

文章编号: 1674 - 5566(2012)01 - 0123 - 09

基于微波辐射计 SSM/I 的海面风速反演算法研究及应用

雷林^{1,2,3}, 陈新军^{1,2,3}, 毛志华⁴

(1. 上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306; 2. 上海海洋大学 大洋生物资源开发和利用上海市高校重点实验室, 上海 201306; 3. 上海海洋大学 大洋渔业资源可持续开发省部共建教育部重点实验室, 上海 201306; 4. 国家海洋局第二海洋研究所, 浙江 杭州 310012)

摘要: 海面风速是海洋环境的重要参数, 微波辐射计是卫星监测海面风速的重要手段。通过微波辐射计 SSM/I (Special Sensor Microwave/Imager) 亮温与浮标实测风速建立的匹配数据集, 利用人工神经网络构建海面风速反演模型。比较不同模型的反演效果, 得出七通道单参数神经网络模型 SANN (Single-parameter Artificial Neural Network) 反演的效果和浮标实测风速较为接近, 均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 为 1.40m/s。因此选择该模型反演全球的月平均风速, 并将反演结果与 NOAA 产品风速比较。结果表明: 两者在整体分布和纬度平均上非常接近, 均方根误差为 1.03m/s。可见, 该算法用于海面风速反演还是可行的。

研究亮点: 提出用微波辐射计 SSM/I 刈幅型亮温与浮标实测数据进行匹配, 可以减小人为误差。比较不同神经网络模型, 发现七通道单参数模型效果要优于其他结构模型, 然后选择该模型反演全球风速, 效果较好, 因此在不需深究海面微波发射和传输的微观机制的前提下, 可以为以后的微波辐射计反演海面风速提供参考。

关键词: 海面风速; SSM/I; 反演; 人工神经网络; 应用

中图分类号: P 714

文献标志码: A

海面风速是研究海气之间相互作用的重要参数^[1], 它对短期预报以及季节性和气候年际变化的预测也非常重要^[2]。海面风速通过调节热量, 水汽, 海气通量和颗粒物, 调节在大气和海洋之间的耦合作用, 从而维持全球和区域气候^[3]。海面风速的常规观测主要由船舶、海上浮标及沿岸站完成^[4]。对于覆盖全球 70% 的海洋来说, 由常规观测系统获得的资料十分贫乏, 既不能形成资料的空间序列, 又不能形成时间序列, 难以满足多方面的需求^[5]。卫星遥感技术为海面风速的测量提供了一个崭新的技术手段逐渐被广泛使用^[6]。目前用来进行海面风速测量的微波辐射计主要有搭载在美国国防气象卫星计划 DMSP (Defense Meteorological Satellite Program) 上的微波辐射计 SSM/I 和地球观测系统 Aqua 卫星上的微波辐射计 AMSR (Advanced Microwave Scanning Radiometer), 其中 SSM/I 系列是运行时间最长且

最为稳定的微波辐射计^[7]。

本文主要利用微波辐射计亮温和浮标实测风速建立相应的匹配数据集, 通过神经网络算法对匹配数据集进行训练, 建立合适的模型, 从而进行全球海面风速的反演。

1 数据与方法

1.1 数据来源

SSM/I 亮温数据来自 Global Hydrology Resource Center 的官方网站 ghrc.msfc.nasa.gov。浮标数据分别来自 National Data Buoy Center 的官方网站 www.ndbc.noaa.gov 以及 Pacific Marine Environmental Laboratory 的官方网站 www.pmel.noaa.gov。SSM/I 亮温数据类型主要有刈幅型和网格型, 在建立匹配数据集时选择刈幅型数据。因为 SSM/I 亮温的空间分辨率为 50 km, 如果靠近陆地的越近, 那么 SSM/I 接收到的

收稿日期: 2011-05-25 修回日期: 2011-06-29

基金项目: 上海市高校选拔培养优秀青年教师科研专项基金 (SSC10008)

作者简介: 雷林 (1978—), 男, 工程师, 研究方向为微波遥感与应用。E-mail: llei@shou.edu.cn

亮温主要来自于陆地,所以为了排除大陆径流污染对海面亮温的影响以及减少陆地对海面风速的影响,选取浮标的实际位置远离海岸线至少

100 km 以上^[8],因此选取分布于赤道附近,太平洋北纬度地区,东北太平洋,墨西哥湾以及大西洋西侧的浮标,具体分布位置如图 1 所示。

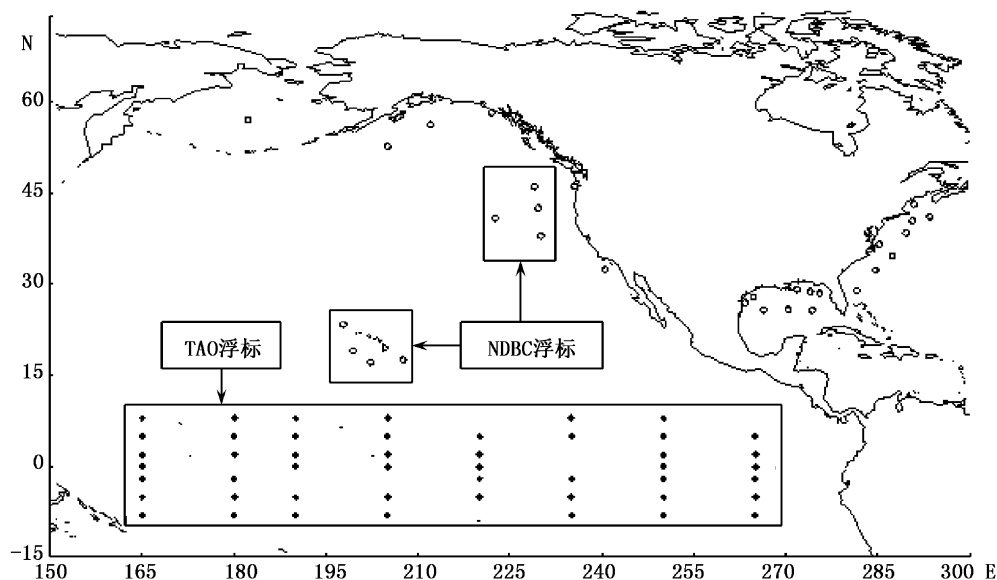


图 1 NDBC 浮标和 TAO 浮标分布位置图

Fig.1 Locations of NDBC buoys and TAO buoys

1.2 研究方法

1.2.1 数据预处理

(1) SSM/I 数据处理

SSM/I 数据在使用之前,必须经过定标处理,

即将卫星的观测计数值(observation counts)转换成可用物理值(亮温)。图 2 分别为转换得到的 2007 年 7 月 11 日轨道号为 25 的升、降轨亮温。

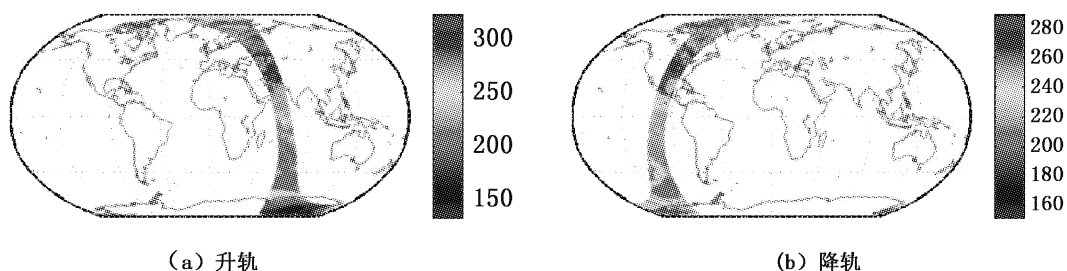


图 2 2007 年 7 月 11 日 25 号轨道轨道亮温

Fig.2 Brightness temperature of Track 25 July 11, 2007

另外,按天气状态分类标准将 SSM/I 亮温数据进行分类^[9],如果不满足晴天或云天天气状态的条件,说明海面风速对亮温的影响被大气衰减所掩盖,亮温不能用来反演海面风速。

(2) 浮标数据处理

由于 NDBC 浮标海拔高度为 5 m 或 10 m, TAO 浮标的海拔高度都为 3.8 m,而微波辐射计

SSM/I 测量的是海拔高度 19.5 m 处风速,所以将浮标实测风速统一调整到海拔高度为 19.5 m 处的风速^[10],公式如下:

$$W(19.5) = [\ln(19.5/z)/\ln(H/z)]W/(H)$$

式中:拖拽系数的大小为经验值,大小在 0.001 2 至 0.001 4 之间^[11],本文取其大小为 0.001 3; z 为表面粗糙长度,大小为 1.52×10^{-4} ; H 为浮标测

风仪所在的高度。

(3)SSM/I 亮温数据与浮标数据的匹配

微波辐射计刈幅型亮温数据比网格型亮温数据的空间分辨率更高,所以进行亮温数据和浮标数据匹配时选择刈幅型亮温数据。在进行卫星观测象元和浮标位置的匹配时,为了确保卫星观测时间、采样区域和浮标的测量时间和具体位置更加接近,本文采用严格的匹配标准。采样的空间窗口:浮标具体位置的地理坐标与卫星观测象元中心点的距离小于 10 km。采样的时间窗口:NDBC 浮标的采样记录时间和卫星观测像元中心点的扫描时间的间隔小于 30 min,TAO 浮标的采样记录时间和卫星观测像元中心点的扫描时间的间隔小于 10 min。首先由浮标所在位置的经纬度确定 SSM/I 在一年内经过该位置时的亮温,同时也包括卫星的过境时间,在根据卫星的过境时间找到此时浮标所测量的海洋参数,包括:海面风速,海面风向,海表温度,海面气温,有效波高等。浮标数据与卫星数据匹配具体的流程如图 3 所示。这样得到的 SSM/I 观测像元的亮温值和 NDBC 以及 TAO 浮标采样数据的匹配记录共计32 770条,其分布如图 4 所示。

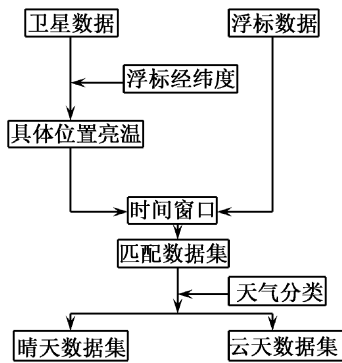


图 3 浮标数据与卫星数据匹配具体的流程图
Fig. 3 Chart of buoy and satellite data matching

1.2.2 神经网络模型的建立

人工神经网络 ANN (Artificial Neural Network) 方法反演海面风场最早是用于微波散射计风向的反演以及消除风向模糊 [12-13]。人工神经网络同样用于微波辐射计亮温资料反演海面风速,同时反演水汽含量,云中液态水和海表温度 [14-18]。

海面微波辐射主要受到由海面风场引起的小尺度海表粗糙度和海面泡沫的影响,因而可以

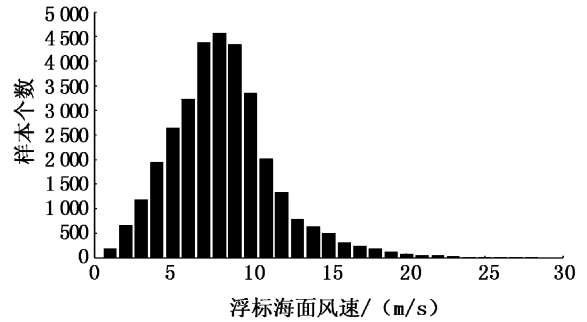


图 4 样本中风速分布图
Fig. 4 Distribution of sample wind speed

利用 SSM/I 微波辐射计接收的海面亮温反演海面风速。然而由于海表面的微波辐射的物理机制比较复杂,同时 SSM/I 微波辐射计测量的亮温还包含大气发射和散射的贡献,这就增加了使用理论模型反演风速的难度。由于神经网络模型在反演风速时不需要深究海面微波发射和传输的微观机制,仅仅需要使用匹配的亮温值和实测的风速大小对神经网络进行训练,因而可以利用神经网络算法反演海面风速。

根据输出参数和使用网络的个数,可以将神经网络分为单参数神经网络和多参数神经网络。本文建立单参数和多参数两种神经网络。单参数神经网络模型包括一个输入层、两个隐含层以及一个输出层。由于 SSM/I 微波辐射计除了 19、22、和 37GHz 通道亮温含有风速信息,85GHz 通道的亮温也与风速存在着一定的函数关系 [19]。因此在进行风速反演时增加 85GHz 通道的亮温值作为输入。这样,输入层就有 7 个节点,分别为 SSM/I 微波辐射计 TB19H、TB19V、TB22V、TB37H、TB37V、TB85H、TB85V 7 个极化通道的亮温值。本文所建立的神经网络有两个隐含层,第一个隐含层为 6 个节点,第二个隐含层为 6 个节点,输出层一个节点,输出项为风速,见图 5 所示。多参数神经网络模型 MANN (Multi-parameter Artificial Neural Network) 的输入层和隐含层同单参数神经网络模型的结构一样,不同的是输出层有三个节点,输出项分别为风速、海表温度和海面气温,如图 6 所示。将匹配好的数据集随机分成等量的两部分,其中的一部分作为训练样本集,另一部分作为检验样本集。用训练样本集对 SANN、MANN 两种神经网络模型进行训练。

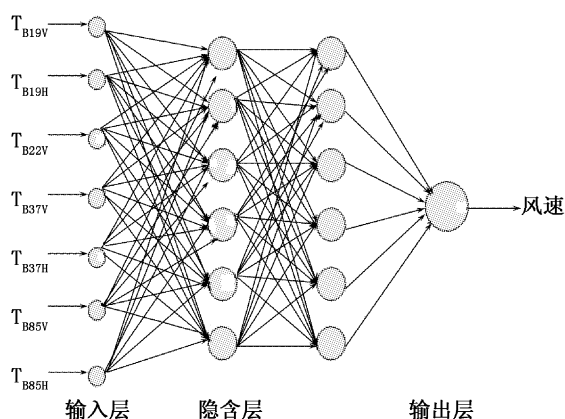


图 5 单参数神经网络模型(SANN)拓扑结构图

Fig. 5 Structure of SANN

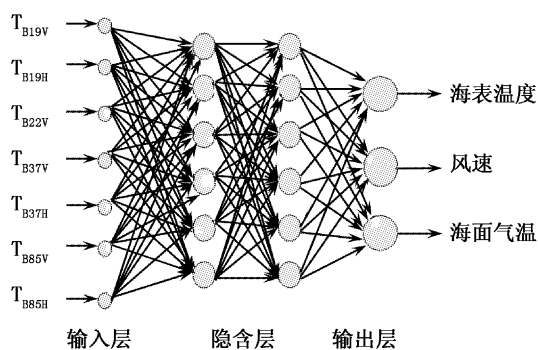


图 6 多参数神经网络模型(MANN)拓扑结构图

Fig. 6 Structure of MANN

2 结果与分析

2.1 两种神经网络模型反演结果分析

2.1.1 两种神经网络反演风速的相互比较

图 7 为七通道的两种神经网络模型分别在混合天气(C & C),晴天(Clear),混合天气高风速(C & C & H)和晴天高风速(Clear & H)状态的反演误差。从图中可以看出在混合天气状态下上述单参数网络模型和多参数网络模型相差不大,在晴天天气状态下上述两种网络模型反演误差也趋于一致。但在其他两种状态下反演误差相差较大,在晴天高风速状态下多参数(MANN)网络模型的反演误差要大于单参数(SANN)网络模型的反演误差。总的来看,在四种不同状态下单参数网络模型的反演效果都好于多参数网络模型。

2.1.2 两种神经网络模型反演风速与浮标风速的比较

(1)混合天气状态下的比较

将检验样本集的亮温输入到训练好的神经网络模型中,反演得到的风速值与浮标实测值进行比较,比较的样本数目为16 835个,比较结果如图 8 和 9 所示。从图中可以看出,多参数神经网络(图 8)反演值比较集中在 18 m/s 以下,只有极个别反演值大于 20 m/s。而无论从高风速还是低风速来看,单参数神经网络(图 9)反演值与实测值都比较吻合,整体的趋势也是非常一致,但会出现极个别虚假高风速。图 10 为从检验样本中随机抽取 80 个样本构成的序列图,从此图同样看出,单参数神经网络反演风速比多参数神经网络更加接近浮标实测值(BUOY),由于大于 20 m/s 的样本个数较少,所以本图没有体现高风速反演的比较结果,但不影响整个比较的结果。

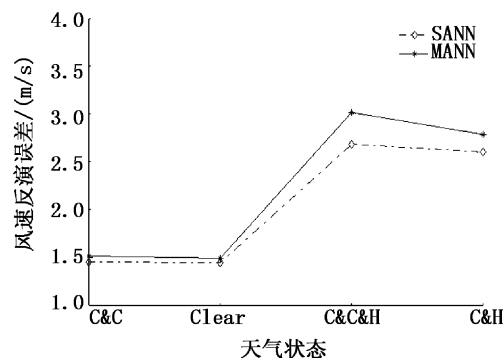


图 7 七通道神经网络在 4 种天气状态下的误差比较

Fig. 7 Error comparison of seven-channel neural network in four weather conditions

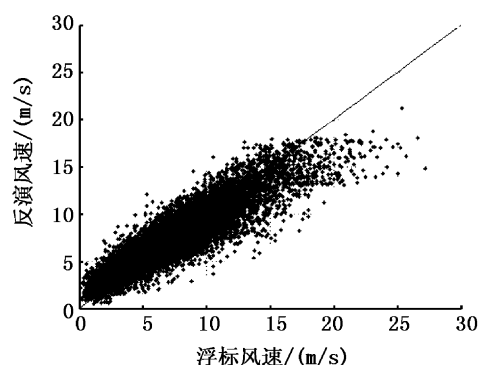


图 8 多参数神经网络反演风速与浮标风速比较

Fig. 8 Comparison of multi-parameter neural network retrieval wind speed and buoy wind speed

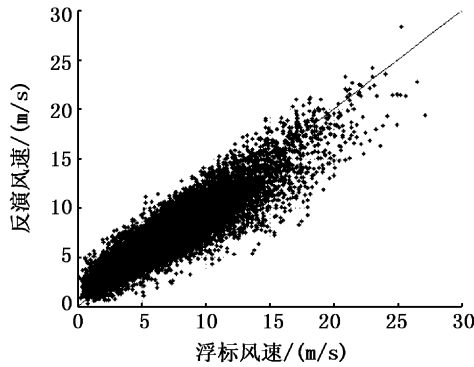


图 9 单参数神经网络反演风速与浮标风速比较

Fig.9 Comparison of single parameter neural network retrieval wind speed and buoy wind speed

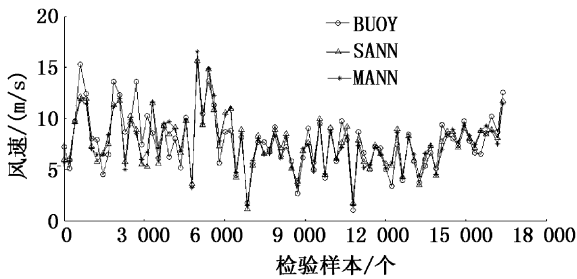


图 10 两种网络模型反演结果与浮标数据比较

Fig.10 Retrieval results of two network models compared with buoy data

(2)晴天天气状态下的比较

图 11 和 12 为晴天天气状态下神经网络反演风速值与浮标实测值的比较,比较的样本数目为 14 694 个。从图中可以看出,多参数神经网络(图 11)对大于 20 m/s 的风速反演效果不是很理想,但比混合天气状态下的反演效果有所提高,比较接近 20 m/s。而单参数神经网络(图 12)在晴天天气状态下的反演效果更好,均方根误差为 1.40 m/s,对高风速的反演效果也有所提高。图 13 为在比较样本中随机抽取的 80 个样本,可以看出两个网络模型对低风速的反演值与浮标实测值比较吻合。

通过上述分析可以得出,单参数神经网络比多参数神经网络在两种不同的天气状态下反演风速的范围要大,稳定性要好;单参数神经网络在高风速条件下反演的值在浮标实测风速上下浮动,而多参数神经网络在高风速下反演的值比浮标实测风速普遍偏低。因此,相比较而言在高

风速条件下,单参数神经网络的反演效果相对较好。

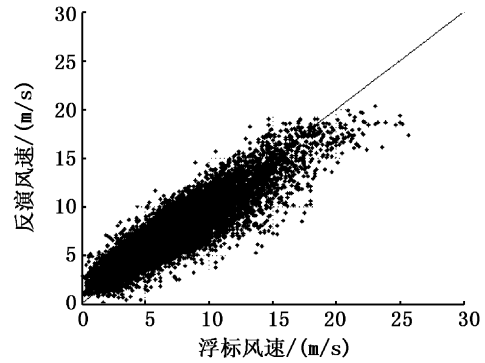


图 11 多参数神经网络反演风速与浮标风速比较

Fig.11 Comparison of multi-parameter neural network retrieval wind speed and buoy wind speed

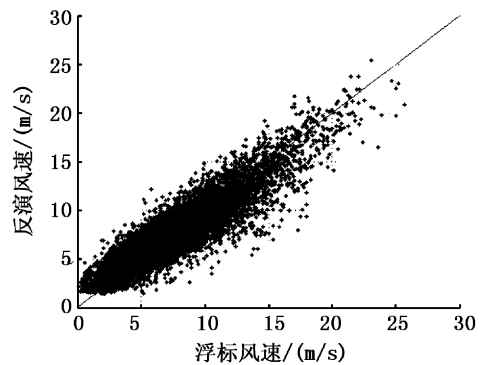


图 12 单参数神经网络反演风速与浮标风速比较

Fig.12 Comparison of single parameter neural network retrieval wind speed and buoy wind speed

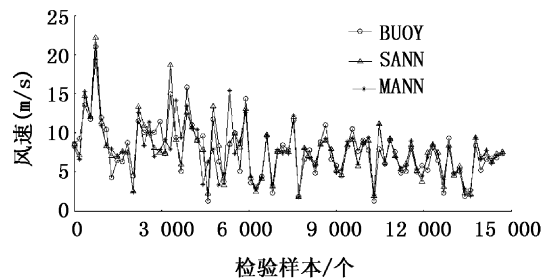


图 13 两种网络模型反演结果与浮标数据比较

Fig.13 Retrieval results of two network models compared with buoy data

3 应用

本文利用 2006 年 DMSF F-14 上搭载的微波辐射计 SSM/I 亮温反演全球海面风速,然后将反演得到的海面风速进行月平均,并与 NOAA 的风速产品进行月平均比较,选择 1、4、7、11 4 个月份,分别代表 4 个季节,如图 14(左列为 NOAA 产品风速,右列为反演风速)所示。比较神经网络反演的月平均风速和 NOAA 的月平均风速产品可以看出,两者在全球风速的大小分布趋势上吻合得很好,特别是在赤道附近和北半球神经网络反演的月平均风速与 NOAA 的月平均风速产品非常接近,只是在南纬 60 度以下区域内,神经网络

反演的月平均风速比 NOAA 的月平均风速产品要略大。另外,神经网络反演的月平均风速在一年内随时间变化的趋势和 NOAA 的月平均风速产品的变化趋势也是比较一致,能真实地反映出每一个月份全球的风速分布情况。为了进一步地对反演结果加以比较,将两者在纬度进行平均,比较结果如图 15 所示。从图可以很明显的看出,两者在纬度上的平均风速的大小相差很小,而且,随着纬度的变化,两者在纬度上平均风速的变化曲线也比较一致,只是在南纬 60 度以下范围相差较大,大小在 1.03 m/s。这说明了神经网络算法反演海面风速还是可行。

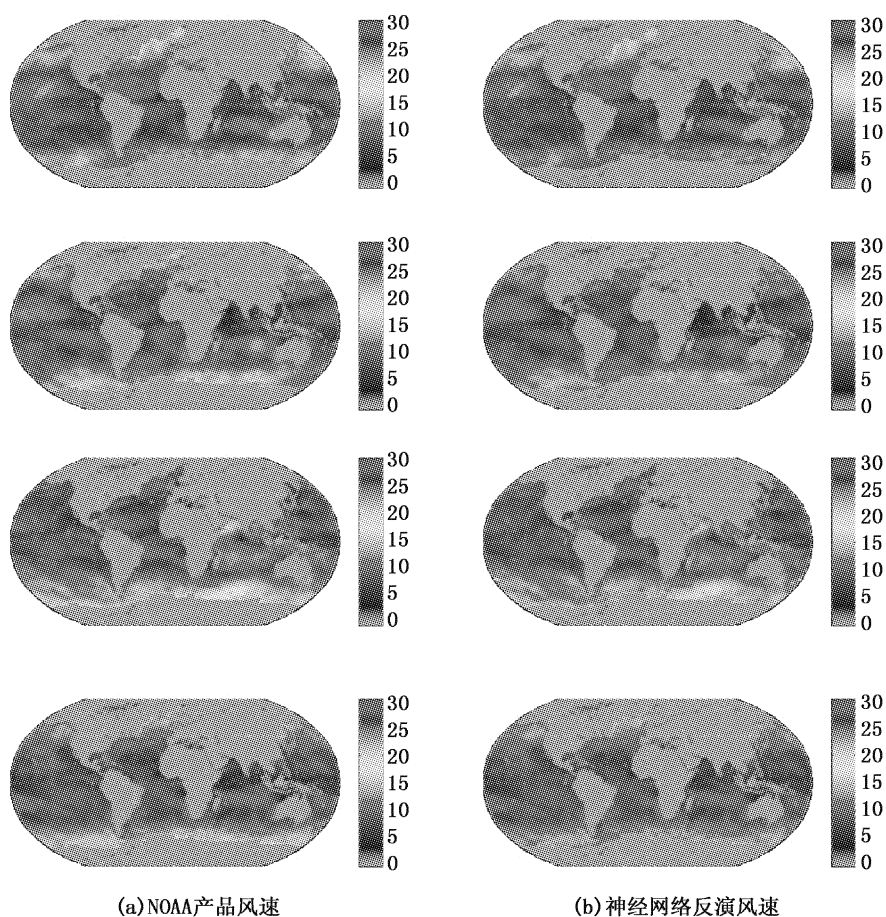


图 14 神经网络反演海面风速与 NOAA 产品风速比较

Fig. 14 Comparison of neural network retrieval wind speed and NOAA wind speed

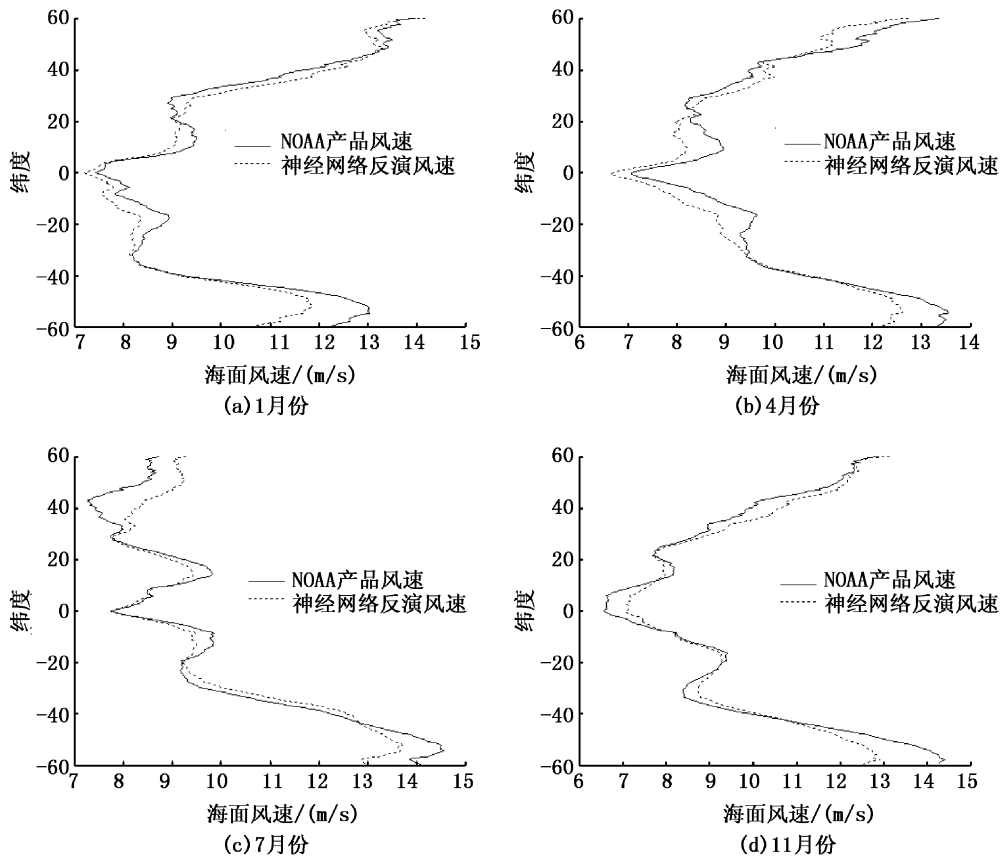


图 15 神经网络反演海面风速与 NOAA 产品风速在纬度上的分布比较

Fig. 15 Comparison of neural network retrieval wind speed and NOAA wind speed in latitude

4 结论

通过处理 SSM/I 微波辐射计亮温数据和浮标实测数据,利用 SSM/I 微波辐射计刈幅型亮温数据与浮标实测数据进行双向交互匹配,这样保证建立的匹配数据集两者在时间上相差不超过 30 min 和在空间上相差不超过 10 km,因此人为误差也更小,共得到匹配数据集样本数为 32 770 个。通过对不同模型神经网络反演海面风速所得到的结果进行分析,可以看出,单参数神经网络模型的反演效果要好于多参数神经网络模型的反演效果,单参数七通道神经网络模型反演海面风速与浮标实测海面风速的均方根误差为 1.40 m/s。利用选定神经网络模型对全球风速进行了反演,反演得到的海面风速与 NOAA 产品风速进行月平均比较,无论从全球海面风速的分布情况,还是海面风速随月份的变化情况来看,两者都非常接近。只是在南纬 60 度以下区域,随着纬度的增加,神经网络反演风速和 NOAA 产品风

速在纬度上的平均值存在一定的偏差,大小为 1.03 m/s。

感谢 National Data Buoy Center 和 Pacific Marine Environmental Laboratory 的官方网站 www.ndbc.noaa.gov 和 www.pmel.noaa.gov 提供浮标数据,以及 Global Hydrology Resource Center 的官方网站 ghrc.msfc.nasa.gov 提供 SSM/I 数据。

参考文献:

- [1] DICKINSON S, BROWN R A. A study of near-surface winds in marine cyclones using multiple satellite sensors [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1996, 35(6): 769-781.
- [2] HSU C S, TIMOTHY L W, MORTON G, et al. Impact of scatterometer winds on hydrologic forcing and convective heating through surface divergence [J]. *Monthly Weather Review*, 1997, 125(7): 1556-1576.
- [3] ATLAS R, HOFFMAN R N, LEIDNER S M, et al. The effects of marine winds from scatterometer data on weather analysis and forecasting [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2001, 82(9): 1965-1990.
- [4] 刘春霞, 何溪澄. QuikSCAT 散射计矢量风统计特征及南

- 海大风遥感分析[J]. 热带气象学报, 2003, 19(9): 107 - 117.
- [5] 李晓隼. 一种卫星散射计资料的客观分析方法及在台湾周边海域海面风场季节特性研究[D]. 厦门: 国家海洋局第三海洋研究所, 2001.
- [6] 冯倩. 多传感器卫星海面风场遥感研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2004.
- [7] HOLLINGER J P, PEIRCE J P, POE G A. SSM/I Instrument evaluation[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(5): 781 - 790.
- [8] WICK G A, BATES J J, GOTTSCHALL C C. Observation evidence of a wind direction signal in SSM/I passive microwave data[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(2): 823 - 837.
- [9] THIRIA S, MEJIA C, BADRAN F, et al. A neural network approach for modeling nonlinear transfer function; application for wind retrieval from spaceborn scatterometer data [J]. *Journal Geophysical Research*, 1993, 88(4): 22827 - 22841.
- [10] WENTZ F J. A well calibrated ocean algorithm for SSM/I [J]. *Journal Geophysical Research*, 1997, 102(4): 8703 - 8708.
- [11] LARGE W G, POND S. Open ocean flux measurements in moderate to strong winds [J]. *Journal of Physics and Oceanography*, 1981, 11(3): 324 - 336.
- [12] MEJIA C, THIRIA S, TRAN N et al. Determination of the geophysical model function of ERS1 scatterometer by the use of neural networks [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1998, 103(12): 12853 - 12868.
- [13] STOGYRN A P, BUTLER C T, BARTOLAC T J. Ocean surface wind retrievals from special sensor microwave imager data with neural networks[J]. *Journal Geophysical Research*, 1994, 99(1): 981 - 984.
- [14] KRASNOPOLSKY V, BREAKER L C, GEMMILL W H. A neural network as a nonlinear transfer function model for retrieving surface wind speeds from the special sensor microwave imager[J]. *Journal Geophysical Research*, 1995, 100(6): 11033 - 11045.
- [15] KRASNOPOLSKY V, BREAKER L C, GEMMILL W H. Surface winds from the SSM/I using neural networks [J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 4(5): 1712 - 1714.
- [16] KRASNOPOLSKY V, GEMMILL W H, BREAKER L C. A multi-parameter empirical ocean algorithm for SSM/I retrievals [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1999, 25(12): 486 - 503.
- [17] KRASNOPOLSKY V, GEMMILL W H, BREAKER L C. A neural network multiparameter algorithm for SSM/I ocean retrievals; comparisons and validations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 73(2): 133 - 142.
- [18] GAIROLA R M, SAMIR POKHREL, VARMA A K, et al. Multiparameter microwave retrieval algorithms: performance of neural networks [J]. *Current Science*, 2006, 91(10): 1832 - 1837.
- [19] MEISSNER T, WENTZ F J. A radiative transfer model function for 85.5 GHz special sensor microwave imager ocean brightness temperatures [J]. *Radio Science*, 2003, 38(4): 8066 - 8073.

Study on algorithms for retrieving sea surface wind speed and its application based on microwave radiometer SSM/I

LEI Lin^{1,2,3}, CHEN Xin-jun^{1,2,3}, MAO Zhi-hua⁴

(1. *College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China*; 2. *Key Laboratory of Shanghai Education Commission for Oceanic Fisheries Resources Exploitation, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China*; 3. *Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China*; 4. *Second Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Hangzhou 310012, Zhejiang, China*)

Abstract: The sea surface wind speed is an important parameter of marine environment and satellite microwave radiometer is an important tool to monitor this parameter. In this paper, a model for retrieving the sea surface wind speed is developed using the artificial neural network (ANN), through the data sets generated between the microwave radiometer SSM/I brightness temperatures and the in-situ buoy measurements. By comparing the retrieval results of different models, it is concluded that the result of the seven-channel SANN retrieval model is closer to the buoy measured wind speed with the root mean square error (RMSE) of 1.40m/s. Therefore, this model is chosen to retrieve the global monthly-average wind speed, and the retrieval results are compared with the NOAA products. The results show that, both are very close in the overall and latitude-average distribution with the RMSE of 1.03 m/s. It can be seen that the algorithm for the sea surface wind speed retrieval is feasible.

Key words: sea surface wind speed ;SSM/I ;retrieval ;artificial neural network ;application