

于慧珍,马艳,李珂,等.2024.基于ECMWF模式漏报的青岛沿海大风预报模型及其应用[J].暴雨灾害,43(2):185–194. YU Huizhen, MA Yan, LI Ke, et al. 2024. A forecast model for gale along the coast of Qingdao corresponding to the ECMWF missing–forecast and its operational application [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 43(2):185–194 (in Chinese). doi: 10.12406/byzh. 2023–203

## 基于ECMWF模式漏报的青岛沿海大风预报模型及其应用

于慧珍<sup>1,2</sup>, 马艳<sup>1</sup>, 李珂<sup>3</sup>, 官明晓<sup>1</sup>, 仲国强<sup>3</sup>

(1. 山东省青岛市气象局, 青岛 266003; 2. 山东省气象防灾减灾重点实验室, 济南 250031;

3. 中国海洋大学, 青岛 266100)

**摘要:** 基于数值预报模式漏报大风建立相应的预报模型, 有助于提高我国沿海地区大风预报能力。首先, 筛选2016—2019年历年青岛沿海地区大风个例, 获得欧洲中期天气预报中心(ECMWF)高分辨率模式(简称EC模式)漏报的大风过程数据集; 然后, 基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)三种算法, 分别建立青岛沿海大风预报模型, 对EC模式预报的风速进行订正; 最后, 经对比分析, 筛选出适合青岛沿海大风预报的模型(即基于SVM算法建立的预报模型SVM\_2), 并对其进行业务应用效果检验。结果显示, SVM\_2模型相比其他模型预报的大风误差最小。为了检验SVM\_2模型对大风过程的预报效果, 选取不同天气系统影响下青岛发生的两个沿海大风个例, 对SVM\_2模型和EC模式预报误差作进一步检验, 结果表明SVM\_2模型预报的最大风速与实况的误差明显小于EC模式, 且该模型对EC模式预报的青岛沿海大风偏弱有一定改善。

**关键词:** 大风; 漏报; 预报模型; 预报误差; 青岛沿海

中图法分类号: P456.5

文献标志码: A

DOI: 10.12406/byzh.2022–203

### A forecast model for gale along the coast of Qingdao corresponding to the ECMWF missing–forecast and its operational application

YU Huizhen<sup>1,2</sup>, MA Yan<sup>1</sup>, LI Ke<sup>3</sup>, GONG Mingxiao<sup>1</sup>, ZHONG Guoqiang<sup>3</sup>

(1. *Qingdao Meteorological Office of Shandong Province, Qingdao 266003*; 2. *Key Laboratory for Meteorological Disaster Prevention and Mitigation of Shandong, Jinan 250031*; 3. *Ocean University of China, Qingdao 266100*)

**Abstract:** Establishing the corresponding forecasting models based on numerical model that fails to capture gale events is helpful to improve the ability to forecast gales in coastal areas of China. First, we screened for gale events occurred in coastal areas of Qingdao from 2016 to 2019, and established the dataset of gale events that are missed by the forecast with ECMWF (European Center for Medium–range Weather Forecast) high resolution model (hereinafter referred to as EC model). Second, based on support vector machine (SVM), artificial neural network (ANN) and long short–term memory network (LSTM) algorithms, we established the forecast models for gales along the coast of Qingdao, and used these models to revise the wind speed forecasted by the EC model. Finally, after comparative analysis, a model suitable for forecasting gale along the coast of Qingdao, i.e. the forecast model SVM\_2 based on SVM algorithm, was selected and its operational forecasting results were examined. Results show that the SVM\_2 model has the smallest forecast error for wind speed compared to other models. In order to evaluate the prediction performance of SVM\_2 model in terms of the gale events, two gale events occurred in the coast of Qingdao and influenced by different weather systems are selected to further examine the prediction error of SVM\_2 model and EC model for the gale events. The results show that the error of the maximum wind speed forecasted by the SVM\_2 model against the observations is significantly smaller than that of the EC model, and the SVM\_2 model also has some improvement on the weak gale along the coast of Qingdao compared to the forecast by EC model.

**Key words:** gale; missing–forecast; forecast model; forecast error; Qingdao Coastal Area

## 引言

海上大风是我国沿海地区主要的灾害性天气类

型之一, 严重大风往往造成重大海难事故, 对此类事故发生的影响次数占比达到62% (刘学萍, 2008)。准确及时预报海上大风对船舶引航、港区作业、航运安

收稿日期: 2022–10–15; 定稿日期: 2023–10–08

资助项目: 青岛市气象局海洋气象重点研发项目(2019qdxz01); 山东省气象局科学技术研究重点项目(2021sdqx01); 环渤海区域科技协同创新基金项目(QYXM202106)

第一作者: 于慧珍, 主要从事天气预报业务与气象服务工作。E-mail: yuhuizhen1990@163.com

通信作者: 马艳, 主要从事天气预报技术及方法研究。E-mail: qdyanma@163.com

© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY–NC–ND 4.0

全、海上养殖等海洋经济活动具有重要意义。传统的海上大风预报方法主要包括经验预报、统计预报、数值模式预报、数值模式产品释用等。近些年来,随着数值模式的迅速发展,模式预报的准确率有了较大提高,基于数值模式的大风预报在业务中越来越受到重视;但由于模式自身的局限性和海上气象资料的缺乏,数值模式产品仍不能满足实际业务的需要(李敏等,2009)。曾瑾瑜等(2015)对数值模式预报的福建省冬半年沿海和岛屿站点风场误差作了分析检验,结果显示:风速预报误差由沿海向内陆逐渐减小;风速越大,模式预报误差越大。阎丽凤等(2013)对山东沿海风速的数值模式预报结果的检验也表明,模式对大风的预报普遍存在量级偏小问题。中华羽等(2020)指出,数值模式对不同类型大风预报的效果不同,如欧洲中期天气预报中心(European Center for Medium-range Weather Forecast)模式(简称EC模式或EC)对浙江沿海各类大风的预报效果是不同的,其对冷空气大风的预报效果最好,对低压倒槽大风的预报效果最差。同时,我国气象工作者针对海上大风预报方法也有较多研究,如输出统计(MOS)、人工神经网络、卡尔曼滤波、长短期记忆网络等方法。吴曼丽等(2013)根据辽宁省沿海自动站资料,采用卡尔曼滤波方法对沈阳区域气象中心MM5中尺度数值预报产品进行解释应用,研制出环渤海及邻近海域海面最大风矢量预报方法。荣艳敏等(2015)针对中尺度数值模式WRF\_RUC预报产品,采用逐步回归的MOS方法对山东12个精细化海区大风模式预报进行订正,结果表明该方法对6级以上日最大风速预报的订正能力较好。高聪晖和曾瑾瑜(2018)基于MOS方法对WRF模式预报的福建宁德海区风进行订正检验表明,订正后的风场准确率明显提高。另外,还有人针对我国各海区大风预报,基于BP神经网络方法分别建立了舟山沿海灾害性大风预报模型(杨忠恩等,2007)、渤海海风预报模型(杨晓君等,2019)、福建沿海大风预报模型(陈德花等,2010)等。随着深度学习技术的快速发展,长短期记忆网络也被应用于中国近海大风预报中(王国松等,2020;刘志杰等,2022)。上述各种灾害性大风预报模型或方法的研究成果,为深入研究我国沿海地区灾害性大风预报技术提供了非常有价值的参考依据。

青岛地处山东半岛东南,海域面积约 $1.2 \times 10^4 \text{ km}^2$ ,海岸线长905.2 km,既是我国重要的海洋捕捞、海水养殖区,也是一带一路新亚欧大陆桥经济走廊的主要节点城市和海上合作战略的支点,青岛港与全球超过180个国家或地区的700余个港口通航。统计结果表明,2015—2019年青岛沿海地区年平均大风为166次,

其中海岛站大风平均预警准确率为81%,而岸基站仅18%(郭丽娜等,2022)。可见,基于数值模式预报结果的预警准确率远不能满足实际气象业务与服务的需求,因此开展模式大风预报订正技术研究、提高青岛沿海大风预报准确率,对提高海洋捕捞和养殖经济效益、确保海上生产和航运安全具有重要的现实意义。考虑到EC模式对于黄渤海海域10 m风速预报效果整体较好(刘志杰等,2022),本文专门基于该模式漏报大风过程建立青岛沿海大风预报模型。首先,对2016—2019年历年青岛沿海地区大风个例进行筛选,获得EC模式漏报的青岛沿海大风过程数据集;然后,基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)三种算法,分别建立青岛沿海大风预报模型,对EC模式预报的风速进行订正;最后,通过对比分析,筛选出一种最适合青岛沿海大风的预报模型,并对其业务应用效果进行检验,期望提高青岛沿海大风预报准确率,以便为当地精细化沿海大风预报服务提供技术支撑。

## 1 资料与方法

### 1.1 资料说明与漏报大风过程的挑选

#### 1.1.1 实况与模式资料

使用的实况资料为来源于青岛市气象局的2016—2019年该市区自动气象站观测的10 min风速数据,时间分辨率为1 h。数值模式资料为中国气象局下发的EC模式10 m风场( $u, v$ )、海平面气压场( $p$ )、2 m温度场( $t$ )预报产品(0—72 h预报时效,时间分辨率为3 h,空间分辨率 $0.125^\circ \times 0.125^\circ$ ),利用双线性插值方法将EC模式格点数据插值到站点, $u, v, p, t$ 作为大风预报模型的建模因子,EC模式漏报大风过程挑选和风速预报误差检验使用 $u, v$ 。

#### 1.1.2 青岛沿海代表性气象站点分布

根据青岛沿海气象站点的性质及其与海岸线的距离,将21个代表性气象站点分成海岛站和岸基站(图1)。其中,海岛站7个,分别为田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北、灵山岛站;岸基站14个,即巨峰索道、流清河、沙子口、奥帆基地、太平角、濮县路小学、大涧山、金沙滩、鱼鸣嘴、琅琊镇、董家口、胶州营海、红岛休闲渔村、大港码头站。本文主要针对EC大风预报误差较大的青岛沿海代表站点建立大风预报模型,并用其对该模式大风预报结果进行订正。

#### 1.1.3 漏报大风过程的挑选

根据青岛沿海气象站点24 h (20—20时,北京

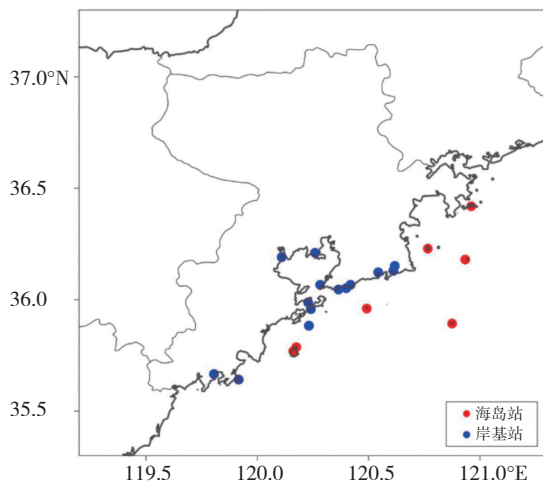


图1 青岛沿海气象观测代表站分布(红色、蓝色圆点分别代表海岛站和岸基站)

Fig.1 Distribution of the meteorological observation representative stations along Qingdao coast. The red and blue dots denote the island meteorological stations and the coastal meteorological stations, respectively

时。下同)内实况最大风速与EC模式预报的24 h内最大风速挑选漏报大风过程。当该区域某一站点最大

风速达到6级(风速 $\geq 10.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ )或以上时,记录该站出现一次大风过程。当该区域内某一站点实况出现了大风而EC模式预报的站点最大风速 $< 6$ 级时,记录模式漏报该站大风。据此,确定青岛沿海漏报大风过程的挑选标准为:EC模式对20—20时青岛7个海岛站风速预报中有3站或以上站点出现大风漏报。按照此标准,2016—2019年青岛沿海地区共出现40次漏报大风过程,其详情见表1。

## 1.2 研究方法与试验方案

### 1.2.1 建立青岛沿海大风预报模型的三种算法

已有研究表明,使用不同算法建立的预报模型各有优势(荣艳敏等,2015;杨晓君等,2019;刘志杰等,2022)。本文基于目前业务和研究中常用的支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)和长短期记忆网络(LSTM)三种算法,分别建立青岛沿海大风预报模型,并通过试验检验最终确定一种最适合建立青岛沿海大风业务预报模型的算法。建模的主要思路是:基于SVM、ANN、LSTM算法进行回归拟合,使得模型预报

表1 2016—2019年EC模式漏报的青岛沿海40次大风过程一览表

Table 1 List of 40 gale events along the coast of Qingdao missed by ECMWF model from 2016 to 2019

过程 编号	时间/ (年-月-日)	大风站名		$v_{\max}/$ ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ )	$E_{\text{EA}}/$ ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ )
		实况	EC模式漏报		
1	2016-01-17	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛北、灵山岛	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛北、灵山岛	18.5	8.2
2	2016-01-22	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	大管岛、长门岩、朝连岛、	23.7	6.5
3	2016-04-30	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、 大公岛、灵山岛	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛	21.3	5.2
4	2016-05-12	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛	大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛	18.0	6.9
5	2016-07-20	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	朝连岛、大公岛、灵山岛北	20.8	7.8
6	2016-08-29	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	16.3	9.3
7	2016-11-21	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、灵山岛北	20.4	6.0
8	2016-12-13	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北	17.1	5.3
9	2016-12-22	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、大管岛、大公岛、灵山岛北	18.9	7.0
10	2016-12-26	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、大管岛、长门岩、大公岛、灵山岛北	19.9	6.8
11	2017-01-22	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、 大公岛、灵山岛北	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、 大公岛、灵山岛北	25.5	17.0
12	2017-01-26	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	大管岛、大公岛、灵山岛北	20.9	5.1
13	2017-02-09	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	17.9	5.8
14	2017-04-12	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、 大公岛、灵山岛	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛	16.9	5.5
15	2017-04-24	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	田横岛、大管岛、长门岩、灵山岛北	18.4	12.5
16	2017-05-18	田横岛、大管岛、长门岩、灵山岛北	田横岛、大管岛、长门岩、灵山岛北	14.2	5.3
17	2017-08-02	田横岛、大管岛、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、大管岛、大公岛、灵山岛北	15.5	4.2
18	2017-08-13	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛北、灵山岛	田横岛、大管岛、朝连岛、大公岛、 灵山岛北	23.9	6.8
19	2017-09-26	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	20.6	5.9
20	2017-10-01	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛北、灵山岛	田横岛、大管岛、朝连岛、大公岛	20.2	3.4
21	2017-10-22	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北、灵山岛	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛	17.7	4.4



续表 1

过程 编号	时间/ (年-月-日)	大风站名		$v_{\max}/$ ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ )	$E_{\text{EA}}/$ ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ )
		实况	EC 模式漏报		
22	2017-10-29	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北、灵山岛	田横岛、朝连岛、大公岛	19.5	12.9
23	2017-11-23	长门岩、朝连岛、灵山岛北	长门岩、朝连岛、灵山岛北	20.1	5.5
24	2017-12-10	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	16.1	5.2
25	2017-12-16	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	长门岩、朝连岛、灵山岛北	21.1	7.0
26	2018-03-28	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛	20.7	10.7
27	2018-04-06	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	23.9	13.1
28	2018-07-23	田横岛、大管岛、朝连岛、大公岛、灵山岛北、灵山岛	大公岛、灵山岛北、灵山岛	21.6	5.5
29	2018-08-14	田横岛、朝连岛、大公岛	田横岛、朝连岛、大公岛	23.1	6.3
30	2018-09-30	田横岛、大管岛、朝连岛、大公岛、灵山岛	田横岛、大管岛、朝连岛、灵山岛	18.6	4.7
31	2018-12-04	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北、灵山岛	田横岛、灵山岛北、灵山岛	17.1	5.7
32	2018-12-26	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北、灵山岛	田横岛、大公岛、灵山岛北、灵山岛	18.5	8.0
33	2019-02-03	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛北	17.9	5.2
34	2019-03-12	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北、灵山岛	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北、灵山岛	16.5	7.9
35	2019-03-20	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北、 灵山岛	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、 灵山岛北、灵山岛	20.5	9.2
36	2019-03-24	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛	田横岛、长门岩、朝连岛、灵山岛	16.2	4.5
37	2019-04-04	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、 大公岛、灵山岛	田横岛、大管岛、长门岩、朝连岛、 大公岛、灵山岛	18.8	6.4
38	2019-04-09	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北	25.5	11.6
39	2019-04-25	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北	18.3	8.4
40	2019-12-17	田横岛、长门岩、朝连岛、大公岛、灵山岛北、灵山岛	田横岛、长门岩、大公岛、灵山岛北、灵山岛	18.1	5.4

注:  $v_{\max}$  为实况最大风速;  $E_{\text{EA}}$  为 EC 模式预报最大风速的最大绝对误差, 即 7 个海岛站中其预报最大风速绝对误差的最大值

风速与观测风速之间的误差最小。对 SVM、ANN、LSTM 算法分别介绍如下:

(1) SVM。SVM 方法的重要应用之一是回归分析(董毅等, 2010; 顾嘉运等, 2014)。本文基于 SVM 建立青岛沿海大风预报模型时, 将  $D=\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\} (y_i \in R)$  作为训练样本。其中,  $x$  代表 EC 预报量( $u, v, p, t$ ),  $y$  代表观测风速,  $m$  为训练样本数; 若以  $f(x)$  为模型预报的风速, SVM 可以学习到类似于  $f(x)=w^T x+b$  形式的回归函数(其中  $w$  和  $b$  是需要通过学习给定的回归建模参数), 使得到的  $f(x)$  同观测风速( $y$ )尽可能接近。

(2) ANN。ANN 是可以自动实现两组变量间非线性映射关系的数据处理系统, 具有较强自适应学习能力和集体运算能力, 且对初始样本要求较低, 不需要建立显示关系式, 也不要求样本独立或遵从正态分布, 它可以处理信息不完全的预测问题(杨忠恩等, 2007; 杨晓君等, 2019)。而多层 ANN 则是一种深度学习方法, 其模型拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层。本文基于多层 ANN 建立青岛沿海大风预报模型时, 定义模型预报风速与观测风速之间的绝对偏差为损失函数, 再通过不断调整预报模型的内部参数, 使得损失函数值趋于最小。

(3) LSTM。该算法是一种特殊的时间递归神经网络, 通过在隐藏层构建一个新的模块记忆细胞, 用以学习序列数据之间的长时间依赖关系, 从而充分利用数据时间状态上的关联性(刘晶等, 2019; 谭朝文等, 2019)。本文基于 LSTM 算法建立青岛沿海大风预报模型时, 定义模型预报的风速和观测风速之间的绝对偏差为损失函数, 并通过不断调整预报模型的有关参数使得损失函数值达到最小。

#### 1.2.2 试验方案及设计

相关研究表明, 基于不同算法建立有关天气预报模型时, 除算法不同会影响模型的预报效果(刘志杰等, 2022)外, 选取的建模因子不同也会影响模型预报的效果(杨晓君等, 2019)。考虑到 EC 模式对海区风的预报误差具有局地性, 不同站点风的预报误差特征表现不同(高聪晖和曾瑾瑜, 2018), 如果按照不同站点单独训练预报模型, 也可能影响模型的预报效果。因此, 为找到一种适合青岛沿海大风业务预报的模型, 本文基于 SVM、ANN、LSTM 这 3 种算法, 选取不同的建模因子以及是否分站点进行模型训练, 并针对青岛沿海大风设计了 5 种预报模型进行对比试验, 其试验方案见表 2。

需要说明的是: (1) 对比模型 I、IV、V 的目的是找出使用哪种订正算法建立青岛沿海大风业务预报模

表2 基于不同算法的青岛沿海大风预报模型对比试验方案

Table 2 Comparison test scheme of the forecast models for gale along the coast of Qingdao based on different algorithms

模型编号	模型名称	模型算法	建模因子	是否分站点训练
I	SVM_2	SVM	$u, v$	是
II	SVM_no	SVM	$u, v$	否
III	SVM_4	SVM	$u, v, p, t$	是
IV	ANN_2	ANN	$u, v$	是
V	LSTM_2	LSTM	$u, v$	是

注:  $u, v$  分别为EC模式预报的10 m纬向和经向风速;  $p$  为海平面气压;  $t$  为2 m温度

型效果最佳;(2) 对比模型 I、III 的目的是要对比分析不同建模因子对模型大风预报结果的影响,以便确定最合适的建模因子;(3) 对比模型 I、II,旨在探讨是否分站点进行模型训练对模型大风预报效果的影响,从而为建立青岛沿海大风业务预报模型优选最佳训练方式。模型 I 为分站点训练建立预报模型,即对青岛沿海和近海21个气象观测站点分别进行训练,针对每个站点的预报模型具有独立的模型内部参数;而模型 II 为不区分站点训练建立预报模型,即对21个气象观测站点一起进行训练,各站点预报模型内部参数相同。

根据上述对比试验设计的目的或意图,首先,基于2016—2019年青岛沿海40次漏报大风过程分别建立模型训练集(共39次过程)和测试集(1次过程);然后,按照表2中对比试验方案,通过训练集数据训练得到5种预报模型;最后,使用测试集数据,对建立的5种预报模型进行检验,从中优选出一个预报模型用于今后青岛沿海地区大风预报业务。

### 1.2.3 模型预报检验指标

评估上述模型大风的预报效果时,先是利用双线

性插值方法将EC模式预报的10 m风场数据插值到青岛地区各气象站点上;然后,采用误差( $E$ )、平均误差( $E_M$ )、绝对误差( $E_A$ )、平均绝对误差( $E_{MA}$ )和最大绝对误差( $E_{EA}$ )对EC模式预报风速和模型预报风速相对于观测实况进行误差检验, $E_M$ 、 $E_{MA}$ 分别是 $n$ 个检验样本的 $E$ 和 $E_A$ 的平均,而 $E_{EA}$ 是 $n$ 个检验样本的 $E_A$ 的最大值。各检验指标的计算公式如下

$$E = A - B \quad (1)$$

$$E_M = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)}{n} \quad (2)$$

$$E_A = |A - B| \quad (3)$$

$$E_{MA} = \frac{\sum_{i=1}^n |A_i - B_i|}{n} \quad (4)$$

$$E_{EA} = \max_{1 \leq i \leq n} |A_i - B_i| \quad (5)$$

其中, $A$ 和 $A_i$ 为模式或模型预报风速; $B$ 和 $B_i$ 为站点实测风速; $n$ 为样本量; $i$ 代表要检验的第 $i$ 个样本。

## 2 EC模式风速预报效果与模型风速预报误差分析

### 2.1 EC模式10 m风速预报误差与海上大风漏报率

统计结果表明,多年来EC模式预报的青岛地区风速整体较实况偏小。图2给出2016—2019年EC模式对青岛各区域站(黑点所示)24 h时效10 m平均最大风速预报的平均误差( $E_M$ )和平均绝对误差( $E_{MA}$ )分布。从中可见:EC预报风速的 $E_M$ 为负,表明其预报的青岛地区风速整体较实况偏小(图2a);对青岛内陆地区,EC预报风速的 $E_{MA}$ 相对较小,而对青岛沿海地区其 $E_{MA}$ 相对较大(图2b),这是因为海面摩擦系数小,风速

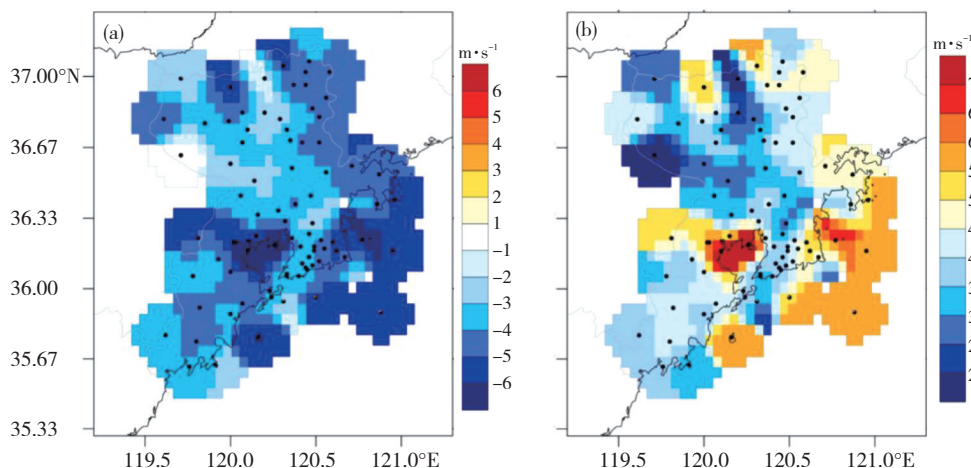


图2 2016—2019年EC对青岛地区各区域站(黑点所示)24 h时效10 m平均最大风速预报的平均误差(a)和平均绝对误差(b)分布

Fig.2 Distribution of (a) mean errors (unit:  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) and (b) mean absolute errors (unit:  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) of 10 m average maximum wind speed at the different regional automatic weather stations (black dots) in Qingdao in 24 h time length forecasted by ECMWF model from 2016 to 2019

相对较大,而内陆下垫面摩擦系数大,风速相对较小,模式对较小风速的预报效果相对较好,这与已有相关研究得到的结果(曾瑾瑜等,2015;高聪晖和曾瑾瑜,2018)基本一致。对青岛地区不同风速的预报检验结果显示:当实况风速在3级以下时,EC预报风速的 $E_{MA}$ 主要集中在 $2\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 左右;对4~5级风预报的 $E_{MA}$ 主要分布在 $2\sim 4\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 之间;对6级以上风预报的 $E_{MA}$ 主要集中在 $4\sim 10\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 之间(图略)。EC预报风速误差与实况风速之间呈明显负相关,即实况风速越大,其预报风速越偏小。EC模式对于较强的地面天气系统预报偏弱,可能是导致EC模式预报大风偏弱的原因之一。其具体原因有待于另文研究,该问题不在本研究范围内。

从2016—2019年青岛沿海40次漏报大风过程看,过程实况最大风速最大可达 $25.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,最小为 $14.2\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (超过7级),其中31次超过8级( $17.2\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ),11次超过9级( $20.8\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ),2次超过10级( $24.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ )。EC预报这40次过程24 h时效最大风速绝对误差的最小值为 $3.4\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,最大值为 $17.0\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,其中超过一半的过程(22次)绝对误差值大于 $6\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (表1)。为了反映EC模式对上述青岛沿海40次漏报大风过程的详细情况,表3给出青岛沿海7个海岛站实况大风概率和EC模式不同预报时效的大风漏报概率。

表3 2016—2019年青岛海岛代表站实况大风概率( $P_{obs}$ )  
和EC模式0—24 ( $P_{24}$ )、24—48 ( $P_{48}$ )和48—72 h ( $P_{72}$ )  
预报时效大风漏报率(单位: %)

Table 3 Probability ( $P_{obs}$ , unit: %) of observed gale and the missing rate  
(unit: %) of gale forecasted by ECMWF model during 0—24 h ( $P_{24}$ ),  
24—48 h ( $P_{48}$ ) and 48—72 h ( $P_{72}$ ) at the island meteorological  
representative stations in Qingdao from 2016 to 2019

站名	$P_{obs}$	$P_{24}$	$P_{48}$	$P_{72}$
田横岛	97.5	79.5	79.5	82.1
大管岛	43.2	87.5	75.0	75.0
长门岩	97.3	72.2	77.8	75.0
朝连岛	92.3	69.4	77.8	88.9
大公岛	78.9	90.0	83.3	66.7
灵山岛北	84.2	87.5	75.0	87.5
灵山岛	62.1	77.8	83.3	50.0

由表3可知,田横岛站最易出现大风,其实况出现大风的概率高达97.5%,其次为长门岩和朝连岛站,大管岛站出现大风的概率最低(43.2%)。EC模式0—24 h预报时效对海岛站的大风漏报率均高于60%,其中大公岛站最大为90%,其次为大管岛和灵山岛北站,朝连岛站最低为69.4%。随着预报时效缩短,田横岛、朝连岛站的漏报率趋于降低,但其他站漏报率并未降低,甚至还有所升高。由此可见,随着预报时效缩短,

EC模式的大风漏报率并无明显改善。虽然已有研究结果表明EC模式对黄渤海海域10 m风速预报效果整体较好(刘志杰等,2022),但其对青岛沿海大风预报的漏报概率和风速误差仍较大,不能满足本地区沿海大风精准预警气象服务的要求,因此有必要对EC模式预报风速进行客观订正。

## 2.2 预报模型风速预报误差对比分析

基于2016—2019年青岛沿海40次漏报大风过程建立的测试集(1次过程,即表1中编号为1的过程),对表2中各预报模型进行预报误差分析。

首先,对比分析分站点训练的模型I、Ⅲ、Ⅳ、V与EC模式预报风速的绝对误差。计算结果显示,4个模型预报的风速绝对误差均明显小于EC,其中模型I的预报绝对误差最小。如对田横岛站风速的预报,EC及模型I、Ⅲ、Ⅳ、V预报风速的平均绝对误差分别为 $3.7$ 、 $1.7$ 、 $2.8$ 、 $1.8$ 、 $2.0\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,最大绝对误差分别为 $8.2$ 、 $5.2$ 、 $6.5$ 、 $5.6$ 、 $6.6\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

为了对比是否分站点进行模型训练对模型预报结果的影响,进一步对比分站点训练的模型I和不区分站点训练的模型II的预报风速的绝对误差。计算结果显示,模型II预报的风速绝对误差明显高于模型I,如对田横岛站风速的预报,模型I和模型II预报风速的平均绝对误差分别为 $1.7\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $2.9\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。究其原因,是EC模式预报的不同站点的风速误差特征不同,针对不同站点分别训练得到独立的模型内部参数使得预报模型的预报误差更小。检验结果表明,上述5个模型中,模型I的预报风速绝对误差最小。因此,针对模型I,进一步分析其对青岛沿海21个站点大风预报的误差特征。

图3给出模型I和EC模式对青岛沿海21个气象站点风速预报误差的对比。从中看到,其中海岛站风速预报的绝对误差整体比岸基站大,原因可能是EC预报海岛站风速误差比岸基站大,导致模型I订正后的海岛站风速预报误差仍较大,这与高聪晖和曾瑾瑜(2018)、曾瑾瑜等(2015)对福建沿海大风预报检验所得到的相关结果一致。EC的21个站点风速预报的平均绝对误差为 $2.6\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,最大绝对误差为 $6.4\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,而模型I的21个站点风速预报的平均绝对误差仅为 $1.6\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,最大绝对误差也只 $4.8\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。模型I预报的平均绝对误差比EC预报误差减小了约38%,最大绝对误差减小了约25%。

为了更直观反映模型I和EC模式预报风速的误差特征,图4给出模型I和EC模式2016年1月15日20时起报的17日20时青岛沿海21站(黑点所示)风速预报与实况分布。从中可见,实况最大风速为 $16.8\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,



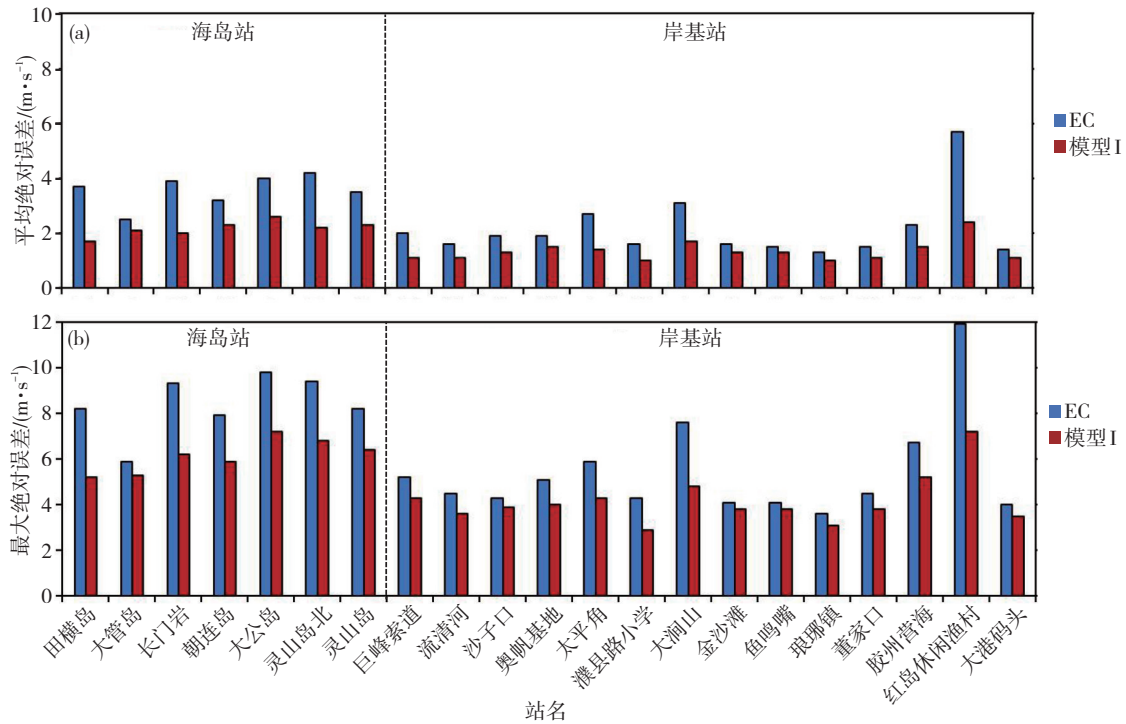


图3 EC模式和模型 I 2016年1月15日20时起报的0—72 h预报时效青岛沿海气象观测代表站风速平均绝对误差(a, 单位:  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )和最大绝对误差(b, 单位:  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )

Fig.3 (a) Mean absolute errors (unit:  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) and (b) maximum absolute errors (unit:  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) of wind speed forecasted at the meteorological observation representative stations along Qingdao coast during 0–72 h produced by the ECMWF model and the Model I initiated at 20:00 BT 15 January 2016

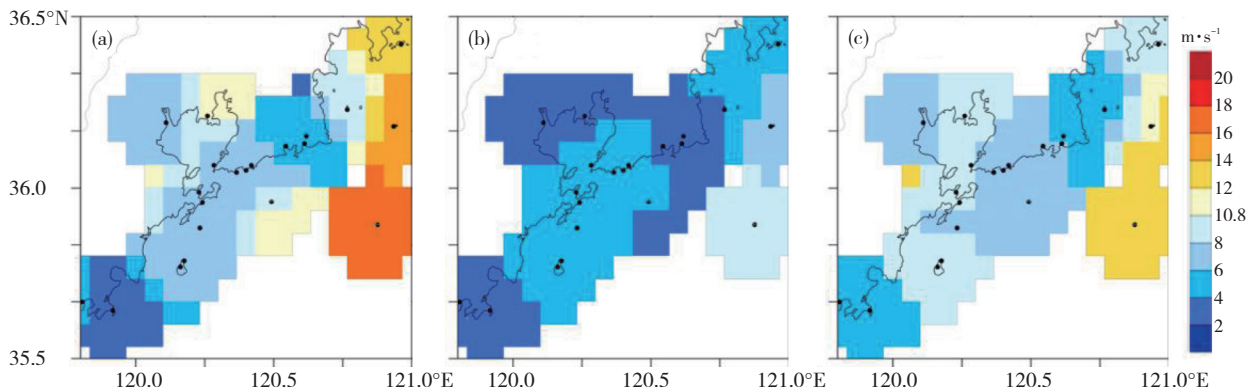


图4 EC模式(b)和模型 I (c) 2016年1月15日20时起报的17日20时青岛沿海21站(黑点) 10 m风速与其实况(a)分布

Fig.4 Distribution of (a) observation, and forecast of 10 m wind speed for the 21 meteorological observation stations (black dots) at 20:00 BT 17 January produced by (b) the ECMWF model and (c) the Model I initiated at 20:00 BT 15 January 2016

EC预报最大风速仅  $8.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ , 对大风漏报; 模型 I 预报的各站风速与实况更接近, 准确预报出了大风(最大风速  $12.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ), 但其强度比实况偏小。总体上, 模型 I 风速预报误差明显要比 EC 模式小, 但对极端性大风预报的量级仍偏小。究其原因, 这可能与训练数据中极端大风样本偏少有关。

综上所述可知, 上述5个模型中, 基于SVM算法, 选取  $u$ 、 $v$  为建模因子且分站点进行模型训练的模型 I 预报风速的绝对误差最小。与 EC 风速预报误差特征

相似, 模型 I 预报的海岛站风速的绝对误差整体比岸基站大, 但模型 I 预报的青岛沿海风速的误差明显比 EC 小, 平均绝对误差比 EC 预报误差减小了约 38%, 最大绝对误差减小了约 25%, 但仍存在对极端大风预报量级偏小的问题。

### 3 模型 I 的业务化应用效果

基于上述分析结果, 2021 年底, 青岛市气象台将预报模型 I 投入业务运行, 用于支撑青岛沿海大风预

报服务。为检验该模型的实际应用效果,使用2021年9月至2022年5月逐日20时起报的青岛21个沿海站点0—72 h预报时效逐3 h结果进行检验。具体检验方法是:先分别计算21个站点上述时段逐日0—72 h预报时效内平均风速的预报误差;然后,根据站点性质分别将14个岸基站和7个海岛站0—72 h平均风速预报误差的绝对值进行站点平均得到岸基站和海岛站0—72 h平均风速误差。同理,可得到岸基站和海岛站24 h最大风速预报误差。

检验结果显示,对于海岛站,模型 I 的0—72 h平均风速误差大于EC模式,24 h最大风速误差小于EC模式;对于岸基站,模型 I 的0—72 h平均风速误差和24 h最大风速误差均小于EC模式(图5)。模型 I 和EC预报的海岛站0—72 h平均风速误差分别为 $1.1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $1.6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,岸基站分别为 $0.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $0.3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。模型 I 和EC预报的海岛站24 h最大风速误差预报分别为 $1.6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $1.9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,岸基站分别为 $0.6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $1.1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。为了检验预报模型 I 在大风个例中的应用效果,选取

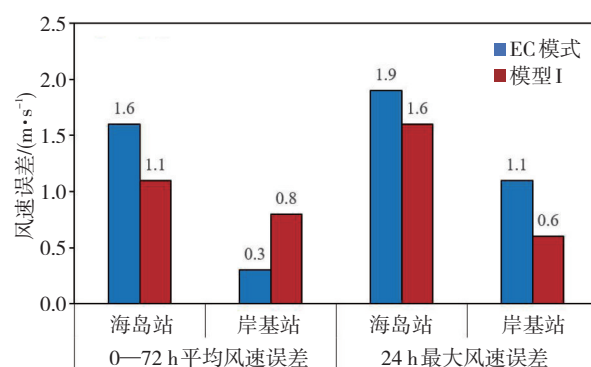


图5 EC模式和模型 I 预报0—72 h平均风速误差和24 h最大风速误差

Fig.5 The error (unit:  $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) of average wind speed between 0 h and 72 h time length and the 24-hour maximum wind speed produced by the ECMWF model and the Model I forecasting

受不同天气系统影响的青岛两个沿海大风个例,即2021年9月19—21日受江淮气旋影响的青岛沿海大风过程(个例 I)和2022年5月17—19日受冷空气影响的青岛沿海大风(个例 II),考虑到田横岛站是青岛沿海大风出现概率最高的海岛站(表3)且在个例 I、II中

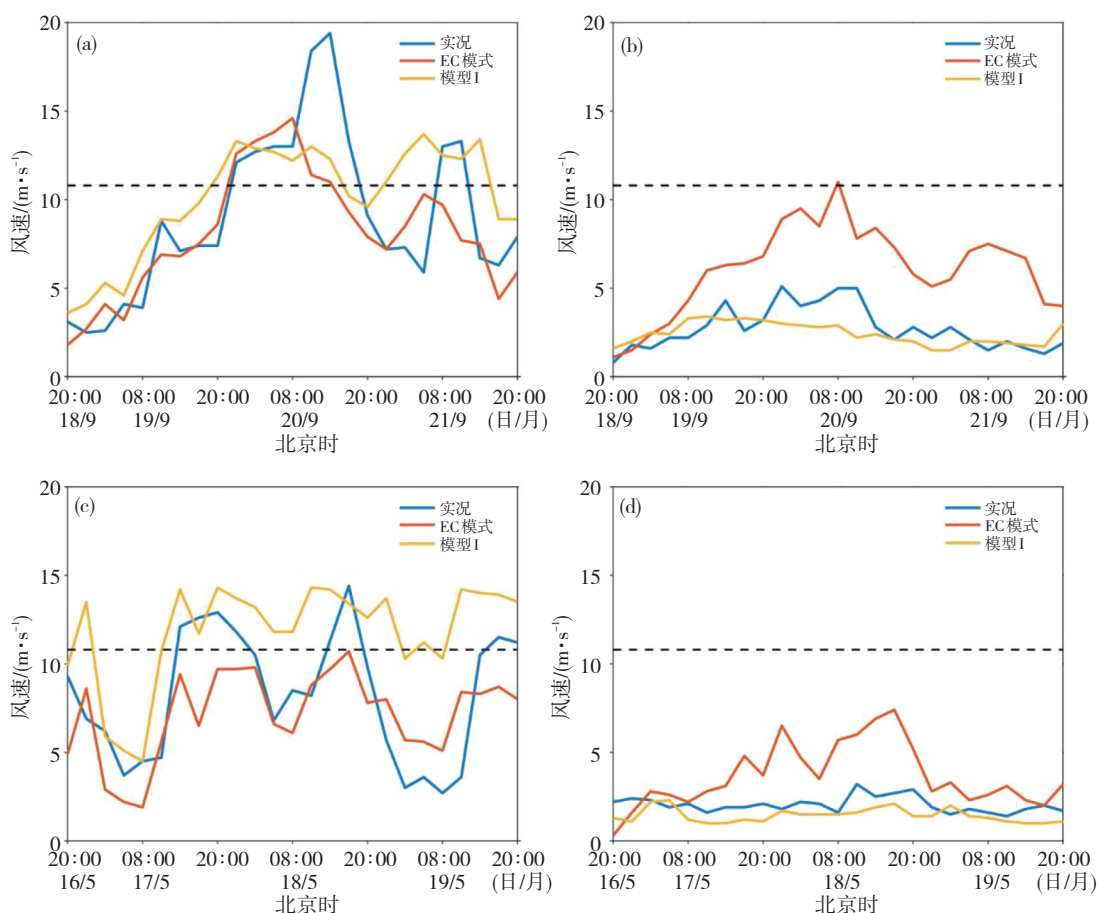


图6 EC模式和模型 I 2021年9月18日20时起报(a, b)及2022年5月16日20时起报(c, d)的田横岛站(a, c)和巨峰索道站(b, d)0—72 h时效逐3 h风速与实况(虚线对应 $10.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 大风风速阈值)

Fig.6 Observation, and forecast of the 3 hourly wind speed (unit:  $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) between 0 h and 72 h time length at (a, c) Tianheng island station and (b, d) Jufeng cableway station produced by the ECMWF model and the Model I initiated at (a, b) 20:00 BT 18 September 2021 and (c, d) 20:00 BT 16 May 2022. The dashed line denotes the wind speed of  $10.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$



均出现大风,而巨峰索道站在个例 I、II 均未出现大风,因此分别以田横岛站代表海岛站、巨峰索道站代表岸基站,对模型 I 和 EC 预报误差作进一步检验。

图 6a、b 给出 EC 模式和模型 I 2021 年 9 月 18 日 20 时起报的田横岛站和巨峰索道站 0—72 h 时效逐 3 h 风速预报与实况(个例 I)。从中可见,20 日和 21 日田横岛站实况出现大风(图 6a),巨峰索道站实况无大风(图 6b)。EC 漏报 21 日田横岛站大风且空报 20 日巨峰索道站大风,而模型 I 准确预报 21 日田横岛站大风及巨峰索道站非大风。EC 和模型 I 预报的 21 日田横岛站最大风速误差分别为  $-3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  和  $0.4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,预报的 20 日巨峰索道站最大风速误差分别为  $5.9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  和  $-2.1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

图 6c、d 给出 EC 模式和模型 I 2022 年 5 月 16 日 20 时起报的田横岛站和巨峰索道站 0—72 h 时效逐 3 h 风速与实况(个例 II)。从中可见,17—19 日田横岛站实况出现大风(图 6c),巨峰索道站实况无大风(图 6d)。对于 17—19 日这 3 d 田横岛站大风,EC 均漏报,其最大风速误差分别为  $-3.2$ 、 $-3.7$ 、 $-2.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,而模型 I 预报的最大风速则与实况接近,3 d 预报最大风速误差分别为  $1.4$ 、 $-0.1$ 、 $2.7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。EC 和模型 I 均准确预报巨峰索道站 17—19 日非大风,但模型 I 预报误差明显小于 EC 模式,EC 预报最大误差分别为  $2.4$ 、 $4.2$ 、 $1.3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,模型 I 分别为  $-0.1$ 、 $-1.1$ 、 $0.0 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

综上所述,模型 I 预报的海岛站和岸基站最大风速误差均小于 EC 模式;对于青岛沿海大风过程,EC 模式预报的海岛站大风风速较实况偏弱,预报的岸基站非大风风速较实况偏强;模型 I 能较好地预报海岛站大风过程以及沿海岸基站非大风过程,预报的最大风速与实况接近。

## 4 结论与讨论

利用 2016—2019 年青岛地区气象观测站点 10 min 风速观测数据和 EC 模式预报数据,采用 SVM、ANN 和 LSTM 三种算法,选取不同建模因子及是否分站点进行模型训练,建立 5 种青岛沿海大风业务预报模型,并对建立的不同模型与 EC 对大风的预报误差进行对比检验,主要得到如下几点结论:

(1) 由于 EC 模式预报青岛沿海大风存在漏报概率和风速误差较大的问题,而不利于青岛沿海大风精准预警气象服务。因此,基于对 EC 模式大风预报结果的订正,建立了青岛大风客观预报模型。

(2) 建立的五种预报模型中,基于 SVM 算法,选取  $u$ 、 $v$  为建模因子且分站点进行模型训练的模型(模型 I)的预报风速绝对误差最小;但与 EC 模式预报误差特

征相似,模型 I 预报的海岛站风速绝对误差整体比岸基站大。

(3) 检验结果表明,模型 I 预报的海岛站和岸基站的最大风速误差均小于 EC 模式,对 EC 模式预报沿海大风偏弱有一定改善;该模型也能较好地预报海岛站大风过程以及沿海岸基站非大风过程。

本研究结果表明,基于 SVM 算法建立的预报模型 I 对 EC 模式预报结果的订正是有效的,但其预报风速随时间变化特征与 EC 模式预报基本一致,这是因为预报模型是基于 EC 模式预报数据进行训练的。再者,预报模型对极端大风预报订正能力有限,这可能与训练数据中极端大风样本偏少有关。下一步,将探索采用多种模式或集合预报产品以及增加极端大风过程等方法来改善模型的预报效果。另外,青岛沿海地区不同类型大风的主要影响因素不同(于慧珍等, 2023),将在收集到足够多的大风个例资料后针对不同类型大风分别建立预报模型,以期达到进一步减小模型风速预报误差的目的。

## 参考文献(References):

- 陈德花,刘铭,苏卫东,等.2010. BP 神经网络在 MM5 预报福建沿海大风中的释用[J].暴雨灾害,29(3):263—267. Chen D H, Liu M, Su W D, et al. 2010. Interpretation and application of BP Artificial Neural Network in MM5 model forecasting gale for coastal regions of Fujian province [J]. Torrential Rain and Disasters,29(3):263—267 (in Chinese). doi: 10.3969/j.issn.1004-9045.2010.03.010
- 董毅,程伟,张燕平,等.2010.基于 SVM 的先分类再回归方法及其在产量预测中的应用[J].计算机应用,30(9):2310—2313. Dong Y, Cheng W, Zhang Y P, et al. 2010. Regression method based on SVM classification and its application in production forecast [J]. Journal of Computer Applications,30(9):2310—2313 (in Chinese)
- 高聪晖,曾瑾瑜.2018.基于 MOS 方法的宁德海区风的预报检验分析[J].海洋预报,35(4):17—24. Gao C H, Zeng J Y. 2018. Validation of wind forecast based on MOS method at the Ningde coastal region [J]. Marine Forecasts,35(4):17—24 (in Chinese). doi:10.11737/j.issn.1003-0239. 2018.04.003
- 顾嘉运,刘晋飞,陈明.2014.基于 SVM 的大样本数据回归预测改进算法[J].计算机工程,40(1):161—166. Gu J Y, Liu J F, Chen M.2014. A modified regression prediction algorithm of large sample data based on SVM [J]. Computer Engineering,40(1):161—166 (in Chinese). doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2014.01.034
- 郭丽娜,马艳,于慧珍.2022.青岛沿海地区大风特征及其预警评估[J].海洋气象学报,42(2):90—98. Guo L N, Ma Y, Yu H Z. 2022. Characteristics of gale and assessment of gale waning in Qingdao coastal areas [J]. Journal of Marine Meteorology,42(2):90—98 (in Chinese). doi:10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2022.02.010
- 李敏,王辉,金启华.2009.中国近海海面风场预报方法综述[J].海洋预报,26(3):114—120. Li M, Wang H, Jin Q H. 2009. A review on the forecast method of China offshore wind [J]. Marine Forecasts,26(3):114—120 (in Chinese)

- 刘晶,吴英飞,袁贞明,等.2019.基于多因素线索长短期记忆模型的血压分析预测[J].计算机应用,39(5):1551–1556. Liu J, Wu Y F, Yuan Z M, et al. 2019. Blood pressure prediction with multi-factor cue long short-term memory model [J]. Journal of Computer Applications,39(5): 1551–1556 (in Chinese). doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2018110008
- 刘学萍.2008.山东半岛北部海域海难事故与天气及应对措施[A]//中国气象学会.2008年年会极端天气气候事件与应急气象服务分会场论文集[C].烟台:[出版者不详]:683–687. Liu X P. 2018. Marine accidents and weather and countermeasures in the northern waters of Shandong Peninsula [A]. Chinese Meteorological Society. Proceedings of Extreme Weather and Climatic Events and Emergency Meteorological Services [C]. Yantai: [Publisher Unknown]: 638–687 (in Chinese)
- 刘志杰,刘彬贤,王锐,等.2022.基于传统和深度学习技术的黄渤海域大风预报方法研究[J].海洋预报,39(6):34–43. Liu Z J, Liu B X, Wang R, et al. 2022. Research on the gale prediction methods in the Yellow Sea and Bohai Sea based on traditional and deep learning technologies [J]. Marine Forecasts,39(6):34–43 (in Chinese). doi:10.11737/j.issn.1003-0239.2022.06.004
- 荣艳敏,阎丽凤,盛春岩,等.2015.山东精细化海区风的MOS预报方法研究[J].海洋预报,32(3):59–67. Rong Y M, Yan L F, Sheng C Y, et al. 2015. A study on MOS forecasting method of gale wind in Shandong coast [J]. Marine Forecasts,32(3):59–67 (in Chinese). doi:10.11737/j.issn.1003-0239.2015.03.008
- 申华羽,方艳莹,涂小萍,等.2020. ECMWF 细网格 10 m 风预报在浙江沿海的评估与订正[J].气象,46(11):1485–1494. Shen H Y, Fang Y Y, Tu X P, et al. 2020. Verification of ECMWF 10 m wind forecast for coastal Zhejiang province [J]. Meteorological Monthly,46(11):1485–1494 (in Chinese). doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.11.009
- 谭朝文,王威廉,宗容,等.2019.卷积神经网络应用于先天性心脏病心音信号分类研究.计算机工程与应用,55(12):174–180. Tan Z W, Wang W L, Zong R, et al. 2019. Research on classification of congenital heart disease heart sound signal using convolutional neural network [J]. Computer Engineering and Applications,55(12):174–180 (in Chinese). doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1807-0115
- 吴曼丽,王瀛,袁子鹏,等.2013.基于自动站资料的海上风客观预报方法[J].气象与环境学报,29(1):84–88. Wu M L, Wang Y, Yuan Z P, et al. 2013. An objective forecast method on sea wind based on data from automatic weather stations [J]. Journal of Meteorology and Environment, 29(1):84–88 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1673-503X.2013.01.014
- 王国松,王喜冬,侯敏,等.2020.基于观测和再分析数据的LSTM深度神经网络沿海风速预报应用研究[J].海洋学报,42(1):67–77. Wang G S, Wang X D, Hou M, et al. 2020. Research on application of LSTM deep neural network on historical observation data and reanalysis data for sea surface wind speed forecasting [J]. Haiyang Xuebao,42(1):67–77 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.0253-4193.2020.01.008
- 阎丽凤,盛春岩,肖明静,等.2013. MM5、WRF-RUC 及 T639 模式对山东沿海风力预报分级检验[J].气象科学,33(3):340–346. Yan L F, Sheng C Y, Xiao M J, et al. 2013. Wind force forecast verification of the MM5, WRF-RUC and T639 models in Shandong coastal areas [J]. Journal of the Meteorological Sciences,33(3):340–346 (in Chinese). doi:10.3969/2012jms.0133
- 杨晓君,张楠,陈宏,等.2019.基于人工神经网络算法的渤海海风预报方法[J].干旱气象,37(1):146–152. Yang X J, Zhang N, Chen H, et al. 2019. Study on forecast method of sea wind in Bohai Sea based on artificial neural network algorithm [J]. Journal of Arid Meteorology,37(1): 146–152 (in Chinese). doi:10.11755/j.issn.1006-7639(2019)-01-0146
- 杨忠恩,陈淑琴,黄辉.2007.舟山群岛冬半年灾害性大风的成因与预报[J].应用气象学报,18(1):80–85. Yang Z E, Chen S Q, Huang H. 2007. The causes of catastrophic gales in Zhoushan islands with their forecasting [J]. Journal of Applied Meteorological Science,18(1):80–85 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20070111
- 于慧珍,马艳,韩旭卿.2023.不同天气形势下山东半岛南部沿海大风特征及其成因[J].气象科技,51(1):94–103. Yu H Z, Ma Y, Han X Q. 2023. Characteristics and causes for the gale at the southern Shandong-peninsula coast of different circulation patterns [J]. Meteorological Science and Technology,51(1):94–103 (in Chinese). doi:10.19517/j.1671-6345.20220001
- 曾瑾瑜,韩美,吴幸毓,等.2015. WRF、EC 和 T639 模式在福建沿海冬半年大风预报中的检验与应用[J].海洋科学, 39(7):75–85. Zeng J Y, Han M, Wu X Y, et al. 2015. Test and application of WRF, EC and T639 Models in strong wind forecasting in Fujian Coast in winter half year [J]. Marine Sciences,39(7):75–85 (in Chinese). doi:10.11759/hyxx 20140721001

(责任编辑 王银平)