

基于 Resnet50 的江苏近海海面风场预报订正方法研究

郝雨辰¹, 杨勤胜^{2*}, 霍雪松¹, 曹卫青², 戴强晟¹

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210000; 2. 江苏方天电力技术有限公司, 江苏 南京 210000)

摘要: 海面风场的精确预报对于海上风能开发具有非常重要的影响。利用 2019—2021 年 ERA5 再分析数据系统评估了欧洲中期天气预报中心的 EC 细网格 10 m 风场预报在江苏近海区域的预报准确性, 发现 EC 细网格对于该区域 4 级风的预报准确性最高, 24 h(48 h) 风速预报的均方根误差为 2.28 m/s(2.34 m/s), 但是随着风级增大, 风速预报的准确性大幅降低, 5~11 级风 24 h(48 h) 预报的均方根误差(RMSE)由 2.39 m/s(2.58 m/s)增加到 8.67 m/s(8.51 m/s)。此外, 风速预报误差存在显著的空间差异性, 误差随着离岸距离的增大而增大。在此基础上, 基于 Resnet50 模型构建了江苏近海海面风场预报订正模型, 并利用 2022 年的预报数据对其进行独立性检验。结果表明: 订正模型可以显著改善 EC 细网格 24 h(48 h) 的 10 m 风速预报结果, 订正后的 RMSE 为 1.45 m/s(1.66 m/s), 较订正前降低了 45%(40%)。对于 3~10 级风, 订正模型 24 h 和 48 h 预报的 RMSE 为 1.13~6.67 m/s 和 1.21~5.68 m/s, 同样明显低于订正前(2.33~7.65 m/s 和 2.58~9.97 m/s)。

关键词: 深度学习; 海面风场; 订正; Resnet50

中图分类号: P732.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2024)04-0057-09

0 引言

随着化石能源导致的环境问题加剧, 越来越多的国家认识到减少温室气体排放的重要性和紧迫性, 世界各国能源结构正逐渐从化石能源为主体向清洁的可再生能源(如太阳能、潮汐能、生物能以及风能等)为主体转型^[1,2]。海上风能具有储量大、利用效率高、不占用土地以及环境友好等特点, 有望成为未来风电产业的主力军^[3]。海上风能开发的关键之一为风功率预报, 其基础是海面风场预报, 它的准确程度对于海上风能开发非常重要^[4]。

过去几十年, 海面风场预报经历了经验预报、统计预报、数值预报和统计预报多个发展阶段。目前, 海面风场预报以数值预报为主, 全球主要的数值天气预报中心和发达国家都拥有自己的全球中期预报模式, 并且数值预报是发展的主要方向^[5]。

受益于理论研究的不断深入、观测手段和数据同化技术的进步以及计算能力的突破, 海面风场的数值预报精度获得了长足进步^[6-8]。尽管如此, 受数值模式的初值不确定性和模式不确定性的影响, 海面风场的数值预报结果仍存在较大偏差, 且不同模式对不同的地区、季节和天气过程也有不同的预报适用性^[9]。因此, 如何进一步提高海面风场预报精度成为气象海洋和海上风能预报领域一个非常重要的问题。

预报误差订正是提高海面风场预报准确率的一个非常有效的方法。RANABOLDO^[10]将模式输出统计(Model Output Statistic, MOS)技术用于风电领域, 改善了模式预报的风场。肖擎曜等^[11]证实 MOS 法可以有效改善风电场中的风场预报, 均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)平均可减小 0.23 m/s。LI 等^[12]采用 5 种不同的统计方法对模拟

收稿日期: 2023-07-20。

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目资助(J2022065)。

作者简介: 郝雨辰(1987-), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事新能源调度运行管理工作研究。E-mail: 282191827@qq.com

*通信作者: 杨勤胜(1986-), 男, 工程师, 本科, 主要从事新能源调度运行工作。E-mail: 409791374@qq.com

的东亚地区的风速进行了偏差校正研究,发现线性缩放法的效果相对较差,而基于威布尔分布的分位数映射法的效果相对较好。BOKDE等^[13]采用时序法开展风能订正研究。MONAHAN^[14]使用风速的高斯统计预报方法来订正风速。尽管传统方法可以在一定程度上对风速进行订正,但是由于风场的变化具有高度的非线性特征,传统的线性方法很难捕捉到风速变化中隐藏的非线性特征^[15]。近年来一些学者开展了一系列基于机器学习方法的风场订正研究。孔令彬等^[16]利用支持向量机建立了一个风速订正模型,可以有效地减小人工观测风速与自动观测风速之间的误差。ZJAVKA^[17]基于多项式神经网络(Polynomial Neural Networks)建立了风速订正模型并改善了模式预报的风速场。叶小岭等^[18]利用粒子群算法优化最小二乘支持向量机(Particle Swarm Optimization - Least Squares support vector machine, PSO - LSSVM)方法对天气预报模式(Weather Research and Forecasting Model, WRF)的预报风场进行订正,有效提高了风场的预报准确性。邓华等^[19]利用主成分分析法-径向基神经网络(Principal Component Analysis - Radial Basis Function Network, PCA-RBF)算法有效减小了WRF预报的风速误差,且优于误差反向传播(Error Back Propagation, BP)算法和LSSVM算法。孙全德等^[15]的研究表明3种不同的基于机器学习的风场订正方案优于传统的MOS方法。潘微等^[20]使用BP神经网络对HY-2A散射计反演的海面风矢量进行偏差订正,极大地提高了风速预报精度^[4]。付旭东^[21]建立了一套基于随机森林特征选择的滑动长期记忆网络风场预报订正模型,该模型将甘肃区域平均风场预报的准确率提升至49%~69%。

江苏近海风能资源丰富,是国家规划的千万千瓦级风电基地,目前装机容量占全国总装机容量的84%,海上风电规划容量为1475万千瓦,其对气象预报数据的精准性和海上风电发电功率的预测水平具有较高的要求。为此,本文首先评估了欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)的EC细网格10 m风速预报数据在江苏近海区域的准确性,在此基础上基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)Resnet50模型建立了江苏近海海面风场订正模型并

检验其性能,以期提高江苏近海海面风场的预报精度,促进新能源消纳水平,为新能源的合理调度提供海面风场预报参考。

1 数据、模型和方法

1.1 数据

本文所用资料为2019—2022年EC细网格00时(世界时,下同)和12时起报的24 h和48 h预报数据(空间分辨率为 $0.125^\circ \times 0.125^\circ$)以及ERA5再分析数据(空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$)^[22],其中,EC细网格预报的10 m风场、100 m风场、2 m气温、海平面气压数据用作模型的输入,ERA5的10 m风场作为模型的标签,同时使用ERA5的10 m风场对EC细网格的预报结果和订正模型的订正结果进行对比检验评估。

1.2 模型

传统CNN主要包括输入层、卷积层、池化层、激活层、全连接层,其权值共享和池化操作等特性可以有效降低网络复杂度,且易于训练和优化网络结构^[23-24]。CNN层数的加深有利于更深层次的特征提取,从而提高模型性能,但随着层数的增加,传统的CNN会出现网络退化、梯度消失和梯度爆炸等问题,使得训练误差和测试误差均高于浅层网络。HE等^[25]提出了深度残差网络(Deep Residual Networks, ResNet)模型,通过在深度卷积网络结构中引入残差模块和批量归一化来解决上述问题。残差模块如图1所示,其核心是右侧箭头表示的跨层连接,相当于恒等映射。设输入图像为 X ,输出为 $H(X)$,中间表示 X 经过一系列卷积、池化、激活操作之后输出非线性函数 $F(X)$,最终的输出为 $H(X) = F(X) + X$, $H(X)$ 再通过Relu激活函数的非线性变换后向下传递。因此,网络训练由 $F(X) = H(X)$ 转化为求残差函数 $F(X) = H(X) - X$,更易于优化。批量归一化是对隐层数据进行归一化的方法,可以有效加快模型训练的收敛速度,使得模型训练过程更加稳定,避免梯度爆炸或梯度消失,并且起到一定的正则化作用^[26]。本文基于50层的Resnet50构建江苏近海海面风场订正模型,该模型包含49层卷积层和1层全连接层^[25]。

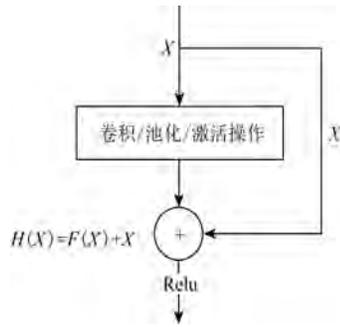


图1 残差模块
Fig.1 Residual block

模型构建流程见图2。首先收集数据并划分训练集、验证集和测试集。在2019—2022年的数据中,随机选取前3 a数据的80%(共1 680个时次)用作训练,20%(共420个时次)用于验证,2022年的数据作为测试集(共730个时次)进行模型测试。模型输入数据包括EC 24 h(48 h)预报的10 m经纬向风场、100 m经纬向风场、2 m气温场、海平面气压场和离岸距离场,这7个变量场代表输入层的7个通道,每个通道的形状见图3填色区域,经纬度范围为118.6°~124.5°E,30.6°~36.5°N,形状大小为48×48;模型的输出为10 m风速,输出形状见图3黑框部分,经纬度范围为119.0°~124.1°E,31.0°~36.1°N,形状大小为42×42。在数据传入模型前,需要对数据进行标准化处理,同时为避免输入特征形状过早地降为1,将输入数据线性插值为224×224。训练过程中使用随机梯度下降法进行参数更新,将ERA5 10 m风场数据线性插值到与输出相同的经纬度网格上作为标签,以RMSE作为损失函数计算代价函数,代价函数仅计算风速在3级及以上的海上格点。由于模型输入和输出的改变,Resnet50的输入通道数更改为7层,最后全连接层的输出维数更改为1 764(42×42)。经过多次敏感性试验(每次迭代250轮),当模型超参数学习率设置为0.001、权重衰退系数设置为0.000 1、动量参数设置为0.9、批量大小设置为12时,能够获取到最高的验证集准确性,故最终模型采用以上超参数设置,并取该验证集代价函数最低的模型为最终模型。需要说明的是由于计算资源的限制,以上设置并不是模型的最优解,但足以获取较好的订正效果。

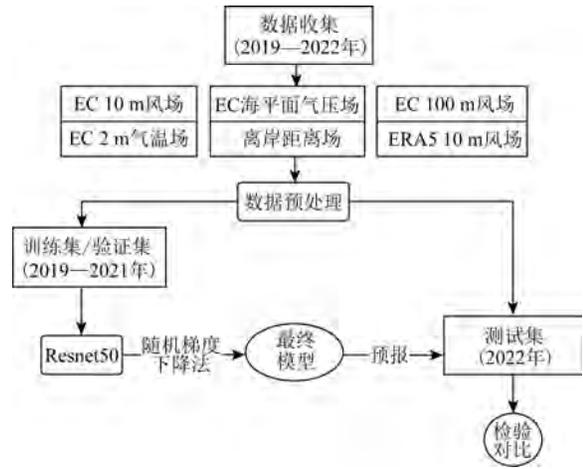
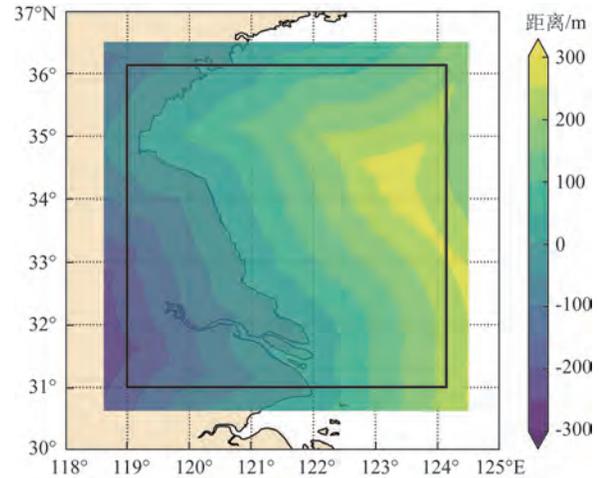


图2 江苏近海海面风场订正模型构建流程图
Fig.2 Flow chart of the correction method for surface wind forecasts in Jiangsu offshore area



注:填色代表离岸距离,正数代表海洋,负数代表陆地;填色区域为模型输入区域,黑框区域为模型输出区域

图3 研究区域图
Fig.3 Research domain

1.3 检验方法

使用双线性插值方法,将ERA5的10 m风速数据同EC预报的和Resnet50模型订正的10 m风速进行格点级的时空匹配。利用平均误差(Mean Error, ME)、RMSE和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)检验风速≥3.4 m/s(以ERA5的风速为标准分级)的样本点。各检验指标的计算公式为:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_i F_i - O_i \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (F_i - O_i)^2} \quad (2)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_i^N |F_i - O_i| \quad (3)$$

式中： O_i 代表观测值； F_i 代表EC预报值或Resnet50订正值； N 代表总样本数。

另外，为分析不同风力等级下的预报准确性，以ERA5的风速为标准划分为不同等级，划分结果见表1。

表1 风力等级划分表

Tab.1 Classification of wind scales

风级	风速/(m/s)	风级	风速/(m/s)
3	3.4~5.4	8	17.2~20.7
4	5.5~7.9	9	20.8~24.4
5	8.0~10.7	10	24.5~28.4
6	10.8~13.8	11	28.5~35.6
7	13.9~17.1	12	32.7~36.9

2 EC细网格10 m风速检验

图4为2019—2021年EC细网格24 h和48 h预报的10 m风速分级检验结果。从图中可以看到，当风速为4级时，EC细网格预报的ME最小，24 h(48 h)预报的ME仅为0.06 m/s(0.03 m/s)；当风速小于4级时，EC预报表现为较大的正偏差，24 h(48 h)预报的3级风的ME为1.39 m/s(1.14 m/s)；当风速大于4级时，EC预报表现为较大的负偏差，且随着风级增大，负偏差大幅增长，24 h(48 h)预报的ME由5级风的-1.10 m/s(-1.20 m/s)增大到11级风的-8.48 m/s(-8.11 m/s)。值得注意的是，虽然2019—2021年EC 24 h(48 h)预报的10 m风速的ME仅为0.22 m/s(0.18 m/s)(见表2)，但并不能说明EC 10 m风速的预报精度高，这是因为，小于4级风的样本远大于4级风以上的样本(见图3)，导致大量较小的正偏差与少量较大的负偏差抵消，使得ME较小。EC 24 h和48 h预报的10 m风速分级的RMSE与ME有类似的

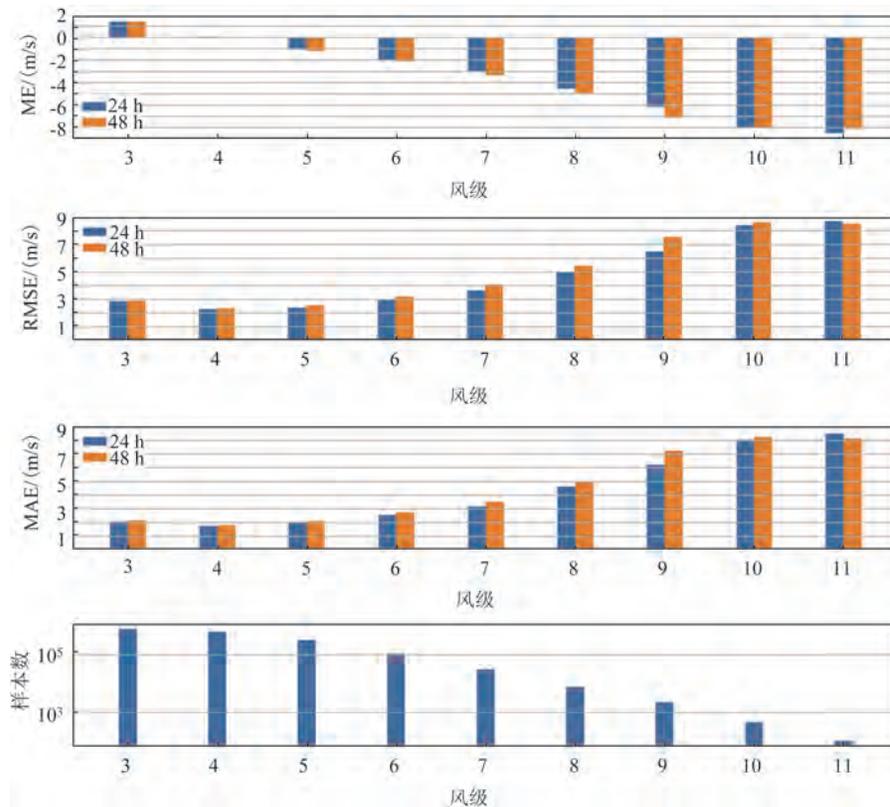


图4 2019—2021年EC 24 h和48 h的10 m风速分级预报误差和样本数

Fig.4 Errors and samples in the EC 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts from 2019 to 2021 according to different wind scales

表2 2019—2021年EC细网格24 h和48 h预报的10 m风速的ME、RMSE和MAE

Tab.2 The ME, RMSE and MAE of the EC fine-grid 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts from 2019 to 2021

预报时效/h	ME/(m/s)	RMSE/(m/s)	MAE/(m/s)
24	0.22	2.64	2.03
48	0.18	2.75	2.12

变化趋势,4级风预报的RMSE最小,24 h(48 h)预报的RMSE为2.28 m/s(2.34 m/s),随着风级增大, RMSE也逐渐增大,24 h(48 h)预报的5~11级风的RMSE由2.39 m/s(2.58 m/s)增加到8.67 m/s(8.51 m/s)。另外,48 h预报的平均RMSE(2.75 m/s)大于24 h预报(2.64 m/s)(见表2),且在大多数风级上也是如此。MAE的表现与RMSE类似,因RMSE为误差的L2范数,受异常值影响更大,因此MAE较RMSE略小。综上表明,EC细网格预报的10 m风速

对于4级风的准确度最高,低于4级风的预报偏大,高于4级风的预报偏小,随着风级增大,风速预报的准确度大幅降低;同时,24 h风速的预报精度高于48 h。

图5为2019—2021年EC细网格24 h和48 h预报的10 m风速的ME、RMSE和MAE的空间分布图。从图中可以看到,EC细网格10 m风速预报结果存在显著的空间差异性,总体表现为预报误差随离岸距离的增加而增大。但值得注意的是,EC细网格10 m风速预报场在海陆交界处有较大的正偏差,这可能是由于海陆交界处复杂的地形导致的;同时,不同时刻的风速预报误差虽然在空间分布上较为相似,但是48 h风速的预报误差明显大于24 h。

3 订正结果分析

图6为2022年ERA5 10 m风速与EC细网格预报的和Resnet50模型订正的24 h和48 h 10 m风速样本散点分布。由图可知,当风速较小时,EC预报

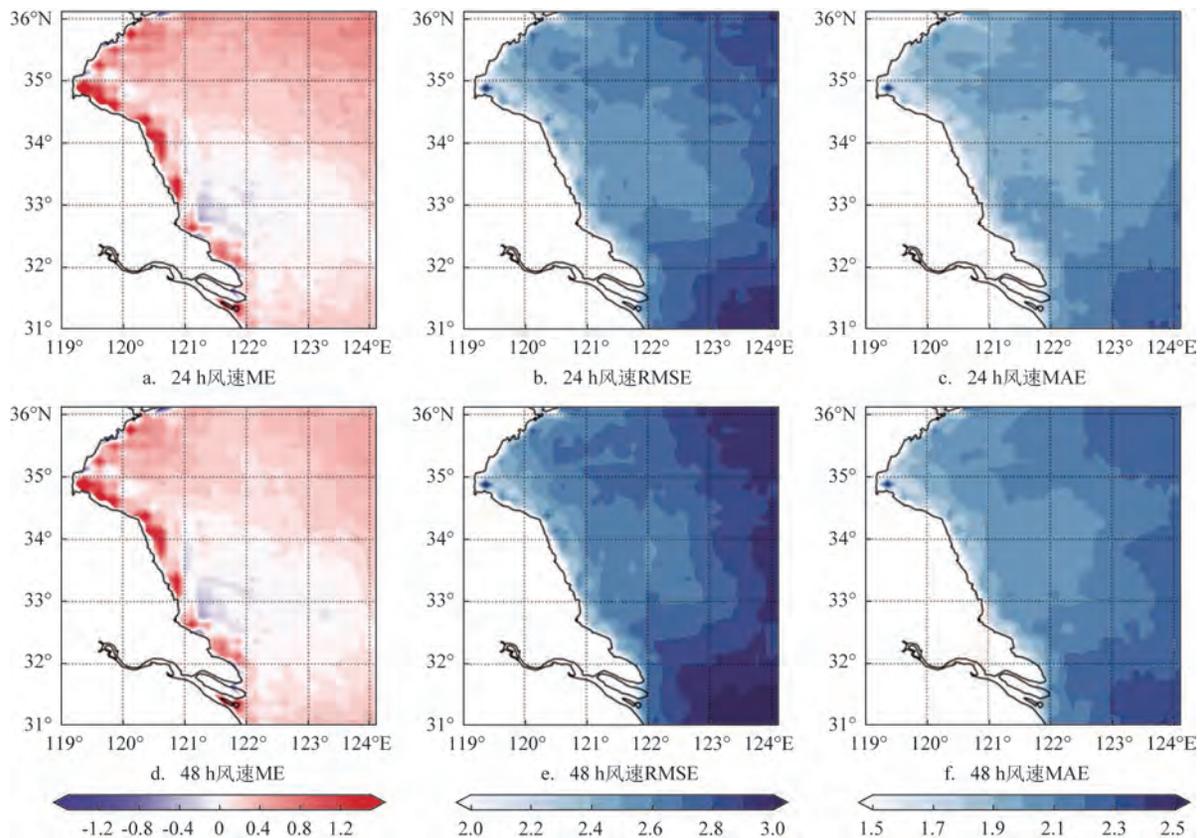
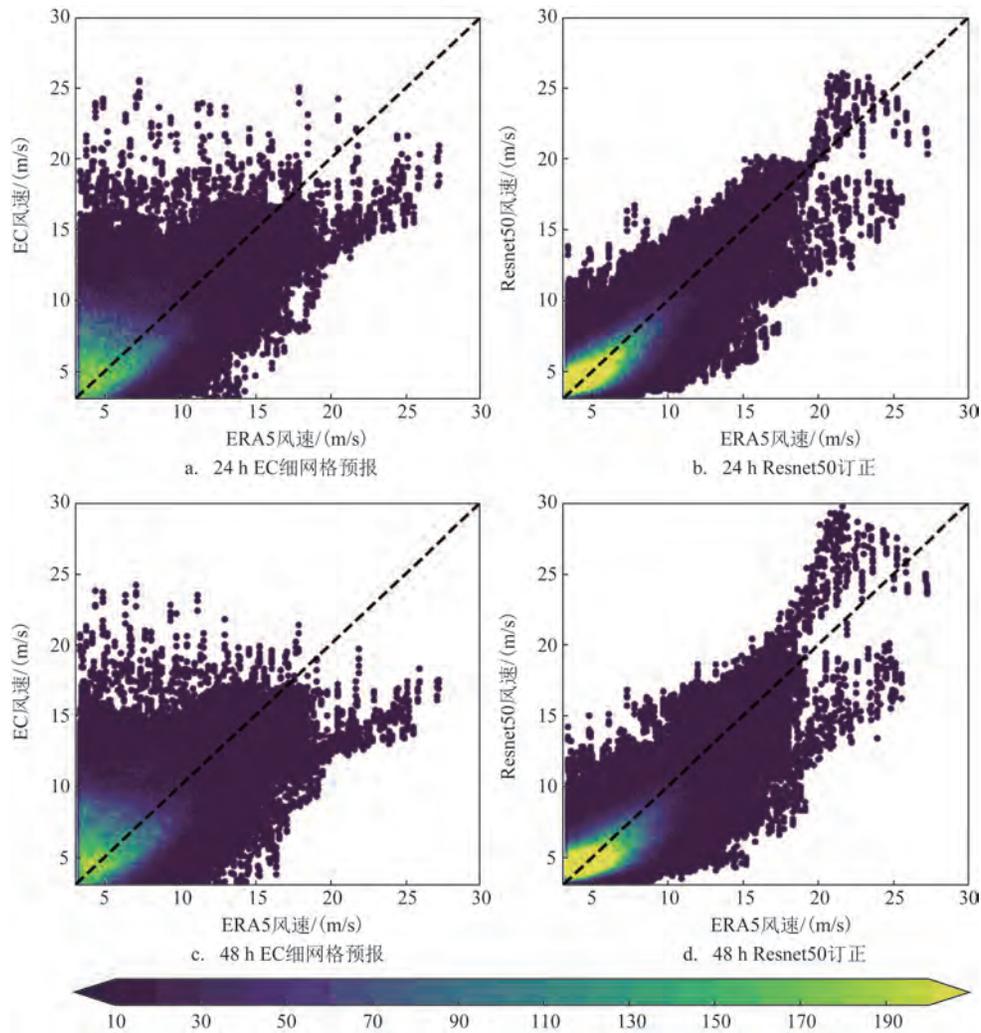


图5 2019—2021年EC细网格风速预报误差空间分布(单位:m/s)

Fig.5 Spatial distribution of forecasting errors in the EC 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts from 2019 to 2021 (unit: m/s)



注：填色为样本频数，黑色虚线为对角线

图6 2022年ERA5 10 m风速与EC细网格预报的和Resnet50订正的24 h和48 h的10 m风速的样本散点图

Fig.6 Scatter plots of the 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts in 2022 among the ERA5 data and the original and Resnet50-corrected EC forecasts

的24 h和48 h风速样本点大部分位于对角线之上，当风速较大时，样本点大部分位于对角线之下。该结果也进一步证实，由于EC细网格低风速的正预报偏差和高风速的负预报偏差使得其ME较小（2022年EC预报的24 h和48 h的ME分别为0.55 m/s和0.46 m/s）。Resnet50模型订正后的风速样本点大部分位于对角线附近，且较EC细网格预报的RMSE明显偏小，前者24 h和48 h的风速RMSE分别为1.48 m/s和1.66 m/s，较后者（2.71 m/s和2.78 m/s）分别降低了45%和40%（见表3）。与RMSE类似，订正后风速的MAE也明显降低，订正前24 h和48 h预报的风速MAE分别为2.08 m/s和2.13 m/s，订正

表3 2022年EC细网格预报的和Resnet50订正的24 h和48 h 10 m风速的ME、RMSE和MAE

Tab.3 The ME, RMSE and MAE of the 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts in 2022 between the original and Resnet50-corrected EC forecasts

预报 时效/h	ME/(m/s)		RMSE/(m/s)		MAE/(m/s)	
	EC	Resnet50	EC	Resnet50	EC	Resnet50
24	0.55	-0.15	2.71	1.48	2.08	1.11
48	0.46	-0.22	2.78	1.66	2.13	1.24

后仅为1.11 m/s和1.24 m/s。

图7为2022年EC细网格预报的和Resnet50模

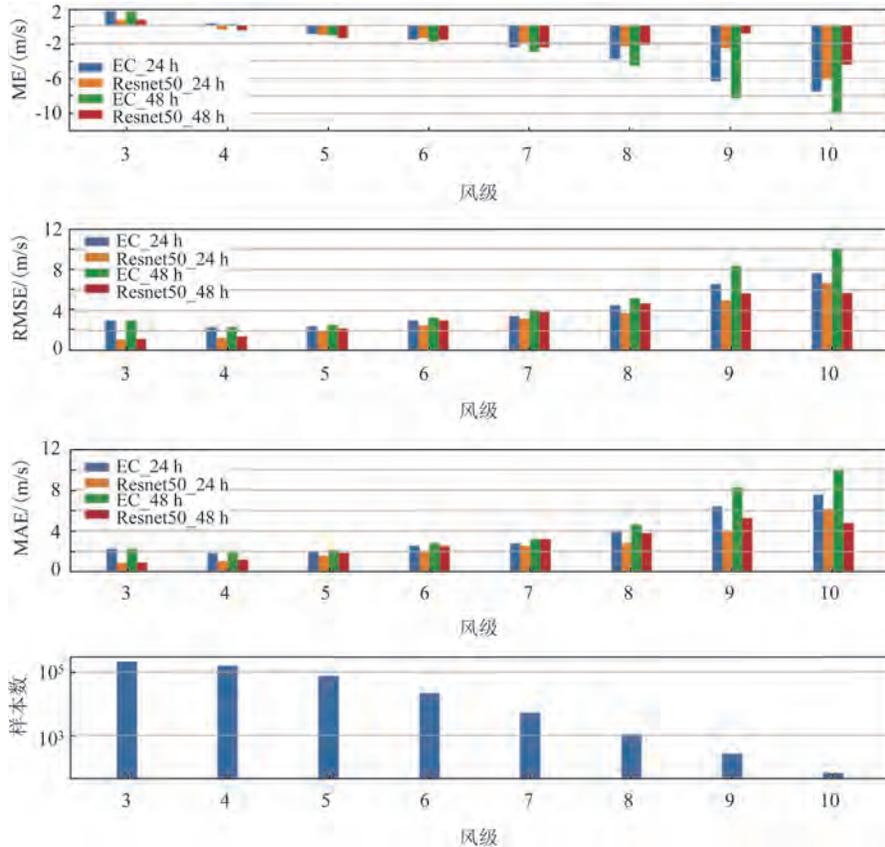


图7 2022年EC细网格预报的和Resnet50订正的24 h和48 h 10 m风速的分级误差和样本数

Fig.7 Errors and samples in the 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts in 2022 for the original and Resnet50-corrected forecasts according to different wind scales

型订正的24 h和48 h 10 m风速分级检验结果。由图可知,预报结果和订正结果的ME有着类似的变化趋势,即低风速时ME偏大,高风速时ME偏小,但在大部分风级下,Resnet50模型订正后的24 h(48 h)10 m风速的ME均较EC细网格更接近于零,表明Resnet50订正模型在一定程度上改善了EC细网格低风速ME偏大、高风速ME偏小的系统偏差。另外,在大部分风级下,Resnet50模型订正后的24 h和48 h 10 m风速的RMSE均较EC细网格偏小,订正后24 h(48 h)3~10级风的RMSE仅为1.13~6.67 m/s(1.21~5.68 m/s),而订正前的RMSE为2.33~7.65 m/s(2.58~9.97 m/s)。同样,经模型订正后各级风速的MAE也有所降低。为进一步确认订正模型的优化效果,基于Diebold-Mariano检验方法^[27],对EC细网格预报的和Resnet50模型订正的24 h和48 h 10 m风速绝对误差序列进行假设性检验,结果表明在95%的置信度水平上,订正的24 h和48 h 10 m

风速的准确性均高于EC细网格原始预报。

以上结果表明,基于Resnet50构建的江苏近海海面风场订正模型可以有效改善EC细网格24 h和48 h的10 m风速预报精度,误差减小的幅度达到45%(24 h)和40%(48 h)。

4 结论与讨论

本文首先利用ERA5再分析数据的10 m风场数据对2019—2021年EC细网格00时和12时起报的24 h和48 h的江苏近海10 m风速预报产品的准确性进行了检验评估。在此基础上,基于Resnet50模型,以EC细网格10 m风场、100 m风场、2 m气温、海平面气压以及离岸距离作为输入数据,构建了江苏近海海面风场订正模型,并使用2022年的数据对模型订正的和EC细网格预报的10 m风速进行独立性对比检验。主要结论如下:

①EC细网格预报的10 m风速对4级风的准确度最高,24 h(48 h)预报的RMSE为2.28 m/s(2.34 m/s),对低于4级风的预报偏大,高于4级风的预报偏小,随着风级增大,预报准确度大幅降低,5~11级风24 h(48 h)预报的RMSE由2.39 m/s(2.58 m/s)增加到8.67 m/s(8.51 m/s);48 h预报的RMSE(2.75 m/s)大于24 h预报(2.64 m/s)。

②EC细网格24 h和48 h 10 m风速预报的准确度在江苏近海区域存在较大的空间差异性。在海陆交界处,地形原因使得EC预报存在较大的系统偏差;同时,空间上随着离岸距离的增大,预报准确度有降低的趋势。

③基于Resnet50构建的江苏近海海面风场订正模型可以显著改善EC细网格24 h和48 h 10 m风速预报的准确性。订正后,2022年24 h和48 h预报的10 m风速的RMSE分别为1.48 m/s和1.66 m/s,较EC细网格原始预报结果(2.71 m/s和2.78 m/s)分别降低了45%和40%。对于3~10级风,Resnet50模型订正的24 h和48 h 10 m风速的RMSE分别为1.13~6.67 m/s和1.21~5.68 m/s,同样明显低于EC细网格原始预报误差(2.33~7.65 m/s和2.58~9.97 m/s)。

本文通过对EC细网格10 m风速预报数据进行检验评估,对其在江苏近海海面风场的预报误差有了定量认识,同时利用Resnet50模型建立的风速订正模型,有效改善了EC细网格10 m风速预报在江苏近海的准确性。然而,本文仅研究了基于Resnet50模型建立的江苏近海海面风场订正模型对24 h和48 h风速的订正,尚未建立每个预报时刻的订正模型。未来会针对风电场的实际需求,结合海上测风塔、浮标、高分辨率再分析产品等实时观测数据,进一步改善订正模型,提高江苏近海海面风场预报订正模型的时空分辨率和准确性,为江苏近海海上风力发电提供精确的海面风场预报数据。

参考文献:

- [1] ALLEN C, METTERNICHT G, WIEDMANN T. National pathways to the sustainable development goals (SDGs): a comparative review of scenario modelling tools[J]. *Environmental Science & Policy*, 2016, 66: 199-207.
- [2] GIELEN D, BOSHELL F, SAYGIN D, et al. The role of renewable energy in the global energy transformation[J]. *Energy Strategy Reviews*, 2019, 24: 38-50.
- [3] 王浩, 易侃, 杜梦蛟, 等. 漂浮式激光雷达海上测风可靠性及影响因素研究[J]. *海洋预报*, 2022, 39(5): 70-83.
- [4] WANG H, YI K, DU M J, et al. Study on the reliability and influencing factors using floating lidar systems for offshore wind measurement[J]. *Marine Forecasts*, 2022, 39(5): 70-83.
- [5] 宋丽莉, 周荣卫, 杨振斌, 等. 风能资源开发利用的气象技术应用和发展[J]. *中国工程科学*, 2012, 14(9): 96-101.
- [6] SONG L L, ZHOU R W, YANG Z B, et al. Meteorological technology application and development in wind energy resources utilization[J]. *Engineering Sciences*, 2012, 14(9): 96-101.
- [7] 李敏, 王辉, 金敬华. 中国近海海面风场预报方法综述[J]. *海洋预报*, 2009, 26(3): 114-120.
- [8] LI M, WANG H, JIN Q H. A review on the forecast method of China offshore wind[J]. *Marine Forecasts*, 2009, 26(3): 114-120.
- [9] ROZAS-LARRAONDO P, INZA I, LOZANO J. A method for wind speed forecasting in airports based on nonparametric regression[J]. *Weather and Forecasting*, 2014, 29(6): 1332-1342.
- [10] BAUER P, THORPE A, BRUNET G. The quiet revolution of numerical weather prediction[J]. *Nature*, 2015, 525 (7567): 47-55.
- [11] BONAVITA M, HÓLM E, ISAKSEN L, et al. The evolution of the ECMWF hybrid data assimilation system[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(694): 287-303.
- [12] 毛开银, 赵长名, 何嘉. 基于XGBoost的10 m风速订正研究[J]. *成都信息工程大学学报*, 2020, 35(6): 604-609.
- [13] MAO K Y, ZHAO C M, HE J. A research for 10 m wind speed prediction based on XGBoost[J]. *Journal of Chengdu University of Information Technology*, 2020, 35(6): 604-609.
- [14] RANABOLDO M. Multiple linear regression MOS for short-term wind power forecast[D]. Barcelona: Universitat de Barcelona, 2011.
- [15] 肖擎曜, 胡非, 范绍佳. 风能数值预报的模式输出统计(MOS)研究[J]. *资源科学*, 2017, 39(1): 116-124.
- [16] XIAO Q Y, HU F, FAN S J. Model output statistics and wind power numerical prediction[J]. *Resources Science*, 2017, 39(1): 116-124.
- [17] LI D L, FENG J L, XU Z H, et al. Statistical bias correction for simulated wind speeds over CORDEX - east Asia[J]. *Earth and Space Science*, 2019, 6(2): 200-211.
- [18] BOKDE N D, FEIJÓO A, AL-ANSARI N, et al. A comparison between reconstruction methods for generation of synthetic time series applied to wind speed simulation[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 135386-135398.
- [19] MONAHAN A H. The Gaussian statistical predictability of wind speeds[J]. *Journal of Climate*, 2013, 26(15): 5563-5577.
- [20] 孙全德, 焦瑞莉, 夏江江, 等. 基于机器学习的数值天气预报风速订正研究[J]. *气象*, 2019, 45(3): 426-436.
- [21] SUN Q D, JIAO R L, XIA J J, et al. Adjusting wind speed prediction of numerical weather forecast model based on machine learning methods[J]. *Meteorological Monthly*, 2019, 45(3): 426-436.
- [22] 孔令彬, 赵艳茹, 王聚杰, 等. 基于支持向量机风速订正方法的研究[J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2014, 36(5): 194-200.

- KONG L B, ZHAO Y R, WANG J J, et al. Modification of wind speed based on SVM[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2014, 36(5): 194-200.
- [17] ZJAVKA L. Wind speed forecast correction models using polynomial neural networks[J]. Renewable Energy, 2015, 83: 998-1006.
- [18] 叶小岭, 顾荣, 邓华, 等. 基于WRF模式和PSO-LSSVM的风电场短期风速订正[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 48-54.
- YE X L, GU R, DENG H, et al. Modification technology research of short-term wind speed in wind farm based on WRF model and PSO-LSSVM method[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 48-54.
- [19] 邓华, 张颖超, 顾荣, 等. 基于PCA-RBF的风电场短期风速订正方法研究[J]. 气象科技, 2018, 46(1): 10-15.
- DENG H, ZHANG Y C, GU R, et al. Correction method of short-term wind speed in wind farm research based on PCA and RBF neural network[J]. Meteorological Science and Technology, 2018, 46(1): 10-15.
- [20] 潘微, 邢建勇, 万莉颖. 一种基于BP神经网络方法的HY-2A散射计反演风场偏差订正方案[J]. 海洋预报, 2018, 35(2): 8-18.
- PAN W, XING J Y, WAN L Y. A deviation correction of HY-2A scatterometer inversed wind field based on BP neural network method[J]. Marine Forecasts, 2018, 35(2): 8-18.
- [21] 付旭东. 基于机器学习的短时风场预报与订正研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2020.
- FU X D. Research on short-term wind field forecast and correction based on machine learning [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2020.
- [22] HERBACH H, BELL B, BERRISFORD P, et al. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present[EB/OL]. [2023-05-01]. <https://doi.org/10.24381/cds.adbb2d47>.
- [23] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
- ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [24] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [25] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.
- [26] IOFFE S, SZEGEDY C. batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning. Lille: JMLR.org, 2015: 448-456.
- [27] HARVEY D, LEYBOURNE S, NEWBOLD P. Testing the equality of prediction mean squared errors[J]. International Journal of Forecasting, 1997, 13(2): 281-291.

Correction method for surface wind forecasts in Jiangsu offshore area based on Resnet50

HAO Yuchen¹, YANG Qinsheng^{2*}, HUO Xuesong¹, CAO Weiqing², DAI Qiangsheng¹

(1. Jiangsu Electric Power Co. Ltd., Nanjing 210000, China; 2. Jiangsu Fangtian Power Technology Co. Ltd., Nanjing 210000, China)

Abstract: Accurate forecasts of surface winds plays an important role in offshore wind energy development. This study uses the ERA5 reanalysis data during 2019–2021 to evaluate the EC fine-grid 10 m winds forecasts in Jiangsu offshore area. It is found that the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts perform best in accuracy for wind scale 4, with a 24 hour (48 hour) forecasting RMSE of 2.28 m/s (2.34 m/s). As wind scale increases, the wind speed forecasting accuracy decreases significantly, and the 24 hour (48 hour) forecasting RMSE for wind scales 5~11 increases from 2.39 m/s (2.58 m/s) to 8.67 m/s (8.51 m/s). In addition, significant spatial differentiation exists in the 10 m wind speed forecast errors, and the errors grow along with the increase of offshore distance. Based on the Resnet50 model, a correction method for surface wind forecasts in Jiangsu offshore area is constructed. The independence test using the forecasting data in 2022 shows that the correction method significantly improves the accuracy of the EC 24-hour and 48-hour 10 m wind speed forecasts, with a 24 hour (48 hour) forecasting RMSE of 1.48 m/s (1.65 m/s), which is 45% (40%) lower than the original EC forecasts. For wind scales 3~10, the 24-hour and 48-hour corrected forecasting RMSE are 1.13 m/s to 6.67 m/s and 1.21 m/s to 5.68 m/s, which is also significantly lower than the original EC forecasts (2.33 m/s to 7.65 m/s and 2.58 m/s to 9.97 m/s).

Key words: deep learning; sea surface winds; correction; Resnet50