

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

潘微^{1,2,3}, 邢建勇^{1,3}, 万莉颖^{1,3}

(1. 国家海洋环境预报中心, 北京 100081; 2. 厦门大学海洋与地球学院物理海洋学系, 厦门 361005;
3. 国家海洋环境预报中心 国家海洋局海洋灾害预报技术研究重点实验室, 北京 100081)

摘要: 针对HY-2A 散射计风矢量场数据, 利用BP神经网络方法, 引入NDBC浮标的降水海温等环境要素, 对HY-2A 散射计风场进行偏差订正。实验结果表明: BP神经网络方法对HY-2A 散射计的风速风向均有较好的订正效果, 能有效修正HY-2A 的风速高估现象, 风速平均偏差由2.32 m/s改善至0.25 m/s; 同时通过敏感性试验, 发现了各样本输入量以及各环境要素对实验结果的敏感性。

关键词: HY-2A 散射计; 偏差订正; BP神经网络

中图分类号: P732.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2018)02-0008-11

1 引言

我国自主研发的第一颗海洋动力环境卫星HY-2A, 于2007年1月正式立项, 2011年8月发射成功, 该卫星集主被动遥感器于一体, 为海洋环境监测预报业务化和防灾减灾提供了必要的海洋观测手段。散射计风场是极其重要的海洋参量, HY-2A微波散射计(H2SCAT)可实现全天候大面积海面风场的测量, 为保证数据产品的真实性及可靠性并能促进反演算法的改进, 有必要对散射计反演风场产品的真实性做进一步的检验及订正^[1]。

针对散射计风场的质量, 世界上有许多科学家开展了对风场进行真实性检验的相关工作^[2-3]。Freilich等^[4]利用NDBC浮标数据对NSCAT散射计的风速、风向反演精度进行验证, 在对超过3个标准偏差的风速数据进行剔除处理后, 得到的结果如下: 在以NDBC浮标数据为真值的情况下, NSCAT散射计风速数据的平均偏差为0.3 m/s, 均方根误差为1.2 m/s; 选取风速为2~17 m/s的风向数据并忽略了风向的多解性, 得到风向的平均偏差为8°, 均方根误差为18°。

有许多研究表明, 降水和海温对散射计海面风场的反演质量的影响不容忽视。Xing等^[5]通过利用2012—2014年的ERA-interim再分析风场资料、NDBC浮标资料和ASCAT卫星海面风资料对HY-2A卫星散射计的NRT海面风场资料进行了全面评估, 发现降雨对HY-2A卫星散射计反演的风场有重要影响, 能带来正偏差的风速; 在过滤掉被降水影响的风资料后, 在无雨条件下, 风速和风向的均方根误差能大幅减少。所以在做降雨的修正方案时必须同时考虑降雨后向散射和降雨衰减效应的修正^[6]。海表温度(Sea Surface Temperature, SST)通常通过改变毛细波和海表的粘度对后向散射信号产生影响, Seasat卫星在小风速情况下(<6 m/s), 与浮标观测的检验偏差是SST的函数^[7]。

所以当前亟待解决的一个科学问题就是: 考虑到可以影响散射计反演风场精度的众多环境要素, 如降水(包含大气中水汽)、海表温度等, 如何通过偏差订正来改进现有散射计海面风场质量是目前亟待解决的问题^[8]。

本文针对上述科学问题, 开展了如下研究: (1) 利用NDBC浮标风场资料与HY-2A散射计反演风

收稿日期: 2017-09-27; 修回日期: 2017-12-14。

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC1401704)。

作者简介: 潘微(1992-), 女, 硕士在读, 主要从事卫星反演风场的订正研究。E-mail: 1248711281@qq.com

场数据进行了对比分析;(2)利用BP神经网络对HY-2A风场开展了研究,并评估了BP神经网络对HY-2A反演风场的订正效果。

2 数据

2.1 数据

本次研究主要使用的数据有:

(1)HY-2A 散射计海面风矢量数据

本次研究使用的反演风矢量数据是2012年1月1日—2014年12月31日期间HY-2A卫星日常业务化提供的二级(Level-2)近实时(Near Real Time, NRT)业务化数据,是国家海洋环境预报中心(National Marine Environmental Forecasting Center, NMEFC)每天定时从国家卫星海洋应用中心(National Satellite Ocean Application Service, NSOAS)FTP数据网站自动获取的,对所有无效数据值进行了剔除处理。

本次研究只使用HY-2A数据的风场资料,亦是本文的研究目标,即对其风速和风向做订正。

(2)NDBC浮标观测数据

本次研究选取的NDBC浮标数据同样是2012年1月1日—2014年12月31日浮标观测数据,是美国国家数据浮标中心(National Data Buoy Center, NDBC)的37个锚系浮标。它们的分布位置见图1。同样对数据进行了无效值的剔除。

本次研究所用到的NDBC数据包括浮标观测的风速、风向以及海洋表层水温。关于海温数据,根据散射计遥感原理,雷达散射计信号受到海表的影响较大,其中热力影响主要来源于海洋表层水体,因此本文选取浮标数据中的水下1 m的水温来表征海洋表层水温,文中所讨论的以及所有图示中的海温也指的是海洋表层海水温度对风场的反演精度的影响。

本文采用的降水资料是CMOPRH降水数据,是多源卫星融合资料,主要来源于NOAA-15、16、17、18(AMSU-B)、AMSR-E、TMI Aqua、DMSP 13、14、15(SSM/I),以及TRMM的被动微波资料,是被动微波遥感的高质量的降水估计。该数据的降水资料时间跨度从1998年1月开始,空间跨度 $60^{\circ}\text{S}\sim 60^{\circ}\text{N}$,水平分辨率为8 km,时间间隔30 min。

2.2 数据预处理

为了研究降水对风场的影响,本文仅选取降水不为零的资料,利用Xing等^[5]的方法对HY-2A数据、浮标数据以及降水资料进行匹配,采用COARE算法进行浮标数据高度的订正;由于NDBC的观测频次分别是60 min,对NDBC选取30 min的时间差。考虑到H2SCAT数据分辨率为25 km,选取12.5 km作为最大距离来进行空间匹配。针对CMORPH降水资料,使用15 min和4 km作为匹配条件对NDBC风场数据和H2SCAT卫星结成的匹配

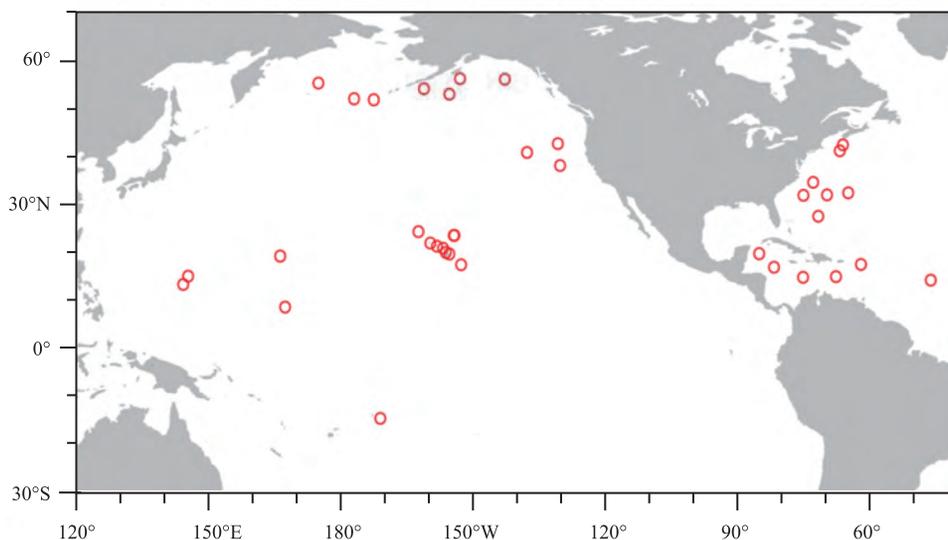


图1 NDBC浮标分布图

对进行了再匹配。

对匹配后的数据进行无效值的剔除处理,其中HY-2A与NDBC匹配的数据(剔除无效值)共有2 504组,为排除季节变化和空间分布的影响,我们随机选取其中的1 000组作为训练组数据,其余的1 504组数据作为验证组数据。

3 方法

3.1 BP神经网络方法

(1) BP神经网络算法

BP网络算法,即误差逆向传播学习算法,是人工神经网络方法中应用最为广泛的一种算法。它由输入层、输出层和若干隐含层组成,每一层都含有一定数量的结点,不同隐含层的结点间由不同大小的耦合权值(神经元)连接,而这些神经元之间的权值是通过神经网络的自学习功能确定的,这样整个神经网络便可以对输入输出之间的任何映射进行逼近^[9]。神经网络在帮我们解决问题时要经过如下两个过程:信号的正向传播和误差的反向传播。当信号通过输入层输入后,经过隐含层神经元作用函数逐层计算后,信号被传播到输出神经元;若输出层没有得到预期的结果,则计算实际输出和预期输出的误差变化值,将此误差按原来的连接从输出层反向传播到输入层,并调整各结点的耦合权值直至误差最小。

李世萍等^[10]采用BP神经网络建立了人工观测风速资料序列的订正模型,并进行了模拟效果的验证检验。其模型结果表明:利用BP神经网络建立的风速资料序列订正模型能够对风速达到较高精度的订正,模型拟合的风速差值相对于订正前风速差值呈明显的减小趋势,达到了较好的订正效果,这将对建立风速观测资料的均一性时间序列有着

非常重要的参考价值;风暴潮增水与众多影响因素之间有着密切关系,卢君峰等^[11]利用BP神经网络建立起厦门沿海的风暴潮风水预报的人工神经网络模型,该模型的预报效果良好,所预报的风暴潮增水基本能够反映实际变化趋势,亦有较高的预报精度,适用性较好。

(2) 神经网络的原理和结构

BP神经网络训练的响应函数采用了Sigmoid函数:

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \tag{1}$$

训练样本信息首先经过BP神经网络输入层输入到隐含层,再经过隐含层向输出层传播,在隐含层结点得到的输出结果为 h_j ,输出层结点的输出结果为 y_k ,分别由下列计算:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^M w_{ji} x_i + \theta_j\right) \tag{2}$$

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^H u_{kj} h_j + \Phi_k\right) \tag{3}$$

式中: x_i 为通过从输入层 i 结点输入的信息, w_{ji} 为连接输入层 i 结点与隐含层 j 节点之间的耦合权值, u_{kj} 为连接隐含层 j 结点与输出层 k 结点之间的耦合接权值, θ_j 和 Φ_k 分别为隐含层结点和输出层节点的阈值。

$D_k(l)$ 是第 l 个训练样本经神经网络作用后的输出信息 $y_k(l)$ 与其预期目标信息 $T_k(l)$ 的误差,由下式计算:

$$D_k(l) = y_k(l) \cdot [1 - y_k(l)] \cdot [y_k(l) - T_k(l)] \tag{4}$$

E_j 为误差信号 $D_k(l)$ 沿原路反向传播到隐含层结点处的误差,由下式计算:

$$E_j = h_j \cdot (1 - h_j) \cdot \left[\sum D_k(l) u_{kj} \right] \tag{5}$$

按照误差减少方向对误差 D_k 和 E_j 调整各层之间的耦合权值和阈值。将样本数据随机选取输入网络,按照上述训练过程反复训练,若每一次训练的均方误差 R 小于指定精度 $\lambda(10^{-3})$ 时,停止训练。否则,更新学习次数,返回对样本再训练,直至满足误差精度^[12]。

本文采用如图1所示的具有输入层、隐含层、输出层的典型3层BP人工神经元网络。利用MATLAB工具箱建立BP神经网络模型,网络类型

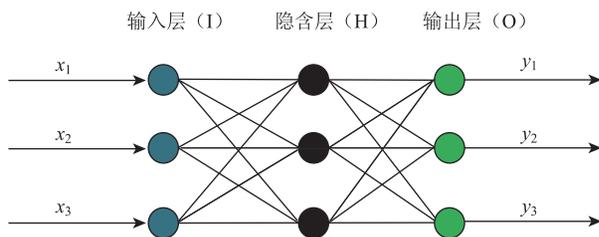


图2 BP人工神经网络

为 Feed-forward backprop, 训练函数为 TRAINLM (LM 演算法), 适应性学习函数为 LEARNNGDM (具动量的梯度下降法), 性能函数为 MSE (均方误差), 隐含层所使用的转移函数为 TANSIG。本次研究所用的 BP 神经网络模型的输入量为 HY-2A 风速/向、浮标观测降水、浮标观测海温, 输出量为浮标观测风速/向。

3.2 统计方法

本文采用了 Pensieri 等^[13]在评估 Quik SCAT 卫星时所采用的统计方法。风速和风向的平均偏差 (Bias) 分别定义为:

$$\text{mean_spd} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{spd_hy2}_i - \text{spd_obs}_i) \quad (6)$$

$$\text{mean_dir} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{dir_hy2}_i - \text{dir_obs}_i) \quad (7)$$

风速和风向的均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 分别定义为:

$$\text{rms_spd} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{spd_hy2}_i - \text{spd_obs}_i)^2} \quad (8)$$

$$\text{rms_dir} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{dir_hy2}_i - \text{dir_obs}_i)^2} \quad (9)$$

风速和风向的标准差 (Standard Deviation, STD) 分别定义为:

$$\text{std_spd} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{spd_hy2}_i - \text{spd_obs}_i - \text{mean_spd})^2} \quad (10)$$

$$\text{std_dir} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{dir_hy2}_i - \text{dir_obs}_i - \text{mean_dir})^2} \quad (11)$$

式中: mean_spd 代表 H2SCAT 与 NDBC 所有风速匹配点的平均偏差, spd_hy2_i 和 spd_obs_i 分别表示 H2SCAT 和观测的第 i 个匹配点的风速值。同样, mean_dir 代表 H2SCAT 与 NDBC 所有风向匹配点的平均偏差, dir_hy2_i 和 dir_obs_i 分别表示 H2SCAT 和观测的第 i 个匹配点的风向值。同时, 要对风向做风向转换, 因为风向在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 循环, 当 $\text{dir_hy2}_i - \text{dir_obs}_i > 180^\circ$ 时, 取 $\text{dir_hy2}_i = \text{dir_hy2}_i - 360$; 当 $\text{dir_hy2}_i - \text{dir_obs}_i < -180^\circ$ 时, 取 $\text{dir_hy2}_i = \text{dir_hy2}_i + 360$, 从而使得风向偏差落在 $-180^\circ \sim 180^\circ$

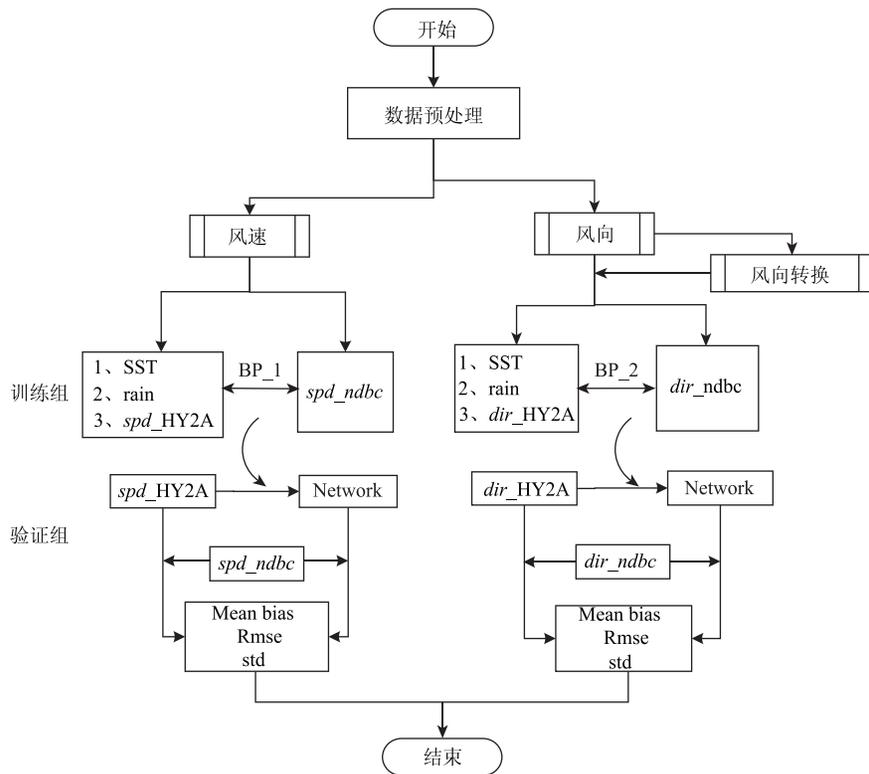


图3 研究流程图

范围内。

4 试验与结果分析

4.1 NDBC浮标数据对HY-2A散射计风场的偏差订正

首先利用NDBC浮标观测的风场资料对2012—2014年HY-2A散射计反演风场数据进行了误差分析,然后利用BP神经网络对散射计风场进行订正,将订正结果与浮标真实值进行对比检验,并统计订正后的误差,比较订正前后的误差是否有所改善,以探究BP神经网络是否对HY-2A反演风场有较好的订正效果。风向在处理之前需要做风向转换,后续流程与风速的处理相似,先将HY-2A风向(风向转换后)与NDBC浮标风向做对比分析,做误差统计;然后利用BP神经网络对HY-2A风向进行订正,得到神经网络订正值,将其再与NDBC浮标观测风向进行误差对比分析,比较订正前后两者的误差变化,以探究BP神经网络是否对HY-2A风向有订正效果。大致流程如图4所示。

(1) 对风速的偏差订正

图4为订正前后风速的误差对比图及残差图,由图4a可以看出订正前HY-2A风速明显的落于对角线上方,大部分反演风速值都要比NDBC观测风速值偏高,尤其是在中低风速区0~10 m/s高估现象更显著。利用BP神经网络对HY-2A风速进行订正,得到神经网络订正值,将其再与NDBC浮标观测风速进行绘图及误差对比分析,如图4b。比较图4a和图4b可以看到,经过神经网络的订正,平均偏差由2.319 3 m/s下降到0.252 17 m/s,得到了显著的改善;均方根误差也由5.389 4 m/s下降到4.466 m/s,标准差由4.864 8 m/s下降到4.458 9 m/s,各统计误差都得到了较好的改进,而且观察散点整体分布可以发现神经网络的作用就是将原来偏高的HY-2A风速值下拉到参考线附近,让两者的匹配数据尽可能均匀的在参考线附近密集分布。同样,从图4d和图4e也可以得到同样的结论:订正前的风速残差基本都在参考线(0值)以上,说明HY-2A的风速基本都呈高估现象;经过神经网络订正后,风速残差都被整体降低,尤其在低风速区间,订正效果最明显,

且从图中可以也可以看出订正后的方差也得到了改善。比较以上四图可以发现用神经网络对HY-2A风速有一定的订正效果,HY-2A反演风速的质量得到一定提升。但是这种订正效果只是在低风速区比较明显,高风速区的数据点虽然较少,也能看出将整体高估的现象减小的趋势,但是在中风速区却是有反效果,所以本次研究优选了低风速和高风速的样本进行订正,而保留中风速区的风速样本,得到一组优选风速,其误差分布图及残差图如图4c和4f,由图4c可见均方根误差和标准差较全部订正风速均有所降低,由图4f可见风速的整体方差都有所减小,残差也大都位于0线附近,整体的风速信息得到了改善。

(2) 对风向的偏差订正

对做过风向转换后的风向数据进行订正,结果如图5所示。比较图5a和5b可以看到,风向的非线性较强,但经过神经网络的订正,风向的整体趋势得到了改善,且各统计误差都得到了较好的改进,平均偏差由0.215 29°变化到0.814 42°,均方根误差由60.556 3°下降到49.813 8°,标准差由60.555 9°下降到49.813 8°。比较图5a和5b,可以得出:由于风向数据自身较强的非线性,用神经网络对HY-2A风向有一定的订正效果,效果不如对风速的订正效果显著。同样,从图5c和5d也可以得到同样的结论:订正前的风向在低风速区间的残差较大,经过神经网络订正后,风向残差都得到了改善,尤其在低风速区间残差订正效果明显,且从图中同样可以看出订正后的方差也得到了改善。

4.2 敏感性分析

为了探究环境要素对订正效果的敏感性,本文设置了敏感性试验,通过改变BP神经网络的输入要素,分别设置了3组试验:输入的环境要素只有降水、输入的环境要素只有海温、输入的环境要素既有降水又有海温,剩余其他流程与图3一致。

为了探究神经网络样本输入量对订正效果的敏感性,本文亦设置了3组敏感性试验如下:仅改变样本输入量,使样本输入量为1 000个、样本输入量为500个、样本输入量为200个,继而分别按流程4.1进行操作。

(1) 海温、降雨等气象要素对实验结果的敏感

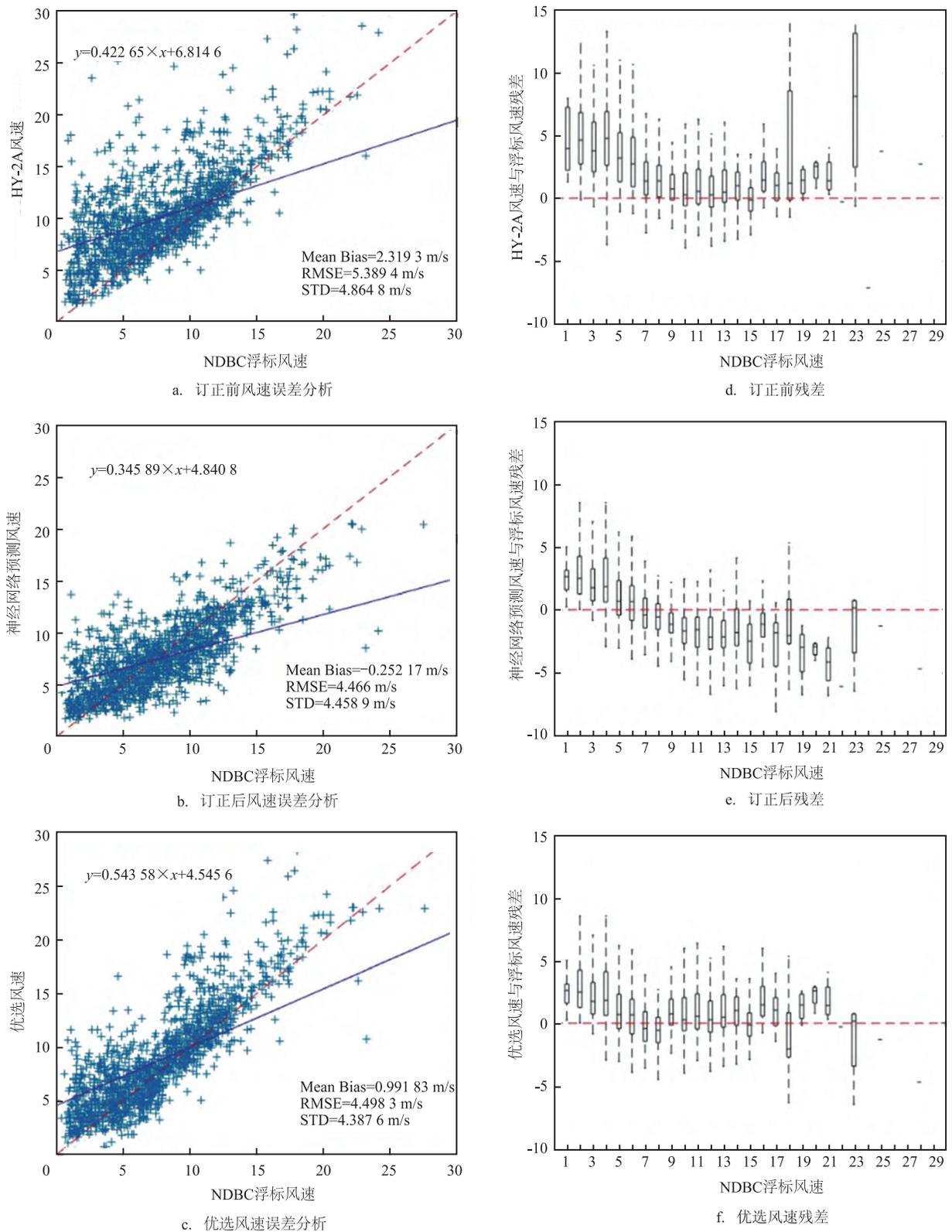


图4 订正前后风速的误差分析图和残差图(单位:m/s)

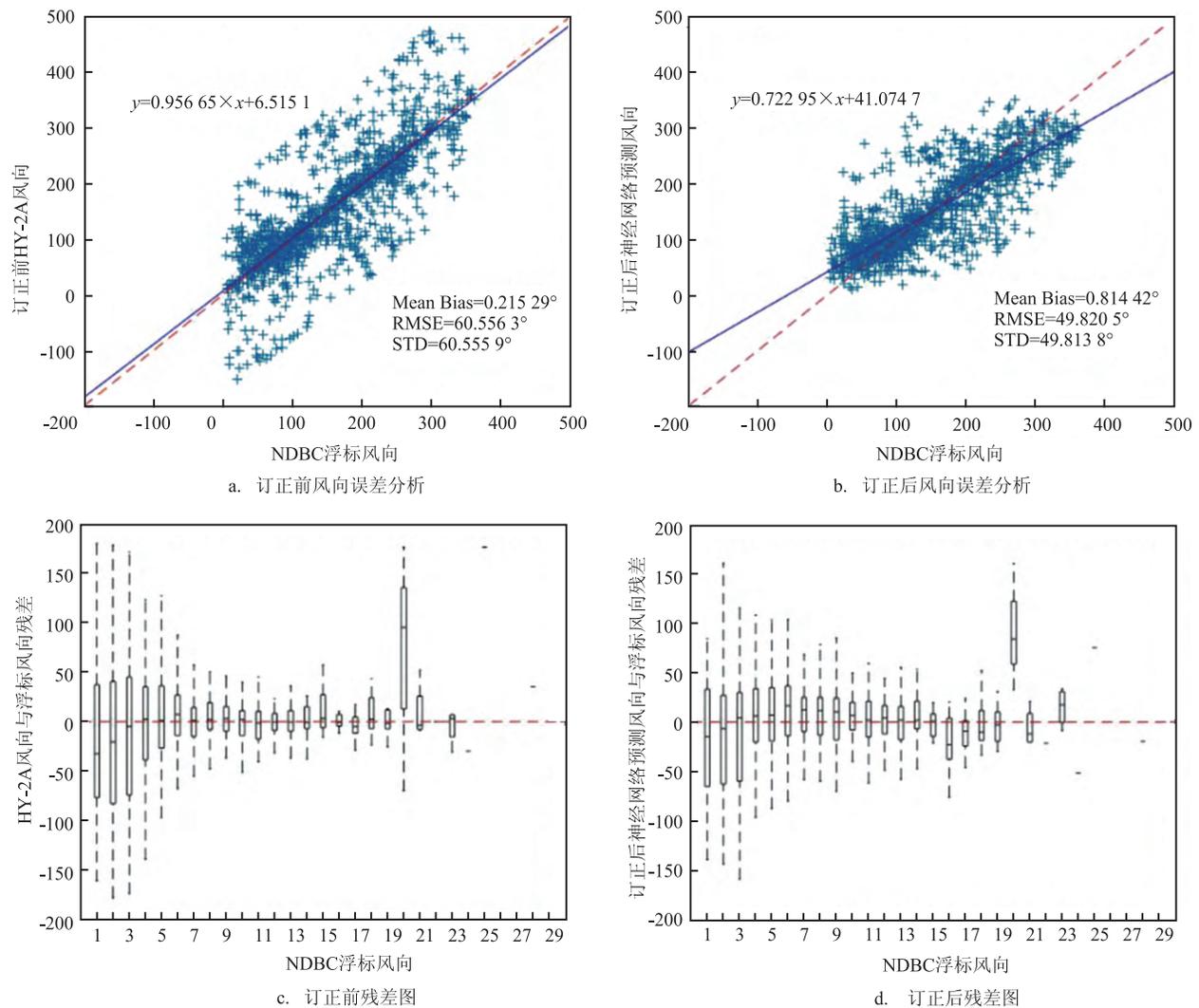


图5 订正前后风向的误差分析图和残差图(单位:°)

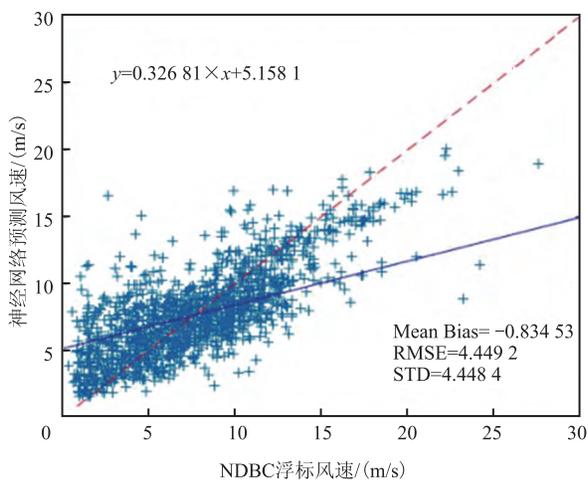
性分析

由图6a可知,当输入的样本中的环境要素同时包含海温与降水时,订正效果最好,其经过BP网络订正后的平均偏差、均方根误差、标准差分别为: $-0.083\ 453\ \text{m/s}$, $4.449\ 2\ \text{m/s}$, $4.448\ 4\ \text{m/s}$;由图6b可知,当输入的样本中的气象要素只包含海温时,订正后的3个统计误差分别为: $-0.179\ 12\ \text{m/s}$, $4.453\ 7\ \text{m/s}$, $4.450\ 1\ \text{m/s}$;如图6c所示,当输入的样本中的气象要素只包含降水时,订正后的平均偏差、均方根误差、标准差分别为: $-0.467\ 06\ \text{m/s}$, $4.557\ 2\ \text{m/s}$, $4.533\ 3\ \text{m/s}$ 。同时由残差图6d、e、f也可以看出:在输入的环境要素为海温和降水情况下订正效果最好,尤其在低风速和高风速区间都有较好

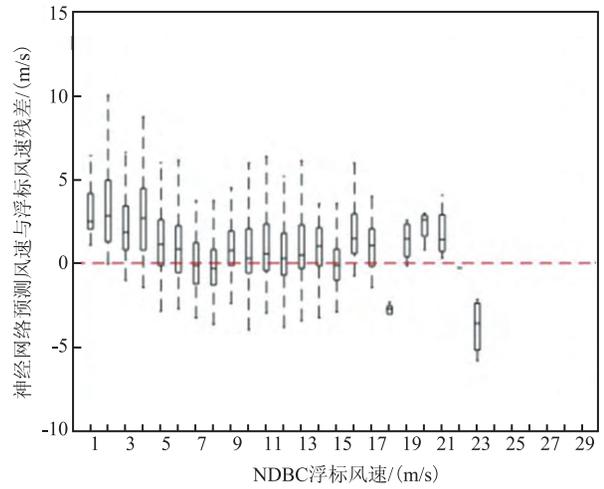
的订正效果,而输入的环境要素为只有海温或只有降水情况下,在低风速稍有效果,但是在高风速区的订正效果却有所欠缺。综上所述,若同时考虑海温和降水的影响,则经订正后的效果越好。

(2) BP神经网络的输入样本数量对实验结果的敏感性分析

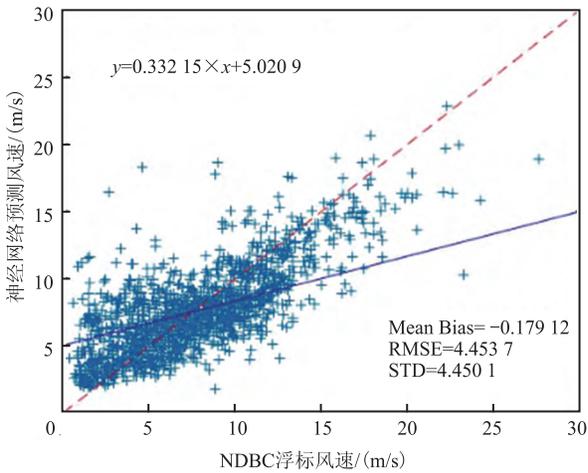
图7中的a、b、c为BP神经网络训练样本量为1 000、500、200时HY-2A风速的订正效果误差图,比较3张图,样本量为1 000个时的订正结果的平均偏差、均方根误差、标准差分别为 $-0.252\ 17\ \text{m/s}$ 、 $4.466\ \text{m/s}$ 、 $4.458\ 9\ \text{m/s}$ (见图7a),样本量为500个时的3个误差分别为 $-0.323\ 71\ \text{m/s}$ 、 $4.539\ 3\ \text{m/s}$ 、 $4.527\ 8\ \text{m/s}$ (见图7b),样本量为200个时的3个误差分别



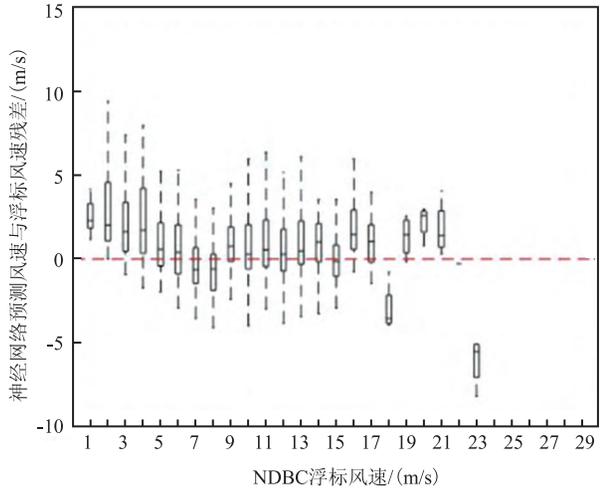
a. 输入的环境要素为海温和降水



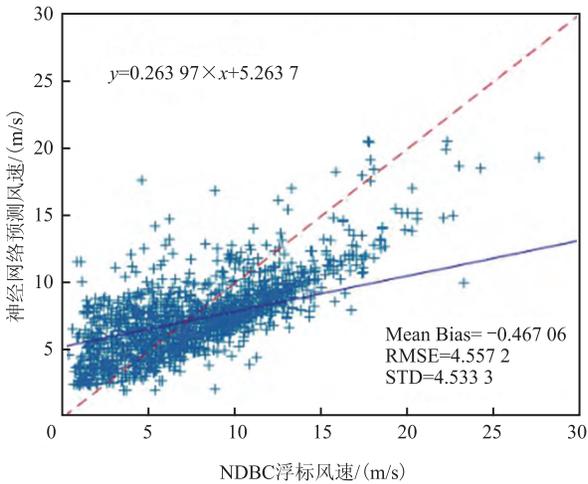
d. 输入的环境要素为海温和降水情况下的残差图



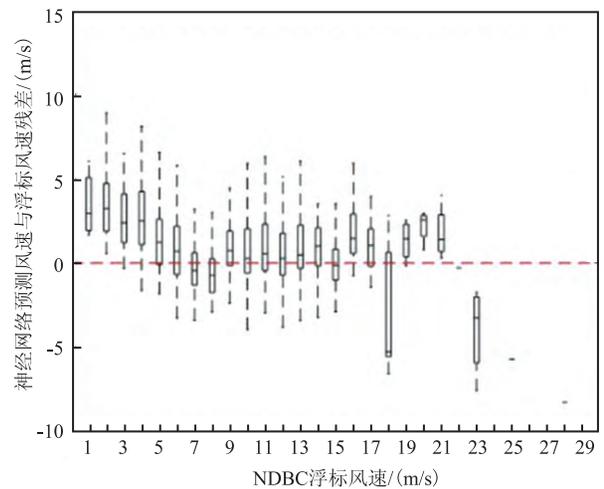
b. 输入的环境要素为海温



e. 输入的环境要素为海温情况下的残差图

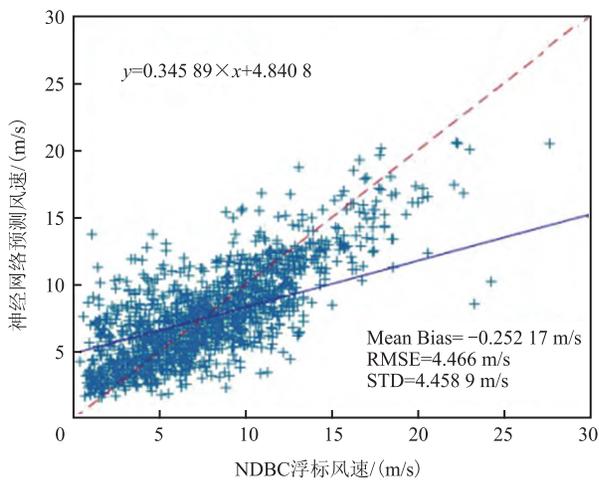


c. 输入的环境要素为降水

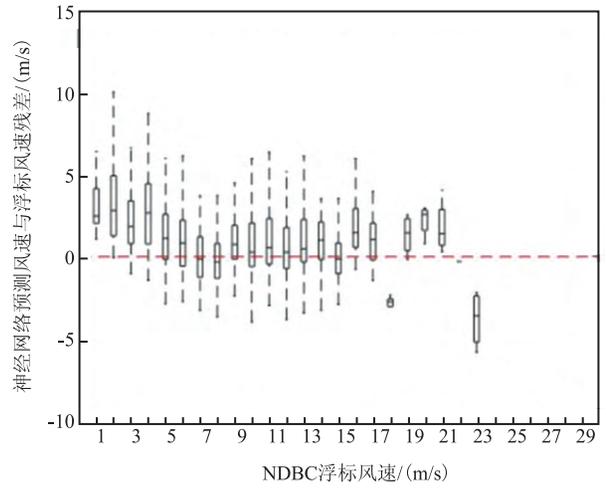


f. 输入的环境要素为降水情况下的残差图

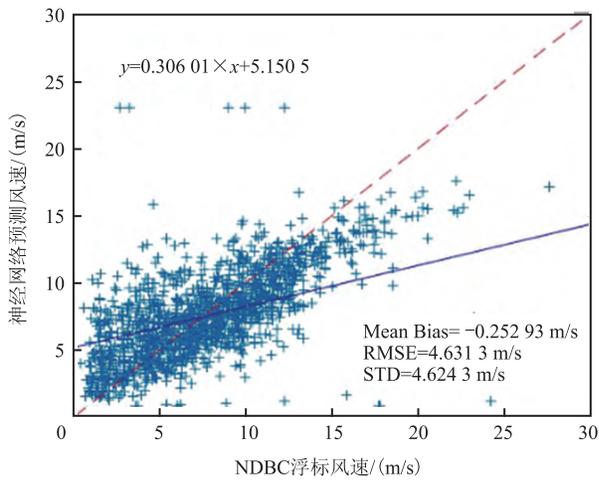
图6 输入样本中的环境要素对订正效果的敏感性



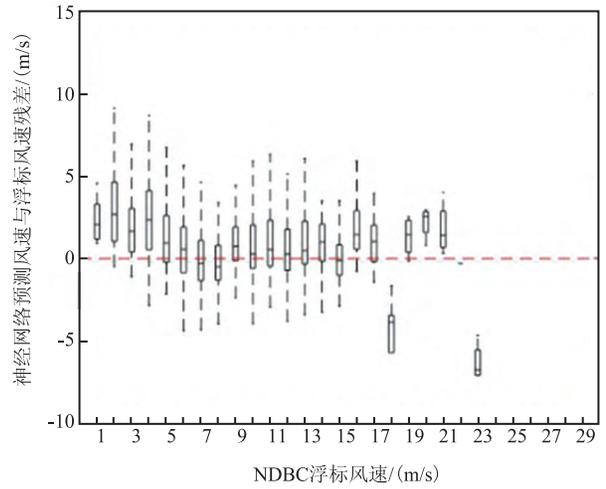
a. 1000个输入样本模型下的误差图



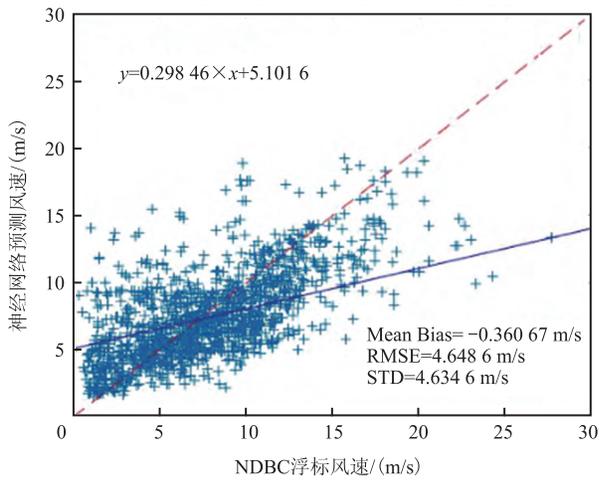
d. 1000个输入样本模型下的残差图



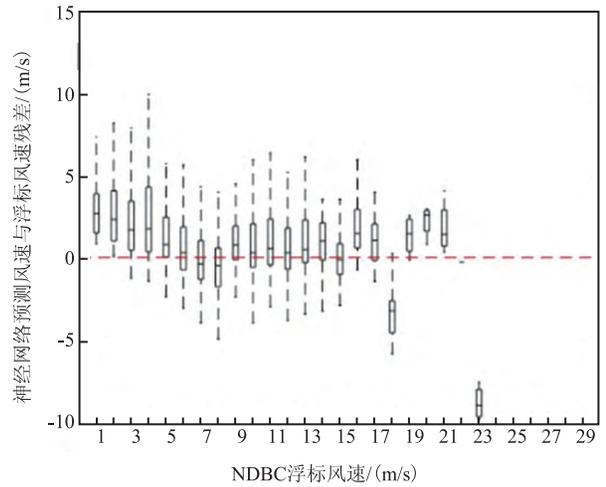
b. 500个输入样本模型下的误差图



e. 500个输入样本模型下的残差图



c. 200个输入样本模型下的误差图



c. 200个输入样本模型下的残差图

图7 神经网络样本输入量对订正效果的敏感性

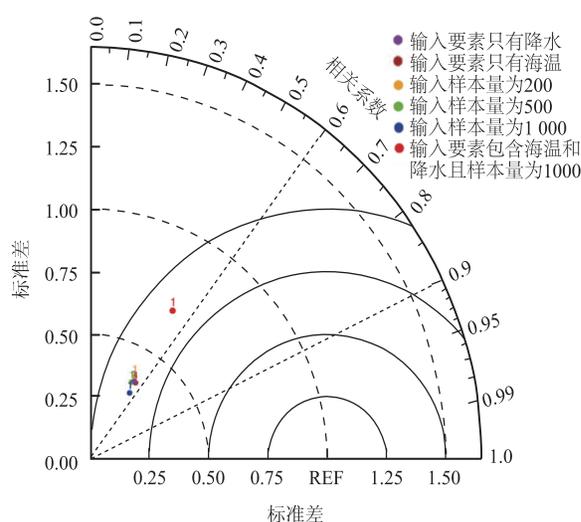


图8 各订正模型的泰勒图

为 $-0.111\ 71\ \text{m/s}$ 、 $4.724\ 2\ \text{m/s}$ 、 $4.590\ 2\ \text{m/s}$ (见图7c)。由残差图7d、e、f比较得出:不管是低风速区或者高风速区,输入样本为1000个时的订正效果最好,而样本量越少时的订正效果在高风速区会越差。综上所述,对此次BP神经网络订正风场研究来讲,输入样本量越多,风速的订正效果越好。

(3)各订正模型的泰勒图分析

以上各订正模型的泰勒图如图8所示,没有经过订正的风速误差(图中红点)分别为归一化标准差0.6843,相关系数为0.5109;输入样本量为1000的订正模型的误差分别为0.3051、0.5484;输入样本量为500的订正模型的误差分别为0.3501、0.5030;输入样本量为200的订正模型的误差分别为0.3784、0.4986;输入的环境要素为海温时的订正模型的误差分别为0.3565、0.5413;输入的环境要素为降水时的订正模型的误差分别为0.3590、0.5213。从以上数据中也可以印证前面两小节所做的敏感性试验结果,那就是1000个输入样本量时的订正效果相对较好,将海温和降水同时考虑作为输入量时的订正效果相对较好。

5 讨论

5.1 结论

本文利用BP神经网络方法进行HY-2A反演风场的订正,并考虑到海温及降水等环境要素对风场

反演的影响,将海温和降水纳入到订正过程中。得出如下结论:

(1)基于NDBC浮标数据,考虑海温、降水对风场反演的影响,利用BP神经网络对HY-2A散射计风场进行偏差订正,风速风向都得到了较好的订正效果,尤其是能有效降低风速的高估现象,风速平均偏差由 $2.32\ \text{m/s}$ 改善至 $0.25\ \text{m/s}$;

(2)通过敏感性试验得出,神经网络的输入样本量越大,订正效果越好;同时加入多种环境影响要素(海温和降水)时订正效果越好。

5.2 展望

(1)本文仅利用降水和SST对HY-2A反演风场进行了偏差订正,考虑到更多因素对反演结果的影响,可以同时考虑添加大气水汽、海浪等其他要素对反演的影响来进行偏差订正;

(2)本文仅使用了NDBC浮标数据,可以考虑其他浮标数据、再分析数据等资料,开展研究并分析结果,对HY-2A散射计的风场订正做一个全面的研究。

参考文献:

- [1] 王东良,姚小海,孟雷,等. 海洋二号卫星散射计风场产品真实性检验及分析[J]. 海洋预报, 2014, 31(4): 47-53, doi: 10.11737/j.issn.1003-0239.2014.04.007.
- [2] 苗俊刚,刘大伟. 微波遥感导论[M]. 北京:机械工业出版社, 2013.
- [3] 冯士筵,李凤岐,李少菁. 海洋科学导论[M]. 北京:高等教育出版社, 1999.
- [4] Freilich M H, Dunbar R S. The accuracy of the NSCAT 1 vector winds: comparisons with National Data Buoy Center buoys[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1999, 104(C5): 11231-11246.
- [5] Xing J Y, Shi J C, Lei Y H, et al. Evaluation of HY-2A scatterometer wind vectors using data from buoys, ERA-interim and ASCAT during 2012-2014[J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 390.
- [6] Stiles B W, Yueh S H. Impact of rain on spaceborne Ku-band wind scatterometer data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(9): 1973-1983.
- [7] Liu W T. The effects of the variations in sea surface temperature and atmospheric stability in the estimation of average wind speed by SEASAT-SASS[J]. Journal of Physical Oceanography, 1984, 14(2): 392-401.
- [8] 邢建勇. 基于HY-2A多传感器的风反演精度和同化研究[D]. 北京:中国科学院大学, 2016.

- [9] 何恩业, 李海, 任湘湘, 等. BP神经网络在渤海湾叶绿素预测中的应用[J]. 海洋预报, 2008, 25(2): 1-10.
- [10] 李世萍, 孔令彬, 肖玮, 等. 基于BP神经网络的风速观测资料序列订正模型[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2013, 49(3): 337-339, 346.
- [11] 卢君峰, 李少伟, 袁方超. 基于BP神经网络的厦门沿海风暴潮预报应用[J]. 海洋预报, 2016, 33(4): 9-16.
- [12] 邵利民, 傅刚, 曹祥村, 等. BP神经网络在台风路径预报中的应用[J]. 自然灾害学报, 2009, 18(6): 104-111.
- [13] 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.

A deviation correction of HY-2A scatterometer inversed wind field based on BP neural network method

PAN Wei^{1,2,3}, XING Jian-yong^{1,3}, WAN Li-ying^{1,3}

(1. National Marine Environmental Forecasting Center, Beijing 100081 China; 2. Department of Oceanography, Xiamen University, Xiamen 361005 China; 3. Key Laboratory of Research on Marine Hazards Forecasting, National Marine Environmental Forecasting Center, State Oceanic Administration, Beijing 100081 China)

Abstract: Aiming at HY-2A scatter meter wind vector field data, using BP neural network method, with the introduction of NDBC buoy environmental elements, including SST and precipitation, we have made a bias correction in the HY-2A scatter meter wind field. Experiment results show that the BP neural network method has a good correction effect on HY-2A scattering wind speed and direction, which can effectively alleviated HY-2A wind speed overestimation, with the mean bias improving from 2.32 m/s to 0.25 m/s. At the same time by sensitivity test, we find the sensitivity of experiment result with the sample size and environmental factors.

Key words: HY-2A Scatterometer; bias correction; BP neural network