

# 极化合成孔径雷达遥感地物分类研究进展

李煜<sup>1</sup>, 杨静飞<sup>1</sup>, 张鸿生<sup>2</sup>, 李刚<sup>3</sup>, 陈杰<sup>4</sup>

1. 北京工业大学 信息学部, 北京 100124;

2. 香港大学 地理系, 香港 999077;

3. 中山大学 测绘科学与技术学院/南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 珠海 519082;

4. 北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100037

**摘要:** 作为遥感信息提取和分析的重要环节, 遥感影像地物分类一直是相关研究领域的热点之一。由于地面目标特性的复杂性和遥感成像手段的多样性, 遥感影像的准确分类有赖于对影像特点的深入理解及地物先验知识的充分利用。近些年来, 随着合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar), 特别是极化SAR技术的进步, SAR遥感地物分类领域的研究有了显著发展。本文旨在对极化SAR遥感地物分类的研究进展进行综述。在介绍SAR遥感基本理论, 星载SAR主要数据源的基础上, 介绍基于极化分解的分类方法, 基于经典机器学习的极化SAR地物分类方法, 基于深度学习的极化SAR地物分类方法, 融合光学和SAR影像的遥感地物分类方法以及基于紧缩极化SAR的地物分类。然后, 介绍极化SAR在海面溢油探测、舰船检测、海岸线提取、土地利用分类、海冰和冰盖分类等地物分类任务上的研究进展。最后, 对极化SAR地物分类研究的未来发展进行展望。

**关键词:** 极化SAR, 遥感, 地物分类, 多源信息融合, 特征提取, 机器学习, 目标检测, 散射特性

**中图分类号:** TN95/P2

**引用格式:** 李煜, 杨静飞, 张鸿生, 李刚, 陈杰. 2024. 极化合成孔径雷达遥感地物分类研究进展. 遥感学报, 28(8): 1835-1853

Li Y, Yang J F, Zhang H S, Li G and Chen J. 2024. Review of the studies on remote sensing classification based on polarimetric Synthetic Aperture Radar. National Remote Sensing Bulletin, 28(8): 1835-1853 [DOI: 10.11834/jrs.20242346]

## 1 引言

合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar) 是一种主动式微波传感器, 其具有不受光照和气候条件限制, 不受云雨等恶劣天气影响, 可实现全天时、全天候对地观测的特点 (张红等, 2015)。SAR可以获取地物的精细特征, 甚至透过地表或植被, 获取其下被掩盖的信息, 因此被大量用于民用和军事领域, 在农、林、水、地质等领域的遥感监测中具有广泛的应用前景。地物分类是SAR遥感的主要应用领域之一, 其结果可为许多领域的研究提供信息支持。常见的地物分类任务包括土地利用分类、农作物分类、海面船只检测、海面溢油探测、海岸带提取、海冰提取和

分类以及冰盖分类等。

目前SAR地物分类的主要难点源于相干斑噪声影响造成的同质区域后向散射能量起伏, 地物高度变化带来的叠掩、前缩和阴影, 信号传输的多径效应, 以及SAR旁瓣造成的伪影等问题。减轻这些问题对SAR地物解译带来的影响, 依赖于专门设计的成像、图像处理 and 校正算法。此外, 由于SAR图像与光学影像的巨大差异, 对其人工解译和判读存在一定困难, 也导致适用于传统的光学图像的分析方法直接应用于SAR影像效果不理想。因此, 有必要针对SAR影像开展专门的地物分类机理和方法研究。

与单极化SAR相比, 极化SAR可以提供地物更加丰富的信息, 因此成为了当前SAR图像分类

收稿日期: 2022-07-26; 预印本: 2023-02-18

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2016YFB0501501); 国家自然科学基金 (编号: 42376178); 北京市教委科技计划 (编号: KM202110005024)

第一作者简介: 李煜, 研究方向为遥感图像处理和模式识别。E-mail: yuli@bjut.edu.cn

通信作者简介: 张鸿生, 研究方向为城市环境与生态遥感。E-mail: zhanghs@hku.hk

领域的研究热点。本文在介绍 SAR 和极化 SAR 基本原理、卫星和数据源的基础上,重点回顾近些年来 SAR 地物分类相关研究领域的进展,包括极化 SAR 地物分类方法和极化 SAR 地物分类应用,并尝试讨论该领域未来的发展趋势,展望其发展方向。本文研究内容的整体框架如图 1 所示。

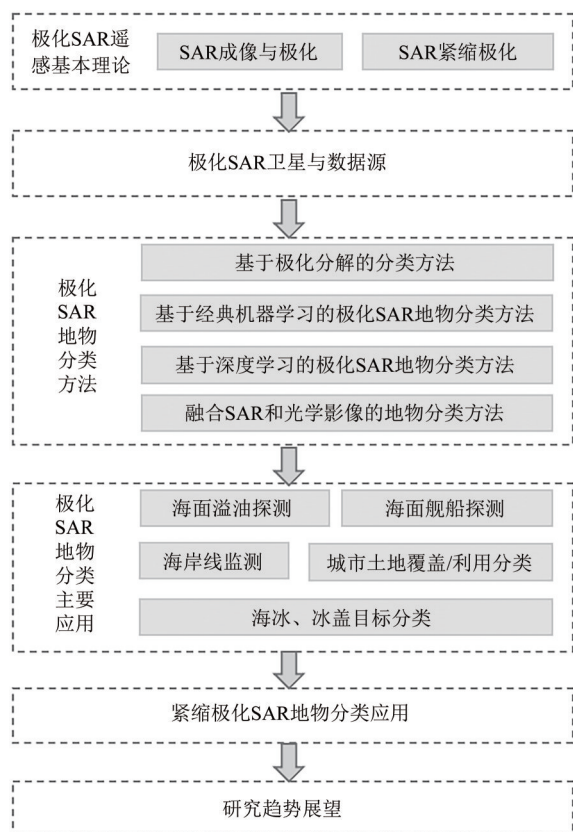


图 1 本文的整体框架

Fig. 1 The overall framework of this review

## 2 极化 SAR 遥感基本理论

### 2.1 SAR 成像与极化表示简介

SAR 通过在沿平台飞行航迹方向上形成一个天线阵列,对回波信号的记录和处理,从而等效为一个大口径天线,获得较高的方位向分辨率(张红等,2015)。近些年来,极化 SAR 技术得到了较快的发展和更广泛的应用。极化 SAR 通过不同的极化发射和接收状态获取地物的极化后向散射特性,因此与单极化 SAR 系统相比,可获得更加丰富的地物信息,进一步提高 SAR 系统对精细目标识别的能力。

目前,极化 SAR 系统主要可分为四极化(全

极化) SAR 系统和部分极化 SAR 系统(包括双极化、紧缩极化等)。四极化 SAR 系统通过在一个脉冲重复周期内交替发射水平和垂直的极化信号,并同时接收这两种极化信号的回波,以获得地物全面的极化信息。因此可利用地物的四极化后向散射信息模拟任何极化收发状态下的后向散射特性。

极化散射矩阵  $S$  是定量描述地物目标极化散射特性的方法之一,其定义是 SAR 系统发射和接收信号的极化电磁波矢量  $E_{tr}$  和  $E_{rc}$  之间的转移矩阵。值得注意的是,  $S$  矩阵仅适用于描述完全极化,即发射和接收之间极化关系确定的信号,而实际场景中,混合像元内的地物散射机制复杂,发射和接收的 SAR 信号关系并非都可用散射矩阵刻画(去极化效应),因此需要引入二阶统计量来描述后向散射特性随时间无序变化的非完全极化波,例如协方差矩阵  $C$  和极化相干矩阵  $T$  (张红等,2015)。

### 2.2 SAR 紧缩极化

全极化 SAR 系统主要采用极化时分的工作方式,即交替发射水平 H 和垂直 V 极化的脉冲信号(两相邻脉冲间用接收回波),因此其脉冲重复频率为单极化 SAR 系统的两倍,导致扫描带(swath width)宽度减半,增大了距离模糊效应和系统功耗,同时也增加了系统复杂度和数据传输负担(Chen等,2014a)。为解决上述矛盾,紧缩极化这一新的工作模式被提出,该系统能够在不减小扫描带宽度的同时获取被观测地物的部分极化特性,非常适合大范围的业务化遥感监测应用。

紧缩极化 SAR 工作模式主要包括:  $45^\circ$  发射线性极化接收 ( $\pi/4$ )、圆极化发射线性极化接收 ( $\pi/2$ )、双圆极化(DCP)等。广义上,传统的双极化 SAR 模式也可以归为紧缩极化模式。

## 3 极化 SAR 卫星和数据源

SIR-C/X 于 1994 年两次搭乘奋进号飞机执行雷达成像任务,其中美国研制的 SIR-C 采用 L 波段和 C 波段运行,使用主动相控阵天线,且每个波段均具有多极化方式;德国和意大利研制的 SIR-X 采用 X 波段运行,且为单极化方式。这一先进的多频、多极化系统为地球科学调查和空间雷达遥

感能力的评估提供了丰富的数据集。

ENVISAT是欧空局的对地观测卫星系列之一,于2002年3月1日发射升空。作为ERS-1/2合成孔径雷达卫星的延续,ENVISAT主要用于对地球表面和大气层进行连续的观测,供制图、资源勘查、气象及灾害监测。该卫星载有10种探测设备,所载的最大设备是先进合成孔径雷达(ASAR)。ASAR具有单极化和交替双极化模式(Alternating Polarization Mode),即两个极化通道的回波信号非相干交替接收。2012年4月8日后,该卫星因故障与地球失去联系。

ALOS是日本研制的对地观测卫星,于2006年发射。其搭载的相控阵型L波段合成孔径雷达(PALSAR)具有单极化、双极化和全极化的工作模式,主要用于全天时全天候对地观测。2011年,ALOS因电力系统的故障结束了其地球观测的使命。

TerraSAR-X于2007年6月15日发射,为德国研制的一颗高分辨率雷达卫星,携带高频率的X波段合成孔径雷达传感器,可以聚束式、条带式和扫描式3种模式成像,并拥有单极化、双极化、全极化(实验模式)多种极化方式。其姊妹星TanDEM-X与其设计类似,发射于2010年6月21日。两星联合组成双星系统可实现双站干涉测量,实现全球数字高程模型的获取。

Radarsat-2是一颗搭载C波段传感器的高分辨率商用雷达卫星,由加拿大太空署与MDA公司合作研制,于2007年12月14日在哈萨克斯坦拜科努尔基地发射升空。Radarsat-2具有最高1 m的高分辨率成像能力,具有单极化、双极化和全极化多种极化方式,可根据指令进行左右视切换获取图像,缩短了卫星的重访周期,增加了立体数据的获取能力。

COSMO-SkyMed是意大利研发的雷达卫星星座,一代系统包含四颗卫星在轨运行。该系统的每颗卫星配备有一个多模式高分辨率合成孔径雷达,该雷达工作于X波段,具有单极化和交替双极化模式。

雷达成像卫星(RISAT)是印度的军民两用雷达成像卫星系列。目前该系列卫星包括:RISAT-1和RISAT-2卫星,极化模式为 $\pi/2$ 紧缩极化。

Sentinel-1(哨兵1号)卫星是欧洲航天局哥白尼(Copernicus)计划中的地球观测卫星,由两颗卫星组成,其中Sentinel-1A地球监测卫星在2014年4月3日发射升空,载有C波段合成孔径雷达,具有单极化和双极化工作模式。哨兵1号可提供白天、夜晚和各种天气下的连续观测,被用于海冰测绘,海洋环境监视监测,地表运动风险监测,森林制图,水和土壤管理和测绘等领域。Sentinel-1B星于2014年4月25日发射,运行于与A星相同的太阳同步轨道,但具有 $180^\circ$ 相位差,使得星座的对地观测重复周期由12日降低为6日。

ALOS-2是ALOS的后继卫星,于2014年发射。在继承ALOS/PALSAR各种极化模式的基础上,ALOS-2上的L波段合成孔径雷达(PALSAR-2)具有更高的性能,其具有1—3 m的高分辨率和包括单极化,双极化和四极化在内的多种极化工作模式。

高分三号(GF-3)是中国首颗分辨率达到1 m的C频段多极化合成孔径雷达卫星,其空间分辨率从1—500 m,幅宽从10—650 km,具有12种成像模式。它不仅涵盖了传统的条带、扫描成像模式,而且可在聚束、条带、扫描、波浪、全球观测、高低入射角等多种成像模式下实现自由切换,同时具有单极化、双极化及全极化的多种极化模式,既可以探地,又可以观海,可实现“一星多用”。

SAOCOM是阿根廷国家航天活动委员会(CONAE)研制的地球观测卫星,其核心目标是测量土壤湿度和应急业务,主要载荷是全极化、10—100 m分辨率和L波段的SAR系统,可用于干涉测量。

“雷达卫星星座任务”(RCM)是加拿大继Radarsat-2之后的下一代雷达成像卫星星座,3颗卫星于2019年6月发射升空。RCM星座是中分辨率卫星任务,采用多颗小卫星组网协同运行的方式,与单个大卫星相比,RCM是一个更稳健、更灵活的系统,发射和运行成本也更低。RCM除了具备传统的单极化、双极化和全极化的工作模式之外,还新加入了 $\pi/2$ 紧缩极化模式。

上述各个SAR卫星的主要参数信息如表1所示。

表1 主要极化SAR卫星及其主要参数

Table 1 Introduction to SAR satellites and their main parameters

卫星名称(波段)	发射日期(年-月)	卫星高度/km	重访周期/d	波束模式,极化模式
SIR-C/X(C,X)	1981	225	12	扫描式,多种极化模式#
ENVISAT(C)	2002-03	800	35	扫描、宽幅、全球监测、波模式,单极化、交替极化模式
ALOS(L)	2006-01	约692	46	高分辨率、扫描式,多种极化模式
TerraSAR-X(X)	2007-06	518	11	聚束式、条带式、扫描式,多种极化模式
Radarsat-2(C)	2007-12	798	24	聚束式、条带式、扫描式,多种极化模式
COSMO-SkyMed(X)	2007	619	16	聚束式、条带式、扫描式,单极化、交替极化
RISAT-2(C)	2009-04	550	N/A	聚束式、条带式、扫描式,紧缩极化模式
TanDEM-X(X)	2010-06	518	11	与TerraSAR-X组成干涉模式
RISAT-1(C)	2012-04	536	25	聚束式、条带式、扫描式,紧缩极化模式
Sentinel 1(C)	2014-04	约700	12/6*	聚束式、条带式、扫描式、全球监测、波模式,多种极化模式
ALOS-2(L)	2014-05	628	14	聚束式、条带式、扫描式,多种极化模式
Gaofen-3(C)	2016-08	755	<3	滑块聚束、条带式、扫描式、波成像式、扩展入射角,多种极化模式
SAOCOM(L)	2018-10	约620	16	多种极化模式
Radarsat RCM(C)	2019-06	约600	4(三星)	条带式、聚束式、扫描式,多种极化模式

注: \*单星12天,双星6天; #单极化、双极化、全极化模式。

## 4 极化SAR地物分类方法

极化SAR地物分类本质上属于图像分类问题,因此相关研究主要围绕数据获取、特征提取、模型选择和优化等方面展开。然而与光学图像分类不同,由于极化SAR图像的特殊性,极化SAR地物分类特别依赖于极化特征的有效利用,因此以极化分解为代表的极化SAR信号分析和特征提取方法一直以来都是相关研究的热点(Touzi, 2007)。此外,多源遥感影像的加入也为进一步提高地物分类性能提供支持(Zhang等, 2018; Bai等, 2021)。此外,近些年来兴起的深度学习算法也为本领域研究带来了变革,相关研究在海量训练数据的支持下提升了模型在复杂应用环境中的性能,同时对特征提取重要性和要求有一定的削弱(Scott等, 2017)。

### 4.1 基于极化分解的分类方法

极化信息的引入可更加深入地分析地物的后向散射特性,为实现更加精准的地物分类提供了有力手段(张红等, 2015)。在多年的研究过程中,学者们提出了一系列从极化SAR信号中提取极化特征,来对极化信息进行分析的方法和手段(Lee和Grunes, 1992; Cloude和Pottier, 1997; Lee等, 1999; Durden和Durden, 1998; Yamaguchi等, 2005)。基于极化分解的分类方法可以实现非监督或者监督分类,是极化SAR地物分类的重要方法。以下

就几类主要的极化分解方法进行总结。

Lee和Grunes(1992)采用Mueller矩阵或复协方差矩阵表示极化SAR数据,证实其满足复Wishart分布,并基于该分布提出了最大似然分类器。Cloude和Pottier(1997)提出一种用于参数化极化散射信息的方案,称为H/A/a分解。该方案依赖于相干矩阵的特征值分析,并采用三级伯努利统计模型从数据中获得平均目标散射矩阵参数的估计值,确定此模型中的散射熵是描述极化散射机制随机性的关键参数,可用于极化SAR数据的地面应用定量分析。Lee等(1999)将上述极化SAR分解和基于Wishart分布的极大似然分类器相结合,提出了一种基于迭代更新的极化SAR图像非监督分类方法。

Freeman和Durden(1998)提出了三分量散射模型,在满足散射对称性的条件下,把目标分解成表面散射、偶次散射和体散射3种基本单元。虽然对于自然地物,Freeman分解的假设一般成立,但在城市区域往往不能成立。Yamaguchi等(2005)发现交叉极化通道信号在城区占主导地位,不满足反射对称性。因此他提出了螺旋散射分量作为Freeman分解的第4个散射分量,用于表征城市建筑带来的散射成分。杨然等(2009)提出了一种基于Yamaguchi分解模型的全极化SAR分类算法,将4个散射分量组成一组归一化的特征矢量并进行模糊聚类分析,通过实验验证了该算法具有较高的分类精度。

为解决 Cloude-Pottier 分解对于特定散射机制散射类型的模糊性, Touzi (2007) 提出一种旋转不变 (roll-invariant) 的非相干分解方法, 即 Touzi 分解。Touzi 分解一共产生 12 个参数, 包括主要、中等和低散射分量。刘杉等 (2020) 针对完好和损毁建筑物两类目标的散射特征, 对 Touzi 分解得到的散射角、Yamaguchi 分解得到的二次散射分量和 Touzi 分解散射对称度进行 RGB 彩色合成, 对极化 SAR 图像进行视觉优化, 进而利用单时相 SAR 图像快速识别出不同损毁程度的建筑物区域。实验证明该方法能够有效优化 SAR 图像的视觉效果, 使得建筑物目标更容易识别。

#### 4.2 基于经典机器学习的极化 SAR 地物分类方法

在早期遥感地物分类的研究中, 基于经典机器学习方法中的图像分类和分割算法, 学者们开展了大量的研究工作。按照是否利用样本标签进行训练, 图像分类和分割算法可分为有监督和无监督算法。

支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 是一种有监督的学习方法, 其从最优分类面问题提出, 是一种建立在 VC 维 (Vapnik-Chervonenkis Dimension) 理论和结构风险最小化原理基础上的分类器。SVM 通过核函数把线性不可分的样本映射到更高维的空间, 使其线性可分, 能较好地解决实际应用中存在的小样本、非线性、高维数据以及局部最小值的问题 (Cortes 和 Vapnik, 1995)。Fukuda 等 (2002) 利用 SVM 对极化 SAR 数据的土地覆盖类型进行监督分类, 并提出了一种基于分离超平面的训练样本的自动选择方案, 实现了无监督分类并取得满意的分类结果。张伐伐等 (2012) 提出了一种基于 SVM 多窗口纹理的遥感图像分类方法, 有效地解决了单一窗口纹理分类时地物破碎, 分类精度不高等问题。

贝叶斯分类器是一种简单高效的分类算法, 在数据挖掘和模式识别中应用广泛。Van Zyl 和 Burnette (1992) 提出使用贝叶斯迭代分类方法对极化 SAR 图像进行分类。该方法通过设定的先验概率来完成第一次分类, 然后将第一次分类的结果用于连续的迭代中, 以自适应地更改先验概率, 结果表明仅需几次迭代即可显著提高分类精度。贝叶斯网络是一种将贝叶斯概率方法和有向无环图的网络拓扑结构有机结合的概率模型。程环环

和王润生 (2011) 提出了一种基于贝叶斯网络的上下文模型, 并基于该模型提出了面向对象的遥感图像分类方法。该方法可很好地利用上下文信息, 可对高分辨遥感图像中的各种地物进行有效的分类和检测。

BP 神经网络 BPNN (Back-Propagation Neural Network) 是将多层前馈网络与误差反向传播算法相结合的一种人工神经网络, 具有抗干扰性强、可并行分布式处理、自组织学习和分类精度高等特点。许伟和奚砚涛 (2014) 应用 BP 神经网络对 Landsat 8 遥感影像的土地利用进行分类, 表明人工神经网络可以有效地用于高维数据的分类。Hou 和 Huang (2014) 利用 BPNN 对山区部分积雪进行提取, 证实其具有较好的积雪区域提取精度。

随机森林 RF (Random Forest) 是一种基于决策树的分类算法, 它通过样本的有放回抽样和特征扰动增大子分类树之间的差异性, 并对大量分类树预测结果进行集成, 以提高模型的预测精度。随机森林算法能够处理具有高维特征的输入样本, 可在大数据集上获得较高的准确率。Hansch 和 Hellwich (2015) 使用随机森林方法对极化 SAR 图像进行分类, 并评估随机树的不同创建方法对分类精度的影响。张晓羽等 (2016) 采用随机森林算法对研究区的植被进行分类, 实验获得的总体分类精度高于传统的分类算法。

模糊分类也被应用于遥感领域, 以描述遥感影像中对象类别的模糊特性。Kersten 等 (2005) 提出使用模糊聚类和极大似然 (EM) 聚类对极化 SAR 图像进行无监督分类并得出像素模型比聚类机制更重要的结论。许磊 (2006) 将 SVM 中混分和漏分的样本送到模糊分类器中进行分类, 实验结果表明该方法使总体精度得到改善。

聚类是一类常用的非监督分类算法, 可在缺少样本标签的情况下根据样本的特征分布对样本进行分类。常用的聚类方法包括 K 均值、高斯混合模型, 层次聚类等。基于密度的聚类方法是一种相当有效的聚类方法。其对噪声数据不敏感, 但是聚类结果严重依赖于用户参数的合理选择。以基于密度分布函数聚类算法为基础, 有学者提出了基于核密度估计的层次聚类算法, 该算法首先优选窗宽  $s$  以产生较好的核密度估计结果, 然后以密度函数的局部极大值点为聚类中心形成数据的初始划分, 最后根据密度函数的鞍点递归合

并初始聚类,产生不同层次的划分模式。刘琳等(2008)把非参数核密度估计引入到遥感图像贝叶斯分类问题中以进行实例分类,与传统贝叶斯分类方法和其他统计分类方法相比分类精度得到了提高。该方法解决了其他分类方法单中心的局限且保留了核密度估计的优点和平滑性。

### 4.3 基于深度学习的极化SAR地物分类方法

近些年来,深度学习技术的快速发展为遥感地物信息提取提供了有力工具。深度学习算法本质上是一种更深层次的机器学习模型。因此与贝叶斯分类器,支持向量机和浅层神经网络这些浅层模型相比,深度学习可以拟合输入输出变量间更为复杂的非线性函数关系。然而,深度学习模型通常需要大量的样本进行训练,目前的方法主要通过非监督预训练和迁移学习技术来更好地对模型参数进行初始化(LeCun等,2015)。然而,目前贴近实际应用场景的SAR数据集,特别是极化SAR数据集与光学影像数据集相比还明显不足,因此构建高质量的SAR地物分类数据集是本研究领域需要首要解决的问题。数据驱动的深度学习遥感解译方法不需要人工提取目标特征,在极化SAR图像智能解译中取得了巨大成功。

典型的深度学习模型主要有深度置信网络DBN(Deep Belief Network)、栈式自编码器SAE(Stacked Auto-Encoder network)和卷积神经网络CNN(Convolutional Neural Network)等。DBN是由多个受限玻尔兹曼机(RBM)堆叠而成的概率生成模型,其学习过程主要包括预训练和微调两部分。预训练时采用逐层训练的方式对各层中的RBM进行训练,在微调阶段通过模型预测输出和标签的误差反向传播对权重和偏差进行更新。Chen等(2014b)基于DBN提出了一种特征提取和影像分类方法,用于高光谱数据的特征学习和分类,有效地解决了数据复杂和样本数目有限的问题。SAE由若干稀疏自编码器单元组成,通过逐层学习初始化权重,再通过反向传播来对权重进行微调。Tao等(2015)利用SAE实现了不同特征空间的映射学习,然后利用线性SVM实现了分类。CNN是一种前馈神经网络,它的提出是受生物学上感受野的机制启发,通过局部连接、权值共享、空间抽样等技术大幅减少模型需要训练的权重数量,同时获得二维图像中典型特征的提取

能力和平移、缩放和扭曲不变性。Zhou等(2016)使用深层CNN模型进行极化SAR影像的矢量特征分析,取得了较高的分类精度。Scott等(2017)利用迁移学习和数据增强方法对CNN进行训练,克服了遥感影像中样本数据有限的问题。中国石油大学(华东),(2020)利用CNN对极化SAR图像进行多层信息提取,然后利用主成分分析对特征进行降维,最后通过支持向量机进行海面溢油分类。虽然基于CNN的地物分类方法在许多场景中取得了较好的效果,但受感受野范围的限制,在一些复杂场景下性能受限,对于高分辨率SAR影像这一问题更加严重。为解决这一问题,受自然语言分析里变换器(Transformer)框架的启发,视觉变换器(ViT)被应用于SAR图像分类应用中。变换器利用注意力机制取代卷积,从而提取更大范围的语义信息,获得更好的地物分类性能(Dong等,2022;Ren和Zhou,2021)。

目前,绝大多数的深度学习模型都是基于神经网络构建,并基于反向传播算法对参数进行优化。然而,模型复杂度的增加不可避免会带来过拟合的问题,当训练样本数量不足的时候这一问题尤为严重。同时,对神经网络模型的理论分析和决策的解释都存在着较大的困难。因此,对神经网络以外的深度学习模型的研究正在受到一些学者的关注。Zhou和Feng(2017)基于随机森林分类器,提出了一种神经网络以外的深度学习模型构建方案一级联随机森林(gc-Forest)。相比于深度神经网络,级联随机森林可在较少的训练数据下获得更好的性能,且可以自动对模型结构进行调整,需要设置的参数更少,更加容易训练。虽然级联随机森林在遥感信息提取中有很大的应用潜力,但其在多种任务中的性能稳定性还有待验证。

### 4.4 融合SAR和光学影像的地物分类方法

SAR较为特殊的成像机理为基于SAR数据的地物分类应用带来了一些干扰,例如斑点噪声、叠掩、透视收缩、阴影等。此外,相比于光学遥感所获取的丰富的地物光谱信息,SAR获取的地物信息也还比较有限,特别是在一些要求较高的精细化地物分类应用中显得有些不足(Zhang和Xu,2018)。因此,融合SAR和光学遥感数据是提高地物分类一个很重要和有效的手段。由于SAR

与光学遥感截然不同的工作波段和成像机制,其地物信息的解译方法与光学遥感相比有着较大差异。SAR信号主要对地物的介电特性和几何结构敏感,而光学遥感主要是依靠地物对于不同波长光线的吸收和反射特性。这些因素为融合光学与SAR图像信息的地物分类研究带来困难。

许多学者对SAR和光学遥感数据融合开展了大量的研究并提出和发展了不同的融合方法(Pohl和Van Genderen, 2016; Schmitt和Zhu, 2016)。总体而言,SAR与光学遥感数据可以在3个层次进行融合:像素级,特征级和决策级(Pohl和Van Genderen, 1998; Waske和van der Linden, 2008; Zhang和Xu, 2018)。需要说明的是,像素级的融合不是指在像素水平上进行光学和SAR的融合。由于已有大部分的SAR和光学融合研究都首先对两种数据进行了配准,使得两者的像素在空间位置上一一对应,从而在此基础上进行的特征提取和信息融合,都是在像素水平上进行的。因此,通常像素级融合特指仅将SAR和光学数据的每个像素数值本身进行融合,因而也可以称为数据级融合;而特征级融合则是指在SAR和光学遥感数据的原始像素的基础上进行特征提取,对所提取的SAR和光学数据的特征进行融合;决策级融合是指分别采用SAR遥感数据和光学遥感数据进行

独立的地物分类,然后对分类结果进行融合,从而决定每个像素的最后归属类别。

对于SAR和光学遥感融合进行地物分类的研究,3种不同的层次的研究都有相关的应用。Zhang等(2018)利用流形学习分别对单极化的TerraSAR-X和SPOT-5,双极化的ALOS PALSAR和SPOT-5,以及全极化的Radarsat-2和SPOT-5进行了像素级的融合,结果表明了流形学习在3种不同情况下融合都对地物分类有促进作用。大部分以往的研究都采用特征级的融合策略,所使用的融合方法包括各种集成学习方法,如:bagging, boosting, AdaBoost等(Zhang和Xu, 2018; Hall和Llinas, 1997; Rokach, 2010)。由于决策规则的设计比较复杂,与另外两种融合层次相比其发展较晚。然而,决策级融合策略可以充分考虑SAR与光学影像完全不同成像机理,因此其对于SAR和光学遥感融合是极有发展潜力的。已有的决策级融合研究包括采用各种投票策略,如:众数投票,加权投票等(Rokach, 2010),以及采用Dempster-Shafer证据理论进行SAR和光学遥感的融合(Waske和van der Linden, 2008; Clinton等, 2015)。表2尝试对上述不同类的极化SAR地物分类算法进行总结和比较,供读者参考。

表2 极化SAR地物分类算法的比较

Table 2 Comparison of polarimetric SAR classification algorithms

地物分类算法类别	代表性算法	主要优点	主要挑战
极化分解	Wishart最大似然分类器; H/A/a分解; Freeman三分量分解; Yamaguchi四分量分解; Touzi分解等	具有较为清晰的物理意义;可作为其他地物分类算法的特征提取步骤	复杂多变的实际地物散射特性;不能充分利用图中的语义信息
经典机器学习	支持向量机;贝叶斯分类器;BP神经网络;随机森林;模糊分类;各种非监督聚类算法等	模型便于分析;算法效率高	难以建模复杂函数关系;模型对特征提取要求高
深度学习	深度置信网络;栈式自编码器;卷积神经网络;级联随机森林等	可充分利用遥感影像中的多尺度语义信息;不依赖于特征提取;模型在复杂场景下具有较强的拟合能力	建模需要大量有标注的训练样本;计算复杂度高;模型可解释性差
多源遥感融合	像素级,特征级和决策级融合算法等	可充分利用多源遥感影像中的互补信息,进一步提高地物分类精度	对数据获取同步性要求高;高分辨率遥感影像的精确配准困难

#### 4.5 基于紧缩极化SAR的地物分类

近些年来,越来越多研究开始关注基于紧缩极化SAR的地物分类方法,以在获得地物极化信息的同时保持系统较大的观测带宽度。一类紧缩极化SAR图像的处理方法是通过重构算法得到伪

四极化图像的协方差矩阵(Dubois-Fernandez等, 2008)。Yin等(2011)提出了一种基于极化分解的紧缩极化SAR图像重构算法,并将其用于海面船只的检测。Collins等(2013)利用经验模型估计入射角范围内的假设常数 $N$ 来提高海面区域的

紧缩极化SAR图像重构精度。Zhang等(2017)对海面紧缩极化SAR图像重构算法进行了研究,并基于伪四极化重构协方差矩阵进行海面钻井平台和溢油的提取。Yin等(2019)提出了一种基于最小二乘法的紧缩极化SAR图像重构算法,该方法构建了一个基于极化分解的三分量重构模型,并通过 $m-\alpha$ 分解对最小二乘拟合模型的参数进行优化。基于重构的特征提取方法的优势是可以直接采用全极化特征的分析方法进行后续分析,但其存在的问题是伪四极化重构要求地物的后向散射特性满足一定的假设条件,而迭代重构算法参数的选取会影响最终的重构结果,从而对后续特征提取和油膜检测效果造成影响。

另一类方法是直接对紧缩极化散射向量进行分析,从中提取特征。从紧缩极化散射向量可得雷达信号的斯托克斯向量(Stokes vector),从而进一步计算出紧缩极化信号的极化度 $m$ 、相对相位 $\delta$ (relative phase)、(回波信号)极化熵 $H_w$ 、椭圆率 $\chi$ 、各向异性度 $A$ 、平均极化角 $\alpha$ 等参数(Shirvany等,2012)。Li等(2013)发现相对相位 $\delta$ 的正负号可以区分不同的海面散射机制:海面区域 $\delta$ 接近 $90^\circ$ ,而油膜覆盖区域 $\delta$ 为负,表征多次散射机制的增加,油膜覆盖区域的极化度 $m$ 显著降低,表征去极化效应较为明显,而且椭圆率 $\chi$ 具有相反的符号。Zhang等(2011)证实从四极化和 $\pi/2$ 模式紧缩极化SAR图像中提取的一致性系数特征具有非常好的区分矿物油膜和生物油膜似然物的能力。Yin等(2015)基于扩展的布拉格散射模型,提出从紧缩极化SAR信号的Stokes矩阵中提取特征的新方法,并通过实验证实了其在区分海面溢油与生物油膜和低风速区这两种似然物中的性能。

研究表明,紧缩极化SAR在地物分类上可达到媲美全极化模式的性能。Li和Perrie(2016)等利用伪四极化重构和极化散射向量直接提取特征的方法分别提取 $\pi/2$ 模式紧缩极化特征,通过分析发现两种特征提取方法在不同的特征上互有优势,同时证实了紧缩极化特征有接近于全极化特征的海面油膜分类性能,并进一步实验表明了对紧缩极化进行 $m-\chi$ 分解可获得接近全极化SAR的海冰分类性能。Buono等(2016)定量分析了四极化和紧缩极化SAR信号在海洋遥感探测上所提供的信息差异。Zhang等(2011)对比分析了双极化,紧缩极化和全极化模式下不同监督分类算法对海面

油膜探测下的性能,发现分类精度不会随着特征数量的增加而单调增加,说明特征之间存在大量的互补信息,证实了特征选择和优化的重要性。Yin和Yang(2014)基于统一的紧缩极化SAR信息分析框架对基于后向散射比值的极化分解特征进行了分析,证实其可以在多种极化模式下用于地物分类。Liu等(2019)假设海面等目标服从K-Wishart分布,利用恒虚景(CFAR)滤波器开展基于紧缩极化SAR影像的舰船检测研究。Gao等(2018)提出了基于陷波滤波器(Notch Filter)的极化SAR海面舰船探测方法,并实验证实了 $\pi/2$ 模式紧缩极化SAR可取得优于传统双极化SAR的舰船探测性能。Kumar等(2017)证实了紧缩极化SAR极化发射椭圆率的改变会显著地影响雷达信号与农作物的相互作用,并且研究了不同生长阶段农作物的极化散射特征。Xie等(2015)提出了一种全极化、双极化和紧缩极化SAR的农作物分类框架,并基于TerraSAR-X时序SAR影像开展实验,在各极化模式均取得了较已有分类器更高的农作物分类精度。Singha和Ressel(2017)利用RISAT-1影像开展北极地区海冰分类研究。Li和Perrie(2016)对基于紧缩极化SAR海冰分类开展研究,通过实验证实圆极化发射线性极化接收模式下的 $m-\chi$ 特征可提供大量有助于海冰分类的极化散射细节信息,达到了接近四极化SAR系统的海冰分类精度。Ghanbari等(2019)利用紧缩极化SAR影像,通过迭代区域增长对海冰区域进行分割,再通过支持向量机进行海冰分类。研究发现利用四极化重构图像进行语义分割,再利用紧缩极化特征进行分类可取得最佳的海冰提取效果。

## 5 极化SAR地物分类主要应用

### 5.1 海面溢油探测

极化信息的引入为海面溢油探测提供了新的手段。研究表明,矿物油覆盖海面与生物油膜或无油覆盖海面具有不同的散射机制:矿物油覆盖的海面区域布拉格散射减弱,非布拉格散射增强,去极化效应明显,而无油或生物油膜覆盖海面仍以布拉格散射为主,回波信号具有很高的极化度(Migliaccio等,2007)。因此,极化特征的引入有助于区分海面油膜及其似然物,有效避免目标的错误分类(Brown等,2003)。



在早期研究中, Migliaccio 等 (2017) 基于 SIR-C/X SAR 数据对极化相干矩阵  $T$  进行特征值分解, 提取出极化熵  $H$ 、平均极化角  $\alpha$  和各向异性系数  $A$ , 基于这些特征提出了用于海面油膜检测的极化恒虚警滤波器。Nunziata 等 (2011) 进一步提出鞍点高度能够反映地物的去极化程度, 并利用多种波段的 SAR 图像开展了矿物油和生物油膜似然物的分类研究。

极化相位信息与地物的特性密切相关, 也被用于海面溢油检测的研究。Migliaccio 和 Tranfaglia (2005) 提出利用同极化相位差 CPD (Co-polarized Phase Difference) 可有效区分溢油和生物油似然物。Skrunes 等 (2012) 在北海溢油实验中获取了 C 波段 Radarsat-2 影像和 X 波段 TerraSAR-X 影像, 比较了极化熵  $H$ 、平均极化角  $\alpha$ 、CPD 标准差、HH 和 VV 通道相关系数的模值等特征对于矿物油和生物油膜似然物的区分能力。

不同极化通道的后向散射截面 (RCS) 可用于海面油膜探测的研究。Nunziata 等 (2009) 利用双尺度边界扰动法 (Boundary Perturbation Method) 分析了无油和生物油膜覆盖海面不同的 RCS 散射截面特性, 通过实验表明双尺度模型和 Marangoni 衰减模型能够更好地对大尺度海浪倾斜调制下的海面后向散射截面进行建模。田维 (2009) 基于海面波谱模型和电磁散射模型分析了多种极化方式下油膜对雷达后向散射信号的衰减。Li 等 (2016) 提出了基于极化分解模型的海面后向散射截面分析方法, 更加符合油膜覆盖海面的后向散射截面特性, 提高了反演海面等效介电常数等参数的精度。然而, 海面 SPM 模型的有效范围受入射角的限制较大, 且菲涅尔系数会随着海面等效介电常数的变化达到饱和, 限制了其对于海面油膜和似然物的区分能力。

此外, 一些组合极化特征也获得了不错的溢油探测效果。Wang 等 (2010) 利用极化熵  $H$ 、平均极化角  $\alpha$ 、各项异性度  $A$  和同极化相关系数  $\rho$  构成新的溢油探测特征。Zhang 等 (2011) 提出通过极化参数  $P$  来反映布拉格散射与镜点散射的比值, 并利用其对海面油膜进行提取, 并利用在土壤湿度估计中采用的一致性系数  $\mu$  开展了海面溢油检测研究, 实验证实  $\mu$  可以作为一种海面溢油检测的逻辑分类器。

尽管 SAR 海面溢油监测研究已开展多年, 但

仍有许多问题没有解决。例如由于海面环境和油膜种类及状态复杂多变, 海面和油膜的极化特征也存在较大差异, 如何构建适用于不同条件的溢油探测模型是个难题。另外对海面油膜厚度和状态信息的获取尚没有非常成熟的方法, 而这些信息对溢油控制措施的制定和环境影响的评估非常重要。此外, 极化特征数量众多, 其中既包含互补信息, 也包含大量冗余信息。因此, 多种特征的优化和综合利用是极化地物分类研究的热点。如何对特征进行选择和优化, 使得在有限的样本条件下分类器能够得到充分地训练, 避免“维数灾难”, 是值得深入研究的问题。

## 5.2 海面舰船监测

海上舰船目标监测是 SAR 数据最重要的海洋应用之一 (Brusch 等, 2011)。极化特征目标检测方法、慢速运动目标检测方法、舰船目标尾迹检测方法以及基于深度学习的目标检测方法是 SAR 图像舰船目标检测的常用方法 (刘涛等, 2021)。

目标极化特征检测方法主要利用舰船目标极化特征和海面背景杂波特征存在的差异。Boerner 等 (1988) 从极化最优化思想出发, 基于最大信噪比准则提出了一种最佳线性滤波器: 极化匹配滤波器 PMF (Polarimetric Matched Filter), 通过对极化散射矢量进行加权以抑制杂波, 提高信杂比。Nunziata 等 (2012) 利用海杂波的反射对称性, 提出了反射对称 RS (Reflection Symmetry) 检测器, 利用共极化通道和交叉极化通道的相关性来检测海上目标。基于极化分解理论, Touzi (2000) 通过极化熵、特征值和散射角检测目标, 有效地提升了目标和背景之间的差异, 取得了较好的舰船检测效果。

慢速运动目标检测方法主要适用于目标杂波极化特征差异较小但有一定速度差异的情形, 同时也能获取目标运动信息。Mattar 等 (2005) 通过交叉极化通道 SAR 图像进行顺轨干涉 ATI (Along-Track Interferometric), 通过偏移相位中心天线 DPCA (Displaced Phase Center Antenna) 处理实现运动目标检测。Gao 等 (2019) 提出一种基于恒虚警方法的 SAR 图像舰船检测方法, 该方法通过提出海洋偏移相位中心天线 ODPCA (Oceanic Displaced Phase Center Antenna) 的探测指标来抑制海面杂波的影响, 提高海面目标探测的性能。

舰船目标尾迹检测方法不是直接检测舰船目标本体,而是检测运动产生的尾迹,主要针对小目标和隐身目标。Pottier等(1999)提出了采用极化特征值分解的舰船尾迹分类方法,将极化分解的特征向量组成特征矢量输入神经网络进行分类。Schuler等(1992)、Hennings等(1999)对极化SAR图像中开尔文(Kelvin)波开展研究,Wu等(2011)对极化分解在舰船尾迹提取上的应用做了研究,发现简单共极化率可以增强船只产生的开尔文尾迹。

深度学习算法的使用显著地提高了高分辨率SAR影像舰船检测的性能。为了解决SAR船只检测目标小、海面杂波干扰、训练样本不足等问题,学者采用了多尺度融合、半监督、对抗网络、域适应等技术来提高船只检测的精度,并发布了一批新的数据集(Deng等,2019;Li等,2022;Hou等,2022;Lee和Lee,2021;Hu等,2022)。然而,目前的研究大都基于SAR灰度图像,而能够充分利用SAR图像极化信息的深度学习模型还有待发展。

### 5.3 海岸线提取

海岸带是人口聚集、资源丰富、开发程度较高但生态环境脆弱的地区,而监测海岸线的变化是海岸带管理、海平面变化和海岸带演变研究中一项非常重要的任务。SAR正逐渐成为监测海岸线变化的重要手段。黄魁华和张军(2011)提出了一种基于局部统计活动轮廓模型的SAR图像海岸线监测方法,提高了海岸线检测的精度。张跃龙(2015)提出了一种基于逆高斯分布的区域主动轮廓模型海岸线检测算法,通过最大似然方法构建区域能量泛函,推导该模型对应的水平集演化方程并给出数值求解。Hu等(2021)采用Sentinel-1号时序数据,结合决策树分类器对我国沿海的盐碱沼泽分布信息进行了提取,并证实利用SAR后向散射强度的年度变化可有效解决潮汐和季节等因素对盐碱沼泽区域提取和分类的影响。Buono等(2014)利用Cosmo-SkyMed单极化SAR影像开展海岸线提取研究,首先通过恒虚警(CFAR)检测器对图像进行分割,再利用Sobel边缘检测算子提取连续的海岸线。Ferrentino等(2011)利用类似的CFAR检测器、形态学处理和边缘监测算法,进一步开展了基于单极化和双极化SAR影像的海岸带提取研究,证实利用极化信

息可得到更好的海岸线提取结果。Liu等(2016)提出一种SAR图像港口探测方法,首先对交叉极化SAR影像进行区域水平集分割,然后通过提取和连接平行的曲线片段实现港口轮廓的提取。

### 5.4 城市土地覆盖/利用分类

随着全球城市化趋势的逐步扩大,已有超过50%的全球人口居住在城市区域,这使得城市的资源变得越来越紧张,城市土地覆盖/利用发生了剧烈的变化。这些变化为城市的发展提供了必要的支撑,但同时也带来了一系列的城市问题,例如:城市大气污染/水污染,城市热岛,城市生态破坏,城市内涝等,这些问题也被称为城市病。因此,利用遥感技术监测城市土地覆盖/利用变化为应对这一系列城市病提供了不可缺少的技术支撑。其中,SAR由于具有全天候的监测能力,在城市土地覆盖/利用的监测中发挥着举足轻重的作用。早在20世纪90年代,SAR便已被应用到城市地表的监测中,科研人员发现SAR的主动和侧视成像机理使得SAR对于城市地表结构极为敏感,从而提供许多城市地表覆盖/利用的信息(Calabresi,1996;Dong等,1997;Henderson和Xia,1997)。从此以后,SAR便被广泛应用到城市地表监测中,特别是土地覆盖/利用分类。例如,将Pauli, Freeman, Touzi和Cloud-Pottier等极化特征分解方法应用于城市土地覆盖利用分类(Li等,2010;Gamba和Lisini,2013;Niu和Ban,2013;Hariharan等,2016;Bhattacharya和Touzi,2011)。此外,还有研究将SAR数据与光学数据融合进行城市地表监测,例如:Guo等(2014)应用全极化Radarsat-2和SPOT-5数据,用C5.0决策树进行北京城市不透水面提取;Zhang等(2015,2016,2014)将单极化ENVISAT ASAR和TerraSAR-X,以及双极化ALOS PALSAR数据与Landsat和SPOT-5数据融合提取珠江三角洲城市不透水面。Li等(2019)提出一种利用残差U-Net网络的SAR差分影像城市建筑变化提取方法,在复杂城市环境中中小尺度建筑的变化检测上取得了较为理想的效果。

### 5.5 海冰、冰盖目标分类

根据冰盖或冰川自上而下运动中雪至冰的变质情况或根据其表面的冻融情况,通常能将冰川或冰盖分为干雪带、渗浸带、湿雪带、附加冰带和裸冰带(Cuffey和Paterson,2010)。由于冰雪明

显的介电系数差异，SAR常用于冰川、冰盖与海冰表面的冻融探测，以及冰川或冰盖的分带（李新等，2020）。对南北极冰盖的冻融探测与表面分带，使用较多的参数依然是某一极化通道的后向散射系数（Zhou和Zheng，2017）。对于单极化影像，考虑到仅有一个后向散射系数特征，其应用通常会结合冰盖表面海拔信息以及后向散射系数的年变化（Huang等，2013；孙少波和车涛，2013）。随着双极化SAR影像应用的普及，也有研究提出了利用极化比探测冻融强度的方法（王蒙等，2016；赵梦雪等，2020）。对于山地冰川，则有文献论述采用全极化SAR信息并采用H-A-Alpha分解等方法结合SVM分类方法区分不同的冰川分带（Huang等，2011）。SAR影像的后向散射系数，不仅决定于地表分辨单元的地表结构即材质，而且取决于雷达波入射角。因此利用幅宽较大的SAR影像判断冰雪表面的介电特性时需要后续散射系数做入射角归一化改正，常用的方法推导自光学朗伯定律，称为余弦平方法（Chen等，2022）；另有假设散射系数dB值与入射角成线性关系的方法（Yackel等，2019；Aldenhoff等，2020）。

积雪是陆地冰冻圈的另一重要组成部分，通常有融雪检测，积雪面积制图等任务。通常采用的特征包括同极化以及交叉极化通道的后向散射系数以及极化比等参数。结合X、C、L等波段的

双极化后向散射系数、极化比以及海拔等信息，Shi和Dozier（1997，2000）提出了区分干雪、湿雪、湖泊以及裸土的决策树方法。考虑到融雪过程中水含量与表面几何结构的显著变化，也可以根据后向散射系数的时间序列区分无雪区、干雪区和湿雪区（Malnes和Gunteriusen，2002；Nagler和Rott，2000）。

海冰的遥感监测是SAR海洋遥感的重要应用领域之一。准确、及时地获取海冰的位置和种类，有利于高纬度航道的安全保障，也可对全球气候变化的研究提供信息支持。Ochilov和Clausi（2012）提出了基于马尔可夫随机场的业务化海冰分类系统，并对分类精度进行了系统的验证和评估。Zhu等（2016）基于双极化Radarsat-2影像开展了海冰分类研究，实验发现将多特征输入基于SVM的条件随机森林（CRF）取得了最佳的分类精度。Komarov和Buehner（2019）基于双极化RadarSAT-2影像数据的HH-HV通道比值和HV通道信号方差，提出了区分多年海冰和一年海冰的概率模型。Asadi等（2021）对基于神经网络的海冰分类算法进行了分析，提出通过引入分类模型的不确定性来对模型进行改进，以降低海冰的误分率。表3尝试汇总上述主要极化SAR地物分类应用，并给出其面临的主要挑战和可能的解决途径。

表3 主要极化SAR地物分类应用汇总

Table 3 Summary of main polarimetric SAR classification applications

地物分类应用	典型特征、方法	主要挑战	可能的解决途径
海面溢油探测	极化度；H/A/a分解；极化鞍点高度；同极化相位差；相关系数；后向散射截面模型；一致性系数；深度学习算法	油膜种类和状态变化大、海况复杂，导致SAR极化特征不稳定	进一步开展海面溢油散射机理的深入研究；利用更全面的海面溢油数据集开展特征分析和分类方法研究
海面舰船监测	极化特征目标检测方法；慢速运动目标检测方法；舰船目标尾迹检测方法；基于深度学习的目标检测方法	海面杂波干扰；SAR方位向模糊；船只目标小、易与其他干扰混淆	利用极化散射机制消除海面杂波干扰和方位向模糊；构建深度学习模型，通过卷积神经网络识别船只及其他目标
海岸线监测	局部统计活动轮廓模型；决策树分类器；恒虚警检测器和Sobel边缘检测算子；形态学分析方法	SAR图像相干斑噪声和海面风浪产生的回波干扰	采用干涉图像对或交替极化（Ping-Pong）模式下的图像复相关系数区分散射特性稳定的海岸和随机变化的海面
城市土地覆盖/利用分类	极化SAR特征提取和分类方法；光学和SAR融合方法；基于深度学习的分类方法		利用高精度的数字高程数据进行SAR图像地形校正和辐射校正；开展多源遥感影像融合研究
海冰、冰盖目标分类	基于后向散射系数的冰盖分类；极化比冻融强度探测；极化分解和机器学习分类器相结合的分类方法	大幅宽SAR影像后向冰雪表面散射特性受入射角影响极大；海冰的散射机制复杂	进行入射角归一化改正；开展多频段多极化SAR海冰分类研究

## 6 研究趋势展望

随着技术的进步, SAR地物分类及其应用的发展逐渐呈现了出了新的变化趋势。由于新一代SAR卫星的发射和部分SAR卫星数据的免费开放, 科研人员在各个应用领域可以获得的SAR数据量不断增加, 数据成本也逐渐降低, SAR地物分类应用正在从以单极化、中低分辨率、小范围、单时相和单一数据源为主, 逐渐向多极化/紧缩极化、高分辨率、大范围、多时相和多源数据集成应用的方向发展。

### 6.1 从单极化到多极化和紧缩极化SAR模式

单极化SAR地物分类主要依靠地物后向散射的强度信息, 分类精度受到一定的限制。多极化SAR信号对地物的几何结构和反射面的朝向敏感, 能够为地物分类提供更加丰富的信息。近些年来, 利用多极化SAR进行地物分类的研究数量明显增多。然而, 由于全极化SAR系统的脉冲重复频率较单极化SAR加倍, 导致覆盖带宽度减半, 且系统功耗和数据量成倍增加。紧缩极化SAR通过一定的发射/接收极化方式, 获取地物部分的极化信息, 可避免全极化SAR带来的脉冲重复频率加倍的问题。

几种目前常见的紧缩极化SAR模式中,  $\pi/2$ 模式具有便于极化定标, 极化通道功率平衡, 不受地物排列方向影响, 不易受电离层法拉第旋转效应影响等优势, 但其系统在实际工作时难以保证发射一个理想的圆极化信号。 $\pi/4$ 模式能够获取接近于四极化模式下地物的极化散射特性, 但是由于发射和接收信号极化方式的不匹配, 存在3 dB的接收功率损失。由于业务化运行的紧缩极化SAR海面溢油数据有限, 目前对于紧缩极化SAR的研究大都基于四极化数据进行仿真(Brisco等, 2020)。因此构建统一的多模式极化SAR信息的表达框架, 以分析不同极化SAR工作模式在实际地物分类任务中的性能, 成为目前该领域亟待开展的研究内容。

### 6.2 从中低分辨率、小范围到高分辨率、大范围遥感监测应用

由于技术的限制, 早期的研究以采用中低分辨率的SAR数据为主, 例如ENVISAT ASAR和

ALOS PALSAR。中低分辨率的SAR数据难以获取地物的精细信息, 在快速城市化的区域, 其地物变化往往具有范围小、速度快的特点, 例如几栋高楼大厦或者街心小公园的建设, 这些都难以通过中低分辨率的影像进行监测和分析。随着遥感技术的发展, 高分辨率的卫星越来越多, 例如TerraSAR-X, COSMO-SkyMed, ALOS-2, GF-3等, 而全球免费开放的Sentinel-1影像也已经达到了10 m分辨率。特别地, 云计算技术和平台的发展使得大数据量信息的处理复杂度和成本大大降低, 大范围的SAR遥感影像的处理效率也得到显著提升。因此, 全国、全球覆盖等大范围区域的SAR地物分类将得到广泛的应用, 为区域乃至全球尺度的环境、交通、经济等方面的研究提供有力支持。

### 6.3 从单时相到多时相影像序列分析应用

应用单时相的SAR影像进行地物分类主要是提取某地区一个时间的土地覆盖或利用分布, 这类研究在已有文献中已经被大量报道。而随着SAR遥感技术的快速发展和深度应用, 采用不同时间的SAR影像来分析某一地区的地物的变化情况或变化规律, 已成为很多应用问题的需求。以往的多时相SAR研究主要集中在用于干涉SAR监测地表形变的研究上, 而在地物分类上的研究则相对较少。如今, 由于越来越多的SAR卫星开放数据源, 多时相SAR数据的获取和处理能力的门槛已经大大降低。未来的SAR地物分析研究在时序变化分析方向上有广阔的发展前景。特别是在多云多雨地区, 由于光学遥感难以获得较为紧密的时间序列光学影像, 应用时间序列SAR影像进行地物变化分析将是一个重要的研究方向。

随着谷歌地球引擎(GEE)等大规模云端地理信息处理平台的出现, 越来越多地物分类的研究采用了多时相遥感影像, 研究区域的范围也大幅扩大。Dabboor等(2019)利用多时相SAR数据开展了湿地分类研究, 实验中利用仿真的紧缩极化SAR图像与四极化图像获得了相似度高于90%的结果。Ohki和Shimada(2018)利用L波段PALSAR-2影像对比了四极化、紧缩极化和双极化SAR影像在320000 km<sup>2</sup>的大范围区域上的土地利用分类性能, 与全极化相比, 紧缩极化和双极化SAR得到了稍低的分类精度。

#### 6.4 从人工设计特征提取方法向利用深度学习模型

早期的遥感影像分类算法主要依靠人工设计的特征,其优势在于计算效率较高,需要的样本数量比较少。然而,特征的设计和选择需要专业人员的参与,往往花费大量的劳动力。同时,在某一应用场景下提出的特征,在新场景下的适应性往往难以保证,带来模型泛化性的问题。近些年来,随着深度学习算法研究的兴起,越来越多的遥感图像分类研究基于深度学习技术来从大量样本中自动地训练模型。

目前相关研究主要还是基于计算机视觉领域提出的成熟网络模型,还需要针对遥感任务和地物的特点进行专门的优化。迁移学习的应用可极大提高深度学习模型的训练效率,但目前多数深度模型的权重都是基于光学图像训练,而基于SAR遥感影像,特别是多极化SAR图像进行训练的模型就更加稀少,成为该技术在极化SAR地物分类上发展的主要瓶颈。另外,如何将地物的极化散射机理应用于深度学习模型,从而在物理机制的约束下加速模型的训练,加快其收敛过程,是后续研究一个值得注意的方向。

此外,目前已有的绝大多数的深度神经网络只能输入实数特征向量,因此需要将SAR后向散射矩阵或者协方差矩阵的实部和虚部分别作为深度神经网络的输入特征,这种处理方式在一定程度上破坏了SAR复数据所包含的相位信息,影响了模型对于地物极化散射特性的提取和分析。近几年有学者提出了复数深度神经网络,并在通用的图像分类数据集上取得了较理想的效果(Trabelsi等,2018),因此有理由认为基于复数神经网络的特征分析和地物分类研究,将成为未来极化SAR信息处理的研究热点之一。

#### 6.5 从单源SAR影像分类向SAR、光学、LiDAR等多源影像融合分类

由于单一卫星数据源存在各自的不足,例如光学影像容易受云层影响,SAR影像存在斑点噪声、叠掩等现象,且光学和SAR影像都存在不同程度的阴影区域,因此,多源卫星影像融合是提高地物分类准确度的有效方法(Schmitt和Zhu,2016)。然而,应用SAR和其他影像融合提高地物分类精度的研究还有较大的发展空间。制约多源遥感融合技术发展的主要困难是SAR的成像机理

与其他影像的成像机理相差较大,这使得SAR影像与其他影像的准确配准极其困难,相关的协同数据分析技术也不够成熟(Bai等,2021)。因此,在SAR影像和其他影像和数据(如光学和LiDAR数据)的融合策略和融合方法(如各种机器学习方法和基于信息论的融合方法)上都需要有更多更深入的研究(Waske和van der Linden,2008;Zhang等,2018)。

## 7 结 语

遥感技术使我们能从太空俯瞰地球,实时感知江河湖海的律动和社会经济发展的脉搏,有效地预警、防范和评估自然灾害,而在其中,SAR技术扮演着越发重要的角色。充分利用极化SAR数据源所提供的信息,需要掌握雷达信号处理、图像分析、模式识别、多源信息融合、大数据分析等多方面的关键技术。技术的快速发展使本领域亟需有电子工程、遥感、人工智能等学科交叉背景的人才。希望通过本文的介绍,能在一定程度上增进读者对SAR地物分类领域的了解,以更好地把握该技术的发展方向。由于作者水平和精力有限,本文难免存在疏漏和错误之处,欢迎广大同行批评、指正。

## 参考文献(References)

- Aldenhoff W, Eriksson L E B, Ye Y F and Heuzé C. 2020. First-year and multiyear sea ice incidence angle normalization of dual-polarized Sentinel-1 SAR images in the Beaufort Sea. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 1540-1550 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2977506]
- Asadi N, Scott K A, Komarov A S, Buehner M and Clausi D A. 2021. Evaluation of a neural network with uncertainty for detection of ice and water in SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(1): 247-259 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2992454]
- Bai Y K, Sun G M, Li Y, Ma P F, Li G and Zhang Y Z. 2021. Comprehensively analyzing optical and polarimetric SAR features for land-use/land-cover classification and urban vegetation extraction in highly-dense urban area. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103: 102496 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102496]
- Bhattacharya A and Touzi R. 2011. Polarimetric SAR urban classification using the Touzi target scattering decomposition. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 37(4): 323-332 [DOI: 10.5589/m11-042]

- Boerner W M, Kostinski A B and James B D. 1988. On the concept of the polarimetric matched filter in high resolution radar imaging: an alternative for speckle reduction//International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 'Remote Sensing: Moving Toward the 21st Century. Edinburgh: IEEE: 69-72 [DOI: 10.1109/IGARSS.1988.570053]
- Brisco B, Mahdianpari M and Mohammadimanesh F. 2020. Hybrid compact polarimetric SAR for environmental monitoring with the RADARSAT constellation mission. *Remote Sensing*, 12(20): 3283 [DOI: 10.3390/rs12203283]
- Brown C E, Fingas M F and Hawkins R. 2003. Synthetic Aperture Radar sensors: viable for marine oil spill response//Proceedings of the 26th Arctic and Marine Oil spill Program (AMOP). Canada: 299-310
- Brusch S, Lehner S, Fritz T, Soccorsi M, Soloviev A and van Schie B. 2011. Ship surveillance with TerraSAR-X. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(3): 1092-1103 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2071879]
- Buono A, Nunziata F, Mascolo L and Migliaccio M. 2014. A multipolarization analysis of coastline extraction using X-band COSMO-SkyMed SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(7): 2811-2820 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2320366]
- Buono A, Nunziata F and Migliaccio M. 2016. Analysis of full and compact polarimetric SAR features over the sea surface. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(10): 1527-1531 [DOI: 10.1109/LGRS.2016.2595058]
- Calabresi G. 1996. The use of ERS data for flood monitoring: an overall assessment//The Second ERS Application Workshop. London, UK, European Space Agency, 237-241
- Chen J, Iqbal M, Yang W, Wang P B and Sun B. 2014a. Mitigation of azimuth ambiguities in spaceborne stripmap SAR images using selective restoration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(7): 4038-4045 [DOI: 10.1109/TGRS. 2013. 2279109]
- Chen X, Li G, Chen Z Q, Ju Q and Cheng X. 2022. Incidence angle normalization of dual-polarized Sentinel-1 backscatter data on Greenland ice sheet. *Remote Sensing*, 14(21): 5534 [DOI: 10.3390/rs14215534]
- Chen Y S, Lin Z H, Zhao X, Wang G and Gu Y F. 2014b. Deep learning-based classification of hyperspectral data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(6): 2094-2107 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2329330]
- Cheng H H and Wang R S. 2011. Integrating contexts into the classification of high-resolution remote sensing images using the Bayesian networks. *Computer Engineering and Science*, 33(1): 70-76 (程环环, 王润生. 2011. 利用贝叶斯网络融合空间上下文的高分辨遥感图像分类. *计算机工程与科学*, 33(1): 70-76) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-130X.2011.01.014]
- China University of Petroleum (East China). 2020. Polarimetric SAR oil spill detection method based on feature fusion and SVM. CN, 110991257A (中国石油大学(华东). 2020. 基于特征融合与SVM的极化SAR溢油检测方法. 中国, 110991257A)
- Clinton N, Yu L and Gong P. 2015. Geographic stacking: decision fusion to increase global land cover map accuracy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 103: 57-65 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.02.010]
- Cloude S R and Pottier E. 1997. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1): 68-78 [DOI: 10.1109/36.551935]
- Collins M J, Denbina M and Atteia G. 2013. On the reconstruction of Quad-Pol SAR data from compact polarimetry data for ocean target detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(1): 591-600 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2199760]
- Cortes C and Vapnik V. 1995. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3): 273-297 [DOI: 10.1007/BF00994018]
- Cuffey K M and Paterson W S B. 2010. *The Physics of Glaciers*. 4th ed. Amsterdam: Academic Press
- Dabboor M, Banks S, White L, Brisco B, Behnamian A, Chen Z H and Murnaghan K. 2019. Comparison of compact and fully polarimetric SAR for multitemporal wetland monitoring. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(5): 1417-1430 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2909437]
- Deng Z P, Sun H, Zhou S L and Zhao J P. 2019. Learning deep ship detector in SAR images from scratch. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(6): 4021-4039 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2889353]
- Dong H W, Zhang L M and Zou B. 2022. Exploring vision transformers for polarimetric SAR image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5219715 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3137383]
- Dong Y, Forster B and Ticehurst C. 1997. Radar backscatter analysis for urban environments. *International Journal of Remote Sensing*, 18(6): 1351-1364 [DOI: 10.1080/014311697218467]
- Dubois-Fernandez P C, Souyris J C, Angelliaume S and Garestier F. 2008. The compact polarimetry alternative for spaceborne SAR at low frequency. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(10): 3208-3222 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.919143]
- Ferrentino E, Buono A, Nunziata F, Marino A and Migliaccio M. 2021. On the use of multipolarization satellite SAR data for coastline extraction in harsh coastal environments: the case of Solway Firth. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 249-257 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3036458]
- Freeman A and Durden S L. 1998. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3): 963-973 [DOI: 10.1109/36.673687]
- Fukuda S, Katagiri R and Hirotsawa H. 2002. Unsupervised approach for polarimetric SAR image classification using support vector machines//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toronto: IEEE: 2599-2601 [DOI: 10.1109/IGARSS. 2002.1026713]
- Gamba P and Lisini G. 2013. Fast and efficient urban extent extraction

- using ASAR wide swath mode data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(5): 2184-2195 [DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2235410]
- Gao G, Gao S, He J and Li G S. 2018. Ship detection using compact polarimetric SAR based on the notch filter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(9): 5380-5393 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2815582]
- Gao G, Huang K H, Gao S, He J and Zhang X. 2019. Ship detection based on oceanic displaced phase center antenna technique in along-track interferometric SAR. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(3): 788-802 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2895674]
- Ghanbari M, Clausi D A, Xu L L and Jiang M Z. 2019. Contextual classification of sea-ice types using compact polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(10): 7476-7491 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2913796]
- Guo H D, Yang H N, Sun Z C, Li X W and Wang C Z. 2014. Synergistic use of optical and PolSAR imagery for urban impervious surface estimation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 80(1): 91-102 [DOI: 10.14358/PERS.80.1.91]
- Hall D L and Llinas J. 1997. An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85(1): 6-23 [DOI: 10.1109/5.554205]
- Hansch R and Hellwich O. 2015. Evaluation of tree creation methods within random forests for classification of PolSAR images//*IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Milan: IEEE: 361-364 [DOI: 10.1109/IGARSS.2015.7325775]
- Hariharan S, Tirodkar S and Bhattacharya A. 2016. Polarimetric SAR decomposition parameter subset selection and their optimal dynamic range evaluation for urban area classification using Random Forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 44: 144-158 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.08.007]
- Henderson F M and Xia Z G. 1997. SAR applications in human settlement detection, population estimation and urban land use pattern analysis: a status report. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1): 79-85 [DOI: 10.1109/36.551936]
- Hennings I, Romeiser R, Alpers W and Viola A. 1999. Radar imaging of Kelvin arms of ship wakes. *International Journal of Remote Sensing*, 20(13): 2519-2543 [DOI: 10.1080/014311699211912]
- Hou B, Wu Z T, Ren B, Li Z H, Guo X P, Wang S and Jiao L C. 2022. A neural network based on consistency learning and adversarial learning for semisupervised synthetic aperture radar ship detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5220816 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3142017]
- Hou J L and Huang C L. 2014. Improving mountainous snow cover fraction mapping via artificial neural networks combined with MODIS and ancillary topographic data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(9): 5601-5611 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2290996]
- Hu Q, Hu S H and Liu S Q. 2022. BANet: a balance attention network for anchor-free ship detection in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5222212 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3146027]
- Hu Y K, Tian B, Yuan L, Li X Z, Huang Y, Shi R H, Jiang X Y, Wang L H and Sun C. 2021. Mapping coastal salt marshes in China using time series of Sentinel-1 SAR. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173: 122-134 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.01.003]
- Huang K H and Zhang J. 2011. A coastline detection method using SAR images based on the local statistical active contour model. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 15(4): 737-749 (黄魁华, 张军. 2011. 局部统计活动轮廓模型的 SAR 图像海岸线检测. *遥感学报*, 15(4): 737-749) [DOI: 10.11834/jrs.20110136]
- Huang L, Li Z, Tian B S, Chen Q, Liu J L and Zhang R. 2011. Classification and snow line detection for glacial areas using the polarimetric SAR image. *Remote Sensing of Environment*, 115(7): 1721-1732 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.03.004]
- Huang L, Li Z, Tian B S, Chen Q and Zhou J M. 2013. Monitoring glacier zones and snow/firn line changes in the Qinghai - Tibetan Plateau using C-band SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 137: 17-30 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.05.016]
- Kersten P R, Lee J S and Ainsworth T L. 2005. Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(3): 519-527 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.842108]
- Komarov A S and Buehner M. 2019. Detection of first-year and multi-year sea ice from dual-polarization SAR images under cold conditions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(11): 9109-9123 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2924868]
- Kumar V, McNairn H, Bhattacharya A and Rao Y S. 2017. Temporal response of scattering from crops for transmitted ellipticity variation in simulated compact-pol SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(12): 5163-5174 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2757041]
- LeCun Y, Bengio Y and Hinton G. 2015. Deep learning. *Nature*, 521(7553): 436-444 [DOI: 10.1038/nature14539]
- Lee J S and Grunes M R. 1992. Classification of multi-look polarimetric SAR data based on complex Wishart distribution//*National Telesystems Conference*. Washington: IEEE: 7/21-7/24 [DOI: 10.1109/NTC.1992.267879]
- Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, Du L J, Schuler D L and Cloude S R. 1999. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5): 2249-2258 [DOI: 10.1109/36.789621]
- Lee S J and Lee K J. 2021. Efficient generation of artificial training DB for ship detection using satellite SAR images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 11764-11774 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3128184]
- Li D, Liang Q H, Liu H Q, Liu Q H, Liu H J and Liao G S. 2022. A novel multidimensional domain deep learning network for SAR ship detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5203213 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3062038]

- Li H Y and Perrie W. 2016. Sea ice characterization and classification using hybrid polarimetry SAR. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(11): 4998-5010 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2584542]
- Li H Y, Perrie W, He Y J, Lehner S and Brusch S. 2013. Target detection on the ocean with the relative phase of compact polarimetry SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(6): 3299-3305 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2224119]
- Li L, Wang C, Zhang H, Zhang B and Wu F. 2019. Urban building change detection in SAR images using combined differential image and residual U-net network. *Remote Sensing*, 11(9): 1091 [DOI: 10.3390/rs11091091]
- Li X, Che T and Li X W. 2020. *Cryosphere Remote Sensing*. Beijing: Science Press: 38-40 (李新, 车涛, 李新武. 2020. 冰冻圈遥感学. 北京: 科学出版社: 38-40)
- Li X W, Pottier E, Guo H D and Ferro-Famil L. 2010. Urban land cover classification using polarimetric SAR interferometry//Proceedings Volume 7841, Sixth International Symposium on Digital Earth: Data Processing and Applications. Beijing: SPIE: 236-241 [DOI: 10.1117/12.873222]
- Li Y, Zhang Y Z, Chen J, Migliaccio M and Buono A. 2016. Model-based sea surface scattering analysis for the DWH oil spill accident case//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Beijing: IEEE: 7711-7714 [DOI: 10.1109/IGARSS.2016.7731011]
- Liu C, Xiao Y Y, Yang J and Yin J J. 2016. Harbor detection in polarimetric SAR images based on the characteristics of parallel curves. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(10): 1400-1404 [DOI: 10.1109/LGRS.2016.2560944]
- Liu L, Yang W M and Lai Q L. 2008. Improved Bayes classification method for remote sensing images by kernel density estimation. *Journal of Northeast Forestry University*, 36(10): 53-55 (刘琳, 杨为民, 赖巧玲. 2008. 利用核密度估计改进遥感图像贝叶斯分类法. 东北林业大学学报, 36(10): 53-55) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-5382.2008.10.018]
- Liu S, Zhang F L, Wei S Y, Liu N and Shao Y. 2020. SAR image visual optimization and building damage assessment based on polarimetric decomposition combination. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 37(6): 750-759 (刘杉, 张风丽, 韦诗莹, 刘娜, 邵芸. 2020. 基于极化分解组合的SAR图像视觉优化和建筑物损毁评估. 中国科学院大学学报, 37(6): 750-759) [DOI: 10.7523/j.issn.2095-6134.2020.06.005]
- Liu T, Yang Z Y, Jiang Y N and Gao G. 2021. Review of ship detection in polarimetric synthetic aperture imagery. *Journal of Radars*, 10(1): 1-19 (刘涛, 杨子渊, 蒋燕妮, 高贵. 2021. 极化SAR图像舰船目标检测研究综述. 雷达学报, 10(1): 1-19) [DOI: 10.12000/JR20155]
- Liu T, Yang Z Y, Yang J and Gao G. 2019. CFAR ship detection methods using compact polarimetric SAR in a K-Wishart distribution. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(10): 3737-3745 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2923009]
- Malnes E and Guneriusson T. 2002. Mapping of snow covered area with Radarsat in Norway//Proceeding of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toronto: IEEE: 683-685 [DOI: 10.1109/IGARSS.2002.1025145]
- Mattar K E, Liu C and Sabry R. 2005. *Polarimetric SAR Interferometry: Investigations using EC CV-580 SAR Data*. Defence R&D Canada-Ottawa
- Migliaccio M and Tranfaglia M. 2005. A study on the use of SAR polarimetric data to observe oil spills//Europe Oceans 2005. Brest: IEEE: 196-200 [DOI: 10.1109/OCEANSE.2005.1511709]
- Migliaccio M, Gambardella A and Tranfaglia M. 2007. SAR polarimetry to observe oil spills. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(2): 506-511 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.888097]
- Nagler T and Rott H. 2000. Retrieval of wet snow by means of multi-temporal SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2): 754-765 [DOI: 10.1109/36.842004]
- Niu X and Ban Y F. 2013. Multi-temporal RADARSAT-2 polarimetric SAR data for urban land-cover classification using an object-based support vector machine and a rule-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, 34(1): 1-26 [DOI: 10.1080/01431161.2012.700133]
- Nunziata F, Migliaccio M and Brown C E. 2012. Reflection symmetry for polarimetric observation of man-made metallic targets at sea. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 37(3): 384-394 [DOI: 10.1109/JOE.2012.2198931]
- Nunziata F, Migliaccio M and Gambardella A. 2011. Pedestal height for sea oil slick observation. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 5(2): 103-110 [DOI: 10.1049/iet-rsn.2010.0092]
- Nunziata F, Sobieski P and Migliaccio M. 2009. The two-scale BPM scattering model for sea biogenic slicks contrast. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(7): 1949-1956 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2013135]
- Ochilov S and Clausi D A. 2012. Operational SAR sea-ice image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(11): 4397-4408 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2192278]
- Ohki M and Shimada M. 2018. Large-area land use and land cover classification with quad, compact, and dual polarization SAR data by PALSAR-2. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(9): 5550-5557 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2819694]
- Pohl C and Van Genderen J. 2016. *Remote Sensing Image Fusion: A Practical Guide*. Boca Raton: CRC Press
- Pohl C and van Genderen J L. 1998. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5): 823-854 [DOI: 10.1080/014311698215748]
- Pottier E, Boerner W M and Schuler D L. 1999. Polarimetric detection and estimation of ship wakes//Proceedings of IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Hamburg: IEEE: 2458-2460 [DOI: 10.1109/IGARSS.1999.771542]
- Ren S J and Zhou F. 2021. Polsar image classification with complex-valued residual attention enhanced U-NET//2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS.



- Brussels: IEEE: 3045-3048 [DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9554303]
- Rokach L. 2010. Ensemble-based classifiers. *Artificial Intelligence Review*, 33(1): 1-39 [DOI: 10.1007/s10462-009-9124-7]
- Schmitt M and Zhu X X. 2016. Data fusion and remote sensing: an ever-growing relationship. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 4(4): 6-23 [DOI: 10.1109/MGRS.2016.2561021]
- Schuler D L, Lee J S, Hoppel K and Valenzuela G R. 1992. Polarimetric SAR image signatures of gulf-stream features and ship wakes// *Proceedings of the 1992 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Houston: IEEE: 462-464 [DOI: 10.1109/IGARSS.1992.576740]
- Scott G J, England M R, Starns W A, Marcum R A and Davis C H. 2017. Training deep convolutional neural networks for land - cover classification of high-resolution imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(4): 549-553 [DOI: 10.1109/LGRS.2017.2657778]
- Shi J and Dozier J. 2000. Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR. II. Inferring snow depth and particle size. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6): 2475-2488 [DOI: 10.1109/36.885196]
- Shi J C and Dozier J. 1997. Mapping seasonal snow with SIR-C/X-SAR in mountainous areas. *Remote Sensing of Environment*, 59(2): 294-307 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00146-0]
- Shirvany R, Chabert M and Tourneret J Y. 2012. Ship and oil-spill detection using the degree of polarization in linear and hybrid/compact Dual-Pol SAR. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(3): 885-892 [DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2182760]
- Singha S and Ressel R. 2017. Arctic sea ice characterization using RISAT-1 compact-pol SAR imagery and feature evaluation: a case study over northeast Greenland. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(8): 3504-3514 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2691258]
- Skrunes S, Brekke C and Eltoft T. 2012. An experimental study on oil spill characterization by multi-polarization SAR//9th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Nuremberg: IEEE: 139-142
- Sun S B and Che T. 2013. A review of the research on snow cover monitored with Synthetic Aperture Radar (SAR). *Journal of Glaciology and Geocryology*, 35(5): 636-647 (孙少波, 车涛. 2013. 基于合成孔径雷达(SAR)的积雪监测研究进展. *冰川冻土*, 35(5): 636-647) [DOI: 10.7522/j.issn.1000-0240.2013.0073]
- Tao C, Pan H B, Li Y S and Zou Z R. 2015. Unsupervised spectral - spatial feature learning with stacked sparse autoencoder for hyperspectral imagery classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(12): 2438-2442 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2482520]
- Tian W. 2009. Research on the principle and approach of oil spill detection based on microwave remote sensing technology. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications. Chinese Academy of Sciences (田维. 2009. 海面油膜雷达遥感检测机理与方法研究. 北京: 中国科学院遥感应用研究所)
- Touzi R. 2000. Calibrated polarimetric SAR data for ship detection// *Proceedings of the IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Taking the pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Proceedings. Honolulu: IEEE: 144-146 [DOI: 10.1109/IGARSS.2000.860449]
- Touzi R. 2007. Target scattering decomposition in terms of roll-invariant target parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1): 73-84 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.886176]
- Trabelsi C, Bilaniuk O, Zhang Y, Serdyuk D, Subramanian S, Santos J F, Mehri S, Rostamzadeh N, Bengio Y and Pal C J. 2018. Deep complex networks. arXiv: 1705.09792 [DOI: 10.48550/arXiv.1705.09792]
- van Zyl J J and Burnette C F. 1992. Bayesian classification of polarimetric SAR images using adaptive a priori probabilities. *International Journal of Remote Sensing*, 13(5): 835-840 [DOI: 10.1080/01431169208904157]
- Wang M, Li X W, Liang L and Lu W Y. 2016. Study of snowmelt detection on the Antarctic Peninsula ice sheet derived from Radarsat-2 dual-pol data. *Chinese Journal of Polar Research*, 28(1): 103-112 (王蒙, 李新武, 梁雷, 陆万雨. 2016. 基于Radarsat-2双极化数据的南极半岛冰盖冻融探测研究. *极地研究*, 28(1): 103-112) [DOI: 10.13679/j.jdyj.2016.1.103]
- Wang W G, Lu F, Wu P and Wang J. 2010. Oil spill detection from polarimetric SAR image//IEEE 10th International Conference on Signal Processing Proceedings. Beijing: IEEE: 832-835 [DOI: 10.1109/ICOSP.2010.5655943]
- Waske B and van der Linden S. 2008. Classifying multilevel imagery from SAR and optical sensors by decision fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(5): 1457-1466 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.916089]
- Wu P, Wang J, Wang W G and Sun J P. 2011. Polarimetric characters extraction research of Kelvin wakes on PolSAR image//Proceedings of the 2011 International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering. Nanjing: IEEE: 1407-1410 [DOI: 10.1109/RSETE.2011.5964545]
- Xie L, Zhang H, Li H Z and Wang C. 2015. A unified framework for crop classification in southern China using fully polarimetric, dual polarimetric, and compact polarimetric SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 36(14): 3798-3818 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1070319]
- Xu L. 2006. Application of Support Vector Machine and Fuzzy Theory for Remote Sensing Image Classification. Wuxi: Jiangnan University (许磊. 2006. 支持向量机和模糊理论在遥感图像分类中的应用. 无锡: 江南大学)
- Xu W and Xi Y T. 2014. Remote sensing image land use classification based on BP neural network//National Symposium on Mathematical Geology and Geoscience Information. Xuzhou: 234-235 (许伟, 奚砚涛. 2014. 基于BP神经网络的Landsat8遥感影像的土地利用分类//第十三届全国数学地质与地学信息学术研讨会. 徐州: 234-235)
- Yackel J, Geldsetzer T, Mahmud M, Nandan V, Howell S E L,

- Scharien R K and Lam H M. 2019. Snow thickness estimation on first-year sea ice from late winter spaceborne scatterometer backscatter variance. *Remote Sensing*, 11(4): 417 [DOI: 10.3390/rs11040417]
- Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M and Yamada H. 2005. Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8): 1699-1706 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.852084]
- Yang R, Li K, Tu Z G, Chen R Y and Qin Q Q. 2009. Full polarimetric SAR classification based on Yamaguchi scattering model. *Computer Engineering and Applications*, 45(36): 5-7 (杨然, 李坤, 涂志刚, 陈荣元, 秦前清. 2009. 基于 Yamaguchi 分解模型的全极化 SAR 图像分类. *计算机工程与应用*, 45(36): 5-7) [DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.36.002]
- Yin J J, Papatthassiou K P, Yang J and Chen P. 2019. Least-squares estimation for pseudo quad-pol image reconstruction from linear compact polarimetric SAR. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(10): 3746-3758 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2910395]
- Yin J J and Yang J. 2014. Multi-polarization reconstruction from compact polarimetry based on modified four-component scattering decomposition. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 25(3): 399-410 [DOI: 10.1109/JSEE.2014.00046]
- Yin J J, Yang J and Zhang X Z. 2011. On the ship detection performance with compact polarimetry//2011 IEEE RadarCon (RADAR). Kansas City: IEEE: 675-680 [DOI: 10.1109/RADAR.2011.5960623]
- Yin J J, Yang J, Zhou Z S and Song J S. 2015. The extended bragg scattering model-based method for ship and oil-spill observation using compact polarimetric SAR. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8): 3760-3772 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2359141]
- Zhang B, Li X F, Perrie W and Garcia-Pineda O. 2017. Compact polarimetric synthetic aperture radar for marine oil platform and slick detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(3): 1407-1423 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2623809]
- Zhang B, Perrie W, Li X F and Pichel W G. 2011. Mapping sea surface oil slicks using RADARSAT-2 quad-polarization SAR image. *Geophysical Research Letters*, 38(10): L10602 [DOI: 10.1029/2011GL047013]
- Zhang F F, Li W Z, Lu L Y, Zhang Q F and Kang L. 2012. Technologies of extracting land utilization information based on SVM method with multi-window texture. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 16(1): 67-78 (张伐伐, 李卫忠, 卢柳叶, 张青峰, 康乐. 2012. SVM 多窗口纹理土地利用信息提取技术. *遥感学报*, 16(1): 67-78) [DOI: 10.11834/jrs.20120415]
- Zhang H, Wang C, Liu M, Li H Z, Shan Z L, Xie L and Liu Z. 2015. *Polarimetric SAR Theory, Method and Application*. Beijing: Science Press (张红, 王超, 刘萌, 李洪忠, 单子力, 谢镭, 刘智. 2015. *极化 SAR 理论、方法与应用*. 北京: 科学出版社)
- Zhang H S, Li J, Wang T, Lin H, Zheng Z Z, Li Y and Lu Y F. 2018. A manifold learning approach to urban land cover classification with optical and radar data. *Landscape and Urban Planning*, 172: 11-24 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2017.12.009]
- Zhang H S, Lin H, Li Y, Zhang Y Z and Fang C Y. 2016. Mapping urban impervious surface with dual-polarimetric SAR data: an improved method. *Landscape and Urban Planning*, 151: 55-63 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2016.03.009]
- Zhang H S, Lin H, Zhang Y Z and Weng Q H. 2015. *Remote Sensing of Impervious Surfaces in Tropical and Subtropical Areas*. Boca Raton: CRC Press
- Zhang H S and Xu R. 2018. Exploring the optimal integration levels between SAR and optical data for better urban land cover mapping in the Pearl River Delta. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64: 87-95 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.08.013]
- Zhang X Y, Li F R, Zhen Z and Zhao Y H. 2016. Forest vegetation classification of Landsat8 remote sensing image based on random forests model. *Journal of Northeast Forestry University*, 44(6): 53-57, 74 (张晓羽, 李凤日, 甄贞, 赵颖慧. 2016. 基于随机森林模型的陆地卫星-8 遥感影像森林植被分类. *东北林业大学学报*, 44(6): 53-57, 74) [DOI: 10.13759/j.cnki.dlxb.2016.06.005]
- Zhang Y L. 2015. *SAR Image Coastline Detection Algorithm based on Active Contour Model*. Dalian: Dalian Maritime University (张跃龙. 2015. *基于主动轮廓模型的 SAR 图像海岸线检测算法*. 大连: 大连海事大学)
- Zhang Y Z, Zhang H S and Lin H. 2014. Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images. *Remote Sensing of Environment*, 141: 155-167 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.10.028]
- Zhao M X, Fu W X, Sun Y W and Li X W. 2020. Extracting freeze/melt extent of Greenland ice sheet from synthetic aperture radar images. *Chinese Journal of Polar Research*, 32(3): 336-342 (赵梦雪, 傅文学, 孙燕武, 李新武. 2020. 基于宽幅 SAR 的格陵兰岛冰盖冻融强度提取方法研究. *极地研究*, 32(3): 336-342) [DOI: 10.13679/j.jdyj.20190063]
- Zhou C X and Zheng L. 2017. Mapping radar glacier zones and dry snow line in the Antarctic Peninsula using Sentinel-1 images. *Remote Sensing*, 9(11): 1171 [DOI: 10.3390/rs9111171]
- Zhou Y, Wang H P, Xu F and Jin Y Q. 2016. Polarimetric SAR image classification using deep convolutional neural networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(12): 1935-1939 [DOI: 10.1109/LGRS.2016.2618840]
- Zhou Z H and Feng J. 2017. Deep forest: towards an alternative to deep neural networks//Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne: AAAI Press: 3553-3559
- Zhu T T, Li F, Heygster G and Zhang S K. 2016. Antarctic sea-ice classification based on conditional random fields from RADARSAT-2 dual-polarization satellite images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(6): 2451-2467 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2551318]

## Review of the studies on remote sensing classification based on polarimetric Synthetic Aperture Radar

LI Yu<sup>1</sup>, YANG Jingfei<sup>1</sup>, ZHANG Hongsheng<sup>2</sup>, LI Gang<sup>3</sup>, CHEN Jie<sup>4</sup>

1. Beijing University of Technology, Faculty of Information Technology, Beijing 100124, China;

2. Hong Kong University, Department of Geography, Hong Kong 999077, China;

3. School of Surveying and Mapping Science and Technology, Sun Yat-sen University/Guangdong Laboratory of Southern Ocean Science and Engineering (Zhuhai), Zhuhai 519082, China;

4. Beihang University, School of Electronics and Information Engineering, Beijing 100037, China

**Abstract:** Remote sensing technology enables us to monitor the Earth from space and sense the rhythm of rivers, lakes, and seas and the pulse of social and economic development in real time. It also facilitates effective early warning, prevention, and evaluation of natural disasters, in which SAR technology plays an increasingly important role. Remote sensing image classification is an important step of remote sensing image analysis, and it has always been one of the hot spots in related research fields. Owing to the complexity of ground target characteristics and the diversity of remote sensing imaging techniques, the accurate interpretation of remote sensing images requires a deep understanding of the characteristics of the image and fully utilizing the prior knowledge of ground objects. In recent years, the development of Synthetic Aperture Radar (SAR), especially polarimetric SAR technology, has facilitated the rapid growth in the research on remote sensing object classification. In this study, the research progress of polarimetric SAR remote sensing image classification is reviewed. This study firstly introduces the basic theory of SAR remote sensing and the main data sources of spaceborne SAR. Then, it introduces the decomposition of polarimetric SAR data, the classical machine learning algorithms for polarimetric SAR, the deep learning-based algorithms, the methods of fusing optical and SAR images, and the classification algorithms based on compact polarimetric SAR. Next, this study introduces the research progress of polarimetric SAR image classification for marine oil spill detection, ship detection, coastline extraction, land use classification, and sea ice/ice cap classification. Finally, the development trend of polarimetric SAR image classification is prospected. From the perspective of the authors, the development of polarimetric SAR classification has the following trends: (1) from single polarimetric to multi- and compact polarimetric SAR modes; (2) from medium/low resolution, small range to high resolution, large range remote sensing applications; (3) from single temporal to multiple temporal sequence image analysis applications; (4) from manual design of feature extraction methods to automatic feature extraction using deep learning models; (5) from single-source SAR image classification to SAR, optical, LiDAR, and other multi-source image fusion classification. The key technologies of radar signal processing, image analysis, pattern recognition, multi-source information fusion, big data analysis, and other aspects need to be understood to fully utilize the information provided by polarimetric SAR data sources. The rapid development of technology requires talents with interdisciplinary backgrounds such as electronic engineering, remote sensing, and artificial intelligence in this field. The authors hope that through the introduction of this article, readers can improve their understanding of the field of SAR remote sensing classification to a certain extent for better grasping the development trends of this technology.

**Key words:** polarimetric SAR, remote sensing, classification, multi-source information fusion, feature extraction, machine learning, object detection, scattering characteristics

**Supported by** National Key Research and Development Program (No. 2016YFB0501501); National Natural Science Foundation of China (No. 41706201); Science and Technology Program of Beijing Municipal Education Commission (No. KM202110005024)