大规模细粒度 SAR 车辆目标数据集 ATRNet-STAR 数据手册

2025年4月2日

目录

一、	使用手册	3
<u> </u>	研究背景	6
三、	采集流程	8
四、	数据集特色	9
五、	数据集价值	13
六、	相关链接	14

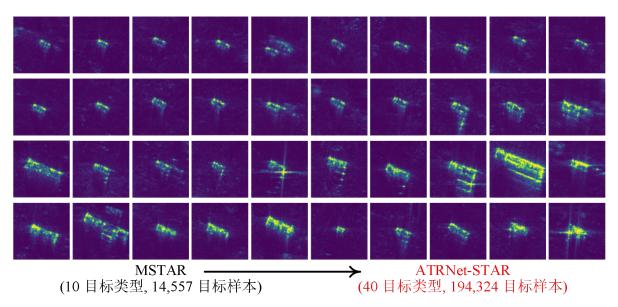


图 1. ATRNet-STAR 数据集包含 40 种不同的目标类型,创建该数据集的目的是取代过时但被广泛使用的MSTAR 数据集,进一步推动 SAR ATR 领域研究。

ATRNet-STAR 数据集作为团队建立大规模 SAR 目标特性数据库的第一步, 完成对之前车辆目标基准数据集 MSTAR 的新突破。团队花费了近两年的时间完 成了方案设计、数据采集与处理以及方法基准构建。ATRNet-STAR 收集了来自 4 0种目标类型(涵盖4车辆大类、21种车辆子类、40种车辆型号,包括轿车、S UV、皮卡、客车、货车、罐车等绝大部分民用车辆类型)、丰富场景(包括城 区、工厂、林地、裸土和沙地)、各种成像条件(包括不同角度、波段和极化方 式)和多种格式(包括浮点型复数原始数据和处理后的8位幅度数据)近20万 幅目标图像,附有详细目标尺寸、目标位置、成像角度、分辨率等标注。它是目 前最大的公开 SAR 车辆识别数据集,超出以往任何车辆数据集的 10 倍。其充足 的目标样本可以支撑生成、检测和分类等各方面的研究。同时,为了便于研究创 新和方法比较,团队建立了一个精心设计的分类和检测方法基准 ATRBench,包 括面向鲁棒识别、少样本识别和迁移学习等7种实验设置和15种代表性方法。 实验结果表明,复杂条件下的 SAR ATR 仍然极具挑战,同时大规模预训练模型 表现出了相对优秀的性能,基于该数据集预训练将有助于识别不同地面目标。该 数据集全面的目标样本和实验基准可为 SAR ATR 提供一个新的研究平台,将进 一步促进 SAR ATR 领域发展。

一、使用手册

ATRNet-STAR 数据集包括 8 位地距幅度图像和 32 位复数图像。具体采集条件见下表,相关代码见 GitHub 项目主页,将根据需求继续上传相关数据和权重。表 1. ATRNet-STAR 的开源数据采集参数。采用固定大小的切片和随机偏移对目标进行分割,以研究目标特征,并力求在不同的采集条件下实现鲁棒的识别。采集过程中改变了城市和工厂场景中的目标位置,并

多次在工厂场景中采集数据,然而有些目标由于严重遮挡而无法标记。

场景	目标类别	平台	体制	波段	分辨率(m)	极化	擦地角	方位角 间隔	切片大小	图像数量
城市	40	机载	条带	X	0.12~0.15	全极化	15, 30, 45, 60	5	128	83,465
エ厂	40	机载	条带	X/Ku	0.12~0.15	全极化	15, 30, 45, 60	30	128	63,597
沙地	40	机载	条带	X/Ku	0.12~0.15	全极化	15, 30, 45, 60	30	128	30,720
林地	11	机载	条带	X/Ku	0.12~0.15	全极化	15, 30, 45, 60	30	128	8,094
裸土	11	机载	条带	X/Ku	0.12~0.15	全极化	15, 30, 45, 60	30	128	8,448

表 2. 基于 ATRNet-STAR 的 ATRBench 的 SOC 和 EOC 设置。SOC 中的成像条件是相似的,而 EOC 则考虑单一成像条件的 变化。简单场景为沙地和裸土,复杂场景为城市、工厂和林地。地距图像和斜距图像的单独标注导致它们的标注数量并不完全对应。

设置	划分	类别 数量	场景	擦地角	方位角	波段	极化	地距图数量	斜距图 数量
SOC-40	训练	40	所有	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	68,091	67,780
SOC-40	测试	40	所有	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	29,284	29,169
500.50	训练	50	所有	15, 17, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	18,071	18,071
SOC-50	测试	50	所有	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	17,603	17,613
EOC-	训练	40	简单	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	19,584	19,584
Scene	测试	40	复杂	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	77,791	77,365
EOC-	训练	40	所有	15	0~360	X/Ku	全极化	24,361	22,206
Depression	测试	40	所有	30, 45, 60	0~360	X/Ku	全极化	73,014	74,743
EOC-	训练	40	所有	15, 30, 45, 60	0~60	X/Ku	全极化	18,636	18,592
Azimuth	测试	40	所有	15, 30, 45, 60	60~360	X/Ku	全极化	78,739	78,357
EOC-	训练	40	除城市外	15, 30, 45, 60	0~360	X	全极化	27,711	27,653
Band	测试	40	除城市外	15, 30, 45, 60	0~360	Ku	全极化	27,763	27,732

设置	划分	类别 数量	场景	擦地角	方位角	波段	极化	地距图数量	斜距图 数量
EOC-	训练	40	所有	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	НН	24,361	24,246
Polarization	测试	40	所有	15, 30, 45, 60	0~360	X/Ku	其他	73,014	72,703

本次开源数据集主要包括两种数据集样式地距幅度 8 位数据和复数斜距 float 数据。每个压缩包里面包括 ATRBench 中的 7 种实验设置划分好的训练集和测试集,例如,实验设置(SOC-40)→训练集和测试集(train)→目标类型(Buick_Excelle_GT)→图像文件和标注 xml(以波段_极化_擦地角_目标方位角_编号命名),其中 SOC-40 的训练集和测试集合并即为 ATRNet-STAR 本次开源的数据。同时,为了便于检测任务使用,额外提供了 COCO 格式的转换代码和结果。

表 3. xml 记录信息。

	字段	实例	
filename	文件名		KU_HH_15_0_253993.tif
	height	图像高度	128
	width	图像宽度	128
	depth	位深	1
image	format	格式	ground_range_uint8
	range_dimension	距离维对应	1_height
	cross_range_dimension	方位维对应	2_width
	target_id	目标编号	13
	class	大类	Car
	subclass	子类	Medium_SUV
. his at	type	型号	Changfeng_Cheetah_CFA6473C
object	length		4.8m
	width	目标尺寸	1.79m
	height		1.88m
	xmin	目标位置	25

	字段	实例	
	xmax		65
	ymin		26
	ymax		69
scene	scene_name	场景名字	sandstone
	platform	平台	airborne
	imaging_mode	成像模式	strimap
	band	波段	KU
	polarization	极化	НН
sensor	range_resolution	距离维分辨率	0.15m
	cross_range_resolution	方位维分辨率	0.15m
	depression_angle	擦地角	15°
	target_azimuth_angle	目标方位角	0°

二、研究背景

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 能够生成高分辨率遥感图像,且不受光照条件影响,是地球观测中不可或缺的工具。作为遥感图像解译中的一个基础而具有挑战性的领域,SAR 自动目标识别 (Automatic Target Recognition, ATR),即检测和分类感兴趣的物体(例如车辆、船舶、飞机和建筑物),是几十年以来长期活跃的研究领域。SAR ATR 具有广泛的民用和军事应用,包括全球监视、军事侦察、城市管理、灾害评估和紧急救援。尽管 SAR ATR 领域取得了令人瞩目的成就,但在开放世界中准确、稳健、高效地识别任何目标的问题仍未得到解决。

ATRNet 的必要性—团队旨在建立一个大规模、多样化的标准 SAR ATR 数据集基准,用于 SAR 目标建模、分析和识别。大数据时代正在推动遥感预训练基础模型的快速发展,大规模预训练模型可实现高效的跨任务适应。然而,大规模标准化数据集的匮乏限制了强泛化数据驱动的 SAR ATR 模型发展。SAR 的数据敏感、获取成本、注释难度和复杂性阻碍了开放大规模数据生态系统的建立: 50%以上的 SAR ATR 研究仍依赖于 20 世纪 90 年代的移动与静止目标采集与识别

(Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition, MSTAR)数据集。此外,现有数据集的非标准化评估设置阻碍了客观的算法比较。因此,有必要建立一个大型 SAR ATR 数据基准,以充分探索该领域的新方法和新能力。

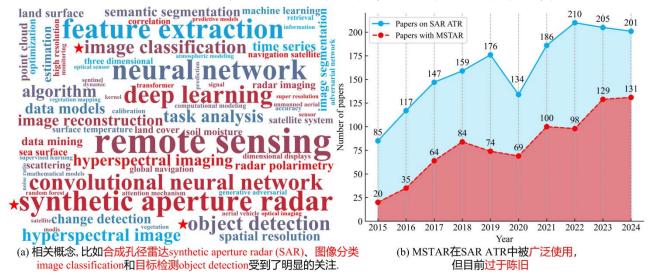


图 3. ATRNet-STAR 动机。子图 (a) 展示近五年发表的 21,780 篇遥感领域期刊论文(TGRS、JSTARS、GRSL、ISPRS Journal 和 JAG)中的高频关键词,每个词的大小与其出现频率成正比。这说明合成孔径雷达(synthetic aperture radar)、图像分类(image classification)和目标检测(object detection)等概念已获得大量关注。子图 (b) 侧重于 SAR 自动目标识别(Automatic Target Recognition, ATR)相关的出版物数量,是子图 (a) 中突出概念的交叉领域。作为 SAR 目标分类的先驱数据集,MSTAR 凭借其独特的数据多样性和长期积累的方法基准,一直以来是最主要的基准数据集。然而,目前大规模数据集的缺乏极大地限制了这一研究领域的发展。

ATRNet-STAR的必要性—研究人员一直在努力为ATR任务构建多样化SAR目标数据集,特别是,新的SAR检测数据集,例如SARDet-100K和FAIR-CSAR,数据量已经达到100,000张量级。然而,团队之前有关SARATR基础模型SARATR-X的研究发现,由于严重的样本不平衡(主要是船舶检测数据集居多),收集公共数据集得到的可用目标样本仍少于200,000个。

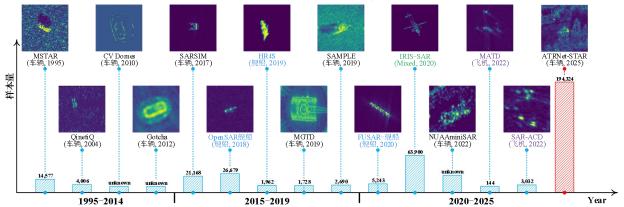


图 4. SAR 目标分类数据集时间线。与其他侧重于简单场景中目标切片的数据集相比,该数据集提供了一个更大规模的 SAR ATR 数据集,收集了来自不同场景和成像条件的大量目标样本。

作为 ATRNet 的起步, ATRNet-STAR 将重点放在车辆目标上,原因如下

- (1) 最近的数据集主要是基于星载 SAR 传感器,其成像几何受到限制,而机载 SAR 平台在复杂场景中具有更高的分辨率(0.1~0.3 米)和灵活的成像条件。
- (2) 自 20 世纪 90 年代的 MSTAR 发布三十年以来,车辆识别一直推动 SAR ATR 研究,具有成熟的研究系统。
- (3) 尽管 MSTAR 发挥了开创性作用,但其理想化的采集条件和饱和的性能, 无法反映现实世界的复杂性,也难以持续支持方法创新。

三、采集流程

从成像、标注和产品三个方面介绍该数据集数据采集流程。

成像—基于利用无人机(UAV)平台携带传感器设备并收集数据。两个天线获取 X 波段和 Ku 波段的全极化雷达回波。此外,定位和定向系统(POS)设备提供全球定位系统(GPS)和惯性测量单元(IMU)信息,用于运动补偿。经过成像处理后,得到了斜距复图像。根据斜距幅度图像和 POS 信息,经过地面投影获得地距数据。

标注—根据光学参考图像和部署记录,使用矩形框标签标注目标类别和坐标。由于重点放在单个目标特征上,所有目标在放置过程中都保持了指定距离。除采集车辆外,场景中的其他车辆标记为"其他"。标记完成后,分割获取目标切片并添加随机偏移。

产品—提供两种坐标系下的的数据产品。斜测数据的距离维为视线方向,提供原始浮点复数数据。地测图像为投影到地面真实距离,并经过非线性量化处理的图像。相应的注释文件包括基本图像信息以及目标、场景和传感器参数。

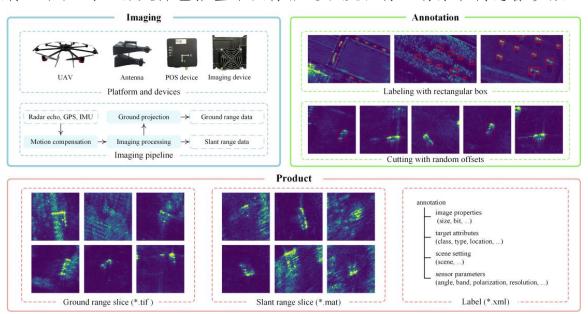


图 2 数据采集流程。通过标注和分割来建立带有相应元数据信息的目标切片。斜距的复数据的距离维在视线方向上,这会导致目标形状在该维度上发生投影变形。因此,还提供地面投影后的地距图像。

四、数据集特色

ATRNet-STAR 相比其他 SAR 目标数据集具有**丰富的目标类型、具有挑战性的场景设置、多样化成像条件和不同数据格式**特点。

类别分布—如图 4 所示,ATRNet-STAR 数据集包括 4 个类别、21 个子类别和 40 种类型的车辆,且样本均衡。与其他 SAR 目标数据集相比,该数据集具有更强的多样性,为 SAR 目标细粒度识别研究带来了新的严峻挑战。而充足的样本保证了在各种条件下都能获得大量的目标类别,从而促进多样化研究。

物体尺寸—图 5 中列出了目标的长度、宽度和高度,具有不同的结构、不同的尺寸和相似的比例。与另一个民用车辆数据集 Gotcha 相比,该数据集具有更广泛的目标类别和尺寸分布。

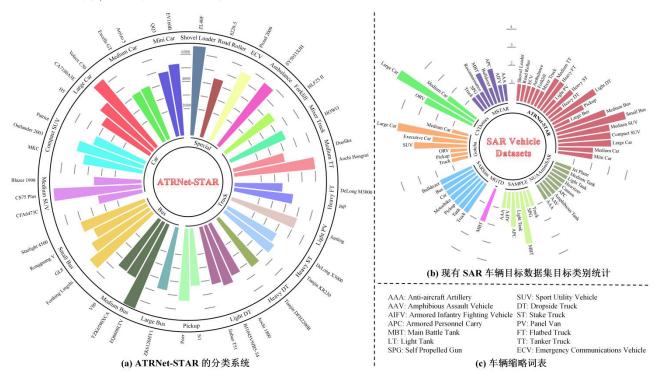


图 5. 目标分类分级系统。对于民用车辆,分类标准以中国和欧洲的车辆分类标准为基础,根据车辆的用途、结构、尺寸和质量。对于军用车辆,采用了 MSTAR 分类系统。(a)ATRNet-STAR 的分类分级系统。包括一个全面的民用车辆系统,涵盖 4 个类别、21 个子类别和 40 个类型。对这 40 种车辆类型的直方图分布进行了绘制,展示了该数据集的广度和深度。其均衡而充足的样本,可满足各种实验和研究的需要。(b)现有 SAR 车辆目标数据集目标类别统计。对 SAR 车辆数据集中的民用和军用车辆类别和类型的数量进行了统计分析。与实测数据集 Gotcha 以及仿真数据集 CVDomes 和 SARSim 相比,该数据集大大提高了 SAR ATR 的民用车辆丰富度。(c)车辆缩略词表。

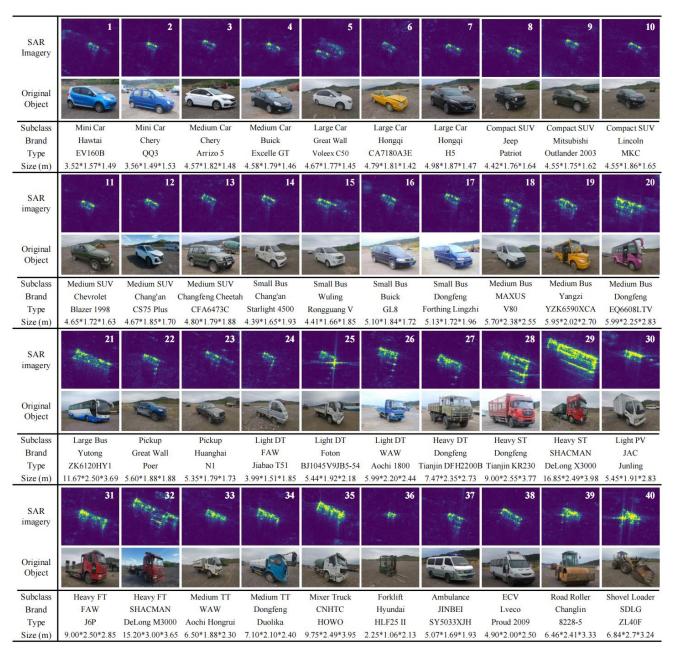


图 6. ATRNet-STAR 中 40 车的示例图像、子类、型号和尺寸。可以看到,SAR 图像中车辆之间的明显区别在于尺寸和结构造成的散射特征变化。因此,根据车辆的尺寸和结构对其进行分类。它们的尺寸长*宽*高(length*width*height)测量值以米(m)为单位。

非中心位置—大多数 SAR 目标分类数据集都将目标置于图像中心或仅包含目标区域。但遥感与人眼视图不同,人眼视图通常以感兴趣的目标为中心,而遥感视图需要搜索在更多干扰下搜索目标。因此随机添加了位置偏移,以增加检测非中心目标位置的识别难度。

场景中的遮挡—以往的车辆数据集都是在较为理想环境中采集目标样本,而该数据集在不同场景中系统地采集样本。图 6显示了不同场景区域的遮挡和停留所产生的不同影响。工厂中建筑物和路边树木的阴影可能会遮挡目标,减少目标

散射,而附近林地中的树木遮挡更明显,增加了非目标散射。

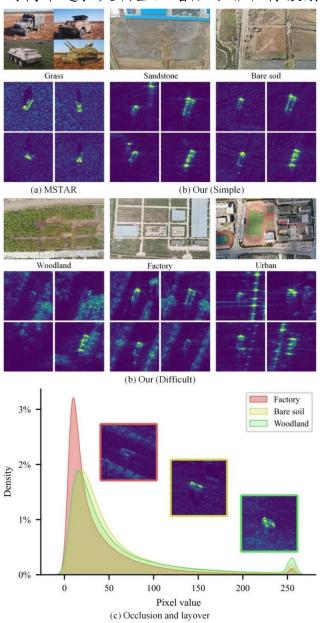


图 7. 不同场景对 SAR 图像中目标特征的影响。目前大多数 SAR 目标分类数据集都是在简单场景中收集的。 (a) MSTAR 是在背景干净的平坦草地场景中采集的,目标与背景之间存在伪相关性。而 (b) ATRNet-ST AR 在不同场景的不同位置下采集的样本。从图 (b) 中可以明显看出,同一目标在同一成像角度下会因场景不同而产生明显的特征变化。例如,目标前后较高的其他物体会造成遮挡和分层,降低反射能量,增加非目标散射。此外,复杂场景中的目标阴影也不像 MSTAR 数据那样明显。 (c) 遮挡和停留 (Occlusion a nd layover)。与没有干扰物体的裸土场景相比,工厂和林地场景显示出遮挡和停留现象。遮挡和停留是目标、干扰和成像几何的综合结果,前者中干扰物体的阴影可能会遮挡目标,而后者中的树木可能会增加非目标散射。我们以各场景中同一角度的单一目标 demo 来说明这一问题,这些统计数据来自一辆长安 CSCS 75 Plus SUV (车辆 12) 在 3 个场景的地距图像中的不同图像角度。

成像角度—不同的成像角度会显著影响目标散射特性,成像几何关系也会改变场景中的干扰。如图 7 所示,该数据集具有不同的成像角度,并在不同场景中平衡分布于不同的擦地角。然而,由于条带模式的成本限制,方位角采样密度与

场景有关。

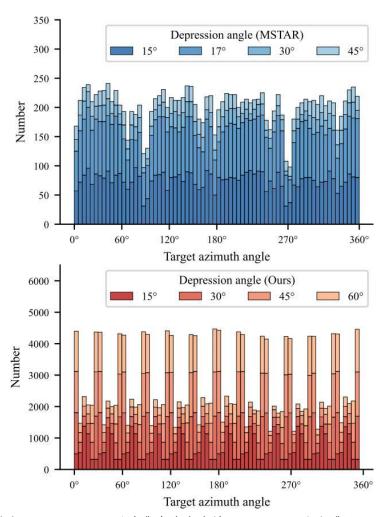
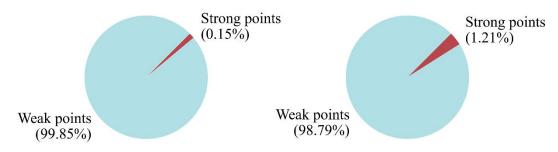


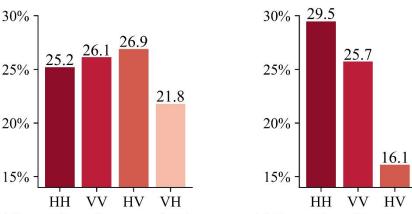
图 8. (a) MSTAR 和 (b) ATRNet-STAR 的采集角度分布情况。MSTAR 数据集主要公开了 17°和 15°下的目标样本,大多数目标类别的角度不完整,而 ATRNet-STAR 数据集为所有目标提供了平衡而全面的角度。不过,由于条带成像的原因,目标方位角的采样间隔较为稀疏。

波段和极化—大多数车辆数据集都使用了 MSTAR 数据集的 X 波段和 HH 极化设置。然而,图 8 这表明这种设置并不是唯一需要考虑的,因为波段和极化对目标散射也有明显的影响。该数据集提供了两个波段和四种偏振,以支持对这些传感器参数的讨论。



(a) Proportion of strong and weak points (b) Proportion of strong and weak points in X-band in Ku-band

28.7



(c) Proportion of strong points between X-band polarizations (d) Proportion of strong points between Ku-band polarizations

图 9. 不同波段和极化的强弱点比例。可以发现,波段和极化对目标特征有显著的统计影响。统计数据来自沙地场景的目标矩形框区域。像素值大于或等于128的点被视为8位地距图像的强散射点。

复数据—基于复数数据的特征提取是一个研究热点,因此该数据集提供了以.mat 格式存储的斜距坐标的复数据。

图像位数—RGB 图像以 8 位格式存储,而 SAR 图像的数据值范围更大。因此,该数据提供了不同的位格式,以研究目标强弱散射点的量化方法。

五、数据集价值

基于目标类别、场景、成像条件以及带有详细注释的数据格式的多样性,团队建议将该数据集用于以下 SAR 领域研究。

鲁棒识别—该数据集包含多种采集场景,每幅图像都附有详细的采集元数据。 因此,可详细讨论 SAR 识别算法在训练集和测试集的采集条件不同时的鲁棒性。 如果将来自不同采集条件的数据视为域,那么训练集就可以包含多个域,从而学 习域不变特征,即域泛化。

少样本学习—除了采集条件的变化外,由于 SAR 采集成本高,训练样本有限这一固有挑战也带来了重要的研究机会。该数据集具有大量的目标类型,可以丰富现有少样本和元学习的任务构建。

迁移学习—该数据集包含大量不同的样本,可用于研究预训练模型与不同

SAR 目标数据集的迁移问题。此外,大量的样本还能进一步增加 SAR 目标样本的数量,从而推进自监督学习和基础模型研究。

增量学习—该数据集的多样性可支持对域增量学习和类增量学习的研究。域增量学习可以通过动态过程提高算法的鲁棒性,而类增量学习可以逐步提高识别或拒绝新类别的能力。这些增量能力对于开放环境中的 SAR ATR 至关重要。

物理深度学习—SAR 图像具有复数相位和极化等独特属性。该数据集提供了多格式数据,有助于利用这些特有属性进行识别研究,而不是仅仅依赖量化的SAR 幅度图像。此外,详细的元数据也能为 SAR ATR 提供更多信息。

生成模型—除了识别任务外,该数据集还能在各种成像条件下可控地生成目标样本,以及在不同采集场景下对目标参数的估计。

团队鼓励研究人员根据本数据集提出新的实验设置和研究课题。如果您有新的想法,请随时联系我们。

六、相关链接

题目: ATRNet-STAR: A Large Dataset and Benchmark Towards Remote Sensing Object Recognition in the Wild

论文: https://arxiv.org/abs/2501.13354

代码: https://github.com/waterdisappear/ATRNet-STAR

年份: 2025

单位: 国防科技大学

作者: 刘永祥、李玮杰、刘丽、周洁、彭渤文、宋娅菲、熊旭颖、杨威、刘 天鹏、刘振、黎湘