王红霞, 刘博, 徐倩茹,等. 基于 DPRVI 和 2D-CNN 算法的 SAR 图像土地覆盖分类方法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):195-200. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25020903

基于 DPRVI 和 2D-CNN 算法的 SAR 图像土地覆盖分类方法

王红霞[1], 刘 博[2], 徐倩茹[1], 张丽君[1]
(1 菏泽职业学院 信息工程学院, 山东 菏泽 274000; 2 菏泽市中医医院 信息科, 山东 菏泽 274000)

摘 要: 本研究提出了一种针对复杂地形区域(尤其是林地与农作物区分困难)的合成孔径雷达(SAR)图像土地覆盖分类的新方法。选择丹江口生态保护区作为研究区域,并利用高分三号(GF-3)卫星数据,结合双极化雷达植被指数(DpRVI)和 2D-CNN 算法进行分类。鉴于林地与农作物在 DpRVI 特征上的高分离度,本研究引入该指数以提升分类准确性。通过 Jeffries-Matusita(J-M)距离分析方法,本研究寻找到了最佳特征组合,优化了分类性能。此外,利用深度学习中的 2D-CNN 方法进行图像分类,证明了其在处理 SAR 图像分类中的优势。实验验证了该方法的有效性,定量评估显示,该方法总体分类精度(OA)达到 0.95,Kappa 系数为 0.94,显著提高了复杂地形区域土地覆盖分类的精度,从而证实了 DpRVI 在特征组合中的重要作用。

关键词: 合成孔径雷达; 双极化雷达植被指数; 土地覆盖分类; 特征选择
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)08-0195-06

Land cover classification method of SAR images based on DPRVI and 2D-CNN algorithm

WANG Hongxia[1], LIU Bo[2], XU Qianru[1], ZHANG Lijun[1]
(1 School of Information Engineering, Heze Vocational College, Heze 274000, Shandong, China;
2 Information Department, Heze Hospital of Traditional Chinese Medicine, Heze 274000, Shandong, China)

Abstract: This study proposes a novel method for the classification of synthetic aperture radar (SAR) images in complex terrain areas, particularly focusing on the challenges associated with distinguishing between forested and agricultural land (especially forest-crop classification difficulties). The Danjiangkou Ecological Protection Area is selected as the research site, utilizing high-resolution GF-3 satellite data in conjunction with the Dual-Polarization Radar Vegetation Index (DpRVI) and a 2D Convolutional Neural Network (CNN) algorithm for classification. Given the high separability of forest and agricultural land in terms of DpRVI features, this study incorporates this index to enhance classification accuracy. By employing the Jeffries-Matusita (J-M) distance analysis method, the optimal feature combination is identified, thereby optimizing classification performance. Additionally, the application of the 2D CNN method within deep learning demonstrates its advantages in processing SAR image classification tasks. Experimental results validate the effectiveness of this approach, with quantitative assessments showing an overall accuracy (OA) of 0.95 and a Kappa coefficient of 0.94, significantly improving the classification precision of land cover in complex terrain regions and confirming the critical role of DpRVI in feature combinations.

Key words: synthetic aperture radar; dual-polarization radar vegetation index; land cover classification; feature selection

0 引 言

随着人口增长与城市化的加速,土地覆盖问题已经成为全球研究的热点课题,准确和及时的土地覆盖制图可以为区域发展和环境管理提供可靠的依据[1-4]。许多土地覆盖产品是基于传统光学影像开发的。然而,由于天气条件的限制,无法及时获取高质量的传统光学影像。幸运的是,随着主动微波遥感技术的发展,合成孔径雷达(SAR)凭借其全天候成像力,正成为土地覆盖研究的重要数据来源。合

作者简介: 王红霞(1996—),女,硕士,助教。主要研究方向:遥感图像处理; 刘 博(1995—),男,硕士,初级工程师。主要研究方向:医学图像处理; 徐倩如(1990—),女,硕士,助教。主要研究方向:大数据,图像处理; 张丽君(1997—),女,硕士,助教。主要研究方向:图像处理,信息安全。Email:850362883@qq.com。

收稿日期: 2025-02-09

成孔径雷达是一种主动式微波雷达成像技术,具备全天时全天候的大范围观测能力,不易受云雾干扰,现已成为土地覆盖分类的有效遥感数据源[5-8]。

1 SAR 图像分类概述

随着机器学习技术的不断发展,基于机器学习的 SAR 图像分类方法已成为研究热点。这类方法均具备高精度、自适应性、高效性与良好的可扩展性,因此能够在 SAR 图像分类和识别领域中发挥重要作用[9-13]。在这一过程中,SAR 图像地物特征提取尤为关键,其是指从 SAR 图像中提取出具有代表性的特征,以便有效区分不同的地物类别[7]。值得注意的是,不同特征对分类精度的影响也各不相同,进一步强调了特征选择的重要性。

特征的有效组合是 SAR 图像土地覆盖分类的关键因素之一[14-17]。2018 年,Guo 等[18]从 Radarsat-2 全极化 SAR 图像中提取了 22 个特征参数,然后通过特征选择方法选择最佳特征来识别水稻。Sayedain[19]认为,通过结合 NDVI 和全极化特征可以获得更好的土地覆盖分类结果。Shen 等[20]利用 GF-3 提取极化分解特征和后向散射系数进行水体提取。然而,可以从双极化数据中提取的特征基本上只包含极化特征,尤其是指示植被覆盖不足的分解特征。最近,有学者提出了 DpRVI,可用于偏振数据反映作物生长状态[21]。DpRVI 和其他特征组合对土地覆盖分类的影响仍有待研究[22-25]。

本研究旨在开发一种基于双极化雷达植被指数(DpRVI)与二维卷积神经网络(2D-CNN)的土地覆盖分类方法,以提升土地覆盖分类的精确度。首先,基于双轨道极化数据提取地物极化特征,并引入了双极化雷达植被指数(DpRVI),以有效表征不同类型的植被覆盖。随后,通过 Jeffries-Matusita(J-M)距离分析优化特征组合,以提升分类性能[26]。最后,采用 2D-CNN 对极化图像进行分类,从而进一步提高土地覆盖的识别准确率。

2 研究区域与研究数据

研究区域位于丹江口水库地区(111°40′E ~ 111°52′E,32°40′N ~ 32°52′N),该区域为南水北调工程的核心水源地,具有重要的生态保护意义,如图 1 所示。根据土地和资源利用局发布的 2020 年官方数据,建筑、林地、农田和水体是该区域主要的地面要素。在此背景下,研究区域因其复杂的地形环境与相对丰富的土地覆盖类型而被选定为研究对象。

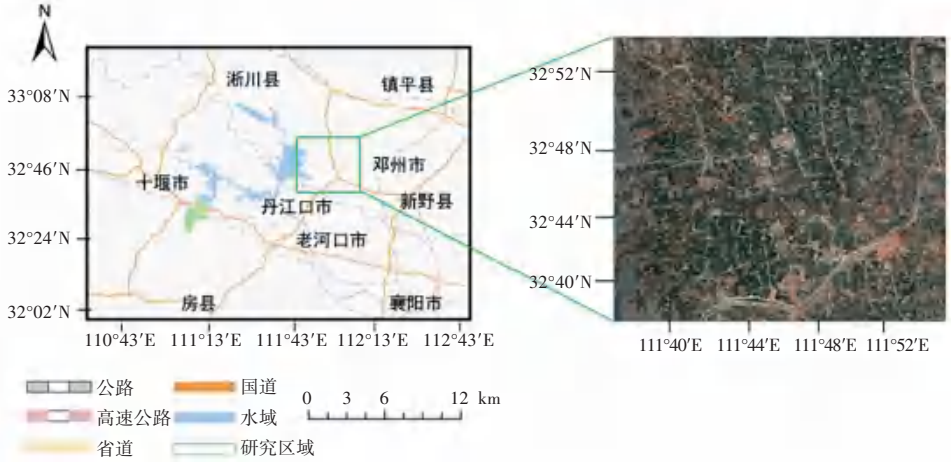


图 1 研究区域

Fig. 1 Study area

GF-3 卫星是中国高分辨率对地观测系统项目专用的遥感卫星,也是中国首颗 C 波段多极化合成孔径雷达成像卫星。本文所使用的高分三号卫星具备 10 m 的空间分辨率以及双极化能力,能够有效满足高精度监测的需求。高分三号卫星系统经过全面优化设计,展现出高交错率、大成像宽度、多种成像模式以及较长的使用寿命等诸多优越特性。具体的数据参数详见表 1。为进行土地覆盖分类,本研究选择 2017 年 7 月 9 日获取的 SAR 图像作为研究对象。

表 1 实验数据信息

Table 1 Experimental data information

GF-3 参数	对应信息
产品类型	SLC
成像模式	Stripe mode
极化方式	HH、HV
像素间隔	10 m×10 m

本文选择了来自 Google Earth 的高分辨率光学影像作为参考标注源，以便通过视觉解译生成土地覆盖样本，并对土地覆盖的相对分类精度进行定性评估。土地覆盖样本的分布如图 2 所示。在本研究中，60%的样本被随机选作训练样本，其余 40%则用作测试样本。

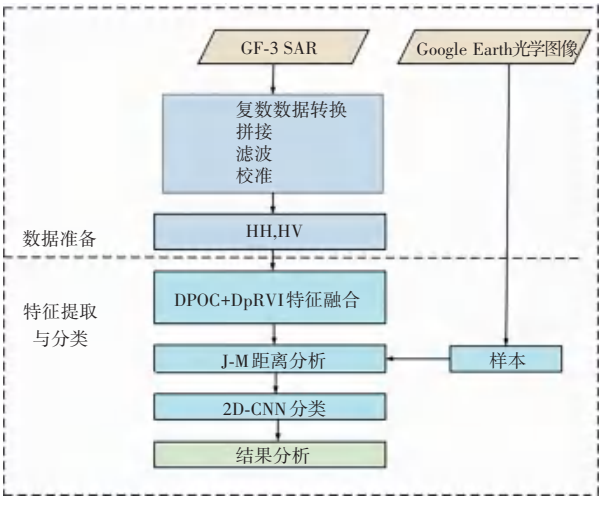


图 2　研究方法流程图

Fig. 2　Flow chart of research method

3　基于 DpRVI 和 2DCNN 算法的 SAR 图像土地覆盖分类方法

方法的流程图如图 2 所示。在数据预处理之后，土地覆盖分类方法可以分为两个步骤。首先，提取几何特征和 DpRVI（DOPC+DpRVI），并进行 J-M 距离分析以验证不同特征组合的样本可分离性。随后，利用新的特征组合进行 2D-CNN 分类，以生成土地覆盖分类模型，并评估其精度。

3.1　特征提取

不同地物具有不同的散射特性，在雷达图像上表现出不同的信息。本文选取经典的极化特征包含后向散射系数 $\sigma°$、总散射功率（SPAN）、差分强度（DI）、功率比（PR）和 H-α 极化分解参数特征，设计极化特征组合（DOPC）[27]。

为完成 DOPC 与 DpRVI 的提取，首先对补偿后的图像进行极化矩阵转换，生成极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$，即图像中的每一个像素都由一个协方差矩阵表示：

$$\boldsymbol{Z} = |S_{\mathrm{HH}}S_{\mathrm{HV}}| \rightarrow \boldsymbol{C}2 = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21}^{*} & C_{22} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^{2} \lambda_i e_i e_i^{*} \quad (1)$$

其中，$*$ 代表共轭转置；$\boldsymbol{Z}$ 为目标矢量；S_{HH}、S_{HV} 为不同收发组合的极化散射系数；H 和 V 分别代表垂直和水平极化的发射和接收；λ_i、e_i 分别为极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$ 的特征值与特征向量。

在生成极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$ 及其特征值、特征向量的基础上，计算以下极化特征与 DpRVI[28-30]。

（1）总散射功率（SPAN）

SPAN 是表征像素间散射机制强度信息的有效参数。在建筑区域取值较高，水域取值较低。

（2）差分强度（DI）、功率比（PR）

DI 是一种检测图像地表形变的指标，可以反映地表高度变化与地形变化，以描述升轨与降轨图像的地物差异。DI 计算公式如下：

$$\mathrm{DI} = \frac{1}{2}(|S_{\mathrm{HH}}|^2 - |S_{\mathrm{HV}}|^2) \quad (2)$$

PR 常用于描述 SAR 图像中不同地物的散射特性。PR 是指两个区域的像素点的信号功率之比，通常用于描述地物的纹理、形状和结构等特征，能更好地针对不同地物提取更有用的信息。PR 计算方式如下：

$$\mathrm{PR} = \frac{|S_{\mathrm{HV}}|^2}{|S_{\mathrm{HH}}|^2} \quad (3)$$

先将 $|S_{\mathrm{HV}}|^2$、$|S_{\mathrm{HH}}|^2$ 由线性值转换为分贝值后计算比值，最终 PR 无量纲。

（3）H-α 极化参数

H-α 极化分解可以将 SAR 图像中每个像素分解为单向散射、双向散射与体散射。单向散射通常与建筑物以及其他垂直结构相关，双向散射通常与平地、水域等水平结构相关。体散射分量通常与林地以及其他具有一定体积的地物相关。分析极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$，计算 H-α 极化参数：

极化熵（Entropy，H）：表示目标散射的随机性。Entropy 计算方式如下：

$$H = \sum_{i=1}^{2} -P_i \log_3 P_i \quad (4)$$

其中，$P_i = \dfrac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^{2} \lambda_j}$，$i = 1,2$，$j = 1,2$，$\lambda_i$ 为极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$ 的特征值。

散射角（Alpha，α）：表示散射机制的参数，描述了粒子从表面散射到体散射再到二面角散射的平均散射过程。Alpha 计算方式如下：

$$\alpha = P_1\alpha_1 + P_2\alpha_2 \quad (5)$$

其中 $\alpha_i (i = 1,2)$ 为散射体内部自由度。

反熵（Anisotropy，A）：表示目标散射的各相异性的程度。

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2 + \lambda_1} \tag{6}$$

其中，λ_1、λ_2 是极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$ 的两个特征值，反熵反映了两个特征值的差异程度，差异越大，各向异性越强。

(4)双极化雷达植被指数

DpRVI 用于评估植被覆盖度和土地利用变化，表达式如下：

$$\mathrm{DpRVI} = 1 - \mathrm{DoP} \cdot P \tag{7}$$

其中，$P = \frac{\lambda_1}{\lambda_2 + \lambda_1}$ 为特征值的归一化参数，代表奇偶散射强度。奇偶散射强度是指在雷达信号与地面交互时，信号被散射到不同方向的强度差异。这种强度差异可以用来反映地表覆盖物的结构和形态，因此可以用来评估植被覆盖度和土地覆盖类型的变化。

极化度(Degree of Polarization，DoP)是一种用于雷达信号处理的参数，其用于量化不同散射机制之间的相对强度，即用于描述雷达信号中不同方向的极化成分之间的比例关系。基于 HH-HV 双极化矩阵 $\boldsymbol{C}2$ 的计算公式为：

$$\mathrm{DoP} = \sqrt{1 - \frac{4\boldsymbol{C}2}{\mathrm{Tr}(\boldsymbol{C}2)^2}} = \left|\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}\right| \tag{8}$$

其中，$\mathrm{Tr}(\boldsymbol{C}2)$ 是矩阵 $\boldsymbol{C}2$ 的迹。根据极化度的定义，不同散射机制的相对强度被量化。当 DoP=1 时，地物处于完全极化状态，受单一散射机制支配，意味着雷达信号只有一个方向的极化分量被反射回来，而另一个方向的极化分量被吸收或散射。这种情况通常出现在平滑的金属表面或者水面等目标。当 DoP=0 时，地物处于多重散射机制主导的完全去极化状态，多重散射机制并存。意味着雷达信号两个方向的极化分量被反射回来的强度相等，无法区分其极化状态。这种情况通常出现在粗糙的表面或者多个目标同时存在的情况下。

3.2 特征分析

为验证特征组合的可分性以及所提出的基于升降轨图像的土地覆盖分类方法的有效性，使用 J-M 距离对特征组合进行分析，验证特征可分性[31]。J-M 距离变化范围为 0~2，当该值大于 1.9 时，表示特征可很好地分离；当该值大于 1.8 并小于 1.9 时，特征的可分性一般；当该值小于 1 时，该特征不可分。

$$D_{ij} = \left\{\int_x \left(\sqrt{P(\frac{x}{w_i})} - \sqrt{P(\frac{x}{w_j})}\right)^2 \mathrm{d}x\right\}^{0.5} \tag{9}$$

其中，D_{ij} 代表类别 i 和类别 j 的可分性，$P\left(\frac{x}{w_i}\right)$、$P\left(\frac{x}{w_j}\right)$ 是类别 i 和类别 j 在特征 x 下的条件概率密度。

3.3 2D-CNN 分类

2D-CNN 是深度学习中被图像处理领域广泛使用的一种方法，在特征挖掘和目标检测等方面效果较好。本文设计 2D-CNN 模型结构如图 3 所示，模型包括 3 个卷积层、3 个池化层、3 个批量归一化层和 2 个全连接层。Conv2D 为卷积层，通过在输入图像上移动固定大小的卷积核(Kernel)执行卷积操作，其中，chanels 为卷积层输出通道个数；MaxPool 为池化层；BatchNormalization 为批量归一化层；Fully Connected 为全连接层；激活函数为 Softmax。

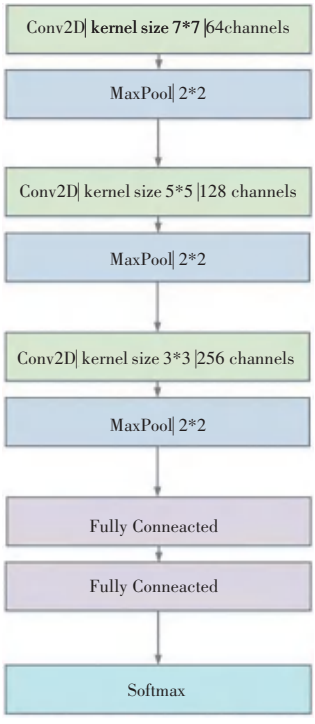


图 3 2DCNN 流程图

Fig. 3 Flowchart of the 2DCNN

4 结果与分析

4.1 特征组合可分性

为验证特征可分性，本文采用 J-M 距离对特征组合进行分析。结果如图 4 所示。为验证 DpRVI 的分类效果，对不同的特征：DOPC 与 DOPC+DpRVI 进行对比。随着 DpRVI 的引入，各地物类型的可分性均得到提升，尤其在农田与林地的区分上效果尤为明显。

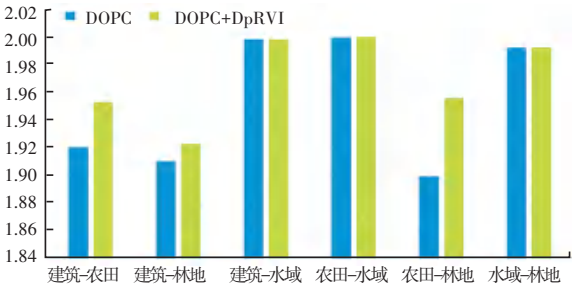


图 4　J-M 分析结果

Fig. 4　Result of J-M

4.2　精度分析

为评价分类结果的准确性，对分类结果进行了定性与定量的评估。在定量评价中，使用了 Precision、Recall、OA 和 Kappa 等一系列衡量指标[32]，公式如下。

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{10}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{11}$$

$$\text{OA} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \tag{12}$$

$$\text{Kappa} = \frac{\text{OA} - p_e}{1 - p_e} \tag{13}$$

$$p_e = \frac{(\text{TP} + \text{TN}) \cdot (\text{FP} + \text{TP}) \cdot (\text{FP} + \text{TN}) \cdot (\text{FN} + \text{TN})}{(\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})^2} \tag{14}$$

其中，P_e 为期望一致概率，代表样本随机分类时类别恰好一致的概率；TP 为真正例，模型预测为正的正样本；TN 为真负例，模型预测为负的负样本；FP 为假正例，模型预测为正的负样本；FN 为假负例，模型预测为负的正样本。

本文采用上述指标对分类结果进行定量分析[33-34]，分类结果精度见表 2。

表 2　分类结果精度

Table 2　Accuracy of classification results

地物类型	Precision	Recall
建筑	0.93	0.91
农田	0.91	0.95
林地	0.91	0.94
水域	0.99	0.98
OA	0.95	
Kappa	0.94	

从整体的准确率来看，本文设计的方法分类结果精度最高，OA 为 0.95，Kappa 系数为 0.94。

定性分析主要根据实验结果与同时期光学图像相比对获得直观性的解释与验证（如图 5 所示）。图 5(a) 为光学图像，(b) 为分类结果。总体来说，分类结果较为贴合光学图像。

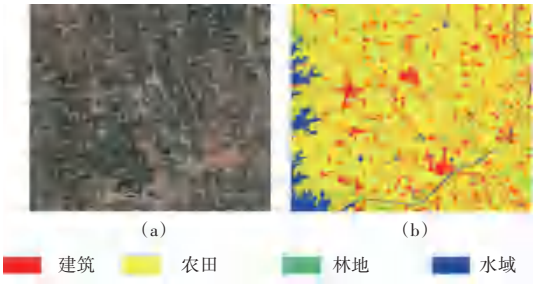


图 5　分类结果图

Fig. 5　Classification result diagram

5　结束语

本研究提出了一种基于高分三号卫星轨道数据的土地覆盖分类方法，通过提取极化特征和双极化雷达植被指数，并构建 2D-CNN 模型实现分类。定量评估结果显示，五项评估指标均超过 90%，展示了该方法在复杂地形区域识别地面物体的能力；定性评估则通过对两个典型山区的视觉观察，发现其结果与光学图像高度相似，验证了其适用性。此外，该方法仅需求取双极化数据，具备更好的获取便利性，相较于全极化数据，成功引入双极化雷达植被指数，提升了分类精度。因此，所提出的方法有效提高了极化特征的可分性，增强了分类准确性，从而拓宽了 SAR 遥感技术在土地覆盖分类中的应用前景。

参考文献

[1] Ghazifard A, Akbari E, Shirani K, et al. Evaluating land subsidence by field survey and D-In SAR technique in Damaneh City, Iran[J]. Journal of Arid Land, 2017, 9(5): 778-789.

[2] 董世英，吴田军，焦思佳. 地块级航空高光谱遥感土地覆盖制图及其精度评估[J]. 遥感技术与应用，2023，38(2)：353-361.

[3] 王艺欣. 基于改进 DeepLabv3+和高分辨率影像的露天矿区土地覆盖分类[J]. 测绘与空间地理信息，2024，47(9)：80-82.

[4] 陈超，梁锦涛，杨刚，等. 面向土地覆盖精准分类的遥感特征参数优选方法[J]. 测绘学报，2024，53(7)：1401-1416.

[5] 彭程，王靖伟，高涛，等. 基于迁移学习和 ResNet50 的遥感图像土地覆盖分类[J]. 山东国土资源，2023，39(10)：62-66.

[6] 王艺欣. 基于改进 DeepLabv3+和高分辨率影像的露天矿区土地覆盖分类[J]. 测绘与空间地理信息，2024，47(9)：80-82.

[7] 李晓斌，江碧涛，杨渊博，等. 光学遥感图像目标检测技术综述[J]. 航天返回与遥感，2019，40(4)：95-104.

[8] Zmedroub B, Ouarzeddine M, Souissi B. Extraction of urban areas from parametric SAR imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2016, 9(6): 2583-2591.

[9] Kussul N, Lavreniuk M, Skakun S. et al. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14: 778-782.

[10] Wu X, Wen X, Xu H, et al. Multi-feature fusion and adaptive kernel combination for SAR image classification [J]. Applied Sciences, 2021, 11(4): 1603-1625.
[11] Geng J, Wang R, Jiang W. Polarimetric SAR image classification based on feature enhanced superpixel hypergraph neural network [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-12.
[12] 朱凡, 罗小波. 改进的 DeeplabV3Plus 高分辨率遥感影像土地覆盖分类[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(13): 266-275.
[13] 田智慧, 常蓬, 赫晓慧, 等. 一种基于 CNN-GCN 的高分辨率遥感影像土地覆盖分类[J]. 测绘科学, 2023, 48(6): 59-72.
[14] Zheng C, Yao H. Segmentation for remote-sensing imagery using the object-based Gaussian-Markov random field model with region coefficients[J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(11/12): 4441-4472.
[15] 王恺, 万泽福, 陈波, 等. 基于 GF-1 影像和水体指数的水域占用图斑自动提取方法研究[J]. 水利科技与经济, 2025, 31(1): 148-154.
[16] 陈超, 梁锦涛, 杨刚, 等. 面向土地覆盖精准分类的遥感特征参数优选方法[J]. 测绘学报, 2024, 53(7): 1401-1416.
[17] 唐彬元, 赵洪鹏, 杨珍. 基于遥感图像光谱特征融合的高原土地覆盖类型分类模型[J]. 陕西农业科学, 2023, 69(9): 75-79.
[18] Guo X, Li K, Wang Z. et al. Fine classification of rice by multi-temporal compact polarization SAR based on SVM+SFS strategy [J]. Remote Sense Land Resource, 2018, 30: 448.
[19] Sayedain S A, Maghsoudi Y, Eini-Zinab S. Assessing the use of cross-orbit Sentinel-1 images in land cover classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41: 7801.
[20] Shen G, Fu W. Water body extraction using GF-3 PolSAR data: A case study in Poyang Lake[C]//Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 4762.
[21] Mandal D, Kumar V, Ratha D. Dual polarimetric radar vegetation index for crop growth monitoring using sentinel-1 SAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247: 111954.
[22] Bhogapurapu N, Dey S, Mandal D. et al. Soil moisture retrieval over croplands using dual-pol L-band GRD SAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 271: 112900.
[23] Zhou H. Time series analysis of sugarcane plant height and planting area identification based on DPRVI and RF algorithm [J]. Journal of Biobased Materials and Bioenergy, 2024, 18(5): 884-895.
[24] Li W, Wu W, Xu Z, et al. A new Radar vegetation index for research in the dry areas[C]//Proceedings of the International Conference on Remote Sensing, Surveying, and Mapping. Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 122-127.
[25] 孟萌萌, 黄瑞瑞, 毋琳, 等. 基于 Mult-TWDTW 算法的时序 SAR 图像土地覆盖分类[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(5): 203-209.
[26] 叶乡凤, 董张玉, 杨学志. 基于扩张图卷积网络的 SAR 图像分类[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(7): 69-73.
[27] Verma A, Dey S, Bhattacharya A. Land cover classification using dual-polarimetric SAR data [C]//Proceedings of 2022 IEEE Mediterranean and Middle-East Geoscience and Remote Sensing Symposium . Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 54-57.
[28] 宋伟, 石孟宸, 杨阳. 基于 GF-3 全极化 SAR 指数特征的水体信息提取[J]. 测绘通报, 2025 (1): 78-82.
[29] 薛宇飞, 张声晗, 白娜娜, 等. 耦合 Sentinel-1/2 多源时序遥感影像特征的红树林物种分类方法[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(11): 2626-2642.
[30] 李煜, 杨静飞, 张鸿生, 等. 极化合成孔径雷达遥感地物分类研究进展[J]. 遥感学报, 2024, 28(8): 1835-1853.
[31] 肖森天, 赵静, 阿迪莱. 基于光学和雷达多源遥感的于田绿洲土壤盐渍化时空分析[J]. 干旱区研究,2023, 40(1): 59-68.
[32] Baeza-Yates R, Ribeiro-Neto B. Modern Information Retrieval [M]. New York: ACM, 1999.
[33] 蒋元义, 陈伟, 王宏, 等. 利用 2 米级卫星数据在喀斯特高原地区的油菜遥感监测[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(9): 179-186.
[34] 于海洋, 吕瑞宏, 于海龙, 等. 基于改进 YOLOv4 的飞机遥感影像目标检测算法[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(2): 15-19.