



# 星载合成孔径雷达海洋遥感与大数据

## 摘要

星载合成孔径雷达以其全天候、全天时、不受云雨影响的工作特性在空间对海观测中起到了重要作用,又以其高空间分辨率、多极化、多成像模式的特点展示了其在海洋动力要素反演和海洋多尺度动力过程研究中独特的魅力.起步于20世纪70年代末的星载合成孔径雷达技术,迎来了发展的“黄金时期”,大数据和机器学习又赋予了星载合成孔径雷达海洋遥感更强大的生命力.本文首先阐述了星载合成孔径雷达大数据的5“V”特性,进而以高分辨率海面风场反演、海洋内波中尺度动力过程观测两类典型案例,阐述了大数据、机器学习等现代信息科学技术与卫星海洋遥感结合,实现海洋环境参数高精度反演和海洋动力过程科学深层次认知的研究.最后,展望了星载合成孔径雷达海洋遥感与大数据的发展前景.

## 关键词

星载合成孔径雷达;海洋遥感;大数据;机器学习

中图分类号 TP79;TN958

文献标志码 A

收稿日期 2019-10-15

资助项目 国家重点研发计划项目(2018YFC1407102)

## 作者简介

李晓明,男,博士,研究员,博士生导师,研究方向为卫星海洋遥感.lixm@radi.ac.cn

1 中国科学院数字地球重点实验室/中国科学院空间信息创新研究院,北京,100094

2 中国科学院大学,北京,100049

3 桂林理工大学 测绘地理信息学院,桂林,541006

## 0 引言

美国1978年发射的Seasat卫星是人类历史上最早的海洋观测卫星之一,虽然由于电路短路导致其仅仅在轨工作105 d,但是它为人类从空间观测海洋拉开了序幕.Seasat卫星携带了星载合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR),它以其高空间分辨率的二维成像能力,展示了诸多丰富、有趣的海洋过程和现象<sup>[1]</sup>.

然而,直至1991年,欧空局(European Space Agency)发射了ERS-1,民用星载SAR才再次开始广泛应用到海洋观测.图1所示为自ERS-1/SAR之后,在海洋观测得到广泛应用的星载SAR.

不受光照条件、不受云雨影响以及高空间分辨率(米级~10米级)、极化能力和二维成像能力的特点使得星载合成孔径雷达在4个方面展现了其在空间对海观测领域的支柱性作用.

1) 海洋动力参数遥感反演,包括海面风场、海浪和海表流场等的遥感反演,主要是获取高精度、高空间分辨率动力参数信息;

2) 海洋过程和现象的遥感观测,例如海洋内波、中尺度涡、浅海地形等动力过程的遥感观测,主要是实现对动力过程的规律和机理的科学认知;

3) 海洋污染遥感监测,重点是针对溢油的遥感监测;

4) 海上目标遥感探测,主要是针对海上船只、舰艇和平台等的探测.

“大数据”(big data)的概念出现于20世纪90年代<sup>[2-4]</sup>.2016年左右,大数据被定义为具有“3V”特征的数据,即容量(Volume)、速度(Velocity)和多样性(Variety).又进一步发展到“4V”、“5V”,即增加了真实性(Veracity)和价值(Value).大数据已经在科学研究、社会管理和经济发展各个领域展示出了令人难以置信的优势,同样大数据对于地球科学这样一门传统而又现代的学科的发展带来了新的机遇和挑战<sup>[5]</sup>.

卫星遥感的突出优势是“全面、动态、快速和准确”.海洋是一个巨大而复杂的时变系统,这就决定了卫星遥感一定是海洋认知最重要的手段之一.随着卫星遥感的快速发展,卫星遥感数据体现出越来越明显的大数据特征.包括光学遥感数据、微波散射计、高度计和微波辐射计数据等在内的多种主被动传感器数据都已经以大数据的理念在海洋认知中发挥了重要的作用<sup>[6-12]</sup>.然而,“星载SAR大数据与海洋观

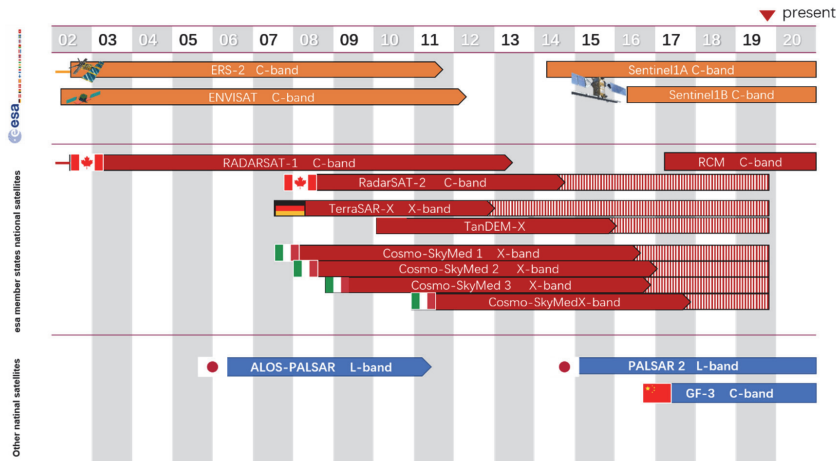


图1 广泛用于海洋观测的星载合成孔径雷达

Fig. 1 Wide use of spaceborne SAR missions in ocean observation

测”这一理念,尚未得到更充分的阐述.本文将从2个方面具体阐述:

- 1) 星载 SAR 发展与大数据;
- 2) 利用星载 SAR 大数据海洋观测的典型用例.

## 1 星载 SAR 发展与大数据

星载 SAR 无论是在陆地还是在海洋观测方面都发挥着极为重要的作用,因此,并没有专门针对海洋的星载 SAR 系统,更多的是在星载 SAR 系统设计中体现了陆地和海洋观测需要的综合.

ERS-1/SAR 是第一颗广泛应用于海洋观测的星载 SAR 系统,其后续 ERS-2/SAR 与其具有一致的技术特点.虽然在现在看来,当时的 ERS/SAR 系统较为简单,例如成像模式仅包括图像模式和波模式,空间分辨率为 25 m 的中等分辨率.但是,100 km 幅宽和 25 m 的空间分辨率,对于海岸带海洋观测是恰当的.星载 SAR 海洋观测,尤其是海表动力参数和动力过程的定量遥感,起步于 ERS-1/SAR.同一时代的海洋观测星载 SAR 系统还包括 Radarsat-1,相较于 ERS-1/SAR 和 ERS-2/SAR, Radarsat-1 的优势是具有多种成像模式,对应空间分辨率也有所不同.

ENVISAT/ASAR (Advanced SAR) 是星载 SAR 发展过程中具有代表性的传感器,实现了单极化、双极化和交叉极化,成像模式也扩展到波模式、图像模式、宽幅模式和全球监测模式,成像幅宽最高可达到 1 000 km.在轨工作近 10 年(2002 年 10 月至 2012 年 4 月),而星载 SAR 海洋遥感正是在这期间取得了巨大的发展.同时代的 ALOS/PALSAR 是工作于 L 波段的星载 SAR 系统,根据布拉格共振原理<sup>[13]</sup>,不

同波段电磁波对海面响应有所差异,因此 L 波段 SAR 与 ERS/SAR、ENVISAT/ASAR 和 Radarsat-1 等 C 波段 SAR 展示了不同海表特征.

TerraSAR-X、Cosmo-SkyMed 和 Radarsat-2 被称之为“新一代星载 SAR”<sup>[14]</sup>.相较于传统的星载 SAR 系统,它们最突出的特点是:实现了全极化工作能力,空间分辨率可以达到 1 m,甚至更高.全极化工作能力对于海上溢油、海岸带滩涂等的观测具有明显的优势;而空间分辨率 1 m 的聚束模式 SAR 数据则大大提高了对于海上目标探测的精细程度.我国的高分三号<sup>[15]</sup>是国家高分辨率对地观测系统重大专项中唯一的民用微波遥感成像卫星,也是我国首颗自主研发的 C 波段多极化 SAR 卫星,突破了多项关键技术,空间分辨率最高可以达到 1 m,成像模式达到 12 种.

从上述星载 SAR 发展过程,可以看出主要的发展趋势有以下 3 点:

- 1) 空间分辨率越来越高,从单极化到双极化和交叉极化再到全极化.可供选择的工作模式也越来越丰富.ERS-1/SAR 和 ERS-2/SAR 只能提供波模式和图像模式数据,而先进的 SAR,比如 TerraSAR-X 和 Cosmo-SkyMed,除上述模式外,还可以提供聚束模式 (spot light),空间分辨率可以达到 1 m.传统的 SAR 都是右视,而先进的 SAR 传感器,比如 Radarsat-2 和 TerraSAR-X 既可以右视又可以左视工作.除了 C 波段,L 波段和 X 波段的 SAR 也开始出现.即使同一海洋现象,比如海洋表面的降雨,对不同波段的电磁波敏感程度也不一样.这就为工作在不同波段的 SAR 观测同一类型的海洋表面现象提

供了丰富的数据来源。

2) 各国和相关组织发射星载 SAR 具有连续性和持续性。比如欧空局的 ERS-1/SAR、ERS-2/SAR、ENVISAT/ASAR 和 Sentinel-1A/1B,都工作于 C 波段(5.6 GHz)。日本 JAXA 的 JERS-1/SAR、ALOS/PALSAR-1、PALSAR-2 则都工作于 L 波段。加拿大空间局的 Radarsat-1、Radarsat-2 和 2019 年刚刚发射的 Radarsat Constellation Mission (RCM)则使得数据持续不间断积累超过 20 年。通常同一发射机构的后续卫星技术参数都会与前一卫星具有相似性,同时又推陈出新。这样做既可以保证技术的连续性,又可以保证数据的持续性,以实现年际尺度到年代际尺度的积累,为星载 SAR 大数据研究奠定了坚实的基础。

3) 星载 SAR 编队技术。利用两颗甚至多颗 SAR 传感器在较短的时间间隔内对同一地区进行覆盖观测。例如,ENVISAT/ASAR 与 ERS-2SAR 前后观测时间间隔大约是 22 min,利用这个观测上的时间差,可以观测大尺度海洋、大气现象的变化过程的时空变化。而 Sentinel-1A 和 1B 在轨运行后,重访周期缩短至 6 d。意大利空间局从 2007 年开始至 2010 年,共发射了 4 颗 Cosmo-SkyMed 卫星,极大地增加了卫星时间分辨率,可以在一天之内连续多次观测某一地区或海域。德国宇航中心 2010 年发射的 TanDEM-X 与先前发射的 TerraSAR-X 组成编队。两颗同时在轨并且技术参数基本相同的 SAR 传感器,既可以独立工

作,又可以相互通信,形成沿轨与交轨干涉。由于海洋强烈的时变特性,传统单一星载 SAR 的重访周期较长,而编队技术的发展将大大缩短重访周期,实现连续、动态监测,极大增强星载 SAR 海洋观测能力。

在 1991 年 ERS-1/SAR 发射之后的几年,甚至十几年内,星载 SAR 对海观测事实上面临着数据缺少的状态。仅有的几颗星载 SAR 要面向陆地、灾害、极地和海洋等多个应用领域。随着星载 SAR 技术的迅猛发展,SAR 卫星急剧增加,数据在呈指数形式增加。以下分别从 5V 来阐述星载 SAR 的大数据的基本特征。

1) 容量(Volume):毫无疑问,经过近 30 年的发展,星载 SAR 海洋观测数据的积累已经达到年代际尺度。可以预计在未来 10~20 年,星载 SAR 在轨运行数量将保持在 10 颗以上,这其中欧空局、加拿大空间局和中国的星载 SAR 卫星将是主力。Sentinel-1 从 2014 年以来发射 1A 到 2018 年年底已经发布了 5.3 PB 的数据。因此,星载 SAR 数据在数据量上已经充分体现了大数据特征。

2) 速度(Velocity):星载 SAR 数据获取的速度取决于多方面因素。一方面取决于在轨运行的星载 SAR 数量。从表 1 可以看出,从 2007 年开始,在轨的星载 SAR 数目快速增加。另一方面取决于其本身获取数据的效率,而星载 SAR 系统数据获取效率又由星上存储和下传速率所决定。ENVISAT 卫星上用于

表 1 自 1991 年始民用业务化星载合成孔径雷达

Table 1 List of operational civil spaceborne SAR missions since 1991

传感器	国家(机构)	极化	空间分辨率/m	波段	刈幅/km	工作期
ERS-1 SAR ERS-2 SAR	欧空局	单极化	25	C	100	1991-07—2000-03 1995-04—2011-09
RADARSAT-1 SAR	加拿大	单极化	8~100	C	50~500	1995-09—2013-03
ENVISAT-ASAR	欧空局	单、双、 交叉极化	25~1 000	C	5~1 000	2002-03—2012-05
ALOS-PALSAR	日本	单、交叉极化	10~100	L	30~350	2006-01—2011-05
TerraSAR-X TanDEM-X	德国	单、双、 交叉、全极化	1~30	X	10~200	2007-06—2010-01
Cosmo-SkyMed	意大利	单、双极化	1~100	X	10~200	2007-06—
Radarsat-2 SAR	加拿大	单、双、 交叉、全极化	8~100	C	20~500	2007-12—
PALSAR-2	日本	单、双、交叉、 全极化	1~100	L	25~490	2014-05—
Sentinel-1	欧空局	单、双极化	5~40	C	20~400	2014-04—
高分三号	中国	单、双、 全极化	1~500	C	10~650	2016-08—
RCM	加拿大	单、双、 交叉、全极化	3~100	C	20~500	2019-06—

ASAR 数据存储的固态硬盘容量为 60 Gbit, 而 Sentinel-1 的星上存储达到 1.4 Tbit(固态硬盘). Sentinel-1 的 X 波段双通道天线下载数据速率达到每一个通道 260 Mbit/s, TerraSAR-X 则能够达到 300 Mbit/s, 相比较于 ENVISAT 的 100 Mbit/s 速率有大幅度增加. Radarsat-1 卫星每一轨可以工作 28 min, 而高分三号可以达到最长单次连续成像工作约 50 min. 因此, 技术的发展使得星载 SAR 系统数据获取速度显著增加, 例如 Sentinel-1A 和 1B 现在每天可以获取 8 TB/月的数据量.

3) 多样性 (Variety): 第一, 常用的星载 SAR 系统工作于 C、L 和 X 波段, 历史上也出现过 S 波段 (Almaz). 德国宇航中心研制的 P 波段星载 SAR 系统也即将发射. 因此, 数据多样性的第一个关键点是不同波段星载 SAR 数据. 第二, SAR 系统可以工作于不同极化方式, 既可以单独获取某种极化方式的数据, 也可以获取多极化、全极化数据. 第三, 星载 SAR 数据既可以是复数据, 同时记录雷达回波信号的相位和幅度, 也可以是强度数据. 因此, 星载 SAR 数据是卫星遥感数据多样性的典型代表.

4) 真实性 (Veracity): 星载 SAR 获取的每一景数据都是真实的, 但是真实的数据和真实的地表信息存在着差异, 而对于星载 SAR 海洋观测来讲, 这种差异更为突出. 第一, 星载 SAR 海洋观测数据质量会受到信噪比、扇贝效应<sup>[16]</sup>、条带拼接等因素的影响. 第二, 星载 SAR 海洋观测, 尤其是海洋动力参数定量遥感对于星载 SAR 数据的辐射定标精度要求较高<sup>[17-20]</sup>. 然而, 各类、各种星载 SAR 数据之间的辐射定标精度并不一致. 第三, 星载 SAR 对海观测成像机理复杂, 对于海洋要素的反演和海洋过程、现象的解译存在较大的不确定性, 这是限制星载 SAR 更广泛地应用到海洋观测的主要障碍.

5) 价值 (Value): 海量的星载 SAR 数据, 毋庸置疑, 包含着丰富的、有价值的, 甚至是未知的海洋过程和现象的信息, 其中相当一部分仍有待挖掘. 而本文也将通过星载 SAR 海面风场遥感, 侧重于星载 SAR 海表动力参数定量遥感和海洋内波遥感, 侧重于海洋动力过程科学认知. 通过这两类典型案例可以进一步阐述从星载 SAR 海洋遥感大数据中获得有价值的海洋信息.

## 2 星载 SAR 大数据海洋遥感典型案例

### 2.1 星载 SAR 海面风场遥感与机器学习

海面风场是全球海洋环流的主要动力来源<sup>[21]</sup>,

高空间分辨率的海面风场资料对气象预报、船舶探测和海上运输及救援等应用有着重要作用. 海面风场的常规观测主要依赖于浮标、船舶、沿岸及岛屿自动气象站等<sup>[22]</sup>. 随着卫星遥感技术的快速发展, 微波散射计、微波辐射计、合成孔径雷达已经成为获取区域或全球尺度海面风场的重要方式.

星载 SAR 具有全天时、全天候和高分辨率的特点, 是获取区域尺度高空间分辨率海面风场的重要手段. 地球物理模式函数 (Geophysical Model Function, GMF) 描述了雷达后向散射系数与海面 10 m 高度处风速、风向以及雷达入射角之间的关系. 目前, SAR 海面风场反演通常是利用不同波段的 GMF<sup>[23-28]</sup>, 将已知的风向、雷达后向散射系数以及入射角等信息作为输入, 通过求解非线性方程来获取海面风速. 事实上, 星载 SAR 反演海面风场所采用的 GMF 是来源于星载微波散射计海面风场的 GMF, 一般具有以下统一的形式:

$$\sigma_0(\theta, \phi, u_{10}) = a_0(\theta, u_{10}) [1 + a_1(\theta, u_{10}) \cos \phi + a_2(\theta, u_{10}) \cos 2\phi]^p, \quad (1)$$

式(1)表明了雷达后向散射截面( $\sigma_0$ )可以表达为雷达入射角( $\theta$ )与风速( $u_{10}$ )、相对风向( $\phi$ , 方位角, 即真实风向与雷达视线方向夹角)的非线性函数表达式. 而其中,  $a_0, a_1, a_2$  又是雷达入射角与海面风速的函数. 因此, GMF 虽然看起来表达形式较为简洁, 但其中包含若干线性、非线性子函数, 而这些子函数, 多数是基于大量观测数据和雷达测量数据的拟合, 并不能够完全表达其物理意义.

GMF 的建立是需要大量数据进行函数拟合的, 而星载 SAR 数据获取量要远远少于微波散射计, 因此星载 SAR 海面风场反演通常都采用微波散射计海面风场反演的 GMF, 尤其是针对 C 波段 SAR. 如前所述, 星载 SAR 数据的获取量已经呈现几何级数的增长, 因此可以考虑建立完全针对于星载 SAR 海面风场反演的 GMF. 以往也有针对星载 SAR 海面风场反演建立 GMF 模式函数<sup>[27-29]</sup>, 全部是基于大量观测数据, 以 CMOD 函数为基础去拟合相应的函数关系式. 本文, 我们介绍利用机器学习方法的建立 C 波段 SAR Sentinel-1(哨兵 1 号) 水平极化数据海面风场反演的方法. BP 神经网络是一种多层前馈神经网络, 具有非线性映射能力、自学及自适应等能力. 在无需了解具体机制的前提下, BP 神经网络可根据输出结果与期望结果的误差自动向上逐层调节网络权重及阈值, 创建“合适规则”, 使网络预测效果达到最

佳.从 CMOD 函数的表达式(式(1))可知,雷达后向散射系数与入射角、方位角、风速和风向相关.为了反演风速,我们将  $\sigma_{HH}, \cos \phi, \cos 2\phi, \theta$  作为 BP 神经网络的输入层特征量,输出层为海面风速(SSWS),隐藏层的节点数分别设置为 6、10 和 8,其拓扑结构如图 2 所示.

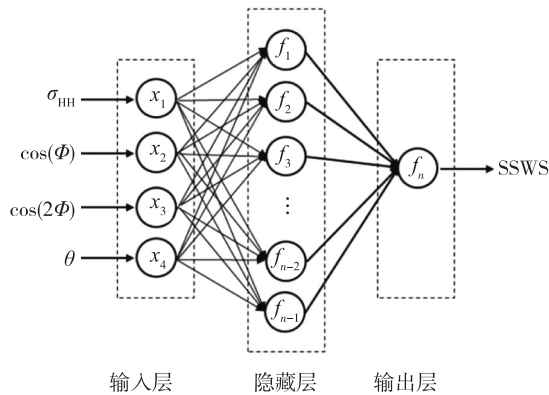


图 2 用于哨兵 1 号星载 SAR 海面风速反演的 BP 神经网络的拓扑结构

Fig. 2 Topological structure of BP neural network used for sea surface wind retrieval from Sentinel-1 data

该神经网络的训练数据为微波散射计 ASCAT 海面风场数据和哨兵 1 号在北极获取的超宽幅(Extra-Wide Swath)水平极化数据.2018 年 6 月至 2018 年 12 月,共有 2 277 景哨兵 1 号 SAR 数据与 ASCAT 数据时空匹配,其空间分布如图 3a 所示.选取哨兵 1 号 SAR 子图像尺寸为  $2 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ ,与 ASCAT 散射计  $25 \text{ km}$  空间分辨率的海面风场匹配.

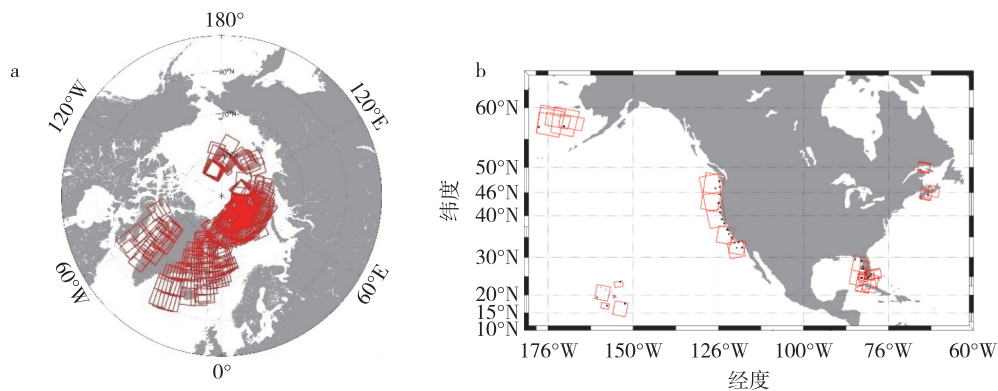


图 3 (a)用于 BP 神经网络建立和测试的哨兵 1 号星载 SAR 超宽幅水平极化数据(与 ASCAT 散射计时空匹配的)空间分布,数据获取时间为 2018 年 6 月至 12 月;(b)用于验证哨兵 1 号星载 SAR 水平极化数据海面风速反演数据与浮标匹配的空间分布,数据获取时间为 2014 年 10 月至 2018 年 12 月

Fig. 3 (a) Spatial distributions of Sentinel-1 extra-wide swath data collocated with Scatterometer ASCAT during June to December of 2018 in the Arctic ocean,used for establishment and test of BP neural network,(b) Sentinel-1 extra-wide swath data collocated with in situ buoys during October 2014 to December 2018,used for validation of sea surface wind speed retrieval

在匹配得到 239 190 个数据对中,随机抽取其中 80% 作为训练集,剩余 20% 作为测试集.通过不断调整网络节点的权值,以最小均方根误差为标准建立反演海面风速的最优 BP 神经网络.图 4a 所示为利用训练好的神经网络再次针对训练数据反演海面风速,并与匹配的 ASCAT 散射计海面风速的比较,得到的偏差为  $-0.03 \text{ m/s}$ ,均方根误差为  $1.33 \text{ m/s}$ .图 4b 为利用 20% 测试数据反演得到的海面风速结果与匹配的 ASCAT 散射计海面风速的比较,偏差为  $-0.01 \text{ m/s}$ ,均方根误差为  $1.33 \text{ m/s}$ .由此可以看出,训练数据和测试数据得到的海面风速结果具有非常好的一致性.

我们也利用了浮标观测数据来进一步验证神经网络模型反演得到的海面风速与利用 GMF 反演得到的海面风速的精度.图 3b 所示为 2014 年 10 月至 2018 年 12 月在 NDBC 浮标获取的哨兵 1 号超宽幅水平极化数据,共计 130 景数据.以浮标风向作为真实风向输入神经网络模型和 CMODH 模型,并将反演风速与浮标实测风速进行比较,结果如图 5a 所示.BP 神经网络模型反演得到的海面风速略优于 CMODH 模型的结果(图 5b),偏差、均方根误差和散射指数分别为  $0.10 \text{ m/s}$ 、 $1.38 \text{ m/s}$  和  $19.85\%$ .

图 6 为利用 2 种模型对哨兵 1 号水平极化超宽幅数据进行北极海面风速反演的实例.哨兵 1 号数据获取时间为 2017 年 8 月 22 日 06:42 UTC,图中叠加的箭头表示同一天 6:00 UTC 时刻的 ERA5 再分析模式数据的风向.反演结果表明,2 种模型反演的海面风速具有较好的一致性.图中红色五角星是当

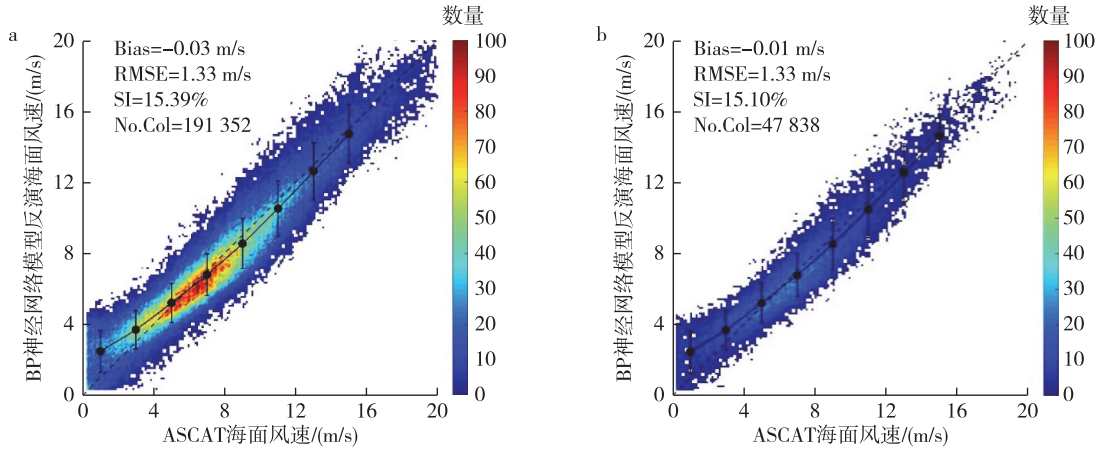


图4 (a)BP神经网络训练数据海面风速反演与匹配的ASCAT海面风速比较;(b)测试数据与ASCAT海面风速比较  
Fig. 4 (a) Comparison of sea surface wind speed between retrieved results using the BP neural network and ASCAT based on training data; (b) The same as (a), but based on testing dataset

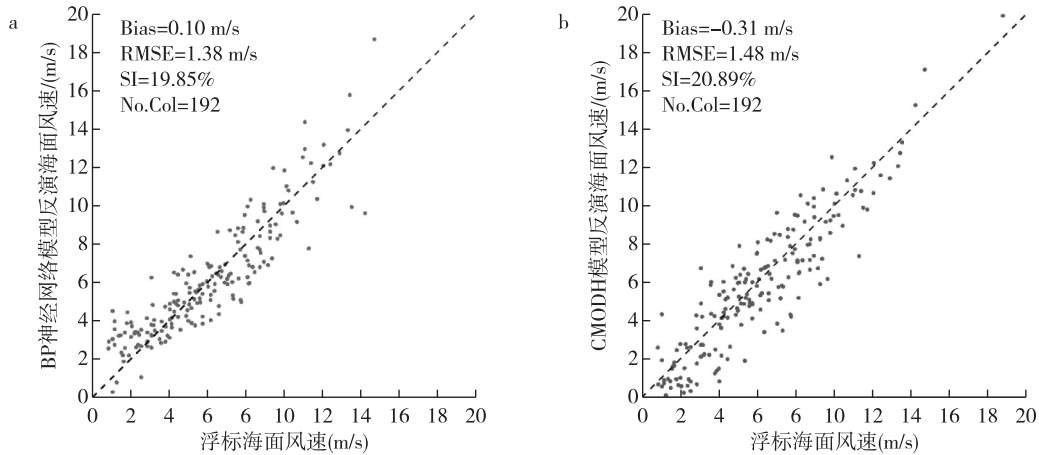


图5 (a)利用BP神经网络反演的海面风速和(b)利用CMODH反演的海面风速与浮标测量结果的比较  
Fig. 5 Comparison of sea surface wind speed between in situ buoy measurements and retrieved results by BP neural network (a) and the CMODH GMF (b)

日 06:42 UTC“雪龙号”科考船所在的位置.雪龙号船在 20 m 高度测得的风速换算成 10 m 高度处的风速为 9.42 m/s,2 种模型得到的与“雪龙号”船位置最近的 SAR 子图像的海面风速分别为 9.5 m/s(BP 神经网络模型)和 8.21 m/s(CMODH 模型).

从上述研究中,我们可以看出,虽然 BP 神经网络形式较为简单,但是在星载 SAR 海面风场反演中取得了非常好的效果.这其中非常重要的原因应该归结为,经过多年的研究,对于星载 SAR 海面风场与雷达后向散射系数、入射角等因素之间的物理关系已经非常明确,因此神经网络输入参数是明确的.存在较大不确定性的是反演所用地球物理模式函数及其包含的大量子函数都是非线性函数,且基于数据拟合,而这恰恰正是机器学习的优势所在,

即从大量数据中发现线性、非线性规律,从而更准确地从星载 SAR 反演海面风速.

## 2.2 星载 SAR 与南海北部海洋内波动力过程科学认知

海洋内波是一种发生在海洋内部、沿密跃层传播的波动现象<sup>[30]</sup>,它的最大振幅出现在海面以下,波动频率介于惯性频率和浮力频率之间.海洋内波在海洋能量串级、物质和动量运输过程中发挥着重要的作用,是海洋动力学过程中不可或缺的一环.海洋内波在传播过程中会引发强烈的海水混合,从而将底层高盐低温的海水带到表层,改变表层的生态环境,促进渔业的发展.除此之外,海洋内波与海洋水声学、海洋军事学、海洋水下建筑学等学科有着密切的联系,例如内孤立波在传播过程中会使得等密

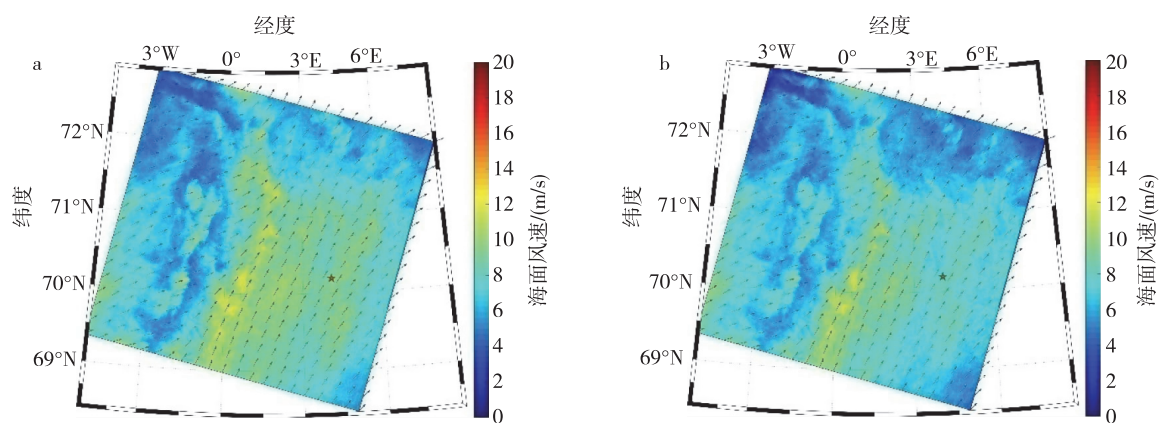


图6 2017年8月22日6:42 UTC时刻哨兵1号极化超宽幅数据海面风速反演结果,其中(a)为BP神经网络模型反演的海面风速,(b)为CMODH模型反演的海面风速.图中红色五角星代表该时刻中国破冰船“雪龙号”所在位置

Fig. 6 Sea surface wind speed retrieved by BP neural network (a) and the CMODH GMF(b) for the case of Sentinel-1 data acquired on Aug.22nd,2017 at 6:42 UTC.The red stars represent the location of ‘Xuelong’ icebreaker

度面产生大振幅的垂向起伏、海面产生强烈的辐聚辐散、引发强烈的海流脉动而产生突发性强流,这些现象会对海军潜艇、鱼雷、输油管道、钻井平台和水下声呐系统等产生极大的危害。

遥感技术的发展,特别是星载合成孔径雷达(SAR)由于具有全天候、全天时的能力而成为海洋内波遥感研究的重要手段.由于内波在传播过程中会导致内波界面上、下两层海水朝相反的方向运动,从而引发表层流场的辐聚、辐散现象.在表层流场的辐聚区,海面粗糙度增加,在SAR图像上形成亮条纹;在表层流场的辐散区则相反,会形成暗条纹.所以最终内波在SAR图像上形成明暗交替的条纹,可以基于此特征通过SAR图像来识别海洋内波。

南海是我国最大的边缘海,其剧烈变化的海底地形、具有较强分层结构的水体和太平洋强潮流的传入等使得南海尤其是南海北部成为全球内波最强、发生最频繁的海域之一.在南海北部,科学家们利用海量的大范围高精度的遥感数据,特别是卫星SAR遥感数据,对海洋内波进行了诸多研究。

1)利用星载SAR数据的南海北部内波时空特征规律认知

海洋内波利用在星载SAR遥感图像上表现出的明显的明暗条纹特征来识别内波,利用大量星载SAR海洋内波观测数据,可以刻画内波的时空分布特征.大量的星载SAR内波数据统计表明内波广泛存在于南海北部尤其是南海东北部.Hsu等<sup>[31]</sup>利用1993年到1998年期间几百景ERS-1/SAR和ERS-2/SAR图像绘制了首张南海东北部(吕宋海峡与南

海大陆坡架之间)的空间分布图,发现在南海东北部内波主要向西传播;Wang等<sup>[32]</sup>利用2500多景SAR数据和可见光数据分析了整个南海的内波分布和传播方向特征,绘制了南海内波的传播路径图;Zheng等<sup>[33]</sup>利用1995年至2001年期间的SAR数据统计发现在南海东北部,78%的内波分布在118°E以西,22%的内波分布在118°E以东.长时间序列星载SAR内波数据表明南海北部内波的发生存在季节性规律,通常在夏季比冬季更容易观测到内波,其可能的原因是不同季节南海混合层深度和密度变化以及海面季风所致.Zheng等<sup>[33]</sup>的研究除了发现上述的南海东北部内波的空间分布规律,还发现南海北部内波甚至在不同年份(1995—2001年)的发生频率都存在一定的差异,并推测黑潮的长期变化有可能导致南海北部内波发生频率的年代变化。

2)基于星载SAR数据的南海内波产生源地与产生机制研究

虽然吕宋海峡已经被广泛接受是南海北部(更准确地讲是南海东北部)内波的主要产生地,但吕宋海峡复杂的地理环境导致南海北部的内波可能有多个产生源点和多种产生机制.Zhao等<sup>[34]</sup>利用1995年到2001年期间的ERS-2/SAR、Radarsat和SPOT(光学遥感)数据在南海东北部观测到了116组内波包,并将内波包分为两种类型:含一组按序排列的内孤立波的波包和仅含一个内孤立波的波包,发现第二类波包仅出现在深水区的现象,提出内潮的非线性陡变是产生南海东北部内波的一种机制.Guo等<sup>[35]</sup>通过多幅Envisat ASAR宽刈幅模式数据分析

了南海东北部短内波(波长为 1.5 km,振幅为 20 m)“骑行”于第二模态内波之上且跟随在第一模态内波之后的现象,他们的研究表明这些短内波有两个生成源:一个是在吕宋海峡附近,由潮-地机制生成的内涌裂变产生内波;另外一个是在吕宋海峡的更西边,由于第一模态内波传播速度更快导致第一模态和第二模态内波发生非线性相互作用而产生内波.除了南海东北部,南海西北部也是非线性内波的高发区,Liu 等<sup>[36]</sup>依据 1993—2000 年间的 SAR 遥感数据绘制的内波空间分布图,认为海南岛附近海域的内波来自局地陆架坡折.Li 等<sup>[37]</sup>通过分析多景 Envisat ASAR 图像上内波波峰线的走向和正压潮强迫在南海北部的分布,认为在海岛东北部所观测到的内波来源于吕宋海峡.

根据 Wang 等<sup>[32]</sup>基于 2 500 多景 SAR 和可见光数据绘制的南海内波的统计研究,我们分别估算了南海东沙岛以东海域、东沙岛以西海域、南海西北部海域(海南岛附近)、越南东北部海域、越南东南部海域和南海南部海域 6 个热点海域处可以观测到的内波数量,继而计算得到这几个热点海域的内波发生率,如图 7 所示.从图 7 中可以看出,东沙岛附近海域和南海西北部海域是南海北部内波发生的高频区域.

多源、长时间序列的高分辨的卫星 SAR 为我们研究海洋内波提供了丰富的数据源,下面我们基于年代际尺度星载 SAR 数据重点探究这 2 个区域的内波,从卫星 SAR 遥感大数据的视角综合揭示这 2 个区域海洋内波的时空分布、传播方向和可能产生源区等基本规律特征.

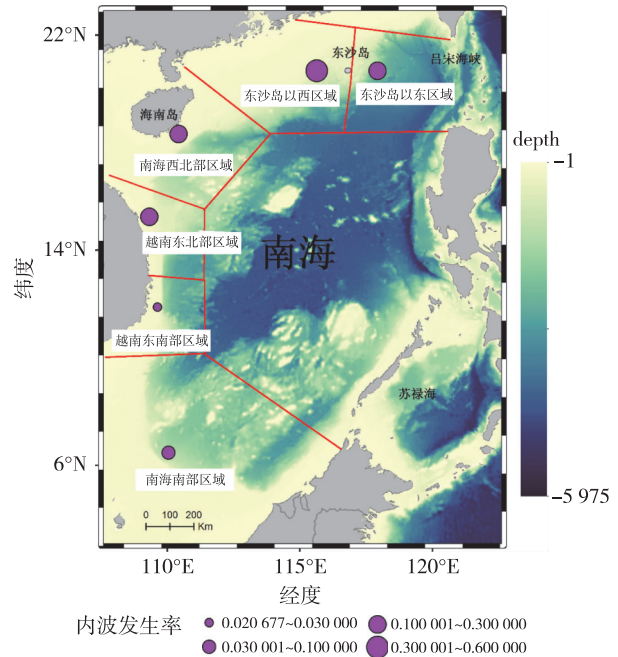


图 7 基于海量卫星遥感 SAR 数据的南海热点海域内波发生率图,背景颜色代表水深(单位:m)

Fig. 7 Occurrence rate of internal waves in the hotspots of South China Sea, background colors represent water depth in meter

### 2.2.1 基于年代际尺度 SAR 数据的南海东沙岛礁海洋内波研究

在南海东沙岛礁区域,我们从 2003 年到 2011 年期间上百景 Envisat ASAR 的宽刈幅模式数据中挑选出 61 幅在东沙岛礁附近存在清晰海洋内波条纹的图像,然后用这 61 幅图像对东沙岛礁区域的内波进行了时空特征分析.图 8 是用这 61 幅 Envisat/ASAR 内波图像绘制的南海北部东沙岛礁区域海洋

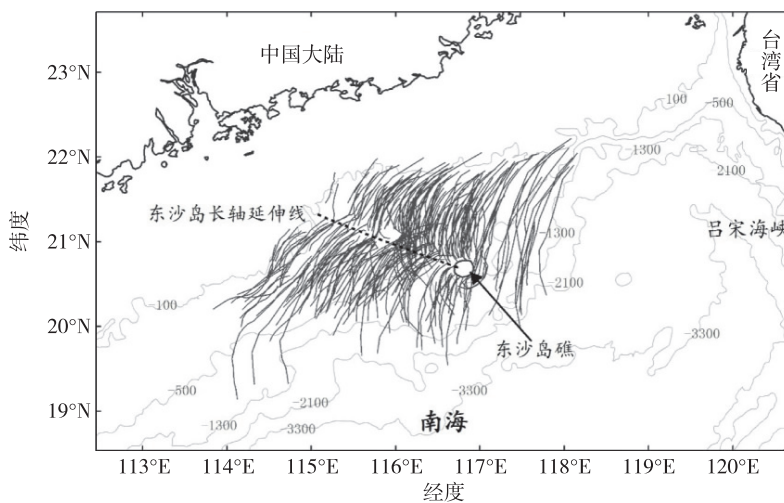


图 8 南海北部东沙岛礁区域海洋内波的空间分布

Fig. 8 Distribution map of internal waves near the Dongsha Island in the northern South China Sea



内波的空间分布图,图中黑色圆圈代表东沙岛礁,东沙岛形如马蹄坐落在东沙岛礁的西北部,灰色的弧线代表从 ASAR 图像中观测到的波峰线,浅灰色的等值线代表水深等深线,黑色虚线代表东南-西北走向的东沙岛的长轴延伸线.从图 8 中可以看出内波经过东沙岛礁后主要沿西北方向向大陆架传播,并且内波波峰线在东沙岛礁附近具有不同的波形和不同的出现位置.图 9 是将 ASAR 内波图像按月份统计的结果,可以看出一年四季中每个月都可以在 SAR 图像上观测到内波,但夏季(6—8 月)内波在 SAR 图像上出现的频率最高.这种现象一方面是因为夏季相比其他季节海洋垂直层化更强,跃层深度更浅,浅的跃层深度能促进内波的产生,同时也加强了海表面的辐聚、辐散效应,所以内波信号比较容易在 SAR 图像上被观测到;另一方面是因为夏季适宜的海面风速(小于 10 m/s)也为内波在 SAR 图像上成像提供了有利条件.

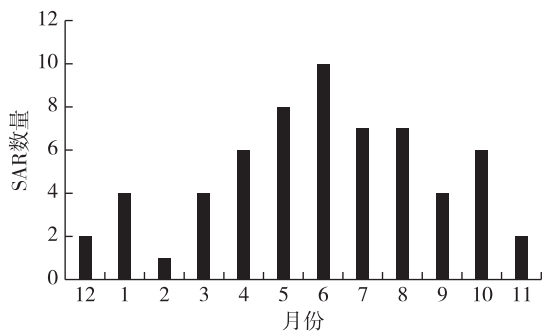


图 9 东沙岛礁区域 Envisat ASAR 内波图像数据量随月份的变化

Fig. 9 Monthly variation of the number of ASAR images (the bars) with discernible internal solitary waves appearing in the 61 Envisat ASAR wide-swath images from 2003 to 2011

一般认为,内孤立波自吕宋海峡产生后向西传播,然后与东沙岛礁(116°42'E,20°43'N)相遇,在迎岛的一面(岛礁东侧)可能会发生波反射(reflect),反射后的内孤立波向南海东部深海海域继续传播;在背岛的一面(岛礁西侧),内孤立波与东沙岛礁发生衍射(diffract)作用后,被分为南北两支继续向西传播,传播过程中由于地形和海水层化的变化而发生折射(refract),最终交叉汇合(reconnect)成新的波列,传播至大陆架破碎消散,此过程参见图 10.

但是内孤立波经东沙岛礁的衍射作用分成南北两支继续向西传播时,交叉汇合的位置并不是一成不变的.所以我们从 61 幅 ASAR 东沙岛礁区域内波图像中挑选出 30 幅可以清楚看到南北两支内孤立

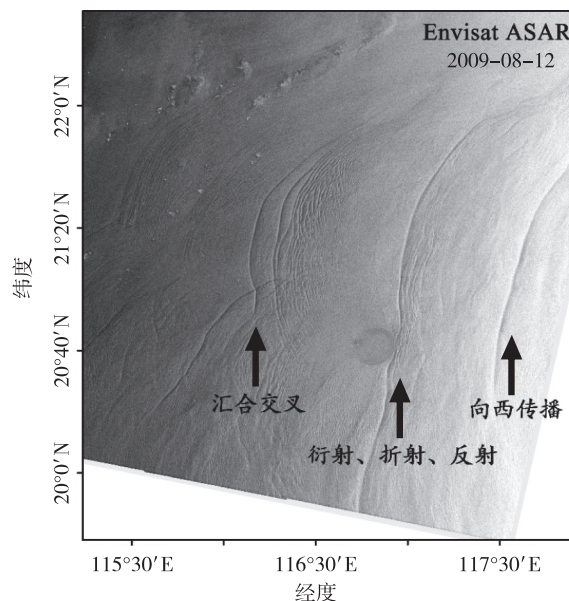


图 10 南海北部内波向西传播遇到东沙岛礁后发生衍射-折射-交叉过程示意图

Fig. 10 An Envisat ASAR image on 27th March, 2005, showing that the internal waves in the northern South China Sea propagate toward the Dongsha Island, and then are diffracted by the island into two packets of internal waves and finally reconnect on the leeward side

波在岛礁背后交叉情况的内波图像用于做交叉位置的统计分类研究,以东沙岛的长轴延伸线为基准,可以将南北两支内孤立波在东沙岛礁背面区域的交叉位置大致分为 4 类:交叉位置在东沙岛西部、交叉位置相对东沙岛长轴延伸线偏北、交叉位置相对东沙岛长轴延伸线偏南、不交叉,这 4 类情况参见图 11 所示.需要说明的是此处两支内孤立波不交叉的类别指的是在 ASAR 图像上我们未看到两支内孤立波在东沙岛礁背后交叉,这时存在两种情况,一种情况是这两支内孤立波可能在东沙岛礁更西侧交叉,另外一种情况是这两支内孤立波不会发生交叉.在这 30 幅 Envisat ASAR 图像中,交叉位置在东沙岛西部的占 30%,交叉位置相对东沙岛长轴延伸线偏北的占 26.7%,交叉位置相对东沙岛长轴延伸线偏南的占 10%,两支内孤立波不交叉的占 33.3%.内孤立波的传播过程是由传播速度、传播方向和初始位置这 3 个方面决定的,而海洋垂直层化、背景流场、内孤立波传播到东沙岛礁时的振幅、内孤立波传播到东沙岛礁时的波峰线的位置和形状都可以通过影响这 3 个方面从而改变内孤立波在东沙岛礁背后的交叉位置<sup>[38]</sup>.

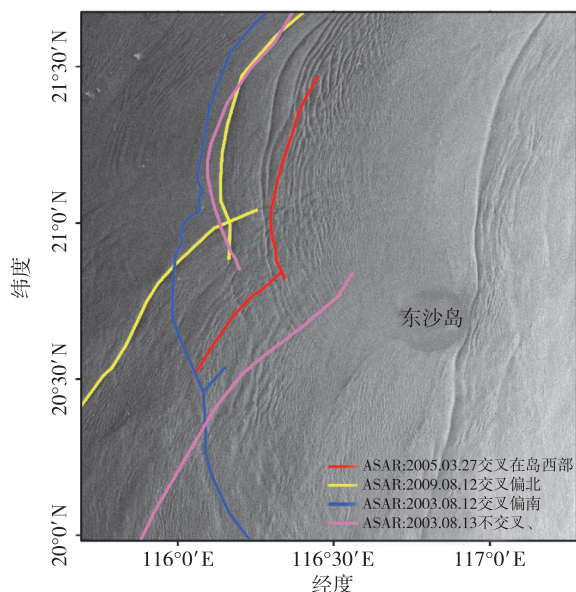


图 11 南北两支内孤立波在东沙岛礁背后的交叉位置的分类图

Fig. 11 Four classes showing the spatial variations of connection or separation of the two internal solitary wave branches on the leeward side of the Dongsha Atoll

### 2.2.2 基于年代际尺度 SAR 数据的南海西北部海洋内波研究

以往对南海北部海域内波的研究大多集中于南海东北部,即东沙—吕宋海峡海域,对于南海西北部海域的内波研究较少.我们基于年代际尺度星载 SAR 数据,对南海西北部海域的内波主要发生区域和可能产生源区开展了初步研究.在南海西北部海

域,利用 ENVISAT/ASAR (2004—2011 年) 和 ALOS/PALSAR 数据 (2007—2009 年),清晰地展示了该区域内波发生的空间分布状态 (图 12). 基于这些 SAR 数据可知,在南海西北部内波波峰线长度在 15~200 km 之间,以第一模态下凹型内波波包为主,主要分布在大陆架以西,大致与水深等值线平行,集中分布在 4 个区域 (图 12 中用虚线分割的区域),分别是海南岛东北部海域、海南岛东南部海域、海南岛南部到越南北部沿岸海域和越南北部沿岸海域.

南海西北部潮流以 K1 分潮为主,图 13 给出了南海西北部海域 K1 分潮的潮流椭圆图,潮流比较强并且潮流椭圆与局地等深线垂直的地方很有可能是内波的产生源区.结合内波分布图和潮流椭圆分布图,可以初步推断内波的产生源区.在海南岛东北部海域,内波主要沿东南—西北向岸传播,波峰线分布相对稀疏,根据内波波峰线的走向, Li 等<sup>[37]</sup> 推测此处内波很有可能来自吕宋海峡,而徐振华<sup>[39]</sup> 的研究表明这些内孤立波极有可能是由陆架坡折处的内潮因非线性和频散效应而局地产生的.因此需要开展更多的研究来探究此处内波的产生机制.在海南岛东南部海域,内波条纹分布非常密集,沿东南—西北向岸传播,并且存在波峰线交叉现象,说明此处内波非常活跃并且可能来自不同源区,根据内波波峰线的走向和潮流椭圆分布图,可以推测此处内波很有可能来自远处,例如西沙群岛、中沙群岛等.在海南岛南部到越南北部沿岸海域,内波条纹分布也相对比较密集,大部分也都沿西北向岸传播,根据内波波

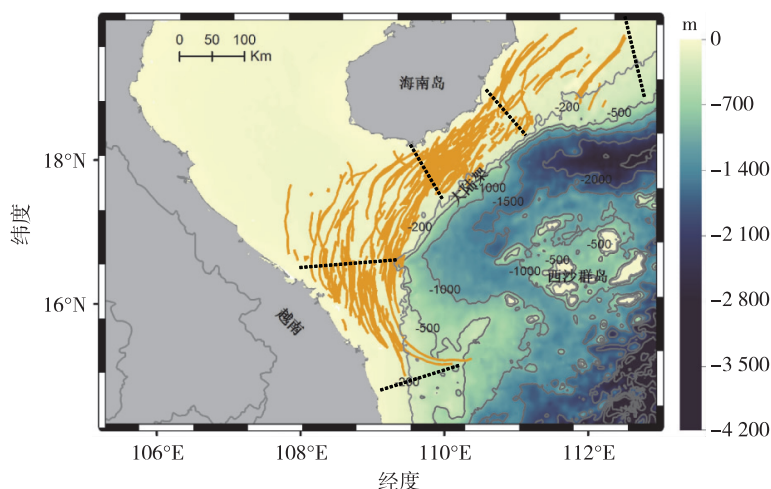


图 12 南海西北部海洋内波的空间分布.背景颜色代表水深(单位:m),黄色曲线为从星载 SAR 图像中提取的内波波峰线

Fig. 12 Distribution map of internal waves near the Hainan Island in the northwestern South China Sea.

Background of the plot is water depth (unit of meter), and yellow curves represent crests of internal waves extracted from spaceborne SAR images

峰线的走向和潮流椭圆分布图,可以推测此处内波既有可能来自局地陆地坡折处,也有可能来自远处,例如西沙群岛、中沙群岛等.在越南东北部沿岸海域内波沿东北—西南向岸传播,根据内波波峰线的走向和潮流椭圆分布图,可以推测此处内波很有可能来自远处,例如西沙群岛、中沙群岛等.

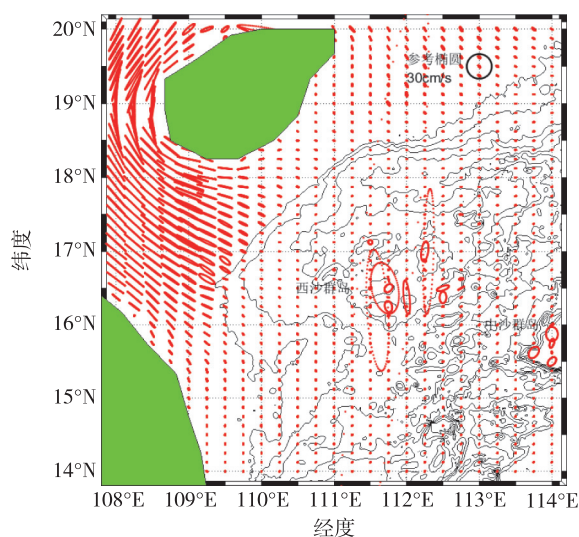


图 13 南海西北部 K1 分潮潮流椭圆的空间分布

Fig. 13 Distribution map of K1 tidal current ellipse in the northwestern South China Sea

从上述研究中我们可以看出,星载 SAR 大数据在南海北部海洋内波的时空特征规律和产生源地与产生机制研究中取得了非常好的效果.这是因为海洋内波的发生往往不是偶然性的,它通常是由潮流和地形的相互作用而驱动规律性事件,星载 SAR 可以不受光照条件、不受云雨的限制,高空间分辨率和大面积地对海面内波的调制条纹二维成像,所以可以从大量的内波 SAR 数据中发现内波的运动传播规律和动力发生机制,突破单点现场观测手段在内波研究的时间和空间上的限制.

### 3 结束语

星载合成孔径雷达的发展处于“黄金时期”,新的传感器技术层出不穷,在空间对海观测体系中起到了越来越重要的作用.星载合成孔径雷达数据在数据获取量、数据获取速度、数据多样性、数据真实性和数据价值方面具有了大数据的特征,20 世纪 90 年代的星载 SAR 数据,尤其是用于海洋观测的星载 SAR 数据较为匮乏,然而在短短不到 30 年时间内,星载 SAR 数据就呈现出了大数据特征.因此,在利用

星载 SAR 数据开展海洋观测研究中,我们应当用新的思路、新的视角、新的技术手段更深入地挖掘星载 SAR 数据的价值,更充分地体现其 5V 特性中的 Value,更好地为海洋环境保护、海洋资源开发和利用、海洋科学认知提供科学支撑.

大数据与机器学习是一对天然的“CP (Couple)”,为了更好地体现星载 SAR 海洋遥感大数据的价值,机器学习必然是一种独具优势的技术手段.本文中建立的星载 SAR 海面风场反演神经网络展现出了比传统地球物理模式函数更准确的特点,有力地证明了这一点.我们相信,随着机器学习技术的发展,我们可以从星载 SAR 数据中获取更多有价值的海洋信息.但是,有一点需要明确的是,“粗暴”的机器学习,也许在某些情形下有一定作用,但是试图在抛弃物理规律、物理模型,单纯依靠机器学习解决星载 SAR 海洋遥感面临的难题,不见得一定有效.机器学习从本质上讲,目前看来还是一种“黑盒子”机制,以物理模型为指导的机器学习,或许是建立更有效的机器学习手段的一种方式.本文中,在清楚认知星载 SAR 海面风场反演基本物理规律前提下,准确地设定输入参数,是利用神经网络准确得到输出的前提.

图灵奖得主 Judea Pearl 教授认为:“当前所谓的人工智能所展示的,都是上一代人工智能场景下机器已然所能做到(在大规模数据中寻找隐藏规律)的,只不过效率更高罢了.”简言之,我们现在所取得机器学习优秀的结果,无非是更准确、更有效的 curve fitting(曲线拟合),这其中的因果关系并不明确,而这恰恰是科学思考的基石.目前,星载 SAR 海洋观测的一些机理、机制仍然不甚明确,而这些问题随着星载 SAR 对海观测就已经开始出现(最显而易见的就是星载 SAR 海浪成像机理),未来有没有可能通过人工智能的方式“反向”认知这些规律和机制,这是非常值得探索的问题.

### 参考文献

#### References

- [1] Fu L L, Holt B. Some examples of detection of oceanic mesoscale eddies by the SEASAT synthetic-aperture radar[J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 1983, 88(C3): 1844-1852
- [2] Diebold F X. On the origin(s) and development of the term ‘Big Data’ [J]. SSRN Electronic Journal, 2012, DOI: 10.2139/ssrn.2152421
- [3] Weiss S M, Indurkha N. Predictive data mining: a

- practical guide[M].Morgan Kaufmann,1998
- [ 4 ] Diebold F X.Big data dynamic factor models for macro-economic measurement and forecasting[C] // Advances in Economics and Econometrics: Theory and Applications,Eighth World Congress of the Econometric Society,2003:115-122
- [ 5 ] Guo H D,Liu Z,Jiang H, et al. Big earth data: a new challenge and opportunity for digital earth's development [J].International Journal of Digital Earth,2017,10(1):1-12
- [ 6 ] 侯雪燕,洪阳,张建民,等.海洋大数据:内涵、应用及平台建设[J].海洋通报,2017,36(4):361-369  
HOU Xueyan, HONG Yang, ZHANG Jianmin, et al. Marine big data: concept, applications and platform construction [J]. Marine Science Bulletin, 2017, 36(4):361-369
- [ 7 ] 钱程程,陈戈.海洋大数据科学发展现状与展望[J].中国科学院院刊,2018,33(8):884-891  
QIAN Chengcheng, CHEN Ge. Big data science for ocean: present and future [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences,2018,33(8):884-891
- [ 8 ] Zhang X,Wang L,Jiang X Y, et al.Ocean big data acquiring and integration technologies [M] // Modeling with Digital Ocean and Digital Coast. Springer, Cham, 2017:11-33
- [ 9 ] Xiao C J,Chen N C,Hu C L, et al.A spatiotemporal deep learning model for sea surface temperature field prediction using time-series satellite data [J]. Environmental Modelling and Software,2019,120:104502
- [10] Armstrong E M,Bourassa M A,Cram T A et al.An integrated data analytics platform [J]. Frontiers in Marine Science,2019,6(10):354
- [11] Donlon C J,Martin M,Stark J, et al.The operational sea surface temperature and sea ice analysis (OSTIA) system[J].Remote Sensing of Environment,2012,116:140-158
- [12] Kirches G, Paperin M, Klein H, et al. GRADHIST: a method for detection and analysis of oceanic fronts from remote sensing data[J].Remote Sensing of Environment, 2016,181:264-280
- [13] Valenzuela G R.Theories for the interaction of electromagnetic and oceanic waves: a review [J]. Boundary-Layer Meteorology, 1978,13(1/2/3/4):61-85
- [14] Moreira A, Bamler R. Foreword to the special issue on TerraSAR-X: mission, calibration, and first results [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010,48(2):603-604
- [15] 张庆君.高分三号卫星总体设计与关键技术[J].测绘学报,2017,46(3):269-277  
ZHANG Qingjun.System design and key technologies of the GF-3 satellite [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017,46(3):269-277
- [16] De Zan F, Guarnieri A M. TOPSAR: terrain observation by progressive scans [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9):2352-2360
- [17] Freeman A. SAR calibration: an overview [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing,1992,30(6):1107-1121
- [18] Williams D,Ledantec P,Chabot M, et al.RADARSAT-2 image quality and calibration update [C] // European Conference on Synthetic Aperture Radar,2014:1-4
- [19] Schwerdt M,Schmidt K,Ramon N T, et al.Independent verification of the Sentinel-1A system calibration [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2016,9:994-1007
- [20] Schwerdt M, Schmidt K, Tous Ramon N, et al. Independent system calibration of Sentinel-1B [J]. Remote Sensing,2017,9(6):511
- [21] Pond S,Pickard G L.Currents with friction; wind-driven circulation[M] // Introductory Dynamical Oceanography. Elsevier,1983:100-162
- [22] Pierson W J Jr. Examples of, reasons for, and consequences of the poor quality of wind data from ships for the marine boundary layer: implications for remote sensing [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres,1990,95(C8):13313-13340
- [23] Stoffelen A,Anderson D.Scatterometer data interpretation: estimation and validation of the transfer function CMOD4 [J].Journal of Geophysical Research: Oceans,1997,102(C3):5767-5780
- [24] Quilfen Y,Chapron B,Elfouhaily T, et al.Observation of tropical cyclones by high-resolution scatterometry [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1998, 103(C4):7767-7786
- [25] Hersbach H,Stoffelen A,Haan S D.An improved C-band scatterometer ocean geophysical model function: CMOD5 [J].Journal of Geophysical Research: Oceans,2007,112(C3):5767-5780
- [26] Hersbach H. Comparison of C-band scatterometer CMOD5.N equivalent neutral winds with ECMWF [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2010, 27(4):721-736
- [27] Li X M,Lehner S.Algorithm for sea surface wind retrieval from TerraSAR-X and TanDEM-X data[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5):2928-2939
- [28] Isoguchi O, Shimada M. An L-band ocean geophysical model function derived from PALSAR[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2009,47(7):1925-1936
- [29] Zhang B, Mouche A, Lu Y, et al. A geophysical model function for wind speed retrieval from C-band HH-polarized synthetic aperture radar [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2019,99:1-5
- [30] 方欣华,杜涛.海洋内波基础和中国海内波[M].青岛:中国海洋大学出版社,2005  
FANG Xinhua,DU Tao.Fundamentals of oceanic internal waves and internal waves in the China Seas [M]. Qingdao:China Ocean University Press,2005
- [31] Hsu M K,Liu A K.Nonlinear internal waves in the South China Sea [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2000,26(2):72-81
- [32] Wang J,Huang W G,Yang J S, et al.Study of the propagation direction of the internal waves in the South China Sea using satellite images[J].Acta Oceanologica Sinica,

- 2013,32(5):42-50
- [33] Zheng Q A, Susanto R D, Ho C R, et al. Statistical and dynamical analyses of generation mechanisms of solitary internal waves in the northern South China Sea [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 2007, 112 (C3): C03021
- [34] Zhao Z X, Klemas V, Zheng Q, et al. Remote sensing evidence for baroclinic tide origin of internal solitary waves in the Northeastern South China Sea [J]. Geophysical Research Letters, 2004, 31 (6), DOI: 10.1029/2003gl019077
- [35] Guo C, Vlasenko V, Alpers W, et al. Evidence of short internal waves trailing strong internal solitary waves in the northern South China Sea from synthetic aperture radar observations [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 542-550
- [36] Liu A K, Hsu M K. Internal wave study in the South China Sea using Synthetic Aperture Radar (SAR) [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(7/8): 1261-1264
- [37] Li X F, Zhao Z X, Pichel W G. Internal solitary waves in the Northwestern South China Sea inferred from satellite images [J]. Geophysical Research Letters, 2008, 35 (13): L13605
- [38] Jia T, Liang J J, Li X M, et al. SAR observation and numerical simulation of internal solitary wave refraction and reconnection behind the Dongsha Atoll [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2018, 123(1): 74-89
- [39] 徐振华. 南海西北部陆架海域内孤立波特征及机理研究 [D]. 青岛: 中国科学院海洋研究所, 2009
- XU Zhenhua. Characteristics and mechanisms of the internal solitary waves over Northwestern South China Sea shelf [D]. Qingdao: The Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, 2009

## Ocean remote sensing by spaceborne synthetic aperture radar (SAR) and big data

LI Xiaoming<sup>1</sup> HUANG Bingqing<sup>1,2</sup> JIA Tong<sup>1,2</sup> QIN Tingting<sup>3</sup>

1 Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

3 College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541006

**Abstract** The spaceborne synthetic aperture radar (SAR) plays an important role in ocean observation owing to its capability of working all-day and being insusceptible to sunlight, cloudiness or rainfall. It has unique advantages in retrieval of ocean surface dynamic parameters and study of multi-scale ocean dynamic processes with high spatial resolution, multi-polarization, and multi-imaging modes. Since the late 1970s, spaceborne SAR technology has developed rapidly. When combined with big data and machine learning techniques, spaceborne SAR exhibits more powerful vitality in ocean observation. In this paper, the 5 'V' characteristics of spaceborne SAR big data are elaborated. Then two typical cases, i.e. retrieval of the sea surface wind speed, and scientific recognition of mesoscale dynamic processes of ocean internal waves, are presented to demonstrate the integration of spaceborne SAR, machine learning, and big data in assistance of high-resolution inversion of ocean environmental factors and deep understanding of marine dynamic processes. Finally, the prospective of spaceborne SAR big data for ocean remote sensing is given.

**Key words** spaceborne synthetic aperture radar; ocean remote sensing; big data; machine learning