

蔡佳佳, 曾玉明, 周浩, 等. 基于人工神经网络的高频雷达风速反演[J]. 海洋学报, 2019, 41(11): 150–155, doi:10.3969/j.issn.0253-4193.2019.11.014

Cai Jiajia, Zeng Yuming, Zhou Hao, et al. Wind speed inversion of high frequency radar based on artificial neural network[J]. Haiyang Xuebao, 2019, 41(11): 150–155, doi:10.3969/j.issn.0253-4193.2019.11.014

基于人工神经网络的高频雷达风速反演

蔡佳佳¹, 曾玉明¹, 周浩^{1*}, 文必洋¹

(1. 武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 风速是重要的海洋状态参数之一, 对海面风速的准确提取是实现海洋环境监测和沿海工程应用的重要保证。目前, 作为新兴海洋环境监测设备, 高频雷达在风速提取方面仍然存在挑战。本文提出了一种基于人工神经网络的风速提取方法, 利用历史浮标测量海态数据训练风速提取网络, 实现风速与有效波高、波周期、风向及时间因素之间的非线性映射。测试结果表明了这一网络在时间和空间上的稳定性; 进而将已训练的网络应用到便携式高频地波雷达 OSMAR-S 的风速反演中, 得到的风速与浮标测量风速间的相关系数达到 0.849, 均方根误差为 2.11 m/s。这一结果明显优于常规由浪高反演风速的 SMB 方法, 验证了该方法在高频雷达风速反演中的可行性。

关键词: 风速反演; 人工神经网络; 高频地波雷达

中图分类号: TN958; P715

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2019)11-0150-06

1 引言

海洋表面的风作为大气和海洋学研究的重要参数, 与海洋的状态和运动密切相关, 在建立和维持区域及全球气候平衡, 以及海洋能量供应等各方面都有着重要作用。因此, 海面风速提取对海洋环境监测及沿海工程应用至关重要^[1-2]。

高频雷达由于超视距、全天候等特点在海面动态参数遥感方面得到了广泛的应用^[3-5]。高频雷达通过电磁波与海浪直接作用形成的海洋回波谱来提取海洋表面的海浪、海流信息, 而海风作为海浪形成的主要动力能够对回波谱产生间接影响。因此, 风的相关信息可以从海浪参数, 如有效波高和波周期等参数中间接提取。为了从雷达遥感测量中准确提取风速, 一直以来学者们提出了很多方法来描述海面风浪关系, 但这些方法基本上都是基于经验或半经验的模型, 例

如最常见的 SMB(Sverdrup, Munk, Bretschneider)^[6-7]、JONSWAP(Joint North Sea Wave Project)法^[8]。经验关系的局限性使得这些模型可能只能在特定海域或海况下使用, 且海浪参数提取中本身存在的误差也增加了风速提取的不准确性。

为了实现风浪之间的关系映射, Mathew 和 Deo^[9]将人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)引入风速反演过程, 利用神经网络学习复杂模式的能力, 建立了有效波高、平均波周期、浪向、风向与风速之间的非线性映射。2012 年, Shen 等^[10]利用神经网络通过正负一阶峰强度来提取风速, 但这种方法的风速估计范围较窄。2016 年, Zeng 等^[11]又在 Mathew 和 Deo 提出的方法基础上进行改进, 基于 BP 神经网络利用有效波高、平均波周期、风向进行风速提取。但这些方法均未考虑风对海面作用的持续性、累积性。因此, 本文将时间因素纳入考虑, 提出一种

收稿日期: 2018-09-16; 修订日期: 2018-11-15。

基金项目: 国家自然科学基金(61371198); 国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ160793)。

作者简介: 蔡佳佳(1995—), 女, 浙江省湖州市人, 主要从事雷达信号处理研究。E-mail: caijiajia@whu.edu.cn

* 通信作者: 周浩(1978—), 男, 教授, 主要从事高频雷达海洋环境监测技术研究。E-mail: zhou.h@whu.edu.cn

基于神经网络的, 利用有效波高、平均波周期、平均风向及时间参量进行风速提取的方法, 并通过浮标和雷达的实验数据来证明这一方法的可行性。本文利用浮标数据构建人工神经网络, 对已训练网络的风速提取性能进行测试; 然后利用 2013 年在福建下坂的实验测量数据进行风速反演, 并与现场浮标记录风速进行了对比, 结果明显优于传统反演方法。

2 风速提取神经网络构建方法

人工神经网络是一种以生物神经网络为灵感, 以信息处理为目的, 由大量的处理单元(或称神经元)高度联接构成的阵列运算模型^[12]。ANN 强大的学习和归纳能力, 使得其在实现各参量间的复杂非线性映射方面有着明显的优势。

本文的基本思想是使用浮标记录的大量历史风速及其相关变量的数据集来训练神经网络, 得到风速与有效波高、波周期、风向及时间因素之间的映射关系。与已有的神经网络风速提取方法不同, 本文充分考虑了风的连续性以及风对海面作用的持续累积性, 将时间因素对风浪关系的影响纳入考虑, 作为风速反演的因变量之一。根据海浪形成的基本原理, 并参考已有的神经网络风速反演模型, 经过多次统计测试, 确定选取当前时刻及前 9 h、共 10 h 的有效波高、平均波周期及风向作为网络的输入参量, 来反演当前时刻风速值。这就决定了输入层神经元个数为 30。输出参量仅为风速, 因此输出层神经元个数为 1。隐藏层层数定为 2 层, 每一层神经元个数分别为 12 和 6, 激活函数均选用 Tan-Sigmoid 函数。图 1 给出了所建立的神经网络的基本结构。

网络构建过程中所用数据集采用美国浮标数据中心(NDBC)提供的美国东海岸#44025(40°15'3"N, 73°9'52"W)浮标 2012 年一整年的有效波高、平均波周期及平均风向数据。浮标每场数据间隔为 1 h, 将

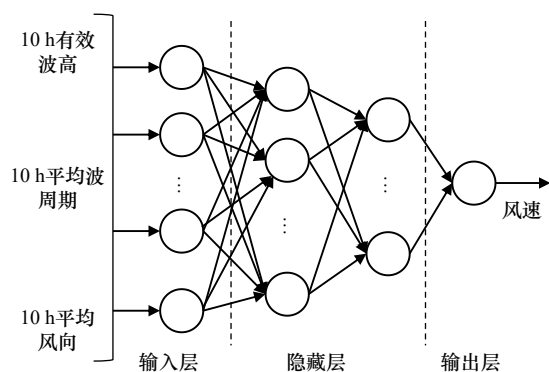


图 1 风速反演神经网络基本结构

Fig. 1 Basic structure of wind speed inversion neural network

这些数据每 10 场为一组, 共 5 131 组用作网络训练集, 另分别设有验证集与测试集 1 710 组。网络训练过程采用反向传播(BP)算法^[13], 并在每次迭代之后利用梯度下降算法来调整网络参数, 获得各神经元连接权重的最佳估计。当达到浮标记录风速和网络预测输出风速之间的最小差值时, 迭代停止。网络构建完成后, 将采用不同时间或地点的浮标记录的风浪数据对网络的稳定性进行测试。测试效果良好的网络可以用于自动处理雷达数据并导出风速估计值。图 2 给出了网络构建及后续测试过程中所用浮标的地理位置。

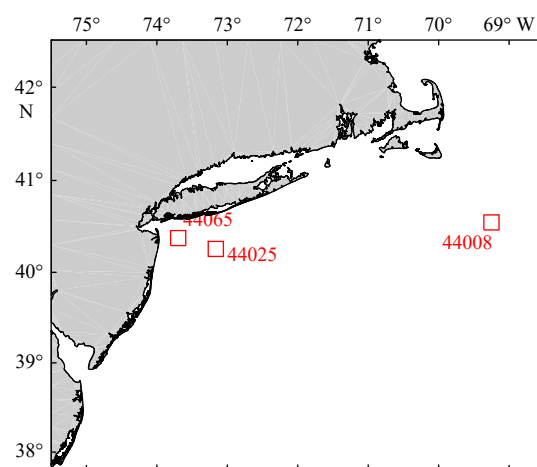


图 2 网络训练及测试所用浮标位置

Fig. 2 Buoy position used for network training and testing

3 风速提取神经网络测试

经过对#44025 浮标一整年的大量数据进行学习、训练后得到风速提取神经网络, 并对这一网络进行测试以验证该网络的性能。分别选取#44025 浮标不同年份以及分别距该浮标约 60 km 和 360 km 的#44065(40°22'8"N, 73°42'10"W)和#44008(40°30'14"N, 69°14'52"W)浮标数据对训练所得的网络进行测试。图 3 给出了利用#44025 浮标在 2014 年记录的有效波高、平均波周期、平均风向及时间参量作为网络测试输入得到的风速与浮标记录风速的对比结果。浮标记录风速与经网络预测得到的风速之间的均方根误差为 1.32 m/s, 相关系数分别为 0.933。

传统的 SMB 关系式法属于经验式风速反演算法, 目前被广泛应用于高频地波雷达海态反演过程中。SMB 方法给出的是海面 10 m 高处风速 V_{10} 和有效浪高 H_s 、峰值浪周期 T_m 之间的经验关系如下:

$$\frac{gH_s}{V_{10}^2} = 0.26 \tanh \left[\left(\frac{T_m}{V_{10}} \right)^{3/2} \cdot \frac{(3.5g)^{3/2}}{10^2} \right], \quad (1)$$

式中, g 是重力加速度; $\tanh$ 是双曲正切函数。因此

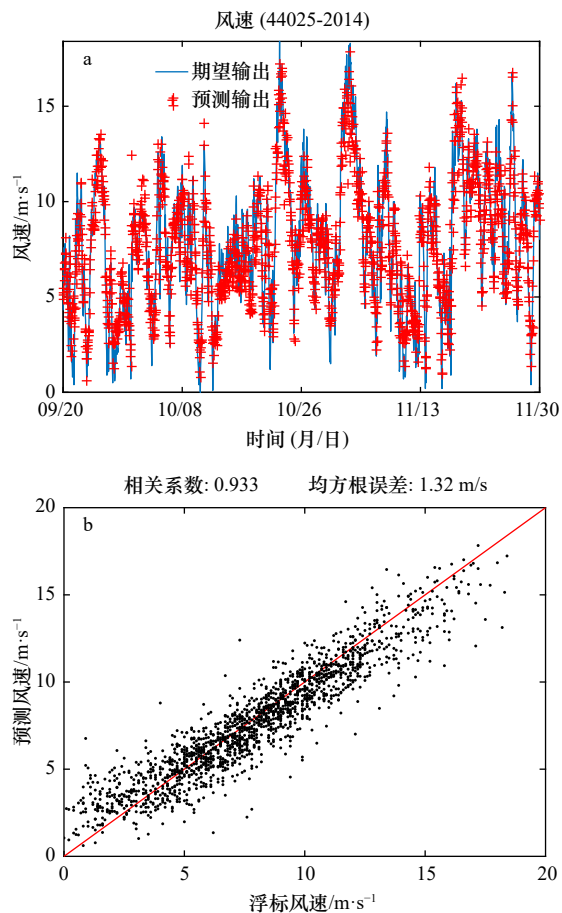


图3 人工神经网络风速反演结果

Fig. 3 Wind speed inversion results of artificial neural network

a. ANN 反演风速与浮标测量风速序列的对比; b. ANN 反演风速与浮标测量风速散点图

a. Comparison of wind speed inverted by ANN and wind speed measured by buoys; b. scatter plots of wind speed inverted by ANN and wind speed measured by buoys

在已得到无向海浪谱峰值浪周期和有效浪高的情况下,可以利用迭代算法求解这一方程。求解过程中通常风速初始值可设为 10 m/s,通过少量的迭代次数就可以得到所需要的风速值。但由于经验关系对海域及海况的要求较高,且海浪参数提取中本身存在的误差,这就使得这一方法的反演精度和泛化能力受到较大限制。

作为对比,图4给出了经 SMB 风速预测方法得到的#44025 浮标处 2014 年风速反演结果。对比图3给出的神经网络风速反演结果,可以看到基于神经网络的风速提取算法可以得到更小的风速误差和更高的相关系数。从图4可以看到在风速低于 5 m/s 的情况下,利用 SMB 方法无法对风速进行准确反演,这是因为 SMB 方法仅适用风浪占主导地位的情况。而基于神经网络的方法在风速较低或和较高的情况下均

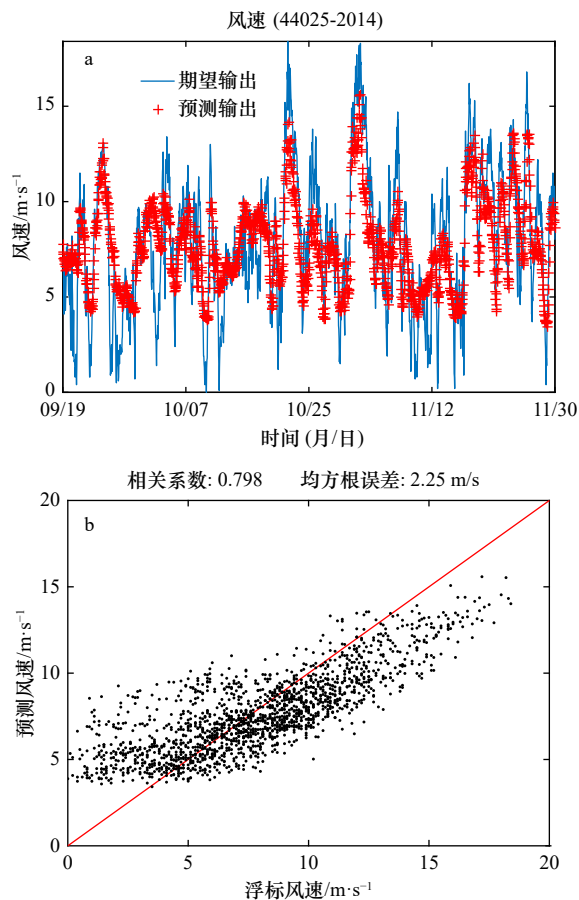


图4 SMB 风速反演结果

Fig. 4 Wind speed inversion results of SMB

a. SMB 反演风速与浮标测量风速序列的对比; b. SMB 反演风速与浮标测量风速散点图

a. Comparison of wind speed inverted by SMB and wind speed measured by buoys; b. scatter plots of wind speed inverted by SMB and wind speed measured by buoys

能得到较为理想的结果,数据拟合的准确度更高,有着明显的优势。

为了进一步验证该网络在时间、空间上的稳定性,分析了#44025、#44065 及#44008 浮标部分年份数据经已训练网络预测后所得风速与浮标记录风速间的均方根误差及相关系数,并给出了不考虑时间因素影响的情况,即使用当前瞬时有效浪高、平均周期、平均风向来预测当前风速值的神经网络风速提取方法的对比结果,如图5所示。

由图5可见,相较使用当前瞬时输入的情况,本文给出的方法能够得到更佳的风速反演结果,且在不同浮标点及不同时间段也仍能达到较好的预测效果,但当测试数据集所在浮标与训练数据集所在浮标距离较远时,风速预测效果会有所下降。然而仍能均方误差控制在 1.8 m/s 左右,相关系数控制在 0.9 左右。

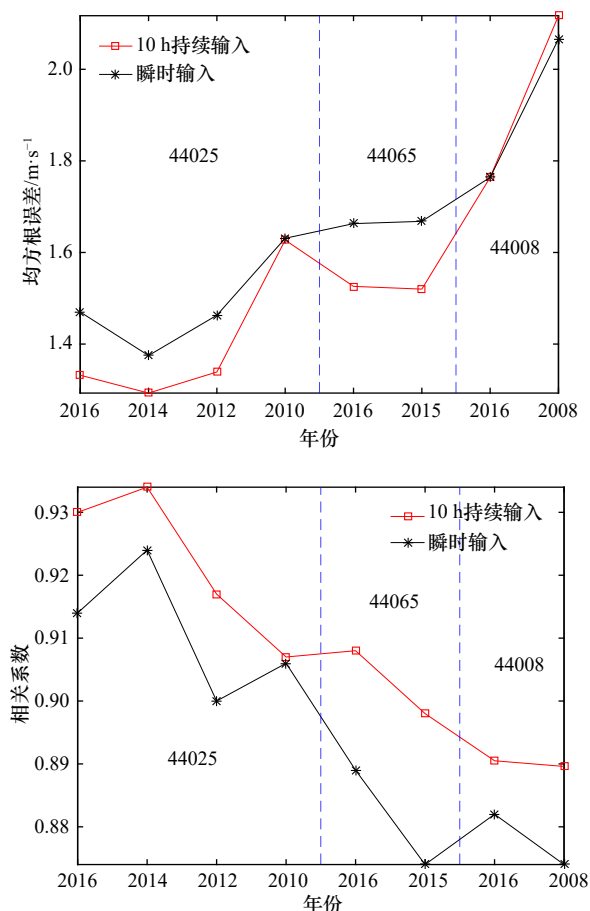


图5 两种网络的风速反演均方根误差和相关系数对比

Fig. 5 Comparison of wind speed root mean square error and correlation coefficient inverted by two networks

4 雷达数据应用结果

将已训练的风速提取网络应用到高频雷达数据处理中,进行风速反演。图6给出了2013年由武汉大学开发的便携式高频地波雷达 OSMAR-S 于福建实验的位置,下坡为试验中雷达所在位置,雷达覆盖区布设有 A、B、C、D、E 5 个浮标。高频工作频率为 13 MHz。

为了验证由美国东海岸浮标数据所训练的网络应用于福建海域的性能,先将福建海域浮标记录数据用于已训练的网络,比较风速提取结果。图7给出了 C 浮标处的风速提取结果,得到的均方根误差为 1.64 m/s,相关系数为 0.938。在风速大于 3 m/s 时,风速预测的准确性非常高。

浮标风速提取结果说明由美国东海岸浮标数据训练得到的风速提取网络在福建海域仍有良好的适用性。因此,如果雷达测得的浪高和风向参数可靠,即也可通过此网络反演得到准确的风速。将由雷达

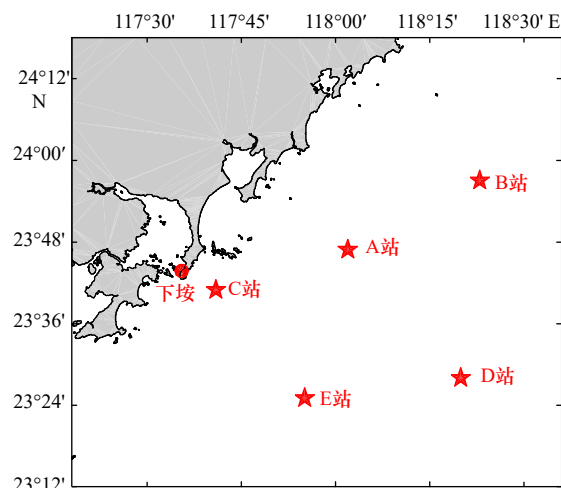


图6 福建实验地理位置

Fig. 6 Geographic location of experiments in the Fujian adjacent waters

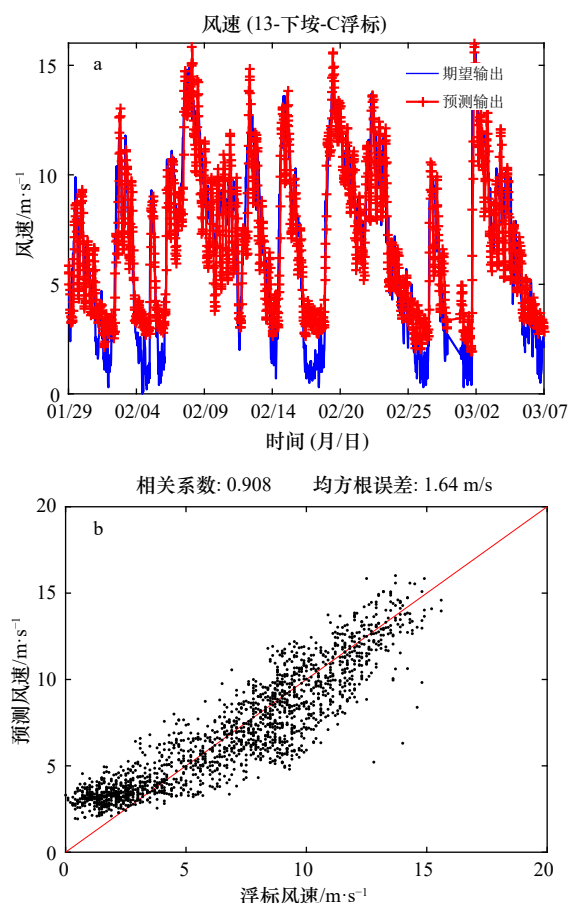


图7 C浮标处 ANN 风速反演结果

Fig. 7 Wind speed inversion result of ANN at C buoy

a. ANN 反演风速与浮标测量风速序列的对比; b. ANN 反演风速与浮标测量风速散点图

a. Comparison of wind speed inverted by ANN and wind speed measured by buoys; b. scatter plots of wind speed inverted by ANN and wind speed measured by buoys

回波多普勒频谱得到的有效波高、平均波周期、平均风向数据输入该网络进行风速反演,结果如图8所示。图8a给出了雷达数据输入得到的神经网络风速反演结果及SMB风速反演结果,其中对比数据来自C浮标记录的风速值。图8b为雷达数据输入得到的神经网络风速反演结果与C浮标记录风速的散点图。神经网络反演总均方根误差低至2.11 m/s,平均偏差为1.71 m/s,相关系数达到0.849,而SMB方法的均方根误差为2.93 m/s,平均偏差为2.23 m/s。相较而言本文给出的方法的风速反演效果有明显提升,且在风速为3~6 m/s时尤为明显。

5 总结

在高频雷达遥感中,雷达方程的复杂性以及海面环境的复杂性使得很难推导和建立稳定的波浪和风的数学关系^[14]。因此相较于传统的经验、半经验的风速预测算法而言,人工神经网络强大的学习、归纳能力使得它在建立浪高、风向等海洋动力学参数与风速之间非线性映射中有着明显的优势。本文提出的算法利用神经网络建立了有效波高、平均波周期、平均风向以及时间因素与风速之间的非线性映射。通过对神经网络的测试证明了这一网络的稳定性和良好的泛化能力,可以在广泛的时间和空间范围内使用。浮标风速提取的对比结果表明,相对于SMB方法和不考虑时间因素的神经网络风速预测方法,本文给出的方法其风速提取性能有明显改善。利用已训练网络对紧凑型高频地波雷达OSMAR-S福建实验数据进行处理,提取到的风速相对于浮标记录风速误差为2.11 m/s,相关系数可以达到0.849。雷达实验结果验证了这一方法在实现高频雷达风速反演中的可行性。

参考文献:

- [1] 王其松,邓家泉,刘诚,等. 叠加风场在南海台风浪数值后报中的应用研究[J]. 海洋学报, 2017, 39(7): 70–79.
Wang Qisong, Deng Jiaquan, Liu Cheng, et al. Application of superimposed wind fields to the hindcast modelling of typhoon-induced waves in the South China Sea[J]. Haiyang Xuebao, 2017, 39(7): 70–79.
- [2] 郑静静,刘桂梅,高姗,等. 风和径流量对长江口缺氧影响的数值模拟[J]. 海洋学报, 2018, 40(9): 1–17.
Zheng Jingjing, Liu Guimei, Gao Shan, et al. The impact of river discharge and wind on the hypoxia off the Changjiang Estuary: A numerical modeling study[J]. Haiyang Xuebao, 2018, 40(9): 1–17.
- [3] Barrick D E. Extraction of wave parameters from measured HF radar sea-echo Doppler spectra[J]. Radio Science, 1977, 12(3): 415–424.
- [4] Lipa B, Barrick D. Least-squares methods for the extraction of surface currents from CODAR crossed-loop data: application at ARSLOE[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1983, 8(4): 226–253.
- [5] Zeng Yuming, Zhou Hao, Lai Yeping, et al. Wind-direction mapping with a modified wind spreading function by broad-beam high-frequency radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(5): 679–683.
- [6] Bretschneider C L. Forecasting relations for wave generation[J]. Look Lab Hawaii, 1970, 1(3): 31–34.
- [7] Kinsman B. Wind Waves: Their Generation and Propagation on the Ocean Surface[M]. New York: Dover, 1984.

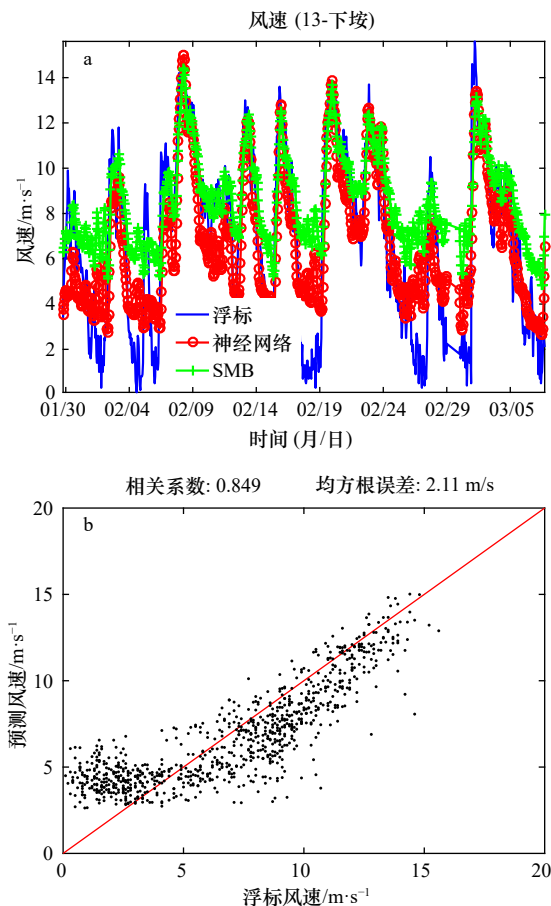


图8 雷达实验风速反演结果

Fig. 8 Wind speed inversion results of radar experiment

- a. 雷达实验反演风速与浮标风速序列对比; b. ANN反演风速与浮标风速序列散点图
- a. Comparison of wind speed inverted by radar experiment and wind speed measured by buoys; b. scatter plots of wind speed inverted by ANN and wind speed measured by buoys

致谢: 感谢厦门大学商少平教授提供2013年福建海域浮标数据。

- [8] Hasselmann K, Barnett T P, Bouws E, et al. Measurements of wind-wave growth and swell decay during the Joint North Sea Wave Project (JONSWAP)[R]. Hamburg: Deutsches Hydrographisches Institut, 1973.
- [9] Mathew T E, Deo M C. Inverse estimation of wind from the waves measured by high-frequency radar[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(10): 2985–3003.
- [10] Shen Wei, Gurgel K W, Voulgaris G, et al. Wind-speed inversion from HF radar first-order backscatter signal[J]. *Ocean Dynamics*, 2012, 62(1): 105–121.
- [11] Zeng Yuming, Zhou Hao, Roarty H, et al. Wind speed inversion in high frequency radar based on neural network[J]. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2016, 2016: 2706521.
- [12] Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*[M]. New York: Prentice Hall PTR, 1994.
- [13] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning internal representations by error propagation[R]. California: California University San Diego La Jolla Institute for Cognitive Science, 1985.
- [14] Heron S F, Heron M L. A comparison of algorithms for extracting significant wave height from HF radar ocean backscatter spectra[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1998, 15(5): 1157–1163.

Wind speed inversion of high frequency radar based on artificial neural network

Cai Jiajia¹, Zeng Yuming¹, Zhou Hao¹, Wen Biyang¹

(1. *Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430072, China*)

Abstract: Wind speed is one of the important ocean state parameters. Accurate extraction of sea surface wind speed is an important guarantee for achieving marine environmental monitoring and coastal engineering applications. At present, as an emerging marine environment monitoring device, high frequency radar still has challenges in wind speed extraction. This paper proposes a wind speed extraction method based on artificial neural network which can be trained by historical sea state data measured by buoys to achieve non-linear mapping among wind and effective wave height, wave period, wind direction, and time. The test results show the stability of the trained network both in time and space and the trained network was applied to the wind speed inversion of the high frequency surface wave radar, OSMAR-S. The correlation coefficient between the inversion wind speed and the measured wind speed of the buoy reaches 0.849, and the root mean square error is 2.11 m/s. This result is significantly better than the conventional SMB method which inverts the wind speed from wave height, and verifies the feasibility of this method in high frequency radar wind speed inversion.

Key words: wind speed inversion; artificial neural network; high frequency surface wave radar