尺度气象要素分析场达到百米级。

大涡模拟（Large-Eddy Simulation, LES）利用大部分能量由大尺度湍流传输而小尺度湍流只通过能量串级并耗散能量的特性，对大尺度湍流进行直接解析而对小的湍流进行参数化，因此能捕捉大部分湍流运动的能量（Smagorinsky, 1963）。利用 WRF（the Weather Research and Forecasting Model）模式嵌套百米级网格的大涡模拟（LES）而建立的百米级分辨率 WRF-LES，能模拟出复杂地形风场的局地特征。研究表明，WRF-LES 模拟能较好地体现出非均匀下垫面近地层风场的高度起伏（孙学金等，2017；李雪洮等，2020），捕捉到次网格尺度天气的运动特征，刻画出局地的涡旋结构，从而获得更加精细的风场分布（刘郁钰等，2018；张珊等，2023）。尽管 WRF-LES 动力降尺度具有超高分辨率，且物理意义明确，不受观测资料限制，但计算量大，对计算资源要求很高，目前尚未达到业务预报需求的时效性和空间应用性。相比之下，统计降尺度计算效率高，但缺乏物理意义，并且也缺乏统计建模所需的百米级实况场。

近年来一些研究结合动力降尺度和统计降尺度的优点，提出混合降尺度方法。例如，Doury et al.（2022）用 U-Net 机器学习方法训练得出高分辨区域气候模式（RCMs）模拟大尺度场和局部尺度变量之间的关系，然后将此统计降尺度关系应用于全球气候模式，从而以低成本扩大高分辨率 RCMs 预测数据集。Le Roy et al.（2021, 2024）应用 RCMs 与中尺度天气模式的统计关系将 RCMs 降尺度到 1 km 的分辨率。Paola et al.（2024）基于 WRF 模式水平分辨率为 1.2 km 和 240 m 的嵌套区域的风场模拟结果，利用人工神经网络模型得到水平分辨率为 240 m 的统计降尺度风场，用有限的计算资源有效提高了复杂地形下水平风速场的分辨率和准确率。那么，能否综合应用机器学习统计降尺度和 WRF-LES 动力降尺度，基于历史业务模式预报与 WRF-LES 动力降尺度得到的百米级预报场建立统计模型，然后将该统计模型用于业务模式预报的实时降尺度？本文以湄洲湾地区百米级风场预报为例，对此问题进行探讨。首先针对湄洲湾 2019~2023 年 8 次冬季冷空气大风过程分别开展 WRF-LES 和 CMA-GD 数值模拟，分别建立湄洲湾百米尺度近地面 10m 风场数据集和千米尺度气象要素数据集，并评估其近地面 10m 风速的模拟性能。在 WRF-LES 百米尺度风场模拟效果良好的基础上，以 2019~2022 年 7 次冬季冷空气大风过程 WRF-LES 百米尺度的 10m 风场数据集为因变量、CMA-GD 千米尺度的 10m 风场等气象要素数据集为自变量，基于随机森林回归算法构建湄洲湾 10m 风速场的统计降尺度模型，将 CMA-GD 模拟的湄洲湾 10m 风速场由千米尺度降尺度为百米尺度。最后利用 2023 年冬季冷空气大风过程进行该统计动力降尺度模型的试报和检验。

2. 方法

2.1 WRF-LES

基于 WRF-ARW 模式 V4.2.1.1，以(25.12° N, 119.01° E)为模式区域中心对福建湄洲湾地区进行五重嵌套，通过动力降尺度至百米尺度。各重嵌套模拟区域如图 1a 所示，图中

红框为 D05 区域，其详细地形分布如图 1b 所示。千米尺度的三重嵌套网格为 D01、D02 和 D03，水平分辨率分别为 9 km、3 km 和 1 km，边界层过程选用 YSU 参数化方案，使用 WRF 自带的 30 弧秒分辨率地形数据；百米尺度的两重嵌套网格为 D04 和 D05，水平分辨率分别为 333 m 和 111 m，关闭边界层参数化方案，开启大涡模拟（WRF-LES），离散方式使用显式六阶离散，采用非线性后向散射各异的 Smagorinsky 模型（SMAG_NBA 湍流方案），并引入与百米尺度水平分辨率适配的 SRTM-90m 分辨率地形数据。此外，D01~D05 区域均采用 WSM6 微物理方案、RRTM 长波辐射方案、Dudhia 短波辐射方案和 Noah 陆面过程方案，D01 区域还采用对浅对流处理较好的 Kain-Fritsch 积云参数化方案（Skamarock et al., 2021）。本研究的数值模拟案例皆为冬季冷空气影响造成的大风天气过程，无对流降水天气发生，因此水平分辨率处于“对流灰区”的 D02 区域关闭积云参数化方案对模拟结果影响较小（Skamarock et al., 2021）。针对边界层的研究可降低模式层顶降低以平衡计算资源与网格分辨率，故模式层顶取 500hPa，启用瑞利阻尼并增强阻尼层强度和范围，同时启用垂直速度过滤，防止低模式顶下强上升气流引发数值不稳定。模式垂直层为 55 层，其中 1 km 以下 19 层，近地面 100 米以下垂直分辨率大约为 10~20 米，边界层顶附近垂直分辨率接近 100 米。各重嵌套区域的主要参数设置和物理参数化方案详见表 1 和表 2。模式初始场和侧边界条件采用欧洲中期天气预报中心（ECWMF）的逐小时 ERA5 再分析资料，水平分辨率为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 。D05 区域输出风场时间间隔为 10 分钟。

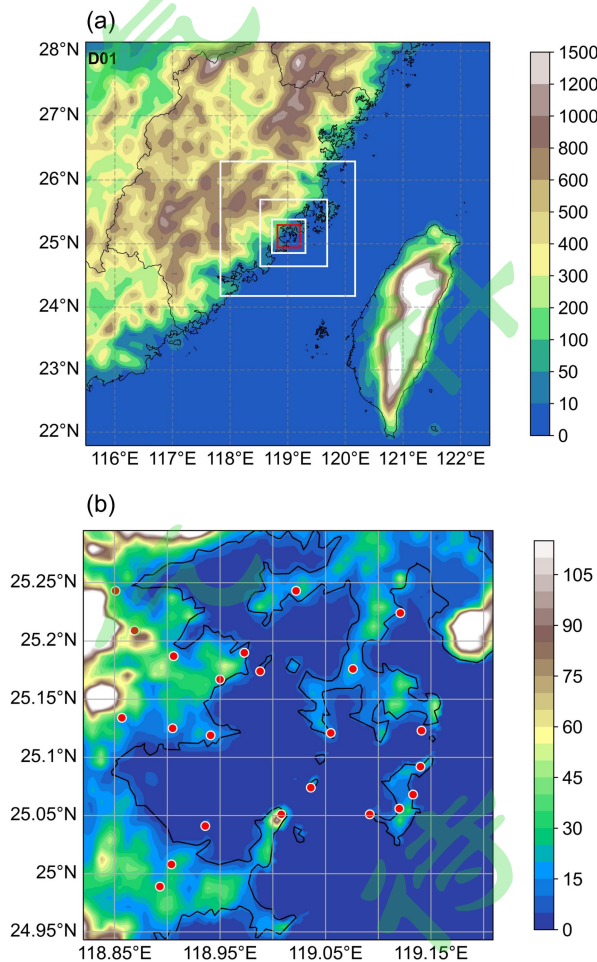


图 1 (a) WRF-LES 模式各重嵌套网格模拟区域范围及海拔高度（单位：m）；(b) 第五重嵌套网格模拟区域 D05 地形（单位：m）和自动气象站分布情况（红点标注）

Fig. 1. (a) Simulation domains and elevation (unit: m) of the WRF-LES; (b) Topography (unit: m) of the fifth-level nested grid (D05) and distribution of automatic weather stations (AWS, indicated by red dots).

表 1 WRF-LES 模式各重嵌套网格参数设置。

Table 1 Parameter Settings for Nested Grids in the WRF-LES Model.

嵌套层	网格数	水平分辨率(km)	积分步长(s)	垂直层数（500hPa 以下）
D01	82 × 82	9	36	55
D02	82 × 82	3	12	55
D03	121 × 121	1	4	55
D04	181 × 181	1/3	4/3	55
D05	361 × 361	1/9	4/9	55

表 2 WRF-LES 模式各重嵌套网格采用的物理过程参数化方案。

Table 2 Physical Parameterisation Scheme for Nested Grids in the WRF-LES Model.

物理过程参数化方案	D01	D02	D03	D04	D05
微物理	WSM6	WSM6	WSM6	WSM6	WSM6
长波辐射	RRTM	RRTM	RRTM	RRTM	RRTM
短波辐射	Dudhia	Dudhia	Dudhia	Dudhia	Dudhia
陆面	Noah	Noah	Noah	Noah	Noah
边界层	YSU 参数化方案	YSU 参数化方案	YSU 参数化方案	关闭参数化方案，采用 SMAG_NBA 湍流方案	关闭参数化方案，采用 SMAG_NBA 湍流方案
积云	Kain-Fritsch				

2.2 CMA-GD 模式

基于 GRAPES 非静力模式（薛纪善等，2008，陈德辉等，2012）开发的华南区域中尺度模式 CMA-GD，采用半隐式-半拉格朗日时间差分方案和经-纬度格点的网格设计，水平方向取 Araka-C 网格，垂直方向采用 Chaney-Philips 垂直分层方案，垂直坐标为高度地形追随坐标，借助 Helmholtz 方程进行隐式求解。模式物理过程主要包括：RRTMG 长短波辐射方案、升级版的 WSM6 云微物理方案、尺度适应的 NSAS 对流参数化方案（徐道生等，2016）、简化的 SMS 陆面参数化方案（陈子通等，2016）及改进的 NMRF 边界层方案（Zhang et al., 2022）。模式水平分辨率为 $0.03^{\circ} \times 0.03^{\circ}$ ，垂直层次为 65 层，时间积分步长为 30s，区域范围与图 1a 中 D01 区域一致，时间输出间隔为 10 分钟。

2.3 随机森林方法

传统的线性统计方法（查进林，2015；吕游，2019）在风场降尺度方面存在局限，特别是在捕捉复杂地形下风场局地变化的非线性特征时。相比之下，采用非线性算法的机器学习模型能够揭示非线性的统计关系，在处理复杂地形的降尺度问题时显示出其独特的优势。多项研究证明，非线性机器学习模型能够更深入地挖掘风场变化的内在规律，在提高

风速预测精度方面取得了显著成效（Lin et al., 2015；邓华等, 2018；任萍等, 2020；徐景峰等, 2023；朱延和等, 2024；Sathyaraj and Sankardoss, 2024）。其中，随机森林算法（Lin et al., 2015；Sathyaraj and Sankardoss, 2024）在处理气象数据时，能够高效捕捉数据中的复杂非线性关系，同时具有较快的计算速度和较低的过拟合风险（Breiman 2001；孟欣宁等, 2020；耿丹等, 2022）。因此，本研究采用随机森林算法构建统计降尺度回归模型，以期获得较精确的降尺度结果。

随机森林回归模型中每棵决策树独立对样本进行回归运算，最终模型输出为所有决策树回归结果的统计平均（李垒, 2016；梁慧玲等, 2016；许立兵等, 2023）。本研究的建模流程概述如下：

（1）特征变量的筛选：基于 CMA-GD 气象要素模拟与 WRF-LES 模拟风速的相关性分析，精选出与 WRF-LES 模拟风速值具有高相关关系的 n 个特征变量 X ，依次记为 X_1 、 X_2 、 $\dots$ 、 X_n 。它们组成特征向量 X 。

（2）训练集的构建：训练集 D 由筛选后的特征变量和目标变量构成，表示为 $D=\{X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ni}, Y_i\}$ ，其中 i 的取值范围为 1 至 m ， m 代表训练集中的样本总数。在该集合中， X_i 代表 CMA-GD 模拟的第 i 个样本的气象要素特征向量， Y_i 代表目标变量，即 WRF-LES 模拟的近地面 10m 风速。

（3）随机森林回归模型的建立：以均方根误差（RMSE）为模型的目标损失函数，确定最佳的决策树数量和树的最大深度，构建随机森林回归模型。

2.4 定量评估参数

使用平均误差（ME）、平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）等评估指标对 CMA-GD 和 WRF-LES 的模拟效果及 CMA-GD 模拟的降尺度效果进行定量检验评估，公式如下：

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{sim,i} - Y_i) \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{sim,i} - Y_i| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{sim,i} - Y_i)^2} \quad (3)$$

式中， N 为数据样本长度， $Y_{sim,i}$ 为第 i 个模拟值或降尺度值， Y_i 为与 $Y_{sim,i}$ 相对应的参考值。

检验 CMA-GD 和 WRF-LES 模拟效果时， Y_i 采用湄洲湾地区区域自动气象站的近地面 10m 风速逐小时观测（站点分布如图 1b）；检验降尺度效果时， Y_i 为 WRF-LES 模拟的近地面 10m 风速。ME、MAE 和 RMSE 越小，表示模拟或降尺度效果越好。

3. CMA-GD 和 WRF-LES 风速模拟评估

应用 CMA-GD 和 WRF-LES 模式，对 2019~2023 年 8 次冷空气大风过程进行模拟，模拟时段如表 3 所示，spin-up 时间为 6 小时，时间采用世界时（UTC）计时。用 CMA-GD 模拟的近地面 10m 水平风 U 和 V 分量、海平面气压、地表气压、地表温度、三小时变压

及 WRF-LES 模拟的 D05 区域（下文的 WRF-LES 均指 D05 区域模拟）111m 分辨率近地面 10m 水平风 U 和 V 分量建立数据集。

数据集还包括 2019~2023 年冷空气大风过程模式模拟时段的福建湄洲湾地区 23 个区域自动气象站的近地面 10m 风向风速观测数据。

表 3 2019~2023 年 8 次冷空气过程 CMA-GD 与 WRF-LES 的模拟时段。

Table 3 Simulation periods of CMA-GD and WRF-LES for eight cold air cases during 2019-2023.

冷空气过程	模拟时段
201911	2019.11.18 18:00~20 21:00 (UTC)
201912	2019.12.02 12:00~04 18:00 (UTC)
202011	2020.11.10 03:00~12 00:00 (UTC)
202012	2020.12.02 00:00~04 00:00 (UTC)
202112	2021.12.24 12:00~26 18:00 (UTC)
202202	2022.02.21 12:00~24 00:00 (UTC)
202211	2022.11.29 18:00~12.01 21:00 (UTC)
202302	2023.02.24 06:00~26 12:00 (UTC)

在评估 WRF-LES 模式百米级风场模拟能力之前，需先验证 WRF-LES 模式在 D01 区域的模拟性能，验证结果表明 D01 模拟效果更佳。以 2023 年 2 月 24 日至 26 日的冷空气过程为例，对比分析 2023 年 2 月 25 日 9 时的 ERA5 再分析资料与 WRF-LES 模拟在 D01 区域的 500hPa 和 700hPa 高度场和温度场以及海平面气压场的差异（图略）。结果表明，D01 区域 WRF-LES 模拟的 500hPa 高度场和温度场与 ERA5 再分析基本一致，湄洲湾地区位势高度都在 580 至 582dgpm 之间；700hPa 高度场和温度场的关键特征，如 700hPa 波动位置、湄洲湾地区处于弱波动前、温度在 0~2℃ 之间也与 ERA5 再分析较为一致。至于 D01 区域的海平面气压场，WRF-LES 模拟和 ERA5 再分析两种资料均表现为冷高压呈楔形沿着海岸线向南侵入，而内陆地区受山脉阻挡冷空气南下渗透较弱。此外，湄洲湾地区海平面气压处于 1028 至 1030hPa 之间这个特征也基本一致。

为了检验 WRF-LES 与 CMA-GD 模拟湄洲湾地区风场时空变化的总体能力，先将两个模式模拟的近地面 10 m 水平风 U 和 V 分量采用双线性插值方法，插值到湄洲湾 23 个自动观测站的站点上并转换为风速，再用站点观测的实况风速统计模拟风速相对观测的 ME、MAE 和 RMSE。

图 2a 和 图 2b 为模拟风速相对观测的 ME 空间分布，红色为正偏差，蓝色为负偏差。可以看出，CMA-GD 模拟风速有 14 个站点 ME 在 -3~3 m s⁻¹ 之间，占总站点数的 61%，其中 -2~2 m s⁻¹ 范围内有 8 个站点，-1~1 m s⁻¹ 范围内仅有 5 个站点（图 2a），而 WRF-LES 模拟风速有 20 个站点 ME 在 -3~3 m s⁻¹ 之间，占总站点数的 87%，其中 -2~2 m s⁻¹ 范围内有 16 个站点，-1~1 m s⁻¹ 范围内有 11 个站点（图 2b）。

从 CMA-GD 和 WRF-LES 模拟风速相对观测的 MAE 空间分布（图 2c 和图 2d）来看，CMA-GD 有 9 个站点 MAE ≤ 2.5 m s⁻¹，仅占总站点数的 39%，而 WRF-LES 有 18 个站点 MAE ≤ 2.5 m s⁻¹，占全部站点数 78%。

CMA-GD 和 WRF-LES 模拟风速相对观测的 RMSE 空间分布如图 2e 和图 2f 所示，CMA-GD 有 8 个站点 RMSE ≤ 2.5 m s⁻¹，占总站点数的 35%，而 WRF-LES 有 16 个站点 RMSE ≤ 2.5 m s⁻¹，占全部站点数的 70%。

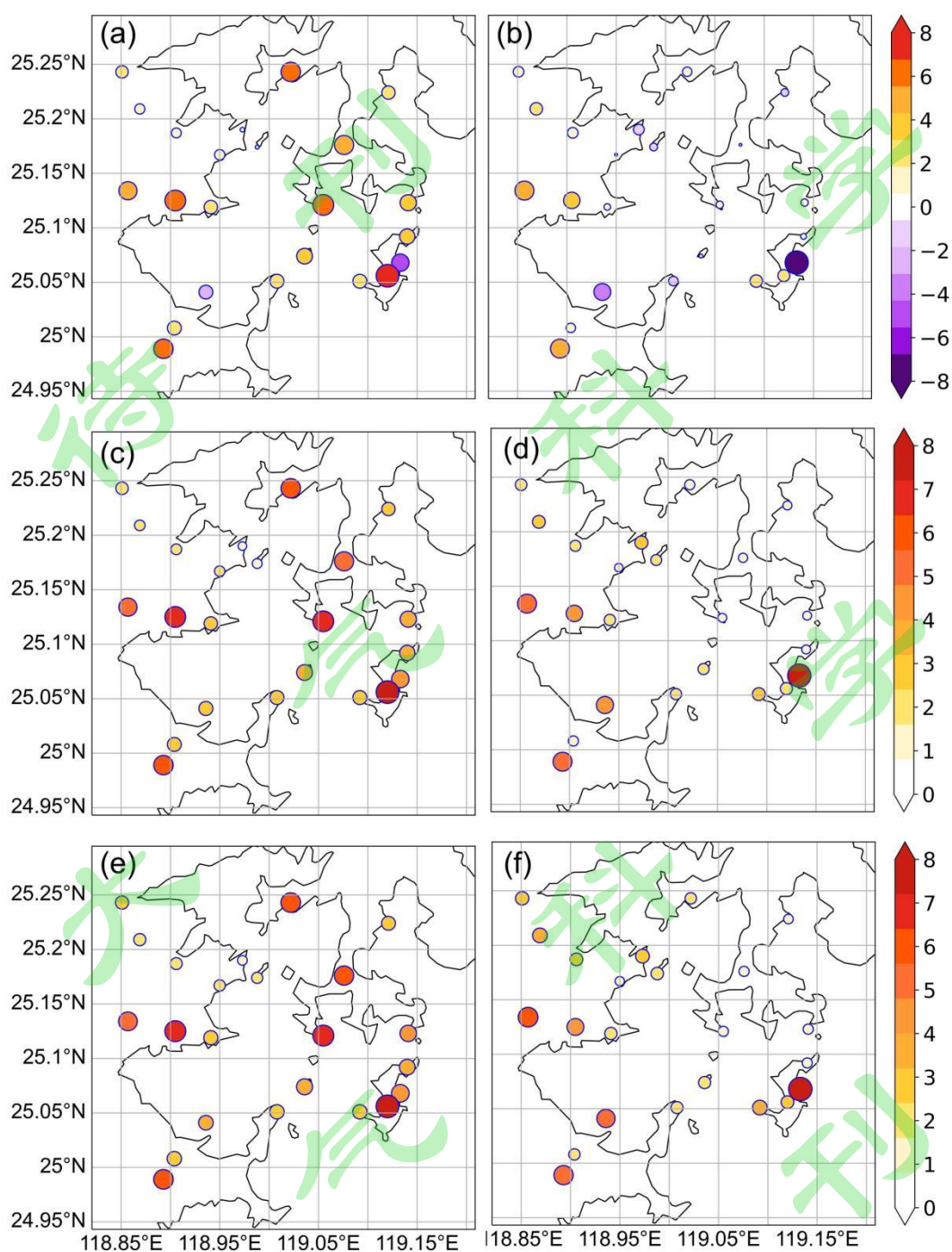


图2 湄洲湾2019~2023年8次冷空气过程 (a, c, e) CMA-GD 和 (b, d, f) WRF-LES 模拟的近地面10m风速相对观测风速的误差空间分布 (单位: m s^{-1})。 (a, b) ME, (c, d) MAE, (e, f) RMSE。

Fig. 2. Spatial distributions for the errors of 10 m above ground wind speed (units: m s^{-1}) simulated by (a, c, e) CMA-GD and (b, d, f) WRF-LES with respect to the AWS observations in Meizhou Bay in cold air cases from 2019 to 2023. (a, b) ME, (c, d) MAE, (e, f) RMSE.

综上所述, WRF-LES 模拟风速的 ME、MAE 和 RMSE 三种评估指标均优于 CMA-GD

模拟风速，表明 WRF-LES 模拟的湄洲湾百米级近地面 10m 风速更接近实际观测，可作为 CMA-GD 模拟构建近地面 10m 风速统计降尺度模型的目标变量场。

4.基于百米级动力降尺度数据的分区统计降尺度模型

4.1 统计降尺度模型的构建

4.1.1 筛选特征变量

参考付旭东（2020）的研究成果，本研究选取 CMA-GD 模拟的近地面 10m 风速、海平面气压、地表温度、地表气压以及三小时变压等关键气象要素作为初选特征变量。通过随机森林回归模型分析初选特征变量的特征重要性，发现近地面 10m 风速、地表温度、三小时变压以及海平面气压在特征变量重要性排序中位列前四，累计重要性达 0.9，满足了模型的可解释性和可预测性需求。与 WRF-LES 模拟的百米尺度 10m 风速场相关性分析中（图 3），上述四个特征变量相关系数均超过 0.1，其中 CMA-GD 模拟的近地面 10m 风速（GD_ws@10m）相关系数最高（超过 0.6），地表温度（GD_temp@2m）、三小时变压（GD_pc_3h）次之。结合特征变量重要性排名与相关性分析结果，确定近地面 10m 风速、地表温度、三小时变压以及海平面气压作为随机森林回归模型的终选特征变量。

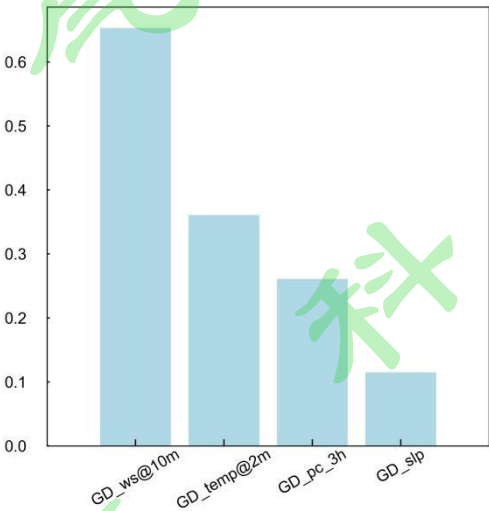


图 3 湄洲湾 2019~2023 年 8 次冷空气过程 WRF-LES 模拟的近地面 10 m 风速与 CMA-GD 模拟的各气象要素的相关系数。

Fig. 3. Correlation coefficients between 10 m above ground wind speed simulated by WRF-LES and meteorological variable simulations of CMA-GD in Meizhou Bay during cold air processes from 2019 to 2023.

4.1.2 构建分区随机森林回归模型

本研究把 WRF-LES 模式 D05 区域作为参照区域，采用了双线性插值方法，将 CMA-GD 模拟的近地面 10m 风速数据降尺度至 111m 分辨率，以匹配 WRF-LES 模式 D05 区域的水平分辨率。将 D05 区域的西南端（118.82° E，24.95° N）作为起点，基于 CMA-GD 空间分辨率（0.03° ×0.03° ）划分整个区域，共得到 144 个分区。图 4a 为 2019 至 2022 年 7 次冷空气过程 CMA-GD 模拟风速经双线性插值至 111m 分辨率后相对 WRF-LES 模拟风速

的分区 RMSE 空间分布情况，可以看出，分区 RMSE 分布不均匀，最大值达到 4.5 m s^{-1} ，且相邻分区的 RMSE 差异很大，最大达 2.5 m s^{-1} ，出现在距离湄洲湾起始点北侧 12 km、东侧 27 km 和 30 km 的分区之间。

由上可知，CMA-GD 模拟风速经双线性插值的降尺度结果相对 WRF-LES 模拟风速的 RMSE 具有明显的空间差异性，对整个区域建立统一的随机森林模型不能满足不同分区的统计降尺度需求。因此，本研究对每一个分区构建具有该分区特征的随机森林回归模型：基于特征变量筛选结果，选取湄洲湾 2019~2022 年 7 次冷空气过程（共 363 个时次）为训练集，以各分区 CMA-GD 模拟的逐时近地面 10m 风速、地表温度、三小时变压、海平面气压为特征变量，目标变量为相应分区 WRF-LES 模拟的逐时近地面 10 m 风速。将 RMSE 作为目标损失函数，以最小化 RMSE 为优化目标，通过网格搜索结合交叉验证策略对分区随机森林回归模型进行超参数（决策树数量 $n_estimators$ 、决策树最大深度 max_depth ）寻优，最终确定各分区模型决策树数量和最大深度的最优参数组合，即 $(n_estimators, max_depth) \in \{(80,3), (70,5), (30,4), \dots, (60,5)\}$ ，其中最优决策树数量离散集为 $\{30, 40, 50, 60, 70, 80\}$ 、最优决策树最大深度离散集为 $\{3, 4, 5\}$ 。

应用建好的分区随机森林回归模型，将训练集的 CMA-GD 模拟风速统计降尺度至 111m 分辨率，降尺度结果与 WRF-LES 模拟风速之间的分区 RMSE 分布如图 4b 所示。对比双线性插值降尺度的 RMSE（图 4a），分区随机森林回归模型降尺度的 RMSE 明显减小，分区 RMSE 最大值降至 2.3 m s^{-1} ，分区 RMSE 降幅最大达 3.2 m s^{-1} （距离湄洲湾起始点北侧 33 km、东侧 15 km），同时不同分区 RMSE 之间的差异也明显减小。上述回算评估结果表明，分区随机森林回归模型能有效地将 CMA-GD 模拟的近地面 10m 风速场由千米尺度降尺度至百米尺度，降尺度后的结果与 WRF-LES 模拟风速之间的 RMSE 可以控制在 $0.65 \sim 2.3 \text{ m s}^{-1}$ 范围内。

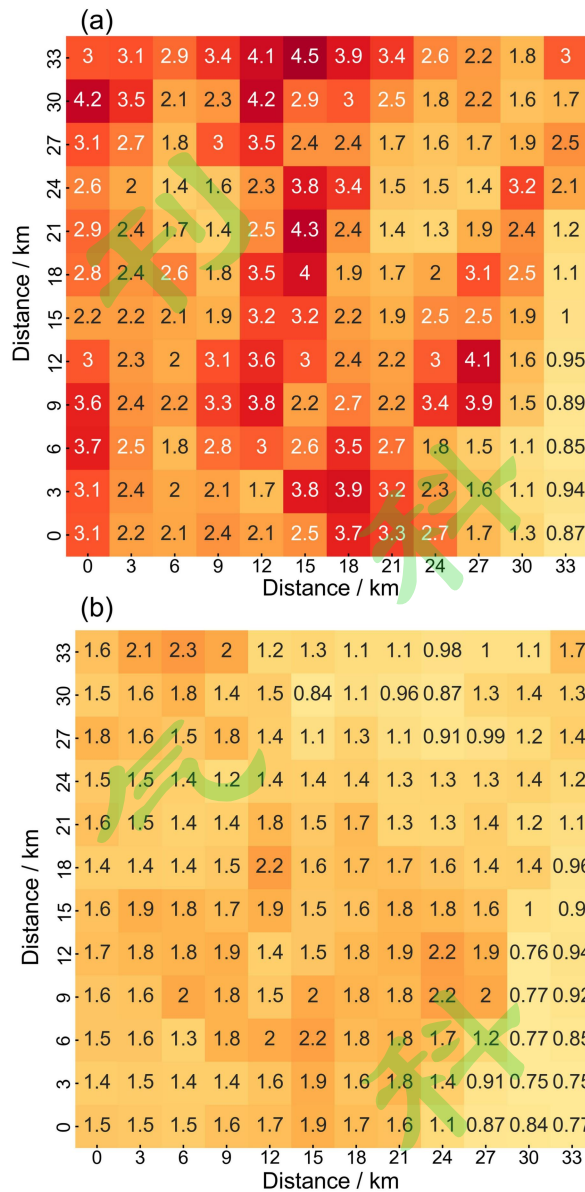


图 4 湄洲湾 2019~2022 年 7 次冷空气过程 CMA-GD 模拟的近地面 10m 风速逐分区采用 (a) 双线性插值, (b) 分区随机森林回归模型降尺度至 111m 后的结果相对 WRF-LES 模拟风速的 RMSE 空间分布 (单位: m s^{-1})。

Fig. 4. Spatial distributions of RMSE (units: m s^{-1}) between the 10m above ground wind speeds (111m resolution) of WRF-LES simulated and of CMA-GD downscaled via (a) bilinear interpolation and via (b) zoned RF regression models in Meizhou Bay during cold air processes from 2019 to 2022.

4.2 分区随机森林回归模型降尺度效果的测试集评估

以 2023 年 2 月 24 日至 26 日冷空气过程为测试集 (共 48 个时次), 应用分区随机森林回归模型对 CMA-GD 模拟的近地面 10m 风速进行统计降尺度, 并对统计降尺度结果进行检验分析, 包括空间分布特征、时间序列变化分析和误差定量评估。

4.2.1 空间分布特征

图 5 展示了 2023 年 2 月 25 日 09:00 UTC 和 26 日 03:00 UTC 的风速场空间分布特征, 其中, 图 5c、5d 为 WRF-LES 模拟风速, 图 5a、5b 和图 5e、5f 分别为 CMA-GD 模拟风速

的双线性插值降尺度和分区随机森林回归模型降尺度，图中红色风羽为区域自动站的 10m 风观测。从两个时次的红色风羽分布可以看出近地面风速随湄洲湾地形变化的局地特征，即湾区北部陆地风速相对较小（ $4\sim 8\text{ m s}^{-1}$ ），湾区海面风速相对较大（ $12\sim 18\text{ m s}^{-1}$ ），至湾区南部陆地风速再次减小（ $6\sim 8\text{ m s}^{-1}$ ），湾区内部海上小岛及湾区西部的内陆地区受复杂地形影响，风速明显比湾区外部海岛地区小。

CMA-GD 模拟双线性插值降尺度风速场虽能体现湄洲湾地区由东南向西北方向风速逐渐下降的空间分布趋势，但难以捕捉湄洲湾区内近距离自动站之间的风速差异。例如图 5b 中 B 点及其北部相邻站点的实际风速差异达 8 m s^{-1} ，而在 CMA-GD 模拟双线性插值降尺度风速场中两者差异近似为 0。与之相比，WRF-LES 由于采用大涡模拟技术对边界层过程进行细致模拟，显著提升了对湍流结构的解析能力，从而能够精确描述湄洲湾近地面 10m 风速场的空间异质性，反映出复杂湾区地形对近地面 10m 风场空间分布的影响，能较好地捕捉到湄洲湾湾区内近距离自动站风速的精细变化，图 5d 中 B 点及其北部相邻站点的 WRF-LES 模拟风速值及其差值均接近于实况。与双线性插值降尺度结果相比，CMA-GD 模拟分区随机森林回归模型降尺度风速场与实况及 WRF-LES 模拟风速场的空间分布更为吻合，能更准确地捕捉到风速空间变化的精细特征。如图 5f 中 CMA-GD 模拟分区随机森林回归模型降尺度风速场中 B 点及其北部相邻站点风速值分别为 8.5 m s^{-1} 和 16.7 m s^{-1} ，与实况及 WRF-LES 模拟风速相近，明显优于 CMA-GD 模拟风速场双线性插值的降尺度结果。

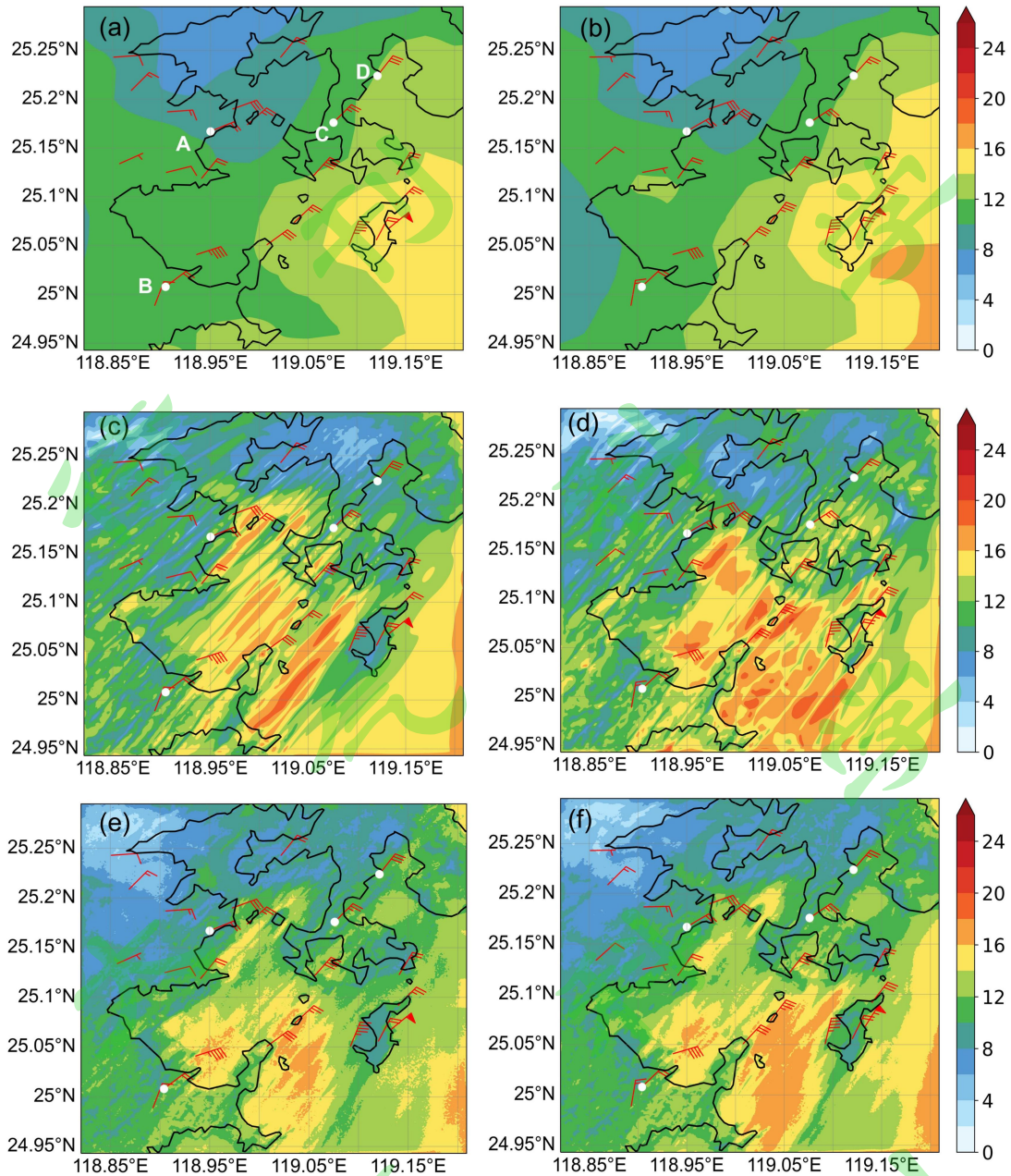


图 5 近地面 10m 风速场（阴影， m s^{-1} ）和实测风（风杆， m s^{-1} ）。（a, b）CMA-GD 模拟双线性插值降尺度结果，（c, d）WRF-LES 模拟结果和（e, f）CMA-GD 模拟分区随机森林回归模型降尺度结果。（a, c, e）2023 年 2 月 25 日 09:00（UTC），（b, d, f）2023 年 2 月 26 日 03:00（UTC）。

Fig. 5. 10m above ground wind speeds (shaded, m s^{-1}) and AWS wind observations (wind barbs, m s^{-1}). (a, b) CMA-GD simulations downscaled via bilinear interpolation, (c, d) WRF-LES simulations, and (e, f) CMA-GD simulations downscaled using zoned RF regression models. (a, c, e) 09 UTC 25 February 2023, (b, d, f) 03 UTC 26 February 2023.

4.2.2 时间变化特征

选取湄洲湾内四个具有代表性的气象自动站（图 5a 以 A~D 标注，依次对应图 6a~d 的区域自动气象站），分析了 WRF-LES 模拟风速、CMA-GD 模拟风速经双线性插值与经分区随机森林回归模型降尺度的结果在这些站点位置的时间变化及其与实测风速时间变化的差异。图 6 给出的是 2023 年 2 月 24 日 08:00 UTC 至 26 日 07:00 UTC 的对比结果，可以看

出，与实测风速相比，WRF-LES 模拟风速高低起伏变化趋势一致，风速峰值期、低谷期的时间段也基本一致，仅对个别站点的风速峰值存在一定的高估。图 6 还显示，相较于双线性插值降尺度结果，经分区随机森林回归模型降尺度至 111m 后的 CMA-GD 模拟风速不仅风速值更接近于实测风速和 WRF-LES 模拟风速，风速随时间演变的趋势和特征也更相似。

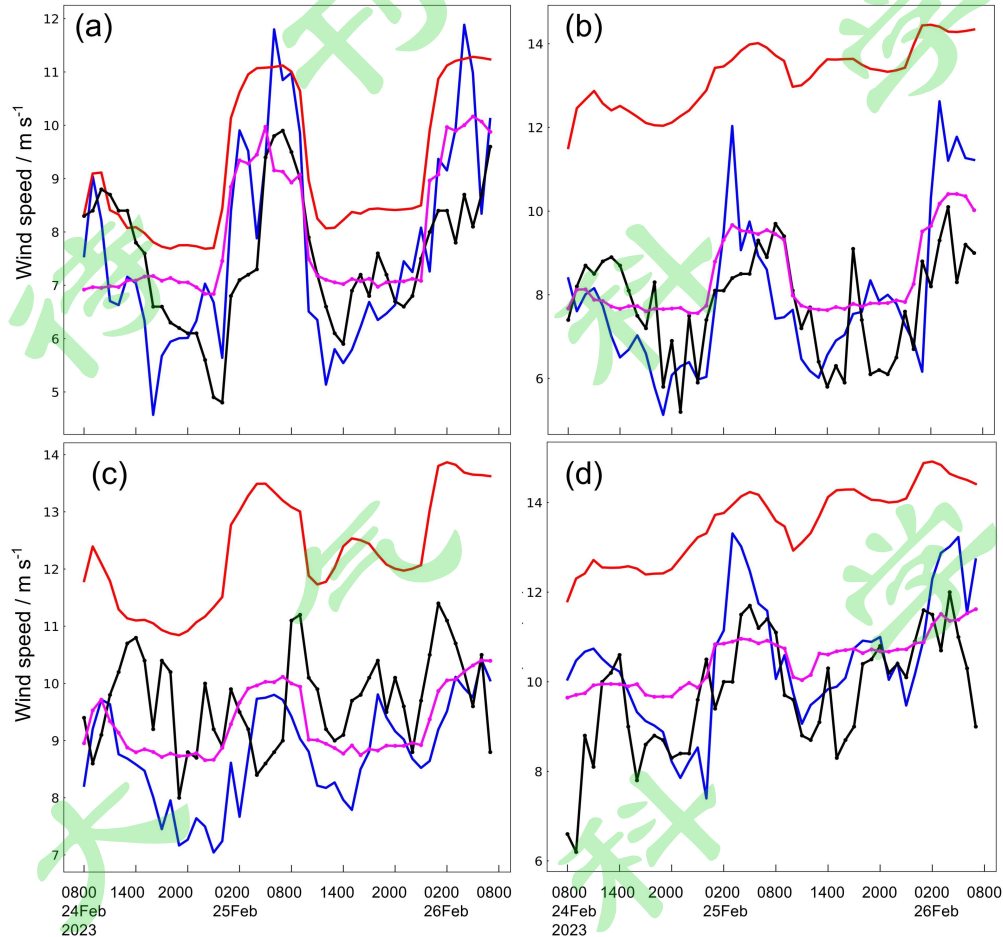


图 6 2023 年 2 月 24 日 08:00 (UTC) 至 26 日 07:00 (UTC) 湄洲湾四个区域气象自动站所在位置 (图 5a 用 A-D 标注) 的近地面 10 m 风速 (单位: m s^{-1}) 的时间演变。黑线、蓝线、红线和紫线分别代表自动站观测、WRF-LES 模拟、CMA-GD 模拟双线性插值降尺度结果和 CMA-GD 模拟分区随机森林回归模型降尺度结果。

Fig. 6. Temporal evolutions of 10 m above ground wind speed (units: m s^{-1}) at the locations (indicated by A-D in Figure 5) of four regional automatic weather stations in Meizhou Bay from 08 UTC 24 February 2023 to 07 UTC 26 February 2023. The black, blue, red and purple lines represent the observations, WRF-LES simulations, CMA-GD simulations downscaled via bilinear interpolation, and CMA-GD simulations downscaled using zoned RF regression models, respectively.

4.2.3 降尺度误差

采用 ME、MAE 和 RMSE 等评估指标定量分析 CMA-GD 模拟风速分区随机森林回归模型降尺度结果与 WRF-LES 模拟风速之间的差异。为了比较不同降尺度方法的效果，采用相同检验方法定量评估 CMA-GD 模拟风速经双线性插值的降尺度结果。图 7 为评估结果。

如图 7 所示，CMA-GD 模拟风速双线性插值降尺度结果在湄洲湾海区具有负偏差，其中 25.15°N 以北的湄洲湾北部区域负偏差尤为明显，达 $-5\sim-3\text{ m s}^{-1}$ ，而在湄洲湾东侧的湄洲岛及其邻近的陆地区域则为正偏差，范围在 $3\sim5\text{ m s}^{-1}$ 之间（图 7a），而 CMA-GD 模拟风速分区随机森林回归模型降尺度结果在大部分地区的偏差控制在 $\pm 1.5\text{ m s}^{-1}$ 以内（图 7b）。双线性插值降尺度结果的 MAE 较高，在湄洲湾北部海区及东侧海岛和陆地，MAE 达 $3\sim5\text{ m s}^{-1}$ ，湄洲湾南部海区部分地区的 MAE 也达到 2 m s^{-1} 或以上（图 7c）。分区随机森林回归模型降尺度结果的 MAE 则相对较低，大部分地区 MAE 低于 2 m s^{-1} （图 7d）。此外，双线性插值降尺度结果的 RMSE 在多数地区超过 2.5 m s^{-1} ，尤其是在 MAE 较高的区域，RMSE 值均大于 3.5 m s^{-1} ，其空间分布与 MAE 一致性较高（图 7e）。相比之下，CMA-GD 模拟风速分区随机森林回归模型降尺度结果的 RMSE 在绝大多数地区低于 2.5 m s^{-1} （图 7f），显示出更优的降尺度效果。

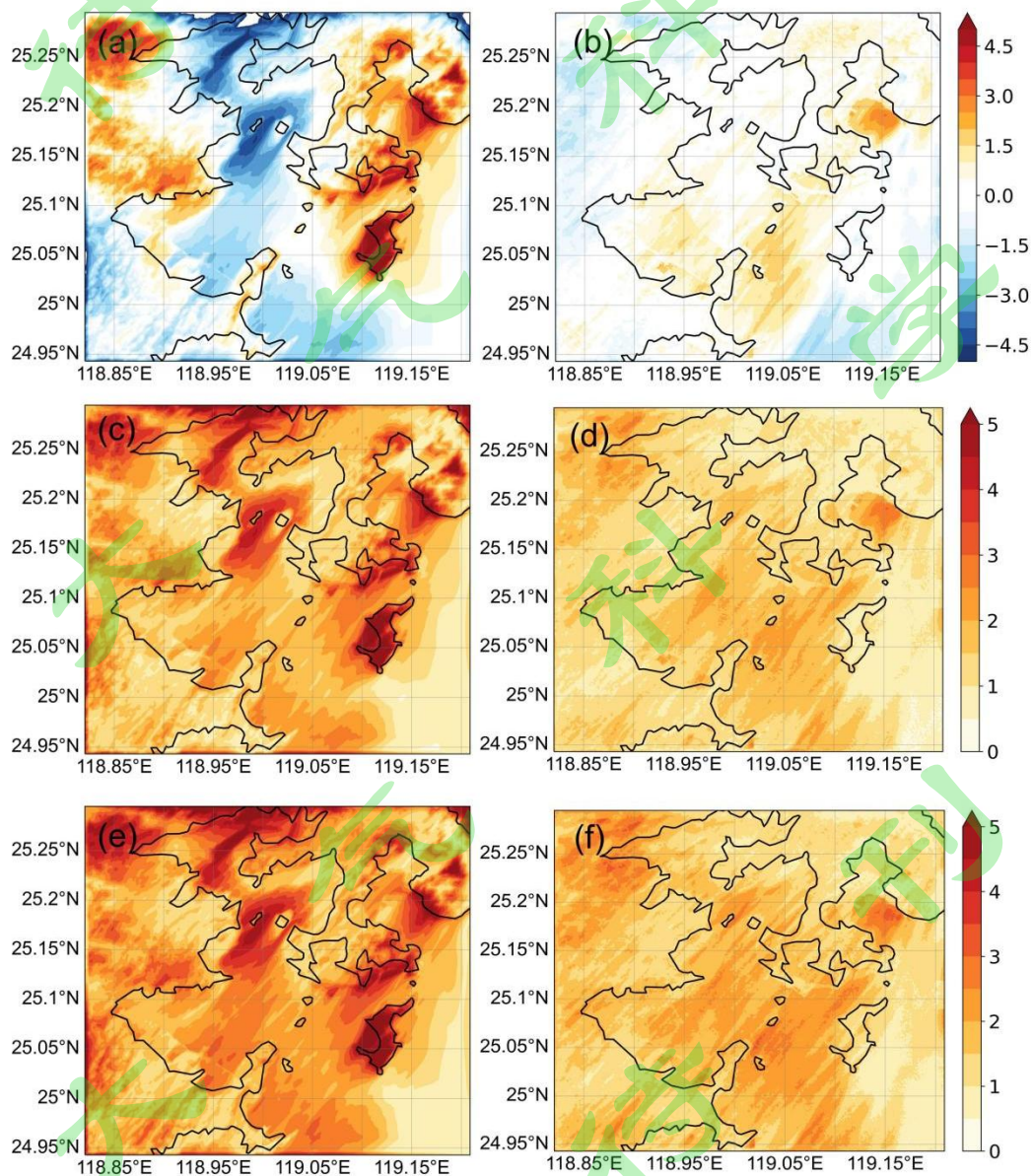


图 7 2023 年 2 月 24 日 08:00 (UTC) 至 26 日 07:00 (UTC) CMA-GD 模拟的近地面 10m 风场采用 (a, c, e) 双线性插值和 (b, d, f) 分区随机森林回归模型的降尺度结果相

对 WRF-LES 模拟风速的误差空间分布（单位： m s^{-1} ）。（a, b）ME，（c, d）MAE，（e, f）RMSE。

Fig. 7. Spatial distributions of the errors (units: m s^{-1}) between the 10m above ground wind speeds of WRF-LES simulated and of CMA-GD downscaled via (a, c, e) bilinear interpolation and via (b, d, f) zoned RF regression models from 08 UTC 24 February 2023 to 07 UTC 26 February 2023. (a, b) ME, (c, d) MAE, (e, f) RMSE.

需要指出的是，在海陆交界的部分地区，经过分区随机森林回归模型降尺度的结果与 WRF-LES 模拟风速之间存在一定的误差，这可能与地形分布有关。由于误差主要出现在清晨至中午时段，因此与湍流活动存在联系。以 2023 年 2 月 24 日至 26 日冷空气过程为例，选取海陆分界点（ 119.02° E ， 25.05° N ）分析了 WRF-LES 模拟风速与 CMA-GD 模拟风速分区随机森林回归模型降尺度结果的绝对误差（AE）和 WRF-LES 近地面湍流动能（TKE）的时间演变情况，结果如图 8 所示，AE 超过 1.5 m s^{-1} 的时段确实主要集中在 24 日 23:00 UTC 至 25 日 05:00 UTC、26 日 01:00 UTC 至 06:00 UTC，相应时段的 TKE 均超过 $0.5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$ 。

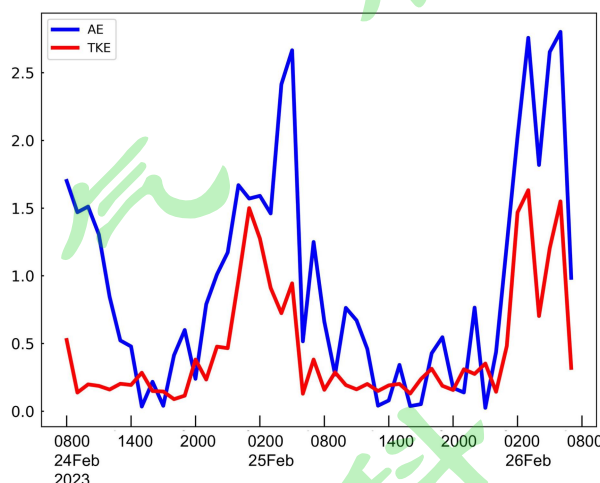


图 8 2023 年 2 月 24 日 08:00（UTC）到 26 日 07:00（UTC）湄洲湾海陆分界（ 119.02° E ， 25.05° N ）所在位置的 WRF-LES 模拟的近地面 10 m 风速与 CMA-GD 模拟分区随机森林回归模型降尺度结果的绝对误差（AE，单位： m s^{-1} ，蓝线）以及 WRF-LES 模拟的近地面 10 m 湍流动能（TKE，单位： $\text{m}^2 \text{ s}^{-2}$ ，红线）的时间演变。

Fig. 8. Temporal evolutions of absolute error (AE, unit: m s^{-1} , blue line) of CMA-GD-downscaled 10 m above ground wind speeds using zoned RF regression models with respect to WRF-LES simulations, and WRF-LES-simulated 10 m turbulent kinetic energy (TKE, unit: $\text{m}^2 \text{ s}^{-2}$, red line) at the land-sea interface (119.02° E , 25.05° N) in Meizhou Bay from 08 UTC 24 February 2023 to 07 UTC 26 February 2023.

综上所述，CMA-GD 模拟采用分区随机森林回归模型降尺度至 111m 后的近地面 10m 风速与 WRF-LES 模拟风速的空间分布特征吻合，风速时序变化趋势较双线性插值降尺度结果更接近实况和 WRF-LES 模拟，相对 WRF-LES 模拟风速的误差也较双线性插值降尺度结果有明显的减小。

5. 结论与讨论

本文提出一种融合动力降尺度与统计降尺度两种方法优势、适用于复杂地形百米级降尺度的动力-统计降尺度方法，并以复杂海湾——福建湄洲湾的近地面 10m 风速模式预报

场的降尺度进行示例应用。首先，基于 WRF 模式和大涡模拟（LES）构建动力降尺度框架 WRF-LES，并利用 WRF-LES 建立 2019-2023 年冬季冷空气大风过程的百米级超高分辨率近地面风场模拟数据集，同时利用 CMA-GD 模式建立相应时段的公里级气象要素模拟数据集；然后，将 2019-2022 年的模拟数据集作为训练集，运用随机森林回归算法分区域建立 CMA-GD 公里级气象要素与 WRF-LES 百米级近地面风速的映射关系，构建分区统计降尺度模型；最后，以 2023 年冷空气大风过程为测试个例，验证统计降尺度模型对 CMA-GD 近地面风速场的降尺度效果。主要结论如下：

（1）与 CMA-GD 模式公里级近地面风速场相比，百米级 WRF-LES 近地面风速场更能捕捉到近地面风速脉动的时空跳跃性和更好地刻画湍流的脉动特征，并且相对观测风速的误差明显更小，可作为 CMA-GD 模式降尺度至百米级的目标变量场。

（2）2023 年冬季冷空气大风过程的测试表明，CMA-GD 近地面风速场经分区随机森林回归模型统计降尺度至百米级后，空间分布特征与 WRF-LES 百米级近地面风速场和地面自动站观测吻合，风速时序变化趋势也基本一致，并且相对 WRF-LES 百米级近地面风速的 RMSE 明显小于 CMA-GD 近地面风速场的双线性插值降尺度结果，大部分地区的 RMSE 控制在 $0\sim 2.5\text{ m s}^{-1}$ 范围内。联合大涡模拟和机器学习的动力-统计降尺度模型能够有效地将复杂地形的公里级地面风速降尺度至百米级。

本研究是对复杂海湾百米级动力-统计降尺度技术的初步探索，在 WRF-LES 模拟精度、WRF-LES 模拟数据集样本数量、随机森林统计降尺度模型的特征变量筛选等方面还存在不足。此外，对模式模拟和降尺度效果进行评估时采用的插值方法未考虑地形高度与海陆分布，并且研究的海湾缺乏海面的实测风，这些都可能影响评估结果。在未来的工作中，一方面可以通过边界层过程、海陆精细地形等敏感性试验来寻找更优的模式模拟配置，改进 WRF-LES 模拟效果，另一方面可以适当增加冷空气过程的模拟个例和特征变量（如地表粗糙度、海拔等），扩充机器学习训练集，进一步提高统计降尺度模型的降尺度性能。在此基础上，进一步变换模拟区域，探索此动力-统计降尺度技术在不同区域的适用性。

致谢

本研究得到国家重点研发计划项目（2022YFC3004205）、泛珠三角区域数值预报联合发展专项（PPRD202304）、福建省自然科学基金项目（2023J011331、2024J011138、2024J011140）、厦门市科技局指导性专项（3502Z20214ZD4015、3502Z20244ZD4005）以及泉州市科技局指导性专项（2024NS002）的资助。作者谨对编辑和匿名审稿专家表示衷心感谢，他们的专业意见显著提升了论文的科学性与可读性。作者感谢中国气象局广州热带海洋气象研究所的陈子通和戴光丰两位专家的指导性意见和帮助，同时感谢中国气象局广州热带海洋气象研究所提供的宝贵交流机会和场所。

参考文献

- Ahmed, K., Shahid, S., Nawaz, N., et al. 2019. Modeling climate change impacts on precipitation in arid regions of Pakistan: a non-local model output statistics downscaling approach[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 137(1):1347-1364.
- Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, 45, 5-32.
- 查进林. 2015. 中国地区土地利用/覆盖变化影响近地面风速的分析[D]. 云南大学. Cha Jinlin. 2015. Land use and cover change impacts on the near-surface wind speed over China [D]. Yunnan University.
- 陈德辉, 薛纪善, 沈学顺, 等. 2012. 我国自主研发的全球/区域一体化数值天气预报系统

- GRAPES 的应用与展望[J]. 中国工程科学, 14(09): 46-54.Chen Dehui, Xue Jishan, Shen Xueshun, et al. 2012. Application and prospect of a new generation of numerical weather prediction system (GRAPES)[J]. China Engineering Science(in Chinese), 14(09): 46-54.
- 陈子通, 戴光丰, 钟水新, 等. 2016. 中国南海台风模式 (TRAMS-v2.0) 技术特点及其预报性能[J]. 热带气象学报, 32(6): 831-840. Chen Zitong, Dai Guangfeng, Zhong Shuixin, et al. 2016. Technical Features and Prediction Performance of Typhoon Model for the South China Sea (TRAMS-v2.0)[J]. Journal of Tropical Meteorology(in Chinese), 32(6): 831-840.
- Deng, G., and Shen X.S., DU J. et al..2024. Scientific advances and weather services of the China Meteorological Administration's national forecasting systems during the Beijing 2022 Winter Olympics. Adv. Atmos. Sci., 41(5), 767–776. <https://doi.org/10.1007/s00376-023-3206-3>.
- Doury, Somot, Gadat, et al. 2023. Regional climate model emulator based on deep learning: concept and first evaluation of a novel hybrid downscaling approach[J]. Climate Dynamics, 60, 1-29. <https://doi.org/10.1007/s00382-022-06343-9>.
- 邓华, 张颖超, 顾荣, 等. 2018. 基于 PCA-RBF 的风电场短期风速订正方法研究[J]. 气象科技, 46(1):10-15. Deng Hua, Zhang Yingchao, Gu Rong, et al. 2018. Correction Method of Short-Term Wind Speed in Wind Farms Research Based on PCA-RBF [J]. Meteorological Science and Technology(in Chinese), 46(1):10-15.
- 范丽军, 符淙斌, 陈德亮. 2005. 统计降尺度法对未来区域气候变化情景预估的研究进展[J]. 地球科学进展, (03):320-329. Fan Lijun, Fu Congbin, Chen Deliang. 2005. Review on Creating Future Climate Change Scenario by Statistical Downscaling Techniques[J]. Advances in Earth Science(in Chinese), (03):320-329.
- 付旭东. 2020. 基于机器学习的短时风场预报与订正研究[D]. 兰州大学. Fu Xudong. 2020. Research on Short-term Wind Field Prediction and Correction Based on Machine Learning [D]. Lanzhou University.
- Le Roy, B., Lemonsu, A. and Schoetter, R. 2021. A statistical–dynamical downscaling methodology for the urban heat island applied to the EURO-CORDEX ensemble. Climate Dynamics, 56, 2487–2508.
- Le Roy, B., A. Lemonsu, R. Schoetter, et al. 2024. Study of the Future Evolution of the Urban Climate of Paris by Statistical–Dynamical Downscaling of the EURO-CORDEX Ensemble[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 63, 1289–1309.
- 李雪洮, 梁捷宁, 郭琪, 等. 2020. 利用大涡模式模拟黄土高原地区对流边界层特征 [J]. 高原气象, 2020, 39(03): 523-531. Li Xuetao, Liang Jiening, Guo Qi, et al. 2020. Simulate of Convective Boundary Layer Characteristics in the Loess Plateau by WRF Large-Eddy [J]. Plateau Meteorology(in Chinese), 39(3): 523-531.
- 林盛吉. 2011. 基于统计降尺度模型的钱塘江流域干旱预测和评估[D]. 浙江大学. Lin Shengji. 2011. Drought Prediction and Assessment for the Qiantang River Basin Based on a Statistical Downscaling Model[D]. Zhejiang University.
- Lin YJ, Kruger U, Zhang JP, et al. 2015. Seasonal analysis and prediction of wind energy using random forests and ARX model structures [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 23(5):1994-2002.
- Liu Y, Warner T, Liu Y, et al. 2011. Simultaneous nested modeling from the synoptic scale to the LES scale for wind energy applications [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 99(4): 308-319.
- 刘郁珏, 苗世光, 胡非, 等. 冬奥会小海坨山赛区边界层风场大涡模拟研究 [J]. 高原气象,

- 2018, 37(05): 1388-1401. Liu Yujue, Miao Shiguang, Hu Fei, et al. 2018. Large Eddy Simulation of Flow Field over the Xiaohaituo Mountain Division for the 24th Winter Olympic Games[J]. Plateau Meteorology(in Chinese), 37(5): 1388-1401.
- 刘永和,郭维栋,冯锦明,等. 气象资料的统计降尺度方法综述[J].地球科学展, 2011, 26(08):837-847. Liu Yonghe, Guo Weidong, Feng Jinming, et al. 2011. A Summary of Methods for Statistical Downscaling of Meteorological Data[J]. Advance in Earth Science(in Chinese), 26(08):837-847.
- 吕游. 2019. 中国降水、风速与地面气温的统计降尺度预报及订正研究[D]. 南京信息工程大学. Lü You. 2019. Statistical Downscaling and Calibration of Precipitation, Wind Speed and Surface Temperature Forecast in China[D]. Nanjing University Of Information Science and Technology Library.
- 孟欣宁,焦瑞莉,刘念,等. 2020. 基于随机森林插值的中亚夏季极端高温变化特征[J].干旱区研究, 37(04):966-973. DOI:10.13866/j.azr.2020.04.17. Meng Xinning, Jiao Ruili, Liu Nian, et al. 2020. Extreme Summer High-temperature Changes in Central Asia Based on Interpolated Data from Random Forest[J]. Arid Zone Research (in Chinese), 37(04):966-973. DOI:10.13866/j.azr.2020.04.17.
- Paola, F. D., Cimini, D., Natale, Maria, et al. 2024. Wind Speed Downscaling of the WRF Model at Sub-Kilometer Scale in Complex Terrain for Wind Power Applications[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, PP(99):1-46.
- 任梅芳,庞博,徐宗学,等. 2018. 基于随机森林模型的雅鲁藏布江流域气温降尺度研究 [J]. 高原气象, 37(05):102-114. Ren Meifang, Pang Bo, Xu Zongxue, et al. 2018. Downscaling of Air Temperature in the Yarlung Zangbo River Basin Based on the Random Forest Model [J]. Plateau Meteorology(in Chinese), 37(5): 1241-1253.
- 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 Ping, Chen Mingxuan, Cao Weihua, et al. 2020. Error analysis and correction of short-term numerical weather prediction under complex terrain based on machine learning [J]. Acta Meteor. Sinica (in Chinese), 78(6): 1002-1020.
- Sathyaraj, J, Sankardoss, V. 2024. A novel analysis of random forest regression model for wind speed forecasting[J]. Cogent Engineering, 11(1): 2434617.
- Skamarock, W., Klemp, J., Dudhia, J., et al. 2021. A Description of the Advanced Research WRF Model Version 4. <https://doi.org/10.5065/1dfh-6p97>.
- Smagorinsky J. 1963. General circulation experiments with the primitive equations: I. The basic experiment [J]. Monthly weather review, 91(3): 99-164.
- 苏海锋,戴新刚,熊喆,等. 2023. 黑河流域降水统计—动力降尺度问题研究 [J]. 大气科学, 47(3): 642-654. DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.2201.21081. Su Haifeng, Dai Xingang, Xiong Zhe, et al. 2023. Study on Statistical - Dynamical Downscaling for Precipitation in the Heihe River Basin [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 47(3): 642-654. DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.2201.21081.
- 孙学金,李岩,张燕鸿,等. 2017. 基于 WRF-LES 的干旱湖区近地面风场模拟与敏感性研究 [J]. 高原气象, 36(03): 835-844. DOI: 10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00058. Sun Xuejin, Li Yan, Zhang Yanhong, et al. 2017. Near-Surface Wind Simulation over Arid Lakeshore Area and Sensitivity Studies using the WRF-LES [J]. Plateau Meteorology(in Chinese), 36(3): 835-844. DOI: 10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00058.

- 王颖, 张镭, 胡菊, 等. 2010. WRF 模式对山谷城市边界层模拟能力的检验及地面气象特征分析 [J]. 高原气象, 29(06): 1397-1407.
- Wang Ying, Zhang Lei, Hu Ju, et al. 2010. Evaluation of the WRF Model in Simulating Valley Urban Boundary Layers and Analysis of Surface Meteorological Characteristics[J]. Plateau Meteorology(in Chinese), 29(06): 1397-1407.
- 魏晓雯, 陈亮, 赵蕾, 等. 2021. 南海港口大风的环流特征及其预报指标——以海南洋浦港为例 [J]. 气象科技, 49(05): 754-761. Wei Xiaowen, Chen Liang, Zhao Lei, et al. 2021. Circulation Characteristics and Forecasting Indicators of High Wind in a Port of South China Sea: Taking Yangpu Port as an Example[J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 49(05): 754-761.
- 邢雯雯, 孙绩华, 刘辉志, 等. 2021. 高黎贡山复杂地形下局地环流的数值模拟研究 [J]. 大气科学, 45(04): 746-758. Xing Wenwen, Sun Jihua, Liu Huizhi, et al. 2021. Numerical Simulation of the Local Circulation of Complex Topography on the Gaoligong Mountains [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 45(4): 746-758. DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.2009.20112
- 徐道生, 陈子通, 戴光丰, 等. 2014. 对流参数化方案的改进对 GRAPES 模式台风预报的影响研究 [J]. 热带气象学报, 30(2): 210-218. Xu Daosheng, Chen Zitong, Dai Guangfeng, et al. 2014. The Influence of An Improved Cumulus Parameterization Scheme on Typhoon Forecast from GRAPES Model[J]. Journal of Tropical Meteorology (in Chinese), 30(2): 210-218.
- 徐景峰, 宋林桦, 陈明轩, 等. 2023. 冬奥会复杂山地百米尺度 10 m 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 Jingfeng, SONG Linye, CHEN Mingxuan, et al. 2023. Comparative Machine Learning-Based Correction Experiment for a 10 m Wind Speed Forecast at a 100 m Resolution in Complex Mountainous Areas of the Winter Olympic Games [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 47(3): 805-824. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2209.22117.
- 薛纪善, 庄世宇, 朱国富, 等. 2008. GRAPES 新一代全球/区域变分同化系统研究 [J]. 科学通报, 53(20): 2408-2417. Xue Jishan, Zhuang Shiyu, Zhu Guofu, et al. 2008. Research on the New Generation Global/Regional Variational Assimilation System of GRAPES[J]. Chinese Science Bulletin (in Chinese), 53(20): 2408-2417.
- 于法川, 祝善友, 张桂欣, 等. 2022. 复杂山区地形条件下 ERA5 再分析地表气温降尺度方法 [J]. 地球信息科学学报, 24(4): 750-765. DOI: 10.12082/dqxxkx.2022.210386. Yu Fachuan, Zhu Shanyou, Zhang Guixin, et al. 2022. A Downscaling Method for Land Surface Air Temperature of ERA5 Reanalysis Dataset under Complex Terrain Conditions in Mountainous Areas[J]. Journal of Geo-information Science(in Chinese), 24(4): 750-765. DOI: 10.12082/dqxxkx.2022.210386.
- 张晨炜, 何建军, 赖欣, 等. 精细化下垫面对海南地区气象场模拟的影响 [J]. 高原气象, 2022, 41(03): 775-789. Zhang Chenwei, He Jianjun, Lai Xin, et al. 2022. Impacts of High-Resolution Land Surface Data on Meteorological Field Simulation over Hainan[J]. Plateau Meteorology(in Chinese), 41(3): 775-789 <https://doi.org/10.7522/j.issn.1000-0534.2021.00013>.
- 张珊, 王宗敏, 黄刚, 等. 基于 WRF-LES 的崇礼复杂地形局地风场模拟研究 [J]. 高原气象, 2023, 42(01): 197-209. Zhang Shan, Wang Zongmin, Huang Gang, et al. 2023. Local Wind Simulation over Complex Terrain of Chongli Using WRF-LES. Plateau Meteorology(in Chinese), 42(1): 197-209. <https://doi.org/10.7522/j.issn.1000-0534.2022.00011>.
- 张子健. 2021. 锦州港大风灾害天气下船舶疏散顺序研究 [D]. 大连海事大学. Zhang

- Zijian.2021.Research on the Evacuation Sequence of Vessels during Severe Wind Disaster Weather at Jinzhou Port [D]. Dalian Maritime University.
- Zhang Yanxia, Chen Zitong, Meng Weiguang, et al. 2022. Applicability of Temperature Discrete Equation to NMRF Boundary Layer Scheme in GRAPES Model, Journal of Tropical Meteorology, 28(1):12-28.
- 赵芳芳, 徐宗学. 黄河源区未来地面气温变化的统计降尺度分析[J]. 高原气象, 2008, 27(1):153-161. Zhao Fangfang; Xu Zongxue. 2008. Statistical Downscaling of Future Temperature Change in Source of the Yellow River Basin[J]. Plateau Meteorology (in Chinese), 27(1): 153-161.
- 朱延和, 朱寿鹏, 夏平, 等. 2024. 基于 U-net 神经网络的新疆 10 m 风速预报订正研究[J]. 大气科学, 48(6): 2300-2315. DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.2406.23152. Zhu Yanhe, Zhu Shoupeng, Xia Ping, et al. 2024. Forecast Calibration of 10-m Wind Speed over Xinjiang Based on a U-net Neural Network [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 48(6): 2300-2315. DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.2406.23152.