

中高海况下极化SAR海浪风场参数联合反演方法

祝源, 万勇, 孙伟峰

中国石油大学(华东) 海洋与空间信息学院, 青岛 266580

摘要: 合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar) 凭借其高分辨率和全天时、全天候的对海观测能力, 在监测海浪风场中发挥了重要作用。针对现有海浪风场参数反演方法在中高海况下仍存在反演精度较低的问题, 本文利用哨兵1号WV模式SAR数据, 在传统特征参数(入射角、归一化方差)基础上, 引入3个近似极化特征参数(极化熵、各向异性和相关性)作为补充。同时, 基于支持向量回归算法(SVR)与卷积神经网络算法(CNN), 分别构建了适用于中高海况下(风速在10.8—28.8 m/s)的SAR海浪风场参数联合反演模型。结果显示, 基于SVR反演的风速、风向、有效波高和平均波周期与ERA5、NDBC数据比对的均方根误差分别为1.27 m/s、23.46°、0.22 m、0.62 s和1.10 m/s、25.37°、0.22 m、0.59 s; 基于CNN反演的风速、风向、有效波高和平均波周期与ERA5、NDBC数据比对的均方根误差分别为1.15 m/s、23.53°、0.18 m、0.53 s和1.08 m/s、25.85°、0.19 m、0.54 s, 证明在中高海况下本文建立的两种海浪风场参数联合反演模型可以有效反演海浪风场参数。与传统理论方法相比, 分别基于SVR和CNN的海浪风场参数联合反演模型反演的有效波高、平均波周期和风速与ERA5数据相比, 均方根误差分别减小了0.67 m、0.62 s、0.3 m/s和0.71 m、0.71 s、0.42 m/s, 证明两种联合反演模型均显著提高了反演精度。此外, 为验证本文建立的2种联合反演模型在高海况下的反演效果, 收集2020年位于北大西洋海域的两景飓风数据用作高海况个例分析。结果表明在高海况下本文建立的两种联合反演模型同样能够获得较为准确的海浪风场参数。综上, 本文所建立的海浪风场联合反演模型为中高海况下海浪风场参数的高精度反演提供了有效的解决方案, 也为后续极端海况下的海洋环境研究提供了重要参考。

关键词: 合成孔径雷达, 联合反演方法, CNN, SVR, 海浪风场参数, 中高海况, 极化特征参数

中图分类号: TP228.2/P2

引用格式: 祝源, 万勇, 孙伟峰. 2026. 中高海况下极化SAR海浪风场参数联合反演方法. 遥感学报, 30(3): 647–661

Zhu Y, Wan Y and Sun W F. 2026. Joint inversion method for sea wave and wind field parameters using polarimetric SAR under moderate to high sea conditions. National Remote Sensing Bulletin, 30(3): 647–661 [DOI: 10.11834/jrs.20265204]

1 引言

海面风场和海浪是重要的海洋动力过程, 其中海面风场是海洋表面发生相对运动的主要动力来源, 海浪是由海面风场等因素引起的海面动力现象, 二者关系密切且二者的研究与监测对于国防、航运、海洋资源开发等具有重要意义(胡敏等, 2020)。

浮标观测被认为是目前获取海浪风场信息最为精确的方法之一, 但其仅提供局部的单点测量数据, 并且维护成本较高, 无法观测大范围海域。数值预报模式凭借历史观测数据及海浪统计

规律构建模型, 进而预测未来海况, 然而这类预报本质上基于复杂的数学计算, 其精确度受到同化资料和水深等因素的影响。微波遥感能够有效克服上述局限, 提供更准确的海浪风场信息(刘良明, 2005)。其中, 合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar) 具有较高的空间分辨率, 能够提供大范围、高精度的海浪风场信息, 且其成像不依赖于天气光照等因素, 在海面风场和海浪参数反演的应用中表现优异(Moreira等, 2013; 方成勇等, 2024)。

经过多年的发展, 国内外研究学者基于SAR提出了多种海浪风场参数反演方法。在运用SAR

收稿日期: 2025-06-08; 预印本: 2025-11-22

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 61931025)

第一作者简介: 祝源, 研究方向为SAR海浪风场遥感探测。E-mail: 15653639080@163.com

通信作者简介: 万勇, 研究方向为海洋动力环境微波遥感探测及智能信息处理技术、电子信息工程等。E-mail: wanyong@upc.edu.cn

数据反演海面风场参数的研究中, 地球物理模型函数 GMF (Geophysical Model Functions) 被广泛应用, 此方法是在一些 SAR 和风速的统计数据的基础上建立的经验模型。其中, CMOD 系列模式函数主要有 CMOD4 (Stoffelen 和 Anderson, 1997)、CMOD-IFR2 (Quilfen 等, 1998)、CMOD5 (Hersbach 等, 2007)、CMOD5.N (Hersbach, 2010) CMOD7 (Stoffelen 等, 2017) 和 CMOD7D (Ni 等, 2022) 等。对于 SAR 海面风向反演, 目前最常见的方法有小波变换法 WT (Wavelet Transform)、快速傅里叶变换 FFT (Fast Fourier Transformation) 和局部梯度法 LG (Local Gradient) (艾未华 等, 2012) 等。

在海浪参数反演方面, SAR 海浪参数反演法可分为两类: 第一类是基于机理驱动的方法, 目前主要有 MPI (the Max-Planck Institute Algorithm) (Hasselmann 和 Hasselmann, 1991)、SPRA (the Semi-Parametric Retrieval Algorithm) (Hasselmann 和 Hasselmann, 1991)、PFSM (the Parameterized First-Guess Spectrum Method) (Mastenbroek 和 de Valk, 2000; 何宜军, 1999) 和 PARSA (the Partition Rescale and Shift Algorithm) (Schulz-Stellenfleh 等, 2005) 等反演算法, 虽然上述方法能从 SAR 图像谱中获得海浪谱, 但其反演精度对先验信息有较大依赖性且 SAR 图像谱与海浪谱间转换关系复杂, 因此研究学者陆续提出了另一类基于数据驱动反演海浪参数的方法。目前针对 C 波段 SAR 主要有 CWAVEs 算法, 包括 CWAVE_ERS (Schulz-Stellenfleh 等, 2007)、CWAVE_ENV (Li 等, 2011) 和 CWAVE_S1A (Stopa 和 Mouche, 2017) 等, X 波段 SAR 主要有 XWAVE (Bruck 和 Lehner, 2013, 2015; Pleskachevsky 等, 2016) 算法。虽然上述海浪参数反演算法能够依据提取的特征参数直接推算出海浪信息, 但值得注意的是, 它们并未将风场参数纳入输出范围, 未能实现风场与海浪参数的同时一体化反演, 而这二者间实际上存在着密切的联系。

尽管单独的 SAR 海面风场参数反演和海浪参数反演已经取得了一定进展, 但由于海面风场与海浪之间存在着密切的耦合关系。风场与浪场相互作用决定了海洋环境的动态特征, 因此仅考虑单一参数的反演方法往往无法全面、准确地描述

这一动态过程。为提高反演精度和应用效果, 基于 SAR 数据的海浪风场参数联合反演成为一个重要的研究方向。时晓磊 (2021) 提出了一种利用数据驱动进行 SAR 海浪风场参数联合反演的新方法, 该方法能够同时反演风场和海浪参数。Wan 等 (2022) 提出了一种基于 SAR 和波谱仪数据的海浪风场参数一体化反演方法, 实现了海浪风场参数的联合反演。但上述反演方法仅在中低海况 (风速 <15 m/s) 的情况下表现出较为理想的反演效果, 并未涉及高海况 (风速 >15 m/s) 时海浪风场参数的联合反演表现。为了解决此问题, 本文利用 Sentinel-1 SAR 数据和欧洲中期天气预报中心 ECMWF (European Center for Medium-range Weather Forecasts) 海浪模式再分析数据 (ERA5), 分别基于卷积神经网络算法 CNN (Convolutional Neural Networks) 与支持向量回归算法 SVR (Support Vector Regression) 建立了适用于中高海况下的海浪风场参数联合反演模型。将模型反演结果与 ERA5 数据、浮标数据以及传统的反演方法进行对比, 验证了所建模型的反演精度, 实现了中高海况下海浪风场参数联合的高精度反演, 为后续极端海况下海洋环境研究提供了重要参考。

2 数据集

2.1 Sentinel-1 SAR 数据

哨兵 1 号 (Sentinel-1) 由 4 颗卫星组成——Sentinel-1A、Sentinel-1B、Sentinel-1C、Sentinel-1D。Sentinel-1A 由欧洲航天局于 2014 年 4 月 3 日发射, 重访周期为 12 d, 2016 年 4 月 26 日 Sentinel-1B 卫星发射后, 可由两者配合对地观测, 卫星的重访周期缩短为 6 d。2021 年 12 月 23 日, 由于电源系统异常, Sentinel-1B 任务终止。Sentinel-1C 于 2024 年 12 月 5 日发射, Sentinel-1D 计划于 2025 年发射。本文采用 Sentinel-1 WV 模式数据, WV 模式是 SAR 卫星用于海面观测的默认成像模式, 可以沿轨道以 23° (WV1) 和 36° (WV2) 的入射角交替获取 SAR 图像, 分辨率为 $5\text{ m}\times 5\text{ m}$ 。

本文收集了印度洋、南太平洋和东太平洋区域 2019 年—2021 年 14 景高海况下 Sentinel-1 SAR WV 模式 VV 极化单视复数 SLC (Single Look Complex) 图像, SAR 数据详细信息如表 1 所示。

表1 Sentinel-A SAR数据详细信息
Table 1 Sentinel-A SAR data details

SAR数据	极化方式	轨道升降方式
S1A_WV_SLC__1SSV_20190625T141814_20190625T144749_027837_032485_A9C2	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20190630T142552_20190630T145556_027910_0326AC_D3B0	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20190805T051353_20190805T054526_028429_03366C_DEED	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20190812T084108_20190812T084915_028534_0339F3_9572	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20190917T141819_20190917T144754_029062_034C50_0FA9	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20200406T071531_20200406T073056_032003_03B25E_3801	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20200429T235222_20200430T001211_032349_03BE87_176C	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20200615T000612_20200615T002857_033020_03D321_3392	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20200630T021124_20200630T021704_033240_03D9E4_1DE0	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20210227T232149_20210227T233911_036782_045308_C677	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20210306T130327_20210306T132514_025894_0316A9_7035	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20210718T020234_20210718T023604_038825_0494D3_70FC	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20210929T092649_20210929T093554_028911_03734A_9CE5	VV	降轨
S1A_WV_SLC__1SSV_20211003T094315_20211003T095052_039953_04BA75_A838	VV	降轨

2.2 ECMWF ERA5数据

欧洲中期天气预报中心提供了自 1979 年起的全球风场和海浪数据，涵盖了多种空间分辨率。本文主要采用了 ECMWF ERA-5 数据中的 10 m 风速、风向、混合风浪及涌浪的有效波高和平均波周期数据，时间分辨率为 1 h，空间分辨率为 0.125°。为了获取与 SAR 数据中的每个像元相匹配的 ERA5 数据，需要将预处理后的 SAR 数据与 ERA5 数据进行时空匹配，即在一维时间向量上进行单线性插值，在二维空间向量上进行双线性插值。经过时空匹配后生成的 3580 个 SAR-ERA5 匹配数据对主要用于对比检验海浪风场参数联合反演方法的精度。

2.3 NDBC浮标数据

海洋浮标是世界各国监测和预报海洋灾害的主要手段，目前很多国家海洋浮标技术发展已经趋于完善，且浮标数据被研究学者公认为是最准确的数据。因此本文选择美国国家资料浮标中心发布的高质量海洋浮标数据，其中包括有效波高、平均波周期等海浪参数以及风速、风向等风场参数，将以上参数作为真值，用于验证所建立模型反演海浪风场参数的准确性。

本文研究的是海面 10 m 处的风速,为了更精确

的反映联合反演结果的精度,需要对 NDBC 浮标提供的风速进行转换,转换公式如下(Shao 等,2014):

$$U_z = U_{z_m} \ln(z/z_0)/\ln(z_m/z_0)$$
 (1)

式中， U_z 表示海面高度 z 处的风速； U_{z_m} 表示海面高度为 z_m 处的风速； z_0 表示粗糙面长度。

由于本文使用的 SAR 数据和 NDBC 浮标观测的匹配数据较少，在高海况下浮标数据不足以作为数据集的标签。因此，在这种情况下，本文建立的联合反演模型的精度在很大程度上依赖于 ERA5 数据所提供的海浪风场参数。为了确保反演结果的精度，对 ERA5 数据与浮标实测数据进行了一致性验证。通过对比分析 ERA5 数据与浮标观测的海浪风场参数，间接证实了 ERA5 提供的数据在这一领域的准确性。为了量化评估 ERA5 数据与浮标数据所提供参数的一致性，本文绘制了 ERA5 数据与浮标参数对比的散点图，如图 1 所示，并采用均方根误差 RMSE（Root Mean Square Error）和偏差（Bias）这两个统计指标来衡量精度。由图 1 可知，ERA5 数据与浮标数据在风速、风向、平均波周期、有效波高 4 个参数比对的 RMSE 分别为 1.41 m/s、17.32°、0.85 s、0.36 m，证明了 ERA5 数据与浮标数据所提供的海浪风场参数之间有较高的吻合度。因此，可以认为 ERA5 数据精度达到作为准确标签数据的程度。

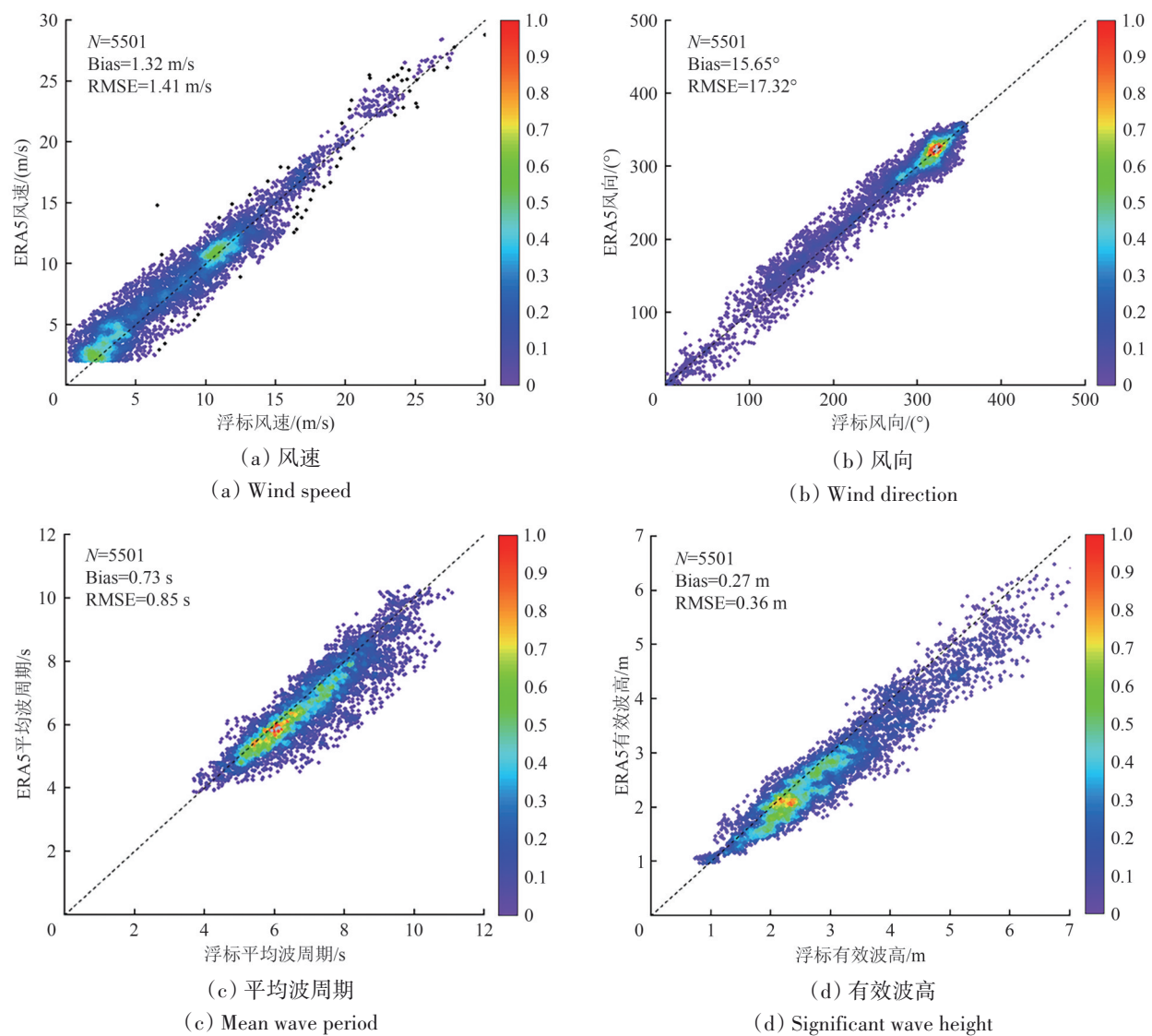


图1 ERA5数据与浮标数据的海浪风场参数对比示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the comparison of wave and wind field parameters between ERA5 data and buoy data

3 特征参数选择与模型建立

3.1 数据集的收集及筛选

蒲福风级（Beaufort Scale）是国际广泛采用的风力等级标准，由英国航海家弗朗西斯·蒲福于1805年制定。该等级体系是依据风对诸如沙尘、地面物体（包括树木和建筑物）、渔船状态以及海浪形态等自然现象的影响程度来划分风力强度级别的。通常简称为风级，它是表达风强度的一种方式，故又称“蒲福风力等级表”。

在实际应用中，蒲福风力等级表包含13个级别以详尽描述不同风力和浪高大小，本文仅列举其中7个级别作为参考，如表2所示。

表2 蒲福风力等级表
Table 2 Beaufort wind scale

蒲福风级	名称	浪高/m	高出地面10 m之相当风速/(m/s)
0	无风		0—0.2
1	软风	0.1	0.3—1.5
2	轻风	0.2	1.6—3.3
3	微风	0.6	3.4—5.4
4	和风	1.0	5.5—7.9
5	清风	2.0	8.0—10.7
6	强风	3.0	10.8—13.8

根据2020年国家海浪等级标准中引用的蒲福风级与对应海况的关系，参照表2所示内容，本文将风速及浪高划分为两个区间：风速为0—10.8 m/s，浪高为0—3 m的数据定义为低海况；风速为10.8—

28.8 m/s, 浪高为 3 m 以上的数据则视为中高海况。由于 ERA-5 再分析数据中的风速在 30 m/s 以下具有可靠性 (Wan 等, 2024), 因此本文将重点对风速范围为 10.8—28.8 m/s 的数据进行验证和分析。

为了直观展示各类风速值在数据集中的分布情况, 本文制作了一幅中高海况数据集风速分布图, 如图 2 所示。

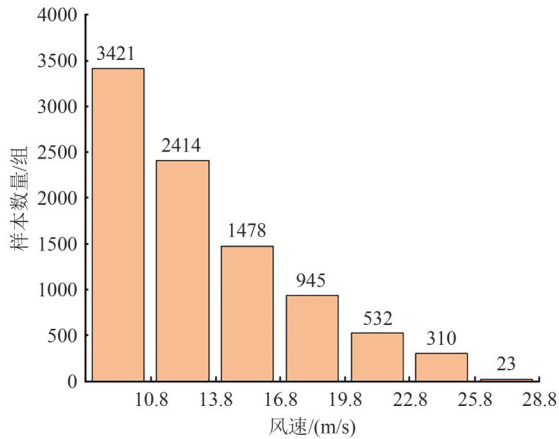


图2 数据集随风速数值的分布图

Fig. 2 Distribution of high sea state dataset with wind speed

本文所呈现的数据集共包含了 3582 组风速数据, 这些数据展现了中高海况的不同风速区间 (风速 < 10.8 m/s 和风速 > 28.8 m/s 以上的数据本文不予研究)。其中风速 > 10.8 m/s 的数据集共 3421 组, 风速 > 13.8 m/s 的数据集共 2414 组, 风速 > 16.8 m/s 的数据集共 1478 组, 风速 > 19.8 m/s 的数据集共 945 组, 风速 > 22.8 m/s 的数据集共 532 组, 风速 > 25.8 m/s 的数据集共 310 组, 风速 > 28.8 m/s 的数据集共 23 组。通过上述统计可知, 本文所收集的数据集涵盖了广泛的中高海况风速范围, 这对于构建和验证在中高海况下联合反演方法的有效性和准确性提供了强有力的基础数据支持。

3.2 海浪风场参数联合反演模型的特征选择

为了获取高精度的海浪风场参数, 特征参数的选择极为关键。本文选择 SAR 的雷达入射角 (θ)、归一化方差 (cvar)、后向散射系数 (σ)、图像强度 (Intensity) 和截断波长 (λ_c) 作为反演海浪风场参数的特征参数, 以 ERA5 数据提供的有效波高、平均波周期、风向和风速作为输出参数。

在中高海况下, 尽管上述传统 SAR 特征参数能够提供一定的海面信息, 但其单一极化通道的局限性难以全面反映复杂的海面状态。因此, 极

化特征参数的引入能够有效降低传统特征参数带来的不确定性, 并弥补在中高海况下传统 SAR 特征参数的不足。极化特征与中高海况之间的关系主要体现在其对海面微观结构和波浪形态的敏感性, 海浪和风场的变化会影响海面的微观结构, 例如波浪形态、泡沫分布以及波浪破碎等, 进而影响 SAR 图像中的电磁波反射特性。通过引入极化特征参数, 可以更敏感地捕捉海面微观结构的变化, 从而更有效地反映海浪和风场信息。所以, 本文在选择上述 SAR 特征参数的基础上, 结合合理的统计分析和特征近似方法提取了 3 个近似极化特征参数: 极化熵 (H)、各向异性 (A) 和相关性 (ϵ)。极化特征参数的引入能够在中高海况下有效捕捉到不同的散射信息, 更好的反映海面的动态变化, 从而增强模型反演的准确性。综上所述, 本文选取 SAR 的入射角、后向散射系数、归一化方差、图像强度、截断波长和近似极化特征参数 (极化熵、各向异性和相关性) 作为海浪风场参数联合反演模型的输入参数。

(1) 归一化方差。参数 cvar, 可由 SAR 图像的平均强度 $\langle I \rangle$ 计算得到 (Stopa 和 Mouche, 2017)。计算公式如下:

$$\text{cvar} = \text{var} \left(\frac{I - \langle I \rangle}{\langle I \rangle} \right) \quad (2)$$

式中, I 为图像强度, 由 TIFF 文件中复数 SAR 数据的实部 $r(x, y)$ 和虚部 $i(x, y)$ 通过以下公式计算得到:

$$\text{Intensity}(x, y) = r(x, y)^2 + i(x, y)^2 \quad (3)$$

为保证研究实验结果不受船舶、海冰、溢油等影响, 本文选择了雷达截面 WV1、WV2 的归一化方差分别在 1.0—1.4 和 1.0—2.0, 纬度在 $\pm 60^\circ$ 的数据。

(2) 截断波长。截断波长与积分海浪参数之间存在显著关联 (Kerbaol 等, 1996), 本节主要利用拟合 SAR 图像的自相关函数的方法估算截断波长的数值 (Pleskachevsky 等, 2019)。

由于 SAR 图像为单视复数图像, 因此本章通过分视处理技术将 SAR 图像拆分成了多个独立视角的子图像, 并计算各子视图之间的互相关函数, 对其进行傅里叶变换处理, 提取了子视间的交叉谱信息。子视 m_1 和 m_2 的图像交叉谱 $P^{1,2}$ 定义如下:

$$P^{1,2} = \hat{m}_1(\hat{m}_2)^* \quad (4)$$

式中, $\hat{m}_j (j = 1, 2)$ 是 $m_j (j = 1, 2)$ 的二维傅里叶变换, $(m_j)^*$ 是 m_j 的复共轭。

通过对SAR图像交叉谱的实部进行傅里叶变换运算, 可以获得该图像的自相关函数表达, 进一步地, 沿方位向采用高斯函数 $C(x)$ 对该自相关函数进行拟合, 可以有效地估算出方位向截断波长 (Pleskachevsky等, 2019), 高斯函数表达式如下:

$$C(kx; Kc) = \exp\left[-\pi\left(\frac{kx}{Kc}\right)^2\right] \quad (5)$$

式中, kx 代表方位向波数距离, Kc 代表截断波数。方位向截断波长与截断波数的关系式如式 (6) 所示。

$$\lambda_c = \frac{2\pi}{Kc} \quad (6)$$

(3) 极化熵。传统的极化熵提取方法基于Cloude-Pottier分解, 通过对相干矩阵 T 进行特征分解, 从而得到极化熵和各向异性等参数。极化熵 H ($0 \leq H \leq 1$) 定义为

$$H = -\sum_{i=1}^q P_i \log_q P_i \quad (7)$$

式中, $P_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^q \lambda_i$, 而 λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为相干矩阵 T 的第 i 个特征值。该参数表示在散射过程中有效的散射机制的个数 (田春红, 2023)。

在单一VV极化数据的限制下, 本文采用局部熵 (Local Entropy) 作为替代指标, 计算步骤主要包括划分局部窗口、计算局部区域像素 (5×5 像素的滑动窗口) 的概率分布和计算局部熵。局部熵定义为

$$H_{\text{local}} = -\sum_{k=1}^N P_k \log_q P_k \quad (8)$$

式中, P_k 是局部区域像素值的概率分布。

(4) 各向异性。各向异性 A ($0 \leq A \leq 1$) 描述的是次要散射机制之间的比例, 其定义为

$$A = \frac{\lambda_{i-1} - \lambda_i}{\lambda_{i-1} + \lambda_i} \quad (9)$$

式中, λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为相干矩阵 T 的第 i 个特征值, 当 A 的取值接近0.5时, 次要散射机制在散射过程中发挥作用, 此时各向异性 A 能提供额外的信息。

通过分析VV极化数据中的方向性和距离向特征, 计算局部窗口内方位向 (Azimuth) 和距离向 (Range) 标准差, 进而计算方向性指标:

$$A_{\text{approx}} = \frac{|\sigma_{\text{azi}} - \sigma_{\text{range}}|}{\sigma_{\text{azi}} + \sigma_{\text{range}}} \quad (10)$$

式中, σ_{azi} 为距离向标准差, 通过对SAR图像沿方位向计算局部窗口 (5×5 像素的滑动窗口) 内像素强度标准差得到, 反映方位向散射异质性; σ_{range} 为距离向标准差, 通过对SAR图像沿距离向计算局部窗口 (5×5 像素的滑动窗口) 内像素强度标准差得到, 反映距离向散射异质性。

(5) 相关性。相关性用于描述极化通道间的统计关系, 全极化SAR可通过极化协方差矩阵计算。VV极化数据由于仅有一个通道, 可由时间序列自相关方法替代:

$$\varepsilon = \frac{\text{Cov}(VV(t_1), (t_2))}{\sigma_{VV(t_1)} \sigma_{VV(t_2)}} \quad (11)$$

式中, $VV(t_1)$, $VV(t_2)$ 为同时相的VV数据; $\text{Cov} = E((VV(t_1) - \mu_1)(VV(t_2) - \mu_2))$ 用来衡量两时相数据的线性关系; $\sigma = \sqrt{E((VV - \mu)^2)}$ 为数据离散程度。

3.2.1 特征参数的重要性分析

为了建立准确的海浪风场参数联合反演模型, 对输入输出参数间的相关性评估是非常重要的。在评估特征参数对于风向、风速、有效波高以及平均波周期4个海浪风场参数的影响程度时, 本文利用XGBoost算法获得了每个特征参数与海浪风场参数的重要性得分, 然后将同一个特征参数与海浪风场参数的重要性得分累加, 形成该特征参数的总重要性得分。总重要性得分反映了各个特征参数在海浪风场参数反演时的总体贡献度, 具体的得分排名如图3所示。

由图3 (a) 可见: 入射角、归一化方差、图像强度和极化熵分别对风向、平均波周期、有效波高和风速的影响最大, 侧面证明了基于XGBoost算法计算特征参数对海浪风场参数影响的可行性。由图3 (b) 可见影响程度较大的特征参数为归一化方差、图像强度、入射角和极化熵等, 以上表明SAR提供的特征参数及极化特征参数对海浪风场参数反演的精度均有重要影响。

3.2.2 特征参数的相关性分析

在利用数据集的特征参数进行建模之前, 特征参数的筛选工作是影响反演结果准确性的关键步骤。在特征参数的筛选过程中, 一个重要因素是特征之间是否存在多重相关性。相关性可能由

多种原因引起, 包括两个特征参数具有相似趋势等。在特征选择及反演方法建立过程中, 及时识别特征之间的多重相关性是至关重要的。本节主要采用相关系数检验的方法来防止特征相关性的发生。Pearson 相关系数用于量化两个随机变量之间的线性相关强度。对于两个随机变量 X 和 Y , 计算公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (12)$$

式中, n 为样本个数, X_i 、 Y_i 为变量 X 、 Y , 对应点 i 处的观测值, $\bar{X}$ 是 X 个样本的平均值, $\bar{Y}$ 是 Y 个样本的平均值。

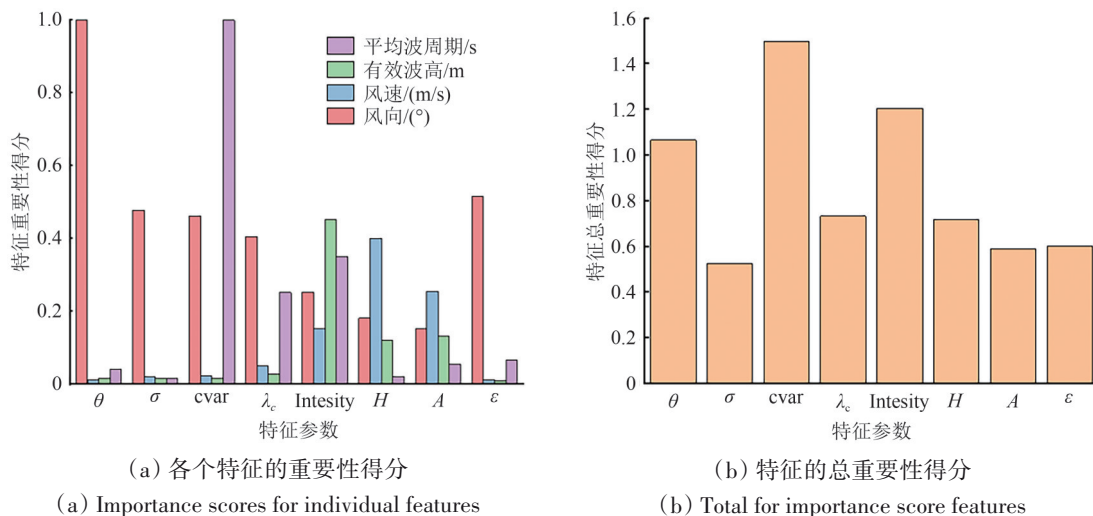


图3 输入特征参数的重要性排序
Fig. 3 Importance of input feature parameters ranking

由式 (12) 可以获得特征之间的相关系数值, 为了更直观地观察各个特征参数之间的相关性, 绘制了相关系数热力图, 如图4所示。可直观地观察到各特征参数之间的相关性, 任意两个特征参数之间的相关系数的绝对值均 <0.8 , 相关性不强, 在特征训练时不会出现过拟合现象。

3.3 海浪风场参数联合反演模型建立

3.3.1 支持向量机

支持向量机SVM (Support Vector Machine) 作为监督学习领域的核心算法, 其应用场景主要取决于目标变量的数据类型: 当处理离散型标签时执行分类任务, 而面对连续型标签则转化为回归问题, 此时称为支持向量回归 (SVR)。传统SVM/SVR框架存在一个显著限制——仅支持单输出变量建模, 这严重制约了其在多目标预测场景中的应用。因此, 本文采用改进的多输出最小二乘支持向量回归算法, 该算法通过引入共享特征空间映射机制, 实现了多变量协同回归分析 (Xu 等,

2013)。在核函数选择方面, 本文采用具有径向对称特性的高斯核函数, 其数学本质是通过非线性变换将样本映射到高维特征空间 (Bhosle 和 Deshmukh, 2019)。

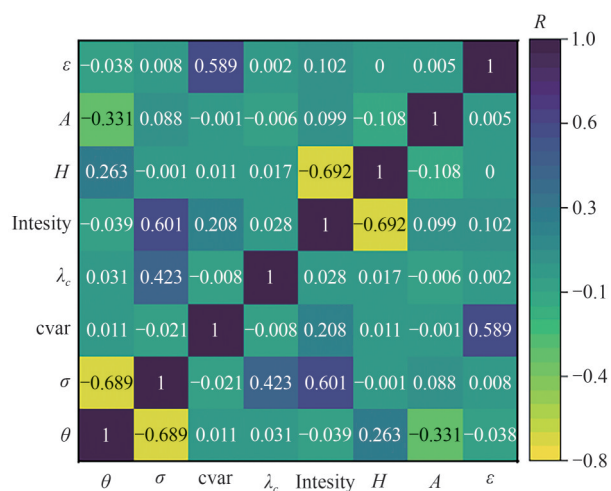


图4 热力图中特征参数之间的相关系数
Fig. 4 Correlation coefficients between characteristic parameters in the heat map

3.3.2 卷积神经网络

卷积神经网络 (CNN) 是一种深度学习算法, 具有深层结构并通过卷积操作进行特征提取, 能够进行监督学习和非监督学习 (罗建华等, 2017)。其核心思想在于, 通过卷积层对输入数据进行特征提取, 利用局部连接、权重共享和池化操作来减少参数量。该算法具有良好的自学习能力和容错能力, 能够通过卷积操作捕捉到图像中

的局部特征和模式, 增强模型的鲁棒性 (银玉琳和黄山, 2018)。本节中, 卷积神经网络算法使用 MATLAB 的神经网络工具箱进行实现, 设计了合适的网络层结构和网络参数设置, 以优化模型表现 (陈星, 2020)。卷积过程的边缘填充方式为相同填充, 激活函数是修正线性单元 ReLU (Rectified Linear Unit)。本节构建的卷积神经网络的结构如图 5 所示。

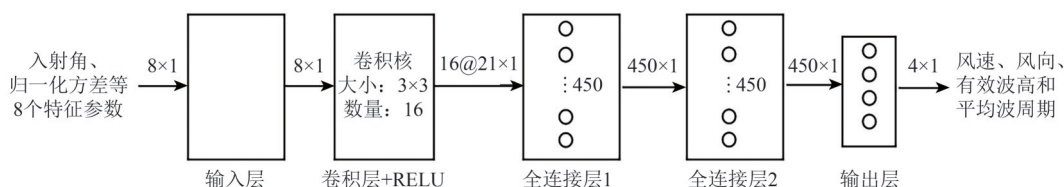


图 5 卷积神经网络的结构

Fig. 5 Structure of convolutional neural network

本文从 2019 年—2021 年 14 景 SAR WV 数据中提取了 3582 组有效数据。为了评估反演模型在训练后预测海浪风场参数的准确性, 该数据集按照 7 : 3 的比例划分为训练集和测试集。

4 海浪风场参数联合反演结果验证

4.1 联合反演结果及 ECMWF ERA5 数据的对比验证

为了全面验证本文提出的海浪风场参数联合反演模型的适用性, 了解验证数据集中海浪风场参数的实际分布范围尤为重要。因此, 本文对测试集中的 ERA5 数据进行了统计分析, 以明确各类参数的变化区间。其中海浪有效波高数值覆盖范围为 1.49—10.02 m、平均波周期的数值覆盖范围为 3.95—11.53 s、风速的数值覆盖范围为 5.83—35.01 m/s、风向的数值覆盖范围为 3.01°—355.52°, 为确保数据可靠性, 在验证前已对风向数据剔除超过 $[0^\circ, 360^\circ]$ 的异常数据 (3%), 剩余数据仍覆盖全风向范围。

4.1.1 基于 SVR 算法的联合模型反演结果与 ECMWF ERA5 数据的对比验证

为了验证引入极化特征参数对 SAR 海浪风场参数联合反演模型的影响, 本文采用 SVR 算法分别对未加入极化特征参数和加入极化特征参数两种情况下建立的联合反演模型进行海浪风场参数联合反演, 将联合反演结果与 ECMWF ERA5 数据

提供的海浪风场参数进行比较分析, 以评估模型的性能。图 6 为未加入极化特征参数时模型输出结果与 ERA5 数据的对比结果; 图 7 为加入极化特征参数后模型输出结果与 ERA5 数据的对比结果。可见, 未加入极化特征参数时联合反演模型反演得到的风速、风向、有效波高和平均波周期与 ERA5 比对的均方根误差分别为 1.64 m/s、25.85°、0.22 m 和 0.61 s; 加入极化特征参数后联合反演模型反演的风速、风向、有效波高和平均波周期与 ERA5 比对的均方根误差分别为 1.27 m/s、23.46°、0.22 m 和 0.62 s。

上述结果表明, SVR 算法无需依赖外部信息即可独立反演海浪风场参数, 为中高海况下海浪风场参数联合反演提供了重要参考依据。此外, 引入极化特征参数后, 模型在风速和风向的反演中均方根误差显著降低, 进一步验证了极化特征参数对模型性能的提升作用。与特征参数重要性分析结果一致, 极化熵、各向异性和相关性 3 个极化特征参数对风速和风向的影响效果最大, 充分体现了其在联合反演模型中的关键作用。

4.1.2 基于 CNN 算法的联合模型反演结果与 ECMWF ERA5 数据的对比验证

在上述研究的基础上, 本文进一步采用 CNN 算法对测试数据集中的 SAR 数据进行海浪风场参数联合反演。为评估 CNN 模型的反演性能, 本文将模型反演结果与 ECMWF ERA5 提供的相应参数进行对比分析。各参数的对比结果如图 8 所示。

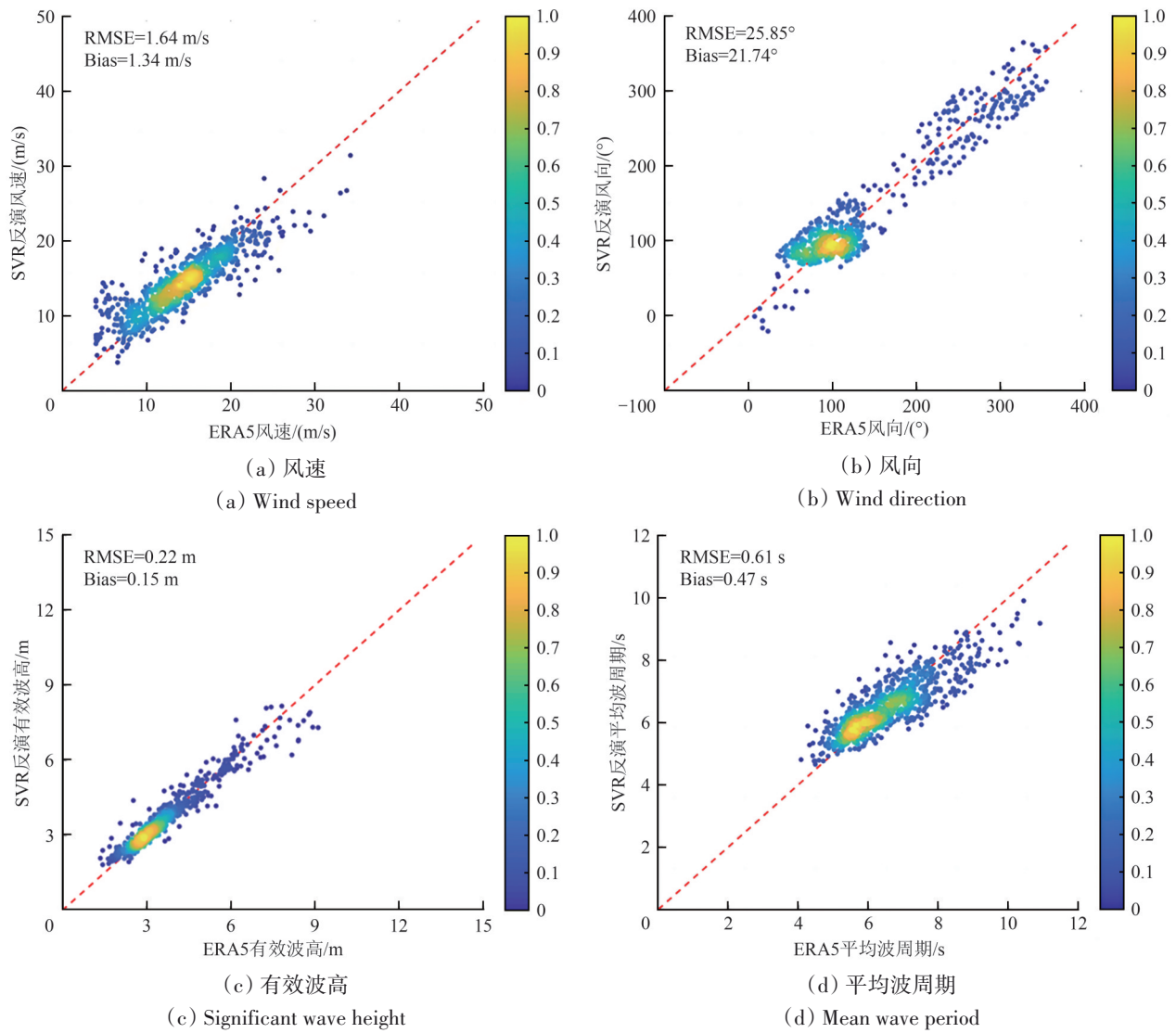
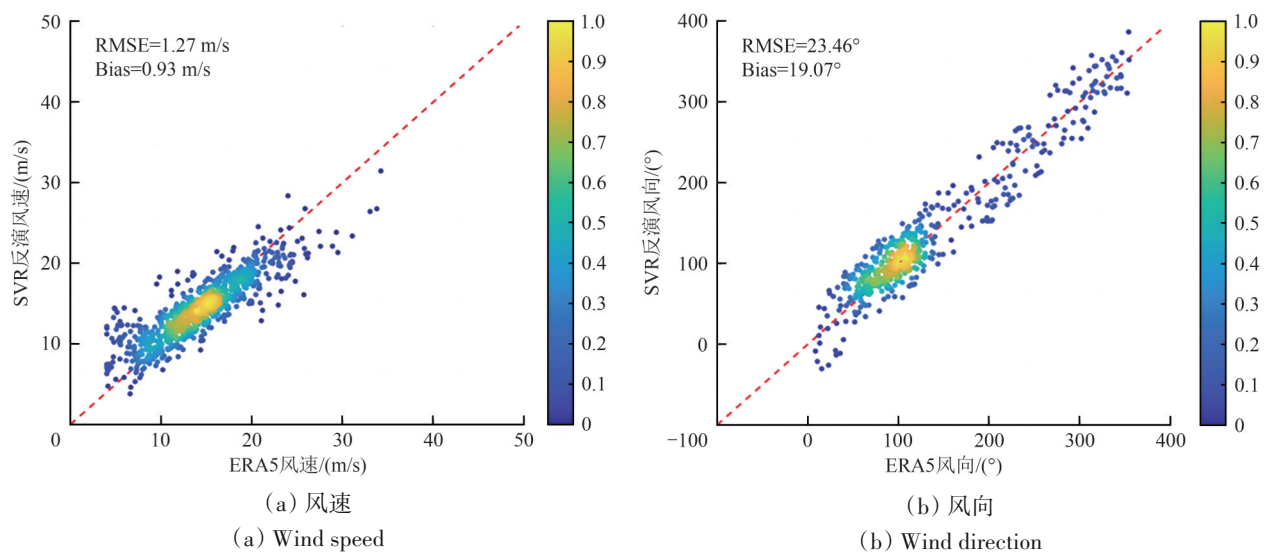


图6 未加入极化特征参数时模型输出结果与ERA5数据的对比结果

Fig. 6 Comparison of the output results of the model with the ERA5 data without adding polarization feature parameters



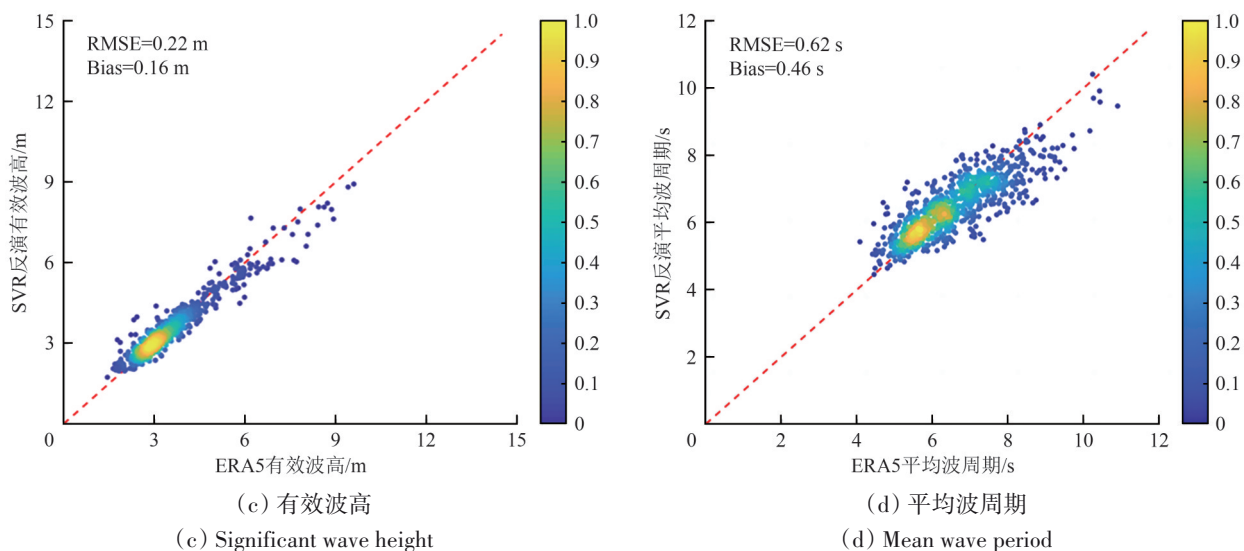


图7 加入极化特征参数后模型输出结果与ERA5数据的对比结果

Fig. 7 Comparison of the output results of the model with the ERA5 data after adding the polarization feature parameters

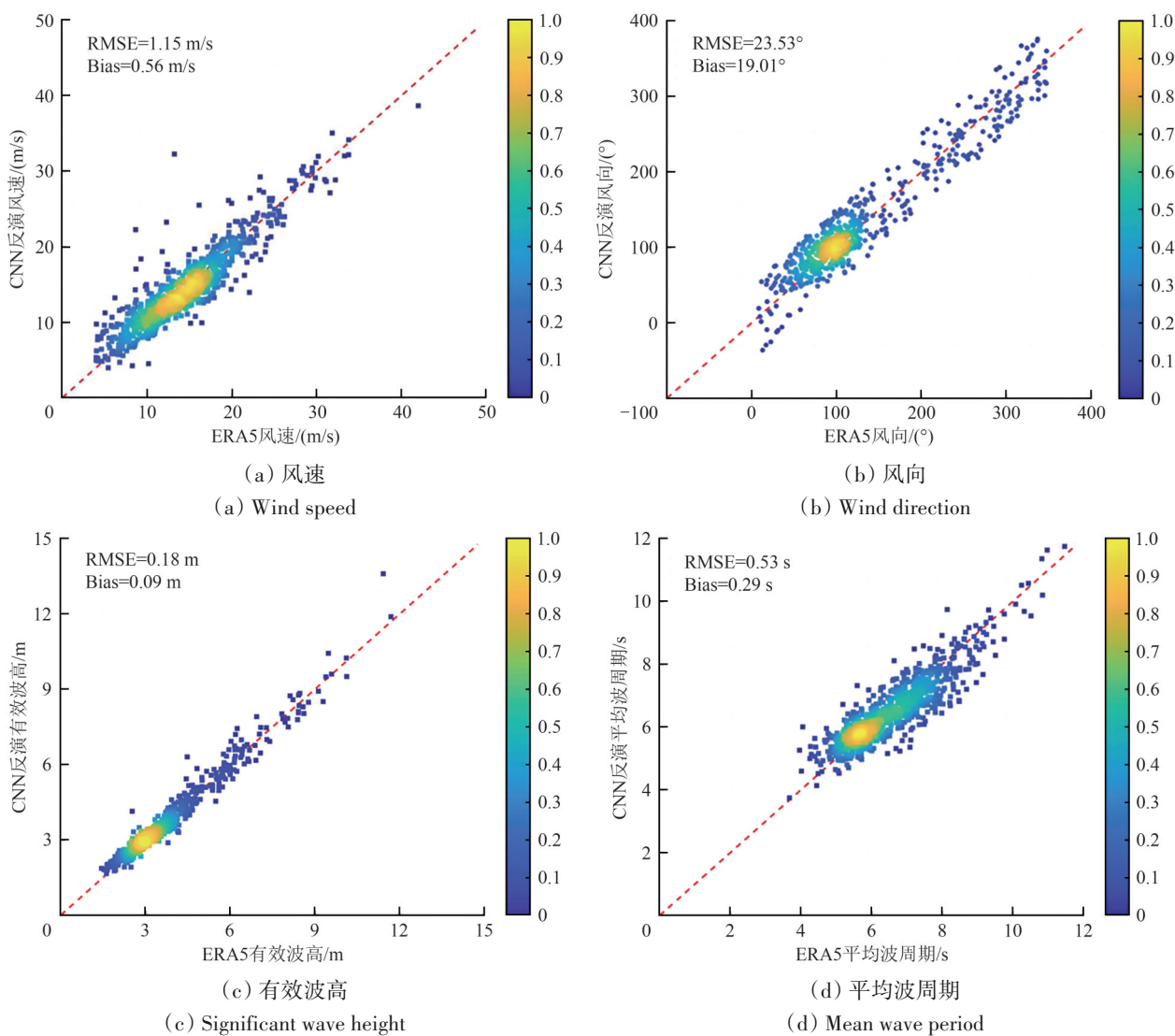


图8 基于CNN算法建立模型输出结果与ERA5提供的海浪风场参数对比结果

Fig. 8 The output results of the model based on the CNN algorithm are compared with the parameters of the wave wind field provided by ERA5

由图8展示的海浪风场参数对比结果可得，联合反演结果与ERA5数据提供的海浪风场参数比对的均方根误差较小，代表反演结果与ERA5数据具有较好的对应关系。其中，联合反演得到的风速、风向、有效波高和平均波周期与ERA5数据比对的均方根误差分别为1.15 m/s、23.53°、0.18 m和0.53 s。

对比通过两种算法建立的海浪风场参数联合反演模型的验证结果可见：在中高海况下，分别使用SVR算法和CNN算法建立的联合反演模型得到的海浪风场参数反演结果表现优异，表明两种模型均具备较高的反演精度和可靠性，进一步分析发现，CNN算法的反演结果略优于SVR算法。

4.2 联合模型反演结果与NDBC浮标数据的对比验证

海洋浮标系统作为国际公认的海洋灾害监测与预报关键技术手段，现已被各国广泛应用。在此背景下，本文选择了美国国家资料浮标中心发布的标号为46011、46054和42001的高质量海洋浮标数据，其中包括有效波高、平均波周期等海浪参数以及风速、风向等风场参数，将以上参数作为真值，以验证联合反演结果的准确性。对比结果如表3所示。可见，本文提出的两种联合反演模型能够在中高海况下有效实现对海浪风场参数的反演，充分验证了本文建立的两种反演模型的有效性和可靠性。此外，通过对比验证两种模型，发现，在使用浮标数据集进行联合反演模型验证时，基于CNN算法建立的联合反演模型在风速、有效波高和平均波周期参数的反演精度上略优于SVR算法。

表3 模型输出结果与浮标提供的海浪风场参数对比结果
Table 3 Comparison of model output results with wave wind field parameters provided by the buoy

模型输出参数	反演方法	RMSE	Bias
风速/(m/s)	SVR	1.10	0.57
	CNN	1.08	0.56
风向/(°)	SVR	25.37	21.35
	CNN	25.85	21.74
平均波周期/s	SVR	0.59	0.44
	CNN	0.54	0.29
有效波高/m	SVR	0.22	0.15
	CNN	0.19	0.09

4.3 联合模型反演结果与已有反演方法的对比验证

4.3.1 联合模型反演结果与MPI反演结果的对比验证

由于MPI算法较为复杂，运算复杂度高，所以本文利用ERA5的风速及风向信息生成E谱，以E谱作为MPI（Maximum Probability of Intensity）方法的初猜谱实现海浪参数反演（Wan等，2020）。运用MPI方法反演得到有效波高和平均波周期，并将所得反演结果与ERA5数据及NDBC浮标数据进行对比分析，对比结果如表4所示。

表4 联合反演模型输出参数与已有反演方法的对比结果
Table 4 Comparison results of the output parameters of the joint inversion model with the existing inversion methods

对比数据	输出参数	反演方法	RMSE	Bias
与ERA5数据对比	有效波高/m	SVR	0.22	0.16
		CNN	0.18	0.09
		MPI	0.89	0.76
	平均波周期/s	SVR	0.62	0.46
		CNN	0.53	0.29
		MPI	1.24	1.04
与浮标数据对比	有效波高/m	SVR	0.22	0.15
		CNN	0.19	0.09
		MPI	0.94	0.77
	平均波周期/s	SVR	0.59	0.44
		CNN	0.54	0.29
		MPI	1.31	1.14

由表4可见，使用MPI算法反演得到的有效波高和平均波周期与ERA5数据相比，其均方根误差分别为0.89 m和1.24 s，考虑到海洋遥感领域对观测精度的要求，MPI算法在中高海况下的反演误差较大。相比之下，基于SVR和CNN建立的海浪风场参数联合反演模型在精度上显著优于MPI方法。具体而言，与MPI反演结果相比，基于SVR的联合反演模型在有效波高和平均波周期参数的均方根误差分别减小了0.67 m和0.62 s；基于CNN的联合反演模型则分别减小了0.71 m和0.71 s。与NDBC数据相比，其反演结果误差较大。具体而言，MPI方法在中高海况下高估了有效波高，而平均波周期的反演值则表现出较大的离散性，因此，MPI方法不适用于中高海况下海浪参数的反演。

综上所述，分别基于SVR算法和CNN算法建立的联合反演模型能够有效反演海浪参数，并显

著提高其反演精度。与传统 SAR 海浪参数反演方法相比，本文提出的联合反演模型在中高海况下表现出更强的适用性和可靠性，为相关研究提供了更优的技术路径。

4.3.2 联合模型反演结果与 CMOD5.N 反演结果的对比验证

CMOD5.N 是一种基于地球物理模型函数原理的风速反演技术，其利用风向、入射角以及后向散射系数间的内在联系来估算风速。通过将 ERA5 提供的入射角、相对风向作为初始化信息输入 CMOD5.N，然后遍历 0—30 m/s 的风速范围，计算不同风速对应的后向散射系数，从而确定风速。为了进一步验证联合反演模型在风速反演中的性能，本节采用 CMOD5.N 方法反演得到风速，并将其与 ERA5 数据及 NDBC 浮标数据进行对比分析，对比结果如表 5 所示。可见：CMOD5.N 方法反演的风速与 ERA5 数据相比，其均方根误差为 1.57 m/s，考虑到海洋遥感领域对观测精度的要求，CMOD5.N 方法在中高海况下反演误差较大，表明该方法不适用于中高海况下的风场参数反演；相比之下，基于 SVR 和 CNN 建立的海浪风场参数联合反演模型在风速反演精度上显著优于 CMOD5.N 方法。具体而言，与 CMOD5.N 反演结果相比，基于 SVR 的联合反演模型在风速的均方根误差减小了 0.3 m/s；基于 CNN 的联合反演模型则减小了 0.42 m/s。与 NDBC 浮标数据相比也表现出较大的误差，这表明 CMOD5.N 方法在高风速条件下的适用性存在一定局限性。

表 5 联合反演模型输出参数与已有反演方法的对比结果

Table 5 Comparison results of the output parameters of the joint inversion model with the existing inversion methods

对比数据	输出参数	反演方法	RMSE	Bias
与 ERA5 数据对比	风速/(m/s)	SVR	1.27	0.93
		CNN	1.15	0.56
		CMOD5.N	1.57	0.58
与浮标数据对比	风速/(m/s)	SVR	1.10	0.57
		CNN	1.08	0.56
		CMOD5.N	1.72	0.87

综上，分别基于 SVR 和 CNN 方法建立的海浪风场参数联合反演模型能够有效的反演风场参数，并且与常见的 SAR 海面风速反演方法相比，其反演精度和效率均得到显著提升。

5 高海况个例分析

为验证基于 SVR 和 CNN2 种算法建立的 SAR 海浪风场参数联合反演模型在高海况下（有效波高>3 m，风速>28.8 m/s）的反演效果，收集 2020 年位于北大西洋海域的两景飓风数据用作高海况个例分析，分别是 2020 年第 12 号飓风劳拉（LAURA）、2020 年第 18 号飓风萨莉（SALLY）。

飓风劳拉于当地时间 2020 年 8 月 26 日晚间登陆，登陆前持续风速高达 240 km/h，是有史以来登陆美国的十大最强飓风之一，为 2020 年北大西洋飓风季第 12 个被命名的风暴。其飓风路径与 Sentinel-1 SAR 卫星获取的飓风影像如图 9 所示。

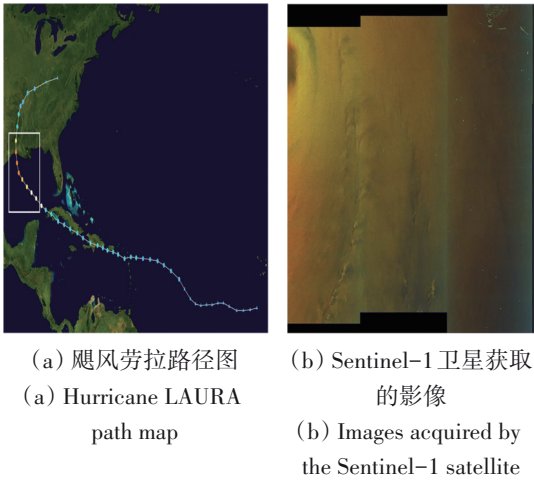


图 9 飓风劳拉路径图与 Sentinel-1 卫星获取的 SAR 影像 (图(a)中黄色矩形框为 Sentinel-1 SAR 数据的覆盖范围;蓝色点为飓风的运动轨迹)

Fig. 9 Hurricane LAURA track map and images acquired by Sentinel-1 satellite

飓风萨莉（SALLY）于 2020 年 9 月 12 日进入墨西哥湾后逐渐增强，2020 年 9 月 15 日 14 时中心附近最大风力可达到 14 级，是 2020 年北大西洋飓风季第 18 个被命名的热带气旋。其飓风路径与 Sentinel-1 SAR 卫星获取的飓风影像如图 10 所示。

对飓风劳拉（LAURA）和飓风萨莉（SALLY）分别使用基于 SVR 和 CNN 的 SAR 海浪风场参数联合反演模型进行反演，反演结果与 ERA5 数据对比结果表 6 所示。由表 6 展示的风速、风向、有效波高和平均波周期对比结果可知，在高海况下本文建立的两种 SAR 海浪风场参数联合反演模型能够获得较为准确的海浪风场参数。

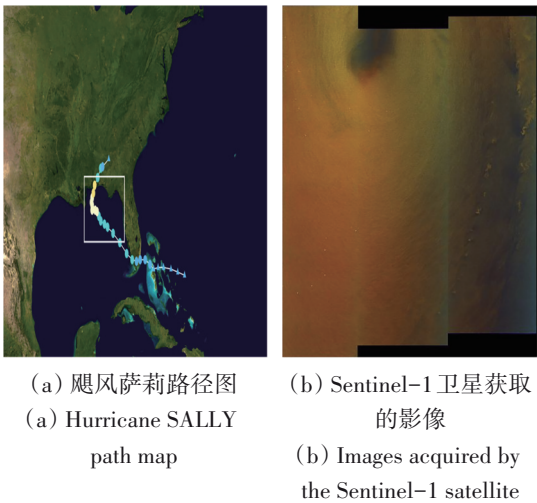


图 10 飓风萨莉路径图与 Sentinel-1 卫星获取的 SAR 影像
(图(a)中黄色矩形框为 Sentinel-1 SAR 数据的覆盖范围,
蓝色点为飓风的运动轨迹)

Fig. 10 Hurricane SALLY track map and images acquired by
Sentinel-1 satellite

表 6 联合模型反演结果与 ERA5 提供的参数对比结果
Table 6 Comparison results of joint model inversion with
parameters provided by ERA5

飓风名称	输出参数	反演方法	RMSE	Bias
飓风劳拉 (LAURA)	风速/(m/s)	SVR	1.57	0.15
		CNN	1.39	0.09
	风向/(°)	SVR	25.36	10.69
		CNN	24.58	9.78
	有效波高/m	SVR	0.44	0.03
		CNN	0.39	0.12
	平均波周期/s	SVR	1.12	0.08
		CNN	1.04	0.03
飓风萨莉 (SALLY)	风速/(m/s)	SVR	1.78	0.34
		CNN	1.69	0.27
	风向/(°)	SVR	25.33	14.53
		CNN	24.57	13.29
	有效波高/m	SVR	0.45	0.12
		CNN	0.42	0.09
	平均波周期/s	SVR	1.08	0.13
		CNN	1.02	0.10

6 结 论

为提高中高海况下海浪风场参数的反演精度, 本文基于中高海况下哨兵一号 SAR 波模式数据, 分别采用 SVR 和 CNN 算法建立了中高海况下海浪风场参数联合反演模型, 并将联合反演模型反演结果与 ERA5 数据、浮标数据、传统理论方法的反演结果进行对比。主要结论如下:

本文参照蒲福海况分级标准, 收集并筛选了中高海况下哨兵一号 SAR 波模式数据, 提取了与海浪风场相关的特征参数并引入了 3 个近似极化特征参数。随后, 本文对特征参数进行了重要性排序并进行了相关性分析, 筛选出 8 个特征参数作为输入变量, 分别基于 SVR 和 CNN 算法建立了中高海况下海浪风场参数联合反演模型。通过将联合反演模型反演结果与 ERA5 数据、浮标数据、MPI 方法和 CMOD5.N 方法的反演结果进行对比, 结果表明, 本文建立的两种联合反演模型可以有效反演海浪风场参数, 并显著提高了中高海况下海浪风场参数反演的准确性。另外, 为验证基于 SVR 和 CNN2 种算法建立的 SAR 海浪风场参数联合反演模型在高海况下的反演效果, 收集 2020 年位于北大西洋海域的两景飓风数据用作高海况个例分析。结果表明, 在高海况下本文建立的两种 SAR 海浪风场参数联合反演模型能够获得较为准确的海浪风场参数。

总体而言, 本研究为海洋微波遥感观测提供了重要的技术参考, 具有较高的实际应用价值, 为高海况下海浪风场参数的精确反演奠定了坚定的理论基础和技术支持。未来研究将进一步优化模型结构, 探索更多特征参数的组合, 以进一步提升反演性能。

志 谢 感谢欧洲航天局提供 Sentinel-1 卫星 SAR 数据; 感谢美国国家资料浮标中心提供的 NDBC 浮标数据; 感谢欧洲中期天气预报中心的 ERA-5 数据。

参考文献 (References)

Ai W H, Kong Y and Zhao X B. 2012. Ocean surface wind direction retrieval from multi-polarization airborne SAR based on wavelet. Acta Physica Sinica, 61(14): 148403 (艾未华, 孔毅, 赵现斌). 2012. 基于小波的多极化机载合成孔径雷达海面风向反演. 物理学报, 61(14): 148403 [DOI: 10.7498/aps.61.148403]

Bhosle U and Deshmukh J. 2019. Mammogram classification using AdaBoost with RBF SVM and Hybrid KNN-RBF SVM as base estimator by adaptively adjusting γ and C value. International Journal of Information Technology, 11(4): 719-726 [DOI: 10.1007/s41870-018-0241-x]

Bruck M and Lehner S. 2013. Coastal wave field extraction using TerraSAR-X data. Journal of Applied Remote Sensing, 7(1): 073694 [DOI: 10.1117/1.JRS.7.073694]

- Bruck M and Lehner S. 2015. TerraSAR-X/TanDEM-X sea state measurements using the XWAVE algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 36(15): 3890-3912 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1051630]
- Chen X. 2020. Fault diagnosis of aircraft generator based on convolution neural network algorithm. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 39(11): 57-60 (陈星. 2020. 基于卷积神经网络算法的飞机发电机故障诊断研究. *国外电子测量技术*, 39(11): 57-60) [DOI: 10.19652/j.cnki.femt.2002244]
- Fang C Y, Fan X M, Wang X, Dai L X and Qi J X. 2024. Assessment of geological hazards triggered by the 2024 M_w 7.4 earthquake in Hualien, Taiwan, China. *Journal of Chengdu University of Technology (Science and Technology Edition)*, 51(4): 654-663, 672 (方成勇, 范宣梅, 王欣, 戴岚欣, 漆基孝. 2024. 2024年台湾花莲7.4级地震诱发地质灾害应急评价. *成都理工大学学报(自然科学版)*, 51(4): 654-663, 672) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-9727.2024.04.09]
- Hasselmann K and Hasselmann S. 1991. On the nonlinear mapping of an ocean wave spectrum into a synthetic aperture radar image spectrum and its inversion. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 96(C6): 10713-10729 [DOI: 10.1029/91JC00302]
- He Y J. 1999. A parametric method of retrieving ocean wave spectra from synthetic aperture radar images. *Chinese Science Bulletin*, 44(13): 1218-1224 (何宜军. 1999. 合成孔径雷达提取海浪方向谱的参数化方法. *科学通报*, 44(4): 428-433) [DOI: 10.3321/j.issn.0023-074X.1999.04.022]
- Hersbach H. 2010. Comparison of C-band scatterometer CMOD5. N equivalent neutral winds with ECMWF. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 27(4): 721-736 [DOI: 10.1175/2009JTECHO698.1]
- Hersbach H, Stoffelen A and de Haan S. 2007. An improved C-band scatterometer ocean geophysical model function: CMOD5. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 112(C3): C03006 [DOI: 10.1029/2006JC003743]
- Hu M, Kuang R Y, Wang L H and Zhou Y X. 2020. Retrieval of sea surface wind field of SAR based on BP neural network-Taking the Yangtze River estuary with its adjacent seas as an example. *Transactions of Oceanology and Limnology*, (2): 35-42 (胡敏, 况润元, 王利花, 周耀鑫. 2020. 基于BP神经网络的SAR海表风场反演——以长江入海口及临近海域为例. *海洋湖沼通报*, (2): 35-42) [DOI: 10.13984/j.cnki.cn37-1141.2020.02.005]
- Kerbaol V, Chapron B, El Fouhaily T and Garello R. 1996. Fetch and wind dependence of SAR azimuth cutoff and higher order statistics in a mistral wind case//1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Lincoln: IEEE: 621-624 [DOI: 10.1109/IGARSS.1996.516422]
- Li X M, Lehner S and Bruns T. 2011. Ocean wave integral parameter measurements using Envisat ASAR wave mode data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(1): 155-174 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2052364]
- Liu L M. 2005. An Introduction to Satellite Oceanic Remote Sensing. Wuhan: Wuhan University Press: 1-5 (刘良明. 2005. 卫星海洋遥感导论. 武汉: 武汉大学出版社: 1-5)
- Luo J H, Li M Q, Zheng Z Z and Li J. 2017. Hyperspectral remote sensing images classification using a deep convolutional neural network model. *Journal of Xihua University (Natural Science Edition)*, 36(4): 13-20 (罗建华, 李明奇, 郑泽忠, 李江. 2017. 基于深度卷积神经网络的高光谱遥感图像分类. *西华大学学报(自然科学版)*, 36(4): 13-20) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-159X.2017.04.003]
- Mastenbroek C and de Valk C F. 2000. A semiparametric algorithm to retrieve ocean wave spectra from synthetic aperture radar. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 105(C2): 3497-3516 [DOI: 10.1029/1999JC900282]
- Moreira A, Prats-Iraola P, Younis M, Krieger G, Hajnsek I and Papathanassiou K P. 2013. A tutorial on synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 1(1): 6-43 [DOI: 10.1109/MGRS.2013.2248301]
- Ni W C, Stoffelen A, Ren K J, Yang X F and Vogelzang J. 2022. SAR and ASCAT tropical cyclone wind speed reconciliation. *Remote Sensing*, 14(21): 5535 [DOI: 10.3390/rs14215535]
- Pleskachevsky A, Jacobsen S, Tings B and Schwarz E. 2019. Estimation of sea state from Sentinel-1 Synthetic aperture radar imagery for maritime situation awareness. *International Journal of Remote Sensing*, 40(11): 4104-4142 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1558377]
- Pleskachevsky A L, Rosenthal W and Lehner S. 2016. Meteo-marine parameters for highly variable environment in coastal regions from satellite radar images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 119: 464-484 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.02.001]
- Quilfen Y, Chapron B, Elfouhaily T, Katsaros K and Tournadre J. 1998. Observation of tropical cyclones by high-resolution scatterometry. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 103(C4): 7767-7786 [DOI: 10.1029/97JC01911]
- Schulz-Stellenfleth J, König T and Lehner S. 2007. An empirical approach for the retrieval of integral ocean wave parameters from synthetic aperture radar data. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 112(C3): C03019 [DOI: 10.1029/2006JC003970]
- Schulz-Stellenfleth J, Lehner S and Hoja D. 2005. A parametric scheme for the retrieval of two-dimensional ocean wave spectra from synthetic aperture radar look cross spectra. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 110(C5): C05004 [DOI: 10.1029/2004JC002822]
- Shao W Z, Li X M, Lehner S and Guan C L. 2014. Development of polarization ratio model for sea surface wind field retrieval from TerraSAR-X HH polarization data. *International Journal of Remote Sensing*, 35(11/12): 4046-4063 [DOI: 10.1080/01431161.2014.916059]
- Shi X L. 2021. Research on Joint Retrieval Method of Sea Surface Wind Field and Ocean Wave Based on Single SAR Data Source. Qingdao: China University of Petroleum (East China) (时晓磊. 2021. 基于单一 SAR 数据源的海面风场海浪联合反演方法研究. 青岛: 中国石油大学(华东)) [DOI: 10.27644/d.cnki.gsydu.2021.001151]
- Stoffelen A and Anderson D. 1997. Scatterometer data interpretation: estimation and validation of the transfer function CMOD4. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 102(C3): 5767-5780 [DOI: 10.1029/96JC02860]
- Stoffelen A, Verspeek J A, Vogelzang J and Verhoef A. 2017. The

- CMOD7 geophysical model function for ASCAT and ERS wind retrievals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(5): 2123-2134 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2681806]
- Stopa J E and Mouche A. 2017. Significant wave heights from Sentinel-1 SAR: validation and applications. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 122(3): 1827-1848 [DOI: 10.1002/2016JC012364]
- Tian C H. 2023. Remote Sensing Estimation of Aboveground Biomass in Subtropical Forests Based on Active Remote Sensing Data, Passive Remote Sensing Data, and Spaceborne LiDAR Data—A Case Study of Chenzhou City, Hunan Province. Nanjing: Nanjing Forestry University (田春红. 2023. 基于主被动 Sentinel 和 ICE-Sat-2 数据的亚热带森林地上生物量遥感估测. 南京: 南京林业大学) [DOI: 10.27242/d.cnki.gnjlu.2023.000131]
- Wan X C, Liu B J, Guo Z Z, Xia Z H, Zhang T, Ji R and Wan W. 2024. Super resolution mapping of scatterometer ocean surface wind speed using generative adversarial network: experiments in the southern China Sea. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(2): 228 [DOI: 10.3390/jmse12020228]
- Wan Y, Qu R Z, Dai Y S and Zhang X Y. 2020. Research on the applicability of the E spectrum and PM spectrum as the first guess spectrum of SAR wave spectrum inversion. *IEEE Access*, 8: 169082-169095 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3023012]
- Wan Y, Zhang X N, Fan C Q, Qu R Z and Ma E N. 2022. A joint method for wave and wind field parameter inversion combining SAR with wave spectrometer data. *Remote Sensing*, 14(15): 3601 [DOI: 10.3390/rs14153601]
- Xu S, An X, Qiao X D, Zhu L J and Li L. 2013. Multi-output least-squares support vector regression machines. *Pattern Recognition Letters*, 34(9): 1078-1084 [DOI: 10.1016/j.patrec.2013.01.015]
- Yin Y L and Huang S. 2018. CNN based simulation parameter prediction of SAR images. *Electronics Optics and Control*, 25(8): 60-64 (银玉琳, 黄山. 2018. 基于卷积神经网络 SAR 图像仿真参数预测. 光电与控制, 25(8): 60-64) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2018.08.012]

Joint inversion method for sea wave and wind field parameters using polarimetric SAR under moderate to high sea conditions

ZHU Yuan, WAN Yong, SUN Weifeng

College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

Abstract: Synthetic Aperture Radar (SAR), as an active microwave sensor, has high resolution and the ability to observe the sea in all-weather and all-time conditions, playing an important role in monitoring ocean wave and wind fields. However, existing wave and wind field parameter inversion methods still face low inversion accuracy in moderate to high sea conditions. In this work, we established two joint inversion models of wave and wind field parameters suitable for moderate to high sea conditions and verified their inversion performance, providing an important reference for subsequent marine environmental studies under extreme sea conditions.

Addressing the problem of low inversion accuracy of existing wave wind field parameter inversion methods under medium to high sea conditions, this paper utilizes Sentinel-1 WV mode SAR data and introduces three approximate polarization feature parameters (polarization entropy, anisotropy, and correlation) as additions on the basis of traditional characteristic parameters (incident angle, normalized variance). Two joint inversion models for SAR wave wind field parameters that are suitable for medium to high sea conditions (wind speed of 10.8 – 28.8 m/s) were constructed on the basis of Support Vector Regression (SVR) and Convolutional Neural Network (CNN) algorithms.

Results show that the root mean square errors (RMSE) of wind speed, wind direction, significant wave height, and average wave period inverted on the basis of SVR, compared with ERA5 and NDBC data, are 1.27 m/s, 23.46°, 0.22 m, and 0.62 s, and 1.10 m/s, 25.37°, 0.22 m, and 0.59 s. The RMSE for wind speed, wind direction, significant wave height, and average wave period inverted based on CNN compared with ERA5 and NDBC data are 1.15 m/s, 23.53°, 0.18 m, and 0.53 s, and 1.08 m/s, 25.85°, 0.19 m, and 0.54 s, demonstrating that both joint inversion models established in this paper can effectively invert wave wind field parameters under medium to high sea conditions. Compared with traditional theoretical methods, the joint inversion models based on SVR and CNN significantly reduced the RMSE of significant wave height, average wave period, and wind speed compared with ERA5 data by 0.67 m, 0.62 s, and 0.3 m/s, and 0.71 m, 0.71 s, and 0.42 m/s, respectively, proving that both joint inversion models significantly enhance inversion accuracy. Two scenes of hurricane data from the North Atlantic in 2020 were collected for case analysis to verify the inversion effect of the two joint inversion models under high sea conditions. Results indicate that both joint inversion models can also achieve relatively accurate wave wind field parameters under high sea conditions.

In conclusion, the joint inversion models developed in this paper provide an effective solution for high-precision inversion of wave wind field parameters under medium to high sea conditions and offer important references for subsequent marine environment studies under extreme sea conditions.

Key words: synthetic aperture radar, joint inversion method, CNN, SVR, wave wind field parameters, moderate to high sea conditions, polarization characteristic parameters

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61931025)