

# 极化 SAR 影像地物智能分类技术进展 \*

杨鹤猛<sup>1</sup>, 孟秀军<sup>1</sup>, 陈艳芳<sup>1</sup>, 王彤<sup>2</sup>, 黄勇<sup>2</sup>, 孙振蓉<sup>1</sup>

(1.天津航天中为数据系统科技有限公司 天津市智能遥感信息处理技术企业重点实验室,天津 300301;

2.广东电网有限责任公司电力科学研究院,广东 广州 510080)

**摘要:** 对基于极化 SAR 影像的地物分类技术发展进行归纳与总结。首先提出地物分类技术的价值需求和应用特点,对其所要解决的科学问题进行归纳;其次总结分析极化 SAR 影像分类的一般技术流程;进一步对国内外研究现状与技术算法特点进行分类梳理,提出其在理论方法与地物分类应用中的技术优缺点,尤其对基于人工智能理论的极化 SAR 影像地物分类技术进行探讨;最后结合 SAR 遥感的发展趋势,指出未来极化 SAR 影像地物智能分类技术的研究方向。

**关键词:** SAR; 极化; 地物智能分类; 深度学习; 特征提取

中图分类号: TP75

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.212116

中文引用格式: 杨鹤猛,孟秀军,陈艳芳,等. 极化 SAR 影像地物智能分类技术进展[J]. 电子技术应用,2022,48(8):34-37,94.

英文引用格式: Yang Hemeng, Meng Xiujun, Chen Yanfang, et al. Research progress of polarimetric SAR AI image classification[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(8): 34-37, 94.

## Research progress of polarimetric SAR AI image classification

Yang Hemeng<sup>1</sup>, Meng Xiujun<sup>1</sup>, Chen Yanfang<sup>1</sup>, Wang Tong<sup>2</sup>, Huang Yong<sup>2</sup>, Sun Zhenrong<sup>1</sup>

(1.Tianjin Enterprise Key Laboratory of Intelligent Remote Sensing and Information Processing Technology, Tianjin Zhong Wei Aerospace Data System Technology Co., Ltd., Tianjin 300301, China;  
2.Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510080, China)

**Abstract:** A review of polarimetric Synthetic Aperture Radar(SAR) image classification technology is provided. Firstly, the application value of the classification is discussed, and the technical problems to be solve are proposed. Secondly, the general work flow for polarimetric SAR image classification algorithm is analysed. Thirdly, the domestic and foreign research status and main technical characteristics are compared, emphatically the polarimetric SAR image intelligent classification algorithm based on deep learning theory is summarized. Finally, combined with the development trend of SAR remote sensing, the further study directions of polarimetric SAR image intelligent classification technology are pointed out.

**Key words:** SAR; polarization; intelligent image classification; deep learning; feature extraction

## 0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种主动式微波成像观测系统,搭载于天基或空基平台,通过合成孔径与脉冲压缩技术可获取地球表面的高分辨率、全天时、全天候、富含地物“指纹特征”的遥感图像。极化 SAR 成像的散射回波在目标信息确定度和杂波抑制具有更强的能力,通过解译其极化特性可以广泛应用于军情勘察、伪装目标识别、农林作物监测与分类、建筑与道路提取、地质分析、自然资源普查、地震与洪涝等灾害监测等领域<sup>[1-3]</sup>。

随着国家数字地球战略的深入推进和商业遥感等政策放开,国家以及行业、产业对精细遥感探测的需求

会愈发迫切,可以预见:一方面,SAR 硬件资源和应用会愈发广泛,将朝着新体制、高分辨、低成本、多极化等方向快速演进;另一方面,星载和机载 SAR 遥感数据资源将极大丰富,共享度越来越高,数据量越来越大。然而,极化 SAR 影像地物分类方法发展仍缺乏重大理论创新,尚未摆脱传统的基于统计机理的局部像素空间相关性等方法和基于极化散射机理的极化目标分解等理论。

为此,本文总结分析极化 SAR 影像分类的一般技术流程,并对国内外研究现状与技术算法特点进行分类对比,进一步结合当前快速发展的人工智能理论应用于极化 SAR 影像地物分类进行探讨,为充分挖掘极化 SAR 图像的极化特性,提升其分类性能的进一步研究提供参考。

\* 基金项目:天津市科技支撑计划项目(19PTSYJC00160);中国南方电网公司科技项目(GDKJXM20198382);  
国防科工局民用航天技术预先研究项目(D040405)

## 1 极化 SAR 影像地物分类技术流程

基于极化 SAR 影像的地物分类技术全流程如图 1 所示,包括前处理、分类处理和后评估三部分。

前处理过程主要是获取的原始极化 SAR 数据进行标准化处理。后评估主要是对分类处理得到的地物分类结果精度、速度等性能进行评估,以便指导改进分类处理算法。

分类处理具体步骤为:

(1) 输入 SAR 极化复散射数据,通过极化散射矩阵数据变换,得到协方差矩阵和相关矩阵,以减少斑点噪声影响。

(2) 对其进行极化滤波和极化分解,以减少相干斑影响,有效分离不同目标极化散射特性。

(3) 采用传统的基于像素或区域的方法、基于特征值分解的方法和基于图像视觉特征的方法,提取显性特征;选择基于人工智能理论的深度学习模型,通过训练,提取显性或隐性特征;在此步骤或之前,应建立数据样本集,并分为训练集和测试集。

(4) 根据应用场景明确地物分类的类别与精细度,并结合先验知识,针对步骤(3)提取的多特征进行筛选或联合,构建特征向量。

(5) 选取分类器,根据运行的场景、数据、硬件资源等条件,选择监督或非监督分类器输入训练集进行训练,输入测试集进行预测分类,得到地物分类结果,并根据后评估结果进行算法优化。

## 2 极化 SAR 影像地物分类方法进展

### 2.1 发展历程及技术特点

对基于极化 SAR 影像的地物分类技术发展历程及

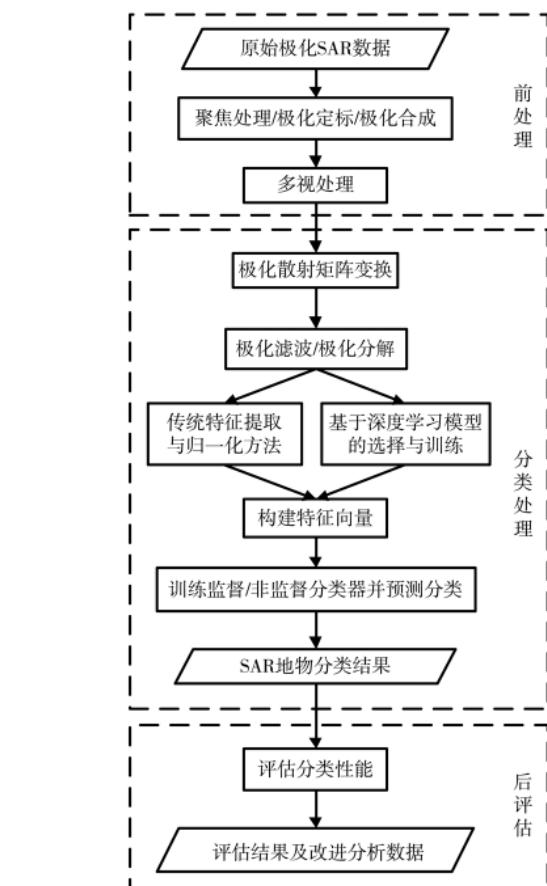


图 1 极化 SAR 影像地物分类方法流程图

其技术特点进行归纳与总结,如表 1 所示。

表 1 极化 SAR 影像地物分类典型方法

年代	提出学者	代表性方法	技术特点
1988	Kong	最大似然分类法	有监督参数化分类,引入先验知识,稳健性好,适用于单视
1989	Van Zyl	基于知识与极化散射机制的分类法	目标分解的物理意义明确,细致到像素级极化属性
1991	Pottier	神经网络分类法	分类参数扩展到三维
1992	Rignot	马尔可夫随机场分类法	像素空间关联性保持度好
1994	Lee	威希特分布分类法	适用于多视
1995	Bruzzone	灰度共生矩阵分类法	适合相邻相似地物的分类
1997	Cloude	H/ $\alpha$ 极化特征值分解分类法	地物分类精细度高
1998	Freeman	三分量散射模型分类法	适于多视非相干目标分解和地物反演,存在散射过度估计
1999	Lee	基于 H/ $\alpha$ 分解和威希特分类器的无监督分类法	无需地物先验信息
2001	Fukuda	支持向量机分类法	便于和其他分类法结合,形成普适性、泛化性优良的方法
2004	Lee	基于 Freeman 分解和威希特分类器的分类法	极化散射特性保持度好
2007	Fu Yusheng	模糊集无监督分类法	自动化程度高,收敛快
2008	Khan	最大期望无监督分类法	稳健性好,地物分类精细度较高
2011	Chu	多尺度压缩感知金字塔分类法	计算复杂度低,尤其适于极化干涉 SAR 的分类
2012	郎丰铠	基于 Freeman 散射熵和各向异性度的分类法	运行效率高,尤其适用于阴影、水体和耕地分类
2014	吕启	DBN 模型分类法	结合了无监督学习和有监督学习的优点,尤其适合高维分类
2015	王云艳,何楚	多层反卷积网络分类法	通过高层结构和特征提取实现,准确率高且鲁棒性好
2017	LIN Z	深度卷积高速路单元网络分类法	将高速路层融入深度卷积网络的训练单元结构,对动静目标均具有良好分类效果,且在少量训练样本下保持高精度
2018	GENG J	深度递归编码神经网络分类法	利用长短记忆网络进行空间相关性隐性特征提取,并采用自编码器使得网络训练在特征保持同时有效收敛
2019	焦李成	基于深度多示例学习分类法	联合提取卷积神经网络和深度置信网的训练特征,自动分类精度高
2020	关娇娇	小样本深度学习分类法	在卷积神经网络深度特征空间渐进式种子区域生长扩充样本

可以发现,最早的极化 SAR 影像地物分类理论与方法均为国外学者提出<sup>[4]</sup>,近几年我国学者在该领域研究愈发活跃,在引入并创新深度学习理论并将其应用于本领域研究方面,取得了显著进步。

## 2.2 基于特征提取的分类方法进展

自 1988 年美国 Kong 教授的研究团队首次提出最大似然分类法对极化 SAR 数据进行地物分类,不断有学者提出和改进该研究领域的算法,如 Van Zyl 利用先验知识理解与极化散射机制进行分类;Pottier 引入神经网络进行分类;Rignot 提出马尔可夫随机场分类法;Bruzzone 引入灰度共生矩阵提取纹理特征,可有效区分相似地物;Lee 提出威希特分布分类法,解决了多视 SAR 分类问题;Cloude 利用极化特征值分解实现精细分类;Freeman 建立了三分量散射模型用于地物分类;Fukuda 提出具有较好普适性的支持向量机分类法;Fu Yusheng 和 Khan 分别采用模糊集和最大期望理论实现了无监督分类,Chu 引入多尺度压缩感知理论构建金字塔分类模型,郎丰铠将 Freeman 散射模型熵和各向异性度结合进行特定地物的分类<sup>[4-6]</sup>。

传统的基于特征提取的分类方法主要是提取极化 SAR 影像的显性特征,根据设计的特征域和提取机理不同,可分为 3 类:

(1) 基于统计机理的局部像素空间相关性等特征提取方法。通过电压、功率、相位差、通道相关系数等极化测量矩阵及其变换矩阵提取特征,如 Lee 提出的威希特分布分类法,即是通过计算协方差矩阵的复 Wishart 分布,得到极化 SAR 各通道极化强度比率和相位差分布。

(2) 基于极化散射机理的极化目标分解等特征提取方法。通过将极化测量矩阵分解成代表不同散射机理的若干项之和,用以表征地物目标几何结构和物理特性,从而构建具有明确物理释义的特征向量,如 Cloude、Freeman 等分别提出的基于特征值  $H-\alpha$  分解、Freeman 分解等部分相干目标分解经典算法,已广泛应用于极化 SAR 影像地物分类。

(3) 基于图像视觉机理的特征提取方法。通过提取图像上下文纹理等特征,注入分类器进行训练,如 Bruzzone 采用灰度共生矩阵提取纹理特征,可有效区分相邻相似地物。

## 2.3 基于深度学习的智能分类方法进展

不同于传统基于特征提取的分类方法是构建人工理接和可描述的特征向量,基于深度学习的分类方法主要是挖掘数据集的数据内在稳定属性,通过模拟人脑的信息处理分层学习机制构建隐性特征空间,用于地物分类,具有更强的进化能力,逐步成为近年研究热点。根据深度学习网络模型不同,针对极化 SAR 影像的地物分类方法主要包括:

(1) 基于深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)的分类方法。DBN 由多个受限玻尔兹曼机(Restricted

Boltzmann Machine, RBM)堆叠而成,其模型训练过程包括预训练和全局微调两个阶段。预训练阶段,由低层到高层逐层单独训练 RBM,以最小化网络能量作为收敛标志,无需对 SAR 图像进行标记,属于无监督学习;全局微调阶段,将预训练输出的 RBM 之间的权重和偏置作为初值,根据 SAR 图像分类要求设置标签作为网络收敛误差监督数据,通过后向传递逐层计算误差,实现对权重和偏置的调制,属于有监督学习。吕启采用 DBN 模型用于分类,将无监督学习和有监督学习结合,较好地挖掘了 SAR 遥感数据时空规律特征,对 RADARSAT-2 卫星高维极化 SAR 图像进行分类验证,相比传统支持向量机和神经网络,取得更高分类精度同时较好地保留了地物类型的细节<sup>[7]</sup>。

(2) 基于堆叠自动编码器(Stacked Auto Encoder, SAE)的分类方法。SAE 由多个自动编码器(Auto Encoder, AE)堆叠而成,其模型训练过程与 DBN 类似,也包括预训练和全局微调两个阶段,也只能输入一维数据。但 AE 之间堆叠级联是非对称连接,输出无限逼近输入的收敛约束也使其适用于分类。HU Y Y 等提出改进的自适应非局部堆栈稀疏自编码器,通过计算全区域每个像素权重实现自适应提取全局空间信息,从而达到抑制散斑噪声同时保留图像细节的目的,最终提高分类精度<sup>[8]</sup>。

(3) 基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的分类方法。CNN 由卷积层和池化层交叉堆叠而成,通过多层深度化的网络前向计算,最终经过全连接层到达网络输出层。可直接输入二维数据,并逐层组合抽象/降维生成高层特征,从而充分学习图像邻域和局部特征。LIN Z 等提出一种深度卷积高速路单元网络分类法,将高速路层融入深度卷积网络的训练单元结构,利用学习的深度隐性特征空间进行分类测试,结果表明对动静目标均具有良好效果,且将训练样本集数量降为 30% 时仍保持了高达 94.97% 的地物分类精度<sup>[9]</sup>。王云艳结合多层反卷积网络提出了一种基于软概率的池化方法,对极化 SAR 划分子块后利用多层反卷积网络进行特征编码,最终通过支持向量机实现分类,实现地物高精度的精细分类且鲁棒性好<sup>[10]</sup>。

(4) 基于递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的分类方法。RNN 的网络模型技术特色是考虑了隐层连接之间的样本关联关系影响,可以和 DBN、SAE 或 CNN 结合使用。GENG J 等提出一种深度递归编码神经网络分类法,利用长短记忆网络进行空间相关性隐性特征提取,并采用 AE 使得网络训练在特征保持同时有效收敛,采用实际 SAR 图像对比测试表明其分类精度具有优越性<sup>[11]</sup>。

(5) 基于生成式对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)的分类方法。GAN 由生成模型和判别模型构成,通过交替迭代和互相竞争博弈达到纳什均衡,实现整个网络的训练。其技术特色一是学习真实数据样本的

潜在分布特征同时还能生成新的数据样本;二是能对输入的真实样本和生成样本进行判别,判别模型鲁棒性优良。翟育鹏对半监督 AC-GAN 进行改造,用较少带标签样本和大量无标签样本同时训练,即可得到好的分类结果,并进一步分别将多尺度 CNN 和 Wasserstein 距离与 AC-GAN 结合,进一步提升模型的分类性能和训练稳定性<sup>[12]</sup>。

此外,还有学者研究基于迁移学习和多示例学习理论的极化 SAR 影像地物分类方法<sup>[13-15]</sup>,以及小样本深度学习分类法<sup>[16]</sup>。

### 3 极化 SAR 影像地物智能分类实践

2021 年 7 月 20 日,台风“查帕卡”登陆广东省阳江市,调取某 SAR 卫星在该区域台风登陆后的第一手数据,分别采用极化目标分解特征提取方法和改进小样本深度学习方法进行地物分类并分离水体,实践结果如图 2 所示。

进一步对其进行水体淹没变化分析,评估其对周边输电线路等基础设施的淹没影响程度。现场验证结果表明,基于改进小样本深度学习的 SAR 地物分类方法在水体淹没变化分析上结果更加准确,因此,具有对水体

等特定地物更高的分类精度和更好的迁移适用性。

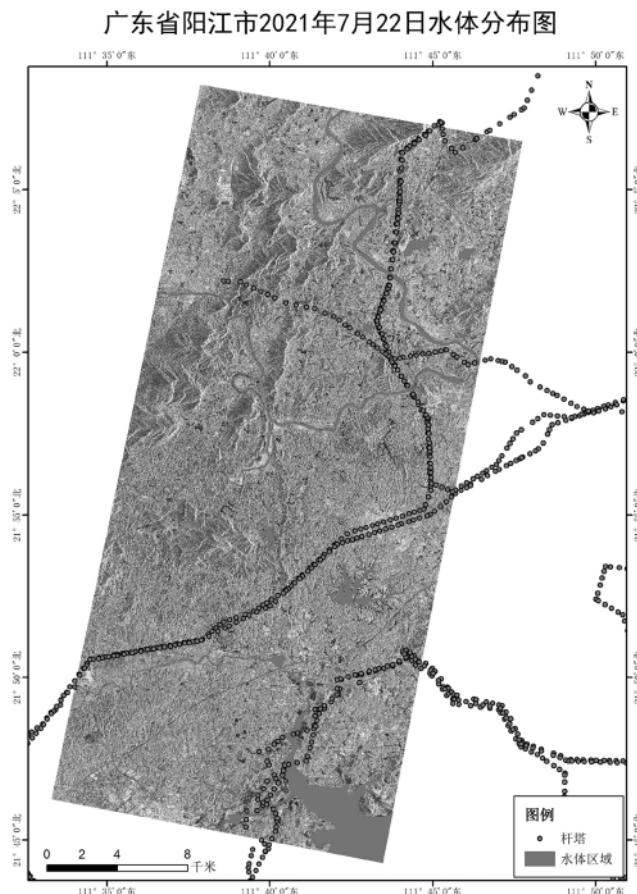
针对杆塔等离散分布的小目标,选取其辐射、几何、极化特征组合,极化目标分解特征提取方法能够达到更优的分类精度,但需要多次尝试选取最优经验阈值。基于改进小样本深度学习的 SAR 地物分类方法对杆塔分类处理时效性好,但精度相对差,可结合杆塔先验坐标进行误差校核。

### 4 结论

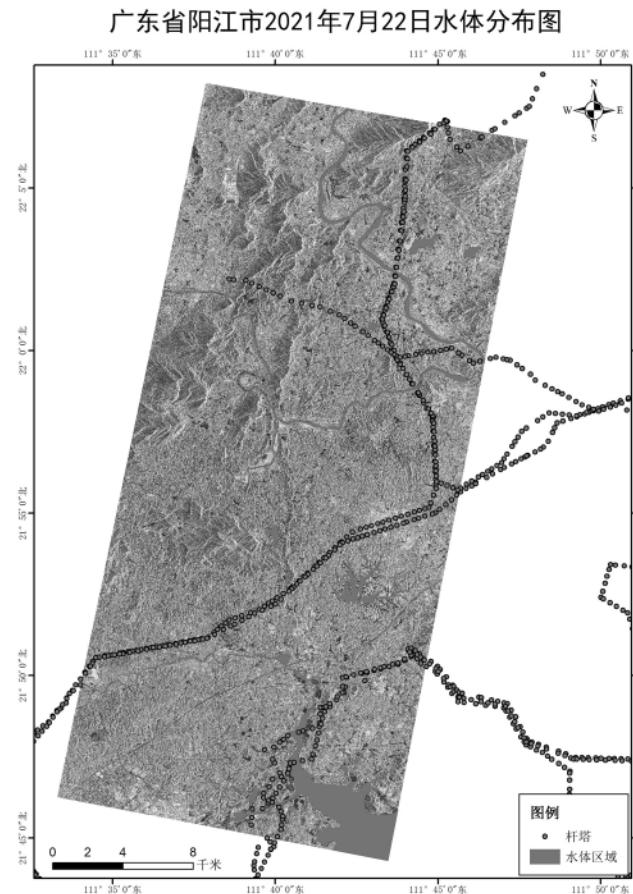
整体来看,基于深度学习的分类方法快速发展,分类性能更优。随着 SAR 极化和高分辨率成像技术的发展,图像中地物信息的极大丰富和数据量的海量增长将会对后续地物分类处理算法性能提出更高要求。深度学习方法用于极化 SAR 影像分类处理,可以更好地匹配这些要求。因此,结合新的人工智能理论的分类方法、多种深度学习模型联合的分类方法、融合传统特征提取与视觉机理和深度学习模型的分类方法、无监督或弱监督以及对训练样本数量依赖度小的分类方法,已成为重要的技术研究方向。

### 参考文献

[1] 郭华东.雷达对地观测理论与应用[M].北京:科学出版社,



(a) 极化目标分解特征提取水体图



(b) 改进小样本深度学习提取水体图

图 2 广东省阳江市台风过后水体分类效果图

(下转第 94 页)

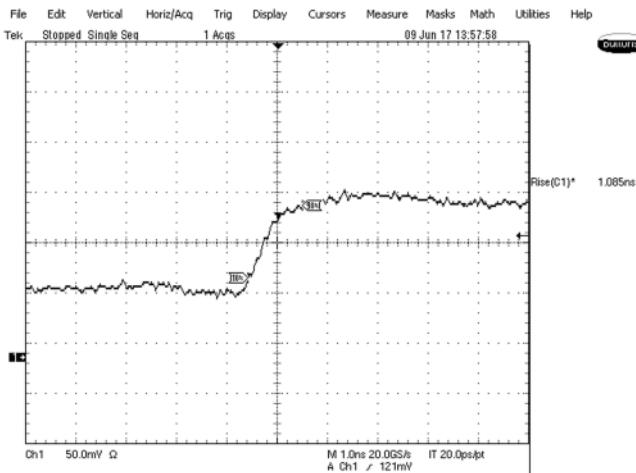


图 9 传输后 PPS 信号上升时间

图 8 是传输前信号源 PPS 上升时间, 测试值为 1.028 ns, 图 9 是经传输后 PPS 信号上升时间, 测试值为 1.085 ns, 经过波分复用光分发传输的 PPS 信号上升时间仅恶化 0.02 ns, 且在提高源质量的情况下, 传输后

PPS 上升时间还能进一步减少。

#### 4 结论

本文针对数字相控阵中系统需要为相控阵多个子阵提供高稳定的时频信号的需求, 提出了一种基于光纤波分复用的时频信号分发传输技术。实验测试数据和工程实践表明, 基于 WDM(波分复用)的单根光纤进行时频信号的光分发传输技术实现了数字相控阵高效稳定的分发传输系统时钟信号、标校信号和本振信号的功能。该分发传输技术已经成功应用于某数字相控阵多目标统一测控系统, 未来会更多应用在航天测控系统、车载测控系统等各类相控阵测控系统中。

#### 参考文献

- [1] 刘嘉兴.相控阵测控系统概论[J].电讯技术, 2005(3): 1–6.
- [2] 张光义.相控阵雷达系统[M].北京: 国防工业出版社, 2000.
- [3] 樊昌信, 曹丽娜.通信原理[M].北京: 国防工业出版社, 2010.

(下转第 100 页)

(上接第 37 页)

- 2000.
- [2] MOREIRA A, PRATS-IRAO LA P, YOUNIS M, et al. A tutorial on synthetic aperture radar[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine, 2013, 1(1): 6–43.
- [3] 吴永辉.极化 SAR 图像分类技术研究[D].长沙: 国防科学技术大学, 2007.
- [4] 周晓光, 匡纲要, 万建伟.极化 SAR 图像分类综述[J].信号处理, 2008, 24(5): 806–812.
- [5] ANTHONY F, STEPHEN L D. A three-component scattering model for polarimetric SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(3): 963–973.
- [6] 郎丰铠, 杨杰, 赵伶俐, 等.基于 Freeman 散射熵和各向异性度的极化 SAR 影像分类算法研究[J].测绘学报, 2012, 41(4): 556–562.
- [7] 吕启, 窦勇, 牛新, 等.基于 DBN 模型的遥感图像分类[J].计算机研究与发展, 2014, 51(9): 1911–1918.
- [8] HU Y Y, FAN J C, WANG J, et al. Classification for PolSAR images based on adaptive nonlocal stacked sparse autoencoder[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(7): 1050–1054.
- [9] LIN Z, JI K F, KANG M, et al. Deep convolutional highway unit network for SAR target classification with limited labeled training data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(7): 1091–1095.
- [10] 王云艳, 何楚, 赵守能, 等.基于多层反卷积网络的 SAR 图像分类[J].武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(10): 1371–1376.
- [11] GENG J, WANG H Y, FAN J C, et al. SAR image classification via deep recurrent encoding neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(4): 2255–2269.
- [12] 翟育鹏.基于深度学习的极化 SAR 地物分类[D].西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [13] 焦李成.基于深度多示例学习的极化 SAR 图像分类方法: 中国, CN105894018B[P].2019-04-23.
- [14] HUANG X Y, QIAO H, ZHANG B, et al. Supervised polarimetric SAR image classification using tensor local discriminant embedding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2966–2979.
- [15] YANG S Y, WANG M, FENG Z X, et al. Deep sparse tensor filtering network for synthetic aperture radar images classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(8): 3919–3924.
- [16] 关娇娇.小样本问题下的极化 SAR 图像地物分类[D].西安: 西安电子科技大学, 2020.

(收稿日期: 2021-09-02)

#### 作者简介:

杨鹤猛(1983-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 智能无人系统、遥感图像处理技术。

孟秀军(1986-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: SAR 卫星数据智能分析技术。

陈艳芳(1987-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 卫星遥感、卫星导航。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所