

杨晓君,张楠,陈宏,等.基于人工神经网络算法的渤海海风预报方法研究[J].干旱气象,2019,37(1):146-152, [YANG Xiaojun, ZHANG Nan, CHEN Hong, et al. Study on Forecast Method of Sea Wind in Bohai Sea Based on Artificial Neural Network Algorithm[J]. Journal of Arid Meteorology, 2019, 37(1):146-152], DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2019)-01-0146

基于人工神经网络算法的 渤海海风预报方法研究

杨晓君,张楠,陈宏,从靖,徐威

(天津市气象台,天津 300074)

摘要:基于 2015—2017 年常规海洋气象观测资料、天津中尺度天气预报模式(TJ-WRF)预报产品、EC 数值预报及其集合预报产品,建立了渤海 BP 神经网络两级海风预报模型,该模型在大量历史样本的拟合训练基础上分别实现小风和大风与相关因子间的非线性映射,其结果有较高的预报准确率。一年的业务试用期间,该模型对各风级、各预报时效的预报能力基本稳定,预报误差较使用该释用技术前数值模式误差有所减小,72 h 内风速平均绝对误差为 $1.72 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$;对灾害大风的预报准确率仍能保持较高水平,8 级风风速平均绝对误差仅为 $1.77 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

关键词:数值预报统计释用;BP 神经网络;两级海风预报模型;渤海

文章编号:1006-7639(2019)01-0146-07 DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2019)-01-0146

中图分类号:P457.5

文献标志码:A

引言

渤海海域具有独特的地理环境,在季风气候影响下,是风灾严重地区之一^[1-2]。根据渤海 A 平台站 1988—2016 年气象资料统计,渤海湾全年有一半以上天数有 6 级以上灾害大风,海上大风已成为影响海上航行、围海造地工程、海洋运输和港口作业安全的重要因素,也对海洋经济发展和人民生命财产安全构成严重威胁。因此,研究海上大风客观预报技术,提高渤海海风精细化预报能力,对海洋防灾减灾具有十分重要的意义。1980 年代以来,关于海风客观预报技术开展了很多研究。如颜梅等^[3]设计了利用历史相似气压场形势制作黄渤海 24 h 大风的客观预报方法,误差在 20% 以下;刘鸿升等^[4]用 EC 资料建立了日最大风的统计预报方程;王咏亮等^[5]用 EC 和日本气象厅预报模式(JMA)产品通过 PP 和 MOS 法做了一次大风的定量预报试验,这些方法在大风过程预报中均取得了较好效果;ZHU 等^[6]利用 JMA、美国国家环境预报中心预报模式(NCEP GFS)及美国海军全球大气预报谱模式

(NOGAPS)资料开展大风消除偏差集合平均数值预报试验,取得了较为满意的结果。以上研究或针对大风个例开展统计预报,或处于预报试验阶段,对于可业务化的海风精细化预报技术还没有比较成熟的方法。

人工神经网络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,具有较强的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,不要求样本独立或遵从正态分布,可以处理信息不完全的预测问题,且与卡尔曼滤波、MOS 等线性方法相比,在拟合精度、泛化能力和容错性能方面有明显优势,已被广泛应用于人工智能、自动控制、机器人、统计学等领域的信息处理中。近年来,其在气象领域广泛应用于洪涝预报^[7-9]、雾预报^[10-12]、气温预报^[13-15]、降水估测^[16]、面雨量预报^[17]、热带气旋降水预报^[18]等,均取得了较好的预测效果。在海风预报方面,杨忠恩等^[19]基于 61 个大风样本用观测资料和 T213 资料建立了 BP(back propagation)神经网络海风预报模型,在海上大风预报中取得较好的效果。本文针对

收稿日期:2018-07-13;改回日期:2018-08-27

基金项目:天津市应用基础与前沿技术研究计划(青年项目)(15JCQNJC07600)、天津市气象局连续支持项目(201804lxxm01)、天津市应用基础与前沿技术研究计划(16JCYBJC21500)和环渤海区域科技协同创新基金项目(QYXM201603)共同资助

作者简介:杨晓君(1982—),女,吉林人,高级工程师,主要研究方向为气象预报预警技术。E-mail:boluo0127@yeah.net。

海风的非线性特点,充分利用多种数值模式(中尺度数值预报模式、全球数值预报模式和集合预报模式)预报产品,开展基于神经网络算法的渤海海风数值预报释用技术研究,并根据数值模式对不同风级海风预报性能不同的特点,建立 BP 神经网络两级海风预报模型,分别解决小风和大风的拟合问题,目的是有效减小各风级模式风速预报误差,为地方台站海风精细化预报业务提供客观技术支持产品。

1 资料与方法

1.1 建模资料

BP 神经网络模型建模第一步为优选建模因子,选取的因子不宜过多,否则会造成模型不收敛,从而对神经网络的非线性特征造成影响。由于引起海上大风的天气系统尺度多样,为充分利用不同尺度模式预报结果,最大可能地减小预报偏差,选取 EC 产品和天津中尺度数值预报模式(TJ-WRF)产品;为更好地预报灾害大风,同时选取了 EC 集合预报产品,其优势在于能够更好地考虑预报的不确定性。通过检验可以看出各种数值模式的风向预报误差相差不大,均为 20° 左右,预报正确率在 0.8 以上,可以认为模式的风向预报能够满足业务要求,不需再做订正。

建模所用资料起止时间为 2015 年 4 月 1 日至 2016 年 10 月 31 日,检验所用资料为 2016 年 11 月

$$J^* = \iint \left\{ (\Delta\tau - \Delta\tilde{\tau})^2 + \lambda \left[\left(\frac{\partial\Delta\tau}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial\Delta\tau}{\partial y} \right)^2 \right] \right\} dx dy \rightarrow \min \quad (1)$$

式中: λ 为约束系数。式(1)可写为:

$$\delta J^* = \delta \sum \sum \left\{ (\Delta\tau - \Delta\tilde{\tau})^2 + \lambda \left[\left(\frac{\partial\Delta\tau}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial\Delta\tau}{\partial y} \right)^2 \right] \right\} = 0 \quad (2)$$

对应的 Euler 方程为:

$$\Delta\tau - \Delta\tilde{\tau} - \bar{\lambda} \left[\frac{\partial^2\Delta\tau}{\partial x^2} + \frac{\partial^2\Delta\tau}{\partial y^2} \right] = 0 \quad (3)$$

式中: $\bar{\lambda}$ 为形变约束系数。

根据上述方程,用迭代法求取数值解,即得到经过变分订正的风速格点场,可将其作为“真值”检验神经网络模型格点预报产品的预报效果。

2 BP 神经网络建模

2.1 BP 神经网络模型因子选取

将 EC、EC 集合预报和 TJ-WRF 的气压梯度、温度平流、风速、变温、变压、涡度、散度、K 指数、3 h 降水量、温度、云量、变压梯度等预报产品作为诊断因子,计算上述诊断因子与 A 平台风速的相关关

1 日至 2017 年 10 月 31 日,数值模式预报时长选择 72 h,时效间隔为 6 h。由于渤海海上测站缺乏,为数不多的测站数据质量又良莠不齐,建模时海上大风观测代表站选用有人工观测的渤海 A 平台站($118.417^\circ\text{E}, 38.45^\circ\text{N}$)资料。大风过程试报时则综合应用海上所有自动气象监测站(简称“AWS”)资料和 NCEP/NCAR 再分析资料,用以对模型效果进行验证。

1.2 神经网络算法

选用的 BP 神经网络是目前应用最广泛、最有成效的神经网络模型之一,具有简单、易行、计算量小、并行性强等优点。BP 神经元的传递函数为非线性函数,更适用于解决气象要素的问题;它能学习和存储大量的输入-输出模式映射关系,无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程,其学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权重和阈值,使网络的误差平方和最小。

1.3 变分算法

为检验 BP 神经网络模型格点预报产品,利用变分技术,用海上 AWS 观测资料对 NCEP/NCAR 再分析资料进行“校正”,使其更精细和更客观。

根据变分原理及其应用技术^[20-21],NCEP/NCAR 风速再分析资料与观测值偏差场为 $\Delta\tau(x, y)$, 可以通过变分订正因子场 $\Delta\tilde{\tau}(x, y)$ 函数,构造泛函 J^* 满足如下趋于极小值条件:

系,得到高影响因子(通过 99% 置信度检验)(表略),再将高影响因子做数据标准化处理,消除量纲。将备选因子放入神经网络模型进行 100 000 次随机组合运算,以考察因子对验证样本误差减小的贡献。根据随机运算结果,以验证样本误差最小为原则,发现模式风速预报产品较其他物理量产品误差更小,有明显优势,说明同一模式风速预报产品已经综合了该模式其他物理量产品的预报信息,其他物理量的加入会造成信息重复反而影响拟合效果。同时同一模式的 10 m 风速预报产品又较该模式 500、700 和 850 hPa 风速产品误差更小。神经网络模型输入因子最终确定为 4 个对验证样本误差减小贡献最大的因子,分别为 EC 10 m 风速、TJ-WRF 10 m 风速、EC 集合预报 10 m 风速的集合平均和 EC 集合预报 10 m 风速 90% 分位数。

2.2 BP神经网络构建

BP神经网络模型拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层,选取12个隐含层节点,1个输出节点,传递函数使用S型的正切函数,训练函数使用L-M优化算法。

由于数值模式海风预报产品存在小风预报偏大、大风预报偏小现象^[22-23],且逐日的模式预报产品包含的小风样本远多于大风样本,因此若将所有风级样本放在一起进行训练,必然会对神经网络建模构成干扰,影响大风的预报效果。本文拟建立一个BP神经网络两级海风预报模型,包括一个基本网络模型和一个大风网络模型,分别解决小风和大风的预报问题。

因此需要设计一个判定条件,满足判定条件的样本进入大风网络模型,不满足的样本进入基本网络模型,最终使得所有样本的误差最小。考虑到数值模式大风预报偏小,设计判定条件时,除了使用模型4个输入因子外,将EC集合预报10 m风速最大值引入筛选条件。将5个因子在所有风力等级范围内进行逐级组合筛选运算,选择验证样本误差最小、空漏报率低的组合作为判定条件。经过筛选运算初步得出当EC 10 m风速 ≥ 5 级、EC集合成员10 m风速最大值 ≥ 6 级且TJ-WRF 10 m风速 ≥ 5 级时,准确率最高,为36.8%。再进一步缩小该判定条件的范围,将初选的3个因子在风速 $8 \sim 17.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 范围内进行筛选,以 $0.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 为步长,经过 $92 \times 92 \times 92 = 778\ 688$ 次运算,得出当EC 10 m风速 $\geq 8.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 、EC集合成员10 m风速最大值 $\geq 10.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 且TJ-WRF 10 m风速 $\geq 9.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 作为判定条件时,准确率最高,为40.46%,空漏报率相对小,分别为27.94%和31.6%。

根据以上判定条件使用建模样本开始建模,时间为2015年4月1日至2016年10月31日,一共4791个样本。考虑到样本数据的连续性以及风速季节性变化的特点,为了保证训练样本尽可能包含季节特征,选用其中2396个奇数样本做训练样本,用2395个偶数样本做验证样本。训练样本进入神经网络模型进行运算,当验证样本误差最小时,训练停止,循环以上过程1000次,得到验证样本误差最小的一个神经网络模型。

2.3 BP神经网络拟合效果验证

对该神经网络模型拟合效果进行验证,验证样本的误差检验方法如下:

$$\text{MAE} = \sum_{i=1}^N |A_i - B_i| / N \quad (4)$$

式中:MAE为平均绝对误差; A 为模式预报风速; B 为实测风速; N 为样本数。

分析验证样本的预报误差(表1)可以看出不论对于0~5级风,还是6级以上大风,BP神经网络算法的预报误差均优于EC和TJ-WRF;尤其对于6级以上大风,当EC和TJ-WRF的预报误差明显增大时,BP神经网络算法的优势体现得更明显。BP算法0~5级风预报误差为 $1.568 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,6级以上大风误差仅为 $1.956 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,完全达到日常预报业务的预报质量要求。

3 应用检验

将该神经网络模型进行业务试用,并对其进行一年业务试运行(2016年11月1日至2017年10月31日)的预报效果进行检验。首先分析该模型在不同预报时效下的预报稳定性(表2),可以看出

表1 08:00起报BP、EC和TJ-WRF

所有预报时效预报平均绝对误差

Tab. 1 The mean absolute error of prediction for all validity periods predicted by BP, EC and TJ-WRF model

风级	平均绝对误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)			训练 样本数	验证 样本数
	EC	TJ-WRF	BP		
0~5级	1.706	2.101	1.568	2209	2208
≥ 6 级	3.294	3.050	1.956	187	187

表2 08:00起报不同时效下BP、EC和

TJ-WRF预报平均绝对误差

Tab. 2 Mean absolute error of BP, EC and TJ-WRF prediction under different period of validity initialed from 08:00 BST

时效/h	平均绝对误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)		
	EC	TJ-WRF	BP
6	1.62	1.95	1.57
12	1.80	2.15	1.67
18	1.86	1.95	1.71
24	1.76	1.87	1.57
30	2.05	2.14	1.63
36	2.23	2.31	1.82
42	2.18	2.33	1.68
48	2.42	2.26	1.66
54	2.58	2.37	1.73
60	3.05	2.54	1.87
66	2.83	2.43	1.81
72	3.25	2.63	1.87
平均值	2.52	2.45	1.72

该模型对所有预报时效海风预报误差均优于释用前数值模式海风预报误差;随着预报时效的延长模型的预报误差略有增大,其预报性能在所有时效表现基本稳定,12个预报时效的预报误差为 $1.57 \sim 1.87 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,平均误差为 $1.72 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。同时可以看出本方法对数值模式预报效果有一定的依赖性,当数值模式误差较小时,本方法预报误差也比较小,例如时效6h和24h;当数值模式误差较大时,本方法预报误差也相应增大,例如时效60和72h,这也是本方法今后有待进一步完善之处。

再分析该模型在预报不同风力等级时的预报稳定性(图1),可以看出数值模式对于1~5级风预报效果较为稳定,对于6级以上的灾害大风,模式预报误差随风力增大而增大,对于7~8级风模式预报平均绝对误差可达到 $6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 左右,且同一风级内不同预报时效模式预报误差也差异较大。而BP神经网络两级预报模型对于各风级、各预报时效的预报误差表现基本稳定,模型对1~8级海风的预报误差较释用前数值模式预报误差均有所减小,其中7~8级误差减小最为明显。

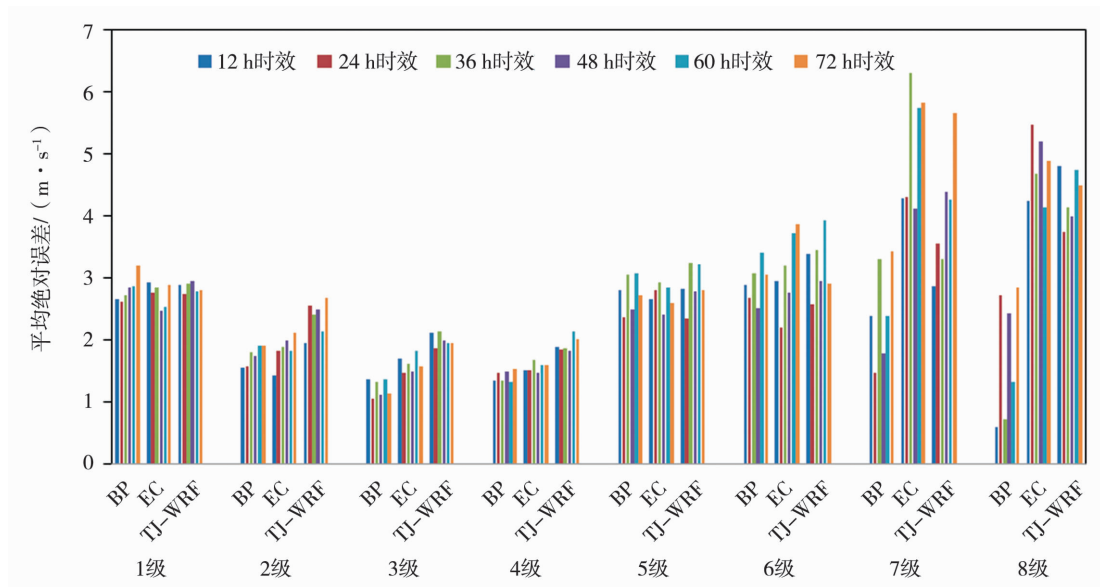


图1 08:00起报不同风级下BP神经网络模型、EC、TJ-WRF不同时效预报平均绝对误差

Fig. 1 The BP neural network model, EC model and TJ-WRF model prediction mean absolute error under different wind force scale

BP神经网络模型对于1~8级风的预报平均绝对误差为 $1.22 \sim 2.93 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (表3),EC为 $1.56 \sim 5.06 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,TJ-WRF为 $1.92 \sim 4.09 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,可以看出BP网络模型比数值模式表现出更高的预报准确率,不同风级时其预报能力差异不明显,且对于6级以上的灾害大风,风力越大,本方法的预报准确率越高。因此该方法除了能减小海风预报误差以外,对于提高海上灾害大风预报能力、规避海上风灾事故有重要的技术支撑作用和现实意义。

4 大风过程试报检验

为检验BP神经网络两级预报模型对智能网格预报业务的支撑能力,评估该模型格点预报场的预报效果,选取2017年12月10日一次强冷空气过程做试报检验。本次过程500hPa为两槽一脊型,渤海地区受东北冷涡后部西北气流控制为西高东低

表3 08:00起报不同风级下BP、EC和TJ-WRF预报平均绝对误差

Tab.3 BP neural network model, EC model and TJ-WRF model prediction average absolute error under different wind force scale

单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$

风级	BP	EC	TJ-WRF
1	2.81	2.87	2.9
2	1.74	1.81	2.33
3	1.22	1.59	1.99
4	1.41	1.56	1.92
5	2.75	2.87	2.9
6	2.93	3.2	3.09
7	2.45	5.06	4.09
8	1.77	5.05	4.41

型,东北冷涡与其后部的冷空气在渤海地区形成较大的气压梯度,渤海海域出现 8~9 级西北大风。为检验模型格点预报产品,需要精细的海风风速格点实况分析场。因此,首先将 NCEP/NCAR 再分析资料插值到 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的网格上,然后用渤海及渤海海峡海域内 AWS 风速观测资料对 NCEP/NCAR 风速再分析格点场实施变分订正(图 2),可以看出经过变分订正后的风场分布与测站观测风速较协调,可作为实况分析场对模型格点预报产品进行精细验证。BP 神经网络两级预报模型输入层因子选用 2017 年 12 月 10 日 08:00 起报的时效为 6 h 数值模式预报产品(空间分辨率为 $5 \text{ km} \times 5 \text{ km}$),输出层同样为空间分辨率 $5 \text{ km} \times 5 \text{ km}$ 的格点预报产品。比较神经网络模型、EC、TJ-WRF 在本次大风过程中格点预报产品的预报效果(图 2),可以看出,空

间分布上本次大风过程实际在辽东湾、渤海中西部和渤海海峡存在 3 个风速大值区,相比 EC 和 TJ-WRF 而言 BP 神经网络模型预报的大风区位置、量级、分布情况与实况比较接近;从大风极值预报效果来看,EC 预报最大风速为 $14.09 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, TJ-WRF 为 $15.87 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,BP 神经网络模型为 $16.25 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,而实况为 $18.30 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,实况与 BP 神经网络模型的输出结果较为接近。从站点的检验效果(图 3)看,TJ-WRF 站点风速预报的平均绝对误差为 $3.57 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,EC 为 $3.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,而 BP 神经网络模型仅为 $2.08 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,较各模式预报有较明显提升。综上所述,神经网络模型能够有效减小数值模式的预报误差,对大风区位置预报更为准确,对于海上大风预报预警业务具有实际技术支撑作用和参考意义。

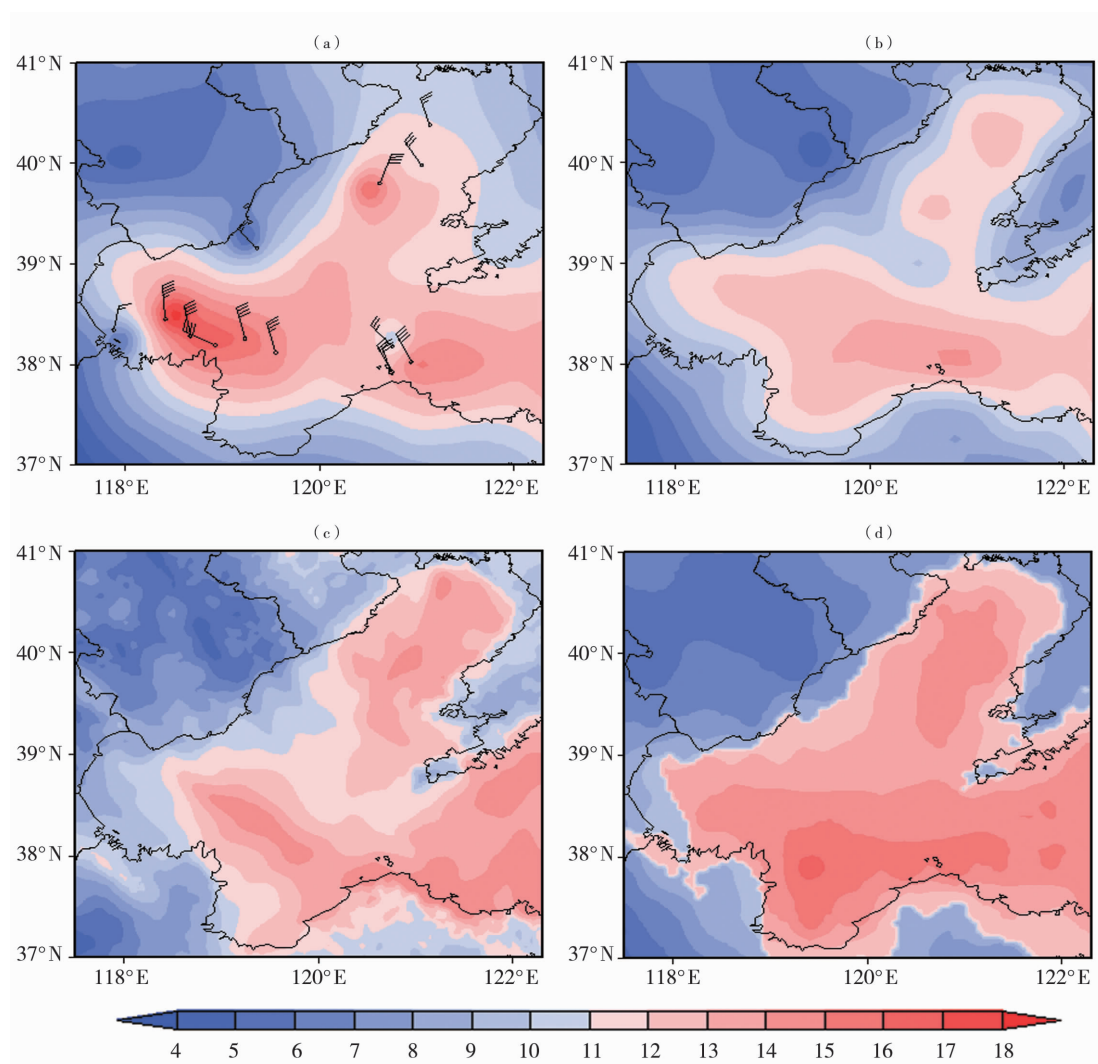


图 2 2017 年 12 月 10 日 14:00 变分技术订正后风速格点数据(阴影)、实况风场(风向杆)(a)、EC 模式(b)、TJ-WRF 模式(c)和 BP 神经网络(d)释用产品(单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

Fig. 2 Wind speed grid data (shaded) corrected based on variational technique and observed wind (wind stem) (a), EC (b), TJ-WRF (c) and BP neural network (d) forecast products (Unit: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

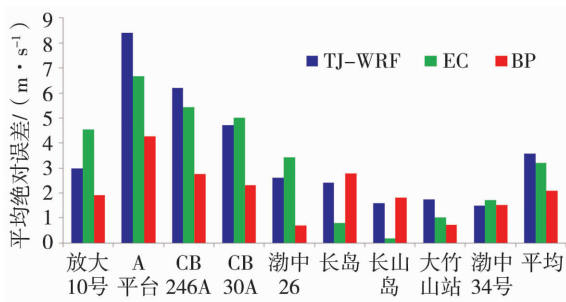


图3 TJ-WRF模式、EC模式以及BP神经网络模型2017年12月10日08:00起报的10日14:00渤海地区海上各站6级以上大风的风速平均绝对误差

Fig. 3 The average absolute error of wind speed of gale with 6 or more force scale in Bohai Sea at 14:00 BST on December 10, 2017 forecasted by TJ-WRF, EC and BP neural network model

5 结论与讨论

由神经网络模型因子筛选结果可以看出数值模式风速预报产品较其他物理量产品对验证样本误差减小贡献更大,有明显优势;同时同一模式的10 m风速预报产品又较该模式500、700、850 hPa风速产品对验证样本误差减小贡献更大。说明建立神经网络模型做数值预报释用时,可选择与预报要素相同的数值模式产品作为建模因子,例如本文最终选取了各模式10 m风速预报产品作为建模因子。因子筛选过程充分说明同一模式10 m风速预报产品已经综合了该模式其他物理量产品的预报信息,其他物理量的加入会造成信息重复反而影响拟合效果。若预报灾害天气,则要充分利用集合预报模式产品。

针对数值模式海风预报产品存在小风预报偏大、大风预报偏小的现象,BP神经网络两级预报模型的建立非常有必要,可以分别解决小风和大风的数值预报释用问题,是同时提高各风级预报准确率的有效途径。

对于海风预报而言,两级神经网络算法可以在大量历史样本的统计基础上,实现相关因子与风速之间的非线性映射,其结果有较高的预报准确率,且经过一年的业务试用和统计检验,该方法对于各风级、各预报时效的预报能力表现基本稳定,72 h内12个预报时效(6 h间隔)的平均绝对误差为 $1.72 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,对于1~8级每个风力等级预报平均绝对误差为 $1.22 \sim 2.93 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,可以达到日常预报业务对于预报质量的要求,应用该算法可以为海风预报提供技术支撑。该方法对于6级以上的灾害大风预报准确率仍能保持在较高水平,其预报误差

较订正前各家数值模式的误差均有减小,尤其对于7~8级风误差减小最为明显。

本方法较比依赖数值预报模式的预报准确率,在极少数情况下,当各数值预报模式均出现较大预报误差时,本方法的预报误差也会相应增大,这也是今后有待进一步优化之处。

参考文献:

- [1] 辛宝恒. 黄渤海大风概论[M]. 北京:气象出版社,1989.
- [2] 辛宝恒. 黄、渤海大风预报研究综述[J]. 海洋预报,1989(2): 16-21.
- [3] 颜梅,范宝东,满柯,等. 黄渤海大风的客观相似预报[J]. 气象科技,2004,32(6):467-470.
- [4] 刘鸿升,余功梅. 偏北大风的数值预报释用方法研究[J]. 气象科学,2002,22(1):100-106.
- [5] 王咏亮,孟上. 数值预报产品二次开发在近海大风预报上的一次试验[J]. 海洋预报,1999,16(2):69-73.
- [6] ZHU H, ZHI X F, YU Y Q. Applications of bias-removed ensemble mean in the gale forecasts over the Yellow Sea and the Bohai Sea [J]. Meteorological and Environmental Research, 2010,39(11): 3547-3550.
- [7] JIN L, LUO Y, LIN Z S. Study on mixed model of neural network for farmland flood/drought prediction[J]. Acta meteorologica Sinica, 1997,11(3):364-373.
- [8] 邵建,闫军,裴晓蓉,等. 自组织神经网络算法在宁夏暴雨天气分型中的应用[J]. 干旱气象,2018,36(5):852-857.
- [9] 彭昱忠,王谦,元昌安,等. 数据挖掘技术在气象预报研究中的应用[J]. 干旱气象,2015,33(1):19-27.
- [10] 王雷,黄培强. 利用神经网络预报芜湖的雾[J]. 气象科学,2001,21(2):200-205.
- [11] 刘德,李永华,喻桥,等. 基于客观分析的重庆雾的BP神经网络预报模型研究[J]. 气象科学,2005,25(3):293-298.
- [12] 张娣,曲晓黎,张金满,等. 河北省高速公路秋冬季浓雾特征及预报[J]. 干旱气象,2017,35(1):51-56.
- [13] 熊世为,郁凌华,胡姗姗,等. 基于ECMWF细网格产品的一种优化BP-MOS气温预报方法[J]. 干旱气象,2017,35(4):668-673.
- [14] 李倩,胡邦辉,王学忠,等. 基于BP人工神经网络的区域温度多模式集成预报试验[J]. 干旱气象,2011,29(2):231-250.
- [15] 薛志磊,张书余. 气温预报方法研究及其应用进展综述[J]. 干旱气象,2012,30(3):451-464.
- [16] 桂海林,郁凡. 用神经网络进行多波段卫星信息的降水估测[J]. 气象科学,2004,24(2):177-184.
- [17] 陈仁芳,刘静. 神经网络方法预报长江上游流域面雨量的探讨[J]. 气象科学,2004,24(4):483-487.
- [18] 黄小燕,赵华生,黄颖,等. 遗传-神经网络集合预报方法在广西热带气旋降水预报中的应用[J]. 自然灾害学报,2017,26(6):184-196.
- [19] 杨忠恩,陈淑琴,黄辉. 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,2007,18(1):80-85.
- [20] 翁永辉,徐祥德. 应用TOVS资料变分分析技术增加青藏高原地区模式初始场信息[J]. 气象学报,2000,58(6):679-691.

- [21] 徐祥德,周秀骥,翁永辉,等. 星载 MODIS 资料与地面光度计探测气溶胶变分场[J]. 科学通报,2003,8(15):1680-1685.
- [22] 侯淑梅,张少林,盛春岩,等. T639 数值预报产品对黄渤海沿海大风预报效果检验[J]. 海洋预报,2014,31(6):48-56.
- [23] 梁军,张胜军,刘晓初,等. 辽东半岛和山东半岛地形对黄、渤海大风影响的数值模拟试验[J]. 热带气象学报,2015,31(3):374-384.

Study on Forecast Method of Sea Wind in Bohai Sea Based on Artificial Neural Network Algorithm

YANG Xiaojun, ZHANG Nan, CHEN Hong, CONG Jing, XU Wei

(*Tianjin Meteorological Observatory, Tianjin 300074, China*)

Abstract: Based on regular observation data of marine meteorology, three kinds of numerical forecast products, including Tianjin meso-scale weather research and forecasting (TJ-WRF) model, EC and its ensemble forecast products from 2015 to 2017, two level sea wind prediction model of BP neural network were established. Firstly, the model was trained with a large number of historical samples to realize the nonlinear mapping between small wind, gale and related factors, respectively. Its results had high prediction accuracy. During the one-year business trial period, the prediction capacity of this model for each wind level and every period of validity of forecast were basically stable. At the same time, the prediction error of the BP neural network was smaller than that of the numerical model before the use of the interpretation technology. The average absolute error of wind speed within 72 hours was about $1.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$. The prediction accuracy of the BP neural network for the disaster gale could still be maintained at a high level, and the average absolute error of the wind with force scale 8 was only $1.77 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$.

Key words: statistical interpretation of NWP products; BP neural network; sea wind forecast; Bohai Sea