

SU Yue, ZHANG Jinxin, LIU Guihong, MA Wentao, YU Yang, WU Zhiheng, WANG Sheng, YANG Xiaofeng, GUANG Jie. High Wind Speed Correction of HY-2 Satellite Microwave Scatterometer Based on Broad Learning System (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2026, 46(2): 320–333. CSTR:32142.14.cjss.2025–0023. DOI:10.11728/cjss2026.02.2025–0023

基于宽度学习的 HY-2 微波散射计 海面高风速订正*

苏月^{1,2} 张金鑫^{1,2} 刘桂红^{1,3}
马文韬¹ 于暘¹ 吴之恒⁵
汪胜^{1,3} 杨晓峰⁴ 光洁¹

1(中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球全国重点实验室 北京 100101)

2(中国科学院大学 北京 100049)

3(海南空天信息研究院 海南省地球观测重点实验室 三亚 572022)

4(南京大学空间地球科学研究所 苏州 215163)

5(武汉科技大学数学与系统科学学院 武汉 430065)

摘要 针对国产微波散射计高风速订正需求,以 2021–2022 年 9 个台风的 HY-2 系列微波散射计观测资料为数据源,以机载步频微波辐射计 (Stepped Frequency Microwave Radiometer, SFMR) 风速为参考真值,通过时空匹配构建建模数据集,并将其以 7:3 随机划分为训练集与测试集;基于轻量化的宽度学习系统 (Broad Learning System, BLS) 开展回归分析,构建高风速订正模型. 模型测试结果表明:订正后 HY-2 风速的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 为 $4.47 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,比订正前提升了 35%;风速大于 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时,订正后风速的 RMSE 为 $6.76 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,相比订正前的 $13.27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 有了明显改善. 此外,以 2021 年台风灿都为例进行对比分析,结果显示订正后 HY-2C 最大风速从 $22.09 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 提高至 $32.73 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,并且风速廓线的对比进一步证实了本文模型的有效性.

关键词 HY-2 微波散射计, 宽度学习系统, 风速订正模型, 高风速低估

中图分类号 P76

High Wind Speed Correction of HY-2 Satellite Microwave Scatterometer Based on Broad Learning System

SU Yue^{1,2} ZHANG Jinxin^{1,2} LIU Guihong^{1,3}

* 海南省自然科学基金项目资助 (623QN327)

2025-02-18 收到原稿, 2025-05-22 收到修定稿

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

MA Wentao¹ YU Yang¹ WU Zhiheng⁵
 WANG Sheng^{1,3} YANG Xiaofeng⁴ GUANG Jie¹

1(State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute,
 Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

2(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

3(Key Laboratory of Earth Observation of Hainan Province, Hainan Aerospace
 Information Research Institute, Sanya 572022)

4(Institute of Space Earth Science, Nanjing University, Suzhou 215163)

5(School of Mathematics and Systems Science, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065)

Abstract Accurate observation of sea surface wind fields is essential for tropical cyclone forecasting and meteorological hazard mitigation. The HY-2 series microwave scatterometer continuously measures Ku-band ocean surface winds. However, its current wind speed retrieval algorithm struggles in high wind conditions and systematically underestimates speeds during extreme events such as typhoons. To address this bias, this study utilized the HY-2 wind speed data of nine tropical cyclones between 2021 and 2022 as the data source. The Stepped Frequency Microwave Radiometer (SFMR) wind speed measurements served as the ground truth. A modeling dataset was constructed by resampling the SFMR reference data to match the 25 km spatial resolution of the HY-2 scatterometer, followed by spatiotemporal matching within a two-hour time window. The matched dataset was then randomly divided into a training set and a testing set at a 7:3 ratio. Subsequently, the Broad Learning System (BLS) was employed to conduct the regression analysis and develop a high-wind-speed correction model. BLS employs a shallow, flat architecture in which input features are expanded into “enhanced nodes”, avoiding the deep stacks typical of conventional neural networks. This structure reduces computational cost and accelerates convergence while maintaining predictive performance. Validation results demonstrate that the corrected HY-2 wind speeds achieved a Root Mean Square Error (RMSE) of $4.47 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, representing a 35% improvement compared to the uncorrected data. For wind speeds exceeding $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, the corrected RMSE reached $6.76 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, marking significant enhancements over the original values of $13.27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. Additionally, a comparative analysis using Typhoon Chanthu (in 2021) as a case study revealed that the corrected HY-2C maximum wind speed increased from $22.09 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ to $32.73 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, closely matching wind fields retrieved by Synthetic Aperture Radar (SAR). Further validation through wind speed profile comparisons confirmed the effectiveness of the proposed model. These results demonstrate that our correction framework markedly improves extreme-wind retrieval accuracy, yielding bias-corrected HY-2 products that are more reliable for applications, such as storm surge simulation and typhoon track forecasting.

Key words HY-2 microwave scatterometer, Broad Learning System (BLS), Wind speed correction model, Underestimation of high wind speed

0 引言

海面风场是大气与海洋相互作用的重要体现,也是海洋监测中的重要参数,在海洋气象、气候变化、海洋灾害预警等方面具有广泛的应用.台风及其引发的风暴潮、海浪等灾害性海洋现象与海面高风速密切

相关,准确的海面高风速观测对于气象灾害的预警与预报具有重要的科学价值与实际意义^[1,2].随着卫星遥感技术的发展,星载微波散射计逐渐成为全球海洋风场观测的主要手段之一.国际上关于星载微波散射计的研究和发展起步较早,主要由美国、欧洲及日本等国家和地区主导,已形成多个成熟的星载散射计系

统,例如美国的 SeaWinds^[3] 和 RapidSCAT^[4]、欧洲航天局的 ASCAT^[5] 以及日本的 AMSR 系列^[6] 微波散射计,这些传感器广泛应用于海洋、气象、气候和环境监测。中国在星载微波散射计领域的研究起步较晚,但是近年来在“风云”^[7] 和“海洋”系列卫星^[8] 的带动下,取得了显著进展,散射计的性能不断提升,与国际上微波散射计的性能差距逐步缩小。HY-2 微波散射计的应用使中国在海洋环境监测领域摆脱对国外数据的依赖,确保了数据的自主权与连续性。此外,国产数据针对中国近海和远洋复杂的气候条件进行了针对性优化,特别是在季风、台风环境下,具有更强的适应性,能更好地为中国海洋环境监测提供数据支持。

微波散射计是利用微波与海面相互作用的原理测量海面风速,当风速达到一定程度时,散射计的回波信号会出现饱和现象^[9],当前使用的 HY-2 微波散射计的风速反演算法难以适用于高风速条件,普遍出现了高风速低估现象,影响了数据的可靠性,并限制了数据的应用范围。因此,解决国产微波散射计的高风速低估问题、提升风速反演精度具有重要的科学意义与实用价值。针对微波散射计的风速反演和高风速改善问题,已开展一系列研究。Stoffelen 等^[10] 利用 ERS-1 和 ERS-2 卫星的散射计数据,提出了一种基于测量空间的风速反演方法,利用最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE) 技术改进高风速条件下的反演精度。结果表明,该方法在中低风速区间表现良好,但是在高风速下存在非线性误差。Wentz 等^[11] 利用 NSCAT (NAST Scatterometer) 数据,构建了海面风速反演模型。该模型在高风速下调整了海表粗糙度参数,提升了风速反演的准确性,而且在热带气旋海况下表现良好,但是无法应对极端海况情形。Freilich 等^[12] 将 NSCAT 数据与全球浮标风速观测进行对比,证实了 NSCAT 在中低风速范围内具有良好的精度,但是在高风速情况下出现低估现象,并提出了改进散射模型以解决高风速下的误差问题。Bourassa 等^[13] 使用船舶观测数据对 SeaWinds 散射计数据进行验证,结果表明 SeaWinds 在高风速条件下存在系统性低估问题,并提出采用动态校准方法以改进数据精度。Polverari 等^[14] 提出一种新的方法,评估系泊浮标观测风与机载步频微波辐射计(Stepped Frequency Microwave Radiometer, SFMR) 反演风

之间的一致性;针对这两个数据集缺乏大量直接匹配坐标位置的问题,研究利用了 2009—2017 年 ASCAT 风场资料,将其与 SFMR 数据、全球系浮标风数据进行对比。其中, SFMR 测量值已通过下投探空仪数据完成校准。结果表明,在风速 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上的区间, ASCAT 反演风与系泊浮标观测风的结果相对一致。此外,采用线性模型对 ASCAT 风速进行了订正,使其在高风速下更加准确。

针对国产星载散射计的反演任务也已开展了系列研究。Lan 等^[15] 应用 HY-2A 微波散射计观测数据开展台风监测研究,验证了 HY-2A 具备全天时、全天候准确获取热带气旋观测数据的能力。Yang 等^[16] 利用 HY-2 微波散射计数据构建了一种台风定强方法,结果表明,该方法不受 HY-2 难以正确反演高风速的影响。Liu 等^[17] 基于 HY-2B 微波散射计数据,分析热带气旋二维风场的散度和旋度分布特征,并基于总结的分布规律提出了一种热带气旋中心定位方法。Wang^[18] 基于 HY-2A 微波散射计数据与神经网络方法构建了适用于高风速反演的地球物理模式函数,结果表明,该模型可实现较高精度的高风速反演。Jin^[19] 基于 CCMP (Cross-Calibrated Multi-Platform) 融合数据,采用统计分析的方法对西北太平洋与北印度洋海面风场的气候特征、线性变化趋势以及 6 级以上大风频率分布特征进行分析,并利用 5 种集成学习方法对上述两个海域 6 级以上大风过程频发区域的 GFS 进行订正。Lü 等^[20] 利用浮标数据与欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF) ERA5 资料定量评估了不同传感器获取的海面风速数据的误差特性与标定系数,阐明不同卫星遥感海面风单位误差相对大小,结果证实,在高风速条件下(风速大于 $20 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$),微波散射计与辐射计观测资料呈现明显的偏差。这些结论为多源卫星海面风场融合、同化等定量应用提供了技术支撑。

上述研究表明,针对星载微波散射计的风速订正问题一直是研究的热点,而当前研究中还缺乏针对 HY-2 系列卫星观测数据的统一高风速订正方案,这在一定程度上限制了海洋动力环境卫星在台风等极端天气下的应用范围和准确性。因此,本文拟采用宽度学习算法对 HY-2B, C, D 三颗卫星的微波散射计观测数据进行高风速订正研究。与深度学习模型相

比, 宽度学习 (Broad Learning System, BLS) 采用浅层结构, 所需要参数数量显著降低, 因此在运算量和训练时间上具备优势. Kong 等^[21] 将 BLS 引入高光谱图像分类, 通过引导滤波提取光谱和空间特征, 并结合类别概率信息构建半监督模型, 该方法在训练效率及分类性能上优于深度学习和传统方法. Liu 等^[22] 基于 BLS 架构开发了一种实时交通预测模型, 并验证其训练速度比传统算法快 2~3 个数量级. 在回归分析和参数化建模领域, Kuok 等^[23,24] 基于 BLS 开展了地震相关参数估算与黏土参数回归分析.

Xia 等^[25] 将 BLS 应用于合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 图像分类检测, 开展了雨胞识别研究. Zhang 等^[26] 首次将 BLS 与深度学习模型相结合, 显著提升了裂缝检测的精度. 此后, Wang 等^[27] 基于多特征输入的 BLS 模型开展了热带气旋生成识别研究, 进一步拓展了 BLS 在遥感领域的应用. 值得注意的是, BLS 利用随机映射构建节点, 并通过伪逆算法求解输出层权重, 在引入新增样本或节点时, 只需更新部分权重, 而不需要重新训练模型. 这种高效的增量学习机制使得 BLS 在面对随时间持续累积的卫星遥感数据时能够快速响应, 从而实现模型的实时更新与高效优化. 与依赖复杂网络结构及梯度下降策略的深度学习方法相比, 其在更新效率和系统响应能力方面展现出明显的优势.

综上所述, 本文将采用轻量化、少参数的 BLS 开展 HY-2 系列微波散射计高风速订正研究, 以改善微波散射计高风速观测的数据质量, 拓展数据在高海况下的适用范围和利用率.

1 数据介绍

研究使用到的数据包括中国国家卫星应用中心 (NSOAS) 发布的 HY-2 系列微波散射计 (HSCAT) 轨道级海面风场数据、美国国家海洋和大气管理局

(NOAA) 发布的步频微波辐射计 (Stepped Frequency Microwave Radiometer, SFMR) 风速资料和法国海洋开发研究院 (IRREMER) 的 CyclObs 平台提供的 C-波段双极化 SAR 影像反演获取的台风风速, 该风速由 MS1 A/MS1 AHW 模型反演获取^[28,29]. 这里将 SFMR 风速资料作为 HY-2 风速校正的参考真值, SAR 反演风速则用于模型验证阶段的案例分析.

1.1 HY-2 系列卫星微波散射计数据

HY-2 系列卫星均搭载 Ku 波段微波散射计, 采用笔形波束圆锥扫描体制, 具有内外两个波束, 内波束为水平极化 (HH), 入射角 41.4°; 外波束为垂直极化 (VV), 入射角 48.5°. 处理后的空间分辨率为 25 km × 25 km, 满足中尺度海洋风场监测需求. 通常情况下, 一个风单元有内波束前视、内波束后视、外波束前视和外波束后视 4 次观测. 在风场反演过程中, 采用 NSCAT-4 地球物理模型函数与多解方案的风场反演算法得到模糊风场, 然后采用二维变分模糊度消除 (2-DVAR) 方法进行模糊度消除.

表 1 给出了 HY-2 系列星载散射计发射现状及主要技术参数. HY-2B 卫星运行于太阳同步轨道, 倾角为 99.34°, 轨道重复周期 14 d, 每日固定时间 (06:00 LT 降轨, 18:00 LT 升轨) 穿越赤道, 其设计的风速精度 < 2 m·s⁻¹, 风向精度 < 20°. HY-2C 和 HY-2 D 卫星采用倾角为 66°的顺行倾斜非太阳同步轨道, 轨道重复周期缩短至 10 d, 形成与 HY-2B 互补的异步观测体系, 显著提高了对海洋过程的时间采样率.

1.2 SFMR 观测数据

SFMR 常被用于飓风期间的风速与降水估算, 该传感器可获取 4.6~7.2 GHz 之间 6 个频段的亮温观测, 然后根据风速与亮温之间的地球物理模型函数反演获得飞行轨迹沿线的海面风速^[30]. SFMR 能够提供 1 s 的高时间分辨率风速数据, 能以较高的精度获取 10 m·s⁻¹ 以上的风速^[30]. 此外, 对于 15~45 m·s⁻¹ 范围内的风速, 研究还校正了强降雨对风速反演的干

表 1 HY-2 系列微波散射计主要信息
Table 1 Main information of HY-2 series microwave scatterometer

卫星	散射计	在轨时间	波段	标称风速范围/(m·s ⁻¹)	轨道重访周期/d
HY-2B	HSCAT-B	2018-10至今	Ku	2~24	14
HY-2C	HSCAT-C	2020-09至今	Ku	2~24	10
HY-2 D	HSCAT-D	2021-05至今	Ku	2~24	10

扰, 进一步提升了 SFMR 测量数据的准确性^[31]. 海面粗糙度效应是 SFMR 反演研究的基础, 在较高风速下, 海面粗糙度增加, 导致垂直和水平极化的辐射差异 (极化差) 更明显, 这有助于准确测量风速. 在低风速时, 海面较为平静, 极化差较小, 受限于仪器灵敏度, 风速反演结果不再可靠^[31, 32]. 尽管低风速反演精度不佳, 但是 SFMR 仍被视为目前热带气旋高风速观测中最为精确的传感器之一, 广泛用于飓风监测、预报以及数值模式中的高风速算法训练与验证^[33].

1.3 数据处理与数据集构建

1.3.1 数据时空匹配

HY-2 系列微波散射计风速观测与 SFMR 参考风速的时空匹配数据集是开展高风速订正研究的基础, 这里按照以下操作开展数据匹配.

SFMR 数据质量控制. 根据 SFMR 数据的质量标签 (FLAG), 将数据分为可靠 (FLAG=0) 和不可靠 (FLAG 不为 0) 两类, 本研究仅保留可靠的 SFMR 数据; 此外, SFMR 数据的时间分辨率为 1 s, 为抑制数据偶然误差对数据质量的影响, 选用 20 s 的时间窗口对数据进行平滑处理.

SFMR 数据位置校正. 在进行 HY-2 与 SFMR 数据匹配时, SFMR 数据的时间范围往往长达数小时, 在此期间内, 台风系统的位置会发生变化, 需要进行位置校正^[29,34,35]. 本研究将与 SFMR 有时空重叠的 HY-2 数据的平均获取时间作为 HY-2 数据的获取时刻, 将此刻作为 SFMR 的校正基准. 首先, 根据热带气旋最佳路径数据计算当前热带气旋的移动速

度与方向; 然后, 根据 SFMR 观测时刻与 HY-2 获取时刻间的时间差, 计算由于时间差引起的 SFMR 的位置偏差; 最后, 使用位置偏差校正当前 SFMR 数据记录的位置信息, 得到校正后的 SFMR 的位置信息. 图 1 给出了 2020 年飓风道格拉斯 (Douglas) 7 月 25 日 16:45 UTC 左右 HY-2B 的风速数据和 14:45—18:45 UTC 期间的 SFMR 观测数据, 图 1(a)(b) 分别表示 SFMR 位置校正前后与 HY-2 的时空匹配情况. 从图中可以看出, 校正位置后 SFMR 风速与 HY-2 数据更加契合, 而且其低风速、高风速的分布特征更加合理, 与台风系统具备的风眼区域低风速和眼墙区域高风速的结构特点一致.

SFMR 重采样. SFMR 数据的空间分辨率远高于 HY-2 数据, 二者难以直接进行匹配, 因此需要对 SFMR 数据进行重采样. 为确定最优的重采样分辨率, 选取飓风道格拉斯 (Douglas) 作为案例, 针对 HY-2 观测时刻 2020 年 7 月 26 日 16:34:00 UTC 对应的 SFMR 数据, 分别采用 1, 10, 25 km 三种目标分辨率进行重采样, 相应的时空匹配散点密度如图 2 所示. 当 SFMR 重采样至 1 km 时, 匹配数据量为 1062 组, 此时每个 HY-2 栅格点对应多个 SFMR 数据点, 导致匹配结果具有较大的不确定性; 类似地, 采用 10 km 重采样时, 匹配数据减少至 97 组, 尽管结果改善显著, 但是仍存在部分异常点. 相比之下, 当 SFMR 数据重采样达到与 HY-2 空间分辨率一致的 25 km 时, 二者基本实现一一对应, 匹配数据减少至 38 组. 研究不采用更大的重采样分辨率, 这会导致高

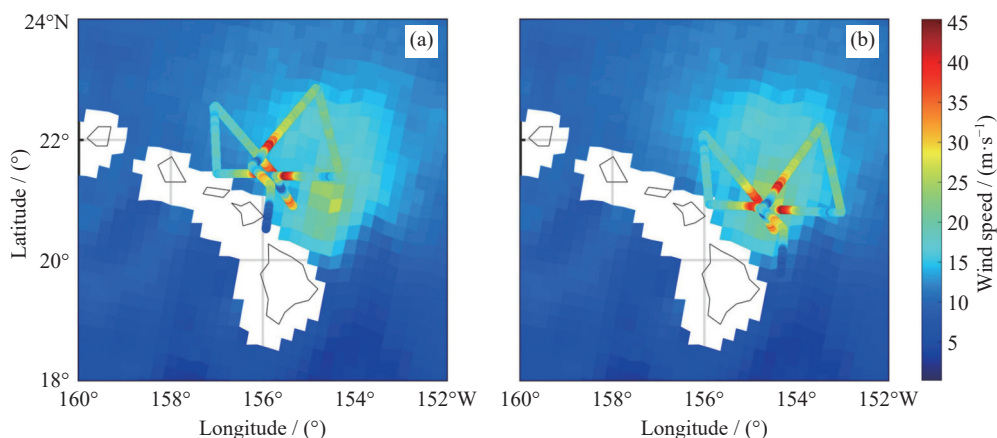


图 1 HY-2B 微波散射计风速与 SFMR 的时空匹配结果. (a) SFMR 位置校正前, (b) SFMR 位置校正后

Fig. 1 Spatiotemporal matching diagram of wind speed between HY-2B microwave scatterometer and SFMR before (a) and after (b) SFMR position correction

风速数据准确性下降, 尤其是在风速变化剧烈的区域, 也会削弱风速订正模型对局部风速波动的响应能力。

数据匹配. 在匹配过程中, 为充分考虑台风系统在短时间尺度内的快速演变, 以 HY-2 观测时刻为基准, 将该时刻前后两小时的 SFMR 数据视为有效匹配数据, 逐一遍历该时间内的 SFMR 数据, 搜索与其空间最为接近且不超过 1 pixel (0.25°) 的 HY-2 匹配数据点, 将匹配成功的两个数据组成有效数据对, 最终构成匹配数据集。为探索不同时间窗口下数据匹配情况, 选取飓风道格拉斯 (Douglas) 作为案例开展对比实验。在 1, 2, 3 h 的时间窗口下, 分别匹配到 22 组、38 组和 49 组数据。因此, 时间窗口过小将导

致匹配数据点数量偏少, 难以满足实验要求。此外, 由图 3(c) 可知, 当时间窗口较大时, 匹配数据点中将出现更多的异常点, 影响数据集的整体质量。需要指出的是, 本研究假设热带气旋在 4 h 内处于稳定状态, 这一假设在相关研究中广泛使用^[29,34-37]。

1.3.2 数据集构建

选取 2020—2021 年 9 个 HY-2 系列微波散射计和 SFMR 存在同步观测的飓风案例作为数据集构建的基础, 具体信息见表 2, 其中 HY-2 的观测时刻由与 SFMR 观测数据存在空间重叠的 HY-2 观测数据的时间平均值代替。遵循上述数据匹配原则, 共获取 391 组匹配数据, 图 4 给出了 HY-2 散射计和 SFMR

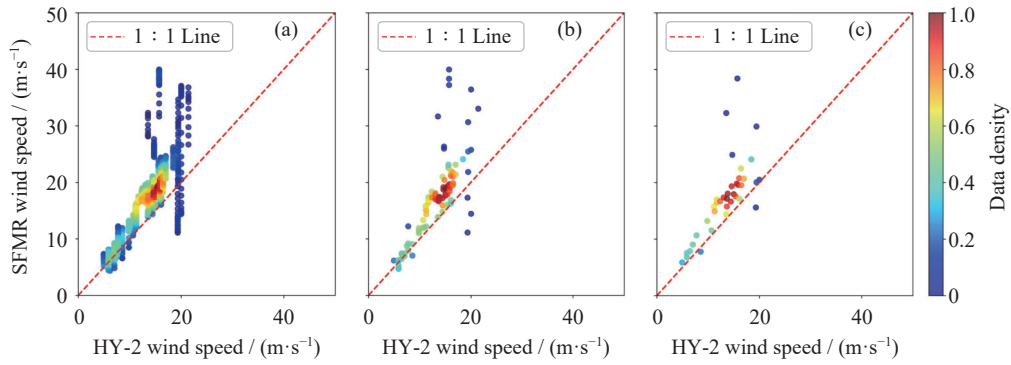


图 2 不同 SFMR 分辨率下的 HY-2B 微波散射计风速与 SFMR 的时空匹配散点密度。(a) SFMR 分辨率为 1 km, (b) SFMR 分辨率为 10 km, (c) SFMR 分辨率为 25 km

Fig. 2 Spatiotemporal matching point density distribution of wind speed between HY-2B microwave scatterometer and SFMR at various SFMR resolutions. (a) SFMR resolution is 1 km, (b) SFMR resolution is 10 km, (c) SFMR resolution is 25 km

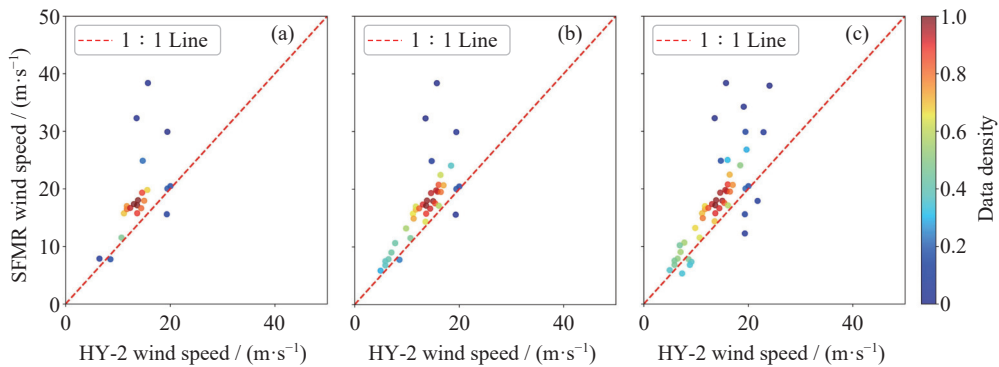


图 3 不同时间窗口下 HY-2B 微波散射计风速与 SFMR 的时空匹配散点密度。

(a) 时间窗口为 1 h, (b) 时间窗口为 2 h, (c) 时间窗口为 3 h

Fig. 3 Spatiotemporal matching point density distribution of wind speed between HY-2B microwave scatterometer and SFMR under different time windows. (a) 1-hour time window, (b) 2-hour time window, (c) 3-hour time window

表 2 飓风案例及对应的 SFMR 与 HY-2 卫星观测数据
Table 2 Hurricane cases and corresponding SFMR and HY-2 satellite observation data

台风名称	日期	HY-2数据源	HY-2观测时间 (UTC)	SFMR观测时间段 (UTC)
道格拉斯 (Douglas)	2020-07-25	HY-2B	2020-07-25 03:20:00	2020-07-25 02:15:34–05:20:59
道格拉斯 (Douglas)	2020-07-26	HY-2B	2020-07-26 16:34:00	2020-07-26 16:04:10–18:34:59
萨利 (Sally)	2020-09-17	HY-2B	2020-09-17 21:45:00	2020-09-17 20:30:27–23:35:58
贝塔 (Beta)	2020-09-20	HY-2B	2020-09-20 00:16:00	2020-09-20 00:00:00–02:16:59
泰迪 (Teddy)	2020-09-21	HY-2B	2020-09-21 09:57:00	2020-09-21 07:57:01–11:57:59
泰迪 (Teddy)	2020-09-21	HY-2B	2020-09-21 21:33:00	2020-09-21 19:33:00–23:33:59
德尔塔 (Delta)	2020-10-08	HY-2B	2020-10-08 00:00:00	2020-10-08 00:00:00–02:00:59
德尔塔 (Delta)	2020-10-08	HY-2B	2020-10-08 12:49:00	2020-10-08 10:49:00–14:49:59
拉里 (Larry)	2021-09-07	HY-2C	2021-09-07 20:30:00	2021-09-07 18:30:00–22:30:59
山姆 (Sam)	2021-09-27	HY-2C	2021-09-27 15:52:00	2021-09-27 15:22:22–17:52:59

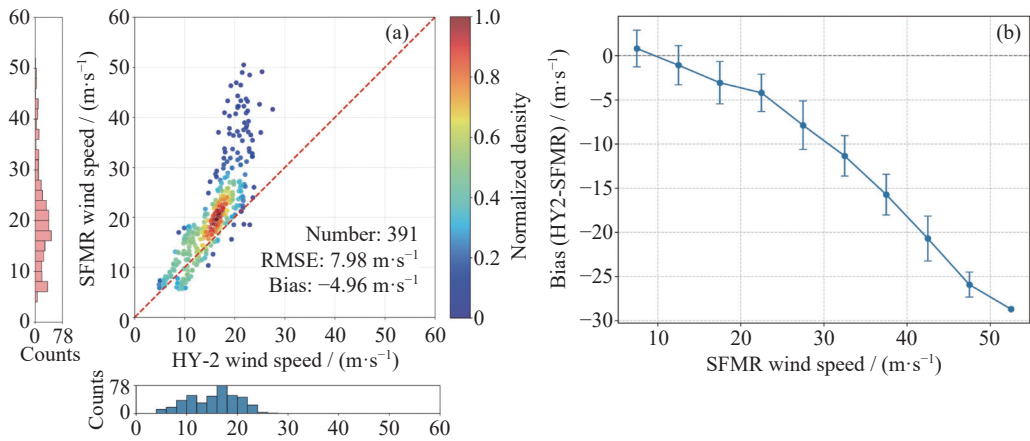


图 4 HY-2 与 SFMR 风速的散点分布及二者风速差值变化趋势. (a) SFMR 与 HY-2 时空匹配数据风速散点分布, (b) 不同风速区间 HY-2 与 SFMR 风速差值分布
Fig. 4 Scatter plot of wind speeds between HY-2 and SFMR, and the variation trend of the wind speed difference between them. (a) Scatter plot of wind speed distribution for SFMR and HY-2 spatiotemporal matching data, (b) distribution of wind speed difference between HY-2 and SFMR in different wind speed ranges

风速的散点分布以及二者差值随风速变化的趋势. 结果表明, HY-2 风速的主要分布范围为 $5\sim25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 数据点最为集中的速度区间是 $15\sim25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 而高于 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的数据点则极少, 这与 HY-2 微波散射计高风速测量能力不足的情况一致. 对于 SFMR 数据, 其分布范围为 $5\sim55 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 在 $15\sim30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 范围内, 数据分布较为集中. 此外, 从二者数据对比来看, SFMR 的测量风速整体明显高于 HY-2 散射计, 当风速高于 $15 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时该趋势开始显现; 当 HY-2 测量风速增高至 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 左右时, 其风速不再变化, 而 SFMR 的风速则依旧呈现增长趋势. 定量化计算表明, HY-2 与

SFMR 风速测量之间的 RMSE 为 $7.98 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 相关系数和偏差分别为 $0.83 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $-4.96 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$.
将 SFMR 风速按照 $5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的间隔划分为若干个区间, 分别统计各个区间中 SFMR 与 HY-2 风速差值的平均值. 结果表明, 二者风速差距随着风速增加逐渐扩大; 此外, 在 $5\sim10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 区间内, 二者最为接近, 差值波动也最小; 对于其他风速区间, 两类测量的差值变化情况很接近, 但波动范围均远大于 $5\sim10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 区间; 比较特殊的是 $40\sim45 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 区间, 数据波动显著增强, 说明匹配数据集在该区间内可靠性偏低.

2 HY-2 微波散射计海面高风速订正模型

2.1 宽度学习系统

宽度学习系统 (BLS) 作为一种高效且灵活的浅层学习模型, 以其独特的结构设计及高效的算法特性, 为海面风场卫星观测数据订正等数据处理任务提供了一种轻量化非线性计算的解决方案. 相比传统的深度学习方法, BLS 通过扁平化网络架构与动态更新机制, 在模型效率、计算资源占用及适应性方面展现出显著优势. 具体来说, BLS 通过随机映射生成特征节点 (Feature Nodes) 和增强节点 (Enhancement Nodes) 的并联结构, 避免深层网络中的梯度消失与梯度爆炸问题; 其次, BLS 利用伪逆算法直接求解输出权重矩阵, 计算复杂度比深度学习显著降低^[21]. 最后, BLS 的增量学习能力使其在模型更新方面具备独特优势, 即当模型需要增加节点或训练数据时, BLS 无需重新训练整个网络, 而是通过增量伪逆算法动态更新权重, 极大节约了计算成本.

针对 HY-2 高风速订正任务, 研究构建的宽度学习系统框架如图 5 所示, 主要包括数据输入层、特征层和数据输出层: 输入数据为 HY-2 观测数据与 SFMR 参考风速经时空匹配得到的数据对; 特征层包括特征节点 (Mapped Feature) 与增强节点 (Enhancement Feature); 输出层表述输出的风速, 其与

特征层之间通过权重矩阵连接. BLS 的计算主要包括特征节点计算、增强节点计算及权重矩阵计算三部分.

本研究中给定的输入数据为 HY-2 观测风速 $X \in \mathbf{R}^{N \times d}$. $d = 1$, 表示输入的风速数据是一维的; N 为数据的个数. 将 BLS 中特征节点的集合记为 $\mathbf{F}$, 非线性变化函数记为 Φ , 则对于 $\mathbf{F}$ 中任一特征节点, HY-2 风速的映射变化关系可表示为

$$F_i = \Phi(XW_{e_i} + b_{e_i}), \quad i = 1, \dots, N_F. \quad (1)$$

其中, F_i 表示第 i 个特征节点; $W_{e_i} \in \mathbf{R}^{d \times m}$ 和 $b_{e_i} \in \mathbf{R}^m$ 为随机生成的权重矩阵和偏置向量, 此处 $m = 1$, 表示每个数据点仅包含风速这一个变量, 下角标 e_i 表示第 i 个特征节点的权重, 用以区分后续的增强节点; N_F 为特征节点数量, 由 N_F 个特征节点组成的特征节点层可以表示为 $\mathbf{F}^{N_F} \equiv [F_1, F_2, \dots, F_{N_F}]$.

在特征层的基础上, 基于所有的特征节点 $\mathbf{F}^{N_F}$ 可以进一步构造增强节点 $\mathbf{E}$, 用于提高特征表示能力. 假设增强节点映射函数为 ξ , 则第 j 个增强节点的计算方式如下:

$$E_j = \xi(\mathbf{F}^{N_F} W_{h_j} + b_{h_j}), \quad j = 1, \dots, N_E. \quad (2)$$

其中, W_{h_j} 和 b_{h_j} 分别代表随机生成的权重和偏置量, 此处下角标 h_j 表示第 j 个增强节点的权重, 用以区分特征节点; N_E 表示增强节点的总数. 所有增强节点的集合可以表示为 $\mathbf{E}^{N_E} \equiv [E_1, E_2, \dots, E_{N_E}]$. 最终, 特征

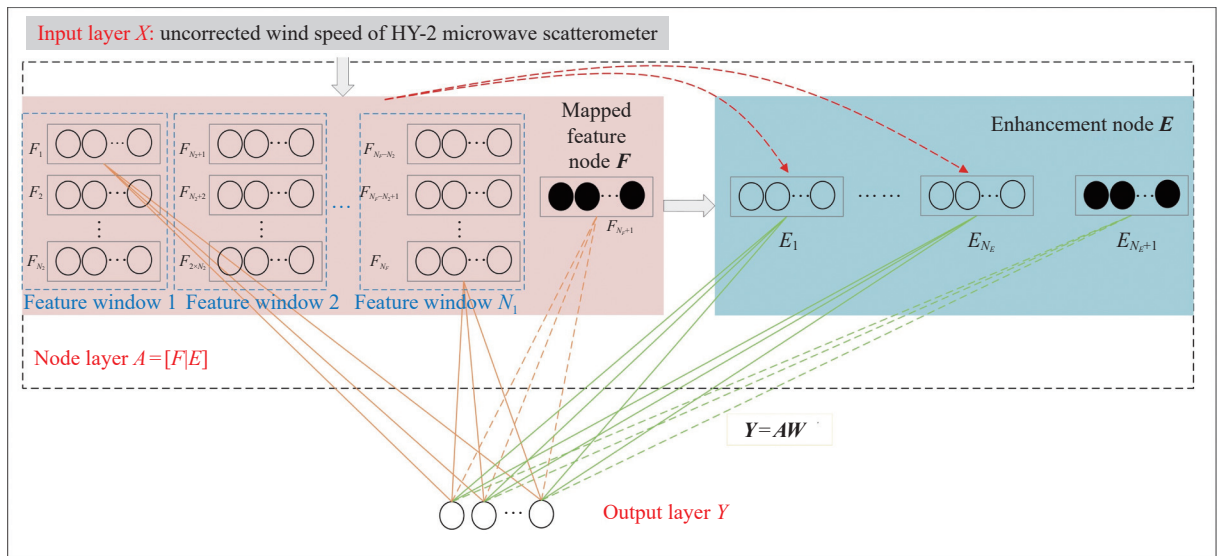


图 5 宽度学习系统框架

Fig. 5 Framework diagram of Broad Learning System (BLS)

层 $\mathbf{A}$ 由 N_F 个特征节点与 N_E 个增强节点共同组成, 其表达式为

$$\mathbf{A} = [F_1, \dots, F_{N_F} | E_1, \dots, E_{N_E}] = [\mathbf{F}^{N_F} | \mathbf{E}^{N_E}]. \quad (3)$$

在 BLS 中, 特征层 $\mathbf{A}$ 与输出 Y 之间通过权重矩阵 $\mathbf{W}$ 建立连接, 其关系可简洁表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{W}. \quad (4)$$

其中, $\mathbf{A}^+$ 为矩阵 $\mathbf{A}$ 的伪逆矩阵 (pseudo-inverse). 为了提高数值稳定性, 采用岭回归方法近似求解, 有

$$\mathbf{A}^+ = (\lambda \mathbf{I} + \mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{A}^T. \quad (5)$$

其中, λ 为正则化参数.

2.2 模型训练与结果验证

2.2.1 模型参数与验证指标

在 BLS 训练过程中, 模型性能会受到多个关键超参数影响, 包括特征节点窗口数 N_1 、每个特征节点窗口内的节点数 N_2 以及增强节点数量 N_E 等. 其中特征节点总数用 N_F 表示, 有 $N_F = N_1 \times N_2$. 特征节点用于初步映射输入特征, 而增强节点则用来进一步提升特征表达能力. 为实现自动化超参数搜索, 本文采用贝叶斯优化方法, 该方法给定各个超参数的检索范围与评价参数, 其中评价参数可选取模型在测试集上的精度; 贝叶斯优化算法通过遍历各个参数组合方案, 然后将评价参数的最佳参数组合作为模型参数. 本研究涉及的回归分析任务相对简单, 因此将超参数的搜索空间定义为: 特征节点数 N_1 取值范围为 $[1, 20]$; 窗口数 N_2 取值范围为 $[1, 30]$; 增强节点数 N_E 取值范围为 $[1, 500]$; 评价参数设定为模型在测试集上的精度. 此外, 为了防止增强层过度拟合, 参数收缩因子 s 设置为 0.8; 正则化系数 γ 设置为 10^{-6} . 最终, 网格搜索确定的最佳超参数为 $N_1=18$, $N_2=15$, $N_E=338$.

2.2.2 模型验证指标

均方根误差 (RMSE, δ_{RMSE}), 作为评价 HY-2 风速订正效果的主要指标, 定义如下:

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}. \quad (6)$$

其中, $\hat{y}_i$ 为 HY-2 风速订正值; y_i 为 SFMR 参考值; N 为样本数.

相关系数 C 表示 HY-2 观测风速与 SFMR 参考真值间的线性相关性, 其计算公式如下:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}. \quad (7)$$

其中, $\hat{y}_i$ 和 $\bar{y}_i$ 分别表示 HY-2 订正风速和 SFMR 参考值的均值.

2.2.3 结果分析

将时空匹配获取的数据集按照 7:3 的比例随机划分训练集与测试集, 分别包含 273 组和 118 组数据对. 对于订正前的 HY-2 风速, 其在训练集和测试集上与 SFMR 参考风速相比的 RMSE 分别为 $8.48 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $6.99 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 经模型订正后, HY-2 风速在两个数据集上的 RMSE 分别为 $5.56 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $4.54 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 相比订正前各提升了 34.4% 和 35.1%, 整体上证实了本文订正模型的有效性. 为了开展更细致的定性定量验证, 图 6 给出了测试集上 HY-2 风速与 SFMR 参考风速之间的散点密度图, 其中图 6(a) 和 (b) 分别表示模型订正前后 HY-2 风速与 SFMR 参考风速的散点分布情况. 从图 6(a) 可知, 二者在测试集上的匹配点大部分分布在 HY-2 风速的 $15 \sim 20 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 范围内. 当风速低于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 或者高于 $30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时, 数据点极少. 整体来看, 散点绝大部分分布在 1:1 基准线以上, 说明 HY-2 风速整体低于 SFMR 参考风速; 此外, 随着风速的增加, 二者之间的差值呈现单调递增趋势, HY-2 风速的低估现象越来越显著. 当风速超过 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时, HY-2 风速的准确性急剧下降, 几乎失去参考价值. 图 6(b) 给出了订正后的 HY-2 风速与 SFMR 风速的散点分布情况, 经模型调整后, HY-2 风速的分布范围扩展至近 $50 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 与 SFMR 分布范围相近. 整体来看, 散点不再像订正前那样偏向于基准线的某一侧, 而是较为均匀地分布在两侧: 风速在 $15 \sim 25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 区间内时, 散点分布最为集中, 且与基准线之间的距离较小, 说明两类数据的一致性较好; 当风速在 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上区间时, 散点虽然与基准线偏差较大, 但是相对均匀地分布于两侧, 相比订正前的数据有显著改善, 证实了模型对于高风速测量的改善作用显著.

为了进一步量化评价模型对于各个风速区间的作用, 将风速按照 $0 \sim 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (包含 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)、 $10 \sim 25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (包含 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$) 和 $>25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 划分为低风速、中高风速与高风速三个类别, 分别统计模型订正前后 HY-2 风速与 SFMR 参考风速之间的均方根

误差、相关系数 (Correlation Coefficient, CC) 和标准差 (Standard Deviation, SD), 结果列于表 3。在未进行模型订正前, 由于 HY-2 风速位于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以下和 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上的数据极少, 数据具有明显的偶然误差, 因此统计的三项指标波动性较大。例如 RMSE 在低风速和高风速区间分别为 $2.03 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $13.27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 相关系数在这两个风速区间几乎不具备参考价值。模型订正后, 对于低风速区间, RMSE 比订正前更差, 而标准差和相关系数有了显著提升。这是因为经过模型订正后, 部分原来小于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的数据点订正后大于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 导致订正后 HY-2 风速中低于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的数据点更少; 但是这些剩余点的分布相比之前更加集中, 因此相关系数和标准差有了显著改善。对于中高风速区间, 相关系数的增加说明订正后数据的分布更加合理。然而, 模型的 RMSE 和 SD 均有不同程度的降低, 这可以通过图 6 给出的散点分布情况来解释: 模型订正前 HY-2 风速虽然整体低估明显, 但数

据分布较为集中; 模型订正后数据分布的离散性有所增强, 这是因为模型的非线性订正方式使得部分原本接近的风速经订正后差异拉大, 从而使得统计的 RMSE 和 SD 有所增加; 对于高风速区间, 订正模型对于数据 RMSE 的改善最为显著, 将高风速的 RMSE 从 $13.27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 降至 $6.76 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 充分验证了本文提出的高风速订正模型的有效性。

2.2.4 台风案例分析

为验证本文高风速订正模型在热带气旋高风速情况下的表现, 选取台风灿都进行案例分析。台风灿都于 2021 年 9 月 5 日在菲律宾以东的西北太平洋洋面生成, 受热带辐合带和温暖海温的影响, 其强度迅速增强, 9 月 7 日夜间发展为超强台风级, 并在 9 月 8 日达到巅峰状态, 中心附近风速达到 $58 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。图 7(a) 给出了 2021 年 9 月 8 日 HY-2C 微波散射计全球风速分布, 图 7(b) 为该日 08:36—08:39 UTC 台风灿都核心区域附近的风速分布。HY-2C 微波散射计观测

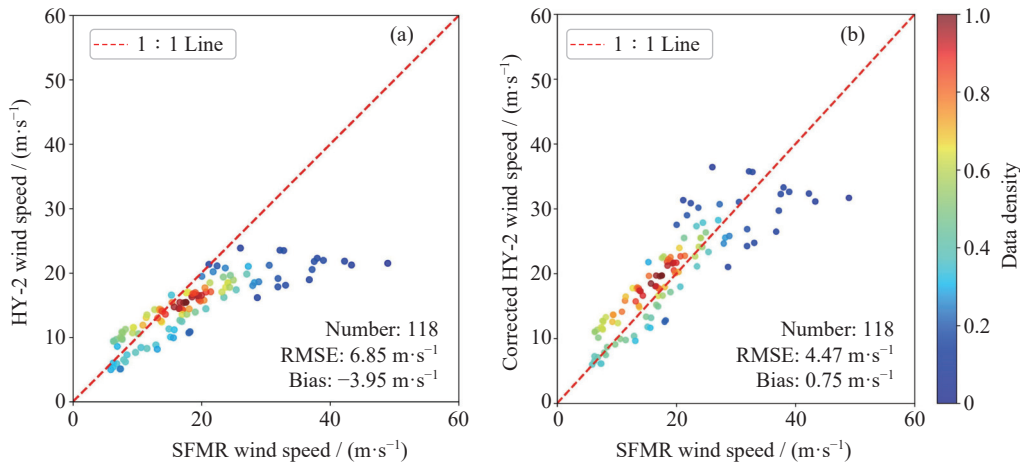


图 6 模型订正前后 HY-2 与 SFMR 风速值散点密度。(a) 订正前, (b) 订正后

Fig. 6 Scatter density plot of HY-2 and SFMR wind speed. (a) Before model correction, (b) after model correction

表 3 模型订正前后各风速区间指标统计结果

Table 3 Statistical results of metrics for each wind speed interval before and after model correction

	风速区间/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	RMSE/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	CC	SD/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)
订正前	0~10	2.03	-0.07	1.98
	10~25	3.76	0.77	2.44
	> 25	13.27	0.24	5.25
订正后	0~10	2.67	-0.06	1.95
	10~25	3.84	0.76	3.70
	> 25	6.76	0.25	6.07

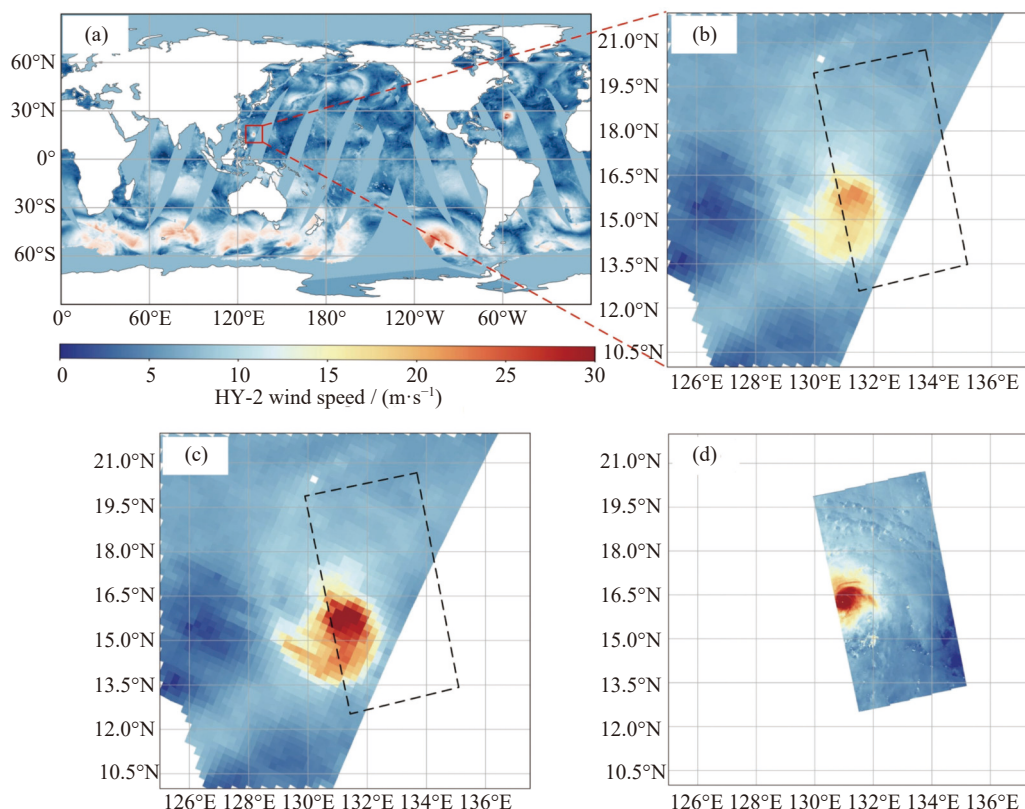


图 7 2021 年 9 月 8 日 HY-2C 微波散射计和台风灿都的风速. (a) HY-2C 微波散射计全球风速, (b) 08:36–08:39 UTC 台风灿都风速, (c) 模型订正后 HY-2 微波散射计风速, (d) 09:17 UTC SAR 反演风速
Fig. 7 Wind speed of HY-2C microwave scatterometer and Typhoon Chanthu on 8 September 2021.

(a) Global wind speed of HY-2C microwave scatterometer, (b) wind speed of Typhoon Chanthu at 08:36–08:39 UTC, (c) corrected HY-2 wind speed from microwave scatterometer, (d) SAR-derived wind speed at 09:17 UTC

到台风最大风速为 $22.09 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 远低于最佳路径数据记录的 $55 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 左右, 说明 HY-2C 存在显著风速低估问题.

将覆盖台风灿都时间段 (08:36–08:39 UTC) 的 HY-2C 微波散射计风速作为 BLS 高风速订正模型的输入数据, 经模型计算后可以得到对应的订正后的 HY-2C 风速. 图 7(c) 给出了订正后 HY-2C 风速的二维分布情况, 结果表明, 在台风核心区域内, 高风速得到明显改善, 最大风速从 $22.09 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 提升至 $32.73 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 此外, 模型订正处理并未改变风速的空间分布特征, 说明本文构建的点订正模型在空间模式上也具有较好的稳定性. 为进一步评估模型表现, 本文获取时间 (2021 年 9 月 8 日 09:17 UTC) 与 HY-2C 观测最为接近的 Sentinel-1 B SAR 数据反演的风速作为第三方验证数据, 该风速由 MS1 A/MS1 AHW

算法反演获取. 图 7(d) 给出了 SAR 反演风速, 在 3 km 空间分辨率下, 其最高风速为 $50.36 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 将其重采样至 25 km 空间分辨率后, 其最大风速为 $39.90 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. 图 7(b)(c) 中黑色虚线框所示范围即为 SAR 的空间覆盖范围. 从图 7(b)(d) 可以看出, 在台风核心区域, SAR 反演风速显著高于 HY-2C 风速; 在台风外围区域, 二者风速整体偏低且差别不大, 但是 SAR 风速中存在零星的高风速小块, 这可能与强降雨引起的风速反演偏差相关. 模型订正后, HY-2C 数据在台风核心区域的高风速区开始与 SAR 风速接近, 但在台风外围区域的中低风速区, 模型订正的影响较小.

为定量验证模型订正前后 HY-2C 风速的表现, 首先将 SAR 反演风速降采样至 25 km 的空间分辨率, 使其与 HY-2C 风速分辨率保持一致. 然后将二者

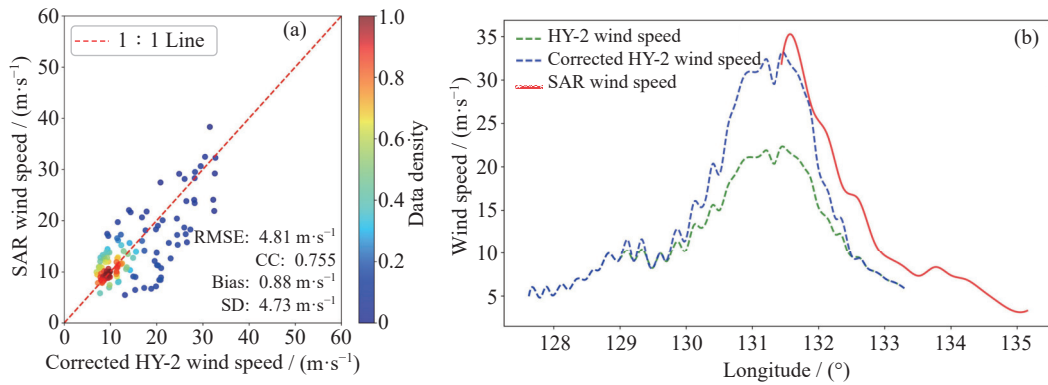


图 8 订正后 HY-2 与 SAR 风速散点 (a) 及订正前后 HY-2 风速廓线与 SAR 风速廓线 (b)

Fig. 8 Scatter plot of wind speed of corrected HY-2 and SAR (a). Wind speed profiles of HY-2 and SAR before and after correction (b)

直接进行空间匹配, 由于二者时间间隔约为 40 min, 匹配时可忽略台风在两个观测数据的时间差内的位置移动. 图 8(a) 给出了 HY-2C 订正后风速与 SAR 风速的散点分布密度情况, 在 $8 \sim 15 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的中低风速范围内, 散点分布最为集中, 且与基准线较为接近; 对于中高风速区域, 散点的数量较少, 且散点的离散情况更为明显, 但整体还是均匀分布在基准线两侧. 此外, 统计结果表明, 订正前后的 HY-2C 风速与 SAR 参考风速的 RMSE 分别为 $5.58 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $6.00 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 订正后风速的 RMSE 下降的原因可能是本文模型是基于 SFMR 参考风速构建的, 而 SFMR 在中低风速区可信度降低; 模型对中等风速进行订正后可能会导致其与 SAR 之间的误差增加. 对于 $20 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上的风速区间, 订正前后的结果分别为 $9.90 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $5.88 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 这是因为 SFMR 数据在高风速区可信度高, 构建的高风速订正模型能有效订正高风速观测. 此外, 本文以包含台风中心的 (15.5°N 附近) 的东-西向数据为例, 验证了模型在风速廓线变化特征抓取上的能力. 图 8(b) 中绿色和蓝色虚线分别表示订正前后 HY-2C 的风速分布, 而红色实线则表示 SAR 的风速分布情况. 从图中可知, 在低风速区域, 订正前后的 HY-2C 风速相差不大, 但与 SAR 风速之间存在偏差. 这可能是 SAR 与 HY-2 存在数据获取时间的差异, 导致台风系统的状态改变, 因此在该廓线位置的风速分布出现了变化. 在高风速区域, 订正前的 HY-2C 风速显著低估, 而订正后的 HY-2C 风速最高超过 $30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 其与 SAR 风速的一致性更好. 上述结果表明, 本文的订正模型并不适用于低风速区域, 但是对

于高风速区, 模型改善效果十分显著, 这与本文建模使用数据的类型、风速分布范围和质量密切相关.

3 结论与展望

通过时空匹配基于 HY-2 系列星载散射计与机载 SFMR 风速数据构建了研究数据集, 利用轻量化的宽度学习系统开展数据分析与建模, 并基于贝叶斯最佳估计方法确定模型最优参数, 构建完成适用于中国卫星的高风速订正模型. 模型订正后的 HY-2 系列微波散射计风速在测试集上的均方根误差和相关系数分别为 $4.47 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 0.75; 此外, 在 $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上风速区间内, 模型订正风速的均方根误差为 $6.76 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 显著优于订正前的 $13.27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. 最后, 以 2021 年超强台风灿都进行了案例分析, 结果表明, 经模型订正后, HY-2C 测量的最大风速从 $22.09 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 提升至 $32.73 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 使其接近于同一空间分辨率的 SAR 反演得到的风速 ($39.9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$). 此外, 对于 $20 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上风速区间, 订正后 HY-2C 风速与 SAR 的一致性更好, 且 RMSE 统计值显著优于订正前. 上述结果证实了所提出的基于宽度学习的高风速订正模型的有效性, 可为星载微波散射计风速质量优化提供可选方案.

上述研究还存在两个局限性: 一是受限于高风速观测稀缺以及星载观测与机载观测的时空匹配要求高, 当前用于建模的数据集包含的高风速数据太少, 模型稳定性和适用性还需要进行大的提升; 二是 SFMR 数据在低风速条件下精度较差, 无法作为参考真值, 严重制约了模型在低风速下的表现. 针对上述两点问题, 未来将聚焦于拓展高风速观测数据量及增

加高质量中低风速观测数据. 一方面, 除了 SFMR 具备测量热带气旋高风速能力之外, 随着 SAR 风速反演算法的发展^[36,37], 双极化 SAR 可以获取高空间分辨率、高质量的高风速数据. 另一方面, 全球浮标数据可提供长时序、稳定且高质量的中低风速观测数据. 因此, 未来可利用多源观测丰富数据集, 进而优化模型性能. 此外, 本文使用的宽度学习系统核心功能之一是该网络的增量学习能力, 未来在数据集中增加新的输入数据时, 模型无需重新训练, 可通过增量学习方案更新模型, 提升模型更新效率.

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突.

参考文献

- [1] PANDEY R S, LIOU Y A. Typhoon strength rising in the past four decades[J]. *Weather and Climate Extremes*, 2022, **36**: 100446
- [2] MORI N, TAKEMI T. Impact assessment of coastal hazards due to future changes of tropical cyclones in the North Pacific Ocean[J]. *Weather and Climate Extremes*, 2015, **11**: 53-69
- [3] WU C, GRAF J, FREILICH M, *et al*. The SeaWinds scatterometer instrument[C]//Proceedings of IGARSS'94-1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Pasadena: IEEE, 1994: 1511-1515
- [4] YANG J G, ZHANG J. Evaluation of ISS-RapidScat wind vectors using buoys and ASCAT data[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(4): 648
- [5] SAF O S I, Team E W. ASCAT wind product user manual[J]. *Version*, 2019, **1**: 23.
- [6] SHIBATA A. AMSR/AMSR-E algorithm development and data distribution[C]//Proceedings of the IGARSS 2000. IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Proceedings (Cat. No. 00CH37120). Honolulu: IEEE, 2000: 59-61
- [7] BORMANN N, DUNCAN D, ENGLISH S, *et al*. Growing operational use of FY-3 data in the ECMWF system[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2021, **38**(8): 1285-1298
- [8] LI X Z, LIN W M, LIU B C, *et al*. Sea surface wind retrieval using the combined scatterometer and altimeter backscatter measurements of the HY-2B satellite[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**: 5101312
- [9] ZOU J H, ZENG T, CUI S X. A high wind geophysical model function for QuikSCAT wind retrievals and application to Typhoon IOKE[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2015, **34**(7): 65-73
- [10] STOFFELEN A, ANDERSON D. Scatterometer data interpretation: measurement space and inversion[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1997, **14**(6): 1298-1313
- [11] WENTZ F J, SMITH D K. A model function for the ocean-normalized radar cross section at 14 GHz derived from NSCAT observations[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1999, **104**(C5): 11499-11514
- [12] 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
- [13] BOURASSA M A, LEGLER D M, O'BRIEN J J, *et al*. SeaWinds validation with research vessels[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2003, **108**(C2): 3019
- [14] POLVERARI F, PORTABELLA M, LIN W M, *et al*. On high and extreme wind calibration using ASCAT[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**: 4202210
- [15] LAN Youguo, LANG Shuyan, LIN Mingsen, *et al*. Application of the Scatterometer on board the HY-2A satellite in typhoon remote sensing monitoring[J]. *Satellite Application*, 2018(5): 40-42 (兰友国, 郎姝燕, 林明森, 等. 海洋二号卫星 A 星微波散射计在台风遥感监测中的应用 [J]. 卫星应用, 2018(5): 40-42)
- [16] YANG Dian, SONG Qingtao, JIANG Xingwei, *et al*. A typhoon intensity estimation technique based on scatterometer winds observed from the HY-2 satellite[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2019, **41**(1): 151-159 (杨典, 宋清涛, 蒋兴伟, 等. 基于散射计风场数据的台风强度诊断方法——以海洋二号卫星数据为例 [J]. 海洋学报, 2019, **41**(1): 151-159)
- [17] LIU Siqi, LIN Wenming, WANG Zhixiong, *et al*. Determination of tropical cyclone location and intensity using HY-2B scatterometer data[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2021, **43**(11): 146-156 (刘思琦, 林文明, 王志雄, 等. 基于 HY-2B 散射计的热带气旋定位定强研究 [J]. 海洋学报, 2021, **43**(11): 146-156)
- [18] WANG Jing. A study of HY-2A Satellite Microwave Scatterometer Sea-surface High-wind Field Retrieval Model[D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2017: 1314 (王婧. HY-2A 卫星微波散射计高风速海面风场反演模型研究 [D]. 广州: 广州大学, 2017: 1314)
- [19] JIN Zhuayu. CCMP-Based Analysis of Sea Surface Wind Field Characteristics and Wind Speed Correction Techniques[D]. Beijing: National Marine Environmental Forecasting Center, 2022 (金铸钰. 基于 CCMP 的海面风场特征分析与风速订正方法研究 [D]. 北京: 国家海洋环境预报中心, 2022)
- [20] LYU Sirui. Research on Multi-source Satellite Sea Surface Wind Field Fusion[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2023 (吕思睿. 多源卫星海面风场融合研究 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023)
- [21] KONG Y, WANG X S, CHENG Y H, *et al*. Hyperspectral imagery classification based on semi-supervised broad learning system[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(5): 685

- [22] LIU D, BALDI S, YU W W, *et al.* On training traffic predictors *via* broad learning structures: a benchmark study[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, **52**(2): 749-758
- [23] KUOK S C, YUEN K V. Broad learning for nonparametric spatial modeling with application to seismic attenuation[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2020, **35**(3): 203-218
- [24] KUOK S C, YUEN K V. Broad learning system for nonparametric modeling of clay parameters[J]. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering*, 2020, **6**(2): 04020024
- [25] XIA Jing, WANG Sheng, YANG Xiaofeng, *et al.* Intelligent detection of rain cells with SAR imagery based on broad learning system[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, **27**(7): 1605-1614 (夏静, 汪胜, 杨晓峰, 等. 宽度学习系统的 SAR 影像海面强降雨智能检测研究 [J]. 遥感学报, 2023, **27**(7): 1605-1614)
- [26] ZHANG Y, YUEN K V. Crack detection using fusion features-based broad learning system and image processing[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2021, **36**(12): 1568-1584
- [27] WANG S, YUEN K V, YANG X F, *et al.* Tropical cyclogenesis detection from remotely sensed sea surface winds using graphical and statistical features-based broad learning system[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, **61**: 4203815
- [28] MOUCHE A A, CHAPRON B, ZHANG B, *et al.* Combined Co- and cross-polarized SAR measurements under extreme wind conditions[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, **55**(12): 6746-6755
- [29] MOUCHE A, CHAPRON B, KNAFF J, *et al.* Copolarized and cross-polarized SAR measurements for high-resolution description of major hurricane wind structures: application to Irma category 5 hurricane[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2019, **124**(6): 3905-3922
- [30] UHLHORN E W, BLACK P G, FRANKLIN J L, *et al.* Hurricane surface wind measurements from an operational stepped frequency microwave radiometer[J]. *Monthly Weather Review*, 2007, **135**(9): 3070-3085
- [31] SAPP J W, ALSWEISS S O, JELENAK Z, *et al.* Stepped frequency microwave radiometer wind-speed retrieval improvements[J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(3): 214
- [32] UHLHORN E W, BLACK P G. Verification of remotely sensed sea surface winds in hurricanes[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2003, **20**(1): 99-116
- [33] KNAFF J A, SAMPSON C R, KUCAS M E, *et al.* Estimating tropical cyclone surface winds: current status, emerging technologies, historical evolution, and a look to the future[J]. *Tropical Cyclone Research and Review*, 2021, **10**(3): 125-150
- [34] ZHANG G S, LI X F, PERRIE W, *et al.* A hurricane wind speed retrieval model for C-band RADARSAT-2 cross-polarization ScanSAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, **55**(8): 4766-4774
- [35] WANG S, YUEN K V, YANG X F, *et al.* A nonparametric tropical cyclone wind speed estimation model based on dual-polarization SAR observations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**: 4208213
- [36] ROY C, KOVORDÁNYI R. Tropical cyclone track forecasting techniques—a review[J]. *Atmospheric Research*, 2012, **104-105**: 40-69
- [37] WANG S, YANG X F, LI H Y, *et al.* An improved asymmetric hurricane parametric model based on cross-polarization SAR observations[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, **14**: 1411-1422

作者简介



苏月女, 2002年9月出生于山东省聊城市, 现为中科院空天信息创新研究院硕士研究生, 主要研究方向为海面风场反演。

E-mail: suyue@aircas.ac.cn



汪胜(通信作者) 男, 1994年8月出生于湖北省武汉市, 现为中科院空天信息创新研究院助理研究员, 主要研究方向为海面风场反演、海面风场融合、热带气旋监测。

E-mail: wangsheng01@aircas.ac.cn