

DOI:10.11737/j.issn.1003-0239.2024.03.012

EC细网格10 m风场产品在青岛港区的预报检验和随机森林订正

罗江珊^{1,2}, 杨凡^{1,2*}, 毕玮^{1,2}, 任兆鹏^{1,2}, 于周讯³

(1. 青岛市气象服务中心, 山东 青岛 266003; 2. 青岛市气象灾害防御工程技术研究中心, 山东 青岛 266003; 3. 青岛港国际股份有限公司, 山东 青岛 266000)

摘要: 利用2021年3月—2022年2月EC细网格10 m风场预报产品, 对其在青岛港区的风场预报能力进行检验和订正。结果表明: 对于大港码头、董家口港自动站和董家口港浮标站, EC细网格前48 h的10 m风速预报偏差离散程度相对较小, 预报偏差中位数均大于0, 表明模式风速预报较实况有系统性偏强的特征。EC细网格24 h预报的10 m风速与实况风速相关性较好, 3个站点的相关系数分别为0.76、0.73、0.82。EC细网格对大港码头各风向的风速预报均偏大, 在实况风向为东北风和偏东风时, EC细网格风速预报的均方根误差和平均误差最大; 对于董家口港自动站和董家口港浮标站, 不同风向下EC细网格的风速预报均方根误差差别不大。EC细网格对3个站点的风向预报偏差主要集中在 -45° ~ 45° , 实况风速越小, 风向的预报偏差离散程度越大。利用随机森林算法对青岛港区EC细网格预报风速进行订正, 预报精度均得到提高。

关键词: EC细网格; 10 m风; 预报检验; 随机森林; 风速订正

中图分类号: P457.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2024)03-0110-10

0 引言

青岛港位于山东半岛沿岸, 濒临黄海, 与日本和朝鲜半岛隔海相望, 是世界第五大港、中国第二大外贸口岸, 是中国沿黄河流域和环太平洋西岸的国际贸易口岸和中转枢纽。青岛港拥有集装箱航线200余条, 与世界上180多个国家和地区的700多个港口有贸易往来, 航线密度位居中国北方港口第一位, 自动化码头作业效率多次刷新世界纪录^[1]。港口作业与气象条件关系紧密^[2-4], 其中, 大风由于其较强的致灾性和突发性, 是对港口作业影响最为严重的灾害性天气之一。如何在保证港口安全运行的前提下, 做好风场预报和服务, 争取更多的作业时间, 是沿海地区气象工作的重点^[5]。精确的风场预报服务能够产生巨大的社会和经济效益。

青岛港区主要由大港港区、黄岛油港区、前湾港区、董家口港区和威海港区5大港区组成。前4个港区位于青岛市境内, 其中大港港区、黄岛油港区、前湾港区位于胶州湾内, 胶州湾是黄海中部、胶东半岛南岸、青岛境内的半封闭海湾, 近似喇叭形, 湾内港阔水深, 全年不易受到大风的影响; 而董家口港区位于青岛南端, 靠近青岛市与日照市交界处, 直面黄海, 特殊的地形使这里的海陆风和地形风效应十分明显^[6], 更容易受到风浪影响。

欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)的高分辨率数值模式EC细网格产品因其时空分辨率高、预报产品丰富以及形势预报准确, 在业务工作中应用广泛, 也是港口风场预报参考最多的模式^[7-8]。由于大气系统的混沌性和不确定性, 数值模式的预报

收稿日期: 2023-07-28。

基金项目: 青岛市气象局青年专项项目(2021qdxq11)。

作者简介: 罗江珊(1994-), 女, 助理工程师, 硕士, 主要从事专业气象服务工作和大风预报技术研究。E-mail: luo_jsh@126.com

*通信作者: 杨凡(1981-), 男, 高级工程师, 硕士, 主要从事雷达产品技术研究。E-mail: yangfan317@126.com

结果存在一定的误差^[9-11]。目前针对EC细网格气温、降水等要素的检验和订正已有不少研究。在模式风场的检验方面,吴俞等^[12]评估了EC细网格10 m风场产品在南海海域的预报能力,结果表明南海4个海岛站的风速预报总体比实况偏大;连喜虎等^[13]发现EC预报的10 m风速在渤海海域也是总体略偏大,但在黄海中部的预报效果好于渤海和黄海北部海区;申华羽等^[14]研究发现EC细网格对于浙江沿海10 m风预报的误差与离岸距离密切相关,离岸较远站点的预报与观测的一致性更高。以上研究成果主要集中在南海和黄海中部等海域范围较广的区域。青岛港区附近地形复杂,风速和风向特征与周围站点差别较大,但是针对青岛本地EC细网格风场的港口检验工作尚未开展,针对模式风场的精细化检验评估是业务亟需解决的问题,具有重要的现实意义。

在精细化检验结果的基础之上,模式偏差客观订正方法的研究工作开展较多^[15-16]。随机森林(Random Forest, RF)算法是一种集成机器学习方法,能较好地捕捉气象数据中隐藏的规律,有较好的泛化和预报能力^[17-18],其在模式订正方面也有广泛的应用。许立兵等^[19]利用RF算法对天气研究和预报模式(Weather Research and Forecasting model, WRF)预报的风场结果进行订正,优化了风场预报准确率;王雪洁等^[20]利用RF算法订正了第五代ECMWF大气再分析全球气候数据(ERA5)的太阳辐射量数据,订正后数据精度提高;赵华生等^[21]利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和RF回归模型,对EC细网格降水预报实现了有效订正;门晓磊等^[22]采用岭回归、RF和深度学习3种后处理模型分别订正了华北地区的逐日地面2 m气温预报,3种方法订正后的预报效果均明显优于多模式集合平均结果。以上研究中机器学习算法取得的成功经验,能够为青岛本地化风场的订正提供很好的借鉴作用和较好的指导意义。

为更好地开展港口精细化的预报与服务工作,了解EC细网格10 m风场产品在青岛港的预报能力,本文拟对EC细网格10 m风场产品进行检验,并利用RF方法开展客观订正,以期今后开展青岛港气象服务提供有价值的参考。

1 资料和方法

1.1 资料

按照春夏秋冬4个季节的气象服务习惯,同时考虑到数据的连续性,选取2021年3月—2022年2月的EC细网格10 m风数据进行统计检验,空间分辨率为 $0.125^\circ \times 0.125^\circ$,时间分辨率为3 h,每天08时(北京时,下同)、20时开展两次预报,预报时效达到240 h。观测资料采用观测站逐小时整点10 min平均风速和风向,若整点数据缺测,用前后时刻的观测平均值代替缺测值。本文主要针对青岛区域的服务港区进行检验,站点选取青岛港区的3个站点(见图1):大港码头(36.10°N , 120.32°E)、董家口港自动站(35.58°N , 119.76°E)、董家口港浮标站(35.41°N , 119.95°E),其中董家口港区拥有特殊的地理位置,可利用附近的董家口港自动站和董家口港浮标站进行对比误差检验。

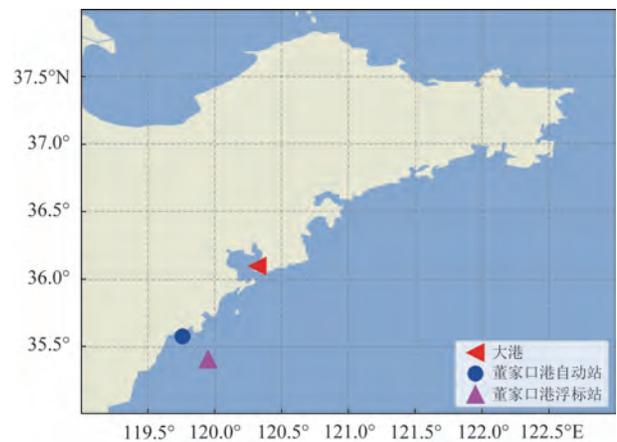


图1 青岛港区观测站分布

Fig.1 Distribution of observation stations in Qingdao Port

1.2 误差统计方法

利用双线性插值方法,将EC细网格10 m风的纬向风分量和经向风分量插值到观测站点所在位置,再将该站点的纬向风分量和经向风分量转换为风速、风向并作为检验数据,然后与该站点观测的实况风速、风向进行对比误差统计。

误差统计指标包括:平均误差(E_M),用来衡量预测值和真实值之间的平均偏差;平均绝对误差

(E_{MA})可避免偏差相互抵消,表示实际预测误差的大小;均方误差(E_{MS}),表示预测值和真实值曲线的拟合程度;均方根误差(E_{RMS})是均方误差的算术平方根,表示误差的离散程度。这4个量被定义为:

$$E_M = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)}{n} \quad (1)$$

$$E_{MA} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (2)$$

$$E_{MS} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n} \quad (3)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (4)$$

式中: x_i 为观测实况数据; y_i 为EC细网格预报数据或EC细网格订正后的预报数据; n 为样本数量。 E_M 、 E_{MA} 、 E_{MS} 和 E_{RMS} 的取值范围均为[0, 1],数值越接近0,说明模型预测效果越好。

风向误差($\Delta\theta$)的计算方法^[23]如下:

$$\Delta\theta = \begin{cases} \theta_f - \theta_o - 360^\circ & \theta_f - \theta_o > 180^\circ \text{时} \\ \theta_f - \theta_o + 360^\circ & \theta_f - \theta_o \leq 180^\circ \text{时} \end{cases} \quad (5)$$

式中: θ_f 为EC细网格预报10 m风向; θ_o 为实况风向。本文以实况风向为起点,当 $\Delta\theta$ 为 $0^\circ \sim 180^\circ$,说明预报风向偏向实况风向的顺时针方向,当 $\Delta\theta$ 为 $-180^\circ \sim 0^\circ$,说明预报风向偏向实况风向的逆时针方向。

1.3 RF算法

RF算法作为一种高度灵活的机器学习算法,具有不易过拟合、训练速度快的优点。RF算法是采用有放回随机抽样的方式创建一个森林,森林中的每一棵树都是一棵小决策树,且他们之间没有关联,每当有新数据输入模型中时,每棵决策树都需要进行判断,通过投票得到最终结果,具体结构见图2。本文采用scikit-learn库实现随机森林算法的风速订正。采用RF算法对青岛港区EC细网格预报风速进行订正主要分三步。

步骤1:分别将EC细网格不同预报时效的预报风速作为特征输入,实况风速作为标签,将原始数据分为80%的训练集和20%的验证集,设置决策树

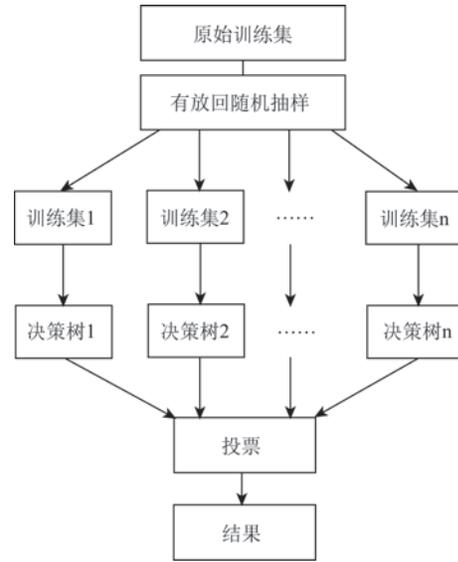


图2 随机森林结构示意图

Fig.2 Structure diagram of Random Forest

个数为200,最大深度为3,使用训练集数据训练生成RF模型。

步骤2:将验证集数据输入已经训练好的RF模型中,输出模型订正后的风速数据。

步骤3:对RF模型订正后的预报风速进行检验,评估模型的订正效果。采用 E_{MA} 、 E_{MS} 和 E_{RMS} 作为衡量风速订正效果的指标。

2 EC细网格10 m风场预报误差分析

2.1 风速预报误差分析

为了直观体现EC细网格预报10 m风的效果,图3为EC细网格预报10 m风速与观测实况风速预报偏差箱线图。通过分析箱线图中箱子和黑实线长短可以看出,EC细网格前48 h的10 m风速预报偏差离散程度相对较小,且随预报时效的增加有增大趋势,值得关注的是预报偏差中位数均大于0,表明模式风速预报较实况有系统性偏强的特征。这其中,大港码头风速预报偏大程度最大,预报偏差中位数为 $0.87 \sim 1.00$ m/s,董家口港自动站和董家口港浮标站的预报风速与实况更接近,前者预报偏差中位数为 $0.15 \sim 0.50$ m/s,后者为 $0.05 \sim 0.29$ m/s。

为进一步分析EC细网格预报10 m风速与观测风速之间的关系,首先计算大港码头、董家口港自

动站和董家口港浮标站预报与实况10 m风速的相关系数,分别为0.76、0.73、0.82,相关性总体较好,其中董家口港浮标站相关系数最大。通过分析EC细网格24 h的预报10 m风速与观测实况风速对比散点图可以看出(见图4),大港码头风速样本散点分布比较集中,大部分集中在实况8 m/s以内,根据一元线性回归拟合线可以看出(黑斜线是预报和实况相等的最佳拟合线),在风速小于10.5 m/s时,EC细

网格预报的大港码头风速大多数样本在最佳拟合线以上,EC细网格预报风速总体偏大。董家口港自动站和董家口港浮标站风速散点分布相对较分散,尤其是董家口港浮标站,10 m/s以上的风速实况较多,当董家口港自动站的实况风速在4.5 m/s以内时,EC细网格预报总体偏大,实况风速大于4.5 m/s时,EC细网格预报总体偏小,而董家口港浮标站的预报偏差分界值在6.0 m/s左右。

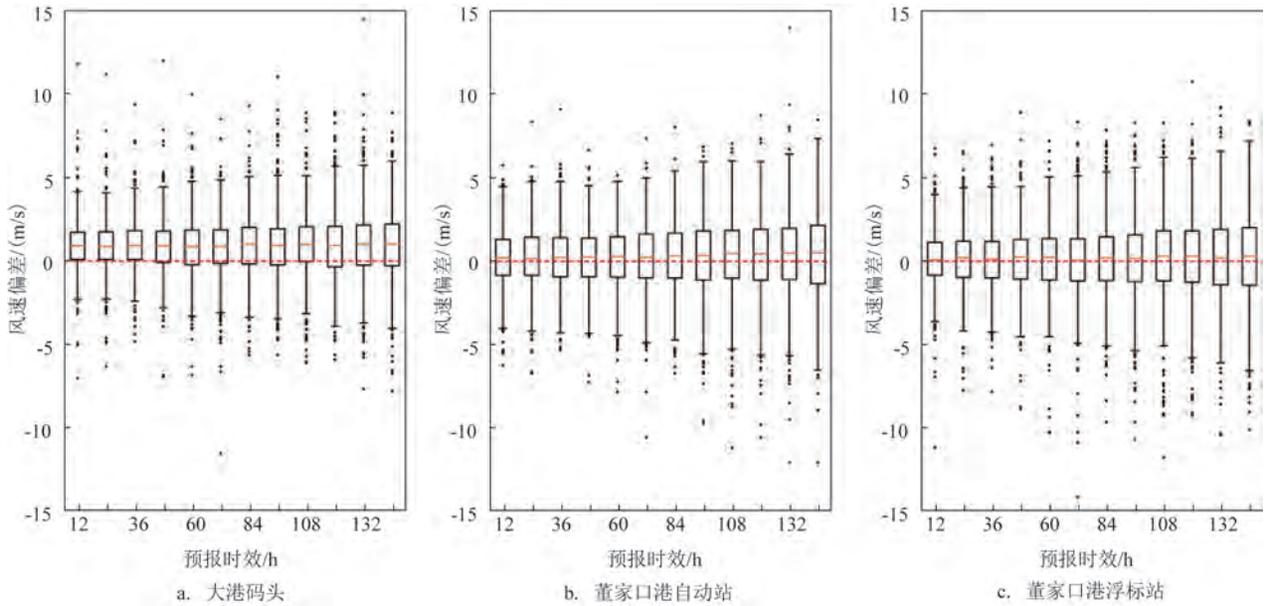
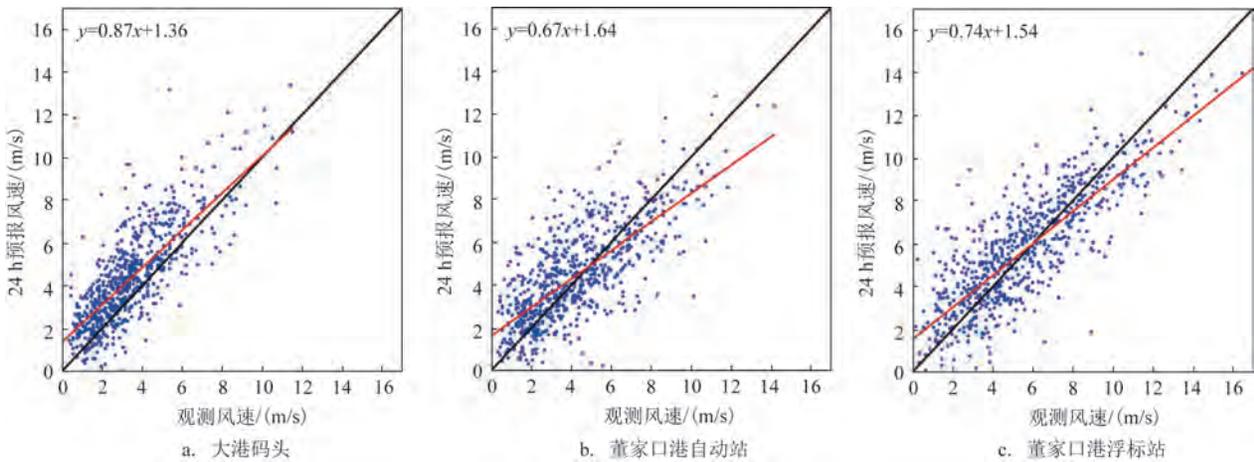


图3 EC细网格预报10 m风速与观测实况风速预报偏差箱线图

Fig.3 Boxplot of forecasting biases between the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts and the observations



注:黑斜线为最佳拟合线,红斜线一元线性回归方程线

图4 EC细网格24 h预报10 m风速与观测实况风速对比散点图

Fig.4 Scatter plot of the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts at lead time of 24 h and the observations

大港码头的有效样本在2级风力时最多,董家口港自动站的有效样本在2级和3级风力时最多,而位于海上的董家口港浮标站较多有效样本集中在3级和4级风力(图略)。通过计算不同风速等级下EC细网格24 h预报风速的均方根误差和平均误差(见图5)可以发现,各站EC细网格风速预报的均方根误差差别不大,基本都在1.5~2.2 m/s之间,而从预报的平均误差可以看出,大港码头风速预报整体偏大,5级风时平均误差最小;当风速在3级及以下时,董家口自动站和董家口浮标站平均误差为正值,说明EC细网格预报风速偏大,当风速在4级及以上时,两站的平均误差为负值,说明EC细网格预报风速偏小。另外,各站计算的风速相对误差和均方根误差均随预报时效的增长而增大,这与上文结论一致。

计算不同风向EC细网格24 h预报10 m风速的均方根误差和平均误差。结果发现:在实况风向为

东北风和偏东风时,EC细网格对大港码头的风速预报均方根误差和平均误差最大,平均误差偏大1.4~1.8 m/s,且不同风向实况下的预报平均误差均大于0,说明EC细网格对大港码头各风向的风速预报均偏大;对于董家口港自动站和董家口港浮标站,不同风向下的风速预报均方根误差差别不大。在实况风向为北风时,董家口港自动站的风速预报平均误差最大,为1.5 m/s左右;当实况风向为西南风时,其风速预报平均误差最小,为-0.9 m/s。在实况风向为偏西和西北风时,EC细网格对董家口港浮标站的风速预报平均误差小于0,相较于其他站,董家口港浮标站的风速平均误差更接近于0(见图6)。

2.2 风向误差分析

前文对EC细网格10 m风速的预报能力进行了检验,为了更全面地评估EC细网格10 m风场产品在青岛港区的预报性能,图7为不同风速下EC细网

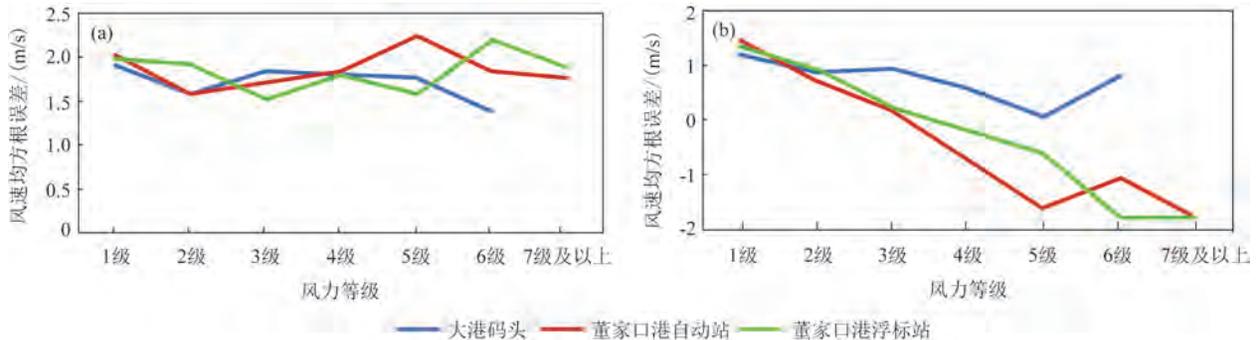


图5 不同风速等级下EC细网格24 h预报10 m风速的均方根误差和平均误差

Fig.5 Root mean square error and mean deviation of the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts at lead time of 24 h under different wind speed levels

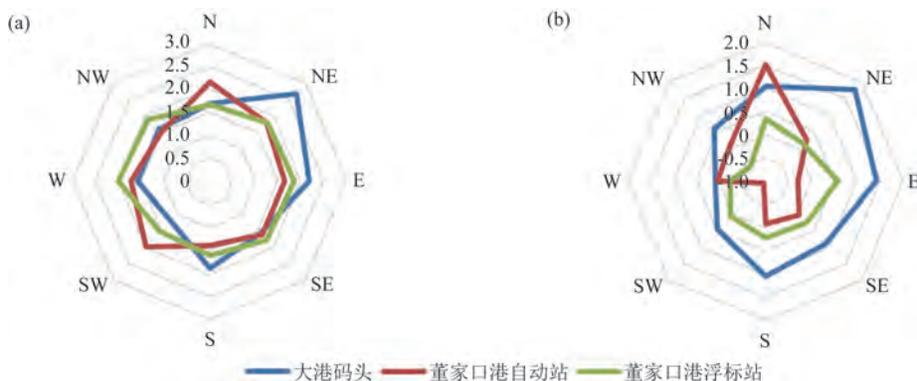


图6 不同风向EC细网格24 h预报10 m风速的均方根误差(a)和平均误差(b)

Fig.6 Root mean square error (a) and mean deviation (b) of the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts at lead time of 24 h under different wind directions

格24 h预报10 m风向预报偏差散点图。在前文中,已经规定了风向偏差的范围为 $-180^{\circ}\sim 180^{\circ}$,当预报风向偏向实况风向的顺时针方向时,误差为正值,当偏向逆时针方向时,误差为负值。从图中可以看出,EC细网格对3个站点的风向预报偏差主要集中在 $-45^{\circ}\sim 45^{\circ}$,而且离散程度随着预报时效的增长而增大。另外,实况风速越小,风向的预报偏差离散程度越大,实况风速越大,风向的预报偏差越集中,这是因为风速较弱时,主导风向并不明显,所以风向的预报偏差差别较大。相比较而言,EC细网格对大港码头的风向预报偏差分布较为对称,而对董家口港自动站和董家口港浮标站的风向预报偏差位于 $0^{\circ}\sim 180^{\circ}$ 的样本居多,说明相较于实况风向,EC预报的风向多为顺时针误差。

通过分析不同风向下EC细网格24 h预报10 m风向的均方根误差和平均误差可以看出(见图8),当实况为偏西风时,EC细网格对大港码头风向预报的均方根误差最大,顺时针偏大 4.7° 左右,而对于董家口港自动站和董家口港浮标站,EC细网格对于不同风向的风向预报均方根误差差别不大,而且平均误差基本都大于0,即风向预报偏向实况风向的顺时针方向,尤其是偏东和东北风,风向平均误差较大。

3 EC细网格10 m预报风速随机森林订正

前文通过对EC细网格的10 m风场产品在青岛

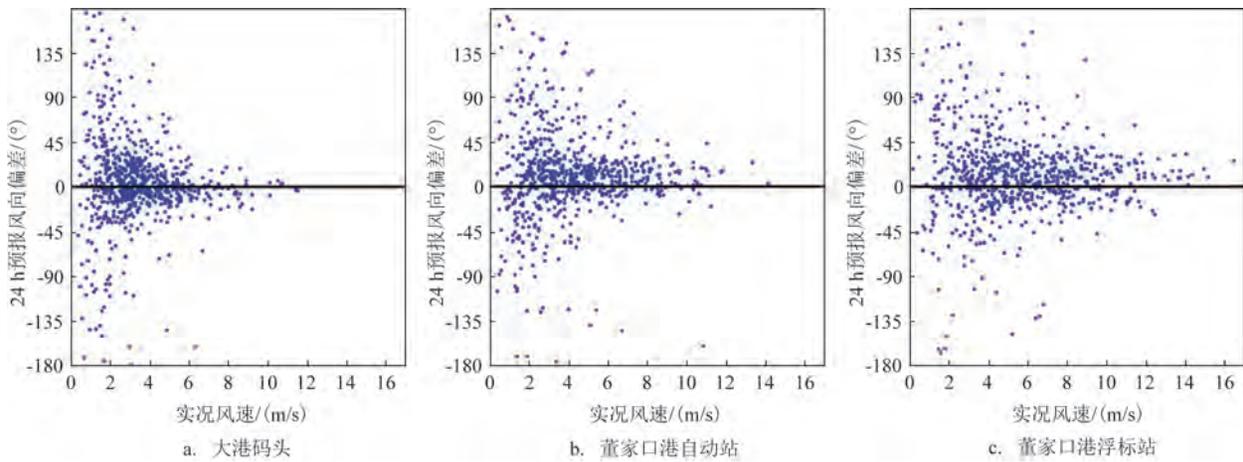


图7 不同风速下EC细网格24 h预报10 m风向预报偏差散点图

Fig.7 Scatter plot of forecasting biases of the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts at lead time of 24 h under different wind speeds

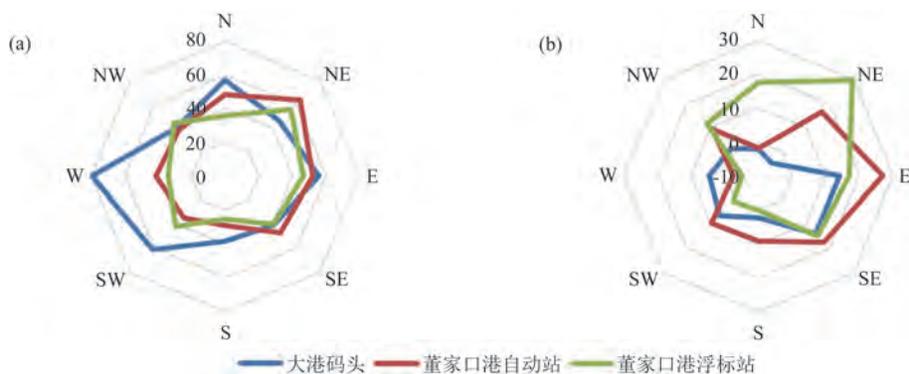


图8 不同风向EC细网格24 h预报10 m风向的均方根误差(a)和平均误差(b)

Fig.8 Root mean square error (a) and mean deviation (b) of the EC fine-grid 10 m wind direction forecasts at lead time of 24 h under different wind directions

港区的预报误差进行了分析,发现其在青岛港区仍有订正提高的空间,考虑到在港口气象服务当中,用户对风速尤其是大风的预报更为关注,因此分别对青岛港区的大港码头、董家口港自动站和董家口浮标站建立RF预报模型进行风速订正。

本文构建RF模型的输入数据为历史观测风速和EC细网格不同预报时效的预报风速。针对青岛港区不同区域的风速特点,分别将3个站点的EC细网格不同预报时效的预报风速作为特征输入,实况风速作为标签,将原始数据分为80%的训练集和20%的验证集,利用RF算法对EC细网格24 h、48 h、

72 h的预报风速进行订正。为了对订正效果进行评价,以大港码头为例,图9给出了实况风速与EC细网格24 h预报风速以及经RF算法订正后的EC细网格24 h预报风速对比,虽然RF订正前后的EC细网格预报风速都能较好地捕捉实况风速变化的整体趋势,但是订正后的预报风速与实况风速的变化更为接近,尤其是风速误差明显减小,从董家口港自动站和董家口港浮标站订正前后的风速对比也能得到同样的结论(图略)。

结合RF算法订正前后的风速误差指标统计结果可以看出(见表1),在不同的预报时效下,3个站

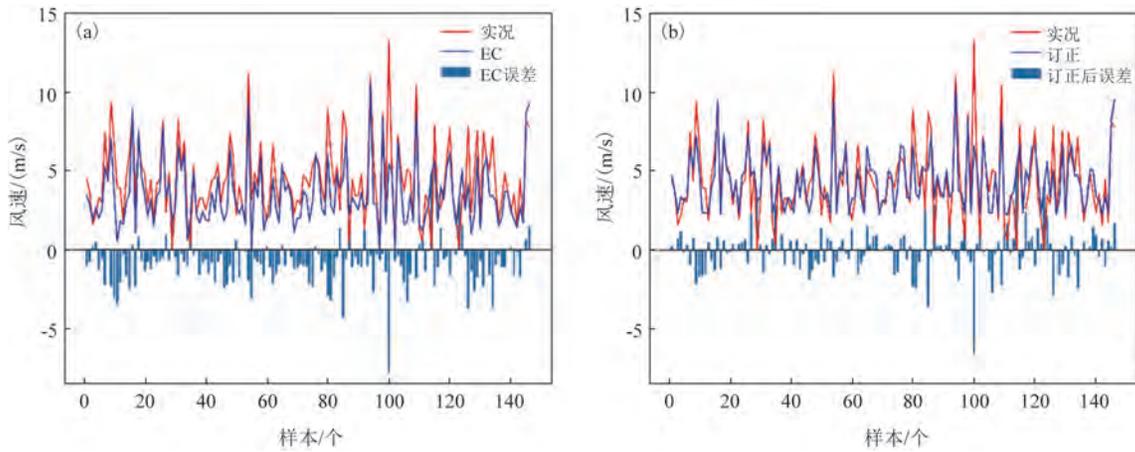


图9 大港码头实况风速与EC细网格24 h预报风速(a)和随机森林订正EC细网格24 h预报风速(b)对比

Fig.9 Comparison between the observed wind speed at Dagang Port and the EC fine-grid 10 m wind speed forecasts (a), and the corrected EC fine-grid 10 m wind speed forecasts at lead time of 24 h using the Random Forest (b)

表1 随机森林算法对EC细网格24 h、48 h、72 h预报风速订正效果评价

Tab.1 Evaluation on the effect of Random Forest on the wind speed forecasting correction at lead time 24 h, 48 h and 72 h

预报时效	站点	$E_{MA}/(m/s)$		$E_{MS}/(m^2/s^2)$		$E_{RMS}/(m/s)$	
		订正前	订正后	订正前	订正后	订正前	订正后
24 h	大港码头	1.24	1.00	2.76	1.97	1.66	1.41
	董家口港自动站	1.53	1.38	3.94	3.20	1.98	1.79
	董家口港浮标站	1.43	1.32	3.27	2.95	1.81	1.72
48 h	大港码头	1.50	1.16	3.52	2.73	1.88	1.65
	董家口港自动站	1.45	1.18	3.77	2.58	1.94	1.61
	董家口港浮标站	1.52	1.25	4.37	3.36	2.09	1.83
72 h	大港码头	1.40	1.22	3.46	2.80	1.86	1.67
	董家口港自动站	1.57	1.31	4.10	2.95	2.02	1.72
	董家口港浮标站	1.74	1.53	5.74	4.14	2.40	2.04

点订正后风速的 E_{MA} 、 E_{MS} 、 E_{RMS} 均有不同程度的减小,预报精度得到提高,也说明RF算法对EC细网格风速预报具有正向订正的能力。从24 h预报时效来看,RF算法对大港码头站的订正能力最强,对董家口港浮标站正向订正效果最小,这是因为EC细网格对董家口港浮标站的风速预报相对最准确,RF算法较难使风速预报准确率得到较大提升。总体而言,RF算法对青岛港区EC细网格10 m风速预报实现了有效订正。

4 结论与讨论

本文对2021年3月—2022年2月EC细网格10 m风场产品在青岛港区的预报能力进行检验和风速订正。结论如下:

①EC细网格前48 h的10 m风速预报偏差离散程度相对较小,且随预报时效的增加有增大趋势,值得关注的是预报偏差中位数均大于0,表明模式风速预报较实况有系统性偏强的特征。大港码头预报偏大程度最大,偏差中位数在0.87~1.00 m/s之间,董家口港自动站预报偏差中位数在0.15~0.50 m/s之间,而董家口港浮标站预报偏差中位数在0.05~0.29 m/s之间,与实况最为接近,这可为青岛港区的风速预报订正提供基本参考。

②大港码头、董家口港自动站和董家口港浮标站EC细网格24 h预报的10 m风速与实况风速相关系数分别为0.76、0.73、0.82,董家口港浮标站的相关性最好。大港码头风速样本大部分集中在实况8 m/s以内,EC细网格预报风速总体偏大,其中5级风的预报平均误差最小;董家口港自动站和董家口港浮标站的风速样本分布相对较分散,尤其是后者10 m/s以上的风速实况较多,当风速在3级及以下时,两站EC细网格预报风速总体偏大,当风速在4级及以上时,EC细网格预报风速总体偏小。

③EC细网格对大港码头各风向的风速预报均偏大,当实况风向为东北风和偏东风时,风速预报的均方根误差和平均误差最大,平均误差偏大1.4~1.8 m/s;对于董家口港自动站和董家口港浮标站,不同风向下EC细网格的风速预报均方根误差差别不大。

④EC细网格对3个站点的风向预报偏差主要

集中在 $-45^{\circ}\sim 45^{\circ}$,离散程度随着预报时效的增长而增大。风速较弱时,主导风向并不明显,所以风向的预报偏差离散程度更大。相比较而言,EC细网格对大港码头的风向预报偏差分布较为对称,当实况为偏西风时,风向预报均方根误差最大,顺时针偏大 4.7° 左右;而对于董家口港自动站和董家口港浮标站,EC细网格预报风向多偏向实况风向的顺时针方向,不同风向的风向预报均方根误差差别不大。

⑤利用RF算法对EC细网格24 h、48 h、72 h预报风速进行订正,3个站点的 E_{MA} 、 E_{MS} 、 E_{RMS} 均有不同程度的减小,预报精度得到提高。总体而言,RF算法对青岛港区EC细网格10 m风速预报实现了有效订正。

EC细网格10 m风场预报产品对于青岛港区的大风气象服务具有重要的参考价值,利用RF算法对风速进行订正后,预报效果得到进一步提升。本文仅对EC细网格10 m风场的预报能力和风速订正进行了初步研究,以期为进一步的风场预报订正提供参考。

参考文献:

- [1] 刘倩, 孙小淇. 青岛港潮汐的调和分析与预报[J]. 海洋气象学报, 2022, 42(2): 99-106.
LIU Q, SUN X Q. Harmonic analysis and forecast of tides in Qingdao Port[J]. Journal of Marine Meteorology, 2022, 42(2): 99-106.
- [2] 于文金, 苏荣, 谢涛. 极端灾害天气对港口锚地的影响研究——以河北秦皇岛港为例[J]. 灾害学, 2016, 31(4): 17-21.
YU W J, SU R, XIE T. Study on the Influence of extreme weather disasters on harbor anchorages——taking Hebei Qinhuangdao Port as an example[J]. Journal of Catastrophology, 2016, 31(4): 17-21.
- [3] 魏晓雯, 陈亮, 赵蕾, 等. 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, 2021, 49(5): 754-761.
WEI X W, CHEN L, ZHAO L, et al. 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, 2021, 49(5): 754-761.
- [4] 孔扬, 赵昶昱, 王科, 等. 宁波舟山港气象灾害风险及服务效益评估[J]. 热带气象学报, 2021, 37(1): 82-90.
KONG Y, ZHAO C Y, WANG K, et al. Evaluation of risks of meteorological disasters and benefits from meteorological services for Ningbo-Zhoushan Port[J]. Journal of Tropical Meteorology, 2021, 37(1): 82-90.
- [5] 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.

- 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.
- [6] 郭丽娜, 马艳, 于慧珍. 青岛沿海地区大风特征及其预警评估[J]. *海洋气象学报*, 2022, 42(2): 90-98.
- GUO L N, MA Y, YU H Z. Characteristics of gale and assessment of gale warning in Qingdao coastal areas[J]. *Journal of Marine Meteorology*, 2022, 42(2): 90-98.
- [7] 董全, 张峰, 宗志平. 基于ECMWF集合预报产品的降水相态客观预报方法[J]. *应用气象学报*, 2020, 31(5): 527-542.
- DONG Q, ZHANG F, ZONG Z P. Objective precipitation type forecast based on ECMWF ensemble prediction product[J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2020, 31(5): 527-542.
- [8] 涂小萍, 姚日升. ECMWF数值产品在热带气旋(TC)路径预报中的应用分析[J]. *热带气象学报*, 2010, 26(6): 759-764.
- TU X P, YAO R S. Analysis on ECMWF NWP products in TC track forecasting[J]. *Journal of Tropical Meteorology*, 2010, 26(6): 759-764.
- [9] PINSON P, HAGEDORN R. Verification of the ECMWF ensemble forecasts of wind speed against analyses and observations[J]. *Meteorological Applications*, 2012, 19(4): 484-500.
- [10] ZHANG K, MU M, WANG Q. Identifying the sensitive area in adaptive observation for predicting the upstream Kuroshio transport variation in a 3-D ocean model[J]. *Science China Earth Sciences*, 2017, 60(5): 866-875.
- [11] 隋玉秀, 杨景泰, 常慧琳, 等. 大连地区ECMWF细网格风向与实况的对比检验[J]. *海洋预报*, 2022, 39(1): 21-31.
- SUI Y X, YANG J T, CHANG H L, et al. Comparison and validation of ECMWF fine-grid wind direction and observation data in Dalian area[J]. *Marine Forecasts*, 2022, 39(1): 21-31.
- [12] 吴俞, 冯文, 李勋, 等. ECMWF细网格10m风场产品在南海海域的预报检验[J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2015, 40(9): 204-212.
- WU Y, FENG W, LI X, et al. On forecast test of ECMWF 10 m wind field products in South China Sea[J]. *Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition)*, 2015, 40(9): 204-212.
- [13] 连喜虎, 刘桂艳, 高松, 等. EC细网格10 m风场产品在渤、黄海海域的预报能力检验与评估[J]. *海洋预报*, 2020, 37(6): 74-82.
- LIAN X H, LIU G Y, GAO S, et al. Evaluation of the ECMWF forecast skills for the 10 m wind field in the Bohai Sea and the Yellow Sea[J]. *Marine Forecasts*, 2020, 37(6): 74-82.
- [14] 申华羽, 方艳莹, 涂小萍, 等. ECMWF细网格10 m风预报在浙江沿海的评估与订正[J]. *气象*, 2020, 46(11): 1485-1494.
- SHEN H Y, FANG Y Y, TU X P, et al. Verification of ECMWF 10 m wind forecast for coastal Zhejiang Province[J]. *Meteorological Monthly*, 2020, 46(11): 1485-1494.
- [15] 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.
- 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.
- [16] 任萍, 陈明轩, 曹伟华, 等. 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*, 2020, 78(6): 1002-1020.
- REN P, CHEN M X, CAO W H, et al. Error analysis and correction of short-term numerical weather prediction under complex terrain based on machine learning[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2020, 78(6): 1002-1020.
- [17] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [18] 耿丹, 刘婷婷, 李超. 结合FY-4A卫星及随机森林的日间沿海海雾识别模型的研究[J]. *海洋预报*, 2022, 39(3): 83-93.
- GENG D, LIU T T, LI C. Research on a daytime sea fog identification model based on FY-4A satellite data and random forest algorithm[J]. *Marine Forecasts*, 2022, 39(3): 83-93.
- [19] 许立兵, 孔扬, 周峰, 等. 基于机器学习的风场预报订正方法研究[J]. *陕西气象*, 2023(1): 15-20.
- XU L B, KONG Y, ZHOU Z, et al. Research on wind prediction correction method based on machine learning[J]. *Journal of Shaanxi Meteorology*, 2023(1): 15-20.
- [20] 王雪洁, 施国萍, 周子钦, 等. 基于随机森林算法对ERA5太阳辐射产品的订正[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(2): 105-111.
- WANG X J, SHI G P, ZHOU Z Q, et al. Revision of solar radiation product ERA5 based on random forest algorithm[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2022, 34(2): 105-111.
- [21] 赵华生, 金龙, 黄小燕, 等. 基于CNN和RF算法的ECMWF降水分级订正预报方法[J]. *气象科技*, 2021, 49(3): 419-426.
- ZHAO H S, JIN L, HUANG X Y, et al. ECMWF precipitation grading correction forecast method based on CNN and RF algorithm[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2021, 49(3): 419-426.
- [22] 门晓磊, 焦瑞莉, 王鼎, 等. 基于机器学习的华北气温多模式集合预报的订正方法[J]. *气候与环境研究*, 2019, 24(1): 116-124.
- MEN X L, JIAO R L, WANG D, et al. A temperature correction method for multi-model ensemble forecast in North China based on machine learning[J]. *Climatic and Environmental Research*, 2019, 24(1): 116-124.
- [23] PENSIERI S, BOZZANO R, SCHIANO M E. Comparison between QuikSCAT and buoy wind data in the Ligurian Sea[J]. *Journal of Marine Systems*, 2010, 81(4): 286-296.

Verification and Random Forest Correction of the EC fine-grid model 10 m wind in Qingdao Port

LUO Jiangshan^{1,2}, YANG Fan^{1,2*}, BI Wei^{1,2}, REN Zhaopeng^{1,2}, YU Zhouxun³

(1. Qingdao Meteorological Service Center, Qingdao 266003, China; 2. Qingdao Engineering Technology Research Center for Meteorological Disaster Prevention, Qingdao 266003, China; 3. Qingdao Port International Co., Ltd., Qingdao 266000, China)

Abstract: The 10 m wind forecasts of the EC fine-grid model in Qingdao Port from March 2021 to February 2022 are validated and corrected. The results show that: In comparison with the observations from Dagang Wharf, Dongjiakou Port Automatic Station and Dongjiakou Port Buoy Station, the dispersion of biases in 10 m wind speed forecasts at lead time of 48 h is relatively small, and the median of biases in the forecasts is larger than 0, indicating that the wind speed forecasts are systematically larger than the observations. The 10 m wind speed forecasts at lead time of 24 h have a good correlation with the observations, and the correlation coefficients for the three stations are 0.76, 0.73, and 0.82, respectively. The wind speed forecasts for each wind direction are relatively large in Dagang Wharf. When the observed wind direction is northeast and east, the root mean square error and average deviation of wind speed forecasts in Dagang Wharf are the largest. For Dongjiakou Port Automatic Station and Dongjiakou Port Buoy Station, small differences in the root mean square error of wind speed forecasts exist under different wind directions. The wind direction biases for the three stations mainly concentrate between -45 and 45° . Smaller actual wind speed is always associated with larger dispersion of bias in the wind direction forecasts. Using the Random Forest to correct the wind speed forecasts improves the accuracy of forecasts in Qingdao Port.

Key words: EC fine-grid model; 10 m wind; forecast verification; Random Forest; wind speed correction