# 海冰密集度卫星遥感反演研究进展

谢 涛<sup>1,2</sup>,赵 立<sup>3</sup>

(1.南京信息工程大学 遥感与测绘工程学院,江苏南京 210044;
2.青岛海洋科学与技术试点国家实验室 区域海洋动力学与数值模拟功能实验室,山东青岛 266237;
3.南京信息工程大学 海洋科学学院,江苏南京 210044)

摘要:海冰密集度是海冰的重要参数之一,在冰区导航、海上作业、海冰模式验证和气候模型改进等方面具有 重要意义。卫星遥感具有覆盖范围广、重访周期短、成本相对低等优势,已成为获取海冰密集度的主要观测手段。 本文从主被动微波遥感和光学遥感的角度,回顾了现阶段海冰密集度卫星遥感反演研究进展情况,包括海冰监测 传感器、海冰密集度反演算法和海冰密集度产品等。结果表明,被动微波遥感是目前获取海冰密集度的主要方式, 已发展出许多成熟的业务化算法;主动微波遥感数据已成为制作冰情图的主要数据源,海冰密集度反演算法由合成孔径雷达 SAR(Synthetic Aperture Radar)图像分类向深度学习算法发展;光学遥感海冰密集度算法较为成熟,但 受限于云层和夜晚限制,其反演结果多用于其他海冰密集度产品的验证。受传感器硬件限制,3种观测手段各有 其长处与不足。为获得高精度、高时空分辨率的海冰密集度型星遥感反演技术快速发展,需要深度融入海冰密集度卫 星遥感领域知识。海冰密集度卫星遥感反演应着力于海冰预报服务,致力于提高我国的海冰预报能力。

关键词:海冰密集度;卫星遥感;微波遥感;光学遥感

中图分类号: P731.15;TP79 文献标志码: A 文章编号: 1671-6647(2022)03-0351-16 doi: 10.12362/j.issn.1671-6647.20220209001

引用格式:谢涛,赵立.海冰密集度卫星遥感反演研究进展[J].海洋科学进展, 2022, 40(3): 351-366. XIE T, ZHAO L. Advances in sea ice concentration retrieval based on satellite remote sensing[J]. Advances in Marine Science, 2022, 40(3): 351-366.

海冰是淡水冰晶、卤水和含有盐分的气泡混合体,它在海洋中形成、生长和融化。海冰面积约为海洋 面积的 7%~15%<sup>[1]</sup>,广泛分布于南北两极地区。受冬季寒潮影响,我国渤海和黄海北部,每年都会有不同 程度的结冰现象,冰情严重时便会对生产活动造成损失<sup>[2]</sup>。例如,港湾和航道被封冻,船只被冻结在海上, 海上石油平台遭到破坏等。海冰作为北极乃至地球系统的重要组成部分,通过和海水、大气交换热量影响 全球气候,在气候系统中扮演着关键角色<sup>[3]</sup>,长期以来被认为是全球变暖的主要指标之一<sup>[4]</sup>。随着全球变暖, 北极海冰消退速度加快,北极航道已部分开通,将产生可观的经济效益,并且对世界格局产生重大影响。 除此之外,北极地区矿产和渔业资源丰富,对于资源匮乏的中国来说具有重大经济意义<sup>[5]</sup>。因此,海冰监 测对于人类生产活动可持续发展、全球气候变化研究以及我国极地安全都具有重要意义。

早期的海冰观测手段有限,主要有固定站观测、船只走航调查和飞机航拍等。虽然能够获得较详细的 海冰信息,但观测范围有限,无法满足实际应用需求。随着卫星遥感技术的发展,通过星载传感器获取海 冰信息已成为监测海冰的主要手段,利用相关反演算法可以获得海冰范围、密集度、类型、厚度和漂移速

收稿日期:2022-02-09

资助项目:国家自然科学基金项目——基于特征工程的SAR海冰密集度反演方法研究(42176180);国家重点研发计划项目(2021YFC2803302);江苏省研究生科研与实践创新计划项目——基于极化比的SAR海冰-海水识别方法研究(KYCX20\_0930);国家建设高水平大学公派研究生项目(202008320523)

作者简介:谢 涛(1973—),男,教授,博士,主要从事海洋遥感方面研究.E-mail: xietao@nuist.edu.cn

(王 燕 编辑)

40 卷

度等信息。其中,海冰密集度是一定范围内海冰所占面积百分比,用于描述海冰分布状况,是极区海冰监 测的重要参数。通过海冰密集度可以计算得到海冰面积和海冰范围,进而了解南北两极海冰的长期变化趋 势。海冰密集度作为描述极地海洋表层热状况最为重要的参数之一,海洋学家需要其高质量的数据研究上 层海洋过程和海气热量交换。气候学家认为高时空分辨率、高精度的海冰密集度数据有助于验证海冰模式、 改善气候预测模型。此外,航海家们也需要详细的海冰覆盖信息,以便规划航线,减少航行时间和燃油损 耗。因此,如何利用卫星数据反演得到高精度、高分辨率的海冰密集度是海洋学家、气候学家以及航海家 们都十分关心的问题。

本文着重阐述利用卫星遥感技术反演海冰密集度的研究进展,分析国内外海冰密集度反演研究的现状 和趋势,梳理星载海冰监测传感器的发展历程、海冰密集度反演算法以及海冰密集度产品,总结海冰密集 度反演中存在的问题,并对海冰密集度反演的发展方向进行展望,以期为我国开展极地海冰及气候变化等 相关研究工作提供参考。

## 1 卫星传感器进展

#### 1.1 被动微波传感器

1972 年 12 月 10 日, 搭载美国首个被动微波传感器电子扫描微波辐射计(Electronically Scanning Microwave Radiometer, ESMR)的卫星 Nimbus-5 成功发射,标志着被动微波传感器监测海冰密集度的开端。 1978年, Nimbus-7卫星成功发射, 携带有更先进的扫描式多通道微波辐射计(Scanning Multichannel Microwave Radiometer, SMMR)。SMMR 拥有 5个波段、10个通道,不仅可以获得海冰密集度,还能区分一 年冰和多年冰。从1987年开始,在美国国防气象卫星项目(Defense Meteorological Satellite Program, DMSP) 支持下,载有特种微波成像仪(Special Sensor Microwave/Imager, SSM/I)的卫星平台F8、F10、F11、F13、F14、 F15相继发射。SSM/I有4个波段、7个通道,其中22.2 GHz波段只有一个垂直极化通道,其他3个波段均 携有双极化(水平/垂直)通道。SSM/I的下一代是专用传感器微波成像仪/探测仪(Special Sensor Microwave Imager Sounder, SSMIS),同样使用 DMSP 卫星平台,首星于 2003 年 10 月发射,目前一共发射了 F16、F17、 F18、F19四颗卫星。2016年2月,F19与地面失去联系。SSMIS拥有24个通道,频率范围为19~183 GHz, 能够获取绝大多数天气条件下的大气温度、湿度和陆地变量信息。2001年,随着美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA)的Aqua卫星成功发射,被动微波传感器在海冰监测中 得到了更多的应用。Aqua 卫星携带了一个地球观测系统先进微波扫描辐射计(Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS, AMSR-E),由日本宇宙航空研究开发机构(Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA)提 供,于 2011年10月停止工作。AMSR-E有6个频率波段、12个通道,与 SSM/I相比, AMSR-E 的空间分辨 率有了显著提升。除了反演海冰密集度, AMSR-E还能提供海冰厚度和表面温度信息。2012年5月18日, JAXA 发射了全球变化观测任务(Global Change Observation Mission 1<sup>st</sup> - Water, GCOM-W1)卫星, 上面载有先 进微波扫描辐射计 2(Advanced Microwave Scanning Radiometer 2, AMSR2)。相较于 AMSR-E 而言, 分辨率得 到了进一步提高。此外,我国海洋动力环境卫星海洋二号(HaiYang-2, HY-2)上搭载的扫描微波辐射计 (Scanning Microwave Radiometer, SMR)和第二代极轨气象卫星风云三号(FengYun-3, FY-3)上搭载的微波成 像仪(Microwave Radiation Imager, MWRI)也可用于海冰密集度反演<sup>[6-7]</sup>。海冰密集度反演的被动微波传感器 基本参数,包括频率、极化方式、分辨率和刈幅宽度,如表1所示。

Tuble 1 Main pussive interovave sensors and then parameters										
传感器名称	卫星平台	运行时间	频率/GHz 和极化方式						分辨率/km	幅宽/km
ESMR	Nimbus-5	1972—1983 年	_		19.4, H	_		_	25	1 280
SMMR	Nimbus-7	1978—1994年	6.6, V/H	10.7, V/H	18.0, V/H	21.0, V/H	37.0, V/H	_	18~148	780
SSM/I	DMSP	1987 年至今	_	_	19.4, V/H	22.2, V	37.0, V/H	85.0, V/H	13~69	1 400
SSMIS	DMSP	2003 年至今	—	—	19.4, V/H	22.2, V	37.0, V/H	91.6, V/H	13~73	1 700
AMSR-E	Aqua	2002—2011年	6.9, V/H	10.7, V/H	18.7, V/H	23.8, V/H	36.5, V/H	89.0, V/H	4~75	1 445
AMSR2	GCOM-W1	2012 年至今	6.9/7.3, V/H	10.7, V/H	18.7, V/H	23.8, V/H	36.5, V/H	89.0, V/H	3~62	1 450
SMR	НҮ-2	2011 年至今	6.6, V/H	10.7, V/H	18.7, V/H	23.8, V	37.0, V/H	_	22~97	1 600
MWRI	FY-3	2008 年至今	_	10.7, V/H	18.7, V/H	23.8, V/H	36.5, V/H	89.0, V/H	15~85	1 400

表1 主要被动微波传感器及其参数

Table 1 Main passive microwave sensors and their parameters

注: —表示无数据。

#### 1.2 主动微波传感器

与微波辐射计相比,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有更高的空间分辨率,通过SAR 图像反演技术可以得到许多关键的海洋参数,有助于理解几米至几百千米水平尺度的物理现象,被广泛用 于海冰监测,已成为制作冰情图的主要数据来源。

1978年,第一颗搭载 SAR 传感器(L波段、HH 极化)的卫星 SeaSat 成功发射<sup>18</sup>。虽然只运行了 105 d, 但证明了 SAR 在海洋和海冰监测方面有广阔的应用前景,为后续星载 SAR 发展奠定了基础。随后,欧洲 航天局(European Space Agency, ESA, 简称欧空局)于 1991 和 1995 年先后发射了 2 颗欧洲遥感卫星 (European Remote Sensing Satellite-1/2, ERS-1/2), 搭载了C波段、VV极化SAR, 它们的一个重要任务是监 测极地冰盖、冰层的动态和冰体的均衡状态<sup>[9]</sup>。在 20 世纪 90 年代,众多学者基于这 2 颗卫星开展了大量的 海冰研究工作<sup>[10-14]</sup>。1992年,日本发射了地球资源卫星一号(Japanese Earth Resources Satellite, JERS-1),上 面搭载了L波段SAR传感器。与C波段相比,L波段拥有更强的海冰穿透能力,从而能获得更多的海冰信 息。1995年,加拿大发射了第一颗C波段SAR卫星RadarSat-1,其主要目的是监测极地和加拿大海域的海 冰。RadarSat-1拥有7个观测模式,其中扫描宽模式(ScanSAR-Wide)是使用最广泛的模式。其后继星 RadarSat-2于2007年发射,观测模式增至9种。大量研究[15-17]表明,单极化(Single Polarization, SP)SAR数 据包含的海冰信息有限,限制了其在海冰监测中的应用。2002年,搭载第一颗多极化先进合成孔径雷达 (Advanced Synthetic Aperture Radar, ASAR)的欧洲卫星 EnviSat 成功发射。ASAR 工作在 C 波段, 拥有 5 种极 化模式: 2个 SP 模式(VV、HH)和 3个双极化(Dual Polarization, DP)模式(VV/VH、HH/HV、HH/VV)。多 项研究评估了 ASAR 数据在海冰分类[18-19]、海冰-海水识别[19]、冰山监测[20-21] 上的潜力,取得了令人满意的 成果。鉴于多极化 SAR 数据在海冰监测上的优越性,全极化(Quad-polarization, QP)模式应运而生。日本 ALOS(Advanced Land Observing Satellite)卫星搭载的 PALSAR、德国的 TerraSAR-X、加拿大的 RadarSat-2、欧 洲的哨兵1号A星和B星(Sentinel-1A/B)都具有QP模式,在海冰监测领域得到了广泛的应用。QP模式相 比 SP/DP 模式携带有更多的海冰信息,缺点是刈幅宽度小,不适合大范围监测海冰。为了兼顾极化信息和 成像范围,简缩极化(Compact Polarization, CP)是一个好的选择。CP SAR本质上是一种双极化系统,目前 已提出 3 种工作模式,分别为:①π/4模式<sup>[21]</sup>。发射 45°线极化波,接收 H 和 V 线极化波。②双圆极化(Dual Circular Polarization, DCP)模式<sup>[23]</sup>。发射左旋或右旋圆极化波,接收左旋和右旋圆极化波。③混合极化 (Hybrid Polarization, HP)/圆极化发射线极化接收(Circular Transmit Linear Receive, CTLR)模式<sup>[24]</sup>。发射左旋 或右旋圆极化波,接收H和V线极化波。相较于传统线性DP SAR,CP SAR 能够存储回波信号的相位,信

号组合方式更加灵活,从而能获取更丰富的散射信息,在许多应用中取得了与QP SAR 数据相近的结果<sup>[25-29]</sup>。 2019年,加拿大发射了新一代 SAR 卫星 RCM(Radarsat Constellation Mission)。RCM 拥有 SP、DP、QP 和 HP 模式,其在海冰监测上的能力令人期待。

与国外相比,我国在 SAR 领域的研究起步较晚。2012年11月19日,我国成功发射首颗 S 波段 SAR 卫星环境一号 C 星(HuanJing-1C, HJ-1C)。HJ-1C 具有条带和扫描两种工作方式,成像宽度分别为40 km 和 100 km,单视模式分辨率为5 m,四视模式分辨率为20 m,提供的 SAR 图像以多视模式为主。2016年8月10日,中国发射了第一颗海洋监视监测卫星高分三号(GaoFen-3,GF-3)01星,是中国首颗分辨率达到1 m 的 C 波段多极化 SAR 卫星。GF-3 拥有12 种成像模式,是世界上成像模式最多的 SAR 卫星。高分三号 02 星于2021年11月23日成功发射,将与01星在轨组网,进一步提升我国对地观测能力。主要的 SAR 传感器 及参数信息如表 2 所示。

Table 2Main spaceborne SAR sensors and their parameters							
搭载卫星(SAR 传感器)	所属机构	运行时间	传感器波段和极化方式	分辨率	幅宽		
SeaSat	美国国家航空航天局	1978 年	L, HH	25 m	100 km		
ERS-1	欧空局	1991—1999年	C, VV	30 m	100 km		
ERS-2	欧空局	1995—2011年	C, VV	30 m	100 km		
JERS-1	日本航天局	1992—1998年	L, HH	18 m×24 m	75 km		
RadarSat-1	加拿大航天局	1995—2013 年	C, HH	10~100 m	50~500 km		
EnviSat(ASAR)	欧空局	2002—2012 年	C, SP/DP	30~500 m	5~406 km		
ALOS-1(PALSAR)	日本航天局	2006—2011年	L, SP/DP/QP	7~100 m	20~350 km		
TerraSAR-X	德国航空太空中心	2007年至今	X, SP/DP/QP	1~18 m	100 km×150 km		
RadarSat-2	加拿大航天局	2007年至今	C, SP/DP/QP	3~100 m	10~500 km		
HJ-1C	中国国家航天局	2012年至今	S, VV	5 m/20 m	40 km/100 km		
ALOS-2(PALSAR)	日本航天局	2014年至今	L, SP/DP/QP	$1{\sim}100~m$	25~490 km		
Sentinel-1 A/B	欧空局	2014/2016 至今	C, SP/DP	5~40 m	20~400 km		
GF-3 01/02	中国国家航天局	2016年至今	C, SP/DP/QP	$1{\sim}500~m$	10~500 km		
RCM	加拿大航天局	2019年至今	C, SP/DP/QP/HP	$1\sim\!100~m$	20~500 km		

表 2 主要星载 SAR 传感器及参数

注:表中传感器及参数来源于 Shokr 和 Sinha<sup>[1]</sup>。

#### 1.3 光学传感器

自卫星遥感诞生以来,光学传感器在对地观测中发挥了重大作用,可以获得高分辨率的海冰监测数据。 NASA研制的中分辨率成像光谱仪(Moderate - Resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)、美国国家海洋和大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)气象卫星上搭载的甚高分辨率辐射计 (Advanced Very High Resolution Radiometer, AVHRR)、陆地卫星 LandSat 系列的多光谱扫描仪(Multispectral Scanner, MSS)和增强型专题制图仪(Enhanced Thematic Mapper Plus, ETM+)所获取的遥感资料被广泛用于海 冰密集度监测<sup>[30]</sup>。虽然光学传感器具有分辨率高、色彩丰富的优点,但从海冰监测的角度来看,由于极地 天气条件比较恶劣,大范围云层的存在影响光学传感器成像质量,使用光学数据进行海冰密集度反演时需 要进行云掩膜处理,使得可反演区域大大减小,不适合业务化的全域监测。

### 2 反演算法研究进展

#### 2.1 被动微波遥感

由于海冰和海水的辐射性质存在很大的差异,绝大多数被动微波海冰密集度反演算法基于亮温极化比 (Polarization Ratio, PR)和梯度比(Gradient Ratio, GR)来区分海冰和海水。经典的反演算法包括 NASA Team(NT)算法<sup>[31]</sup>、NASA Team 2(NT2)算法<sup>[32]</sup>、Bootstrap(BT)算法<sup>[33-34]</sup>、Near 90 GHz(N90)算法<sup>[35]</sup>、ARTIST Sea Ice(ASI)算法<sup>[36-37]</sup>、Environment Canada's Ice Concentration Extractor(ECICE)算法<sup>[38]</sup>、Bristol(BRI)算 法<sup>[39]</sup>、Atmospheric Environment Service - York University (AES-York)算法<sup>[40]</sup>、calibration-validation(Cal/Val)算法 <sup>[41]</sup>和 NORSEX 算法<sup>[42]</sup>等。此外,一些混合算法同时使用了上述多种算法,如:OSISAF 算法(BT+BRI)<sup>[43]</sup>、 Sea Ice Climate Change Initiative(SICCI)算法(BT+BRI)<sup>[44]</sup>、Climate Data Record(CDR)算法(NT+BT)<sup>[45]</sup>等。根据 算法是否使用高频通道亮温数据,可以将上述算法分为高频算法和低频算法,两类算法在海冰密集度中表 现出不同的优势和局限性。低频算法一般使用近 19 GHz 和 37 GHz 通道的亮温数据,对天气效应敏感性较 低,分辨率也比较低,当像元内存在冰间水道、融池时,反演结果不理想;高频算法使用 85 GHz、89 GHz 高频通道亮温数据,反演结果具有较高的空间分辨率,能够更好地刻画小尺度的海冰分布情况,但高频通 道对天气效应敏感,在开阔水域可能会产生虚假海冰。近年来,随着深度学习在卫星遥感领域得到广泛应 用,一些学者开始尝试将深度学习算法应用于被动微波遥感海冰密集度反演算法相当。但是,基于深度 学习的被动微波海冰密集度反演仍处于起步阶段,有待进一步研究。

#### 2.1.1 低频算法

1972年, 首个星载被动微波辐射计 ESMR 的诞生开启了被动微波遥感监测极地海冰的时代。ESMR 是 单通道(19.4 GHz)微波辐射计,用于观测地表发射率的变化。在该频率波段,海水的发射率约为0.40,一 年冰和多年冰的发射率约为0.95和0.80。基于发射率差异可以区分海冰和海水,但不足以区分一年冰和多 年冰。Comiso 和 Zwally<sup>[48]</sup> 假设只存在一年冰,采用线性内插法反演海冰密集度,在一年冰区域的精度约为 15%,在一年冰和多年冰混合区域的精度仅有25%。该方法需要海冰和海水的发射率以及物理温度数据, 具有较大的不确定性。随着多通道微波辐射计 SMMR 的出现,上述问题得到了有效解决。Cavalieri 等<sup>[31]</sup>使 用 SMMR 数据开发了第一个多通道海冰密集度反演算法 NT 算法,之后,被 NASA 海冰算法工作组应用于 SSM/I数据。NT算法使用 SSM/I 19 GHz 水平和垂直极化及 37 GHz 垂直极化的亮温数据,基于简化的辐射 传输方程反演海冰密集度。微波辐射亮温主要由表面辐射、大气上行辐射、大气下行辐射和空间辐射四部 分组成。在极地地区,空间辐射很小(可以忽略),微波辐射亮温可以表示为海水、一年冰和多年冰亮温及 其密集度的线性组合,与 PR 和 GR 组成了一组线性代数方程组,能够计算整体海冰密集度、一年冰和多年 冰密集度。NT 算法通过引入 PR 和 GR 成功解决了发射率和物理温度的不确定性问题,但对新生冰辨识不 足,在新冰区低估了海冰密集度值,并且低估大小跟新冰面积大小呈正相关关系。此外,NT 算法难以区 分春季融雪期间的海冰类型。BT算法基于多通道海冰亮温的聚类分布特征估计整体海冰密集度<sup>[33]</sup>,有2种 工作模式:极化模式和频率模式<sup>[18]</sup>。其中,极化模式使用 37 GHz 水平和垂直极化亮温数据,适用于固结冰; 而频率模式使用 19 GHz 和 37 GHz 垂直极化亮温数据,用于从低密集度海冰中识别大气和海洋粗糙效应, 以及从实际的密集度变化中区分由雪盖和其他表面效应导致的发射率变化。BT算法对大气水汽和表面效 应不敏感,但BT算法假设有大范围100%密集度海冰区域存在,在海冰边缘区、薄冰和融池存在的区域, 反演精度较低。BRI 算法是为了解决 NT 和 BT 算法水平通道对积雪分层的敏感性和 BT 算法切换模式时获 得的密集度不连续问题而开发的。其原理与 BT 算法相同,但它通过引入变换坐标将极化和频率方案结合 在一起<sup>[39]</sup>。BRI 算法在高密集度海冰区域反演精度较 BT 算法有所提高,但在海冰密集度低的区域仍然存在 无法识别新生冰的问题。

上述算法各有优劣势,为了充分利用它们的优势,一些业务化海冰算法同时使用以上多种算法。 OSISAF算法是由欧洲气象卫星组织(European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites, EUMETSAT)下的海洋和海冰卫星应用设施(Ocean and Sea Ice Satellite Application Facility, OSISAF)开发的一 种混合算法,是BT算法(频率模式)和BRI算法的线性组合<sup>[43]</sup>,使用辐射传输模型和数值天气预报 (Numerical Weather Prediction, NWP)数据校正亮温。该算法使用动态系点值对输入数据进行校正,考虑了 亮温值的季节性变化,对水汽等敏感性低。和OSISAF算法类似,ESA开发的SICCI算法将基于BT和BRI 算法得到的海冰密集度线性合并成混合海冰密集度<sup>[44]</sup>。CDR算法是NOAA开发的海冰算法,使用NT算法 和BT算法估计的海冰密集度数据作为输入,根据2种算法的已知特征生成新的海冰密集度产品<sup>[45]</sup>。值得 注意的是,上述算法对缺失值进行了时间和空间上的插值,虽具有时空连续性,但忽略了海冰密集度的实 际意义,产品的分辨率并不能代表真实的分辨率<sup>[49]</sup>。

2.1.2 高频算法

与低频通道相比,高频通道具有较高的空间分辨率,可以有效减小海岸附近混合像元的海冰密集度反 演误差,能够更精细地刻画海冰细节。为了利用高频通道分辨率高的优势,许多高频算法被相继开发出来, 典型的高频算法有:NT2 算法、N90 算法、ASI 算法和 ECICE 算法等。NT2 算法常被认为是 NT 算法的改进 版本,但事实并非如此,NT2算法具有完全不同的反演方案,NT2算法的精度也不一定比NT算法的精度 高<sup>[50]</sup>。NT2 算法通过旋转 PR 和 GR, 定义了 3 个新的参数, 利用前向微波辐射传输模型建立不同海冰密集 度和大气条件下的参数数据库,将观测数据与模拟数据进行匹配得到最优海冰密集度<sup>[32]</sup>。由于高频通道对 海冰表面状态不敏感,NT2 算法在 NT 算法基础上加入了 85 GHz 通道数据,解决表面效应造成的海冰密集 度低估问题,同时提高了海冰密集度反演结果的分辨率。但高频通道对大气影响敏感,NT2 算法利用辐射 传输模型减少大气对高频通道的影响。N90算法是专门为星载高频被动微波辐射计开发的,利用 SSM/I 85 GHz 通道的极化差异计算整体海冰密集度。基于简化的辐射传输方程,当海冰密集度趋于0和100%时, 可以推导出极化差异和海冰密集度的函数关系。假设大气影响是海冰密集度的平滑函数,通过三阶多项式 插值可以得到 0~100% 区间的海冰密集度<sup>[35]</sup>。与 NT2 算法一样, N90 算法使用辐射传输方程去除大气影响。 ASI 算法在 N90 算法基础上进行了改进,利用 NT 算法作为天气滤波器去除天气影响,成功应用于 SSM/I 85 GHz和AMSR-E 89 GHz通道<sup>[37]</sup>。与其他高频通道算法相比,ASI算法不需要其他辅助数据,已成为业务化 的海冰密集度反演算法。ECICE 算法是一种最优化算法,通过构造代价函数(每种表面类型的辐射观测值 与估计值之差的平方和)估计整体海冰密集度和部分海冰密集度<sup>[38]</sup>。与其他算法不同的是,该算法通过计 算每种表面类型辐射值的概率密度分布取代系点这一标准概念,能够更好地反映海冰季节及区域性变化。 该算法可以识别任意种表面类型,但与整体海冰密集度相比,ECICE算法在估计各类冰的密集度方面不太 准确。

#### 2.2 主动微波遥感

由于海冰和海水的物理性质(介电常数、表面粗糙度、密度等)不同以及自然环境(温度、风速等)变化, 海冰和海水在 SAR 图像上表现出复杂的图像特征。通常来说,平静海面的 SAR 图像强度比海冰低。随着 风速的增加,粗糙海面与海冰的 SAR 图像强度产生混叠,这是利用 SAR 图像识别海冰和海水、计算海冰 密集度所面临的主要难题。

利用 SAR 图像反演海冰密集度的一种思路是首先对海冰海水进行分类,然后计算海冰密集度。早期, 众多学者针对 RadarSat-1、ERS-1和 ERS-2 SP SAR 图像开发出了许多海冰海水分类算法,如非监督分类方法<sup>[51]</sup> 和纹理特征方法<sup>[52-53]</sup>等,但 SP SAR 图像携带的信息有限,无法区分所有类型的海冰和海水<sup>[17]</sup>。相比较 SP SAR 图像而言,多极化 SAR 图像能够提供更丰富的极化特征、提高 SAR 识别海冰和海水的能力。在多极

化 SAR 海冰和海水分类研究中,常用的极化参数有后向散射系数、极化比、总功率、相位差异、相关系数 以及通过极化分解方法得到的极化参数[54]。许多学者评估了这些极化参数区分海冰和海水的能力[19,55-59]。 研究结果表明,使用单个极化参数很难区分所有类型的海冰和海水,需使用多个极化参数才能有效分离海 冰和海水。此外,一些学者从电磁散射机理出发,评估了 SAR 区分海冰和海水的能力<sup>[60-61]</sup>,提出理论机化 比模型用以识别海冰和海水<sup>[62]</sup>。随着机器学习的兴起,许多学者基于 SAR 图像纹理特征,结合机器学习方 法对海冰和海水进行分类,如支持向量机<sup>[63]</sup>(Support Vector Machine, SVM)、基于语义的迭代区域生长<sup>[64]</sup> (Iterative Region Growing using Semantics, IRGS)、条件随机场<sup>[65]</sup>(Conditional Random Field, CRF)、随机森 林<sup>[66]</sup>(Random Forest, RF)等。传统机器学习的性能很大程度上依赖于纹理特征的选择。尽管纹理特征可以 有效地反映海冰和开阔水域之间的差异,但当海冰和开阔水域在 SAR 图像中有相似的特征时(如风致粗糙 洋面和薄冰表面),这些特征就失效了。以 CNN 为代表的深度学习网络是一种很好的解决方法,可以自动 地学习每个网络层的特征,而不需要手动选择特征。相对于传统的机器学习算法,深度学习算法具有更高 的海冰分类精度,在海冰边缘区表现优异<sup>[67-69]</sup>。近年来,不少学者探究了 CP SAR 的海冰海水分类能 力<sup>[26-29, 70-71]</sup>,研究结果表明,CP SAR 在海冰海水分类中表现出良好的潜力,其分类能力与 DP 和 QP SAR 数 据相当。然而,目前 CP SAR 数据多由 QP SAR 数据仿真得到,真实 CP SAR 数据的海冰分类能力有待进一 步检验。由于海冰类型多样、纹理特征复杂,而 SAR 图像受入射角、成像几何和海冰物理性质影响较大, 因此未来仍有必要针对不同频率、不同分辨率、不同模式的真实 CP SAR 数据(比如 RCM 数据)开展海冰纹 理特征、散射特性和分类方法研究。

基于 SAR 图像反演海冰密集度的另一种思路是将海冰密集度和 SAR 图像特征直接关联起来。与被动微 波遥感不同,准确地获取海冰密集度和 SAR 图像特征之间的函数关系是十分困难的,而深度学习方法能够 学习到复杂的图像特征,为海冰密集度反演提供了一种更好的技术方案。深度学习算法以 SAR 图像作为输 入,冰情图、微波辐射计数据等作为训练标签,采用深度学习模型进行训练,在海冰密集度反演中取得了 不错的结果。目前应用于 SAR 图像海冰密集度反演的深度学习模型主要有多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和全卷积神经网络(Fully Convolutional Network, FCN)三大类。MLP 由输入层、隐藏层和输出层组成,是最简单的深度学习模型。2014年,Karvonen<sup>[72-73]</sup>使 用 SAR 图像和冰情图、微波辐射计数据训练的 MLP 估计海冰密集度,这是深度学习首次应用于 SAR 图像 海冰密集度反演。与传统的机器学习算法一样, MLP 依赖于人工选择的特征,并且只接受矢量作为输入, 无法提取空间信息,限制了其在 SAR 图像海冰密集度的应用。而 CNN 通过卷积层、池化层和全连接层可 实现对空间信息的高效提取,无需人工挑选特征,受到了许多学者的关注。Wang等<sup>[74]</sup>、Cooke 和 Scott<sup>[75]</sup>基 于 RadarSat-2 DP SAR 图像,利用 CNN 估计海冰生长和融化时期的海冰密集度。与 MLP 相比, CNN 对像素 级细节不那么敏感,估计的海冰密集度噪声更低,与冰情图的结果更为接近。在上述研究中,冰情图被用 作训练标签。值得注意的是,在冰情图上,海冰密集度标签对应于一块较大的区域,在该区域内海冰密集 度被认为是均匀分布的。然而,在CNN的预测尺度上,海冰密集度并非均匀分布,这会导致代表性误差, 该误差在中等海冰密集度条件下尤为显著。Tamber等<sup>76]</sup>对此进行了研究,提出了一种通过缩放 SAR 图像 中的信息扩充冰情图数据的方法。与单独使用冰情图数据相比,该方法的准确性有所提高,估计的海冰密 集度具有更精细的细节。由于冰情图的时空覆盖范围有限,一些学者使用被动微波辐射计海冰密集度数据 作为标签训练 CNN。相较冰情图而言,被动微波辐射计数据具有更高的噪声,与 SAR 图像噪声叠加在一起, 增加了海冰密集度反演的难度。Cooke 和 Scott<sup>[75]</sup>使用被动微波数据训练 CNN 时发现常规训练方法容易出现 过拟合的问题,他们选择向数据添加噪声的方式对训练数据进行扩充,先后使用含有噪声和不含有噪声的 数据进行训练,成功解决了该问题。这种训练方式叫作课程学习,即先让 CNN 解决一个稍微简单的问题, 然后再解决难一点的问题。虽然 CNN 在 SAR 图像海冰密集度估计中取得了不错的结果,但 CNN 存在一些 缺点:为了实现像素级的回归预测,需要使用该像素周围的一个图像块作为 CNN 的输入,然后不断滑动

窗口,将图像块输入到 CNN 中进行预测,因此,需要的存储空间随滑动窗口的次数和大小急剧上升;其次,相邻像素块基本上是重复的,针对每个像素块逐个计算卷积,这种计算有很大程度上的重复,导致计算效率低下;最后,像素块的大小限制了 CNN 的感受野,导致预测性能受到限制。而 FCN 通过将 CNN 的 全连接层替换为卷积层,可以接受任意尺寸的输入图像,采用反卷积层对最后一个卷积层的特征图进行上 采样,使它恢复到输入图像相同的尺寸,从而可以对每个像素都产生一个预测,同时保留了原始输入图像 中的空间信息,最后在上采样的特征图上进行逐像素预测。FCN 也存在明显的缺点:分割结果不够精细。 上采样虽然能将输出恢复到原始输入图像的大小,但并不能增加图像的信息。U-Net 模型在 FCN 基础上进 行了改进,将来自于下采样路径的高分辨率表示与上采样输出相结合,改善上采样时信息不足的问题。 Radhakrishnan 等<sup>[77]</sup>使用 SAR 图像和辐射计数据作为输入,采用课程学习方法训练 U-Net,海冰密集度的平

均绝对误差为 7.18%。与 CNN 相比,提高了海冰边缘区的反演精度。但值得注意的是,U-Net 只结合了低分辨率表示和高分辨率表示,而没有使用高分辨率表示来改进低分辨率表示,模型性能还有进一步提升的空间。

#### 2.3 光学遥感

海水和海冰具有不同的光谱特性。在可见光和近红外波段,海冰反照率远高于海水,在遥感图像上能 够产生足以区分它们的灰度差[78]。选用合适的图像阈值分割方法,便能确定海冰和海水以及海冰密集度[79]。 在冬季太阳辐射很低的情况下,还可以利用海表温度区分海冰和海水。例如,Meier<sup>[80]</sup>选择271K作为阈值, 温度低于该阈值的像元被认为是海冰。该方法假设海冰和海水像元是均匀分布的,但在海冰边缘附近该假 设并不总是成立,会导致估算的海冰密集度偏大。除了阈值分割法外,Steffen和 Schweiger<sup>[81]</sup>使用 LandSat 近红外波段图像计算白令海夏季以白冰为主的海冰整体密集度时,提出了系点算法。该算法简单、易于实 现,但受限于单一冰型,无法满足实际应用。挪威气象研究所的OSISAF系统使用AVHRR数据制作海冰密 集度图,经过云掩膜处理后,采用贝叶斯算法估计海冰密集度<sup>[82]</sup>。在此基础上,Killie等<sup>[83]</sup>使用AVHRR的 4个光谱特征进一步拓展了该方法。Drüe<sup>[84]</sup>、Drüe和Heinemann<sup>[85]</sup>基于 MODIS 数据,提出了 MPA(MODIS potential open water algorithm)算法。该方法假设每个像元是开阔水域和厚冰的混合物,通过估计表面温度和 厚冰背景温度计算海冰密集度,误差约为±10%,时间分辨率为1d,空间分辨率能达到1km。国内,Zhang 等<sup>[86]</sup>分别使用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)和后向投影(Backpropagation, BP)神经网络算法从 MODIS图像中提取了高精度的海冰密集度数据,结果表明RBF算法的精度优于BP算法。Liu等<sup>[87]</sup>将 VIIRS 大气层顶反射率作为算法输入,首先使用归一化雪指数(Normalized Difference Snow Index, NDSI)进行 冰水识别,然后对识别为冰的像素进行海冰密集度计算,最终使用单通道反射率计算海冰密集度结果。史 凯琦等<sup>[88]</sup>对Liu提出的算法<sup>[87]</sup>进行了改进,提出了最邻近像素法确定纯冰典型反射率的改进算法,使用 MODIS 数据作为数据源计算海冰密集度,提高了低密集度海冰的反演准确性。

## 3 海冰密集度产品进展

鉴于海冰密集度在航海、气候变化研究等领域的重要作用,EUMETSAT、ESA、德国不来梅大学(Universität Bremen)、NOAA、美国冰雪数据中心(National Snow and Ice Data Center, NSIDC)、德国汉堡大学(Universität Hamburg)以及中国国家卫星气象中心(National Satellite Meteorological Centre, NSMC)和中国国家卫星海洋应用中心(National Satellite Ocean Application Service, NSOAS)等机构发布了众多的海冰密集度产品,数据源主要为微波辐射计数据。

OSISAF 基于 SSMIS、AMSR2 等传感器,采用 OSISAF 混合算法,并使用 ECMWF 数值模式结果进行大 气校正,发布了 3 种全球海冰密集度产品,分辨率为 10 km 和 25 km。基于 AMSR-E/AMSR2 传感器数据,

ESA采用 SICCI 混合算法,制作了3种分辨率的海冰密集度产品。Bremen 使用 AMSR-E/AMSR2 数据,采用 ASI 和 BT 算法,得到了区域和全球海冰密集度产品;此外,结合高分辨率的 MODIS 热红外数据和 AMSR2 数据,得到了1 km 分辨率北极海冰密集度产品,但只覆盖冬季。NOAA 海冰密集度气候数据记录(CDR)由 SMMR-SSM/I-SSMIS 亮温数据,基于 NT 和 BT 混合算法反演得到,并进行了天气滤波和质量控制;NOAA 还发布了 VIIRS 海冰密集度产品,分辨率为 750 m。NSIDC 发布了多种海冰密集度产品,其中 3 个代表性产 品分别为基于 BT 算法和 NT 算法反演得到的 SMMR-SSM/I-SSMIS 海冰密集度产品,其中 3 个代表性产 的 AMSR-E/AMSR2 海冰密集度产品。德国汉堡大学对 SSM/I-SSMIS 数据应用 ASI 算法,并使用 5 d 中值滤 波器减少天气影响<sup>[89]</sup>,制作并发布了 12.5 km 分辨率海冰密集度产品。FY-3 系列极轨气象卫星上搭载的 MWRI 微波成像仪可用于海冰密集度监测,NSMC 提供了相应的海冰密集度产品,MWRI 极区海冰密集度 产品为 12.5 km 分辨率通用横球面投影极区日、旬产品。各类海冰密集度产品信息(发布机构、名称、传感器、算法、分辨率、覆盖时间、覆盖范围)如表 3 所示。众多学者分析了上述产品的精度<sup>[7,37,44,49,90-94]</sup>,本文 不再详细阐述。

			•		1		
发布机构	名称	传感器	算法	分辨率	覆盖时间	覆盖范围	文献来源
OSISAF	OSI-401b	SSMIS	OSISAF	10 km	2005年3月至今	全球	文献 [90]
	OSI-408	AMSR2	OSISAF	10 km	2016年9月至今	全球	文献 [91]
	OSI-450	SMMR-SSM/I-SSMIS	OSISAF	25 km	1979年1月至2015年12月	全球	文献 [92]
ESA	SICCI-12 km	AMSR-E/AMSR2	SICCI	12.5 km		全球	文献 [44]
	SICCI-25 km	AMSR-E/AMSR2	SICCI	25 km	2002年5月至2017年5月	全球	文献 [44]
	SICCI-50 km	AMSR-E/AMSR2	SICCI	50 km		全球	文献 [44]
Bremen	ASI-3 km	AMSR-E/AMSR2	ASI	3.125 km		区域	文献 [37]
	ASI-6 km	AMSR-E/AMSR2	ASI	6.25 km	2002年6月至2011年10月	全球	文献 [37]
	BT-6 km	AMSR-E/AMSR2	BT	6.25 km	2012年7月至今	区域	文献 [49]
	BT-12 km	AMSR-E/AMSR2	BT	12.5 km		全球	文献 [49]
	Merged SIC	MODIS/AMSR2	ASI, MPA	1 km	2019年10月至今(每年冬季)	北极	文献 [93]
NOAA	CDR	SMMR-SSM/I-SSMIS	CDR	25 km	1978年11月至2019年12月	全球	文献 [44]
	VIIRS SIC	VIIRS	系点法	750 m	2019年3月至今	全球	文献 [94]
NSIDC	BT-25 km	SMMR-SSM/I-SSMIS	BT	25 km	1978年10月至2020年12月	全球	文献 [44]
	NT-25 km	SMMR-SSM/I-SSMIS	NT	25 km	1978年10月至2020年12月	全球	文献 [44]
	NT2-12 km	AMSR-E/AMSR2	NT2	12.5 km	2002年6月至2011年10月 2012年7月至今	全球	文献 [44]
Hamburger	ASI-12 km	SSM/I-SSMIS	ASI	12.5 km	1991年12月至2021年6月	全球	文献 [44]
NSMC	NT-12 km	MWRI	NT	12.5 km	2013年7月至2020年2月	全球	文献 [7]

表 3 海冰密集度产品信息总结

Table 3 Summary of sea ice concentration products

## 4 机遇与挑战

#### 4.1 基于深度学习的海冰密集度卫星遥感反演研究

自1972年以来,海冰密集度监测步入卫星遥感时代。经过半个世纪的发展,在轨运行的海冰密集度监测传感器数量急剧增长,为海冰密集度反演提供了海量的卫星观测数据。李晓峰等<sup>[95]</sup>在《国家科学评论》 发文指出:"随着卫星和传感器技术的发展,海洋遥感数据朝着更加大量、快速、多变和真实的方向发展, 。 流菇存在、需要挖掘的,从而体现出大数据的 5V 特点。海洋谣感进入大

而其中蕴含的高价值信息则是稀疏存在、需要挖掘的,从而体现出大数据的 5V 特点。海洋遥感进入大数据时代,亟待研究高效、准确、稳定的信息挖掘模型、技术与系统。"

近年来,基于深度学习的海洋遥感信息挖掘已展示出强大性能。其采用"端对端"的特征学习,通过多 层卷积结构学习复杂的非线性特征,这是其在图像信息挖掘领域取得成功的重要原因,也标志着特征模型 从人工设计特征向机器学习特征转变<sup>[95]</sup>。自2014年以来,深度学习模型如DenseNet<sup>[75]</sup>、UNet<sup>[77]</sup>等已成功应 用于海冰密集度反演,取得了较好的结果。然而,目前使用的深度学习模型大多来自计算机视觉领域,存 在泛化能力弱、稳定性差的问题,亟需海洋学家贡献自己的智慧,结合海冰密集度遥感反演物理机制,设 计出适用于海冰密集度反演的深度学习模型。此外,不同传感器获取的数据差异大,需要研究面向不同传 感器均能发挥稳定的深度学习模型,提升模型的泛化能力和实用价值。

#### 4.2 基于深度学习的多源卫星遥感数据融合研究

微波遥感不受昼夜限制,受云雾影响小,能全天时、全天候工作,具有较好的时空连续性,已成为海 冰监测的主要手段。被动微波遥感具有极区全覆盖周期短、反演算法较为成熟的优点,缺点是夏季和海冰 边缘区的不确定性和误差大、空间分辨率比较低。主动微波遥感具有极高的空间分辨率,能够刻画出局部 的海冰细节特征,在海边边缘区表现好,但时间分辨率低。光学遥感具有优良的时空分辨率,但在夜晚和 极夜不能监测海冰;此外,由于受云层影响大,数据的空间覆盖率低,限制了光学遥感在海冰密集度监测 中的应用。

综上所述,3种遥感手段在海冰密集度监测中都有其长处与不足。为了充分发挥各自的优势,获取大范围、高分辨率、高精度、高频次的海冰密集度数据,开展多源数据融合是一个行之有效的方法。目前,国际上针对科研和业务需求,基于多源卫星遥感数据产品,开发了多种全球多源海冰密集度逐日融合产品。英国气象局基于 OSISAF 海冰密集度产品,采用双线性插值等方法,生成了全球 0.05°逐日海冰密集度产品<sup>[96]</sup>。NOAA 使用美国国家航空航天局戈达德航天中心(Goddard Space Flight Center, GSFC)和国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)的海冰密集度产品、采用中值滤波方法生成了全球 0.25°逐日海冰密集度产品<sup>[97]</sup>。国内,张雷等<sup>[98]</sup>开展了逐日全球多源海冰密集度资料的融合试验,采用包括风云气象卫星产品在内的多种数据源,综合考虑各数据源的优势和误差特征,订正了各数据源资料的系统误差并生成超级观测场,利用多尺度变分技术将超级观测场与模式背景场融合生成了 2016 年逐日 0.25°×0.25°分辨率的融合试验产品。与国际同类产品相比,系统误差较小,具有较高的质量。然而上述融合产品的主要数据源为被动微波数据,时空分辨率仍然很低,无法满足日益增长的应用需求。

最近,部分学者针对 SAR 数据、辐射计数据和光学数据开展了融合实验,取得了很好的结果。Ludwig 等<sup>[93]</sup> 对 MODIS 热红外数据和 AMSR2 辐射计数据进行融合,得到了 1 km 分辨率的海冰密集度产品。与 MODIS 数据相比,融合产品的偏差和均方根误差分别为 0.3% 和 5%。Malmgren-Hansen 等<sup>[99]</sup>使用扩张空间金字塔池 化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP) CNN 模型融合 Sentinel-1 SAR 数据和 AMSR2 辐射计数据。验证结果 表明,融合数据的精度和分辨率均优于辐射计数据。这是因为由于训练过程具有随机性,神经网络可以很 好地处理一些标签错误。与传统的数据融合方法相比,深度学习方法能够学习数据的复杂特征,更好地刻 画不同分辨率数据之间的非线性关系,可迁移性强<sup>[100]</sup>。上述实验表明,进一步开展基于深度学习的多源异 质遥感数据融合研究是解决上述问题的可行方案。

#### 4.3 基于海冰密集度的海冰预报研究

海冰密集度长期以来被认为是全球变暖的主要指标,海冰密集度的变化与全球气候变化密切相关。将 海冰密集度反演和海冰预报模型结合起来,可以预报海冰未来的变化趋势。目前,海冰预报主要依赖数值 模式预报和统计预报。海冰数值模式预报是从海冰的动力学、热力学等物理变化规律出发,实现海冰变化 过程的预报。经过多年的发展,区域预报模式和全球预报模式不断完善,预报业务已较为成熟。近年来, 极地海冰的快速变化对海冰模式的分辨率和精度有了更高的要求,亟需高精度、高分辨率的海冰观测数据 以及更为复杂准确的海冰物理模型用于模式的计算和改进。海冰密集度卫星遥感反演技术的不断提高必将 为海冰数值模式的发展注入新的动力。因此,在提升海冰密集度卫星遥感反演技术的同时,还需要大力发 展海冰数值预报技术,提高海冰预报能力。

统计预报方法由数据驱动,利用统计方法挖掘海冰变化规律,无需明确海冰的物理变化规律。由于海 冰变化过程的高度非线性,传统的统计学方法很难准确拟合海冰的变化规律。近年来,由于深度学习模型 可以学习复杂的非线性特征,逐渐被应用到海冰预报领域。Chi和Kim<sup>[101]</sup>基于长短期记忆网络(Long and Short-term Memory, LSTM)预测北极海冰密集度,结果表明其性能优于传统的自回归模型。Andersson等<sup>[102]</sup> 利用气候模拟和观测数据训练深度学习海冰预报系统 IceNet 预测了未来 6 个月的平均海冰密集度。IceNet 提高了准确海冰预报的范围,在夏季海冰的季节性预报方面,特别是在极端海冰事件方面,其表现超过了 目前最先进的动力学模型。

虽然深度学习预报模型仅通过对海冰密集度信息的深入挖掘就能较好地刻画海冰密集度变化规律,但由于海冰密集度变化具有复杂的多尺度物理特征,与海洋大气环境变化密切相关,仅依赖海冰密集度数据 无法实现对海冰密集度的精确、稳定预报,需要借助气象和海洋领域的专业知识实现深度学习与海冰变化 物理机制的融合<sup>[103]</sup>。

## 5 结 语

卫星遥感因能连续对大范围海冰进行观测,在过去40余年中引起了研究人员的广泛关注。本文回顾了 当前主流的海冰密集度监测传感器,包括主被动微波传感器和光学传感器,对海冰密集度反演算法进行了 综述,对现有的海冰密集度产品进行了总结,并指出了目前海冰密集度反演面临的机遇与挑战。

自1972年以来,海冰密集度监测进入卫星遥感时代。经过半个世纪的发展,运行中的海冰监测传感器 数量急速增长,海冰遥感进入大数据时代,如何利用好这些宝贵的观测数据是亟须解决的关键问题。当前, 基于被动微波遥感和光学遥感的海冰密集度反演算法较为成熟。受益于深度学习技术的发展,利用 SAR 图 像反演海冰密集度也取得了突破性的进展。但由于传感器硬件限制,上述3种遥感手段都无法同时获得高 时空分辨率、高精度的海冰密集度数据,开展多源异质遥感数据融合研究是解决传感器性能瓶颈的有效手 段。近年来,基于深度学习的海洋遥感信息挖掘已展示出强大性能,在海冰遥感领域得到了初步的应用。 然而,目前使用的深度学习模型大多来自计算机视觉领域,亟需海洋学家贡献自己的智慧,设计出适用于 海冰遥感的深度学习模型,用于海冰密集度反演和数据融合。随着海冰密集度卫星遥感反演技术的不断提 高,高精度、高分辨率的海冰密集度产品能够改进海冰预报模型,提高世界各国的海冰预报能力。

#### 参考文献 (References):

- [1] SHOKR M E, SINHA N K. Sea ice: physics and remote sensing[M]. USA: John Wiley & Sons, 2015.
- [2] 李志军. 渤海海冰灾害和人类活动之间的关系[J]. 海洋预报, 2010, 27(1): 8-12. LI Z J. The relationship between sea ice disaster and human activities in Bohai Sea[J]. Marine Forecasts, 2010, 27(1): 8-12.
- [3] XIE T, PERRIE W, FANG H, et al. Spatial and temporal variability of sea ice deformation rates in the Arctic Ocean observed by RadarSat-1[J]. Science China Earth Sciences, 2017, 60(5): 858-865.
- [4] 赵进平, 史久新, 王召民, 等. 北极海冰减退引起的北极放大机理与全球气候效应[J]. 地球科学进展, 2015, 30(9): 985-995. ZHAO J P, SHI J X, WANG Z M, et al. Arctic amplification produced by sea ice retreat and its global climate effects[J]. Advances in Earth Science, 2015, 30(9): 985-995.
- [5] 黄季夏,孙宇晗,王利,等.北极重要海峡气温—海冰密集度影响滞后效应分析[J].遥感学报,2020,24(11):1419-1432.HUANG J X,SUN

Y H, WANG L, et al. Analysis on the lag effect of temperature - sea ice concentration in key Arctic Straits[J]. Journal of Remote Sensing (Chinese), 2020, 24(11): 1419-1432.

- [6] 张翔, 王振占, 谌华. 一种利用HY-2卫星扫描微波辐射计数据反演极地海冰密集度的算法[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(6): 912-918.
  ZHANG X, WANG Z Z, SHEN H. A sea ice concentration algorithm based on HY-2 scanning radiometer data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(6): 912-918.
- [7] 刘森, 邹斌, 石立坚, 等. 基于FY-3C微波辐射计数据的极区海冰密集度反演方法研究[J]. 海洋学报, 2020, 42(1): 113-122. LIU S, ZOU B, SHI L J, et al. Polar sea ice concentration retrieval based on FY-3C microwave radiation imager data[J]. Haiyang Xuebao, 2020, 42(1): 113-122.
- [8] JORDAN R L. The SeaSat-A synthetic aperture radar system[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1980, 5(2): 154-164.
- [9] 黄建学. 欧洲空间局 ERS-1卫星简介[J]. 测绘科学, 1993(3): 34-35. HUANG J X. Introduction to the European Space Agency ERS-1 satellite[J]. Developments in Surveying and Mapping, 1993(3): 34-35.
- [10] CARLSTRÖM A, ULANDER L. Validation of backscatter models for level and deformed sea-ice in ERS-I SAR images[J]. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16(17): 3245-3266.
- [11] KALESCHKE L, KERN S. ERS-2 SAR image analysis for sea ice classification in the marginal ice zone[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Toronto, ON, Canada, 2002, 5: 3038-3040.
- [12] DIERKING W, PEDERSEN L T. Monitoring sea ice using ENVISAT ASAR: a new era starting 10 years ago[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, Germany, 2012: 1852-1855.
- [13] LEPPäRANTA M, SUN Y, HAAPALA J. Comparisons of sea-ice velocity fields from ERS-1 SAR and a dynamic model[J]. Journal of Glaciology, 1998, 44(147): 248-262.
- [14] WINEBRENNER D P, NELSON E, COLONY R, et al. Observation of melt onset on multiyear Arctic sea ice using the ERS 1 Synthetic Aperture Radar[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1994, 99(C11): 22425-22441.
- [15] SHOKR M, WILSON L, SURDU-MILLER D. Effect of radar parameters on sea ice tonal and textural signatures using multi-frequency polarimetric SAR data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1995, 61: 1463-1473.
- [16] RIGNOT E, DRINKWATER M R. Winter sea-ice mapping from multi-parameter Synthetic Aperture Radar data[J]. Journal of Glaciology, 1994, 40(134): 31-45.
- [17] NGHIEM S, BERTOIA C. Study of multi-polarization C-band backscatter signatures for Arctic sea ice mapping with future satellite SAR[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2001, 27(5): 387-402.
- [18] ZAKHVATKINA N Y, ALEXANDROV V Y, JOHANNESSEN O M, et al. Classification of sea ice types in ENVISAT Synthetic Aperture Radar images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 51(5): 2587-2600.
- [19] GELDSETZER T, YACKEL J. Sea ice type and open water discrimination using dual co-polarized C-band SAR[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2009, 35(1): 73-84.
- [20] HOWELL C, MILLS J, POWER D, et al. A multivariate approach to iceberg and ship classification in HH/HV ASAR data[C]//IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, Denver, CO, USA, 2006, 3583-3586.
- [21] MAZUR A, WÅHLIN A K, KRĘŻEL A. An object-based SAR image iceberg detection algorithm applied to the Amundsen Sea[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 189: 67-83.
- [22] SOUYRIS J-C, IMBO P, FJORTOFT R, et al. Compact polarimetry based on symmetry properties of geophysical media: the π/4 mode[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 634-646.
- [23] STACY N, PREISS M. Compact polarimetric analysis of X-band SAR data[C]//EUSAR 2006-6<sup>th</sup> European Conference on Synthetic Aperture Radar. Dresden, Germany, 2006.
- [24] RANEY R K. Hybrid-polarity SAR architecture[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(11): 3397-3404.
- [25] 许璐,张红,王超,等.简缩极化 SAR 数据处理与应用研究进展[J].雷达学报,2020,9(1):55-72. XU L, ZHANG H, WANG C, et al. Progress in the processing and application of compact polarimetric SAR[J]. Journal of Radars, 2020, 9(1):55-72.
- [26] ZHANG X, ZHANG J, LIU M, et al. Assessment of C-band compact polarimetry SAR for sea ice classification[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2016, 35(5): 79-88.
- [27] DABBOOR M, MONTPETIT B, HOWELL S. Assessment of the high resolution SAR mode of the RadarSat constellation mission for first year ice and multiyear ice characterization[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 594-1-594-17.
- [28] DABBOOR M, GELDSETZER T. Towards sea ice classification using simulated RadarSat Constellation Mission compact polarimetric SAR imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 189-195.
- [29] LI H, PERRIE W. Sea ice characterization and classification using hybrid polarimetry SAR[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(11): 4998-5010.
- [30] 谭继强, 詹庆明, 殷福忠, 等. 面向极地海冰变化监测的卫星遥感技术研究进展[J]. 测绘与空间地理信息, 2014, 37(4): 23-31. TAN J Q,

ZHAN Q M, YIN F Z, et al. On evolution of technologies in remote sensing for sea ice change monitoring in polar regions[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2014, 37(4): 23-31.

- [31] CAVALIERI D J, GLOERSEN P, CAMPBELL W J. Determination of sea ice parameters with the Nimbus 7 SMMR[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 1984, 89(D4): 5355-5369.
- [32] MARKUS T, CAVALIERI D J. An enhancement of the NASA Team sea ice algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1387-1398.
- [33] COMISO J, SULLIVAN C. Satellite microwave and in situ observations of the Weddell Sea ice cover and its marginal ice zone[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1986, 91(C8): 9663-9681.
- [34] ANDERSEN S, TONBOE R, KERN S, et al. Improved retrieval of sea ice total concentration from spaceborne passive microwave observations using numerical weather prediction model fields: an intercomparison of nine algorithms[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 104(4): 374-392.
- [35] SVENDSEN E, MATZLER C, GRENFELL T C. A model for retrieving total sea ice concentration from a spaceborne dual-polarized passive microwave instrument operating near 90 GHz[J]. International Journal of Remote Sensing, 1987, 8(10): 1479-1487.
- [36] KALESCHKE L, LÜPKES C, VIHMA T, et al. SSM/I sea ice remote sensing for mesoscale ocean-atmosphere interaction analysis[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2001, 27(5): 526-537.
- [37] SPREEN G, KALESCHKE L, HEYGSTER G. Sea ice remote sensing using AMSR E 89 GHz channels[J]. Journal of Geophysical Research:Oceans, 2008, 113(C2): 1-14.
- [38] SHOKR M, LAMBE A, AGNEW T. A new algorithm (ECICE) to estimate ice concentration from remote sensing observations: an application to 85-GHz passive microwave data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(12): 4104-4121.
- [39] SMITH D. Extraction of winter total sea-ice concentration in the Greenland and Barents Seas from SSM/I data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(13): 2625-2646.
- [40] RAMSEIER R, RUBINSTEIN I G, DAVIES A F. Operational evaluation of special sensor microwave/imager by the Atmospheric Environment Service[R]. York University: Centre for Research in Experimental Space Science, 1988.
- [41] HOLLINGER J. DMSP special sensor microwave/imager calibration/validation[R]. Washington: Naval Research Lab, 1991.
- [42] SVENDSEN E, KLOSTER K, FARRELLY B, et al. Norwegian remote sensing experiment: evaluation of the Nimbus 7 scanning multichannel microwave radiometer for sea ice research[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1983, 88(C5): 2781-2791.
- [43] TONBOE R, LAVELLE J, PFEIFFER R-H, et al. Product user manual for osi saf global sea ice concentration[R]. Denmark: Danish Meteorological Institute, 2017.
- [44] KERN S, LAVERGNE T, NOTZ D, et al. Satellite passive microwave sea-ice concentration data set intercomparison: closed ice and ship-based observations[J]. The Cryosphere, 2019, 13(12): 3261-3307.
- [45] MEIER W N. Climate algorithm theoretical basis document (C-ATBD). Passive microwave sea ice concentration. CDRP-ATBD-0107[R]. Asheville: National Oceanic and Atmospheric Administration Climate Data Record Program, 2012.
- [46] ANDREA SCOTT K, TAMBER M. Experiments with estimation of sea ice concentration using a convolutional neural network and microwave data[C]//2021 IEEE 19<sup>th</sup> International Symposium on Antenna Technology and Applied Electromagnetics (ANTEM). Winnipeg, Canada, 2021: 1-2.
- [47] SOLEYMANI A, SCOTT K A. Evaluation of a neural network on sea ice concentration estimation in MIZ using passive microwave data[C]//2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. Brussels, Belgium. 2021: 5656-5659.
- [48] COMISO J C, ZWALLY H J. Antarctic sea ice concentrations inferred from Nimbus 5 ESMR and LandSat imagery[J]. Journal of Geophysical Research, 1982, 87(C8): 5836-5844.
- [49] 王剑,邱玉宝,熊振华,等.北极海冰密集度遥感数据产品对比及航道关键区验证研究[J].极地研究, 2020, 32(3): 301-313. WANG J, QIU Y B, XIONG Z H, et al. Comparison and verification of remote sensing sea ice concentration products for Arctic shipping regions[J]. Chinese Journal of Polar Research, 2020, 32(3): 301-313.
- [50] IVANOVA N, PEDERSEN L, TONBOE R, et al. Satellite passive microwave measurements of sea ice concentration: an optimal algorithm and challenges[J]. Cryosphere Discussions, 2015, 9: 1269-1313.
- [51] KWOK R, RIGNOT E, HOLT B, et al. Identification of sea ice types in spaceborne synthetic aperture radar data[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1992, 97(C2): 2391-2402.
- [52] SHOKR M E. Evaluation of second order texture parameters for sea ice classification from radar images[J]. Journal of Geophysical Research:Oceans, 1991, 96(C6): 10625-10640.
- [53] NYSTUEN J A, GARCIA F. Sea ice classification using SAR backscatter statistics[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(3): 502-509.
- [54] DRINKWATER M R, KWOK R, RIGNOT E, et al. Potential applications of polarimetry to the classification of sea ice[J]. Microwave Remote Sensing of Sea Ice, 1992, 68: 419-430.

[55]

- [56] DIERKING W. Mapping of different sea ice regimes using images from Sentinel-1 and ALOS Synthetic Aperture Radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 48(3): 1045-1058.
- [57] GILL J P, YACKEL J J. Evaluation of C-band SAR polarimetric parameters for discrimination of first-year sea ice types[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2012, 38(3): 306-323.
- [58] MOEN M-A, DOULGERIS A P, ANFINSEN S N, et al. Comparison of feature based segmentation of full polarimetric SAR satellite sea ice images with manually drawn ice charts[J]. The Cryosphere, 2013, 7(6): 1693-1705.
- [59] DABBOOR M, MONTPETIT B, HOWELL S, et al. Improving sea ice characterization in dry ice winter conditions using polarimetric parameters from C-and L-band SAR data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(12): 1270-1-1270-17.
- [60] ZHAO L, XIE T, MENG L, et al. Polarization ratio characteristics of electromagnetic scattering from sea ice in polar areas[J]. Chinese Physics B, 2018, 27(12): 124102-1-124102-12.
- [61] XIE T, ZHAO L, PERRIE W, et al. The sea-ice detection capability of Synthetic Aperture Radar[J]. Satellite Oceanography and Meteorology, 2017, 2(2): 261-1-261-17.
- [62] XIE T, PERRIE W, WEI C, et al. Discrimination of open water from sea ice in the Labrador Sea using quad-polarized Synthetic Aperture Radar[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247: 111948-1-111948-16.
- [63] ZAKHVATKINA N, KOROSOV A, MUCKENHUBER S, et al. Operational algorithm for ice-water classification on dual-polarized RadarSat-2 images[J]. The Cryosphere, 2017, 11(1): 33-46.
- [64] LEIGH S, WANG Z, CLAUSI D A. Automated ice-water classification using dual polarization SAR satellite imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 52(9): 5529-5539.
- [65] ZHU T, LI F, HEYGSTER G, et al. Antarctic sea-ice classification based on conditional random fields from RadarSat-2 dual-polarization satellite images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(6): 2451-2467.
- [66] PARK J-W, KOROSOV A A, BABIKER M, et al. Classification of sea ice types in sentinel-1 SAR images[J]. Cryosphere Discuss, 2019, 14: 2629-2645.
- [67] BOULZE H, KOROSOV A, BRAJARD J. Classification of sea ice types in Sentinel-1 SAR data using convolutional neural networks[J]. Remote Sensing, 2020, 12(13): 2165-1-2165-20.
- [68] SONG W, LI M, GAO W, et al. Automatic sea-ice classification of SAR images based on spatial and temporal features learning[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(12): 9887-9901.
- [69] WANG Y R, LI X M. Arctic sea ice cover data from spaceborne SAR by deep learning[J]. Earth System Science Data, 2021, 13: 2723-2742.
- [70] GHANBARI M, CLAUSI D A, XU L, et al. Contextual classification of sea-ice types using compact polarimetric SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(10): 7476-7491.
- [71] GHANBARI M, CLAUSI D A, XU L. CP-IRGS: A region-based segmentation of multilook complex compact polarimetric SAR data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 6559-6571.
- [72] KARVONEN J. A sea ice concentration estimation algorithm utilizing radiometer and SAR data[J]. The Cryosphere, 2014, 8(5): 1639-1650.
- [73] KARVONEN J. Baltic Sea Ice concentration estimation based on C-Band dual-polarized SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(9): 5558-5566.
- [74] WANG L, SCOTT K A, CLAUSI D A. Sea ice concentration estimation during freeze-up from SAR imagery using a convolutional neural network[J]. Remote Sensing, 2017, 9(5): 408-1-408-20.
- [75] COOKE C L V, SCOTT K A. Estimating sea ice concentration from SAR: training convolutional neural networks with passive microwave data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(7): 4735-4747.
- [76] TAMBER M S, SCOTT K A, PEDERSEN L T. Accounting for label errors when training a convolutional neural network to estimate sea ice concentration using operational ice charts[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 1502-1513.
- [77] RADHAKRISHNAN K, SCOTT K A, CLAUSI D A. Sea ice concentration estimation: using passive microwave and SAR data with a u-net and curriculum learning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 5339-5351.
- [78] 曹梅盛,晋锐.遥感技术监测海冰密集度[J].遥感技术与应用,2006,21:259-264. CAO M S, JIN R. Monitoring sea ice concentration using remote sensing technique[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2006, 21: 259-264.
- [79] 赵进平,任敬萍.从航空数字影像提取北极海冰形态参数的方法研究[J]. 遥感学报, 2000(4): 271-278. ZHAO J P, REN J P. Study on the method to analyze parameters of Arctic sea ice from airborne digital imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2000(4): 271-278.
- [80] MEIER W N. Comparison of passive microwave ice concentration algorithm retrievals with AVHRR imagery in Arctic peripheral seas[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(6): 1324-1337.

- [81] STEFFEN K, SCHWEIGER A. NASA team algorithm for sea ice concentration retrieval from Defense Meteorological Satellite Program special sensor microwave imager: comparison with LandSat satellite imagery[J]. Journal of Geophysical Research, 1991, 96(C12): 21971-21987.
- [82] GODØY Ø, EASTWOOD S. Objective extraction of sea ice information from AVHRR data[R]. Norwegian: Norwegian Meteorological Institute, 2002.
- [83] KILLIE M A, GODØY Ø, EASTWOOD S, et al. Algorithm theoretical basis document for the EUMETSAT ocean & sea ice satellite application facility regional ice edge product[R]. Norwegian: Norwegian Meteorological Institute, 2011.
- [84] DRüE C. High-resolution maps of the sea-ice concentration from MODIS satellite data[J]. Geophysical Research Letters, 2004(31): L20403-1-L20403-5.
- [85] DRüE C, HEINEMANN G. Accuracy assessment of sea-ice concentrations from MODIS using in-situ measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 95(2): 139-149.
- [86] ZHANG D, KE C Q, SUN B, et al. Extraction of sea ice concentration based on spectral unmixing method[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2011(5): 053552-1-053552-10.
- [87] LIU Y, KEY J, MAHONEY R. Sea and freshwater ice concentration from VIIRS on Suomi NPP and the future JPSS satellites[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 523-1-523-20.
- [88] 史凯琦, 邹斌, 陈树果, 等. 中分辨率成像光谱仪的海冰密集度遥感反演[J]. 遥感学报, 2021, 25(3): 753-764. SHI K Q, ZOU B, CHEN S G, et al. Remote sensing inversion of sea ice concentration by a middle-resolution imaging spectrometer[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(3): 753-764.
- [89] KERN S, KALESCHKE L, SPREEN G. Climatology of the Nordic (Irminger, Greenland, Barents, Kara and White/Pechora) Seas ice cover based on 85 GHz satellite microwave radiometry: 1992–2008[J]. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography, 2010, 62(4): 411-434.
- [90] LAVELLE J, TONBOE R, JENSEN M B, et al. Validation report for OSI SAF global sea ice concentration (product OSI-401-b)[R]. Denmark: Danish Meteorological Institute, 2017.
- [91] LAVELLE J, TONBOE R, PFEIFFER R, et al. Validation report for the OSI SAF AMSR-2 sea ice concentration (product OSI-408)[R]. Denmark: Danish Meteorological Institute, 2016.
- [92] KREINER M B, LAVELLE J, TONBOE R, et al. Global sea ice concentration climate data record validation report (OSI-450 and OSI-430-b)[R]. Denmark: Danish Meteorological Institute, 2019.
- [93] LUDWIG V, SPREEN G, PEDERSEN L T. Evaluation of a new merged sea-ice concentration dataset at 1 km resolution from thermal infrared and passive microwave satellite data in the Arctic[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3183-1-3183-28.
- [94] LIU Y H, KEY J. Algorithm theoretical basis document: ice surface temperature, ice concentration, and ice cover[R]. Maryland: NOAA NESDIS Center for Satellite Applications and Research, 2015.
- [95] LI X, LIU B, ZHENG G, et al. Deep-learning-based information mining from ocean remote-sensing imagery[J]. National Science Review, 2020, 7(10): 1584-1605.
- [96] 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.
- [97] BANZON V, SMITH T M, CHIN T M, et al. A long-term record of blended satellite and in situ sea-surface temperature for climate monitoring, modeling and environmental studies[J]. Earth System Science Data, 2016, 8(1): 165-176.
- [98] 张雷,徐宾,廖志宏,等.全球多源海冰密集度融合资料研制试验[J]. 气象学报, 2021, 79(4): 703-715. ZHANG L, XU B, LIAO Z H, et al. Development experiment of a global multi-source seaice concentration fusion dataset[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2021, 79(4): 703-715.
- [99] MALMGREN-HANSEN D, PEDERSEN L T, NIELSEN A A, et al. A convolutional neural network architecture for Sentinel-1 and AMSR2 data fusion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(3): 1890-1902.
- [100] 张立福,彭明媛,孙雪剑,等.遥感数据融合研究进展与文献定量分析(1992—2018)[J].遥感学报,2019,23(4): 603-619. ZHANG L F, PENG M Y, SUN X J, et al. Progress and bibliometric analysis of remote sensing data fusion methods (1992—2018)[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(4): 603-619.
- [101] CHI J, KIM H-C. Prediction of Arctic Sea ice concentration using a fully data driven Deep Neural Network[J]. Remote Sensing, 2017, 9(12): 1305-1-1305-19.
- [102] ANDERSSON T R, HOSKING J S, PEREZ-ORTIZ M, et al. Seasonal Arctic sea ice forecasting with probabilistic deep learning[J]. Nature Communications, 2021, 12: 5124-1-5124-12.
- [103] 刘泉宏,张韧,汪杨骏,等.深度学习方法在北极海冰预报中的应用[J].大气科学学报,2022,45(1):14-21. LIU Q H, ZHANG R, WANG Y J, et al. Application of deep learning methods to Arctic sea ice prediction[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2022, 45(1): 14-21.

## Advances in Sea Ice Concentration Retrieval Based on Satellite Remote Sensing

XIE Tao<sup>1,2</sup>, ZHAO Li<sup>3</sup>

 School of Remote Sensing & Geomatics Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;
 Laboratory for Regional Oceanography and Numerical Modeling, Pilot National Laboratory for Marine Science and Technology (Qingdao), Qingdao 266237, China;

3. School of Marine Sciences, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Sea ice concentration is one of the important parameters of sea ice, which plays an important role in ice navigation, offshore operations, sea ice model verification and climate model improvement. Satellite remote sensing has the advantages of wide coverage, short revisit period and low cost, and has become the main observation method to obtain sea ice concentration. From the perspectives of active and passive microwave remote sensing as well as optical remote sensing, this paper reviews the current research progress in satellite remote sensing retrieval of sea ice concentration, including sea ice monitoring sensors, sea ice concentration inversion algorithms, and sea ice concentration products. The results show that passive microwave remote sensing is the main method to obtain sea ice concentration at present, and many mature operational algorithms have been developed. Active microwave remote sensing data has become the main data source of sea ice charts. The sea ice concentration retrieval algorithms are developed from SAR image classification to deep learning. The sea ice concentration algorithms based on optical remote sensing are relatively mature, but limited by the clouds and the night, and their results are usually used for other products' validation. Limited by the sensors' hardware, the three observation methods have their own advantages and disadvantages. In order to obtain sea ice concentration with high precision and high spatial and temporal resolution, multi-source data fusion is an effective means to solve the bottleneck of sensor performance. As satellite remote sensing enters the era of big data, the sea ice concentration retrieval technology based on deep learning develops rapidly, which requires deep integration of satellite remote sensing knowledge of sea ice concentration. Satellite remote sensing retrieval of sea ice concentration should serve sea ice forecasting and improve the country's sea ice forecasting ability.

**Key words:** sea ice concentration; satellite remote sensing; microwave remote sensing; optical remote sensing **Received:** February 9, 2022