

文章编号: 1671-4229(2024)05-0001-12

星载微波散射计海面风场反演研究进展

解学通, 黎锦杰, 张 秦, 黄家涛, 陈梓灵

(广州大学 地理科学与遥感学院, 广东 广州 510006)

摘要: 星载微波散射计以高时空分辨率、全天候的观测能力, 能实现多波段、多极化、多视角的海面观测, 成为大面积获取高分辨率海面风场的重要手段, 是全球海面风场观测资料最主要的卫星传感器, 对其进行研究有着重要的意义。文章以星载微波散射计对风速和风向的反演为主线, 全面而系统地探讨了国内外学者在海面风场反演方法方面的研究进展, 涵盖了地球物理模型函数的演化、模糊解去除方案的优化以及神经网络算法和深度学习在海面风场遥感中的应用。这些内容不仅为海面风场反演技术的进一步发展提供了重要参考, 也为未来海洋遥感领域的研究和应用提供了新的思路。

关键词: 微波散射计; 风场反演算法; 海面风场

中图分类号: K909 文献标志码: A

Comprehensive review on sea surface wind field retrieval using spaceborne microwave scatterometer

XIE Xue-tong, LI Jin-jie, ZHANG Qin, HUANG Jia-tao, CHEN Zi-ling

(School of Geography and Remote Sensing, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The spaceborne microwave scatterometer, characterized by its high spatiotemporal resolution and all-weather observational capability, serves as a pivotal tool for observing the sea surface wind fields with multiple bands, polarizations, and viewing angles. It has emerged as a crucial means to acquire high-resolution sea surface wind field data over expansive regions, playing a central role as the primary satellite sensor for global sea surface wind field observations. Consequently, investigating its intricacies holds significant academic significance. This paper offers a comprehensive and systematic examination of the advancements made by scholars globally in the domain of sea surface wind field inversion methods. Emphasizing the evolution of geophysical model functions, the optimization of fuzzy solution removal schemes, and the application of neural network algorithms and deep learning in ocean remote sensing, it provides a nuanced exploration of this interdisciplinary field. By delving into these topics, this paper not only furnishes valuable insights for advancing sea surface wind field retrieval technology but also presents novel perspectives for future research and applications within the realm of ocean remote sensing.

Key words: microwave scatterometer; wind field inversion algorithm; ocean surface wind field

收稿日期: 2024-04-25; 修回日期: 2024-06-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41876204); 广东省海洋经济发展专项资助项目(GDNRC[2020]013)

作者简介: 解学通(1975—), 男, 教授, 硕士生导师。E-mail: xtxie2013@163.com

引文格式: 解学通, 黎锦杰, 张秦, 等. 星载微波散射计海面风场反演研究进展[J]. 广州大学学报(自然科学版), 2024, 23(5): 1-12.

地球表面开放水体约占全球面积的 74%,其中海洋面积最大,约占 95%。水是研究地表物质能量交换的重要载体和关键因子。利用遥感来对水体与海洋进行监测主要包括两种技术手段:光学遥感和微波遥感。光学遥感监测水体主要是通过水的光谱反射辐射特征与准同步实测的各种水体参数(叶绿素含量、悬浮泥沙浓度、水温等)的关系,建立一系列相关模型来提取或反演水体参数^[1-2];微波遥感则是建立水体微波辐射、散射特征(亮度温度、后向散射系数)与准同步实测的水体参数之间的定量关系模型,以实现海表温度、海面风场、海平面高度变化等现象的监测与预报。海面风场是大气和海洋的重要物理参数,它与海洋中绝大多数的物理过程密切相关,是海洋和大气间能量交换的媒介,在调节海气热量、动量和物质通量的交换过程中发挥着关键作用^[3-4]。在海洋气象学中,海面风场是行星边界层下界面的重要边界条件之一,通过大气与海洋的耦合过程,两者相互影响,相互作用。海洋主要通过蒸发作用向大气传递能量,能量传递改变了大气压强,从而影响大气的运动方向,进一步推动大气运动形成风场,在海面风应力的作用下海水产生运动,使得能量和物质在不同区域进行交换^[5]。在海洋动力学过程中,海面风场不仅是上表层动力过程(波浪产生、海流运动)的直接动力来源,而且是区域和全球海洋环流的动力^[6-7]。此外,还可以通过海洋内部的动力和热力调整过程间接地影响深层海水^[8]。海上运输、海洋资源的开发和管理、海洋工程设计等都与海面风场研究息息相关。更为重要的是,海面风场对从短期到季节再到气候尺度的大气和海洋过程的分析 and 预报产生影响^[9],是有效应对台风、风暴潮等海洋灾害的必备信息。因此,长期、连续、稳定地获取全球海面风场资料很有必要,具有重要的科学意义和社会实际应用价值。

在早期的研究当中,获取海面风场普遍采用传统的实地观测方法,主要包括船测、海洋浮标、验潮站、海上观测基站等^[10]。传统的观测方式受限于观测仪器的数量和范围,无法提供大范围的风场资料,并且在极端天气条件下难以准确获取海面风场信息,满足不了业务化的需求,风场质量得不到保障。尽管传统观测方式存在缺陷,但其结果往往反映的是最真实的海面风场信息,这也为其他观测方式的精度检验提供了可靠的数据来

源^[11]。因此,其仍然具有一定的研究应用价值。随着科学技术的发展与进步,卫星遥感具有大面积同步观测、覆盖范围广和重访周期短等特点,是观测全球海洋环境要素的主要手段,并为获取全球范围内海面风场信息提供了技术支持^[12]。星载微波散射计是一种高时空分辨率的主动式微波传感器,具有穿透云层和降雨区的能力。在海洋动力环境卫星的诸多微波遥感载荷中,星载微波散射计通过多频、多极化、多视角获得海面后向散射系数的观测,能够获取实时、连续、高精度、高时空分辨率数据,成为全球海面风场观测资料最主要的卫星传感器^[13]。

风场反演算法就是利用散射计采集的信息,基于海面粗糙度在不同风速条件下对雷达后向散射系数产生的差异化响应,通过对多方位角下的后向散射系数测量值进行综合分析,进而估算出海面的真实风场矢量参数(如风速、风向等),间接地反演海面风场信息^[14-15]。目前,海面风场的反演工作主要依赖于星载微波散射计数据,其途径大致分为物理建模与统计分析两大类。其中,地球物理模型函数法(Geophysical Model Function,简称 GMF)是最为常用的方法。GMF 方法建立在后向散射系数、雷达测量参数及环境参数间的定量关系之上,该方法较为准确地描述了风场观测信号值和风场矢量之间的关系^[16]。此外,主流业务中使用的风场反演算法有 SOS(Sum Of Square)法、MLE(Maximum-Likelihood Estimation)法和 WLS(Weighted Least Squares)法等。其中,最大似然估计方法(MLE)具有反演风场精度高、完全独立于地球物理模型函数和后向散射测量值采用自然单位以及取值范围不受限等优点^[17]。这种方法依赖于 GMF,而在实际应用中现有的 GMF 并不适用于高风速的情况。在高风速条件下,后向散射系数易发生饱和,从而影响后向散射系数与风场的对应关系:当风速达到一定数值之后,随着风速的升高,后向散射系数的变化将不再明显。

近年来,随着机器学习的发展,神经网络也开始应用于风场反演当中,并且神经网络可以进一步探索解决 GMF 非线性效应复杂问题的可能性^[18]。神经网络是一种模拟人脑神经元工作方式的计算模型,可以通过多层次的非线性转换实现复杂的数据建模和处理^[19-20]。在保证训练数据充分且全面的前提下,可以凭借神经网络自身强

大的非线性特征拟合能力逼近任意关系函数,达到反演风场的目的。理论上,对于特殊场景的风场建立专有的神经网络反演模型,就可以准确高效地获得风场反演结果。

本文主要介绍了星载微波散射计反演海面风场的基本原理,以及采用地球物理模型函数进行风场反演的主要方法。同时,还总结了近年来国内外关于海面风场反演的系列成果,包括神经网络和深度学习算法的应用,为进一步开展星载微波散射计海面风场反演研究提供必要信息。

1 风场反演原理与方法

1.1 星载微波散射计的发展

微波散射计历经多个发展阶段,其性能持续提升,朝着高分辨率、高信噪比及高度稳定等方向不断优化。依据扫描机制的不同,可分为扇形波束固定扫描式与笔形波束旋转扫描式两类散射计,它们主要运作在 C 波段(5.3 GHz)与 Ku 波段(13.5 GHz)。其中, Ku 波段因其波长较短,具备探测低风速的能力;而 C 波段波长较长,对云雨等恶劣天气的抗干扰能力较强。鉴于卫星散射计的重要性日益凸显,各国纷纷加强了对它的依赖,并据此制定了各自的海洋卫星观测战略规划。

1978年6月,美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)发射了第一颗海洋卫星 Seasat-A,搭载了第一个业务化运行的星载微波散射计 SASS, SASS 是一个运作于 Ku 波段的固定扇形波束微波散射计系统,该系统在卫星行进方向的两侧各配置了两套测量天线,分别负责前视与后视方向的观测。具体而言,前视天线的观测方位角设定为 45° ,而后视天线则为 135° ,两者的入射角均可在 25° 至 55° 的范围内进行调整,为星载散射计的发展提供了丰富的数据支持^[21-22];欧空局(European Space Agency, ESA)分别于1991年和1995年发射了搭载在 ERS-1/2 卫星上的 C 波段扇形波束散射计 ESCAT, ESCAT 为观测对象提供 VV(垂直)极化模式的测量数据,其获取的风场信息在数据融合、台风追踪、大气动力分析及海洋环境预测等多项研究中展现出了广泛的应用价值^[23];NASA 研制的 Ku 波段固定扇形波束散射计 NSCAT 搭载在 ADEOS-1 卫星上,于1996年8月发射升空。为了解决 SASS 风场反演

过程中风向模糊问题, NSCAT 在刈幅两侧各增加了一根天线,使得 NSCAT 散射计在卫星运动方向两侧各有3幅天线,中间的天线采用双极化波束^[24]。相较于 SASS, NSCAT 展现出了更高的空间分辨率优势。此外,由于装备了双极化天线,它能够从更多不同角度进行观测,从而显著提升了风场反演的精确度;1999年6月 NASA 发射了 QuikSCAT 卫星,其搭载了 Ku 波段散射计 SeaWinds, 该散射计是笔形波束圆锥扫描方式,内、外波束入射角分别为 46° 、 54° ,采用 HH(水平)极化和 VV(垂直)极化^[25]。笔形波束散射计具备更高的信噪比,并且拥有更宽广的测量刈幅,有效解决了扇形波束散射计在星下点存在的数据获取盲区问题。

相较于国际上的发展,我国散射计技术的起步相对较晚。2011年,我国成功发射了首颗海洋动力环境监测卫星 HY2A,其上搭载的散射计命名为 HY2SCAT,工作频段选定为 Ku 波段^[26]。在2018年相继发射了海洋二号(HY-2B)和中法海洋卫星(CFOCAT),它们所搭载的均为 Ku 波段散射计,此举标志着我国海洋动力环境卫星监测体系的初步构建^[27]。HY-2B 是我国第二颗正式投入业务运行的海洋动力卫星,采用了笔形波束圆锥扫描技术,配置了内外两个波束系统:内波束实施 HH 极化,入射角设定为 41.4° ;而外波束则采用 VV 极化,入射角为 48.5° ,应用于海洋灾害监测、气候研究和海洋环流研究等。旋转式扫描方式决定了同一风矢量单元会有多个角度测得的后向散射截面值,通常情况下,一个风矢量单元有内波束前视、内波束后视、外波束前视和外波束后视4次观测^[28]。中法海洋卫星是国际上首个采用扇形波束旋转扫描方式的微波散射计,有效载荷由中国研制的散射计(SCAT)和法国研制的光谱仪(SWIM)组成,它提供了海面风场和波浪场的同步观测,主要应用于风场、波浪和洋流等的测量。

1.2 海面风场反演基本原理

星载微波散射计是一种主动式的非成像雷达观测系统,它向海面发射微波信号,并接收其后向散射回波信号,通过不同观测角度获得多方位角的后向散射测量值^[29],并根据雷达方程得到归一化雷达后向散射系数来探测有关目标的信息,可以近似地对海洋表面的风场进行估计。后向散射程度主要取决于物体表面粗糙度,海水运动会导致海表粗糙度发生变化。而海洋表面粗糙度会影

响回波信号以及改变雷达横截面,进而影响散射计所探测到的后向散射系数,改变后向散射能量的大小^[30]。因此,从雷达后向散射截面值中反演风矢量信息,需要理解雷达横截面与海表风场之间的关系。

1.2.1 雷达方程

散射计接收地球上某个位置的信号时,接收到的总功率是由后向散射功率和噪声功率两部分组成的。其中,噪声功率包括散射仪器的噪声以及地球大气系统的自然散射。为了得到归一化雷达横截面(normalized radar cross-section of the sea surface, σ^0),必须先估计噪声功率的大小,剥离出噪声带来的误差^[31]。噪声功率的计算公式如下:

$$P_n = k_\beta \cdot (n_f - 1) \cdot T_0 \cdot B_n, \quad (1)$$

式中, P_n 代表噪声功率, k_β 代表玻尔兹曼常数, n_f 代表接收机噪声系数,单位为 dB, T_0 代表环境温度, B_n 是接收机噪声带宽。

雷达系统通常被划分为单基地雷达与双基地雷达两大类。单基地雷达是指采用单一天线既负责发射也负责接收脉冲信号的设备;相比之下,双基地雷达则采用两个相互独立的天线,一个作为发射器,另一个作为接收器,这样的配置使得它们能够进行更为灵活多样的定位操作。最常见的双基地雷达的方程如下:

$$P_r = \frac{\lambda^2}{(4\pi)^3} \int \frac{P_t G_r G_t \sigma^0}{R_t^2 R_r^2} \cdot dA_r, \quad (2)$$

式中, λ 是波长, P_r 、 P_t 分别是接收功率、发射功率, G_r 、 G_t 分别是接收器和发射器的天线增益,测量目标与接收器和发射器的天线间的距离为 R_r 、 R_t ,而 A_r 则代表有效的测量区域, σ^0 是一个关键的参数,被称为归一化雷达横截面,通常也称为后向散射系数或后向散射截面。

在单天线雷达系统中,发射与接收天线的增益、天线至目标的距离以及有效面积均保持一致。基于这些条件,我们可以将上述雷达方程进行改写,得到如下形式:

$$P_r = \frac{\lambda^2}{(4\pi)^3} \int \frac{P_t G^2 \sigma^0}{R^4} \cdot dA. \quad (3)$$

假如来源于海面的 σ^0 不再随面积 A 的变化而变化,那么可以得到上述公式中的平均 σ^0 :

$$\sigma^0 = \frac{(4\pi)^3 R^4}{\lambda^2 G^2 A} \cdot \frac{P_r}{P_t}. \quad (4)$$

1.2.2 海面雷达后向散射机制

经过长期对海洋电磁波辐射理论的深入研究,我们在理解电磁波与海洋表面相互作用机理方面取得了显著进展。目前,镜面反射和布拉格散射是目前人们普遍接受的两个散射机制。海面后向散射信号主要包含于布拉格谐振当中,还有一部分包含于海面镜面发射信号当中。当微波入射的角度(θ)在 0° 到 25° 范围内时,后向散射以镜面反射为主;当入射角 θ 在 20° 到 60° 之间时,海面散射以布拉格散射为主(图 1);当 θ 在 0° 到 30° 之间时,布拉格散射和镜面反射同时存在^[32]。

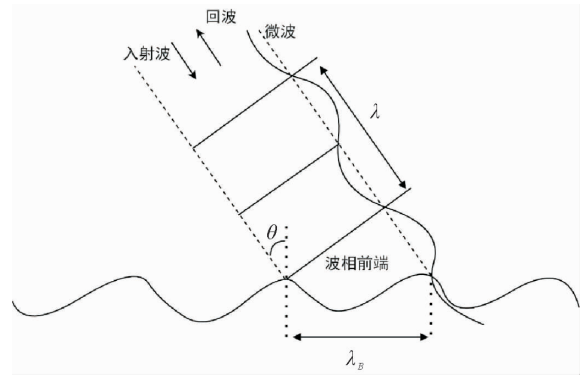


图 1 布拉格散射示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Bragg scatter

布拉格谐振信号产生的条件是电磁波的路程等于电磁波波长的整数倍。海面粗糙度的变化会导致海面形成微尺度波,这种微尺度波恰好可以使散射计发射的电磁波发生布拉格谐振,产生强烈的后向散射信号。因此,需满足以下公式:

$$\lambda_B = \frac{n}{2} \cdot \frac{\lambda}{\sin\theta}, \quad (5)$$

式中, λ 代表微波波长, θ 代表入射角, λ_B 代表重力毛细波波长, n 为正整数。

布拉格散射主要受重力毛细波影响,通过重力毛细波的能量密度和风应力,可以将海表风矢量与雷达接收的回波信号联系起来,这也是散射计应用于风场反演的内在机制。但是这种关系具有高度非线性和间接性,很难建立起两者之间准确的函数关系^[33]。因此,大部分基于散射信号的风场反演工作是建立在经验模型上来完成的。

1.3 散射计风场反演方法

1.3.1 地球物理模型函数

通常把雷达后向散射系数表示为与地球物理参数和散射计测量方式有关的函数,这个函数称

之为地球物理模式函数(GMF)。目前对于电磁波信号与海表之间的作用机制仍无法彻底地进行解释,研究者通过分析大量数据构建后向散射系数和海面风场信息之间的复杂非线性关系的函数模型,建立了很多应用广泛的地球物理模型函数^[34]。地球物理模型函数通常定义为

$$\sigma^0 = M(w, \chi, \dots; \theta, p, f), \quad (6)$$

在该公式中,归一化雷达横截面被表示为 σ^0 ,其中 W 代表风速, χ 则代表相对风向(即海面上实际测量的风向与雷达入射方位角之间的夹角)。此外,还存在其他一系列次要的地球物理变量,这些变量同样会对产生影响,但影响程度相对较低,我们用省略号“…”来表示这些变量。另外, θ 为天线的入射角, p 为极化方式, f 为雷达工作频率。由定义可知,通过一组参数可以确定唯一的后向散射系数,而一个后向散射系数则可以有许多不同组合的参数。从公式(6)不难发现,任何右侧参数的变化都会引起后向散射系数的改变,其中,风向和风速是影响后向散射系数最主要的地球物理参数。

1.3.2 最大似然估计

在存在观测误差的条件下,海面风场的反演过程旨在从给定的观测数据集中推导出一个或多个风矢量解。这一过程涉及对观测数据的处理与分析,以尽可能准确地还原海面风场的实际情况。风场反演的最大难点在于后向散射系数的测量值存在噪声干扰,这也是最大似然算法的根本出发点。最大似然法对风场反演有较深的理论基础,已成功应用于散射计海面风场反演,目标函数如下:

$$J_{MLE}(w, \phi) = -\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N \frac{(z_i - M(w, x, \dots, \theta, p, f))^2}{2V_{Ri}} + \ln \sqrt{V_{Ri}} \right], \quad (7)$$

式中, N 为风矢量单元(Wind Vector Cells, WVC)内不同方位角/入射角 σ^0 测量结果的数量, z_i 对应第 i 个 σ^0 的测量值, M 是地球物理模型函数对应的模型值, w 和 χ 分别为风速和相对风向,对应入射角为 θ 、极化方式 p 、雷达频率 f 。 R_i 是第 i 个后向散射测量值与对应模型值的偏差, V_{Ri} 是总体偏差的方差。

最大似然估计法的原理是寻找可以使目标函

数取得极大值的风速与风向^[35-36],通常过程中会找到2~4个局部极大值,每个局部极大值对应的风速、风向为一个可能解,又称为模糊解。将得到的模糊解按目标函数值由大到小排列,得到一组模糊解序列 $\{A^k\}$ 。依据贝叶斯原理,经由目标函数得出的MLE(最大似然估计)值,可以理解为该模糊解作为真实解的概率指标。然而,仅凭最大似然估计并不足以确保风矢量解的唯一性。为了获取确凿的真实解,必须执行模糊消除步骤^[37]。

1.3.3 圆中数滤波

鉴于风矢量单元内部若干测量值的方位角差异较小,加之测量噪声的干扰,MLE算法往往会得出多个风矢量候选解,从而导致真实解的不确定性。这些模糊解在风速方面差异不大,但在风向上却呈现出显著差异。单纯依赖最大似然估计显然不足以确定真实解,因此需要借助特定算法从模糊解集合中筛选出一个真实解。模糊解之所以产生,是因为地球物理模型函数具备的调制特性,这意味着对于每组测量的后向散射系数,都可能存在四个解同时满足地球物理模型函数(GMF)。圆中数滤波能有效地对散射计反演后的风场进行模糊去除,也是目前散射计用于模糊去除的主要方法。圆中数的定义为:对于窗口内的圆分布矢量 V_1, V_2, \dots, V_N ,在相应权值 W_i 下,确定圆中数 V_m 使公式(8)取得最小值:

$$E(m) = \sum_{i=1}^N W_i \|V_m - V_i\|, 1 \leq m \leq N, \quad (8)$$

式中, V 为初始化后的风场, V_m 为窗口中第 m 个点对应的初始化风矢量值, N 为模糊解数目。

利用圆中数滤波器去除模糊解时,需要按照一定的原则初始化风场。由于风矢量单元中已存在多个模糊解 $\{A^k\}$,可以直接从模糊解中选出使公式(8)取得最小值的一个风矢量模糊解代替窗口中心的风矢量。此外,在各模糊解中风速变化不大,而风向相差较大,为了提高滤波器的运算效率,在实际应用中可以只对风向值进行滤波处理。则公式(8)可以简化为

$$E^k = \sum_{m=1}^N W_m \|\theta^k - \theta_m\|. \quad (9)$$

在以往采用圆中数滤波器消除风场模糊解的过程中,鉴于反演所得风矢量的首个模糊解通常占据真实风矢量50%以上的比例,且窗口内各单

元的风向缺乏特异性,因此常采用首个模糊解作为风场的初始值。若不加区分地将所有风元均纳入圆中数滤波的计算范畴,忽视它们位置上的独特性,不仅会增大算法的运算负担,同时也会增加误判的风险。以采用笔形波束圆锥方式的散射计为例,可以根据模糊解的特点,把地面轨道分成 3 个区域(图 2):

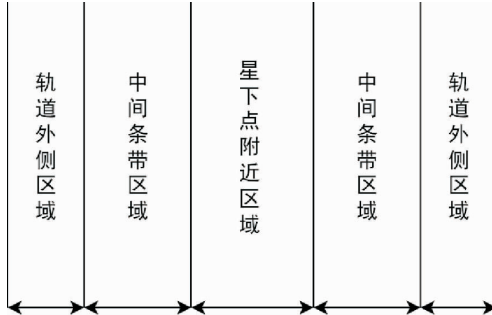


图 2 轨道区域划分

Fig. 2 Track area division

星下点附近区域:实测数据较少,散射计对相差 180° 的两个观测角度不敏感,而该区域的数据仅存在前后两个入射方位角。因此,这使得各个模糊解都与真实风矢量有一定的差距,第一模糊解最接近真实解的概率超过 50%,而且随机分布。

中间条带区域:实测数据最多,而且实测数据的极化方式有 VV 极化和 HH 极化两种,入射方位角具有多样性,第一模糊解大部分为真实解。

轨道外侧区域:实测数据较少,由于只有一种极化方式的外侧波束能够扫描到,所以入射角的变化范围较小,加上边缘效应的影响使得误差较大。真实风矢量往往不是第一模糊解,而有可能是第三或第四模糊解,相邻 WVC 的模糊解分布特性存在空间连续性^[38],容易出现块状模糊。

由于散射计的第一模糊解在空间分布上呈现不均匀性,并且在轨道外侧区域极易形成伪解密集分布的块状模糊现象,有必要调整圆中数滤波器的处理顺序。具体做法是,将扫描方向由轨道内侧逐步向轨道边缘推进,以此降低伪解对最终计算结果的不利影响。此外,我们还需将窗口的滑动方向由原先的行向转变为列向,且列的移动应自中心向外围展开,以便在滤波窗口内纳入更多的真实解^[39]。在这种新的滤波顺序情况下,公式(9)应做如下修改:

$$\left\{ \begin{aligned} E_{ij}^k &= \sum_{m=i-h}^{i+h} \sum_{n=j+1}^{j+h} W_{mn} \|\theta_{ij}^k - \theta_{mn}\|, j \in [1, 8], \\ E_{ij}^k &= \sum_{m=i-h}^{i+h} \sum_{n=\max(9, j-h)}^{j+h} W_{mn} \|\theta_{ij}^k - \theta_{mn}\|, j \in [9, 36], \\ E_{ij}^k &= \sum_{m=i-h}^{i+h} \sum_{n=j-h}^{\min(j+h, 68)} W_{mn} \|\theta_{ij}^k - \theta_{mn}\|, j \in [37, 68], \\ E_{ij}^k &= \sum_{m=i-h}^{i+h} \sum_{n=j-h}^{j-1} W_{mn} \|\theta_{ij}^k - \theta_{mn}\|, j \in [69, 76] \end{aligned} \right. \quad (10)$$

圆中数滤波的运算过程如图 3 所示。第一步需要确定滤波器的参数,包括滤波器的窗口大小、权值、最大迭代次数;第二步是初始化轨道内侧风场,可以选择第一模糊解作为初始化值;第三步针对每个 (i, j) 位置的风元,根据公式(9)从中选择一个模糊解作为圆中数,以替代原窗口中心的 WVC。为了确保准确性,需要在每次滤波时都先记录滤波后每个窗口中心的风矢量,而不是立即替代原窗口中心。直到整个风场扫描完成后,再进行替换,以提高准确率;最后迭代重复步骤三,直到当前风场不再改变或迭代次数达到预定的最大值为止。

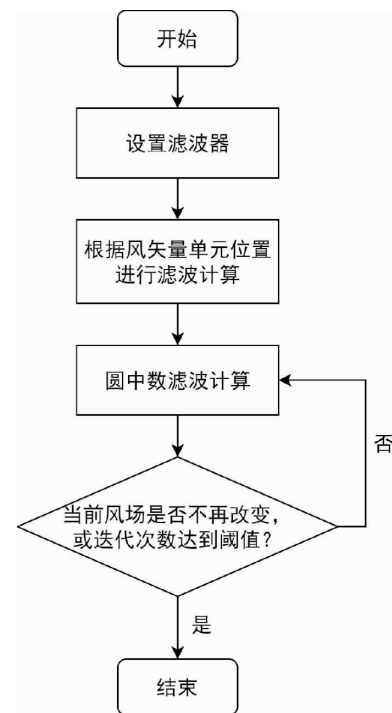


图 3 圆中数滤波算法流程

Fig. 3 The process of Circular Median Filtering Algorithm

1.4 不同风场反演方法的对比

在海面风场反演中,上述 3 种方法各自具有

独特的优缺点和适用场景。物理模型能够较好地描述海面风场和雷达后向散射系数之间的关系,提供高精度的风场反演结果,被广泛应用于风场反演中,特别是在标准条件下表现良好。如果模型不准确或不能完全描述实际情况,反演结果会有偏差,且在极端条件下(如高风速或低风速)性能可能下降。MLE 基于统计理论,能够在噪声和不确定性条件下提供最优估计,可以应用于多种类型的数据和模型,适应性强。在一定条件下,MLE 方法具有良好的收敛性,能够提供稳定的估计结果。但 MLE 方法对数据的噪声和异常值较为敏感,且需要良好的初始估计值,否则可能影响结果的准确性以及收敛到局部极值而非全局最优解。圆中数滤波方法计算效率高、算法简单,能够有效滤除噪声,提高数据的平滑性和稳定性,常用于风场数据的初步处理和预处理阶段,以改善数据质量,满足实时处理数据的需求。相比复杂模型,圆中数滤波可能在精度上有所欠缺,其主要对局部数据进行平滑处理,无法提供全局最优解,且适用范围有限,不能处理所有类型的数据。在实际的反演过程中,更多的是通过综合运用这3种方法,以实现在不同的场景下对海面风场的高效和准确反演。

2 海面风场反演方法的研究进展

2.1 地球物理模式函数的发展

星载散射计的进步与发展受益于地球物理模式函数、风场反演算法以及模糊解去除方法的持续研究^[40]。目前,海面风场反演通常采用基于地球物理模式函数(GMF)的相关方法。然而,海面粗糙度与风速之间的复杂相互作用仍无法通过足够准确的理论解释,因此目前的反演方法主要基于经验得到的 GMF^[33]。

以 Ku 波段星载微波散射计 GMF 的开发为例,在 Ku 波段微波散射计风场反演方面,NSCAT 系列模式函数是目前主要采用的 GMF 之一。早在 1982 年 4 月 Schroeder 等^[41]在 Wentz 的研究基础上提出了 SASS- I 模型,用以描述归一化雷达散射截面(NRCS)与海面风矢量之间的关系,这是最早的 Ku 波段散射计 GMF。随后,Wentz 等^[42]在 1984 年根据 SASS 散射计 3 个月的观测资料对

JASIN 模型改进,开发了 SASS-2 GMF。随着 NSCAT 散射计的运行,Wentz 等^[43]于 1999 年利用 3 个月的 NSCAT 散射计观测数据以及经过时空匹配的欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)的数据,开发了 NSCAT-1 GMF。随后,他们又利用 10 个月的 NSCAT 散射计数据,通过与 SASS-2 和 NSCAT-1 GMF 等其他模式函数进行比较,开发了 NSCAT-2 GMF^[44]。此外,Ricciardulli 等^[45]基于 QuikSCAT 散射计和 WindSat 的风场数据对 SASS-2 GMF 进行了改进,提出了 Ku-2011 GMF,结果表明,这一新的模式函数在高风速下对风速和风向的反演精度都有显著提升。为了增强散射计在极端风速条件下的反演能力,许多研究也对 NSCAT-2 GMF 进行了改进。Wang 等^[46]根据 NSCAT-4 GMF 结合海洋表面温度(Sea Surface Temperature, SST)建立了一种新的 Ku 波段 GMF(NSCAT-5 GMF),用于改进 RapidScat 的海面风场反演,研究表明,NSCAT-5 GMF 反演的风场精度有明显改善,有效地校正了 SST 对风场反演的影响。王志雄等^[47]基于海表温度与 Ku 波段归一化雷达后向散射之间的关系,提出了 NSCAT-4pSST GMF,并在此基础上进一步提出了 NSCAT-5 GMF。这一新模型不仅消除了 SST 对后向散射的影响,而且减小了 NSCAT-4pSST GMF 对风速反演的误差。此外,陈克海等^[48]采用人工神经网络方法建立起一种 SST 相关的 GMF(TNGMF),对 TNGMF 进行分析后发现,该模型可较好地纠正 SST 对风速偏差均值的影响,从而提高反演风场的质量。赵晓康等^[49]定量研究了 SST 对中法海洋卫星散射计反演风速和后向散射测量值的影响,并基于 NSCAT-4 GMF 提出了一种考虑海表温度影响机制的 GMF,使用该模型进行风场反演可以校正海表温度的影响,增强了风场反演的准确性。

从 SASS- I 到 NSCAT-5,以及基于人工神经网络的 TNGMF,各种 GMF 从早期简单模型到如今复杂算法的演变过程中不断改进和优化,以适应不同的观测条件和应用需求。其主要特点包括结合物理和经验模型、逐步精细化和改进、适应不同海况和风速条件、引入人工智能和机器学习方法,以及多源数据融合。通过这些发展,GMF 在风场反演中的精度和应用范围得到了显著提升,为海洋

学和气象学研究提供了重要的工具和数据支持。

2.2 模糊解去除方案

由于 GMF 对风向存在双调和特性,因此反演过程中会产生多个模糊解,需要从模糊解序列中选择一个与真实解最接近的风矢量,这一过程称为模糊解去除过程^[50]。回顾国内外学者关于模糊解去除的相关研究,大致可以总结为以下发展历程:

模糊解去除方法最初采用的是一种主观的分析方法,即依赖于人工判别能力^[51],然而这种方法并不适用于对数据进行长期的处理,并且过于依赖个人主观判断;随后提出了一些客观的方法,这些方法需要与数值分析风场、观测资料等气象附加资料以及雷达数据进行对比,尽管其结果相对准确,但受到时空分布的影响较大,仅在反演大尺度海面风场中具有较好效果^[52];后来李燕初等^[53]发现模糊解去除操作与噪声问题类似,在由模拟的 ERS-1 散射计数据反演风场中,引入一种圆中数滤波技术能有效地排除风向模糊解,但在使用圆中数滤波方法去除模糊解的过程中,由于滤波窗口从轨道左侧向右侧移动,因此会导致模糊解集中分布形成块状模糊。为了解决这个问题,陈克海等^[39]根据 SeaWinds 散射计第一模糊解的空间分布特性,改进了滤波方式。研究证明,在缺乏参考数据对风场进行初始化的前提下,该滤波方式仍能有效去除块状模糊。

此外,二维变分分析方法(Two-Dimensional Variational Analysis, 2DVAR)作为业务化运行的高效模糊解去除方法之一,也广泛应用于风场反演中。Hoffman 等^[54]最早使用二维变分分析方法对 NSCAT 散射计进行模糊解去除,证明了 2DVAR 方法的可行性;刘宇迪等^[55]基于 QuickSCAT 散射计数据,将 2DVAR 方法应用于风向模糊的去除,研究表明,2DVAR 模糊去除方案取得的结果与模式背景风场比较接近,能够有效去除模糊解;Henderson 等^[56]比较了中值滤波法和 2DVAR 方法对模糊解的去除效果,2DVAR 在多数情况下具有更好的效果。虽然两种方法都表现出较好的性能,但其模糊解去除能力受背景风场的质量影响。Vogelzang 等^[57]通过应用 2DVAR 结合多解反演算法(Multiple Solution Scheme, MSS),将其应用于 SeaWinds 风场反演,可以有效地抑制 SeaWinds 最

低点带的观测噪声。由于 MSS 的存在,使得该方法能够有效去除 25 km 分辨率的噪声,反演结果的空间连续性更好且异常值较少。

2.3 神经网络算法

神经网络算法最早由 Thiria 等^[58]于 1993 年提出,并在 ERS-1 散射计的海面风场反演中使用了神经网络方法,通过利用多层感知器反演风速,神经网络分类器反演风向,证明了神经网络能够对复杂函数进行有效建模,且高效、准确地解决了风矢量反演问题。之后,国内外许多学者也做了相关方面的研究。

Mejia 等^[59]以 ERS-1 散射计的后向散射测量值和 ECMWF 再分析风场作为训练数据,提出了使用神经网络计算的 ERS-1 散射计的 GMF,与欧洲航天局 C 波段模型(CMOD4)GMF 相比,该 GMF 对 ERS-1 散射计后向散射系数测量值的建模具有高度准确和相关的功能,提高了 CMOD4 的反演精度;Richaume 等^[60]基于 Thiria 等的模型,提出了一种从 ERS-1 散射计数据中反演风矢量的神经网络方法。结果表明,基于神经网络的风场反演方法性能非常优秀,特别是在风向反演方面更为显著;Kasilingam 等^[61]和 Chen 等^[62]通过从模拟风场数据中随机选择输入输出,针对风速和风向单独训练,建立了相应的 CMOD4 神经网络反演模型,验证了神经网络能够准确地学习逆映射过程,值得进一步研究;Cornford 等^[63]在 Thiria 等的基础上,使用具有周期核函数的混合密度神经网络(Mixture Density Network, MDN),以解决风向反演中因周期性而存在的多解问题。

林明森等^[64]利用 ERS-1/2 散射计数据和 ECMWF 再分析风场数据作为神经网络训练和检验数据集,建立了一种神经网络反演海面风场的算法,该算法提高了数据处理的精度和效率,反演的风速和风向与标准数据吻合较好;解学通等^[65]提出了适合 SeaWinds 散射计旋转圆锥扫描方式的神经网络反演模型及相应算法,并采用先反演风向后反演风速的思路,在能够保证反演精度的前提下,运行效率有显著提高;但反演中风速范围被限定在 3 ~ 15 m/s 适应性小,后续仍需要进行模糊解去除操作;陈坤堂等^[66-67]利用海洋二号(HY-2)卫星微波散射计数据和 ECMWF 再分析风场数据,使用后向传播(Back Propagation, BP)神

经网络反演风速,MDN反演风向,证明了神经网络对于HY-2散射计数据进行海面风矢量反演的有效性。与HY-2微波散射计的L2B级数据相比,反演的风场更接近ECMWF风场数据模式风场;丁苑^[68]在2020年对高分三号交叉极化测量数据使用BP神经网络进行海面风速反演,证明了BP神经网络相较于逐步回归模型具有更强的适应性和学习能力;2021年,郭鑫等^[69]基于BP神经网络对不同风速区间进行分组建模,提高了高风速区间的反演精度,这种分组建模的方法为风速模型建立提供了新思路。

2.4 深度学习在海面风场反演中的应用

深度学习是神经网络算法的延伸和深化,其核心思想是在神经网络的基础上,通过构建和训练深层神经网络来实现对复杂数据的学习和理解。与传统机器学习方法相比,深度学习具有更多层次的结构,可以自动地从数据中学习多层次的特征表示,从而能够处理更加复杂和高维度的数据。在遥感领域中,深度学习已经成功应用于遥感图像分类、地表覆盖变化检测、地物识别和地形地貌分析等领域^[70-72]。

深度学习中的卷积神经网络因其强大的非线性拟合能力,已成功应用于海面风场反演。王斯嘉^[73]以GNSS-R技术结合深度学习神经网络来反演海面风场展开了相关工作,通过建立卷积神经网络模型和BP神经网络模型,对GNSS-R数据进行海面风速反演。实验证明,两种模型的反演精度都符合业务化需求,而CNN模型的反演精度比BP模型高12%,验证了CNN神经网络方法具备建模时间短、反演速度快、精度高的特点,值得进一步研究其在风场反演中的应用;Shen等^[74]将合成孔径雷达数据作为输入数据,使用深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Networks, DCNN)架构U-Net来反演海面风速。结果表明,U-Net反演模型能够利用基于物理模型的数据从SAR数据中反演高风速。同时,U-Net模型在两条数据的接缝面积上具有更好的连续性。

上述研究均是针对海面风速建立的反演模型,可以不经过模糊解去除直接得到反演结果,但是没有对风向进行反演。此后,谢宏梁^[75]使用Sentinel-1卫星的SAR图像以及NDBC浮标数据,将基于ResNet的迁移学习算法应用于海面风场反

演中。通过相关数据集测试表明,反演的风速误差在4m/s以内,风向误差在20°以内,证明了深度学习算法能够应用于SAR海面风场反演。尽管该模型是基于彩色图像针对单个风矢量单元进行的风场反演,但在没有模糊解去除的情况下,直接获得了海面风速和风向,为后续研究提供了新的方向;2021年,Shi等^[76]首次对HY-2B散射计通过将一定范围内连续风场的观测数据输入神经网络构建神经网络模型,进而同步获取该范围内的风场,建立了CNN_FTF模型,成功反演了风速和风向,证明了卷积神经网络用于微波散射计海面风场反演的可行性,值得进一步研究探索。Jiang^[77]将波谱信息作为输入建立两个深度学习网络(Deep Neural Networks, DNN)模型,分别用于反演风速和风向。结果表明,该模型不仅可以用于紧凑型波浪浮标的风力估计,还可以用于气象浮标风浪测量的质量控制。

3 结论与展望

目前,利用星载微波散射计反演海面风场技术已日趋成熟,并且取得了令人满意的成果,但也存在进一步改善的空间。由于散射计观测区域的星下点区域方位角差异小,仅存在前后两个入射方位角,此外,外部区域后向散射测量值少,入射角的变化范围较小,加上边缘效应的影响,使得上述区域反演得到各个模糊解都与真实风矢量有一定的差距,从而在这些区域能否找到更合适的模糊解去除方法,仍然值得探索;海面风场反演受后向散射系数测量精度的影响,同时在测量过程中还受到降雨等各种外部物理条件作用。因此,寻找更有效的方法来消除降雨等的影响,进而提高在暴雨以及台风等恶劣天气下风场反演精度,是一个具有挑战性的问题;目前,地球物理模型函数普遍采用经验模型,其准确性受到所使用样本数质量和数量的影响,并且模型函数在不同地区的适用性也存在差异,因此,要建立区域性的高精度模型函数(比如南海区域),仍需要进行大量的研究工作;此外,尽管引入二维变分问题来解决模糊解去除问题,取得了显著效果,但在选择背景场误差协方差等方面仍需进一步研究。神经网络算法和深度学习算法仍处于不断发展的阶段,但它们

已经表现出了优秀的反演效果,并为未来海面风场反演的改进提供了可行途径。随着对散射计风场反演的不断研究与改善,相信今后散射计一定

能够给我们提供更多高质量的海面风场数据,为气象及海洋领域的相关研究做出更多贡献。

参考文献:

- [1] 李海桃, 解学通, 杨现坤, 等. 珠江口近岸水域实测光谱与 Sentinel-2 卫星影像光谱的对比分析[J]. 广州大学学报(自然科学版), 2023, 22(6): 40-48.
- [2] 解学通, 吴志峰, 王婧, 等. 结合实测光谱数据的珠江口水质遥感监测[J]. 广州大学学报(自然科学版), 2016, 15(4): 73-78.
- [3] 范开国, 徐青, 徐东洋, 等. 星载 SAR 海面风场遥感研究进展[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(5): 1807-1817.
- [4] Zhou X, Chong J S, Yang X F, et al. Ocean surface wind retrieval using SMAP L-band SAR[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(1): 65-74.
- [5] 冯士, 李凤岐, 李少菁. 海洋科学导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 1999.
- [6] England M H, McGregor S, Spence P, et al. Recent intensification of wind-driven circulation in the Pacific and the ongoing warming hiatus[J]. Nature Climate Change, 2014, 4: 222-227.
- [7] 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.
- [8] Jing Z, Wu L X. Seasonal variation of turbulent diapycnal mixing in the northwestern Pacific stirred by wind stress[J]. Geophysical Research Letters, 2010, 37(23): L23604.
- [9] De Chiara G. Active techniques for wind observations: Scatterometer[EB/OL]. (2015-10-29)[2024-04-26]. <https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2015/8918-active-techniques-wind-observations-scatterometer.pdf>.
- [10] 李辉. 全极化合成孔径雷达海面风场与海浪遥感研究[D]. 上海: 复旦大学, 2008.
- [11] 史鑫杰. 基于机器学习的多源遥感海面风场反演与融合研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
- [12] 柳婧. 基于最优插值方法的中国近海海面风场资料融合研究[D]. 北京: 国家海洋环境预报中心, 2018.
- [13] Wang Z X, Stoffelen A, Zou J H, et al. Validation of new sea surface wind products from scatterometers onboard the HY-2B and MetOp-C satellites[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(6): 4387-4394.
- [14] Zhang L F, Zhang Q, Du B, et al. Simultaneous spectral-spatial feature selection and extraction for hyperspectral images[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 48(1): 16-28.
- [15] Ye X M, Lin M S, Yuan X Z, et al. Satellite SAR observation of the sea surface wind field caused by rain cells[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2016, 35(9): 80-85.
- [16] Morris M, Ruf C S. Determining tropical cyclone surface wind speed structure and intensity with the CYGNSS satellite constellation[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2017, 56(7): 1847-1865.
- [17] 解学通, 方裕, 陈晓翔, 等. 基于最大似然估计的海面风场反演算法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2005, 21(1): 30-33.
- [18] Horstmann J, Schiller H, Schulz-Stellenfleth J, et al. Global wind speed retrieval from SAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(10): 2277-2286.
- [19] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. 计算机学报, 2019, 42(3): 453-482.
- [20] 李祥. 基于缓冲区溢出的 0-day 漏洞的探测与渗透[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
- [21] Long D G, Hardin P J, Whiting P T. Resolution enhancement of spaceborne scatterometer data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(3): 700-715.
- [22] Jones W L, Schroeder L C, Boggs D H, et al. The SEASAT-A satellite scatterometer: The geophysical evaluation of remotely sensed wind vectors over the ocean[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1982, 87(C5): 3297-3317.
- [23] Attema E P W. The active microwave instrument on-board the ERS-1 satellite[J]. Proceedings of the IEEE, 1991, 79(6): 791-799.
- [24] Long D G, Drinkwater M R. Azimuth variation in microwave scatterometer and radiometer data over Antarctica[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(4): 1857-1870.

- [25] 徐经纬, 张秀芝, 罗勇, 等. QuikSCAT 卫星遥感风场可靠性分析及其揭示的中国近海风速分布[J]. 海洋学报, 2013, 35(5): 76-86.
- [26] 王晓海, 杨斌利. 国外星载微波散射计应用现状及未来发展趋势[J]. 中国航天, 2006(7): 26-29.
- [27] 林明森, 张有广, 袁欣哲. 海洋遥感卫星发展历程与趋势展望[J]. 海洋学报, 2015, 37(1): 1-10.
- [28] Yang S, Mu B, Shi H Q, et al. Validation and accuracy analysis of wind products from scatterometer onboard the HY-2B satellite[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2023, 42(2): 74-82.
- [29] 郭鑫. 基于神经网络的 HY-2B 散射计风场反演[D]. 上海: 上海海洋大学, 2022.
- [30] 张毅, 蒋兴伟, 林明森, 等. 星载微波散射计的研究现状及发展趋势[J]. 遥感信息, 2009, 24(6): 87-94.
- [31] Freilich M H. SeaWinds algorithm theoretical basis document[R/OL]. (2017-01-26)[2024-04-26]. <https://eosps.nasa.gov/sites/default/files/atbd/atbd-sws-01.pdf>.
- [32] 张毅. L 波段 SAR 海面风场反演研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院(电子学研究所), 2007.
- [33] 夏雪宁. 基于深度学习的 HY-2B 微波散射计海面风场反演研究[D]. 广州: 广州大学, 2023.
- [34] 蒋兴伟, 林明森. HY-2 卫星微波散射计海面风矢量场反演技术研究[J]. 中国工程科学, 2009, 11(10): 86-95.
- [35] Draper D W, Long D G Simultaneous wind and rain retrieval using SeaWinds data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(7): 1411-1423.
- [36] 解学通, 方裕, 陈克海, 等. 一种海面风场反演的快速风矢量搜索算法[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 236-241.
- [37] 彭逸桓. HY-2A 散射计观测数据的海面降雨识别研究[D]. 广州: 广州大学, 2021.
- [38] 杨晟. 星载全极化微波散射计系统仿真与风场反演分析[D]. 北京: 国家海洋环境预报中心, 2018.
- [39] 陈克海, 解学通, 陈晓翔, 等. 一种修正的 Sea Winds 散射计圆中数滤波法[J]. 热带海洋学报, 2006, 25(5): 31-35.
- [40] 王志雄. HY-2A 卫星微波散射计海面风场反演算法改进[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.
- [41] Schroeder L C, Boggs D H, Dome G, et al. The relationship between wind vector and normalized radar cross section used to derive SEASAT-A satellite scatterometer winds[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1982, 87(C5): 3318-3336.
- [42] Wentz F J, Peteherych S, Thomas L A. A model function for ocean radar cross sections at 14.6 GHz[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1984, 89(C3): 3689-3704.
- [43] 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.
- [44] Ebuchi N. Evaluation of NSCAT-2 wind vectors by using statistical distributions of wind speeds and directions[J]. Journal of Oceanography, 2000, 56(2): 161-172.
- [45] Ricciardulli L, Wentz F J. A scatterometer geophysical model function for climate-quality winds: QuikSCAT Ku-2011[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2015, 32(10): 1829-1846.
- [46] Wang Z X, Stoffelen A, Zhao C F, et al. An SST-dependent Ku-band geophysical model function for RapidScat[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2017, 122(4): 3461-3480.
- [47] 王志雄, 赵朝方, 林明森. 地球物理模式函数与卫星散射计遥感海面风场[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
- [48] 陈克海, 解学通, 张金兰, 等. 一种温度相关的 HY-2A 散射计地球物理模型函数[J]. 热带海洋学报, 2022, 41(2): 90-102.
- [49] 赵晓康, 林文明, 王志雄, 等. 海表温度对中法海洋卫星散射计测量的影响[J]. 空间科学学报, 2023, 43(1): 190-198.
- [50] 钟剑, 黄思训, 张亮. 星载微波散射计资料反演海面风场进展研究[J]. 气象科学, 2010, 30(1): 137-142.
- [51] Wurtele M G, Woiceshyn P M, Peteherych S, et al. Wind direction alias removal studies of SEASAT scatterometer-derived wind fields[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1982, 87(C5): 3365-3377.
- [52] Hoffman R N. SASS Wind ambiguity removal by direct minimization[J]. Monthly Weather Review, 1982, 110(5): 434-445.
- [53] 李燕初, 孙瀛, 林明森, 等. 用圆中数滤波器排除卫星散射计风场反演中的风向模糊[J]. 台湾海峡, 1999, 18(1): 42-48.
- [54] Hoffman R N, Leidner S M, Henderson J M, et al. A two-dimensional variational analysis method for NSCAT ambiguity re-

- moval: Methodology, sensitivity, and tuning[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2003, 20(5): 585-605.
- [55] 刘宇迪, 亓晨. 散射计海面风场的二维变分模糊去除方法[J]. *热带气象学报*, 2010, 26(5): 620-625.
- [56] Henderson J M, Hoffman R N, Leidner S M, et al. A comparison of a two-dimensional variational analysis method and a median filter for NSCAT ambiguity removal[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2003, 108(C6): 3176.
- [57] Vogelzang J, Stoffelen A, Verhoef A, et al. Validation of two-dimensional variational ambiguity removal on SeaWinds scatterometer data[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2009, 26(7): 1229-1245.
- [58] Thiria, S, Mejia C, Badran F, et al. A neural network approach for modeling nonlinear transfer functions: Application for wind retrieval from spaceborne scatterometer data[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1993, 98(C12): 22827-22841.
- [59] Mejia C, Thiria S, Tran N, et al. Determination of the geophysical model function of the ERS-1 scatterometer by the use of neural networks[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1998, 103(C6): 12853-12868.
- [60] Richaume P, Badran F, Crépon M, et al. Neural network wind retrieval from ERS-1 scatterometer data[J]. *Neurocomputing*, 2000, 30(1): 37-46.
- [61] Kasilingam D, Lin I I, Khoo V, et al. IGARSS'97. 1997 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings. Remote Sensing – A Scientific Vision for Sustainable Development, August 03-08, 1997 [C]. Piscataway: IEEE, 1997.
- [62] Chen K S, Tzeng Y C, Chen P C. Retrieval of ocean winds from satellite scatterometer by a neural network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(1): 247-256.
- [63] Cornford D, Nabney I T, Bishop C M. Neural network-based wind vector retrieval from satellite scatterometer data[J]. *Neural Computing & Applications*, 1999, 8(3): 206-217.
- [64] 林明森, 宋新改, 彭海龙, 等. 散射计资料的风场神经网络反演算法研究[J]. *国土资源遥感*, 2006, 18(2): 8-11.
- [65] 解学通, 方裕, 陈克海, 等. 用 SeaWinds 散射计数据反演海面风矢量的神经网络模型[J]. *高技术通讯*, 2008, 18(2): 184-189.
- [66] 陈坤堂. 星载微波散射计神经网络方法反演海面风场研究[D]. 北京: 中国科学院国家空间科学中心, 2016.
- [67] 陈坤堂, 董晓龙, 徐星欧, 等. 微波散射计反演海面风场的神经网络方法研究[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(4): 683-690.
- [68] 丁苑. 全极化 SAR 图像处理与海面风场反演研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2020.
- [69] 郭鑫, 韩震, 张雪薇, 等. HY-2B 卫星散射计神经网络多区间风速反演[J]. *海洋科学进展*, 2021, 39(2): 268-278.
- [70] 范迎迎, 张姗姗. 基于深度主动学习的高光谱遥感图像分类方法[J]. *东北师大学报(自然科学版)*, 2022, 54(4): 64-70.
- [71] Jiang M, Zhang X C, Sun Y, et al. AFSNet: Attention-guided full-scale feature aggregation network for high-resolution remote sensing image change detection[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2022, 59(1): 1882-1900.
- [72] Ma L, Liu Y, Zhang X L, et al. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 152: 166-177.
- [73] 王斯嘉. 基于神经网络模型的 GNSS-R 海面风速反演算法研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心), 2020.
- [74] Shen D L, Liu B, Li X F. IGARSS 2019 – 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 28-August 02, 2019 [C]. Piscataway: IEEE, 2019.
- [75] 谢宏梁. 深度学习算法在地物分类与 SAR 海面风场反演中的应用研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
- [76] Shi X J, Duan B H, Ren K J. A more accurate field-to-field method towards the wind retrieval of HY-2B scatterometer[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(12): 2419.
- [77] Jiang H Y. Wind speed and direction estimation from wave spectra using deep learning[J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2022, 15(1): 1-9.