

胡海川, 林建, 2026. 基于二次偏差订正的多站点风速风向预报[J]. 气象, 52(4): 443-453. Hu H C, Lin J, 2026. Multi-site wind speed and direction forecasting based on two-step bias correction method[J]. Meteor Mon, 52(4): 443-453(in Chinese).

## 基于二次偏差订正的多站点风速风向预报\*

胡海川 林 建

国家气象中心, 北京 100081

**提 要:** 利用 2021 年 1 月至 2022 年 12 月中国地面逐时资料中的 2 min 平均风观测数据及 ECMWF 模式 24 h 预报的 10 m 风场数据, 针对  $30^{\circ}\sim 40^{\circ}\text{N}$ 、 $110^{\circ}\sim 120^{\circ}\text{E}$  范围内的 662 个国家级气象观测站, 构建了一种可适用于多站点风速风向预报的二次偏差订正方法, 并利用 2023 年 1—12 月的数据进行检验。研究发现: 合理订正数值模式的  $u$ 、 $v$  风预报能够有效提升不同站点风速风向预报效果, 但各站点间预报误差差异明显, 且  $u$ 、 $v$  风联合建模的方式会将风速风向预报误差相互叠加。基于模式预报的  $u$ 、 $v$  风构建一元线性回归订正模型对多数站点的风向预报效果有所提升, 但对较强风速 ( $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) 的订正能力仍显不足, 为此进一步采用分位数匹配方法对线性回归订正后的  $u$ 、 $v$  风所合成的风速进行再次订正, 即为二次偏差订正方法。检验结果表明, 二次偏差订正方法在风速风向的预报中表现出良好的性能, 在全部风速与较强风速的预报中, 其均方根误差较 ECMWF 模式分别减少了 18.8% 与 29.6%。在冷空气大风和台风大风个例中, 该方法也展示出对较强风速预报的优势。

**关键词:** 风速预报, 风向预报, 分位数匹配, 风矢量

中图分类号: P457, P456

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2026.022701

### Multi-Site Wind Speed and Direction Forecasting Based on Two-Step Bias Correction Method

HU Haichuan LIN Jian

National Meteorological Centre, Beijing 100081

**Abstract:** To enhance the forecast accuracy of average wind speed and direction, based on the 2 min average wind speed and direction data from surface observations provided by China Meteorological Administration from January 2021 to December 2022, as well as the 10 m wind forecasts from the ECMWF deterministic model at 24 h lead time, a two-step bias correction method tailored for multi-site wind speed and direction forecasts is developed for 662 national observation stations that are located within the range of  $30^{\circ}\text{--}40^{\circ}\text{N}$  and  $110^{\circ}\text{--}120^{\circ}\text{E}$ . Then this method is validated by using data from January to December 2023. The results show that proper correction of the  $u$  and  $v$  winds forecasted by model can effectively improve wind speed and direction forecast performance at individual stations. However, significant discrepancies exist in the  $u$  and  $v$  wind forecast errors among stations, and joint modeling of  $u$  and  $v$  winds tends to compound errors in wind speed and direction forecasts. Constructing simple linear regression correction models separately for  $u$  and  $v$  winds at each station can improve wind direction forecasts at most stations, but the correction capability for strong wind speeds ( $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) remains limited. To overcome this shortcoming, a quantile matching approach, i. e., the two step bias correction method, is applied to further correct the wind speed derived from the regression adjusted  $u$  and  $v$  winds. The validation results show that the two step

\* 国家重点研发计划(2022YFC3004200)资助

2025 年 1 月 12 日收稿; 2026 年 1 月 14 日收修定稿

第一作者: 胡海川, 主要从事天气预报技术研究. E-mail: huhc1988@sina.com

通讯作者: 林建, 主要从事灾害性天气预报方法研究及天气预报科技成果中试. E-mail: linjian@cma.gov.cn

bias correction method performs well in both wind speed and direction forecasting. Compared with the ECMWF model, the corrected root mean square error by this method is reduced by 18.8% for all wind speeds and by 29.6% for strong wind speeds. Moreover, this method also exhibits distinct advantages in forecasting strong winds associated with cold air and typhoons.

**Key words:** wind speed forecasting, wind direction forecasting, quantile matching, wind vector

## 引 言

地面风在地表的能量、动量、物质交换中扮演着重要角色,更与人们的日常生活息息相关。准确的地面风预报能够有效降低大风带来的危害,减少生命财产的损失(Zhang et al, 2020)。数值模式是目前地面风预报的主要技术手段(Benjamin et al, 2018),虽然其在近几十年来取得了显著进步,但因初始场误差、物理参数化方案及大气本身可预测性等因素影响,模式预报的 10 m 风与观测仍存在明显差异(王在文等, 2019; 薛文博等, 2020)。为提升地面风的预报效果,学者们在数值模式确定性预报或集合预报数据的基础上,采用传统统计学、机器学习(包括深度学习)方法构建地面风订正模型(胡海川等, 2017; Holman et al, 2017; 张鑫宇等, 2023; 王在文等, 2023; 徐景峰等, 2023; Yang et al, 2023)。然而,这些工作更多聚焦于风速的订正,对风向关注不足。

风向的预报同样具有多种重要用途,尤其在空气污染的防治、航空安全及风力发电等领域(孙启悦等, 2008; 史加荣和蔡璠, 2023; Alves et al, 2024)。在面对大风及相关灾害时,也需要综合考虑风速和风向的共同影响(朱凌等, 2019; 骆颜等, 2022)。然而,不同于温度、降水、风速等要素,风向是一个循环变量,其数值在  $360^\circ$  范围内循环,这使得一些常用的统计学方法并不适用于风向的订正(Bao et al, 2010)。因此,风向预报成为一个具有挑战性的难点问题(Jiménez and Dudhia, 2013)。但值得注意的是, $u$ 、 $v$  风分量中同时包含了风速风向信息,这也为解决风速风向的预报问题提供了一个更为直接和有效的途径。

在利用机器学习方法构建风速风向订正模型时,需要在训练模型前设置超参数,如神经网络模型中的隐含层数、隐含层的神经元个数、激活函数以及正则化系数等。合理选取超参数至关重要,其无法通过训练数据直接得到,但对模型的精度与泛化能

力有着显著影响(Yang and Shami, 2020; 徐锐和冯瑞, 2020; 方义秋等, 2022; Manafifard, 2024)。当预报站点数量较少时,为每个站点分别构建机器学习模型能够确保模型的准确性和针对性。然而,随着站点数量的增加,这种分别建模的方式将会面临计算量过大的问题(李海霞等, 2024)。将多个站点视为整体来统一构建订正模型的方式能够减轻计算负担,但需充分考虑海拔高度、坡向、坡度等多种地理信息,以表征不同下垫面条件对风速风向的影响(Letson et al, 2018; Le Toumelin et al, 2023)。即便如此,模型为了追求整体的预测精度和泛化性,难免会牺牲某些站点的局地性特征,导致部分站点风速风向的预报效果改善不明显。相比之下,针对每个站点分别构建基于传统统计学方法的订正模型,可能会更直接有效地实现对多站点风速风向预报的精准订正。

分别为不同站点构建传统统计学方法订正模型时,需要考虑是否采用  $u$ 、 $v$  风联合建模的方式。 $u$ 、 $v$  风的联合分布近似符合二维高斯分布(Monahan, 2013),联合建模能够兼顾到  $u$ 、 $v$  风之间的可能内在联系,对提升风速风向的预报效果具有重要意义。但这种方式会将风速和风向的预报误差交织叠加,增加预报模式的不确定性,因此并不能保证在风速和风向的预报订正中都能取得理想的效果。针对上述问题,本文基于 2021—2022 年的观测及数值模式预报数据,提出一种计算简便且适用于多站点的风速风向预报订正方法,并利用 2023 年数据作为独立样本,检验该订正方法在实际业务应用中的效果。

## 1 资 料

本文使用 2021 年 1 月至 2023 年 12 月中国地面逐时资料中的 2 min 平均风观测数据(风速风向,其中风速保留小数点后一位)及 ECMWF 模式 24 h 时效确定性预报的 10 m 风场数据(空间分辨率为  $0.125^\circ \times 0.125^\circ$ )。如图 1 所示,选取  $30^\circ \sim 40^\circ \text{N}$ 、 $110^\circ \sim 120^\circ \text{E}$  范围内的 662 个国家级气象观测站,

利用 2021—2022 年数据对上述站点进行统计分析,建立可适用于多站点风速风向预报订正模型,并利用 2023 年 1—12 月的数据进行预报效果的检验。

气象预报业务中,平均风速达 6 级以上( $\geq 10.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ )是发布大风预警的标准。以单站单次观测记录为 1 站次,本研究建模及检验的数据中,662 个站点出现风速 $\geq 10.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的样本数分别为 547、281 站次,而若以  $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  为标准,则样本数可增至 947、503 站次。因此,下文分析中以 $\geq 10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 作为较强风速检验阈值,以便基于更充足

的样本数据,评估客观订正方法的预报效果。

## 2 预报订正

### 2.1 $u$ 、 $v$ 风预报与观测的统计对比

图 2 为 2021 年 1 月至 2022 年 12 月 662 个站点  $u$ 、 $v$  风的 ECMWF 模式预报与观测的频率分布对比。如图所示,相比于观测数据,ECMWF 模式预报的  $u$ 、 $v$  风在零值附近的集中度更低,且在较强风速区域展现出的长尾分布与观测也存在一定差异,这表明数值模式在弱风和强风的预报中均存在不足。这种偏差导致了风速风向的预报与观测不符,因此需要合理订正数值模式的  $u$ 、 $v$  风预报,以提升风速风向的预报效果。受下垫面等局地性因素的影响,不同站点  $u$ 、 $v$  风的预报偏差差异明显。如图 3 所示,662 个站点  $u$ 、 $v$  风预报的平均绝对误差的散点多集中分布在对角线的左侧,表明 ECMWF 模式对于  $v$  风预报的平均绝对误差偏大的站点数量更多。这一情况可能与所选代表站点的地理位置有关。具体到每个站点,ECMWF 模式对  $u$  风或  $v$  风预报的平均绝对误差可以达到另一个风分量预报误差的两倍以上。鉴于数值模式对于不同站点  $u$ 、 $v$  风预报偏差的显著差异,本文将分别针对不同站点构建订正模型,以期最大限度提升各站点风速风向的预报准确率。

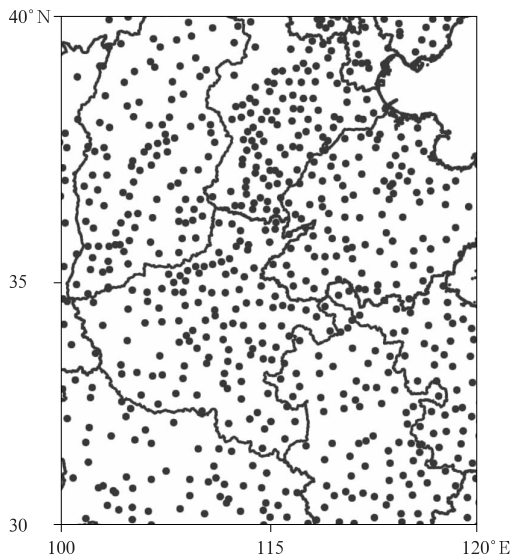


图 1 研究区域站点分布

Fig. 1 Distribution of observation stations within the study area

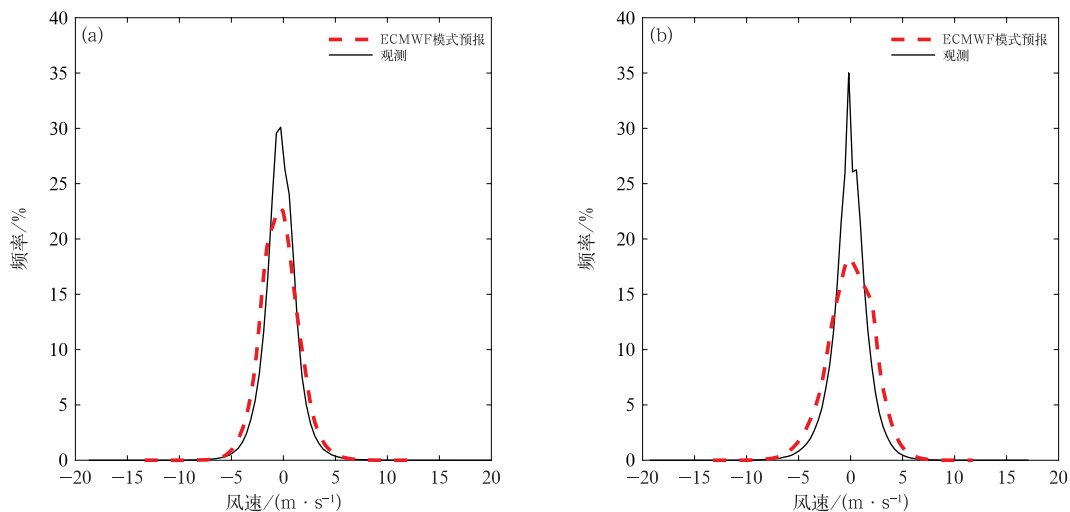


图 2 2021—2022 年 ECMWF 模式预报与观测的 662 个站点 (a)  $u$  风、(b)  $v$  风的频率分布

Fig. 2 Frequency distributions of (a)  $u$  wind and (b)  $v$  wind at 662 stations based on ECMWF model forecasts and observations during 2021—2022

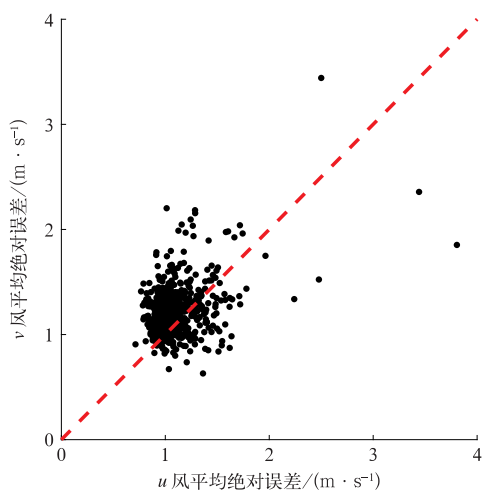


图 3 2021—2022 年 ECMWF 模式预报的 662 个站点  $u$ 、 $v$  风的平均绝对误差分布

Fig. 3 Distribution of mean absolute error in  $u$  and  $v$  winds forecasted by the ECMWF model at 662 stations during 2021—2022

## 2.2 订正方法的建立

### 2.2.1 $u$ 、 $v$ 风的一元线性回归订正

联合  $u$ 、 $v$  风构建模型可保留风矢量间的内在联系,但也会耦合两个风分量的误差。由公式推导(略)可知,联合建模的误差项中同时包含风速误差与风向误差,两者紧密交织,显著增加了模型的复杂性与不确定性。为兼顾模型的稳健性以及大量站

点进行批量建模的计算效率,本文采用  $u$ 、 $v$  风分别构建独立订正模型的方案。进一步的偏相关分析表明(图表略),基于本文的数据集, $u$ 、 $v$  风之间不具备显著的相互预报价值。因此,本文最终采用一元线性回归方法为每个站点的  $u$ 、 $v$  风分别构建订正模型,并采用最小二乘法计算回归模型中的斜率与截距。最小二乘法是通过最小化误差平方和来寻求最优的数据拟合函数,从而在统计意义上得到不同站点最为接近观测  $u$ 、 $v$  风的订正结果。

利用 2021 年 1 月至 2022 年 12 月的数据分别计算 662 个观测站点  $u$ 、 $v$  风的一元线性回归订正系数,并回算以对比订正前后的风向预报效果差异。在上述时间段内, $u$ 、 $v$  风订正后的风向误差在各个风速区间均小于订正前,且随风速的增加,误差降低趋势更为明显(图 4a)。此外,不同站点的  $u$ 、 $v$  风订正前后的风向误差散点多分布在对角线右侧(图 4b),表明对各站点分别进行  $u$ 、 $v$  风的一元线性回归订正,可有效减小数值模式在多数站点的风向预报误差。本文中风向误差的计算如式(1)所示:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \arccos(\cos\theta_i) \quad (1)$$

式中: $E$  为风向误差, $\theta$  为预报与观测间风向夹角, $\cos\theta$  的计算如式(2)所示:

$$\cos\theta = \frac{u_i u_o + v_i v_o}{\sqrt{(u_i^2 + v_i^2)(u_o^2 + v_o^2)}} \quad (2)$$

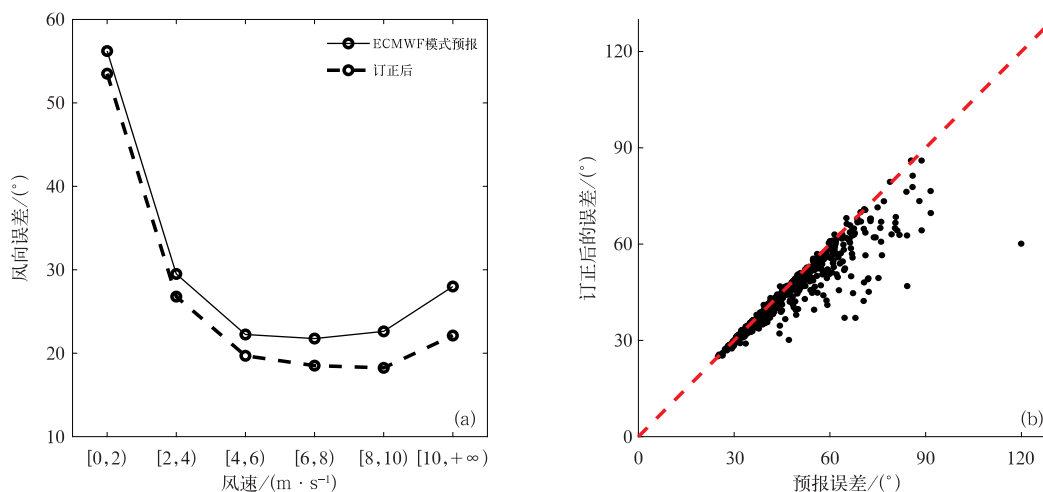


图 4 对 2021—2022 年 ECMWF 模式预报经  $u$ 、 $v$  风一元线性回归订正后的风向误差(662 个站点)  
(a) 不同观测风速区间的误差分布,(b) 误差散点分布

Fig. 4 Distributions of wind direction errors of the  $u$  and  $v$  winds forecasted by the ECMWF model and after simple linear regression correction at 662 stations during 2021—2022

(a) wind error distribution in different observed wind speed intervals, (b) wind error scatter distribution

式中: $u_f$ 、 $v_f$ 和 $u_o$ 、 $v_o$ ,分别表示预报和观测的 $u$ 、 $v$ 风分量。

### 2.2.2 风速的分位数匹配订正

2021年1月至2022年12月期间,ECMWF模式对662个站点较强风速预报的平均误差与均方根误差分别为 $-6.10\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 、 $6.91\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。 $u$ 、 $v$ 风进行一元线性回归订正后,所合成的风速预报( $W_{UV}$ )的平均误差减少至 $-5.83\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,均方根误差也下降至 $6.54\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。这表明对于较强风速,针对不同站点的 $u$ 、 $v$ 风订正在一定程度上提升了预报效果,但在精准捕捉预报信息方面仍存在明显不足,需进一步优化。在此期间,较强风速样本占总样本数的比例仅为0.1%。这种严重的样本分布不均衡问题不仅会导致本文中所使用的订正方法对较强风速预报能力的不足,同样也会使基于机器学习乃至深度学习的订正方法存在类似问题(周俊等,2024)。为此,本文采用分位数匹配(quantile matching, QM)方法对 $W_{UV}$ 进行二次订正,以期提升较强风速预报的准确性。

QM方法的思路是利用统计学方法建立预报数据与观测数据在特定分位数上的量化关系,通过匹配两者的分位数分布实现偏差订正。本文分别计算不同站点风速观测( $W_o$ )与 $W_{UV}$ 在20个分位点(间隔5百分位)的数值,并采用最小二乘法构建 $W_o$ 与 $W_{UV}$ 数据在不同百分位数上的对应关系。以济南站为例,采用QM方法对 $W_{UV}$ 进行再次订正的方程如式(3)所示。

$$W_{UV+QM} = 2.01W_{UV} - 1.24 \quad (3)$$

将济南站的 $W_{UV}$ 数据代入式(3)中即可得到订正后的风速( $W_{UV+QM}$ )。通过一元线性回归就能够很好地拟合出本文中大多数站点的 $W_o$ 与 $W_{UV}$ 数据在不同分位数上的对应关系,为此本文采用一元线性回归实现对不同站点风速的QM方法订正。

值得注意的是,当风速过小时,订正后的风速可能会出现负值的情况。对济南站而言,当 $W_{UV}$ 为 $0.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时,订正后的风速为 $-0.24\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。为避免上述不合理情况的出现,本文中对于过小的风速值不进行订正,即订正后风速为负值时,将 $W_{UV}$ 作为最终的风速预报结果。

综上所述,基于2021年1月至2022年12月662个站点的统计分析,针对不同站点采用一元线性回归订正 $u$ 、 $v$ 风,可有效提升数值模式对不同站点风向的预报效果,但对较强风速的预报仍存在不

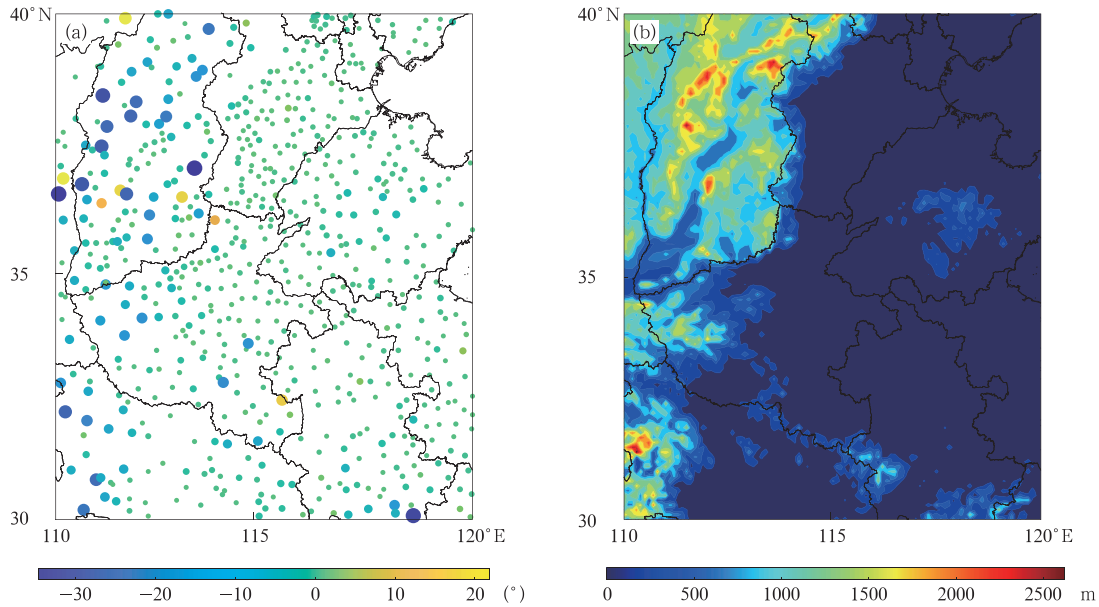
足。为此,进一步采用QM方法进行风速优化,即二次偏差订正方法。为验证该方法在实际业务中的预报效果,下文利用2023年全年数据进行独立样本检验。

## 3 效果检验

### 3.1 一元线性回归订正前后风向误差对比

利用2023年1—12月数据,进一步对比662个站点 $u$ 、 $v$ 风在经一元线性回归订正前后的风向误差。结果显示:无论是在不同观测风速的划分下,还是各站点的具体比较,结果均与图4基本一致(图略)。这表明 $u$ 、 $v$ 风订正能降低数值模式的风向预报误差,且观测风速越大,风向预报误差的改善越明显。但有所差异的是,2023年的数据中有7个站点在经 $u$ 、 $v$ 风订正后的风向误差有所增大。图5a为662个站点在 $u$ 、 $v$ 风订正前后风向误差的变化分布,图中圆点大小表示误差变化的绝对值,而颜色表示变化数值。华北平原地区的大部分站点的风向误差变化较小。而山西、河南西部、湖北西部等地区站点的误差变化较大,且误差降低的站点数量明显多于增加的站点。这种误差变化与地形有较好对应关系(图5b):山西、河南西部、湖北西部地形复杂,ECMWF模式在上述地区的风向预报能力有限,因此订正后的风向改进效果明显;但复杂地形下风向预报的不确定性高,个别站点可能会出现风向预报效果下降的情况。ECMWF模式对于华北平原地区的风向预报相对准确,因此订正后改进不明显。前述订正后风向误差变大的7个站点中,有6个位于山谷地形;受特殊地形的影响,这些站点的风向存在明显的日变化。因此,未来将针对白天、夜间时段分别构建 $u$ 、 $v$ 风的订正模型,以进一步提升风向的预报效果。

在针对不同站点的 $u$ 、 $v$ 风订正中,订正结果与数值模式预报可能出现符号相反的情况,进而引起风向的显著变化。为此,本文系统分析该符号反转发生的条件及可能性。基于一元线性回归的 $u$ 、 $v$ 风订正系数中的斜率为正时,出现符号反转的取值范围相对较小;当斜率为负时,其取值范围显著扩大。2023年数据中,绝大多数站点( $u$ 风:656个, $v$ 风:653个)斜率为正,其符号反转集中发生在数值预报风速极小的区间内( $u$ 风: $-0.33\sim 0.42\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,



注:图 a 中圆点大小表示误差变化的绝对值。

图 5 2023 年 662 个站点(a)经  $u$ 、 $v$  风一元线性回归订正前后的风向误差变化分布及(b)站点地形高度

Fig. 5 (a) Distribution of wind direction error changes at 662 stations before and after simple linear regression correction of  $u$  and  $v$  winds in 2023, and (b) the terrain altitude

$v$  风:  $-0.34 \sim 0.48 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ );少数斜率为负的站点( $u$  风:6 个, $v$  风:9 个),其符号反转的取值范围相对分散。从发生频率看,各站点  $u$ 、 $v$  风符号反转比例站点平均值分别为 8.1%和 8.9%,但个别站点的最高比例可以达到 85.4%与 93.4%。在全部样本中,出现任一风分量符号反转的比例为 15.6%,其中 94.7%发生在模式预报风速  $\leq 4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  的条件下。综上所述, $u$ 、 $v$  风订正后符号反转主要与数值模式预报风速大小相关,绝大多数发生在预报风速较小的场景下。

### 3.2 分位数匹配方法订正前后风速误差对比

利用 2023 年 1—12 月的数据进行风速预报效果检验,并对分析 5 种方案(表 1)的风速预报结果。表中,方案 1 为 ECMWF 模式的风速预报,方案 2 为经  $u$ 、 $v$  风订正后所合成的风速预报,方案 5

为二次偏差订正的风速预报;此外,还增加了方案 3 和方案 4,与方案 5 进行进一步对比。其中,方案 3 是基于 ECMWF 模式风速预报进行线性回归的订正,通过对比这种简单的风速订正方法,可以验证二次偏差订正方法在风速预报中的优势;二次偏差订正方法是在方案 2 的基础上,采用分位数匹配方法进行风速的订正。方案 4 是直接基于风速的分位数匹配订正,通过对比,可以验证将  $u$ 、 $v$  风的订正作为前置步骤对于提升风速预报效果的有效性。需要说明的是,方案 3 和方案 4 同样是基于 2021—2022 年的数据计算得出相关的统计参数,并在 2023 年的独立样本数据中进行验证。

图 6 为 5 种风速预报(订正)方案在 662 个站点的全部风速及较强风速样本下的平均误差与均方根误差。在全部风速样本的预报中(图 6a), $W_{UV+QM}$  的均方根误差为  $1.17 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,与  $W_{UV}$ 、 $W_{QM}$  较为接

表 1 不同风速预报方案

Table 1 Schemes for wind speed forecast comparison

方案	名称	描述
1	$W_{EC}$	ECMWF 模式预报的 $u$ 、 $v$ 风所合成的风速预报
2	$W_{UV}$	对 ECMWF 模式预报的 $u$ 、 $v$ 风分别进行一元线性回归订正后所合成的风速预报
3	$W_{LR}$	对 $W_{EC}$ 进行一元线性回归订正的风速预报
4	$W_{QM}$	对 $W_{EC}$ 进行分位数匹配订正的风速预报
5	$W_{UV+QM}$	二次偏差订正方法的风速预报

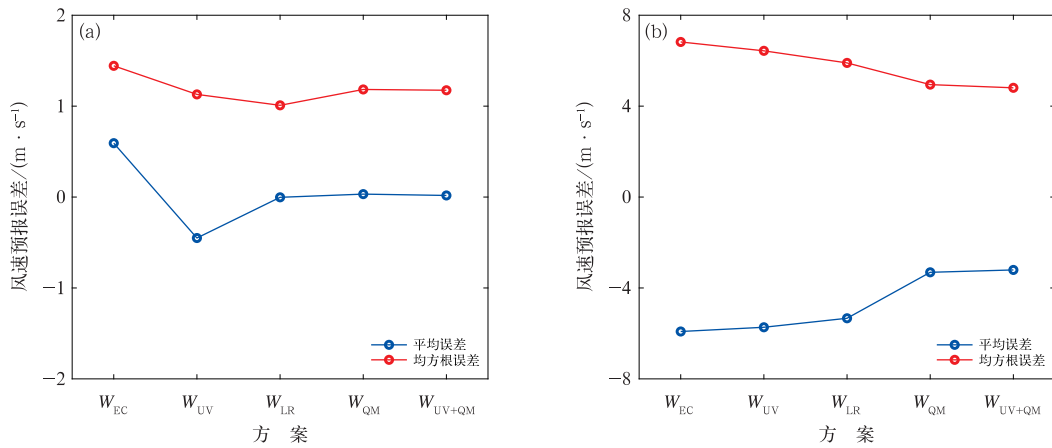


图 6 不同方案对 2023 年风速预报的平均误差与均方根误差  
(a)全部风速样本,(b)较强风速样本

Fig. 6 Mean error and root mean square error of wind speed forecasts in 2023 using different wind speed correction schemes  
in 2023 using different wind speed correction schemes  
(a) all wind speed samples, (b) strong wind speed samples

近。虽然这一数值高于  $W_{LR}$  的  $1.01 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,但明显低于  $W_{EC}$  的  $1.44 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。在较强风速的预报中(图 6b),所有订正方法均能提升预报效果,其中  $W_{UV+QM}$  的平均误差与均方根误差均为最小,分别为  $-3.21 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 、 $4.81 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,优于  $W_{QM}$  的  $-3.31 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  与  $4.95 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。综上所述, $W_{UV+QM}$  不仅可以减少全部风速下的预报误差,而且能够明显提升较强风速的预报效果,这表明在  $u$ 、 $v$  风订正后所合成风速的基础上,再进行 QM 方法的订正对较强风速有更好的预报效果。与  $W_{EC}$  相比, $W_{UV+QM}$  对全部风

速、较强风速预报的均方根误差分别减少了 18.8%、29.6%。5 种风速订正方案的对比表明,二次偏差订正方法结合了  $u$ 、 $v$  风订正与分位数匹配的优势,在风速的预报中具有优势。

为验证  $W_{UV+QM}$  在不同季节中的有效性,利用 2023 年全年数据,按春季(3—5 月)、夏季(6—8 月)、秋季(9—11 月)、冬季(12—2 月)对比  $W_{EC}$ 、 $W_{UV}$ 、 $W_{UV+QM}$  的预报误差。在全部风速样本的预报中(图 7a), $W_{UV+QM}$  的均方根误差在各季节或略高于  $W_{UV}$  或与之相当,但均明显低于  $W_{EC}$ 。在较强风

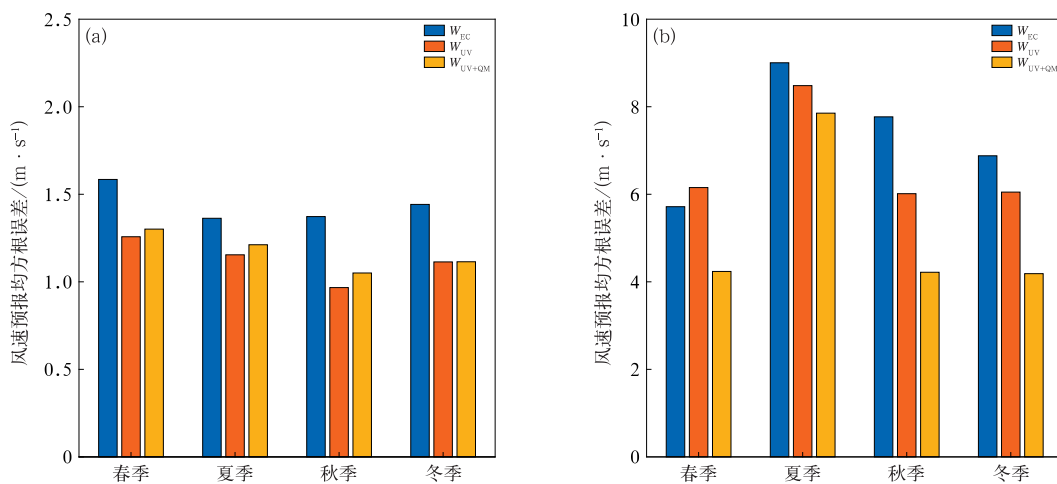


图 7  $W_{EC}$ 、 $W_{UV}$ 、 $W_{UV+QM}$  对 2023 年不同季节风速预报的均方根误差  
(a)全部风速样本,(b)较强风速样本

Fig. 7 Root mean square error of the wind speed forecasts by  $W_{EC}$ ,  $W_{UV}$  and  $W_{UV+QM}$  in different seasons of 2023  
(a) all wind speed samples, (b) strong wind speed samples

速的预报中(图 7b),  $W_{UV+QM}$  的均方根误差在各季节均明显低于  $W_{EC}$  与  $W_{UV}$ 。相比于其他季节,  $W_{UV+QM}$  在夏季改进相对较小, 而春季、秋季、冬季改进明显。这表明在  $u$ 、 $v$  风订正后结合 QM 方法, 虽可能使全部风速样本下的预报误差略有增加, 但能显著提升较强风速的预报效果; 夏季对流大风频发, 但  $W_{UV+QM}$  依然能够提供相对最准确的风速预报。

图 8 为  $W_{EC}$ 、 $W_{UV}$ 、 $W_{UV+QM}$  对 2023 年 662 个站点出现的 503 站次较强风速预报的绝对误差散点分布。图 8a 中,  $W_{EC}$  与  $W_{UV}$  预报的绝对误差散点分散在对角线两侧, 表明  $u$ 、 $v$  风订正后所合成的风速对部分较强风速样本的预报效果有所改善, 但也可能增加部分样本误差。图 8b 中,  $W_{EC}$  与  $W_{UV+QM}$  预报的绝对误差散点集中在对角线附近及右侧, 表明  $W_{UV+QM}$  对多数较强风速样本的预报误差明显低于 ECMWF 模式。在  $W_{UV}$  基础上再次采用 QM 方法进行订正后, 对较强风速预报效果提升显著。

### 3.3 典型个例检验

#### 3.3.1 冷空气大风

2023 年 4 月冷空气活动频繁, 27—29 日受冷空气影响, 山西、河南、山东西部、安徽中西部等地出现了扬沙或浮尘天气(赵英珊等, 2023)。其中, 4 月 28 日 20 时(北京时, 下同), 本文所选取的站点中同时出现较强风速的站点数量为全年最多, 因此基于此

次大风过程检验本文方法的实际应用效果。对比风速实况观测(图 9a)与  $W_{EC}$ 、 $W_{UV+QM}$  在 4 月 27 日 20 时起报的 24 h 预报结果(图 9b, 9c)可以发现,  $W_{EC}$  在  $[5, 10) \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  风速区间的站点数量(274 个)明显多于观测(135 个), 对较强风速的预报能力不足。 $W_{UV+QM}$  在该风速区间的站点数量(209 个)也多于观测, 但明显少于 ECMWF 模式, 并且对较强风速的预报也更接近实况。对图 9a 中所有站点的风速(站点数为 655 个),  $W_{UV+QM}$  预报的绝对误差较  $W_{EC}$  减少  $1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  以上的比例为 30.1%, 远高于绝对误差增大  $1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  以上的比例(13.7%), 表明该方法能够提供更具参考价值的风速预报。对于风向, 经一元线性回归订正后的  $u$ 、 $v$  风平均风向误差为  $44.8^\circ$ , 低于 ECMWF 模式的  $46.9^\circ$ 。

图 10 为 2023 年 4 月 26 日 08 时至 30 日 20 时, 冷空气影响前后五台山站的风速观测、 $W_{EC}$  及  $W_{UV+QM}$  的 24 h 预报对比。如图所示, 研究时段内,  $W_{EC}$  与观测均整体呈现出先增加后减小的变化趋势, 但两者在风速数值上差异明显。26 日 08 时, 观测风速为  $3.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ , 而  $W_{EC}$  为  $0.45 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。28 日 20 时, 五台山站的观测风速达到了  $17.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,  $W_{EC}$  仅为  $6.62 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。除 27 日 20 时外,  $W_{UV+QM}$  均较  $W_{EC}$  更接近观测。对图 10 中的 10 个时次而言,  $W_{EC}$  的平均误差为  $-5.89 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ , 而  $W_{UV+QM}$  的平均误差仅为  $-0.38 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

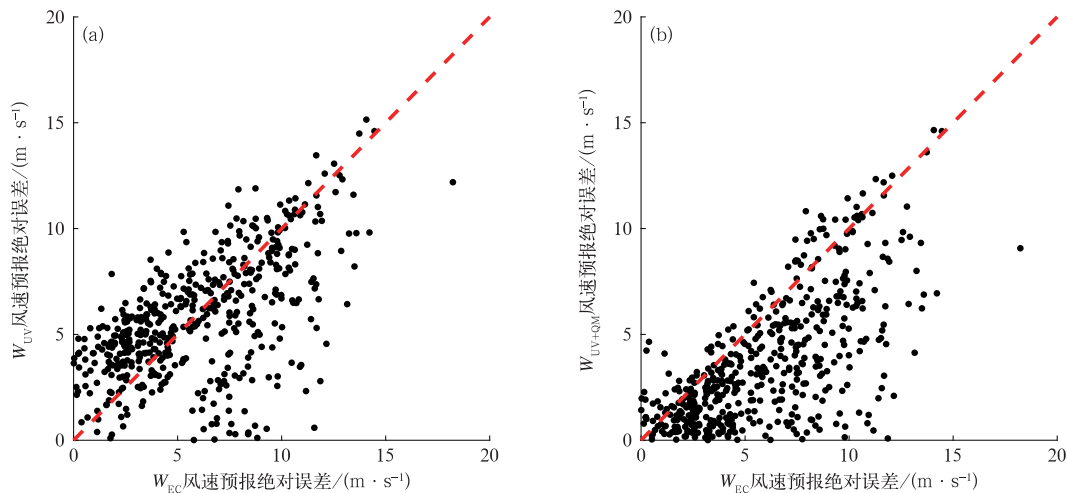


图 8  $W_{EC}$ 、 $W_{UV}$ 、 $W_{UV+QM}$  对 2023 年较强风速样本预报的绝对误差散点分布

(a)  $W_{EC}$  和  $W_{UV}$ , (b)  $W_{EC}$  和  $W_{UV+QM}$

Fig. 8 Scatter plots of absolute errors of strong wind speed forecasts by  $W_{EC}$ ,  $W_{UV}$ , and  $W_{UV+QM}$  in 2023

(a)  $W_{EC}$  and  $W_{UV}$ , (b)  $W_{EC}$  and  $W_{UV+QM}$

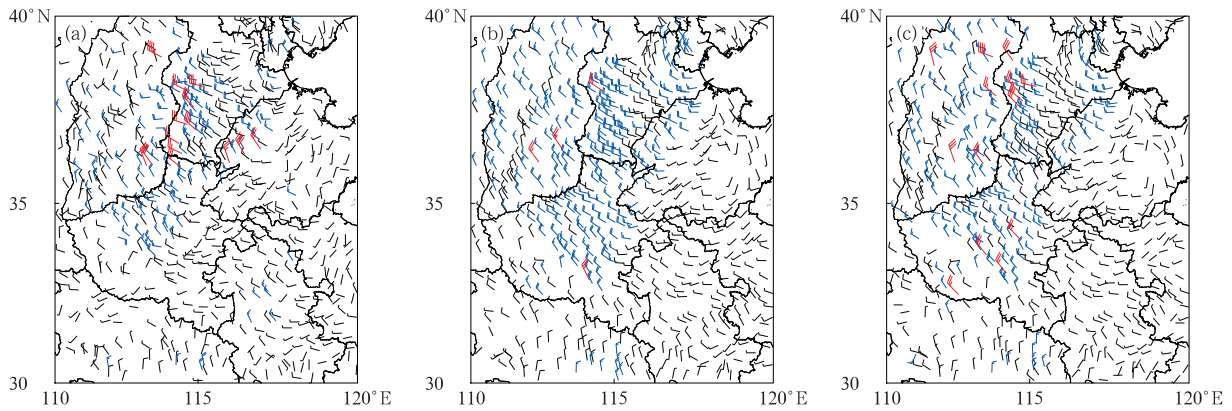


图 9 2023 年 4 月 28 日 20 时研究区域的风速(a)实况观测与(b) $W_{EC}$ 、(c) $W_{UV+QM}$ 的 24 h 预报  
 Fig. 9 (a) Wind speed observation and (b, c) wind speed forecasts with 24 h lead time by (b)  $W_{EC}$  and (c)  $W_{UV+QM}$  over the study area at 20:00 BT 28 April 2023

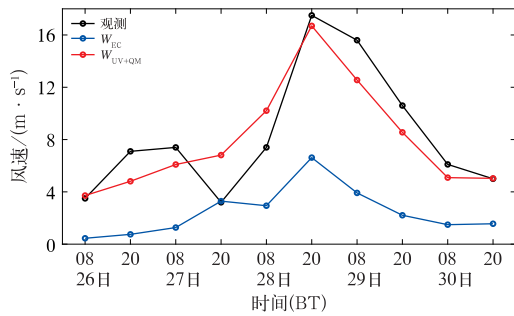


图 10 2023 年 4 月 26—30 日五台山站的风速观测以及  $W_{EC}$ 、 $W_{UV+QM}$  的 24 h 预报  
 Fig. 10 Wind speed observations at Wutai Mountain Station from 26 to 30 April 2023, and the corresponding 24 h forecasts by  $W_{EC}$  and  $W_{UV+QM}$

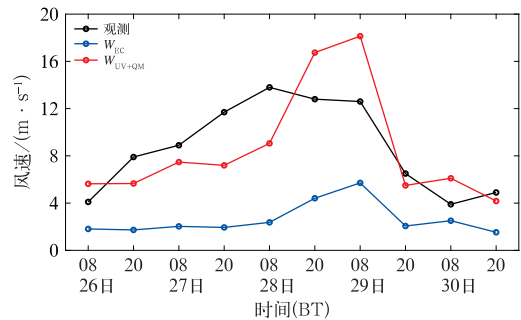


图 11 2023 年 7 月 26—30 日黄山站的风速观测以及  $W_{EC}$ 、 $W_{UV+QM}$  的 24 h 预报  
 Fig. 11 Wind speed observations at Huangshan Mountain Station from 26 to 30 July 2023, and the corresponding 24 h forecasts by  $W_{EC}$  and  $W_{UV+QM}$

### 3.3.2 台风大风

2023 年 7 月 28 日 09 时,台风“杜苏芮”在我国福建晋江沿海登陆,随后继续北上(罗琦和符娇兰, 2023)。受其影响,本文所选的黄山站于 7 月 27 日 20 时、28 日 08 时、20 时及 29 日 08 时均观测到较强风速。如图 11 所示,  $W_{EC}$  明显小于观测,而  $W_{UV+QM}$  与观测更为接近。28 日 20 时及 29 日 08 时,  $W_{UV+QM}$  大于观测值,但其偏差仍低于  $W_{EC}$ 。总体而言,  $W_{UV+QM}$  在台风影响下的风速预报较  $W_{EC}$  更可靠。

## 4 结论与讨论

本文利用 2021 年 1 月至 2022 年 12 月中国气象局地面观测资料的 2 min 平均风数据及 ECMWF

确定性模式 24 h 预报的 10 m 风场数据,针对 30°~40°N、110°~120°E 范围内的 662 个国家气象观测站,构建了一种可适用多站点的基于二次偏差订正的风速风向预报方法,并利用 2023 年 1—12 月的数据进行预报效果的检验,结论如下:

(1)合理订正数值模式对不同站点  $u$ 、 $v$  风的预报,能够有效提升风速风向的预报效果。鉴于不同站点间  $u$ 、 $v$  风预报误差的显著差异,本文采用分站点构建订正模型的策略,以增强订正模式的针对性与有效性。采用  $u$ 、 $v$  风联合建模的方式会将风速风向的预报误差交织叠加,增加预报模型的不确定性。因此,本文采用最小二乘法分别为不同站点的  $u$ 、 $v$  风构建一元线性回归模型。

(2)对数值模式预报的  $u$ 、 $v$  风进行一元线性回归订正后,不同站点的风向预报效果得到提升,但较

强风速的预报能力仍显不足。为此,进一步采用分位数匹配方法,对一元线性回归订正后  $u$ 、 $v$  风所合成的风速进行再次订正,最终形成二次偏差订正方法。

(3)2023 年 1—12 月的独立样本检验结果表明,尽管该方法可能会造成复杂地形下个别站点风向误差的增加,但能提升大多数站点的风向预报效果,尤其是复杂地形下的风向预报效果改善明显。当数值模式预报的  $u$ 、 $v$  风过小时,订正后会出现  $u$ 、 $v$  风符号反转,且主要集中在模式预报风速较小的情况。对风速预报而言,该方法在检验数据中的表现与在建模数据基本一致。在全部风速与较强风速样本的预报中,二次偏差订正方法的风速预报的均方根误差较数值模式分别减少了 18.8% 与 29.6%。在 2023 年的冷空气和台风大风个例中,该方法同样表现出明显的预报优势,可为较强风速的预报提供更可靠参考。

本文提出的基于二次偏差订正方法的风速风向预报方法效果良好且泛化性较强,计算简便,能够快速实现多站点风矢量预报的订正。因此,未来将基于中国气象局高分辨率的实况融合数据(廖志宏等,2025)构建精细化风场预报产品,以支撑实际预报业务。下垫面对平均风的影响还与风速自身的大小有关,当风速较小时,下垫面摩擦和阻碍作用相对较弱;风速增大时,地形对风速弯折作用会显著增加。为了进一步提升预报效果,未来将考虑根据数值模式预报的 10 m 风速,分段构建二次偏差订正的风速风向订正方法。

## 参考文献

方义秋,卢壮,葛君伟,2022. 联合 RMSE 损失 LSTM-CNN 模型的股价预测[J]. 计算机工程与应用,58(9):294-302. Fang Y Q, Lu Z, Ge J W, 2022. Forecasting stock prices with combined RMSE loss LSTM-CNN model[J]. Comp Eng Appl, 58(9):294-302(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).

李海霞,宋丹蕾,孔佳宁,等,2024. 传统机器学习模型的超参数优化技术评估[J]. 计算机学报,51(8):242-255. Li H X, Song D L, Kong J N, et al, 2024. Evaluation of hyperparameter optimization techniques for traditional machine learning models[J]. Comp Sci, 51(8):242-255(in Chinese).

廖志宏,韩帅,谷军霞,等,2025. 中国区域逐 10 min 近地面温湿风实况分析产品[J]. 应用气象学报,36(4):400-413. Liao Z H, Han S, Gu J X, et al, 2025. Development of a real-time near-surface air temperature, humidity, and wind product with 10-min resolution in China[J]. J Appl Meteor Sci, 36(4):400-413(in Chinese).

罗琪,符娇兰,2023. 2023 年 7 月大气环流和天气分析[J]. 气象,49(10):1277-1284. Luo Q, Fu J L, 2023. Analysis of the July 2023 atmospheric circulation and weather[J]. Meteor Mon, 49(10):1277-1284(in Chinese).

骆颜,马文勇,孙元春,2022. 高寒地区交通线路风速及风向预测研究[J]. 工程力学,39(S1):195-201. Luo Y, Ma W Y, Sun Y C, 2022. Prediction on wind speed and wind direction of traffic line in alpine region[J]. Eng Mech, 39(S1):195-201(in Chinese).

史加荣,蔡璠,2023. 基于 EEMD-CNN-GRU 的短期风向预测[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版),15(5):568-573. Shi J R, Guo F, 2023. Short-term wind direction forecast via EEMD-CNN-GRU[J]. J Nanjing Univ Inform Sci Technol (Nat Sci Ed), 15(5):568-573(in Chinese).

孙启悦,修光利,张大年,2008. CAMEO 在突发性环境污染事故应急中的应用[J]. 安全与环境学报,8(3):145-149. Sun Q Y, Xiu G L, Zhang D N, 2008. CAMEO in its application to emergency environmental pollution accidents[J]. J Saf Environ, 8(3):145-149(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).

王在文,全继萍,张鑫宇,2023. 基于 CMA-BJ 数值预报模式产品的复杂地形下冬奥站点地面气温和风速预报方法研究[J]. 气象学报,81(6):926-942. Wang Z W, Quan J P, Zhang X Y, 2023. Forecasting surface temperature and wind speed at Winter Olympics stations over complex terrain based on the CMA-BJ model products[J]. Acta Meteor Sin, 81(6):926-942(in Chinese).

徐景峰,宋林焯,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 J F, Song L Y, Chen M X, 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]. Chin J Atmos Sci, 47(3):805-824(in Chinese).

徐锐,冯瑞,2020. 卷积神经网络的聚焦均方损失函数设计[J]. 计算机系统应用,29(10):133-140. Xu R, Feng R, 2020. Focused mean square loss function design in convolutional neural network[J]. Comp Syst Appl, 29(10):133-140(in Chinese).

薛文博,余晖,汤胜若,等,2020. 上海快速更新同化数值预报系统(SMS-WARR)的近地面风速预报检验评估[J]. 气象,46(12):1529-1542. Xue W B, Yu H, Tang S M, et al, 2020. Verification

- on surface wind speed forecast of Shanghai meteorological service-WRF ADAS rapid refresh system (SMS-WARR) [J]. Meteor Mon, 46(12):1529-1542(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).
- 赵英珊,张涛,曹艳察,2023. 2023年4月大气环流和天气分析[J]. 气象, 49(7):892-900. Zhao Y S, Zhang T, Cao Y C, 2023. Analysis of the April 2023 atmospheric circulation and weather[J]. Meteor Mon, 49(7):892-900(in Chinese).
- 周俊,佟继周,李云龙,等,2024. 太阳耀斑预报深度学习建模中样本不平衡研究[J]. 空间科学学报, 44(2):241-250. Zhou J, Tong J Z, Li Y L, et al, 2024. Study of sample imbalance in deep learning modeling of solar flare forecasting[J]. Chin J Space Sci, 44(2):241-250(in Chinese).
- 朱凌,陈套威,周晨,等,2019. 考虑风速风向联合分布的大风灾害下电力断线倒塔概率预测[J]. 电力系统保护与控制, 47(2):115-122. Zhu L, Chen T W, Zhou C, et al, 2019. Probability prediction of transmission line breakage and tower topple over under wind disaster considering the joint distribution of wind speed and wind direction[J]. Power Syst Prot Control, 47(2):115-122(in Chinese).
- Alves D, Mendonça F, Mostafa S S, et al, 2024. Time-series embeddings from language models: a tool for wind direction nowcasting[J]. J Meteor Res, 38(3):558-569.
- Bao L, Gneiting T, Gritti E P, et al, 2010. Bias correction and Bayesian model averaging for ensemble forecasts of surface wind direction [J]. Mon Wea Rev, 138(5):1811-1821.
- Benjamin S G, Brown J M, Brunet G, et al, 2018. 100 years of progress in forecasting and NWP application [J]. Meteor Monogr, 59(1):13. 1-13. 67.
- Holman B P, Lazarus S M, Splitt M E, 2017. A fetch-based statistical method to bias correct and downscale wind speed over unresolved water bodies[J]. Wea Forecasting, 32(4):1637-1657.
- Jiménez P A, Dudhia J, 2013. On the ability of the WRF model to reproduce the surface wind direction over complex terrain[J]. J Appl Meteor Climatol, 52(7):1610-1617.
- Le Toumelin L, Gouttevin I, Helbig N, et al, 2023. Emulating the adaptation of wind fields to complex terrain with deep learning [J]. Artif Intell Earth Syst, 2(1):1-19.
- Letson F, Pryor S C, Barthelmie R J, et al, 2018. Observed gust wind speeds in the coterminous United States, and their relationship to local and regional drivers[J]. J Wind Eng Ind Aerodyn, 173:199-209.
- Manafifard M, 2024. A new hyperparameter to random forest: application of remote sensing in yield prediction [J]. Earth Sci Inform, 17(1):63-73.
- Monahan A H, 2013. The Gaussian statistical predictability of wind speeds[J]. J Climate, 26(15):5563-5577.
- Yang L, Shami A, 2020. On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: theory and practice [J]. Neurocomputing, 415:295-316.
- Yang X, Dai K, Zhu Y J, 2023. Calibration of gridded wind speed forecasts based on deep learning[J]. J Meteor Res, 37(6):757-774.
- Zhang G F, Azorin-Molina C, Chen D L, et al, 2020. Variability of daily maximum wind speed across China, 1975-2016: an examination of likely causes[J]. J Climate, 33(7):2793-2816.

(本文责编:戴洋)