

# 极化 SAR 图像地物分类方法综述<sup>①</sup>



魏丹<sup>1</sup>, 李渊<sup>1</sup>, 黄丹<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(河南大学 计算机与信息工程学院, 开封 475004)

<sup>2</sup>(河南大学 实验室与设备管理处, 开封 475004)

通讯作者: 黄丹, E-mail: [huang\\_dan@henu.edu.cn](mailto:huang_dan@henu.edu.cn)

**摘要:** 极化合成孔径雷达 (Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR) 是一种微波成像雷达, 它不受天气、光线以及云层的影响, 能够实现全天时、全天候的成像。因此, 极化 SAR 图像已经成为遥感图像地物分类的主要数据源之一。本文从技术方法的角度出发, 论述了近年来国内外极化 SAR 图像地物分类的方法及应用, 从技术原理、实验效果等方面进行介绍, 并对极化 SAR 图像地物分类的发展趋势进行分析。

**关键词:** 极化; 合成孔径雷达; 遥感; 地物分类; 发展趋势

引用格式: 魏丹, 李渊, 黄丹. 极化 SAR 图像地物分类方法综述. 计算机系统应用, 2020, 29(11): 29-39. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7705.html>

## Overview on Methods of Land Classification Based on Polarimetric SAR Images

WEI Dan<sup>1</sup>, LI Yuan<sup>1</sup>, HUANG Dan<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China)

<sup>2</sup>(Division of Laboratory and Equipment Management, Henan University, Kaifeng 475004, China)

**Abstract:** Polarimetric Synthetic Aperture Radar (PolSAR) is a type of microwave imaging radar that avoids the influence of weather, light and clouds, and it has the capability of all-day and all-weather imaging. Therefore, PolSAR images have become one of the main data sources for land classification based on remote sensing image. From the perspective of technical methods, this paper discusses the methods and applications of land classification based on PolSAR image in recent years. It introduces the technical methods and experimental effects, and analyzes the development trend of land classification based on PolSAR image.

**Key words:** polarimetric; SAR; remote sensing; land classification; development trend

近年来, 随着极化 SAR 系统的不断发展, 可用的极化 SAR 数据逐渐增多, 分辨率也在不断提高。与单极化 SAR 相比, 极化 SAR 进行的是全极化测量, 可以获取更丰富的目标信息, 因此极化 SAR 的应用也越来越广泛<sup>[1]</sup>。采用极化 SAR 图像进行地物分类是极化 SAR 技术在实际应用中的一个重要发展方向, 也是 SAR 图像解译的重要研究内容。

通常地表地物类型是草地、森林、农田、城区、水域和裸地等, 采用极化 SAR 图像对这些地物类型的分类研究可以在民用领域和军用领域为人们提供帮助。在民用领域可以对农作物的生长、城市的变迁等进行监测, 也可以测量土壤水分和对矿产资源进行勘探; 在军用领域, 可以识别战略目标, 为之后的战略部署等方面提供理论依据。由以上可知, 极化 SAR 图像已经成

① 基金项目: 国家自然科学基金 (U1604145, 61871175); 河南省高等学校重点科研项目 (19A420005); 河南省科技攻关计划 (182102210233, 192102210082); 河南省青年人才托举工程 (2019HYTP006)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (U1604145, 61871175); Key Research Project of Higher Education of Henan Province (19A420005); Science and Technology Program of Henan Province (182102210233, 192102210082); Youth Talent Lifting Project of Henan Province (2019HYTP006)

收稿时间: 2020-05-01; 修改时间: 2020-05-27; 采用时间: 2020-06-05; csa 在线出版时间: 2020-10-29

为地理环境监测的重要组成部分. 目前在区域乃至全球的地表地物分类中, 采用极化 SAR 图像进行地物分类表现出巨大的应用前景和潜力.

极化 SAR 系统按照载体的不同可以分为机载 SAR<sup>[2-8]</sup> 和星载 SAR<sup>[9-15]</sup>, 部分机载和星载极化 SAR 系统如表 1 和表 2 所示. 表 2 中, 高分三号 (GF-3) 卫星<sup>[15]</sup> 是中国首颗民用高分辨率星载极化 SAR 成像卫星, 于 2016 年 8 月 10 日发射升空, 空间分辨率从 1 米到 500 米, 幅宽从 10 公里到 650 公里, 有聚束和超精细条带等 12 种成像模式. 随着极化 SAR 数据的增多, 如何有效地利用其数据特征实现更精确地分类成为了当今研究的热门问题.

表 1 典型机载极化 SAR 系统

机载极化SAR系统	国家	波段	启用年份(年)
AIRSAR	美国	P/L/C	1987
ESAR	德国	P/L/C/X	1988
EMISAR	丹麦	L/C	1995
Pi-SAR	日本	L/X	1996
F-SAR	德国	P/L/S/C/X	2006
UAVSAR	美国	L	2006
高分辨率全极化系统	中国	X	2008

表 2 典型星载极化 SAR 系统

星载极化SAR系统	国家	波段	启用年份(年)
SIR-C/X-SAR	美国	L/C	1994
ALOS-1/PALSAR	日本	L	2006
TerraSAR-X姊妹星	德国	X	2007
Radarsat-2	加拿大	C	2007
RISAT-1	印度	C	2012
ALOS-2/PALSAR-2	日本	L	2014
高分三号	中国	C	2016

本文结构安排如下: 第 1 节对近几年极化 SAR 图像地物分类方法及其应用进行总结和论述, 第 2 节对

极化 SAR 图像地物分类的发展趋势进行分析, 第 3 节对本文进行总结.

## 1 极化 SAR 图像地物分类的方法

当雷达发射的电磁波接触地物时, 不同地物对应的雷达回波信息也不同, 所以极化 SAR 图像中每个像元所展示的信息也不同. 对极化 SAR 图像进行地物分类的实质是将图像的所有像元按其性质分为若干类别的过程, 从而达到对地物进行分类的目的.

极化 SAR 图像进行地物分类的基本步骤为: 预处理→特征提取→分类处理. 预处理通常包括斑点滤波、几何校正和去取向角等. 特征提取一般为纹理特征提取和极化特征提取. 纹理特征的提取方法有局部傅立叶变换、曲波变换、Gabor 小波和灰度共生矩阵等<sup>[16]</sup>. 极化特征可以通过目标分解获得, 其中比较著名的分解有 Pauli 分解<sup>[17]</sup>、Cloude 分解<sup>[17]</sup>、Krogager 分解<sup>[18]</sup>、Freeman 分解<sup>[19]</sup>、SSCM 分解<sup>[20]</sup>、Yamaguchi 四分量分解<sup>[21,22]</sup>、Touzi 分解<sup>[23]</sup> 和六分量分解<sup>[24]</sup> 等.

对极化 SAR 图像进行地物分类处理的方法多种多样, 根据所用特征信息的不同, 可以将分类方法归结为基于极化目标散射特性的分类、基于统计分析的分类、基于目标散射特性和统计方法相结合的分类. 根据分类过程中是否需要人工标记样本, 可以分为监督分类、无监督分类和半监督分类 3 大类. 根据处理对象的不同可以分为基于像素级和基于对象级的分类. 根据采用的技术方法的不同可以将极化 SAR 图像地物分类方法分为 6 种, 分别是主动轮廓模型法、马尔可夫随机场模型法、模糊理论法、支持向量机法、神经网络法和融合算法, 如图 1 所示.



图 1 极化 SAR 图像地物分类方法

本节从技术方法的角度出发,对近年来不同极化 SAR 图像地物分类方法进行总结和论述。

### 1.1 基于主动轮廓模型的分类

1988年, Kass 等提出了一种主动轮廓模型 (Active Contour Model, ACM), 该模型主要原理是通过初始化曲线, 构造能量方程式, 最小化曲线的内外部能量, 使曲线逐渐接近待检测物体的边缘, 分割出目标。ACM 方法中, 按照不同的轮廓曲线表达式可分为参数主动轮廓模型 (Parametric ACM, PACM) 和基于水平集的几何主动轮廓模型 (Geometric ACM, GACM); 按照曲线的演化方式又可分为基于边界的主动轮廓模型 (Edge-based ACM, EACM) 和基于区域的主动轮廓模型 (Region-Based ACM, RACM)<sup>[25]</sup>。ACM 方法有很强的抗噪声能力, 所以也被应用于极化 SAR 图像分类中<sup>[26-30]</sup>。但是该方法的缺点是计算量大, 效率低。

2014年, 清华大学的杨健团队采用多时相水平集主动轮廓模型对 AIRSAR 获取的荷兰弗莱福兰极化数据进行分类处理<sup>[30]</sup>。图 2 为分类结果, 其中图 2(a) 为 C 波段、L 波段和 P 波段的波段合成图, 图 2(b) 为 ACM 分类结果。

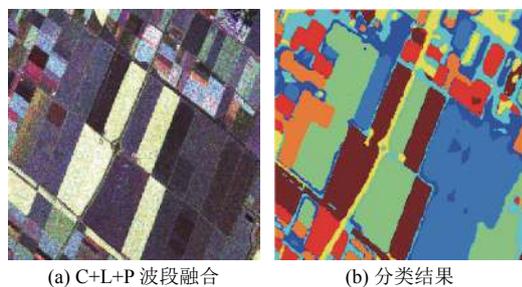


图 2 基于 ACM 的分类结果<sup>[30]</sup>

### 1.2 基于 MRF 模型分类

由于相干斑噪声的存在, 基于单个像素所提供的信息对极化 SAR 图像进行地物分类, 通常不能得到令人满意的结果。为了获得可靠和满意的结果, 分类最好是基于集群的统计度量, 而不是基于单个像素的度量。马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 模型是一种概率图形模型, 它可以统计像素之间的空间上下文信息, 是处理图像分类问题的强有力工具。在 MRF 模型中, 图像特征被提取为特征场, 图像中所有像素类别标记的集合为标记场, 在已知特征场的前提下, 分类结果通过最大标记场概率获得。MRF 因其固有的抗噪

声能力和减少类内差异的影响而被广泛采用。针对极化 SAR 图像地物分类问题, 各国学者提出了一系列基于 MRF 模型分类方法<sup>[31-35]</sup>。

2014年, Doulgeris 以 Radarsat-2 在 C 波段采集的美国旧金山海湾极化 SAR 图像为实验数据, 采用 MRF 模型提取上下文信息, 对地物进行分类<sup>[35]</sup>。图 3 为 MRF 分类结果, 其中图 3(a) 为 Pauli 图像, 图 3(b) 为分类图像, 从分类图像中可以看出有取向角的建筑物和森林植被可以被区分开来, 提高了分类精度。

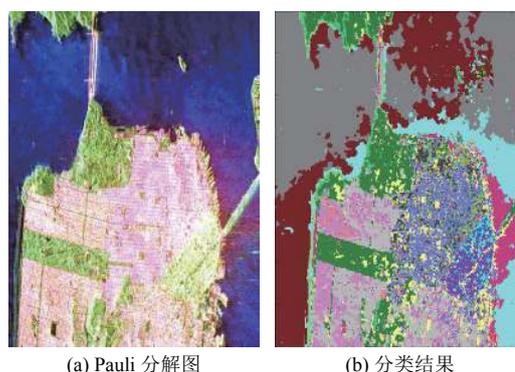


图 3 基于 MRF 的分类结果<sup>[35]</sup>

### 1.3 基于模糊理论分类

传统的极化 SAR 图像地物分类方法是每个像元指定一个特定的类, 但是极化 SAR 图像中的一个像元可能包含多个地物类别, 对这类像元的分类会影响最终的分类精度, 采用模糊理论可以较好的解决此问题。模糊理论思想是用 0-1 之间的值表示每个像元属于每个类的程度, 这些值被称为隶属度, 每个像元属于所有类的隶属度之和为 1, 最终用隶属度的大小确定像元所属的分类。经过多年发展, 模糊理论已经广泛用于极化 SAR 图像地物分类<sup>[36-40]</sup>。本节将介绍 FCM (Fuzzy C-Means, FCM) 和最近邻方法在极化 SAR 图像地物分类中的应用。

#### 1.3.1 基于 FCM 的分类

FCM 算法的思想是把  $n$  个数据集  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  分成  $C$  个模糊组, 对每个数据集可用值在 0~1 之间的隶属度来确定其属于各个组的程度, 通过迭代使得非相似性指标的价值函数达到最小, FCM 流程图如图 4 所示。

2009年, 杨然等用模糊分类方法下的 FCM 算法与 Yamaguchi 分解相结合, 提出了一种新的分类模型<sup>[39]</sup>。

该模型把四个散射分量组成一组归一化的特征矢量, 进行 FCM 聚类分析, 并且用日本机载 L 波段 PiSAR 数据验证了该算法具有较高的分类精度和较好的视觉效果. 图 5 是 FCM 分类结果, 其中图 5(a) 为 Niigata 地区的极化合成图, A 区为森林, B 区为人工建筑, C 区为河流, D 区和 E 区都是耕地. 图 5(b) 是 FCM 分类结果.

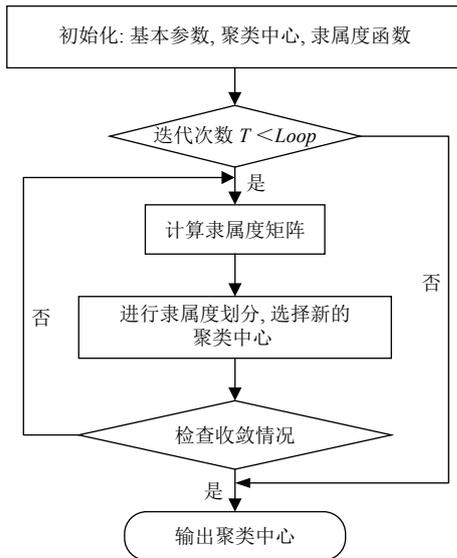


图 4 FCM 流程图



图 5 基于 FCM 的分类结果<sup>[39]</sup>

### 1.3.2 基于最近邻的分类

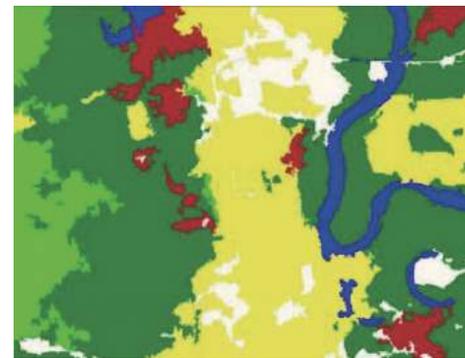
最近邻分类的原理是通过确定分类类别, 选择正确的不同类别样本, 计算测试样本与所有样本之间的距离, 并将距离转换为 0-1 之间隶属度, 如果隶属度大于设定的隶属度阈值, 则测试样本属于与它距离最近的样本所属的类别.

2018 年, 陆翔等采用极化目标分解得到的极化散射特性和用灰度共生矩阵提取的纹理信息作为特征, 应用模糊分类方法下的最近邻分类器对 TerraSAR-X 在 X 波段采集的云南西双版纳勐腊县极化 SAR 图

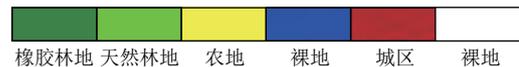
像进行地物分类, 图 6 为分类结果<sup>[40]</sup>. 其中图 6(a) 是勐腊县光学影像, 图 6(b) 为地物分类结果图, 图 6(c) 为不同地物的颜色表示.



(a) 光学图像



(b) 分类图像



(c) 地物颜色编码

图 6 基于最近邻的分类结果<sup>[40]</sup>

### 1.4 基于支持向量机的分类

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 是一种性能很强的分类器, 它的基本思想为: 建立一个分类超平面作为决策曲面, 使得不同样本的隔离边缘最大. 如图 7 所示, 圆圈和正方形分别代表了两种类型的样本, H 为分类超平面, H1 与 H2 为通过各类样本中最边缘的点, 且与 H 相互平行、距离相等的平面, 它们之间的距离是分类间隔. 最优分类超平面就是以最大间隔将两类样本分开的超平面. 1999 年, Vapnik 团队第一次将 SVM 用到图像的分类当中<sup>[41]</sup>. 经过多年的发展, SVM 也广泛用于极化 SAR 图像的分类中<sup>[42-47]</sup>.

2019 年, 张腊梅提出了一种改进的 SVM 算法, 该算法结合了 Pinball 损失函数, 并将多成分目标分解,

H/A/ $\alpha$ 分解以及灰度共生矩阵方法分别提取到的 12 种极化特征和纹理特征作为 SVM 的训练样本<sup>[42]</sup>. 这里的 12 种特征分别是奇次散射功率  $P_s$ 、偶次散射功率  $P_d$  和体散射功率  $P_v$ 、极化散射熵  $H$ 、极化各向异性度  $A$ 、平均散射角  $\alpha$ 、能量  $ENY$ 、熵  $ENT$ 、对比度  $CON$ 、反差矩  $IDM$ 、相关度  $COR$  及和平均  $SAV$ . 并对 EMISAR 在 Foulum 地区获取的 L 波段极化 SAR 数据进行分类处理, 把地物分为建筑物、森林、裸地、细径作物、阔叶作物 5 种类型. 图 8 为分类结果, 其中图 8(a) 为 Pauli 图像, 图 8(b) 为改进 SVM 分类图像, 图 8(c) 为不同地物的颜色表示.

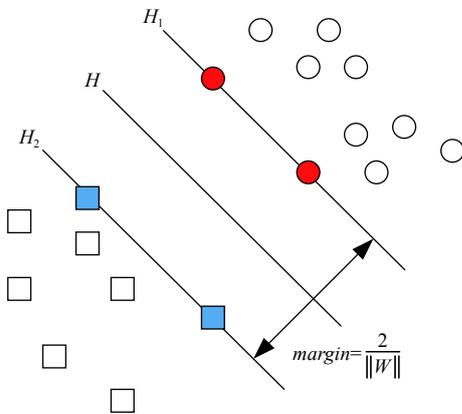


图 7 最优分类超平面示意图

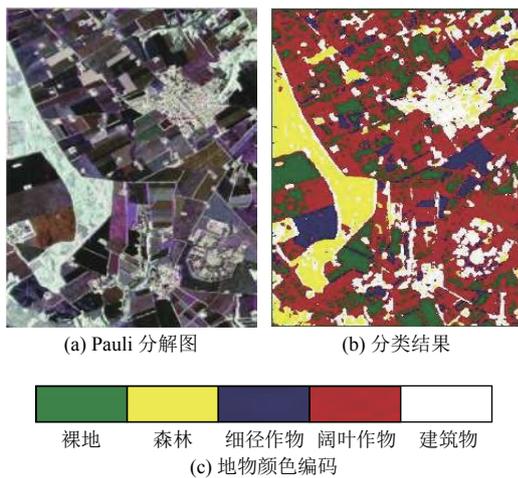


图 8 基于 SVM 的分类结果<sup>[42]</sup>

### 1.5 基于神经网络的分类

传统分类算法在进行极化 SAR 图像地物分类时, 需要人工提取分类特征, 而神经网络是一种以人脑为

模型的机器学习算法, 可以自动的提取分类特征, 在特征学习时不需要过多的人工干预, 通过对大量样本进行内部特征分析, 可以得到更好的分类效果. 1991 年, Pottier 等第一次利用人工多层感知神经网络对极化 SAR 图像进行了分类研究. 经过多年的发展, 神经网络算法已经广泛用于极化 SAR 图像的分类当中<sup>[48-59]</sup>.

2018 年, 张腊梅等将传统卷积神经网络改进为三维卷积神经网络 (3D CNN)<sup>[57]</sup>. 并对 UAVSAR 系统采集的美国旧金山海湾某港口极化 SAR 图像进行地物分类, 该地区地物种类丰富, 共有 11 种地物类型, 包括浅海、海洋、森林、人造目标、道路、植被、平坦裸地、粗糙裸地及 3 种农田地区, 分类结果如图 9 所示, 其中图 9(a) 是 Pauli 图像, 图 9(b) 是三维卷积神经网络分类图像.

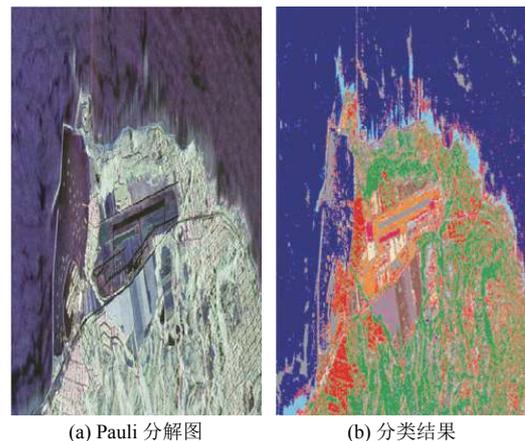


图 9 基于 3D CNN 的分类结果<sup>[57]</sup>

2019 年, 刘旭等提出了采用极化卷积神经网络 (Polarimetric Convolutional Network, PCN) 对极化 SAR 图像进行地物分类的方法<sup>[58]</sup>. 该方法采用极化散射编码方式来处理极化散射矩阵, 该编码模式可以完全保持散射矩阵的极化信息, 避免了将矩阵分解成一维向量, 并获得一个二维矩阵. 针对这种编码模式, 刘旭等人设计了一种基于卷积神经网络的算法, 并将其命名为 PCN, 用于对极化 SAR 图像进行分类处理. 图 10 展示了 RadarSat-2 在 C 波段获取的荷兰弗莱福兰极化 SAR 图像进行分类处理的结果. 其中图 10(a) 是荷兰弗莱福兰 Pauli 分解图像, 图 10(b) 是 PCN 分类结果, 图 10(c) 为不同地物的颜色表示. 结果表明该方法取得了较好的分类效果, 具有巨大的极化 SAR 数据分

类潜力.

### 1.6 基于融合算法的分类

上述各种算法都有其固有的特点,在极化 SAR 图像地物分类中也取得了有效的研究成果,推动了极化 SAR 图像地物分类的发展,基于上述分类方法的不同特点,研究者们提出将两种或多种算法进行融合,以提高分类精度<sup>[60-66]</sup>.

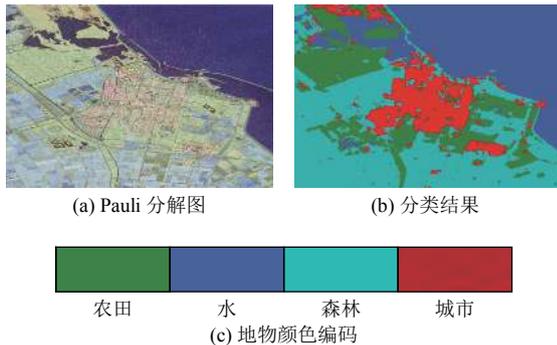


图 10 基于 PCN 的分类结果<sup>[58]</sup>

2018 年, Xie 等提出了一种新的极化 SAR 图像分类模型,该模型首先结合 Wishart 分布与自动编码器 (Auto-Encoder, AE) 神经网络提出了 WAE (Wishart-Auto-Encoder) 分类模型,之后又结合 K-means 聚类算法提出了 Clustering-WAE 分类模型以提高分类能力<sup>[62]</sup>. 并对 RadarSat-2 采集的西安地区极化 SAR 图像进行地物分类处理,结果如图 11 所示. 其中图 11(a) 是西安地区 Pauli 分解图,图 11(b)~图 11(e) 分别是 K-means 算法、Wishart 算法、AE 算法、WAE 算法分类结果,图 11(f) 是 Clustering-WAE 融合算法分类结果,图 11(g) 为不同地物的颜色表示. 分类结果表示, Clustering-WAE 融合算法分类效果要优于其他算法.

2018 年, Guo 等将模糊理论应用到超像素提取中,采用 FCM 算法并对 ESAR 获取的德国奥伯菲芬-霍芬地区极化 SAR 图像进行模糊超像素提取,之后采用 SVM 对图像进行地物分类<sup>[63]</sup>,结果如图 12 所示. 其中图 12(a) 是 Pauli 图像;图 12(b) 是地面真实图;图 12(c) 超像素提取结果图;图 12(d) 为分类结果与地面真实地物比较图,图中黑色部分表示分类结果与地面真实地物不一致;图 12(e) 是不同地物的颜色表示.

### 1.7 各方法优缺点

上述各方法在极化 SAR 图像地物分类中都有其优缺点,具体如表 3 所示.

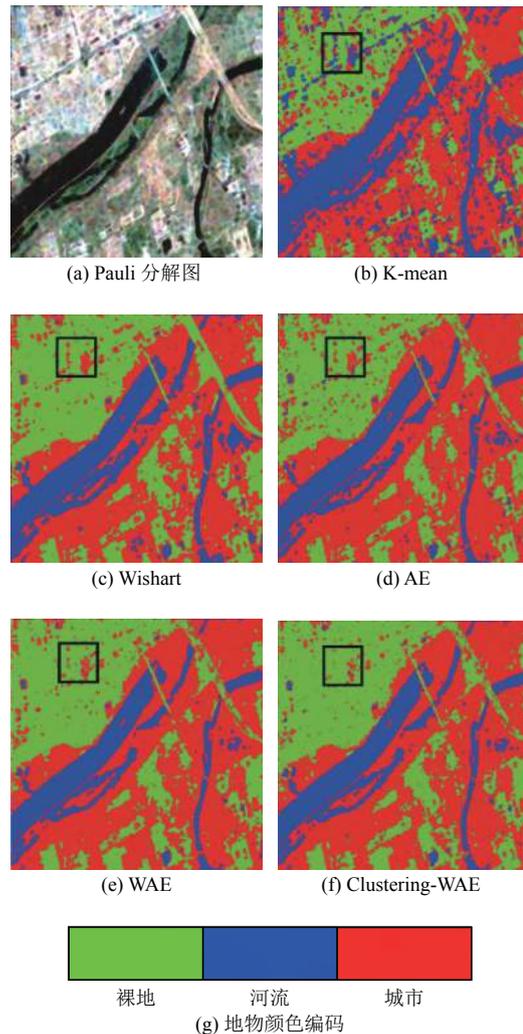


图 11 西安地区地物分类图<sup>[62]</sup>

这些方法中,主动轮廓模型因考虑了轮廓内外部信息,可以获得较为平滑的分割轮廓,但是其计算量大,且易受噪声影响,该方法适用于较均匀,场景较小的图像. MRF 模型在图像分类时考虑了像素点的空间上下文信息,所以其抗噪声能力强,但是计算量较大,也只适用于场景较小的图像. 模糊理论可以解决图像中的模糊像素问题,但只适用于分辨率较低的图像. 神经网络整体分类精度高,对噪声有很强的鲁棒性,但是需要大量样本集进行训练,所以适用于有大量样本集的场景. 相比于神经网络,支持向量机适用于小样本集的场景,但是该方法中的一些参数需要凭实验和经验来进行设置. 融合算法可以综合多种算法的优点,但是其算法复杂度较高,根据其算法的不同,不同的融合算法也适用于不同的场景.

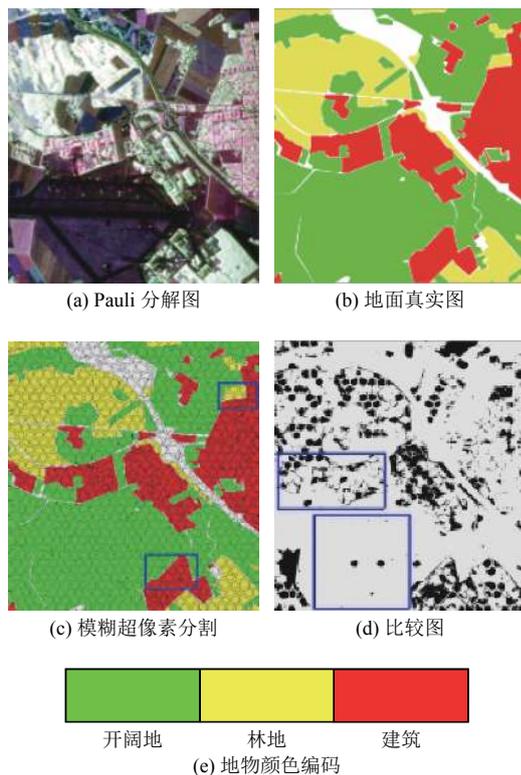
图 12 奥伯菲芬-霍芬地区地物分类图<sup>[63]</sup>

表 3 分类方法优缺点

算法	优点	缺点	适用场景
主动轮廓模型	考虑了轮廓内外部信息, 可获得较为平滑的分割轮廓	计算量大, 效率低, 在非均匀图像中易受噪声干扰	较均匀, 场景较小的图像
MRF模型	可以统计空间上下文信息	计算量大, 只能描述较小邻域间的交互	场景较小的图像
模糊理论	可以解决图像中的模糊性问题	不适用于分辨率高的图像	分辨率较低的图像
支持向量机	能较好的解决小样本, 非线性, 高维数据和局部极小值等实际问题	样本训练时间长, 一些参数需要凭实验和经验来设置	小样本集的场景
神经网络	分类准确度高, 对噪声有较强的鲁棒性, 能提取高级特征	不能观察之间的学习过程, 需要大量样本集	有大量样本集的场景
融合算法	可以综合多种算法优点	算法复杂度高	根据融合算法的不同, 适用于不同的场景

## 2 极化 SAR 图像地物分类发展趋势

在极化 SAR 图像分类中, 基于 SVM、MRF 模型、模糊理论、神经网络等的分类方法仍是主流方法, 也取得了不错的分类效果, 但是仍然存在一些困难, 如计算量大、分类特征不多、不适用于复杂环境等。而

且在进行分类时, 分类的效果会与相干斑噪声、雷达的工作波段以及地物的类型等因素有关。随着极化 SAR 图像地物分类技术的发展, 更多研究人员将深度学习技术, 多波段融合技术引入到极化 SAR 图像地物分类当中, 并着力于发现新的分类特征。这些不断涌现的新思路、新方法指示着未来极化 SAR 图像地物分类的发展趋势, 大致可以归为以下几点。

### 2.1 新的分类特征

在极化 SAR 图像地物分类中, 特征提取是其中重要的步骤, 常用的分类特征有纹理特征和极化特征。基于这些特征, 研究者们结合着分类器对极化 SAR 图像进行地物分类, 近年来, 一些新的分类特征不断涌现, 以提高分类性能。

2014 年, Uhlmann 等利用伪彩图提取强大的颜色特征, 并首次将其用于极化 SAR 图像地物分类, 结果表明, 颜色特征具有较好的鲁棒性, 受图像的噪声等因素的影响非常小<sup>[67]</sup>。之后, 研究者们也逐渐将颜色特征引入到极化 SAR 图像的分类当中。如沈璐等于 2017 年提取颜色特征和极化特征组成特征向量, 采用 SVM 分类器对极化 SAR 图像进行分类<sup>[68]</sup>。除颜色特征外, Liu 等于 2019 年利用极化散射编码提取稀疏散射编码特征, 这种特征可以保持数据的空间结构<sup>[58]</sup>。

以上研究者们所提出的新的分类特征在实际应用中都取得了非常显著的分类效果, 所以新的分类特征的发现与引入将是极化 SAR 图像地物分类中的主要发展趋势。

### 2.2 深度学习

采用传统的神经网络对极化 SAR 图像进行地物分类虽然能提取出分类特征, 但是没有考虑到图像本身的二维空间信息, 而深度学习使用多层神经网络对图像进行特征学习, 可以提取出更高级的特征, 充分挖掘数据信息, 很大程度上提高了分类精度, 分类结果也表现更加稳定。深度学习也是目前极化 SAR 图像地物分类中, 最常用和分类效果最好的方法。

目前, 有大量研究者们采用深度学习对极化 SAR 图像进行地物分类。如 2016 年, Liu 等采用深度置信网络 (Deep Belief Network, DBN) 对西安地区极化 SAR 图像进行地物分类<sup>[69]</sup>。2016 年, Jiao 等结合深度堆叠网络 (Deep Stacking Network, DSN) 和 Wishart 距离提出了 W-DSN 模型, 并对荷兰弗莱福兰极化 SAR 图像进行分类<sup>[60]</sup>。2019 年, Liu 等采用生成对抗网络

(Generative Adversarial Network, GAN)对西安地区极化 SAR 图像进行地物分类<sup>[70]</sup>。这些深度学习方法在极化 SAR 图像地物分类过程中都取得了非常精确的分类效果。

由上述可知,深度学习方法已经成为目前极化 SAR 图像地物分类的主流方法。可是深度学习依靠大量样本的学习,目前公开的极化 SAR 图像地物样本数据集少之又少,研究者们应首先考虑如何做出一个具有代表性的极化 SAR 图像地物样本数据集。

### 2.3 多波段融合

极化 SAR 图像成像信息不仅与地物类型有关,还与雷达发射波的波长有关,不同波段的极化 SAR 其传输特性、目标回波的后向散射特性等不同,相同的物体也有可能呈现不同的表现形式<sup>[71]</sup>。在地物分类方面,不同波段的极化 SAR 数据,在实际测量中有着不同的优势,如高频波段极化 SAR 图像对地物的纹理描述清晰,有利于区分纹理差异较大的地物,如城区和裸地等。低频波段极化 SAR 图像对地物湿度和植被情况比较敏感,有利于区分具有不同含水量的地物,如旱地和沼泽地等。

综上所述,不同波段的极化 SAR 系统在实际测量中都有其特点和优势,因此研究者们利用信息融合技术将多波段极化 SAR 图像进行波段融合,获取更丰富的目标信息以获得更好的地物分类效果。如 2014 年,杨健团队将 C 波段、L 波段和 P 波段极化 SAR 图像进行融合,之后采用水平集方法对地物进行分类,结果表明相比于单波段极化 SAR 数据,采用组合多波段数据进行地物分类的效果更好<sup>[30]</sup>。因此,将同一地区多波段数据进行融合也是未来极化 SAR 图像地物分类中的重要发展方向。

但是,由于目前绝大多数星载极化 SAR 系统的工作波段只有一个,所以获取同一地区的星载极化 SAR 多波段数据就变得尤为困难,就极化 SAR 系统的发展趋势而言,多波段星载极化 SAR 系统是未来的主要发展趋势。

## 3 结束语

本文首先介绍了采用极化 SAR 图像进行地物分类的好处和重要性,总结了近年来在国内外公开发表的基于极化 SAR 图像进行地物分类的研究成果,并对其研究成果进行了简要概述。基于这些方法的大量研究,许多创新方法也在不断涌现,如引入新的分类特征;

将深度学习技术引入到分类当中;利用信息融合技术将多波段数据进行波段融合,这些方法都极大推动了极化 SAR 图像分类的发展。

纵观极化 SAR 图像地物分类史,新的研究成果在不断增加地物分类的准确度,也在不断增强着地物分类的实用性。但是仍然存在一些问题,如怎样选取最适合的分类特征、同一地区多波段数据不多、如何更好地去除相干斑噪声等,因此要加强对极化 SAR 技术的研究,获取更深层次的成果。相信在不久的将来,极化 SAR 图像分类方法研究会越来越完善,分类效果越来越精确。

### 参考文献

- 1 王超,张红,陈曦,等.全极化合成孔径雷达图像处理.北京:科学出版社,2008.
- 2 Van Zyl J, Carande R, Lou Y, *et al.* The NASA/JPL three-frequency polarimetric AIRSAR system. Proceedings of 1992 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Houston, TX, USA. 1992. 649–651.
- 3 Rosen PA, Hensley S, Wheeler K, *et al.* UAVSAR: A new NASA airborne SAR system for science and technology research. Proceedings of 2006 IEEE Conference on Radar. Verona, Italy. 2006. 22–29.
- 4 黄铁青,赵涛,翟金良,等.发挥空间信息技术优势,服务汶川抗震救灾决策——中国科学院利用遥感与地理信息技术为汶川地震抗震救灾和恢复重建提供决策服务纪略.遥感技术与应用,2008,23(4): 486–492. [doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2008.4.486]
- 5 Horn R, Nottensteiner A, Reigber A, *et al.* F-SAR-DLR's new multifrequency polarimetric airborne SAR. Proceedings of 2009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Cape Town, South Africa. 2009. II-902–II-905.
- 6 Uratsuka S, Satake M, Kobayashi T, *et al.* High-resolution dual-bands interferometric and polarimetric airborne SAR (Pi-SAR) and its applications. Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toronto, ON, Canada. 2002. 1720–1722.
- 7 Horn R. The DLR airborne SAR project E-SAR. Proceedings of 1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Lincoln, NE, USA. 1996. 1624–1628.
- 8 Christensen EL, Dall J, Skou N, *et al.* EMISAR: C- and L-band polarimetric and interferometric SAR. Proceedings of 1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Lincoln, NE, USA. 1996. 1629–1632.
- 9 Melsheimer C, Bao MQ, Alpers W. Imaging of ocean waves

- on both sides of an atmospheric front by the SIR - C/X - SAR multifrequency synthetic aperture radar. *Journal of Geophysical Research*, 1998, 103(C9): 18839–18849. [doi: [10.1029/98JC00457](https://doi.org/10.1029/98JC00457)]
- 10 Rosenqvist A, Shimada M, Ito N, *et al.* ALOS PALSAR: A pathfinder mission for global-scale monitoring of the environment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(11): 3307–3316. [doi: [10.1109/TGRS.2007.901027](https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.901027)]
- 11 廖明生, 田馨, 赵卿. TerraSAR-X/TanDEM-X 雷达遥感计划及其应用. *测绘信息与工程*, 2007, 32(2): 44–46. [doi: [10.3969/j.issn.1007-3817.2007.02.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-3817.2007.02.019)]
- 12 Misra T, Kirankumar AS. RISAT-1: Configuration and performance evaluation. *Proceedings of the 2014 31th URSI General Assembly and Scientific Symposium*. Beijing, China. 2014. 1–4.
- 13 Kankaku Y, Suzuki S, Osawa Y. ALOS-2 mission and development status. *Proceedings of 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Melbourne, VIC, Australia. 2013. 2396–2399.
- 14 Chabot M, Decoust C, Ledantec P, *et al.* RADARSAT-2 system operations and performance. *Proceedings of 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Quebec City, QB, Canada. 2014. 994–997.
- 15 庞丹, 潘晨, 紫晓. 高分三号: 辽阔疆域的“守望者”——写在高分三号卫星发射成功之时. *中国航天*, 2016, (9): 8–12.
- 16 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 622–635. [doi: [10.11834/jig.20090409](https://doi.org/10.11834/jig.20090409)]
- 17 Cloude SR, Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(2): 498–518. [doi: [10.1109/36.485127](https://doi.org/10.1109/36.485127)]
- 18 Krogager E. New decomposition of the radar target scattering matrix. *Electronics Letters*, 1990, 26(18): 1525–1527. [doi: [10.1049/el:19900979](https://doi.org/10.1049/el:19900979)]
- 19 Freeman A, Durden SL. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 963–973. [doi: [10.1109/36.673687](https://doi.org/10.1109/36.673687)]
- 20 Touzi R, Charbonneau F. Characterization of symmetric scattering using polarimetric SARs. *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Toronto, ON, Canada. 2002. 414–416.
- 21 Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M, *et al.* Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(8): 1699–1706. [doi: [10.1109/TGRS.2005.852084](https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.852084)]
- 22 Yamaguchi Y, Sato A, Sato R, *et al.* Four-component scattering power decomposition with rotation of coherency matrix. *Proceedings of 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Honolulu, HI, USA. 2010. 1327–1330.
- 23 Touzi R. Target scattering decomposition in terms of roll-invariant target parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(1): 73–84. [doi: [10.1109/TGRS.2006.886176](https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.886176)]
- 24 Singh G, Yamaguchi Y. Model-based six-component scattering matrix power decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(10): 5687–5704. [doi: [10.1109/TGRS.2018.2824322](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2824322)]
- 25 牛世林, 郭拯危, 李宁, 等. 星载 SAR 水域分割研究进展与趋势分析. *聊城大学学报(自然科学版)*, 2018, 31(2): 72–86.
- 26 杨新, 黄顺吉. 应用变分法的极化 SAR 图像分类方法研究. *电波科学学报*, 2008, 23(4): 736–739. [doi: [10.3969/j.issn.1005-0388.2008.04.028](https://doi.org/10.3969/j.issn.1005-0388.2008.04.028)]
- 27 Silveira M, Heleno S. Separation between water and land in SAR images using region-based level sets. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(3): 471–475. [doi: [10.1109/LGRS.2009.2017283](https://doi.org/10.1109/LGRS.2009.2017283)]
- 28 Yin JJ, Yang J. Wishart distribution based level set method for polarimetric SAR image segmentation. *Proceedings of 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control*. Ningbo, China. 2011. 2999–3002.
- 29 Celik T, Ma KK. Multitemporal image change detection using undecimated discrete wavelet transform and active contours. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(2): 706–716. [doi: [10.1109/TGRS.2010.2066979](https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2066979)]
- 30 Yin JJ, Yang J. A modified level set approach for segmentation of multiband polarimetric SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(11): 7222–7232. [doi: [10.1109/TGRS.2014.2309725](https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2309725)]
- 31 Dong Y, Milne AK, Forster BC. Segmentation and classification of vegetated areas using polarimetric SAR image data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(2): 321–329. [doi: [10.1109/36.905240](https://doi.org/10.1109/36.905240)]
- 32 Wu YH, Ji KF, Yu WX, *et al.* Region-based classification of polarimetric SAR images using Wishart MRF. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 668–672. [doi: [10.1109/LGRS.2008.2002263](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.2002263)]
- 33 张涛, 胡凤明, 杨汝良. 采用自适应邻域马尔可夫场的极

- 化 SAR 图像分割. 测试技术学报, 2009, 23(5): 462–465. [doi: 10.3969/j.issn.1671-7449.2009.05.017]
- 34 Liu GF, Li M, Wu Y, *et al.* PolSAR image classification based on Wishart TMF with specific auxiliary field. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(7): 1230–1234. [doi: 10.1109/LGRS.2013.2290066]
- 35 Douglgeris AP. An automatic  $u$ -distribution and markov random field segmentation algorithm for PolSAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(4): 1819–1827. [doi: 10.1109/TGRS.2014.2349575]
- 36 Du L, Lee JS, Mango SA. Fuzzy classification of earth terrain covers using multi-look polarimetric SAR image data. Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Tokyo, Japan. 1993. 1602–1604.
- 37 Rignot E, Chellappa R, Dubois P. Unsupervised segmentation of polarimetric SAR data using the covariance matrix. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(4): 697–705. [doi: 10.1109/36.158863]
- 38 Kersten PR, Lee JS, Ainsworth TL. Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 519–527. [doi: 10.1109/TGRS.2004.842108]
- 39 杨然, 李坤, 涂志刚, 等. 基于 Yamaguchi 分解模型的全极化 SAR 图像分类. 计算机工程与应用, 2009, 45(36): 5–7, 85. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.36.002]
- 40 陆翔, 章皖秋, 郑雅兰, 等. 特征选择的全极化 SAR 影像面向对象土地覆盖分类. 航天返回与遥感, 2018, 39(2): 93–103. [doi: 10.3969/j.issn.1009-8518.2018.02.011]
- 41 Chapelle O, Haffner P, Vapnik VN. Support vector machines for histogram-based image classification. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 1055–1064. [doi: 10.1109/72.788646]
- 42 张腊梅, 张思雨, 董洪伟, 等. 基于 Pinball 损失函数支持向量机的极化 SAR 图像鲁棒分类. 雷达学报, 2019, 8(4): 448–457. [doi: 10.12000/JR19055]
- 43 张肖敏, 王鹏, 白艳萍. 基于改进的 PSO-SVM 的 SAR 图像分类识别. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2018, 32(8): 165–169.
- 44 耿艳萍, 张建英. Lib SVM 在彩色图像分类中的应用. 无线互联科技, 2018, 15(16): 134–136. [doi: 10.3969/j.issn.1672-6944.2018.16.059]
- 45 Maghsoudi Y, Collins MJ, Leckie DG. RadarSat-2 polarimetric SAR data for boreal forest classification using SVM and a wrapper feature selector. IEEE Journal Of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(3): 1531–1538. [doi: 10.1109/JSTARS.2013.2259219]
- 46 Guo J, Wei PL, Liu J, *et al.* Crop classification based on differential characteristics of  $H/\alpha$  scattering parameters for multitemporal quad- and dual-polarization SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(10): 6111–6123. [doi: 10.1109/TGRS.2018.2832054]
- 47 Pham MT. Fusion of polarimetric features and structural gradient tensors for VHR PolSAR image classification. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(10): 3732–3742. [doi: 10.1109/JSTARS.2018.2868545]
- 48 del Frate F, Petrocchi A, Lichtenegger J, *et al.* Neural networks for oil spill detection using ERS-SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(5): 2282–2287. [doi: 10.1109/36.868885]
- 49 Zhang L, Ma WP, Zhang D. Stacked sparse autoencoder in PolSAR data classification using local spatial information. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(9): 1359–1363. [doi: 10.1109/LGRS.2016.2586109]
- 50 Chen YQ, Jiao LC, Li YY, *et al.* Multilayer projective dictionary pair learning and sparse autoencoder for PolSAR image classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(12): 6683–6694. [doi: 10.1109/TGRS.2017.2727067]
- 51 Wang YY, Wang C, Zhang H. Integrating H-A- $\alpha$  with fully convolutional networks for fully PolSAR classification. Proceedings of 2017 International Workshop on Remote Sensing with Intelligent Processing. Shanghai, China. 2017. 1–4.
- 52 Hou B, Wu Q, Wen ZD, *et al.* Robust semisupervised classification for PolSAR image with noisy labels. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(11): 6440–6455. [doi: 10.1109/TGRS.2017.2728186]
- 53 Mei X, Nie W, Liu JY, *et al.* PolSAR image crop classification based on deep residual learning network. Proceedings of the 2018 7th International Conference on Agro-geoinformatics. Hangzhou, China. 2018. 1–6.
- 54 De S, Bruzzone L, Bhattacharya A, *et al.* A novel technique based on deep learning and a synthetic target database for classification of urban areas in PolSAR data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(1): 154–170. [doi: 10.1109/JSTARS.2017.2752282]
- 55 Wu WJ, Li HL, Zhang L, *et al.* High-resolution PolSAR scene classification with pretrained deep convnets and

- manifold polarimetric parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(10): 6159–6168. [doi: [10.1109/TGRS.2018.2833156](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2833156)]
- 56 Si WC, Chen ST. PolSAR Image classification using polarimetric-feature-driven deep convolutional neural network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(4): 627–631. [doi: [10.1109/LGRS.2018.2799877](https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2799877)]
- 57 张腊梅, 陈泽茜, 邹斌. 基于 3D 卷积神经网络的 PolSAR 图像精细分类 (特邀). *红外与激光工程*, 2018, 47(7): 7–14.
- 58 Liu X, Jiao LC, Tang X, *et al.* Polarimetric convolutional network for PolSAR image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(5): 3040–3054. [doi: [10.1109/TGRS.2018.2879984](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2879984)]
- 59 Zhou Y, Wang HP, Xu F, *et al.* Polarimetric SAR image classification using deep convolutional neural networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1935–1939. [doi: [10.1109/LGRS.2016.2618840](https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2618840)]
- 60 Jiao LC, Liu F. Wishart deep stacking network for fast PolSAR image classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(7): 3273–3286. [doi: [10.1109/TIP.2016.2567069](https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2567069)]
- 61 Song WY, Li M, Zhang P, *et al.* Unsupervised PolSAR image classification and segmentation using Dirichlet process mixture model and Markov random fields with similarity measure. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(8): 3556–3568. [doi: [10.1109/JSTARS.2017.2684301](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2684301)]
- 62 Xie W, Xie ZW, Zhao F, *et al.* PolSAR image classification via clustering-WAE classification model. *IEEE Access*, 2018, 6: 40041–40049. [doi: [10.1109/ACCESS.2018.2852768](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2852768)]
- 63 Guo YW, Jiao LC, Wang S, *et al.* Fuzzy superpixels for polarimetric SAR images classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, 26(5): 2846–2860. [doi: [10.1109/TFUZZ.2018.2814591](https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2018.2814591)]
- 64 Song WY, Li M, Zhang P, *et al.* Mixture WGF-MRF model for PolSAR image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(2): 905–920. [doi: [10.1109/TGRS.2017.2756621](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2756621)]
- 65 Bi HX, Sun J, Xu ZB. A graph-based semisupervised deep learning model for PolSAR image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(4): 2116–2132. [doi: [10.1109/TGRS.2018.2871504](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2871504)]
- 66 胡涛, 李卫华, 秦先祥, 等. 基于深度卷积神经网络和条件随机场模型的 PolSAR 图像地物分类方法. *雷达学报*, 2019, 8(4): 471–478. [doi: [10.12000/JR18065](https://doi.org/10.12000/JR18065)]
- 67 Uhlmann S, Kiranyaz S. Integrating color features in polarimetric SAR image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(4): 2197–2216. [doi: [10.1109/TGRS.2013.2258675](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2258675)]
- 68 卜丽静, 黄鹏艳, 沈璐. 一种结合颜色特征的 PolSAR 图像分类方法. *国土资源遥感*, 2017, 29(3): 59–64. [doi: [10.6046/gtzyyg.2017.03.08](https://doi.org/10.6046/gtzyyg.2017.03.08)]
- 69 Liu F, Jiao LC, Hou B, *et al.* POL-SAR image classification based on Wishart DBN and local spatial information. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(6): 3292–3308. [doi: [10.1109/TGRS.2016.2514504](https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2514504)]
- 70 Liu F, Jiao LC, Xu T. Task-oriented GAN for PolSAR image classification and clustering. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(9): 2707–2719. [doi: [10.1109/TNNLS.2018.2885799](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2885799)]
- 71 赵竞超, 蔺素珍, 李大威, 等. 多波段图像融合的直觉模糊化处理方法比较. *红外技术*, 2018, 40(9): 881–886.