

Offshore Wind Field Model Data Revision Based on U-Net

Jianbo Zhang, Yanxin Yao[†], Jiaxin Liu

Beijing Information Science and Technology University, Beijing, 100010, China

[†]Email: yanxin_buaa@126.com

Abstract

The production and daily life in coastal areas of our country are greatly affected by offshore wind fields. Currently, high-resolution gridded marine data are modeled data, primarily derived from physical numerical models, while the modeled data are sensitive to initial conditions and cannot accurately describe wind speed information near the ground and sea surface. It is necessary to consider using real-time reference data from buoys, ships, and other sources for correction. However, traditional correction methods can only correct grid values near the reference data points. Therefore, in this study, a data correction algorithm based on U-Net was proposed for wind speed correction. It uses site reference data to correct the entire target marine area based on U-Net, reducing wind speed errors after correction. Experimental results show that the Root Mean Square Error (RMSE) of 10 m wind speed in the marine target area is 1.96 m/s. This is a 16.8% reduction compared to the average error of model data. The U-Net model can effectively correct model data, providing high-quality data support for subsequent data fusion studies.

Keywords: Sea Surface Wind Field; Wind Speed Revision; Deep Learning; U-Net

基于 U-Net 的海上风场模式数据订正*

张鉴博, 姚彦鑫[†], 刘佳欣

北京信息科技大学, 北京 100010

摘要: 我国沿海地区生产生活受海上风场的影响较大, 目前海上高分辨网格化数据为模式数据, 其主要通过物理数值模型推算得出, 对于初值敏感, 且无法准确描述近地面和海面的风速信息。需要考虑用浮标、船舶等实况参考数据订正, 而传统订正方法只能订正参考数据附近的格点值。本文提出一种基于 U-Net 网络的风场数据订正算法。利用 U-Net 网络通过站点参考数据对整个目标区域进行订正, 降低目标海洋区域订正后风速误差。实验结果表明海洋目标区域 10 m 风速平均订正误差 RMSE 值为 1.96 m/s, 比模式数据的平均误差降低了 16.8%, U-Net 网络模型可以有效订正模式数据, 为后续数据融合等研究提供高质量数据支持。

关键词: 海面风场; 风速订正; 深度学习; U-Net

引言

中国是世界第一养殖水产大国, 也是海运大国, 我国对外贸易中 94% 的货运量依靠海运来完成^[1]。沿海地区每年都面临着由极端大风引发的海洋环境灾害, 这导致了频繁的沿海渔船事故, 给经济造成了巨大损失, 同时也对海上生产作业和海洋军事活动构成了严重威胁。准确的风场数据可以有效降低居民的生命和财产损失。我国过去对海上风场的观测主要依赖海岛站、浮标和船舶, 无法保证观测到的海上风场信息的空间和时间连续性^[2]。随着数值预报技术的发展, 高分辨率数值模式数据的准确率不断提高^[3]。数值模式数据成为风场信息获取的主要来源之一, 但其是由物理公式直接计算获得, 受到其自身的计算准确度和分辨率的影

*基金资助: 受风云卫星先行计划支持资助 (FA-APP-2022.0108)。

响, 模式数据会存在不能忽视的系统性误差^[4]。因此降低模式风场信息误差成为了国内外气象学家研究的重要课题。随着深度学习的快速兴起并渗透到各个领域, 将海洋气象中高分辨率数值模式数据和历史实况观测数据与深度学习相结合成为海洋气象数据订正与监测的一个发展方向和研究切入点^[5]。随着观测技术的不断进步, 大量的海洋气象历史数据与现场实况观测数据已为深度学习在海洋气象信息订正与实时监测方面提供了丰富的数据资源和理论支撑^[6]。

本文研究的意义在于海上风场信息对于海洋航运、海洋能源开发、海洋休闲活动以及灾害防御等领域具有重要的影响。然而, 尽管气象模式数据、卫星数据等成为了主要的海上风场信息数据来源, 但它们往往存在较大的偏差。随着海洋经济的发展, 对于高质量、高精度海洋气象信息的需求日益增长。本文将结合实况观测数据、模式数据, 采用深度学习方法对海上模式数据进行网格化误差订正。这不仅有助于更好地理解海洋大气系统的变化规律, 还可以进一步强化对于海洋气候变化的研究和应对措施。此外, 通过本文的研究, 可以提高风场数据在应用领域中的有效性和准确性, 从而为相关行业带来实质性的益处, 进一步推动海洋科学的发展, 为人类的生产生活提供更加坚实的支撑。

1 相关方法

1.1 传统数据订正方法

传统的网格化气象要素订正方法主要集中在两个核心策略上。一方面, 通过改善数值预报模型的性能来提升预测的精准度, 例如, 文献[7]提出了一种结合区域气象站点与国家级观测资料的同化方案。通过深入分析大量数据, 该方案设计了一套可以明显提高订正效果的方法, 使得数值预报模型可以输出更为精确的结果。另一方面, 为了减少订正误差, 研究者们借助历史资料进行数据订正, 包括结合统计和动力学原理的相似误差订正法^[8]、卡尔曼滤波及集合卡尔曼滤波方法^[9]、支持向量机^[10]以及统计降尺度技术^[11]等。这些方法均通过不同的技术途径对模式数据进行精细校正, 目标是缩小模型和实际观测之间的差距, 从而提升气象数据的准确性与可靠性。

1.2 基于深度学习的数据订正方法

近年来, 深度学习方法在气象领域取得了长足的进展^[12-13]。基于深度学习的气象订正模型最初多以卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 结构为基础。相较于传统的订正方法, 深度学习增加了多级特征提取的结构, 一般来说, 网络层的数量越多, 学习到的特征也就越多。目前深度学习在潮位预报、降水分级监测和温度气压数据订正等领域都取得了显著的成效^[14-16]。鉴于气象数据所展现出的显著高维度特性, 深度学习模型因其多层结构的特点相较于传统的神经网络在气象数据订正方面更具优势^[17]。随着气象数据维度的不断增加, 为维持模型精度, 模型的复杂性也需相应提升。

1.3 基于 U-Net 的海上模式风场数据订正方法

对于传统的 CNN 来说, 由于全连接层的存在, 其只能针对一个二维气象数据块来订正一个位置点, 对于模式数据来说, 一个二维气象数据块中的所有风场数值并不一定属于同一个数值。这就给风场数值订正带来一定的误差。而 U-Net 网络^[18]提供了一个很好的解决思路, U-Net 网络模型可以输出二维数据, 将输出恢复到输入时的大小。因此本文基于 U-Net 网络进行风场数据订正。U-Net 网络模型基于全卷积神经网络的架构思想进行设计, 网络结构如图 1 所示。

其网络结构相对简单, 网络左侧的下采样部分是编码过程, 右侧的上采样部分是解码过程。每个卷积层通过跳接操作将每个卷积层的特征映射连接到上层采样层, U-Net 网络模型的特征可以与底层特征图的特征相结合, 实现不同尺度下特征的融合, 从而提高模型预测的精度。

在风场数据订正中, 编码器可以将原始风场数据编码成一个特征向量, 而解码器则将这个特征向量解码

成订正后的风场数据。这种结构有助于捕获输入数据的关键特征，并生成更准确的输出。U-Net 更好地利用数据空间信息的同时，还能够处理不同尺寸的数据，将输出的二维气象数据块调整至与输入大小一致。

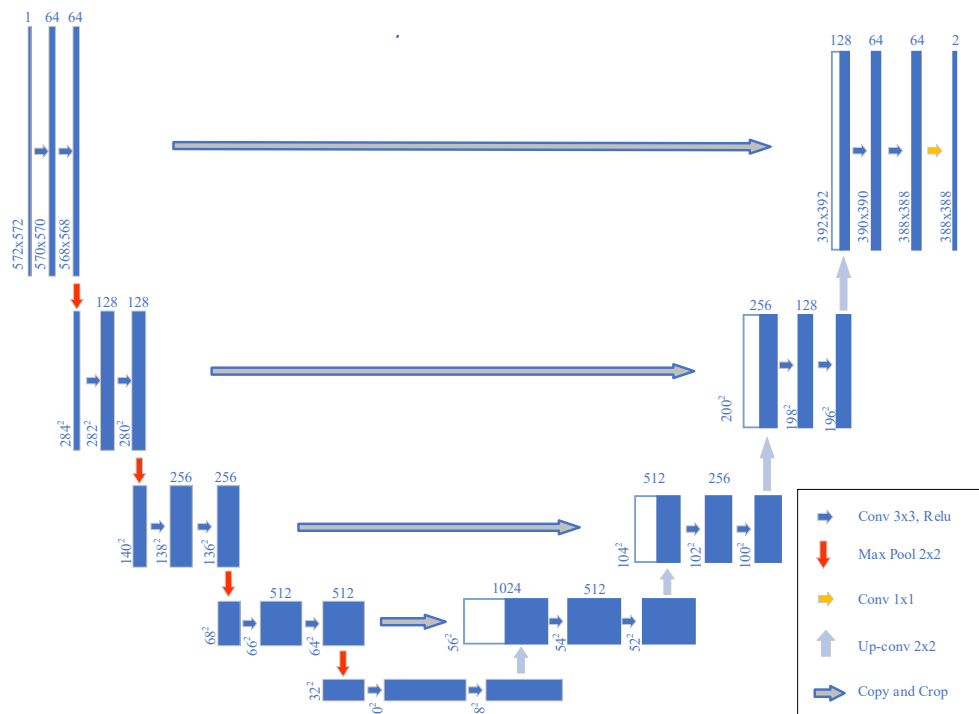


图 1 U-Net 网络结构图

2 模型构建

2.1 数据说明

本文研究使用 GRAPES_Meso(3km)数值模式数据,这是中国自主研发的全球/区域多尺度通用数值预报模式^[19]。使用 2021 年 1 月 1 日 00 时至 2021 年 12 月 31 日 23 时起报为 00 时刻的数据。GRAPES_Meso(3km)模式数据每隔 3 小时起报一次,每日起报八次,起报时间为 00、03、06、09、12、15、18 和 21 时(世界时)。时间和空间分辨率分别为 3h、 $0.03^{\circ} \times 0.03^{\circ}$ (3km),覆盖的空间范围为 $10^{\circ} \sim 60^{\circ}N$, $70^{\circ} \sim 145^{\circ}E$ 。本研究选用以上数据 2021 年 1 月~12 月 1 年时间段的数据,选择每月中 1~24 日数据作为训练集,每月 24 日之后风场数据作为测试集。订正的参考实况观测数据包括我国近海 32 个浮标站数据、船舶数据。

2.2 评价指标

采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 来衡量订正结果与观测值之间的差距, 考虑到参考数据极其稀疏, 计算测试误差时只针对有参考数据的部分进行计算, 两者计算方式如(3)所示。

$$\text{RMSE} = \frac{1}{C} \sqrt{\sum_{i=0}^C (p_i - q_i)^2} \quad (1)$$

其中 c 表示测试样本的参考数据总数目; p_i 表示测试集的参考数据; q_i 为订正后的数据。

3 结果分析

针对我国海上区域 10 m 风速订正效果如图 3 所示,横坐标为月份,纵坐标为每月风速 RMSE 误差的平均值。

其中蓝色为订正前的模式数据误差值，通过数值模式与参考观测数据计算得到；绿色为 U-Net 网络订正

后的数据与参考观测数据计算得到。可以明显看出 U-Net 网络全年各月均表现出正向的订正效果。全年平均订正误差为 1.96 m/s，相比模式数据均误差降低了 16.8%，实验结果表明 U-Net 网络对海上风场模式数据订正是有效的。

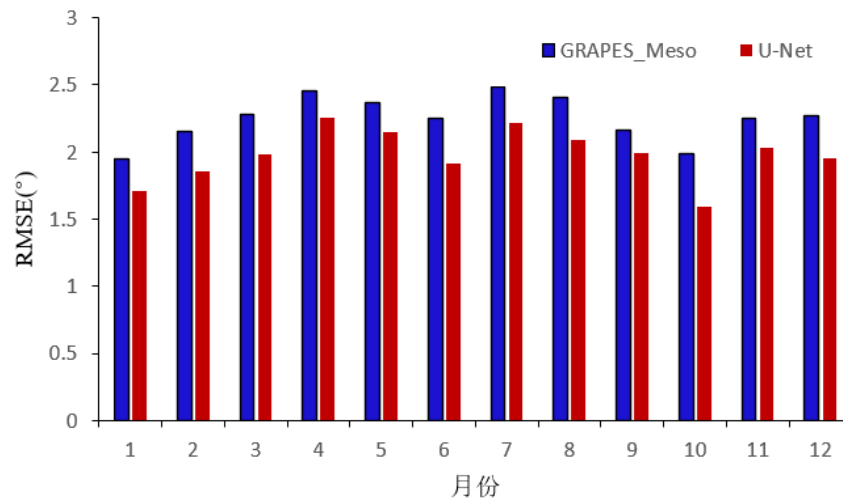


图 3 我国沿海 10 m 风速逐月订正曲线

4 结论

本文提出了一种基于 U-Net 的海上模式风场数据订正模型，以 U-Net 网络为主干网络进行了整年 12 月沿海 10 m 风速逐月订正实验。实验验证了提出的 U-Net 网络数据订正模型的合理性，U-Net 网络风速平均订正误差 RMSE 为 1.96 m/s，相比模式数据均误差降低了 16.8%，海上风场模式数据订正得到了较高的订正精度。

参考文献

- [1] Chou J M, Dong W J, Xu H, et al. Assessment on Economic Losses of Tropical Cyclone Disasters Affecting China's Coastal Areas[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2022, 45(3): 1-10
- [2] Chen L X, Xu Y L. Review of Typhoon Very Heavy Rainfall in China[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2017, 40(1): 3-10.
- [3] Wang G S, Wang X D, Hou M, et al. Research on application of LSTM deep neural network on historical observation data and reanalysis data for sea surface wind speed forecasting[J]. Haiyang Xuebao, 2020, 42(1): 67-77
- [4] Tian S, Zhang J, Chen L, et al. Random Sampling-Arithmetic Mean: A Simple Method of Meteorological Data Quality Control Based on Random Observation Thought[J]. IEEE Access, 2020, vol.8: 226999~227013
- [5] 李紫丁.基于深度学习的气象要素格点预报模式订正[D].湖南:湖南师范大学,2019
- [6] Wang Y. Visualization Analysis of Meteorological Big Data through Deep Learning and Network Model[C]. 2021 IEEE 3rd International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT). Changsha, China: 2021, 601-604
- [7] Jiang B R, Xiao D B, Zhang Y, et al. High Precision Air Data Estimation Algorithm with Meteorological Observation[J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30(12): 276-283
- [8] Shao C, Li H, Fang J, et al. An Error Location and Correction Method for Memory Based on Data Similarity Analysis[J] IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems,2019, vol.27, no.10:2354-2364
- [9] Ma X L, Shi Y, He J, et al. The combined descending averaging bias correction based on the Kalman filter for ensemble forecast[J]. Acta Meteorologica Sinica,2015,(5): 952-964
- [10] Lv Q P, Luo J, Zhu K, et al. Experiments on Predicting Tracks of Tropical Cyclones with Climatic Persistence Method based on

Support Vector Machine[J]. Marine Forecasts, 2009, 26(1): 76-83

- [11] Xu L B, Wang L X, Wang C Y, et al. Research on correction method of marine environment prediction based on machine learning[J]. Marine Science Bulletin, 2020, 39(6): 695-704
- [12] 刘雅忱.人工智能下深度学习在气象预报中应用综述[J].计算机产品与流通,2020,11:121+135
- [13] 纪富鑫.基于深度学习的短时气象预报研究[D].合肥:安徽大学,2021
- [14] Lv Q, Ding J. Study on the correction technology of tide level forecast based on deep learning[J]. Marine Forecasts, 2022, 39(2): 70-79
- [15] Zhao H S, Jin L, Huang X Y, et al. ECMWF Precipitation Grading Correction Forecast Method Based on CNN and RF Algorithm[J]. Meteorological Science and Technology, 2021, 49(03): 419-426
- [16] Mao K Y, Zhao C M, He J. A Research for 10 m Wind Speed Prediction based on XGBoost[J]. Journal Of Chengdu University Of Information Technology, 2020, 35(6): 604-609
- [17] Zhang Y B, Song L Y, Chen M X, et al. A study of error correction for high-resolution gridded forecast based on a convolutional neural network in the Beijing-Tianjin-Hebei Region[J]. Trans Atmos Sci, 2022, 45(6): 850-862
- [18] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI. 2015, Vol.9351
- [19] Zhang W L, Kang L, Zhou W, et al. Extreme Short-time Heavy Precipitation Forecast Based on GRAPES-MESO Model[J]. Journal of Arid Meteorology, 2021,3 9(03): 507-513