

中图分类号: TN951 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2025)06-2257-18

论文引用格式: Li C S, Xu H P, Zhang J W, Sun B, You Y N and Liu H. 2025. Advancements in the research of spaceborne synthetic aperture radar. Journal of Image and Graphics, 30(6):2257-2274(李春升, 徐华平, 张家伟, 孙兵, 尤亚楠, 刘慧. 2025. 星载合成孔径雷达技术研究进展. 中国图象图形学报, 30(6):2257-2274)[DOI:10.11834/jig.240771]

星载合成孔径雷达技术研究进展

李春升¹, 徐华平^{1*}, 张家伟², 孙兵¹, 尤亚楠³, 刘慧⁴

1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100191; 2. 燕山大学信息科学与工程学院, 秦皇岛 066004;
3. 北京邮电大学人工智能学院, 北京 100876; 4. 北京建筑大学智能科学与技术学院, 北京 102616

摘要: 星载合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)是空间遥感信息获取的主要手段之一。凭借全天时、全天候和穿透性等技术优势,星载SAR如今已成为推动国防建设和助力经济发展的重要引擎,在军事侦察、应急保障和信息服务等领域均具有广泛应用。星载SAR信号主要涉及回波获取、成像处理和图像应用等环节,本文以星载SAR数据链路为主线,综合分析星载SAR领域的发展现状、前沿动态、热点问题等。首先回顾星载SAR系统及其数据集的发展现状,对比国内外星载SAR系统的关键参数,梳理不同空间分辨率、极化方式和工作频段的星载SAR数据集。其次分析成像体制的创新,重点阐述星载SAR在多维度观测和高分宽幅成像方面的进展。最后介绍智能处理技术与SAR图像应用的融合,探讨机器学习和深度学习在SAR数据处理和分析的潜力。本文总结了星载SAR技术的现状、未来发展趋势以及面临的主要挑战,对相关领域的研究具有重要的参考价值。

关键词: 星载SAR; 成像体制; 成像处理; 图像应用; SAR数据集

Advancements in the research of spaceborne synthetic aperture radar

Li Chunsheng¹, Xu Huaping^{1*}, Zhang Jiawei², Sun Bing¹, You Ya'nan³, Liu Hui⁴

1. School of Electronic Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 2. School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 3. School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 4. School of Intelligence Science and Technology, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China

Abstract: Mounted on satellites or spaceborne platforms, spaceborne synthetic aperture radar (SAR) utilizes transmitted signals to capture detailed surface information, irrespective of the time of day or weather conditions. The combination of all-weather, all-time operational capacity and deep penetration into the atmosphere makes spaceborne SAR an indispensable tool for a broad spectrum of applications, including military reconnaissance, environmental monitoring, disaster management, and resource management. The signals from spaceborne SAR involve echo acquisition, imaging processing, and image applications. This paper focuses on the data link of spaceborne SAR and comprehensively analyzes the current state of development, cutting-edge trends, and pressing issues in the field of spaceborne SAR. It begins by reviewing the current state of spaceborne SAR systems, with an emphasis on the development of SAR platforms and the datasets they produce. A

收稿日期: 2024-12-26; 修回日期: 2025-02-12; 预印本日期: 2025-02-19

* 通信作者: 徐华平 xuhuaping@buaa.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(U2241202); 河北省自然科学基金项目(F2023203013); 河北省教育厅高等学校科技计划项目(QN2024203)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (U2241202); Natural Science Foundation of Hebei Province, China (F2023203013); Science Research Project of Hebei Education Department (QN2024203)

comparative analysis of the key parameters of domestic and international spaceborne SAR systems is presented, highlighting the technological capabilities, operational constraints, and strategic goals behind these systems. Notable parameters include the system's frequency bands, spatial resolution, polarization modes, and swath width, which all influence the potential applications and limitations of the data generated. Recent advances in spaceborne SAR imaging technology have significantly expanded the capabilities of these systems. One of the most prominent innovations is multidimensional observation, which allows SAR systems to acquire data from multiple viewpoints or angles within a single acquisition cycle. It involves several key innovations, including multiband, multipolarity, and double/multiple base cooperative detection, all of which contribute to enhanced imaging and a more comprehensive understanding of the observed area. Each of these components offers unique advantages that complement each other in providing more detailed, accurate, and varied insights into the Earth's surface. Multiband SAR refers to the use of different frequency bands in a single SAR system or through the combination of different systems operating in different bands. The use of multiple frequency bands allows for the capture of complementary information about the target area. Multipolarity refers to the use of multiple polarization modes in SAR systems, where the transmitted and received radar waves are polarized in different orientations. This approach significantly enhances the ability to distinguish between different surface types and materials based on their interaction with polarized electromagnetic waves. Double or multiple base cooperative detection refers to the integration of data from multiple SAR platforms or sensor locations, operating cooperatively to observe the same area from different angles or baselines. By leveraging multiple sensors operating in different locations or with different baselines, multibase cooperative detection enhances the depth and precision of SAR observations, providing richer datasets for change detection and surface movement analysis. Another critical advancement is the development of high-resolution wide-swath imaging, which involves multichannel technique, varied pulse repetition frequency, and MIMO SAR. The multichannel technique involves the use of multiple receiving channels within the SAR system, allowing for simultaneous reception of signals from different parts of the radar beam. By utilizing multiple channels, SAR systems can cover a larger area with greater detail, as the signals from various channels are processed in parallel. The varied pulse repetition frequency is a technique used to adjust the interval between successive radar pulses based on the specific operational requirements of the SAR system. By dynamically changing the pulse repetition rate, the system can optimize the trade-off between resolution and coverage, depending on the target's distance from the radar and the desired imaging resolution. MIMO SAR represents a groundbreaking innovation in radar technology that employs multiple transmitting and receiving antennas simultaneously. By using a combination of multiple input and output signals, MIMO SAR enhances the radar system's ability to gather detailed information from a large area while maintaining high resolution. This technique allows for the simultaneous acquisition of data from different angles, which improves the swath width and imagery resolution. The increasing volume, complexity, and diversity of data produced by spaceborne SAR systems have created a demand for advanced processing and analytical techniques capable of handling large datasets and extracting meaningful insights efficiently. Traditional image processing methods, which often rely on manual intervention and domain expertise, have limitations in terms of speed, scalability, and adaptability. By contrast, intelligent processing leveraging machine learning (ML) and deep learning (DL) has revolutionized SAR data analysis, enabling automated, accurate, and scalable solutions for various applications, including classification, target detection, change detection, and anomaly detection. These intelligent techniques enhance SAR systems by improving their data interpretation capabilities, reducing the reliance on manual processes and enabling real-time data analysis. Common ML methods include support vector machine, Markov random field, dictionary learning, decision trees, and unsupervised clustering. Compared to traditional image processing techniques, ML methods offer significant advantages in rapidly selecting from large volumes of known information. These advantages include fewer hyperparameters, high processing efficiency, and strong adaptability, making ML methods particularly suitable for tasks that involve complex data analysis and real-time decision making. DL is an advanced artificial intelligence approach characterized by its ability to learn effective features from large datasets in a hierarchical manner, significantly reducing the complexity and error associated with manual feature extraction. Common DL architectures include convolutional neural networks, deep belief networks, stacked autoencoders, and transformer networks. DL-based image data processing methods, through the stacking of multiple layers of neural networks, can automatically extract more abstract and higher-level target features directly from raw data, thereby enhancing

the overall accuracy of prediction and recognition tasks. Over the past decades, significant progress has been made in spaceborne SAR technology, with notable developments in several key areas. These include the advancement of constellation-based SAR and lightweight SAR systems, high-resolution and wide-swath imaging, multipolarization and arbitrary frequency band imaging, intelligent data processing, and the application of interferometric SAR (InSAR) and differential InSAR for complex scene analysis. However, several challenges persist, including the control of attitude and orbit errors, the transmission and storage of massive data volumes, target interpretation in complex scenes, and susceptibility to electromagnetic interference and external noise. These issues continue to pose significant obstacles to the further advancement and operational deployment of spaceborne SAR systems, necessitating ongoing research and technological innovation to address them.

Key words: spaceborne SAR; imaging framework; imaging processing; image application; SAR dataset

0 引言

星载合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 是一种主动式微波成像技术手段, 在距离向通过发射宽带调频信号和脉冲压缩, 方位向通过多普勒频谱扩展实现二维高分辨率地表成像。星载 SAR 克服了光学及高光谱遥感在云雾和夜间等条件下难以成像的局限性, 具备全天时、全天候和大范围的成像观测能力。通过卫星等空间飞行器作为搭载平台, 星载 SAR 既可在全球范围内进行广域搜索, 也可针对某一局部地区开展详细观察, 因而在军事侦察、环境监测和灾害评估等领域发挥着举足轻重的作用。

自 1978 年第 1 颗星载 SAR 卫星 SEASAT 入轨以来, 星载 SAR 技术一直是空间遥感领域的研究热点之一, 许多国家开始加速部署星载 SAR 卫星系统。伴随集成电路、载荷控制和信号处理等技术的不断进步, 星载 SAR 的成像精度、实时性和数据处理能力得到了显著提升。新的系统体制、成像模式和处理方法不断更新, 使得星载 SAR 实现空间分辨率从米级到亚米级, 系统体制从正侧视条带向方位扫描聚束、通道数从单通道向多通道, 工作频段从单波段到多波段, 极化方式从单一极化到全极化, 观测平台从单星观测到多星组网协同的技术跨越。

随着研究投入的不断加大, 围绕星载 SAR 的各项关键技术开始快速迭代。鉴于此, 本文将从星载 SAR 系统、成像技术体制和智能处理方法等方面梳理研究进展, 预测星载 SAR 未来将在体制、概念、技术和模式等方面的发展趋势和面临的挑战。

1 星载 SAR 系统

自 SAR 技术问世以来, 中国、美国、加拿大、俄罗斯、法国、德国及意大利等多个国家已经先后发射了自研的 SAR 卫星。国外 SAR 卫星大体具有两种方案, 一是以美国、芬兰为代表采用多颗卫星组网构建 SAR 星座; 另一种以加拿大、德国为代表, 在一颗 SAR 卫星上集成多种数据获取方案。

1.1 国外 SAR 卫星

1.1.1 SAR 卫星星座

SAR 星座通过统一的卫星设计和制造, 批量化生产来降低成本, 单颗卫星的质量往往能压缩到 100 kg 以下; 在发射时追求尽可能多的卫星数量、轨道密度, 以期提供接近实时的、廉价的 SAR 图像服务。目前在轨运行的 SAR 卫星星座有美国的 Umbra 星座 (<https://umbra.space/>) 和 Capella 星座 (Stringham 等, 2019), 芬兰的 ICEYE 星座 (Ignatenko 等, 2022) 和日本的 iQPS 星座 (Sugawara 等, 2024) 等。它们的工作波段、极化能力、截至当前的在轨卫星数量 (预计发射数量)、轨道类型及高度如表 1 所示。

1.1.2 大型 SAR 卫星

以加拿大 (Srivastava 等, 1999)、德国 (Lehner 等, 2008)、俄罗斯 (Viter, 1993)、意大利 (Caltagirone 等, 1998)、包括法国在内的多个欧空局合作国 (Thépaut 等, 2018; Potin 等, 2017), 以及日本的 ALOS 系列 (Zhang 等, 2014; Konaka 等, 2021) 和美国与以色列的军用 SAR 卫星系列 (李春升 等, 2019) 为代表的另一种 SAR 卫星发展模式是用少量的 SAR 卫星去提供尽可能详尽的数据的方案。这类 SAR 卫星往往具备多种极化能力、多种成像模式, 部分卫星兼容多

个波段,单星质量重达数百千克甚至数吨,部分SAR卫星的参数如表2所示。

1.2 国内SAR卫星

我国SAR卫星起步较晚,但发展较快,目前已经成为世界上拥有SAR卫星工作频率最齐全、轨道类型最多样的国家之一,且近两年内商业SAR卫星数量开始迅速增加。中国SAR卫星的发展最初是

国家牵头开展少数项目满足环境监控、灾情监测评估和军事侦察需要,例如环境一号C卫星(田维等,2014)、高分3号卫星(范剑超等,2017)。而后鼓励民营航天相关企业的发展,推进星载SAR在农业和城市建设等领域的应用,使得2020年之后的商业SAR卫星项目快速增长,呈现出项目数量多、商业计划多以及SAR系统多样性高的特点。发射了包

表1 现有SAR卫星星座参数

Table 1 Parameters of SAR satellites in constellations

星座	工作波段	极化能力	在轨卫星数量 (原计划发射数量)	轨道高度/km	质量/kg	成像幅宽(方位/km × 距离/km)	模式数
Umbra	X	HH或VV单极化	7	~600	70	标准聚束:5×5;160s聚束:5×5	2
Capella	X	HH或VV单极化	6(36)	~600	2代110 3代197	聚束:5×5;条带:5~10×20,50,100 滑动聚束:介于条带与聚束之间	5
ICEYE	X	VV单极化	38(∞)	~500	85	聚束:5×5;条带:30×50 扫描:100×100	3
iQPS	X	HH或VV单极化	7(36)	300~600	100	聚束:7×7;条带:14×14	2

表2 国外SAR卫星参数

Table 2 Parameters of foreign SAR satellites

卫星	工作波段	极化能力	轨道高度/km	卫星质量	幅宽/km	模式数	方位分辨率/m
Radarsat-1	C	HH	800	2 750 kg	45~500	7	8
Radarsat-2	C	全极化	800	2 200 kg	18~530	18	1
RCM	C	全极化	600	1 400 kg	20~500	10	1
Almaz-1	S、C、X	HH	300	18 550 kg	25~150	/	15
Kondor-E	S	HH、VV	500	1 100 kg	聚束8~10;扫描30~120	/	聚束1~2; 扫描5~30
Kondor-FKA	S	HH、VV	500	1 100 kg	10~150	5	聚束1~2;条带1~3;扫描5~30
SAR-lupe	X	HH	500	770 kg	500	2	1
TerraSAR-X、TanDEM	X	全极化	500	1 230 kg	聚束10;扫描1 500	3	聚束1;条带3;扫描18
COSMO-Skymed	X	全极化	600	1 700 kg	10~200	5	1~100
Sentinel-1A/B	C	双极化	700	945 kg	20~400	4	5~40
ALOS-1	L	全极化	700	3 850 kg	条带40~70;扫描250~350	4	2.5~154
ALOS-2	L	全极化	600	2 120 kg	条带50;扫描350;聚束25	3	1~100
ALOS-4	L	全极化	600	~3 000 kg	条带100;扫描700;聚束35	3	聚束1;条带3~10
TecSAR	X	全极化	500	260 kg	100	/	1~20
长曲棍球	L、X	/	400~700	12 t~16 t	/	/	最高0.3
FIA	/	/	1 000~1 100	~8 t	/	/	最高0.3

注:“/”表示信息未知。

括宏图一号01组(王晓梅等,2023)、泰景四号01星(赵可等,2023)、齐鲁一号(Zhou等,2022)、珞珈二号01星(Kong等,2023)、巢湖一号(王斌等,2024)在内的多颗商业SAR卫星。此外,近年来国家为继续提升环境监测、军事侦察能力发射了陆地探测四号01星(苗珊珊,2023)、环境减灾二号卫星E、F(陈娟等,2022)等先进SAR卫星,但也存在一些问题,我国的SAR卫星目前多以单星模式发展为主,女娲星座计划发射44颗雷达卫

星,目前只发射了其中4颗(王宇翔,2024);轻小型SAR卫星“天仙星座”计划发射96颗卫星(吴长锋,2021),目前还没有发射进展。而与此同时芬兰已经有了多达数十颗卫星的大型SAR卫星星座,美国的大型SAR星座计划进展也相对我国更快,以统一的框架进行卫星制造、轨道排布和地球测绘,在效率、成本方面有相当的优势,并且也利于后续数据的关联和处理。部分国内SAR卫星如表3所示。

表3 国内SAR卫星参数
Table 3 Parameters of domestic SAR satellites

卫星或星座	发射年份	工作波段	极化能力	轨道高度/km	卫星质量/kg	幅宽/km	模式数	方位分辨率/m
环境一号C	2012	S	VV	500	890	条带40; 扫描100	2	单视5; 四视20
高分3号	2016	C	全极化	700	2 779	10~650	12	1~500
陆探一号01组A/B星	2022	L	HH、VV	600	3 200	条带30~100; 扫描400	6	条带3~30; 扫描30
陆地探测四号01星	2023	L	全极化	36 000	≤5 500	/	/	20
海丝一号	2020	C	VV	500	185	条带20; 聚束5; 扫描50~100	4	1~20
环境减灾二号卫星E、F	2022	S	双极化	500	≤1 900	35~100	2	5~25
齐鲁一号	2022	Ku	HH	500	191±5	6~8	7	聚束<1
巢湖一号	2022	C	VV	500	285	7~175	6	1~20
宏图一号01组卫星	2023	C&X	HH	500	主星320; 辅星270	10~80	6	聚束<0.5; 其他模式1~5
涪城一号	2023	C	/	/	300	25	/	1.67
济高科技号	2023	X	/	700	230	90	/	聚束<1
泰景四号01星	2022	X	VV	500	340	/	/	/
泰景四号03星	2024	Ku	/	500	230	>10	>3	聚束<1
珞珈二号01星	2023	Ka	/	600	19.8	/	/	聚束0.5

注:“/”表示信息未知。

1.3 星载SAR数据集

星载SAR数据集已成为目标监视、环境监测、地表形变分析以及灾害响应等诸多领域的重要信息来源。许多处理技术,如特征提取、自动目标识别(automatic target recognition, ATR)等技术,需要借助星载SAR数据集支撑才能实现。部分常用星载SAR数据集如表4所示(Li等,2024,2017; Lei等,2021; 徐从安等,2022; Hou等,2020)。

得益于国内外星载SAR平台数据获取能力的

快速提升,面向不同目标、具有不同频段、适应不同分辨率以及支撑各种应用场景的数据集不断丰富,为人工智能、深度学习和大数据等技术与SAR图像应用的深度融合奠定了良好的基础。

2 星载SAR成像体制

星载SAR成像技术作为现代遥感技术的重要组成部分,为自然资源管理、环境监测、灾害预警、城

表4 部分星载SAR数据集
Table 4 Spaceborne SAR datasets

数据集	主要目标类型	分辨率/m	波段	极化	卫星
AIR_SARShip*	舰船	1,3	C	VV	高分3号
HRSID*	舰船	0.5~3	C/X	HH/VV/HV/VH	Sentinel-1B, TerraSAR-X, TanDEM-X
MSAR*	多种地物	< 1	C	全极化	海丝一号、高分3号
SADD*	飞机	0.5~3	X	HH	TerraSAR-X
SAR-AIRcraft*	飞机	1	C	单极化	高分3号
SAR-Ship-Dataset*	舰船	3~25	C	HH, VV, VH, HV	Sentinel-1, 高分3号
SSDD*	舰船	1~15	C/X	HH, VV, VH, HV	Sentinel-1, RadarSat-2, TerraSAR-X
OGSOD*	桥梁、港口、坦克	3	C	VV, VH	高分3号
OpenSARShip2.0	舰船	20	C	HH, VV, VH, HV	Sentinel-1
SRSDS-SAR	舰船	1	C	/	高分3号
RSDD-SAR	舰船	2~20	C/X	HH, HV	高分3号, TerraSAR-X
FUSAR-Ship 1.0	舰船	1.124~1.75	C	HH, VV	高分3号

注：“*”表示该数据集已经被SARDet-100K整理标准化收录

市规划以及军事侦察等众多领域提供了高精度的地球遥感图像。随着科技的进步和应用需求的不断扩展,传统的成像体制获得的SAR图像在某些方面已经难以满足当前精确探测、精细感知的应用需求。为了获得满足市场要求的高质量SAR图像,星载SAR成像技术体制亟需创新与发展。多维度观测与高分宽幅成像正是当前研究的两大重要方向。

多维度观测旨在通过技术手段,提升SAR系统的观测维度,通过多维信息扩展与融合提高星载SAR的目标信息获取能力,这对于精细感知具有重要意义。而高分宽幅成像则旨在提升SAR图像的分辨率和覆盖范围,以满足更大范围、更精细的对地观测需求。

2.1 多维度观测

传统的星载SAR通常在单一维度上获取地面信息,如单一的发射频率、单一的极化方式和固定的收发几何关系,这种探测模式对地面信息的挖掘是有限的,可能会造成地物目标重要信息的丢失。随着对SAR获取信息量要求的提高,对发射信号各维度的拓展势在必行,多波段、多极化和双/多基技术逐渐成为SAR成像体制的发展方向。

2.1.1 多波段

SAR发射信号在地面材料中的穿透性与波长相关,不同波段的电磁波可以获取到地物目标的不同

散射特性:L波段SAR具备较强的穿透能力,适用于森林、湿地等复杂地形的监测;C波段兼具高分辨率和适中的穿透能力,适用于城市环境监测、土地利用变化分析等,能够提供详细的地表形态信息;X波段SAR穿透能力较弱,但具有极高的空间分辨率,适用于城市建成区的细节捕捉和变化检测。多波段SAR是传统单一载频SAR在发射频率维度的扩展,能够获得比单波段SAR更多的目标信息。

1994年美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)、德国宇航中心和意大利航空局合作发射的SIR-C/X-SAR开拓性地采用了C、L和X 3个波段同时成像的技术。美国的航天飞机雷达地形测绘任务(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)计划在航天飞机上搭载了C波段和X波段SAR载荷,在南纬 56° ~北纬 60° 之间获取干涉雷达数据,反演数字高程模型。加拿大的UrtheCast公司发射的OptiSAR星座(Fox等,2017)包含了8个光学卫星和8个SAR卫星,其中SAR卫星工作在X波段和L波段,即使在恶劣条件下也能提供清晰的地球表面图像,在灾害评估、资源管理和环境监测等方面发挥了重要作用。

2.1.2 多极化

极化描述了电磁波的矢量特征,任意电磁信号的极化方式可以用水平(H)极化和垂直(V)极化来

线性合成。早期的极化SAR仅采用单一极化的电磁波收发通道,仅能测量到目标散射回波中的部分计划信息,难以充分反映目标的复杂散射特性,在某些场景中应用效果不佳,如复杂地形或多变环境下的监测任务。因此,全极化SAR应运而生,通过不同极化方式的信号收发组合,形成完备的极化基,对地物的表面结构、材质以及形状等信息进行全面探测。多极化SAR探测得到的地物目标散射回波信号的幅度和相位信息包含在极化散射矩阵里,通过极化合成还可以获得任意极化组合下目标的回波功率,这些更加丰富的信息极大地提高了对地物,特别是人造目标的检测、识别和分类的能力。

SIR-C/X-SAR首次在卫星上通过交替发射H极化和V极化信号,获取全极化信息。此后全极化星载SAR蓬勃发展,日本的ALOS-1,德国的TerraSAR-X/TanDEM-X,以及我国的GF-3均具有全极化获取能力。

相对于单极化和双极化SAR,全极化SAR大幅度减小了观测范围,提高了对系统的要求(Raney等,2012),使得系统资源消耗、载荷功耗、传输数据率等观测成本增加。针对全极化的这种问题,简缩极化的工作模式被提出,它通过发射一个由H/V极化线性合成的或圆极化的电磁波,配合双线极化天线接收,组合出多种模式,满足在不同场景下的需求。常见的3种简缩极化模式为 $\pi/4$ 模式、圆极化发射线极化接收(circular transmit linear receive, CTRL)模式和双圆极化(dual circular polarization, DCP)模式,其收发信号组合如图1所示。 $\pi/4$ 模式发送 45° 极化电磁波,接收一组H和V极化的回波信号;CTRL模式发射圆极化电磁波,接收H和V极化回波信号;DCP模式发射和接收的信号都是圆极化波。目前配备了简缩极化模式的星载SAR系统主要包括:印度的RISAT-1(Dasari和Lokam,2018)、日本的ALOS-2/PALSAR-2、加拿大的RCM星座(Mahdianpari等,2019)等。

尽管简缩极化模式一定程度上降低了全极化模式的观测成本,但其将获取的目标极化信息杂糅在两个通道中,不具有完备性。Raney(2008)提出一种混合全极化模式,通过交替发射左圆和右圆极化的电磁波,同时接收H和V极化的回波信号,不仅保留了全极化信息的测量能力,也能够实现大范围观测。我国的LT-1是国际上首颗配备混合全极化模式的卫星。

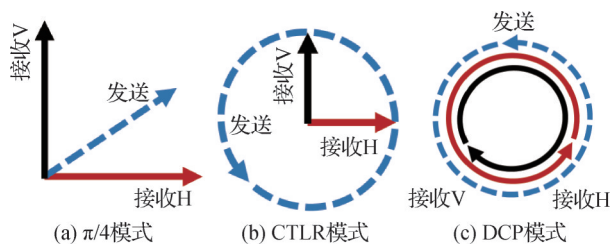


图1 简缩极化SAR的3种信号收发模式

Fig. 1 Three signal transmission and reception models of compact polarimetric SAR

(a) $\pi/4$ mode; (b) circular transmit linear receive mode; (c) dual circular polarization mode)

2.1.3 双/多基协同探测

根据发射机和接收机安装平台的不同,SAR分为单基SAR和双/多基SAR。单基SAR的发射机和接收机安装在同一平台,由于只需要准确知道单一平台的位置信息,成像处理较为简单。但由于对地探测需求的提高,单基SAR存在易被干扰、要求较大的系统功率以及难以实现短的重访周期等问题,因此,收发系统分置在两个以上平台上的双/多基SAR技术受到了广泛的关注。

与单基SAR相比,双/多基SAR通过收发分置,可以有不同的空间位置关系,能够接收到目标不同视角的散射信息,大幅提高了观测信息量。同时由于接收机单独放置,且无需发射电磁波,在现代战争中隐蔽性强,不易被侦察。在干涉测量中,不同平台间组成了可以灵活配置的干涉基线,可以根据不同观测区域的测量精度要求灵活调整,自由度更高。整体上看,收发系统可搭载于卫星、飞机、无人机和地面装置等多种平台,构型多样以及布局灵活,是星载SAR技术发展的重要方向之一。

2.2 高分宽幅技术

分辨率和测绘带宽是星载SAR的两个重要指标,高分辨率能带来更多地物的细节信息,便于提高图像解译的准确性;大测绘带宽覆盖更广泛的观测区域,减少了重复观测次数,提高了探测效率。然而由于天线最小面积的限制,这两种需求在传统SAR系统设计上相互矛盾的(李新武等,2020),如图2所示,具有高分辨率的聚束/滑动模式无法获得大的观测带宽度,能覆盖较大宽度观测带的条带模式及扫描模式不具有精细分辨能力。

随着对地遥感需求的不断提高,如何打破高分辨率和宽幅成像之间的矛盾成为各国科学家们研究

的热点。目前的高分宽幅成像技术主要包括:多通道、变脉冲重复频率和多发多收(multiple-input multiple-output, MIMO)等。

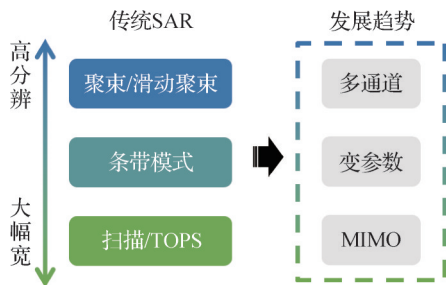


图2 传统体制SAR向高分宽幅体制的发展趋势

Fig. 2 The evolution of the traditional SAR system to the high-resolution and wide-swath SAR system

2.2.1 多通道技术

多通道雷达技术通过增加距离向或方位向的系统通道数量获得更多的地面信息,并结合信号处理方法解决传统星载SAR在高分和宽幅之间的矛盾。多通道SAR技术又可以进一步分为方位向多通道和俯仰向多通道。

方位多通道技术根据相位中心多少可以分为单相位中心方位多波束(single phase center multiple azimuth beams, SPC-MAB)(Currie 和 Brown, 1992)和偏置相位中心方位多波束(displaced phase centers multiple azimuth beams, DPC-MAB)(Krieger 等, 2004; Zhao 等, 2015): SPC-MAB在发射端沿方位向用部分孔径发射一个宽波束以实现方位向高分辨,在接收端利用所有孔径接收回波,通过对不同通道加权来生成不同指向的子回波,对脉冲重复频率(pulse repetition frequency, PRF)最小值的限制降低至单个子多普勒带宽,从而降低了方位采样率。完整的方位向回波由子回波进行频移和拼接得到,由此实现高分宽幅。然而,该模式由于子孔径波束之间相互影响,具有较大的方位模糊,导致图像质量下降;DPC-MAB同样采用“宽发”的方式以获得方位向的高分辨率,区别于SPC-MAB, DPC-MAB在接收端上沿方位向均匀排布多个接收天线,对于每个发射信号都可得到多个接收回波,使得在较低的PRF下提高方位向采样率,从而实现高分宽幅。然而,在实际应用中,星载SAR系统存在的各接收通道间幅相特性差异可能会降低DPC-MAB模式的解模糊性能,严重影响成像过程。

相比而言,SPC-MAB和DPC-MAB本质上均是以空间采样换取时间采样,突破方位高分辨和宽测绘带要求对PRF设计带来的矛盾,以实现高分宽幅。目前,通过多通道实现高分宽幅的技术已经应用在许多星载SAR系统中,主要参数如表5所示。

表5 多通道高分宽幅星载SAR系统参数

Table 5 Parameters of multi-channel high-resolution and wide-swath spaceborne SAR

卫星	国家	年份	通道数目	方位分辨率/m	测绘带宽/km
RadarSat-2	加拿大	2007	2	3	20
TerraSAR-X	德国	2007	2	0.25	4
ALOS-2	日本	2014	2	1	25
GF-3	中国	2016	2	5	120

俯仰多通道技术(Younis 等, 2003)以数字波束形成(digital beam forming, DBF)技术为基础,通过对子孔径信号的独立放大、下变频和数字化,生成灵活的接收波束,为克服传统SAR体制的缺点提供技术支持。俯仰向DBF系统采用单发多收的工作模式,在距离向上发射宽波束以实现较大的测绘带宽度,在接收端排布着多个独立的接收子天线,将宽测绘带划分为多个子测绘带,从而可以以较高的PRF实现宽测绘带回波接收。由于各通道信号分别接收与采集,并在数字域通过DBF技术将信号相干累加,生成一个等效的高增益窄波束,大幅提高了系统信噪比性能(邓云凯 等, 2020)。

然而,由于俯仰向子波束覆盖范围存在盲区,拼接后的成像带不连续,针对这一问题,提出变脉冲重复频率的高分宽幅技术(Luo 等, 2014)。

2.2.2 变脉冲重复频率

Staggered SAR是一种变脉冲重复频率的新体制SAR(Villano 等, 2017),利用变化的PRF造成盲区的位置沿着成像带移动,从而将盲区分散在整个成像带内,使得恢复盲区中的数据成为可能。该技术与俯仰向多波束相结合,可以在不改变分辨率的前提下实现超宽幅连续成像。

根据等效PRF相对于多普勒带宽的过采样率, Staggered SAR可以分为高过采样率 Staggered SAR (high oversampling rate staggered SAR, HS-SAR)和低过采样率 Staggered SAR (low oversampling rate

staggered SAR, LS-SAR)两种类型。HS-SAR的过采样率约为 $2.3 \sim 3.5$ (Gebert 和 Krieger, 2010; Villano 等, 2013), 依赖于方位向高过采样率, 方位频谱混叠被大大减弱。典型的HS-SAR系统是德国DLR研发的Tandem-L系统 (Moreira 等, 2015), 它是一种工作在L波段的全极化双基星载SAR, 采用多通道数字馈电阵列体系结构, 在发射信号时激活所有馈源阵列, 对更大的观测范围进行照射, 从而实现雷达宽测绘带成像。但是, 较高的过采样率会增大雷达回波数据量, 加重雷达在硬件上数据存储和传输的负担, 提高成本。因此, 研究者们又提出LS-SAR系统。LS-SAR的过采样率一般为 $1.1 \sim 1.5$ (Wang 和 Wang, 2016), 不仅降低了数据存储和传输成本, 还可以很好地解决HS-SAR的距离模糊问题。但LS-SAR存在方位向频谱混叠的问题, 导致成像结果中存在严重的方位模糊, 这是目前LS-SAR研究的瓶颈问题。

2.2.3 MIMO多发多收

MIMO SAR通过发射多个波形、同时接收多个回波, 实现了自由度、等效相位中心的增加 (Krieger 等, 2008), 提高了等效方位向采样率, 抑制了方位向模糊, 在打破高分宽幅限制的问题上比单发单收和单发多收的SAR系统更有效。

根据多个收发天线之间的位置和布局关系, MIMO SAR可以分为紧凑式和分布式两类 (Li 和 Stoica, 2009)。如图3所示, 紧凑式MIMO SAR的各天线位于同一运动平台或间距较近, 能够实现相干发射, 利用通道间信号的强相关性可以方便地通过信号处理实现高分宽幅成像。分布式MIMO SAR各收发天线之间间距较大, 各通道信号之间不相关, 因此各通道目标回波同时衰落的概率很低, 能够获得空间分集增益, 有效克服目标雷达散射截面闪烁, 提高雷达在目标检测、参数估计等方面的能力。

作为一种新的成像体制, MIMO SAR还面临许多关键技术难题有待突破, 其中最受研究者重视的是正交波形集设计与分离技术。根据发射波形特征, MIMO SAR可分为以下3类: 1) 时分复用。各发射单元在各脉冲间依次切换发射, 用时间资源换取空间资源, 如乒乓模式的全极化干涉SAR系统 (Cloude 和 Papathanassiou, 1998) 和 ANRTINO 下视三维成像系统 (Klare 等, 2006), 是一种成本较低、实现简单的正交波形设计方法, 但存在多普勒模糊和

距离模糊无法同时抑制的问题; 2) 频分复用。各发射信号在频域不重叠, 接收时可通过带通滤波器分离回波, 通过子带拼接来实现高分辨率, 如德国FGAN-FHR开发的机载PAMIR系统 (Ender 和 Brenner, 2003), 但存在系统接收成本高、性能有限的问题; 3) 码分复用。通过对发射信号的相位编码, 使得各回波在多普勒频域的频移, 即可用滤波器实现回波分离, 该技术编码自由度高, 波形实现简单, 分离成本低, 已在TerraSAR-X上首次进行实验验证 (Bordoni 等, 2014)。

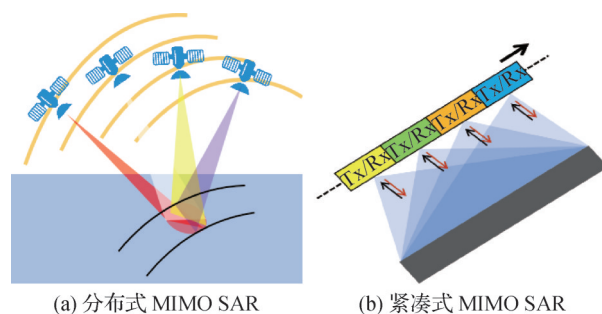


图3 MIMO SAR分类示意

Fig. 3 MIMO SAR classification

((a) distributed MIMO SAR; (b) compact MIMO SAR)

3 智能数据处理方法

随着星载SAR系统的不断发展, SAR图像分辨率不断提高, SAR图像数据资源也越来越丰富。随着数据量剧增以及应用需求不断升级, 针对具体场景和具体数据提出的传统SAR数据处理方法常面临物理模型失配、特征提取困难、海量数据处理缓慢等挑战。受益于计算机科学和人工智能的突破性进展, SAR图像数据的处理方法变得更加智能化、快速化和普适化, 实现了从算法驱动的传统处理方法到以数据驱动的智能处理方法的发展, 使SAR图像数据处理精度和效率都有显著提升, 有效改善了SAR图像数据的应用效能。

星载SAR图像数据处理包括SAR图像的增强、融合、分割; 对目标的检测、分类、识别、跟踪; 多模态数据的信息提取、干涉处理、智能监测与应用等技术。现有的智能数据处理方法可以充分利用SAR图像的数据特征, 对SAR图像进行有效的特征提取和精细处理, 本节将从机器学习和深度学习两方面来展示智能数据处理方法在SAR图像数据处理领

域的发展现状。

3.1 机器学习

机器学习算法模型众多,其所建立的相关模型在数学上也具有较强的可解释性,常见的机器学习方法包括支持向量机(support vector machine, SVM)、马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)、字典学习(dictionary learning)、决策树(decision tree)和无监督聚类等方法。相对于传统的图像处理方法,机器学习方法能够对大量的已知信息进行快速的选择,具有超参数少、处理效率高和自适应能力强的优势。

SVM是一种基于统计学习理论的机器学习方法,主要通过向量积的方法将数据从低维度的原始空间映射到高维度的特征空间,进而在高维度空间中找到一个最优分类超平面。SVM可以将线性不可分问题转化为线性可分的问题,在SAR图像目标分类识别领域得到广泛应用,其一般流程是首先提取SAR图像的分类特征向量,然后将特征进行连结组合并选取核函数、完成参数估计,然后使用SVM进行训练获得分类器模型,对应的技术流程图如图4所示。利用图像分类特征的SVM方法在高维、小样本情况下具有较强的学习能力和泛化能力,能够以较低的计算复杂度实现较好的SAR图像分类效果。Hosseini等人(2011)将SVM应用到极化SAR图像分类中,该方法首先从AIRSAR数据中提取多个特征参数,然后使用不同的特征参数来评估SVM分类器的稳健性和准确性。实验结果证明,SVM在全极化数据分类方面优于最大似然分类器、最小距离分类器和Wishart分类器等传统分类器。Li等人(2021b)通过将灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)纹理特征引入到训练样本的提取和分类步骤中,提出一种基于SVM的北极海冰分类算法,该方法能无监督地生成训练样本,可以较好地适应北极海冰条件的显著变化。Li等人(2021a)首先通过Relief方法选择具有较强区分舰船和海杂波能力的极化旋转域特征,然后将极化旋转域特征和SVM相结合用于船舶检测,Radarsat-2和高分3号(GF-3)的数据集检测结果证明了该方法的有效性。贾程澄等人(2021)提出一种基于SVM的SAR图像舰船目标识别方法,该方法通过相关系数来进行特征筛选,通过加权融合构造多核SVM模型,从特征提取和分类器训练两个方面提升舰船目

标识别的准确度。

MRF是一种基于图像统计建模的机器学习方法,其通过最大化后验概率推理观测数据的类型。由于MRF方法利用了图像的像素空间关系和上下文信息,在一定程度上可以抑制SAR图像中噪声的不利影响,因此在SAR图像分割和目标分类领域应用广泛。D'Elia等人(2014)通过使用基于信息论(information-theoretic, IT)的SAR图像特征,利用基于树结构的马尔可夫随机场(tree-structured MRF, TS-MRF)分割算法和学习矢量量化模型来实现面向对象的分类,减少了SAR图像中相干斑噪声对分类结果的影响。Yin等人(2020)将基于恒虚警率(constant false alarm rate, CFAR)的边缘惩罚项和自适应邻域系统引入到MRF能量函数中,提出基于像素和基于区域的SAR图像MRF分类方法,并通过实验介绍了这两种方法在土地覆盖分类中的适用场景。Liu等人(2022)将Wishart模型与MRF结合提出一种极化SAR图像监督分类方法,该方法给出了一种自适应邻域系统选择标准,为图像中的每个中心像素选择最合适的邻域以提高MRF分类性能。

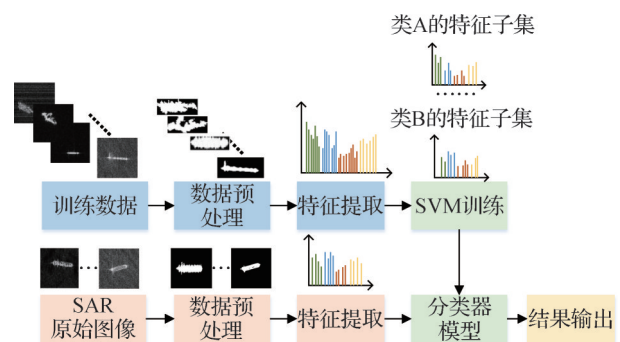


图4 SVM分类技术流程图

Fig. 4 The flowchart of classification algorithm based on SVM

字典学习是一种基于稀疏表示的机器学习方法,其可以通过自适应学习的方式来构建具有目标信号潜在特征的过完备字典,从而达到用少量字典原子的线性组合来表征目标信号的目的。字典学习方法能有效揭示被隐藏在训练数据内部的数据特征,广泛应用在SAR图像去噪和目标分类识别等领域。基于字典学习的目标识别方法流程图如图5所示,首先对各类目标的训练样本进行特征提取,然后通过字典学习方法获得各类目标在不同特征下的目标字典,最后根据构建的稀疏表示模型对测试样本进行稀疏表示,并根据重构误差实现目标的分类识别。

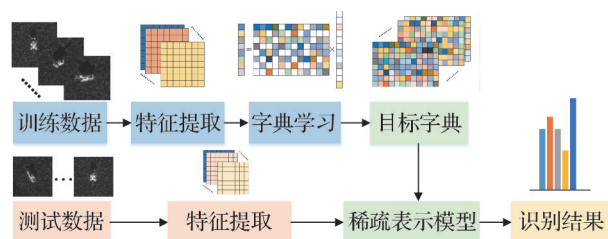


图5 基于字典学习的目标识别方法流程图

Fig. 5 The flowchart of object detection algorithm based on dictionary learning

Liu 等人(2020)提出一种乘积字典学习(product dictionary learning, PDL)算法来实现SAR目标形态识别,该算法首先采用最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)方法构建学习字典,增强算法对噪声的鲁棒性,然后采用乘积模型对SAR图像建模,提高算法的识别率,最后通过稀疏表示将乘积模型和学习字典进行结合,有效提高了SAR图像识别的性能和鲁棒性。Han 等人(2023)提出一种基于多信息的动态联合稀疏表示模型,并将其应用于SAR目标识别领域,该方法分别利用SAR图像的幅度信息、频域信息和目标阴影信息来构建目标字典,然后采用最小重构误差准则对目标进行识别。Ma 等人(2024)提出一种基于联合训练的子字典学习的SAR目标识别方法,该方法首先采用联合训练的方式来学习各种类别目标的子词典,增强了各类别目标子字典的判别能力,然后采用极值理论(extreme value theory, EVT)对每个类的匹配和非匹配误差进行建模,从而确定类边界,最后通过重构误差与类边界的比较来完成目标的分类识别。

3.2 深度学习

深度学习是一种人工智能方法,具有从大量数据中以分层的方式学习有效特征的能力,能减少人工特征提取的复杂性和误差。常见深度学习网络包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、深度置信网络(deep belief network, DBN)、堆叠自动编码器(stacked autoencoder, SAE)和Transformer网络等。相比于主要依靠设计模型的传统机器学习方法,深度学习的模型参数规模更大,自适应程度更高。基于深度学习的图像数据处理方法只需要通过多层神经网络的堆叠,就可以直接从原始数据中自动提取到更抽象和更高层次的目标特征,提升了算法整体预测或识别的准确性。

CNN是深度学习中的经典算法,通常由一系列

卷积层、池化层、全连接层和激活函数组成,其工作原理是由卷积层学习不同的特征信息,由池化层降低数据的维度并保留重要的特征信息。通过多层堆叠的卷积层和池化层,相关特征变得越来越抽象和具有代表性,最后使用全连接层对提取到的特征进行整合和分类。CNN的典型结构如图6所示。

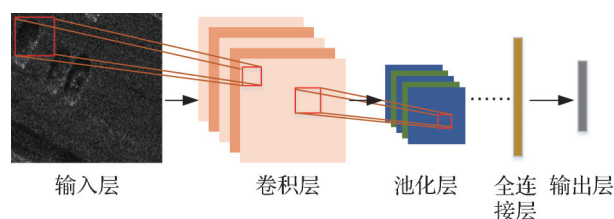


图6 CNN结构

Fig. 6 The structure of CNN

Girshick 等人(2014)将目标候选区域和CNN相结合,构建首个基于CNN的深度检测网络模型R-CNN(region-based CNN),开启了基于深度学习目标检测的热潮。R-CNN目标检测流程图如图7所示,首先使用选择性搜索(selective search)算法在输入图像上获取一系列可能包含目标的候选区域,然后对每个候选区域采用CNN网络提取特征,并输入到分类器中得到分类结果,最后通过非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)和边界回归对目标的候选框进行筛选和修正,提高检测的准确性。Ma 等人(2018)采用CNN模型对GF-3 SAR图像中舰船目标进行联合检测和识别,基于GF-3数据集的实验证明了CNN模型的性能表现优于传统的SVM和K最近邻分类器。Zhang 等人(2022a)提出一种用于SAR自动目标识别(ATR)的轻量型注意力机制CNN模型(attention mechanism CNN, AM-CNN),该模型将注意力机制和深度卷积网络相结合,在MSTAR数据集获得了优异的识别效果。Guo(2022)在基于CNN的改进型全卷积神经网络(fully convolutional neural network, FCNN)的基础上提出一种多特征融合决策卷积神经网络(multi-feature fusion decision CNN, MFFD-CNN),该方法在池化层采用两种下采样方法,并在网络的不同部分使用不同的特征合并方式,可以在不增加模型训练参数的情况下获得较好的识别率。王蓉芳等人(2023)提出一种整型推理量化CNN的SAR图像跨域变化检测方法(integer inference-based quantization CNN, IIQ-CNN),该方法

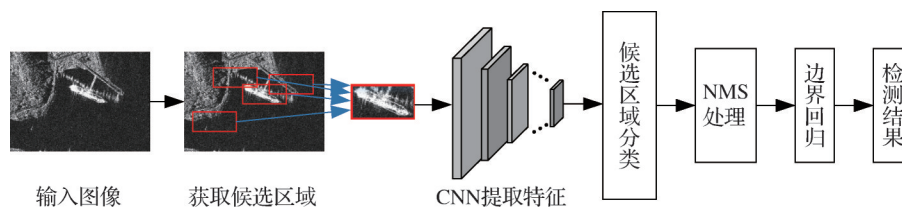


图7 R-CNN目标检测流程

Fig. 7 The flowchart of object detection based on R-CNN

在变化检测任务中首次引入整型推理量化技术,对深度网络模型进行模拟量化,提高变化检测模型的实时性和检测精度。Chai等人(2024)提出一种增强的级联R-CNN算法,用于检测SAR图像中复杂背景下的小型舰船目标,SAR-Ship-Dataset和HRSID数据集的实验结果证明了该算法在密集场景中对不同尺度的舰船目标检测的有效性。

DBN由多层受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)堆叠构成,其训练过程分为无监督的预训练和有监督的微调两部分组成。首先采用无监督预训练的方式让每一层的RBM对数据的特征逐层进行学习,然后使用有标签的数据对整个网络进行微调,以提高分类或预测的准确性。邓磊等人(2016)提出一种基于DBN的极化SAR图像分类方法,该方法首先构建极化类、辐射类、空间类和子孔径类的分类特征集和对应的特征矢量,然后利用DBN对海量分类特征进行逐层学习,获得有效的分类特征进行分类,最后采用AIRSAR数据实验证明了DBN在极化SAR分类中的可行性。Zhao等人(2017)将集成学习与DBN以无监督的方式结合,提出一种判别深度置信网络(discriminant deep belief network, DisDBN)来学习用于SAR图像分类的高级特征,真实SAR图像的实验结果证明了该判别特征学习方法的有效性。Wang等人(2020)提出一种基于引导重构和加权范数约束的DBN模型,该模型利用引导重构算法对SAR图像进行数据增强,采用加权范数约束的DBN算法对SAR目标进行深度稀疏特征提取,该模型降低了输出特征维数和网络训练次数,提升了SAR目标的识别性能。Yuan等人(2022)提出一种将CFAR和DBN相结合的SAR图像舰船目标检测方法,该方法首先利用CFAR进行全局检测得到目标索引矩阵,然后以目标索引为中心截取检测图像,最后利用已经训练好的DBN模型对舰船目标进行检测。

SAE是一种无监督的神经网络,由多个自编码器(autoencoder, AE)堆叠组成。AE主要由编码器和解码器两部分组成,其中编码器的任务是将高维输入数据映射到一个低维的潜在空间,实现样本的压缩与降维,解码器则负责将编码器生成的低维表示重新映射到原始的信号空间,实现样本的重建或复现。SAE网络会先进行各层AE的逐层预训练,再进行从顶层到底层的反向微调。为了适应具体问题并获得特定的特征,可以将AE模型与不同的惩罚项进行结合,获得如去噪自动编码器、稀疏自动编码器和收缩自动编码器之类的自动编码器。除此之外,SAE在SAR图像分类问题上也得到了应用,Liu等人(2019)通过将Fisher判别准则引入SAE,提出一种用于SAR图像变化检测的堆叠Fisher自动编码器(stacked Fisher autoencoder, SFAE),其提取的特征比原始SAE更具判别性。Hu等人(2022)提出一种基于SAE的SAR图像分类方法,以识别用于差分干涉测量的同质像素点,该方法使用SAE网络来学习强度图像的空间分布特征,并使用少量随机采样的标签数据进行训练以增强特征的辨别能力。Luo等人(2022)提出一种基于堆叠自动编码与卷积神经网络融合(fusion of SAE and CNN, F-SAE-CNN)的多时相极化SAR图像分类方法,该方法充分利用SAE网络的降维优点和CNN网络的分类性能,有效提高了极化SAR图像的分类精度。

近年来,Transformer在SAR图像数据处理领域取得了显著成就。Transformer模型由多个相同层级的编码器和解码器组成,且每个编码器和解码器都由多个自注意力机制(self-attention)和前馈神经网络构成。Transformer通过引入自注意力机制可以并行地对输入的序列进行处理,实现对序列数据中各元素间复杂依赖关系的捕获,有利于图像全局信息的获取。Qi等人(2023)提出一种基于ViT(vision Transformer)模型的SAR舰船图像分类方法,该方法

将SE(squeezing-and-excitation)模块与多头注意机制相结合,自适应地确定每个特征的权重,进一步提高了分类精度。Shi等人(2024)针对CNN难以有效捕捉舰船目标全局信息的问题,利用Swin Transformer模型提取SAR图像的多层特征,使舰船目标在密集排列下仍然能被有效地检测出来。为了充分发挥CNN和Transformer各自的优势,Wang等人(2024)将CNN和Transformer相结合,提出一种用于极化SAR图像分类和变化检测的3D-Conv-ViT(3D convolutional ViT)混合网络模型,其中CNN和Transformer分支分别提取数据的局部和全局信息,提高了极化SAR图像解译性能。

随着时间的推移,深度学习方法的理论也在不断发展,但其在具体的应用场景中仍然面临着一些挑战,如存在弱小目标检测精度低、复杂场景中强背景杂波干扰等问题。现有的深度学习方法一般是在通用模型的基础之上提出一些改进或优化策略,如通过使用更深的网络架构(ResNet、DenseNet等)来增强目标特征的提取能力;利用自注意力机制来获取图像的全局信息;通过前景与背景分离和上下文信息学习的方式,减少背景干扰对目标检测的影响;采用多尺度信息融合技术提高目标的检测精度;利用轻量化网络架构(MobileNet、SqueezeNet等)提高目标的检测速度等。除了以上的发展方向,深度学习还可以在迁移学习、弱监督与无监督学习、多源数据融合等方向进行探索,以期进一步提高模型的性能,使基于数据驱动的SAR图像处理方法变得更加智能、高效和精准。

4 发展趋势及挑战

近年来,星载SAR技术取得显著进展,发展趋势主要体现在以下方面:

1)星座SAR与轻量化SAR。近年来,抢占空间资源已经引起越来越多国家的重视,雷达卫星组网形成星座成为趋势。再者,伴随卫星制造和发射成本的降低,利用多颗小型卫星构建SAR星座系统已是大势所趋。通过星座系统中的多颗卫星协同工作,可大幅提升时相分辨率,增强全球覆盖能力。近年来,由Planet和ICEYE等公司推出的商业小卫星SAR星座系统,在全球范围内实现了快速响应和灵活部署。以ICEYE公司为例,其小卫星星座具备高

分辨率和数据获取效率显著提升等特点,可以在地震、洪涝等突发灾害发生后快速获取观测数据,展现了SAR技术在灾害监测领域的潜在突破点。

2)高分辨率与宽幅成像。随着天线和平台控制技术的进步,星载SAR正在逐步缓和高分辨率与宽幅成像之间的矛盾。传统的SAR面临着分辨率与覆盖范围之间的权衡问题:高分辨率往往意味着较小的观测带,而扩展覆盖区域则会牺牲图像细节。然而,近年来通过多通道、DBF和MIMO等技术的加持,SAR逐渐开启了可同时兼顾高分辨率和宽覆盖的成像时代,德国的TerraSAR-X系统星座在高分辨率成像和宽幅覆盖方面已取得显著成果。未来的SAR卫星系统将有更多成像模式更新迭代,结合热点区域的详细观测和全球大范围快速测绘需求,为地震灾害评估、洪水监测和气候变化研究提供高精度的数据支持。

3)多极化与任意频段成像。雷达采用不同频段的电磁波能够获取地物目标不同的散射信息。由于天线和能耗等资源的限制,星载SAR系统通常使用单一或少量几个波段,而任意频段SAR系统目前还处于预研阶段。若可在同一载荷平台上具有任意频段的波形发/收能力,则可依据SAR观测目标或执行任务,调整发射信号的频率,由此将获取地表不同层次的物理信息。例如,基于L波段和P波段的SAR观测,可有效穿透植被层获取地表信息,近年来在亚马逊热带雨林研究中取得了显著进展。同时,多极化SAR通过测量不同极化状态下的回波信号,也能扩展目标散射信息的观测维度,极化技术在植被监测、湿地保护和海冰监测等领域发挥着重要作用,未来将有更大的应用空间。

4)智能化数据处理。人工智能、大数据和云计算技术的快速发展为SAR数据的智能化处理提供了全新的解决方案。传统SAR图像的处理与解译主要依赖于手动操作和经验判别,而随着深度学习和机器学习算法的引入,SAR图像分类、目标识别、变化检测和地物特征提取等任务变得更加自动化和智能化。在灾害场景中,利用深度学习技术可显著提高目标识别的自动化程度。未来,智能化数据处理和云端大规模SAR数据分析平台将进一步简化SAR数据的使用,并降低用户的技术门槛。

5)复杂场景的InSAR与DInSAR。干涉SAR(InSAR)利用两次以上的SAR成像数据,通过干涉

处理技术获取地表高度信息,是生成高精度数字高程模型(digital elevation model, DEM)的重要工具。差分干涉 SAR(DInSAR)则通过分析多次观测的数据,测量地表的微小形变,如地震、滑坡和地面沉降等。目前,InSAR 和 DInSAR 在地质灾害监测、火山活动研究和基础设施变形监测等方面具有广泛的应用。以 2023 年土耳其地震为例,SAR 技术通过多次成像成功检测到大范围地表形变,为灾害评估和救援提供了科学依据。未来的发展将着重于提高干涉测量的精度与空间覆盖率,并结合更多频率与极化方式,以提升在复杂场景中的可靠性。

虽然星载 SAR 已经经历了半个世纪的发展,但是仍然面临许多瓶颈和挑战,体现在以下方面:

1)姿态与轨道的误差控制。星载 SAR 成像质量和精度高度依赖于卫星的姿态控制和轨道稳定性,尤其对于高分辨率和超高分辨星载 SAR,平台姿态和轨道的微小偏差会大大影响成像效果,即便有诸如自聚焦算法的校正,但成像速度和精度都不可避免地受到影响,从而导致后续 SAR 图像的应用效能降低,如干涉中的形变测量误差、目标检测识别误差等。如何有效控制姿态和轨道误差、实时校正系统参数以及保持卫星平台的稳定运行是目前亟待解决的一些关键问题。

2)海量数据的传输与存储。高分辨率 SAR 成像和多频段、多极化、多角度的观测产生了海量遥感数据,尤其未来的星座 SAR 系统将生成前所未有的数据量,将面临巨大存储、传输和处理的挑战。例如,ICEYE 的星座系统已暴露出地面站通信带宽不足的问题,限制了实时数据传输。如何实现高效的数据压缩、快速传输以及实时数据解码和解译,成为业内亟待解决的关键问题。当前,SAR 数据的存储主要依赖卫星内部存储和地面站间的传输链路,然而卫星存储容量有限且与地面站通信数据量受到能耗、带宽等资源的限制,实现大数据量的实时传输和存储面临挑战。

3)复杂场景中的目标解译。SAR 图像目标检测、分类和识别等依赖于目标所处环境的复杂程度。观测场景中,如果存在多种散射体,SAR 图像解译时需要解决虚假目标干扰、强背景散射体叠掩等问题,极大增加了目标判别的难度。虽然现有的人工智能、大数据和云计算等技术不断更新迭代,持续驱动和催生出新的 SAR 图像解译工具,但要求应用场

景、目标类别等均需满足一定的条件。2021 年,利用高分系列卫星的多极化 SAR 数据结合 CNN,成功实现了复杂海况下的船只目标检测。然而,在目标密集或背景复杂的情况下,如渔船聚集区或港口,虚假目标干扰和背景混叠问题仍然较为突出。因此,如何在复杂场景下准确识别目标、消除噪声与背景散射体的干扰,仍然面临较大挑战。

4)电磁干扰与外部噪声。SAR 作为主动式微波遥感设备,为了追求距离向高分辨率,通常需要较大的发射信号带宽和频带资源,而随着通信卫星、地面基站和无线电设备等不断增加,使得 SAR 系统很容易受到外部环境的电磁干扰,影响 SAR 图像质量。尤其是低轨卫星,外界电磁干扰更加显著。解决这一问题需要同时优化硬件设备和信号处理算法,设计更加抗干扰的天线和接收系统,以及在信号处理中使用优良的滤波和抑制噪声技术。此外,如何在多个 SAR 系统共存时避免频率重叠、减少干扰,也是星载 SAR 面临的挑战之一。

5 结 语

本文综述了星载 SAR 的最新研究进展,涵盖了 SAR 系统与数据集、成像技术体制和智能处理等方面。星载 SAR 技术取得了十分瞩目的进步,从单星 SAR 系统到星座协同 SAR 系统、从数据集匮乏到服务于各类应用的海量数据集、从高分辨率与宽幅成像到多极化、多频段以及多角度观测等多种体制,从传统成像处理方法到智能化数据分析与处理,未来的 SAR 技术将进一步扩展在地球观测、环境保护和灾害应急中的应用领域。然而,如何应对卫星姿态控制、海量数据处理、复杂场景解译、电磁干扰和国际合作等挑战,决定了 SAR 技术能否实现更加广泛的应用和商业化突破。相信随着技术的不断演进,星载 SAR 在数据获取和处理能力上不断提升,将为国防和民用领域的应用提供更加强有力的支撑。

致谢:本文由中国图象图形学学会微波智能成像专业委员会(筹)组织撰写。

参考文献(References)

- Bordoni F, Laux C, Wollstadt S, Youni M, Mittermayer J and Krieger G. 2014. First demonstration of azimuth phase coding technique by

- TerraSAR-X//Proceedings of the 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Berlin, Germany: VDE: 1-4
- Caltagirone F, Spera P, Vigliotti R and Manoni G. 1998. SkyMed//COSMO mission overview IEEE International Geoscience and Remote Sensing, Symposium Proceedings. Seattle, USA: IEEE: 683-685 [DOI: 10.1109/IGARSS.1998.699550]
- Chai B S, Nie X, Zhou Q F and Zhou X Y. 2024. Enhanced cascade R-CNN for multiscale object detection in dense scenes from SAR images. *IEEE Sensors Journal*, 24(12): 20143-20153 [DOI: 10.1109/JSEN.2024.3393750]
- Chen J, Wang G L, Wang D, Zhu Y L, Mei M X, Wang S L and Jia S L. 2022. Overview on HJ-2 05 Satellite. *Space International*, (12): 33-36 (陈娟, 王国良, 王迪, 朱雅琳, 梅名宣, 王帅雷, 贾松霖. 2022. 环境减灾二号05卫星概览. *国际太空*, (12): 33-36) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-2366.2022.12.008]
- Cloude S R and Papathanassiou K P. 1998. Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(5): 1551-1565. [DOI: 10.1109/36.718859]
- Currie A and Brown M A. 1992. Wide-swath SAR. *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 139(2): 122-135 [DOI: 10.1049/ip-f-2.1992.0016]
- Dasari K and Lokam A. 2018. Exploring the capability of compact polarimetry (Hybrid Pol) C Band RISAT-1 data for land cover classification. *IEEE Access*, 6: 57981-57993 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2873348]
- D'Elia C, Ruscino S, Abbate M, Aiuzzi B, Baronti S and Alparone L. 2014. SAR image classification through information-theoretic textural features, MRF segmentation, and object-oriented learning vector quantization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(4): 1116-1126 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2304700]
- Deng L, Fu S S and Zhang R X. 2016. Application of deep belief network in polarimetric SAR image classification. *Journal of Image and Graphics*, 21(7): 933-941 (邓磊, 付姗姗, 张儒侠. 2016. 深度置信网络在极化SAR图像分类中的应用. *中国图象图形学报*, 21(7): 933-941) [DOI: 10.11834/jig.20160711]
- Deng Y K, Yu W D, Zhang H, Wang W, Liu D C and Wang Y. 2020. Forthcoming spaceborne SAR development. *Journal of Radars*, 9(1): 1-33 (邓云凯, 禹卫东, 张衡, 王伟, 刘大成, 王宇. 2020. 未来星载SAR技术发展趋势. *雷达学报*, 9(1): 1-33) [DOI: 10.12000/JR20008]
- Ender J H G and Brenner A R. 2003. PAMIR — a wideband phased array SAR/MTI system. *IEE Proceedings — Radar, Sonar and Navigation*, 150(3): 165-172 [DOI: 10.1049/ip-rsn:20030445]
- Fan J C, Wang D Y, Zhao J H, Song D R, Han M and Jiang D W. 2017. National sea area use dynamic monitoring based on GF-3 SAR imagery. *Journal of Radars*, 6(5): 456-472 (范剑超, 王德毅, 赵建华, 宋德瑞, 韩敏, 姜大伟. 2017. 高分三号SAR影像在国家海域使用动态监测中的应用. *雷达学报*, 6(5): 456-472) [DOI: 10.12000/JR17080]
- Fox P, Tyc G and Beckett K. 2017. The UrtheCast SAR-XL multi-band, multi-aperture spaceborne SAR system//Proceedings of 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf). Seattle, USA: IEEE: 1761-1764 [DOI: 10.1109/RADAR.2017.7944492]
- Gebert N and Krieger G. 2010. Ultra-wide swath SAR imaging with continuous PRF variation//Proceedings of the 8th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Aachen, Germany: VDE: 1-4
- Girshick R, Donahue J, Darrell T and Malik J. 2014. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA: IEEE: 580-587 [DOI: 10.1109/CVPR.2014.81]
- Guo L. 2022. SAR image classification based on multi-feature fusion decision convolutional neural network. *IET Image Processing*, 16(1): 1-10 [DOI: 10.1049/ipr2.12323]
- Han H L, Lu W and Feng F. 2023. SAR image target recognition method by global and local dictionary sparse representation. *Applied Artificial Intelligence*, 37(1): #2189674 [DOI: 10.1080/08839514.2023.2189674]
- Hosseini R S, Entezari I, Homayouni S, Motagh M and Mansouri B. 2011. Classification of polarimetric SAR images using support vector machines. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 37(2): 220-233 [DOI: 10.5589/m11-029]
- Hou X Y, Ao W, Song Q, Lai J, Wang H P and Xu F. 2020. FUSAR-Ship: building a high-resolution SAR-AIS matchup dataset of Gaofen-3 for ship detection and recognition. *Science China Information Sciences*, 63(4): #140303 [DOI: 10.1007/s11432-019-2772-5]
- Hu J, Wu W Q, Gui R, Li Z W and Zhu J J. 2022. Deep learning-based homogeneous pixel selection for multitemporal SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: #5234518 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3203975]
- Ignatenko V, Dogan O, Muff D, Lamentowski L, Radius A, Nottingham M, Leprovost P and Seilonen T. 2022. ICEYE microsatellite SAR constellation status update: spotlight extended area mode, daily coherent ground tracks and waveform diversity//IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE: 4145-4148 [DOI: 10.1109/IGARSS46834.2022.9884027]
- Jia C C, Wang J and Qiu F. 2021. A ship target recognition method based on multi-feature extraction and multi-kernel SVM. *Electronics Optics and Control*, 28(11): 106-111 (贾程澄, 王军, 邱峰. 2021. 多特征提取和多核SVM的舰船目标识别方法. *光电与控制*, 28(11): 106-111) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2021.11.022]
- Klare J, Weiss M, Peters O, Brenner A and Ender J. 2006. ARTINO: a new high resolution 3D imaging radar system on an autonomous airborne platform//2006 IEEE International Symposium on Geoscience

- and Remote Sensing. Denver, USA: IEEE: 3842-3845 [DOI: 10.1109/IGARSS.2006.985]
- Konaka M, Motohka T, Yamamoto K, Kankaku Y, Arikawa Y and Suzuki S. 2021. Current status of developing ALOS-4 with key missions: Palsar-3 and SPAISE3//2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. Brussels, Belgium: IEEE: 387-390 [DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9554316]
- Kong W Y, Jin M Q, He D H, Xiao F, Zhao Y, Wang S H and Sun H W. 2023. First validation of ocean current measurement by along-track interferometry mode of Luojia-2 satellite//Proceedings of 2023 IET International Radar Conference. Chongqing, China: IET: 290-297 [DOI: 10.1049/icp.2024.1093]
- Krieger G, Gebert N and Moreira A. 2004. Unambiguous SAR signal reconstruction from nonuniform displaced phase center sampling. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 1(4): 260-264 [DOI: 10.1109/LGRS.2004.832700]
- Krieger G, Gebert N and Moreira A. 2008. Multidimensional waveform encoding: a new digital beamforming technique for synthetic aperture radar remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(1): 31-46 [DOI: 10.1109/TGRS.2007.905974]
- Lehner S, Schulz-Stellenfleth J, Brusch S and Li X M. 2008. Use of TerraSAR-X data for oceanography//Proceedings of the 7th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Friedrichshafen, Germany: VDE: 1-4
- Lei S L, Lu D D, Qiu X L and Ding C B. 2021. SRSDD-v1.0: a high-resolution SAR rotation ship detection dataset. *Remote Sensing*, 13(24): #5104 [DOI: 10.3390/rs13245104]
- Li B Y, Liu B, Huang L Q, Guo W W, Zhang Z H and Yu W X. 2017. OpenSARShip 2.0: a large-volume dataset for deeper interpretation of ship targets in Sentinel-1 imagery//Proceedings of 2017 SAR in Big Data Era: Models, Methods and Applications (BIGSAR DATA). Beijing, China: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/BIGSAR DATA.2017.8124929]
- Li C S, Yu Z and Chen J. 2019. Overview of techniques for improving high-resolution spaceborne SAR imaging and image quality. *Journal of Radars*, 8(6): 717-731 (李春升, 于泽, 陈杰. 2019. 高分辨率星载 SAR 成像与图像质量提升方法综述. *雷达学报*, 8(6): 717-731) [DOI: 10.12000/JR19085]
- Li H L, Cui X C and Chen S W. 2021a. PolSAR ship detection with optimal polarimetric rotation domain features and SVM. *Remote Sensing*, 13(19): #3932 [DOI: 10.3390/rs13193932]
- Li J and Stoica P. 2009. *MIMO Radar Signal Processing*. New Jersey, USA: Wiley-IEEE Press: 787-788
- Li X M, Sun Y and Zhang Q. 2021b. Extraction of sea ice cover by Sentinel-1 SAR based on support vector machine with unsupervised generation of training data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(4): 3040-3053 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3007789]
- Li X W, Guo H D, Peng X, Zhang L, Fu W X, Liang L and Wu W J. 2020. New advances of SAR and its application in earth observation. *Journal of Nanjing University of Information Science and Technology*, 12(2): 170-180 (李新武, 郭华东, 彭星, 张露, 傅文学, 梁雷, 吴文瑾. 2020. SAR 对地观测技术及应用新进展. *南京信息工程大学学报*, 2020, 12(2): 170-180) [DOI: 10.13878/j.cnki.jnuist.2020.02.004]
- Li Y X, Li X, Li W J, Hou Q B, Liu L, Cheng M M and Yang J. 2024. SARDet-100K: towards open-source benchmark and ToolKit for large-scale SAR object detection [EB/OL]. [2024-12-26]. <https://arxiv.org/pdf/2403.06534.pdf>
- Liu G C, Li L L, Jiao L C, Dong Y S and Li X L. 2019. Stacked Fisher autoencoder for SAR change detection. *Pattern Recognition*, 96: #106971 [DOI: 10.1016/j.patcog.2019.106971]
- Liu M, Chen S C, Lu F G and Liu J S. 2020. Product dictionary learning-based SAR target configuration recognition. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2020: #9704829 [DOI: 10.1155/2020/9704829]
- Liu M L, Deng Y K, Han C Z, Hou W T, Gao Y, Wang C L and Liu X Q. 2022. An innovative supervised classification algorithm for PolSAR image based on mixture model and MRF. *Remote Sensing*, 14(21): #5506 [DOI: 10.3390/rs14215506]
- Luo J J, Lyu Y and Guo J. 2022. Multi-temporal PolSAR image classification using F-SAE-CNN//2022 3rd China International SAR Symposium (CISS). Shanghai, China: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/CISS57580.2022.9971318]
- Luo X L, Wang R, Xu W, Deng Y K and Guo L. 2014. Modification of multichannel reconstruction algorithm on the SAR with linear variation of PRI. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(7): 3050-3059 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2298242]
- Ma M Y, Chen J, Liu W and Yang W. 2018. Ship classification and detection based on CNN using GF-3 SAR images. *Remote Sensing*, 10(12): #2043 [DOI: 10.3390/rs10122043]
- Ma X J, Ji K F, Zhang L B, Feng S J, Xiong B L and Kuang G Y. 2024. SAR target open-set recognition based on joint training of class-specific sub-dictionary learning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 21: #3500805 [DOI: 10.1109/LGRS.2023.3342904]
- Mahdianpari M, Mohammadimanesh F, McNairn H, Davidson A, Rezaee M, Salehi B and Homayouni S. 2019. Mid-season crop classification using dual-, compact-, and full-polarization in preparation for the Radarsat Constellation Mission (RCM). *Remote Sensing*, 11(13): #1582 [DOI: 10.3390/rs11131582]
- Miao S S. 2023. Break new ground for our own high orbit spaceborne SAR. *China Aerospace News* (苗珊珊. 2023. 蹚出一条属于我们的高轨 SAR 路. *中国航天报* [DOI: 10.28083/n.cnki.nchth.2023.000351])
- Moreira A, Krieger G, Hajnsek I, Papathanassiou K, Younis M, Lopez-

- Dekker P, Huber S, Villano M, Pardini M, Eineder M, De Zan F and Parizzi A. 2015. Tandem-L: a highly innovative bistatic SAR mission for global observation of dynamic processes on the earth's surface. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 3(2): 8-23 [DOI: 10.1109/MGRS.2015.2437353]
- Potin P, Rosich B, Miranda N, Grimont P, Bargellini P, Monjoux E, Martin J, Desnos Y L, Roeder J, Shurmer I, O'connell A, Torres R, Krassenburg M and Gratadour J B. 2017. Sentinel-1 mission status//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Fort Worth, USA: IEEE: 5525-5528 [DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8128255]
- Qi Y H, Wang L, Zhao C H, Wang N and Chen J K. 2023. Using squeeze-and-excitation vision transformer with local feature fusion for ship classification in SAR images//2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Pasadena, USA: IEEE: 7499-7502 [DOI: 10.1109/IGARSS52108.2023.10283157]
- Raney R K. 2008. Hybrid-Quad-Pol SAR//IGARSS 2008 — 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Boston, USA: IEEE: 491-493 [DOI: 10.1109/IGARSS.2008.4779765]
- Raney R K, Freeman A and Jordan R L. 2012. Improved range ambiguity performance in Quad-Pol SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(2): 349-356 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2121075]
- Shi C Y, Shen D B, Ma X R and Wang H Y. 2024. Oriented ship detection in SAR image with data augmentation based on swin transformer//Proceedings of the 39th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). Dalian, China: IEEE: 434-439 [DOI: 10.1109/YAC63405.2024.10598538]
- Srivastava S K, Banik B T, Adamovic M, Gray R, Hawkins R K, Lukowski T I, Murnaghan K P and Jefferies W C. 1999. Maintaining image quality and calibration of RADARSAT-1 CDPF products//IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Hamburg, Germany: IEEE: 443-445 [DOI: 10.1109/IGARSS.1999.773527]
- Stringham C, Farquharson G, Castelletti D, Quist E, Riggi L, Eddy D and Soenen S. 2019. The Capella X-band SAR constellation for rapid imaging//2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan: IEEE: 9248-9251 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8900410]
- Sugawara K, Ozawa S, Nohmi H, Kujubu O, Miyawaki M, Uetsuhara M, Fukai Y and Takahira R. 2024. In-orbit demonstration of FPGA-based SAR imaging processor for small satellite//Proceedings of the 15th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Munich, Germany: VDE: 50-53
- Thépaut J N, Dee D, Engelen R and Pinty B. 2018. The Copernicus programme and its climate change service//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain: IEEE: 1591-1593 [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8518067]
- Tian W, Xu X, Bian X L, Chai X, Wang S A, Gong H Z, Xiong W C and Shao Y. 2014. Applications of environmental remote sensing by HJ-1C SAR imageries. *Journal of Radars*, 3(3): 339-351 (田维, 徐旭, 卞小林, 柴勋, 王世昂, 宫华泽, 熊文成, 邵芸. 2014. 环境一号C卫星SAR图像典型环境遥感应用初探. *雷达学报*, 3(3): 339-351) [DOI: 10.3724/SP.J.1300.2014.13055]
- Villano M, Krieger G, Jäger M and Moreira A. 2017. Staggered SAR: performance analysis and experiments with real data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(11): 6617-6638 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2731047]
- Villano M, Krieger G and Moreira A. 2013. The Staggered SAR concept: imaging a wide continuous swath with high resolution//2013 14th International Radar Symposium (IRS). Dresden, Germany: IEEE: 679-684
- Viter V. 1993. Almaz//Proceedings of the 3rd Spaceborne Imaging Radar Symposium. [s.l.]: JPL: 53-58
- Wang B, Wang Y M, Li L and Deng J H. 2024. Typhoon emergency mapping experiment based on Hisea/Chaohu SAR. *Geospatial Information*, 22(9): 108-111 (王斌, 王英谋, 李雷, 邓建辉. 2024. 利用海丝/巢湖SAR开展台风应急测绘实验. *地理空间信息*, 22(9): 108-111) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-4623.2024.09.023]
- Wang J, Liu J, Ren P and Qin C X. 2020. A SAR target recognition based on guided reconstruction and weighted norm-constrained deep belief network. *IEEE Access*, 8: 181712-181722 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3025379]
- Wang L, Gui R, Hong H Y, Hu J, Ma L and Shi Y. 2024. A 3-D convolutional vision transformer for PolSAR image classification and change detection. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 11503-11520 [DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3409775]
- Wang R F, Wang L, Li C, Huo C L and Chen J W. 2023. IIQ-CNN-based cross-domain change detection of SAR images. *Journal of Image and Graphics*, 28(7): 2208-2220 (王蓉芳, 王良, 李畅, 霍春雷, 陈佳伟. 2023. 整型推理量化CNN的SAR图像跨域变化检测. *中国图象图形学报*, 28(7): 2208-2220) [DOI: 10.11834/jig.211159]
- Wang X M, Dai S Z, Lu J F, Zhou S M, Su H M, Kang R, Ren X N and Li W L. 2023. The application of Hongtu-1 SAR satellite in monitoring "23·7" heavy rainstorm and flood disaster in the Haihe River Basin//Proceedings of 2023 China Water Conservancy Conference (Volume 2). Zhengzhou, China: [s.n.]: 372-379 (王晓梅, 戴守政, 路聚峰, 周淑梅, 苏慧敏, 康芮, 任小宁, 李文龙. 2023. 航天宏图一号SAR卫星在海河流域"23·7"特大暴雨洪涝灾害监测中的应用//中国水利学会. 2023中国水利学术大会论文集(第二分册). 郑州, 中国: [s.n.]: 372-379) [DOI: 10.26914/c.cnkihy.2023.088165]
- Wang X Y. 2024. Construction of the Nuwa constellation of China's commercial remote sensing satellites and its innovative applications. *Aerospace China*, (1): 23-28 (王宇翔. 2024. 我国商业遥感卫星"女娲"星座建设及其创新应用. *中国航天*, (1): 23-28) [DOI: 10.11834/jig.211159]

- 10.3969/j.issn.1002-7742.2024.01.006]
- Wang X Y and Wang R. 2016. A novel signal processing algorithm for staggered SAR with low oversampling factors//Proceedings of the 11th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Hamburg, Germany: VDE: 1-4
- Wu C F. 2021-09-29 (03). The Era of Aerospace Information is Upon Arrival as the Project Plan of "Tianxian Constellation" is Released. Daily News of Science and Technology (吴长锋. 2021-09-29(03). "天仙星座"计划发布空天信息时代来临. 科技日报 [DOI: 10.28502/n.cnki.nkjr.2021.005378]
- Xu C A, Su H, Li J W, Liu Y, Yao L B, Gao L, Yan W J and Wang T Y. 2022. RSDD-SAR: rotated ship detection dataset in SAR images. Journal of Radars, 11(4): 581-599 (徐从安, 苏航, 李健伟, 刘瑜, 姚力波, 高龙, 闫文君, 汪韬阳. 2022. RSDD-SAR: SAR 舰船斜框检测数据集. 雷达学报, 11(4): 581-599) [DOI: 10.12000/JR22007]
- Yin J J, Liu X Y, Yang J, Chu C Y and Chang Y L. 2020. PolSAR image classification based on statistical distribution and MRF. Remote Sensing, 12(6): #1027 [DOI: 10.3390/rs12061027]
- Younis M, Fischer C and Wiesbeck W. 2003. Digital beamforming in SAR systems. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(7): 1735-1739 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.815662]
- Yuan L B, Chi X L and Wei H. 2022. Achievement of small target detection for sea ship based on CFAR-DBN. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022: #4630155 [DOI: 10.1155/2022/4630155]
- Zhang M, An J B, Yu D H, Yang L D, Wu L and Lu X Q. 2022a. Convolutional neural network with attention mechanism for SAR automatic target recognition. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 19: #4004205 [DOI: 10.1109/LGRS.2020.3031593]
- Zhang W F, Goodenough D G, Richardson A, Chen E X and Li Z Y. 2014. Forest stand level correlation analysis of ALOS-1 PALSAR signatures//2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. Quebec City, Canada: IEEE: 2332-2335 [DOI: 10.1109/IGARSS.2014.6946938]
- Zhao K, Zhong R F, Yang C K and Li Q Y. 2023. A strip noise removal method for TAIJING-IV 01 satellite imagery. Remote Sensing Information, 38(3): 32-39 (赵可, 钟若飞, 杨灿坤, 李清扬. 2023. "泰景四号 01 星"遥感影像条带噪声去除方法. 遥感信息, 38(3): 32-39) [DOI: 10.20091/j.cnki.1000-3177.2023.03.005]
- Zhao S, Wang R, Deng Y K, Zhang Z M, Li N, Guo L and Wang W. 2015. Modifications on multichannel reconstruction algorithm for SAR processing based on periodic nonuniform sampling theory and nonuniform fast Fourier transform. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8(11): 4998-5006 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2421303]
- Zhao Z Q, Jiao L C, Zhao J Q, Gu J and Zhao J. 2017. Discriminant deep belief network for high-resolution SAR image classification. Pattern Recognition, 61: 686-701 [DOI: 10.1016/j.patcog.2016.05.028]
- Zhou G R, Liu M Q, Xu Z Q, Wang M Z, Zhang B C and Wu Y R. 2022. Azimuth ambiguities suppression using group sparsity and nonconvex regularization for sliding spotlight mode: results on QILU-1 SAR data//IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE: 1660-1663 [DOI: 10.1109/IGARSS46834.2022.9884638]

作者简介

李春升, 男, 教授, 主要研究方向为星载 SAR 总体、成像处理和图像解译。E-mail: lies@buaa.edu.cn

徐华平, 通信作者, 女, 教授, 主要研究方向为星载 SAR 信号处理、干涉 SAR 和 SAR 图像处理。E-mail: xuhuaping@buaa.edu.cn

张家伟, 男, 讲师, 主要研究方向为 SAR 波形设计、成像处理和最优化算法。E-mail: zhangjw@ysu.edu.cn

孙兵, 男, 副教授, 主要研究方向为新体制雷达设计与仿真、SAR 信号处理与图像质量评估。E-mail: bingsun@buaa.edu.cn

尤亚楠, 男, 副教授, 主要研究方向为遥感图像智能解译、目标智能检测识别和多源数据融合。E-mail: youyanan@bupt.edu.cn

刘慧, 女, 副教授, 主要研究方向为微波视觉三维及高维成像、凝视成像 SAR/Lidar 三维点云处理、城市建筑三维点云精细重构。E-mail: liuhui@bucea.edu.cn