

DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2022.02.026

引用格式:雷俊杰,杨武年,李红,等.哨兵光学及SAR卫星影像协同分类研究[J].现代电子技术,2022,45(2):135-139.

# 哨兵光学及SAR卫星影像协同分类研究

雷俊杰<sup>1,2</sup>, 杨武年<sup>1</sup>, 李红<sup>1,3</sup>, 王芳<sup>1</sup>, 杨鑫<sup>1</sup>

(1.成都理工大学 地球科学学院, 四川 成都 610059; 2.商丘师范学院 测绘与规划学院, 河南 商丘 476000;  
3.重庆工程职业技术学院 测绘地理信息学院, 重庆 402260)

**摘要:**针对光学遥感影像中云及云阴影以及微波影像中叠掩、阴影、透视收缩等导致的地物信息缺失对分类、定量反演造成的不利影响,以光学卫星哨兵二号(S2)、SAR卫星哨兵一号(S1)影像为例,将R语言随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)机器算法引入光学微波遥感图像协同分类研究中。研究表明:协同S1、S2各自优势,可充分协同地物的光谱特征、微波后向散射、极化分解等信息,有效减轻S2云、云阴影以及S1影像地物信息缺失对地类识别造成的不利影响。采用RF交叉验证函数(RFCV)和IncNodepurity(节点纯度总增加值)值确定RF最优分类因子,采用varImp函数以及按分类因子重要性逐个添加法可选取ANN、SVM最优分类因子。RF算法分类精度较高,适用于样点分布随机、均匀的研究区,研究区不同地类面积从大到小依次为灌草、其他、落叶林、草地、常绿林、混交林、水体。协同分类结果表明,光学、微波影像协同法、最优因子选择法以及R语言遥感数据处理方法在影像分类中应用效果较好。

**关键词:** 遥感影像; 协同分类; 光学遥感; 微波遥感; 影像信息缺失; 最优因子选择

**中图分类号:** TN911.74-34; TP75; TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1004-373X(2022)02-0135-05

## Research on cooperative classification of sentinel optical and sar satellite images

LEI Junjie<sup>1,2</sup>, YANG Wunian<sup>1</sup>, LI Hong<sup>1,3</sup>, WANG Fang<sup>1</sup>, YANG Xin<sup>1</sup>

(1. College of Earth Science, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;

2. College of Surveying and Planning, Shangqiu Normal University, Shangqiu 476000, China;

3. School of Geomatics and Geoinformation, Chongqing Vocational Institute of Engineering, Chongqing 402260, China)

**Abstract:** The cloud and shadow in the optical images, as well as the overlay, shadow and perspective shrinkage in the microwave images, etc. lead to the loss of ground information, which has a negative impact on the image classification and quantitative inversion. By taking the image of optical satellite sentinel 2 (S2) and SAR satellite sentinel 1 (S1) as examples, the R random forest (RF), support vector machine (SVM) and artificial neural network (ANN) machine algorithm are introduced into the cooperative classification research of optical microwave remote sensing images. The results show that: the spectral characteristics, microwave backscattering, polarization decomposition and other information of ground features can be cooperated in cooperation with the respective advantages of S1 and S2, so that the adverse impacts of S2 cloud, cloud shadow and the lack of ground feature information in S1 image on ground class recognition can be reduced. The RF cross validation function (RFCV) and incnodepurity (total increase in node purity) are used to determine the RF optimal classification factor, and the optimal classification factors of ANN and SVM can be selected by using varimp function and adding one by one according to the importance of classification factors. RF algorithm has high classification accuracy and is suitable for the study area with random and uniform sample distribution. The areas of different land types in the study area from large to small are: shrub and grass, others, deciduous forest, grassland, evergreen forest, mixed forest and water body. The optical and microwave image cooperation method, optimal factor selection method and R language remote sensing data processing method have good application effects in image classification.

**Keywords:** remote sensing image; cooperative classification; optical remote sensing; microwave remote sensing; image information missing; optimal factor selection

收稿日期:2021-05-06

修回日期:2021-06-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41671432);重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN201803402)

## 0 引言

遥感影像分类精度在定量遥感研究中较为重要<sup>[1-2]</sup>,不同地物由于各自特殊的理化性质,在光谱曲线上表现为:吸收谷、反射峰位置不同,由特定反射值形成的夹角、距离、投影不同<sup>[3]</sup>,且不同地物后向散射系数等存在一定差异,为通过光学、微波传感器识别地类提供一定理论依据。然而,光学、微波遥感系统本身存在固有局限:返回光学传感器的地物光谱信息易受大气、云层以及降水天气影响。返回微波传感器的地物微波后向散射信息易受到地形影响,导致微波卫星影像中存在叠掩、阴影、透视收缩、噪声<sup>[4]</sup>等,加之卫星升、降类型轨道导致的地物信息缺失<sup>[5]</sup>,使得利用单一来源影像提取信息存在一定不足<sup>[6-7]</sup>。

如何利用光学和雷达遥感的优势<sup>[8]</sup>,将光学卫星影像中地物丰富的光谱信息<sup>[9]</sup>与微波卫星获取的地物回波信息有效结合<sup>[10]</sup>,识别云、云阴影、信息缺失处的地物<sup>[11]</sup>是遥感信息提取过程中存在的科学问题<sup>[12]</sup>。因此,本研究以光学卫星哨兵二号(S2)、SAR卫星哨兵一号(S1)为例,利用R语言随机森林(RF)、支持向量机(SVM)<sup>[13]</sup>、人工神经网络(ANN)机器算法实现川西高原复杂地形地貌、气候背景下光学、微波遥感影像协同分类。

## 1 研究区简介与数据处理

### 1.1 研究区简介

川西高原平均海拔在4 000 m以上,包括四川省西部、青海省西南部和甘肃省南部,该区域在其特殊的地质地貌、气候等综合因素作用下形成的特殊生态区位,使其成为生态、环境遥感监测的理想天然实验场。本研究选取川西高原理县、茂县、黑水、松潘、红原县部分地区作为研究区,如图1所示。

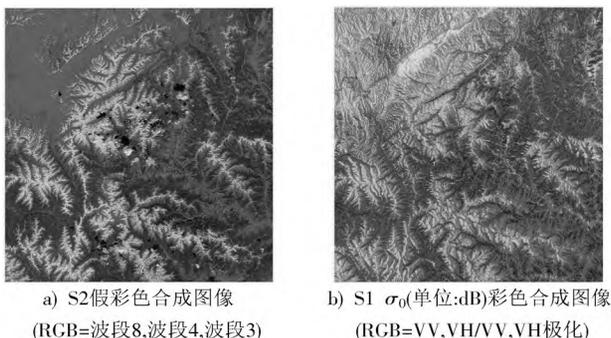


图1 特殊的地质地貌研究区

### 1.2 实验数据获取与处理

野外数据为实际调研获取的7个地类信息为:常绿林、落叶林、混交林、灌草(灌丛与草混生)、草地、水体、

其他(主要指积雪覆盖区域),主要仪器为手持GPS。S1,S2分别为多光谱、微波成像卫星,S1具有多极化探测能力,S2具有13个光谱波段。通过Sen2Cor(2.5.5)对S2数据辐射校正,S1数据预处理步骤为定标( $\sigma_0$ ,单位: dB)、多视、滤波、地形校正,提取上述指标灰度共生矩阵(GLCM)<sup>[14]</sup>。最后将图像投影为UTM 48 WGS84,重采样为10 m空间分辨率。S1,S2数据如表1所示。

表1 S1,S2数据

数据级别	数据名称
1C	S2A_MSIL1C_20191116T035021_N0208_R104_T48STA_20191116T064748
1C	S2A_MSIL1C_20191116T035021_N0208_R104_T48STB_20191116T064748
1C	S2A_MSIL1C_20191116T035021_N0208_R104_T48SUA_20191116T064748
1C	S2A_MSIL1C_20191116T035021_N0208_R104_T48SUB_20191116T064748
SLC	S1A_IW_SLC__1SDV_20191117T110909_20191117T110936_029950_036B11_1C81
SLC	S1A_IW_SLC__1SDV_20191117T110934_20191117T111001_029950_036B11_A0C1
SLC	S1A_IW_SLC__1SDV_20190825T110908_20190825T110935_028725_034098_3470
SLC	S1A_IW_SLC__1SDV_20190825T110933_20190825T111000_028725_034098_0C96

## 2 S1,S2遥感影像分类信息指标

### 2.1 S2分类指标

利用S2波段提取与地物类别和性质相关的常用的植被指数<sup>[3]</sup>(见图2)、生物物理和化学参数(见图3)<sup>[15]</sup>、上述指标GLCM纹理特征等。图4为LAI的4个GLCM。

### 2.2 S1分类指标

2019年11月17日的S1影像经预处理得到后向散射系数及其比值(VH/VV)及SAR极化分解信息(见图5)、GLCM(图6仅列出比值后向散射的GLCM),相干系数、相位(11月17日影像为主影像)(见图7)。

## 3 S1,S2影像协同分类

在进行地物分类前,需要对所有S1,S2因子进行初步筛选,得出RF模型参数mtry为10时,ANN模型参数size为12时,SVM参数 $\sigma$ 为0.03,C为9时,各自分类精度最高。通过R语言rfcv函数确定最佳因子数量以及importance函数筛选RF模型因子,利用varImp函数对ANN、SVM模型因子排序,确定最优因子数量,如图8所示。按重要性逐个添加因子以确定最优因子。最终选取的RF模型最佳因子按重要性从大到小依次为:B2、

B4、NDVI、VH后向散射、比值后向散射、B3、DEM、反熵、B8、LAI、B5、VV相位,ANN模型因子按重要性从大到小为:NDVI、VH后向散射、比值后向散射、B2、B4、VH

后向散射、VV相位、LAI、反熵、B5、DEM、B3、B8,SVM模型因子按重要性从大到小为:NDVI、DEM、VH后向散射、比值后向散射、B4、B3、VV相干系数、LAI、反熵。

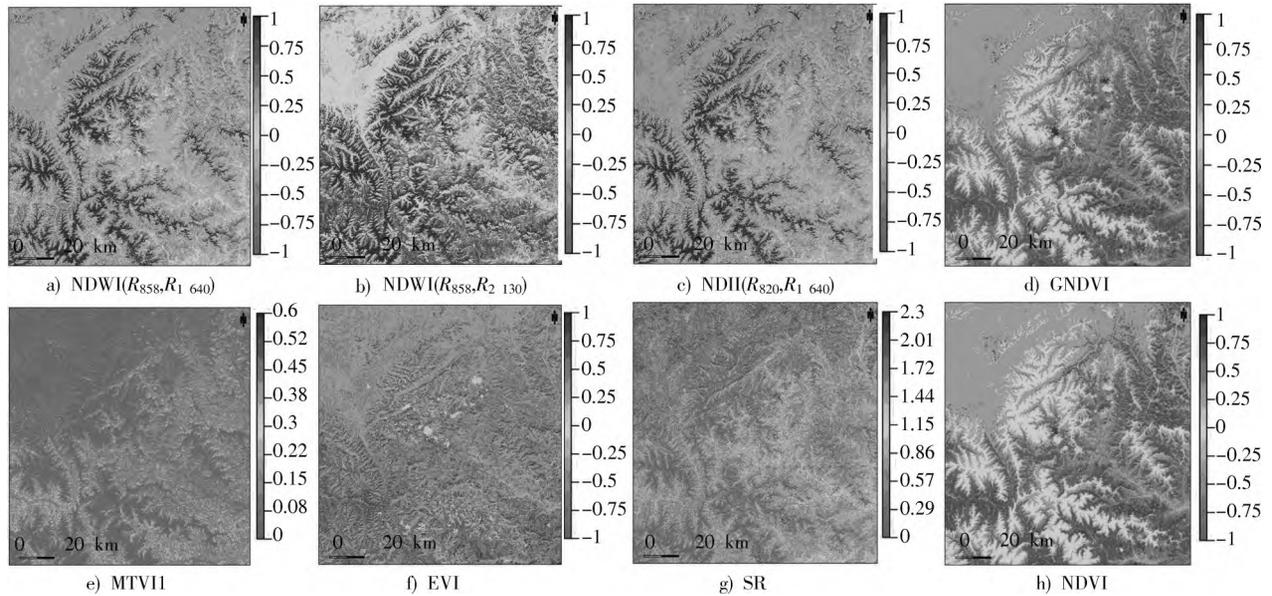


图2 根据SENTINEL2(S2)波段计算的植被指数

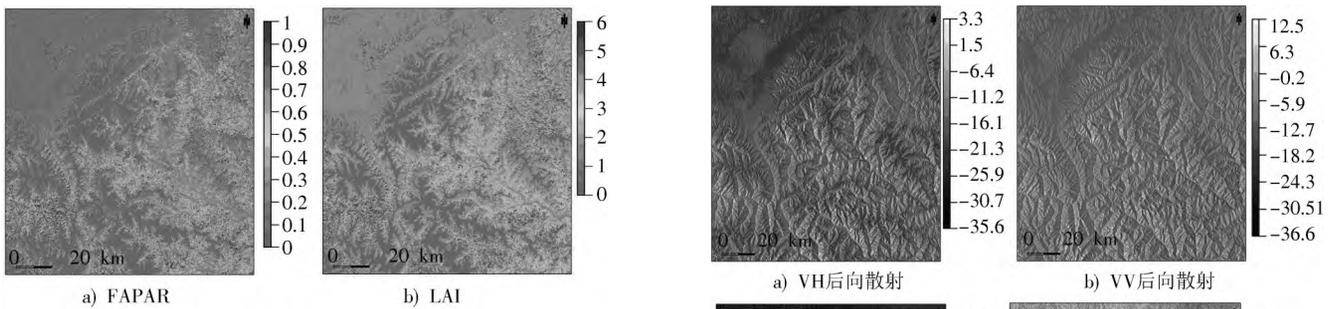


图3 S2产品衍生的吸收光合有效辐射(FAPAR)、叶面积指数(LAI)

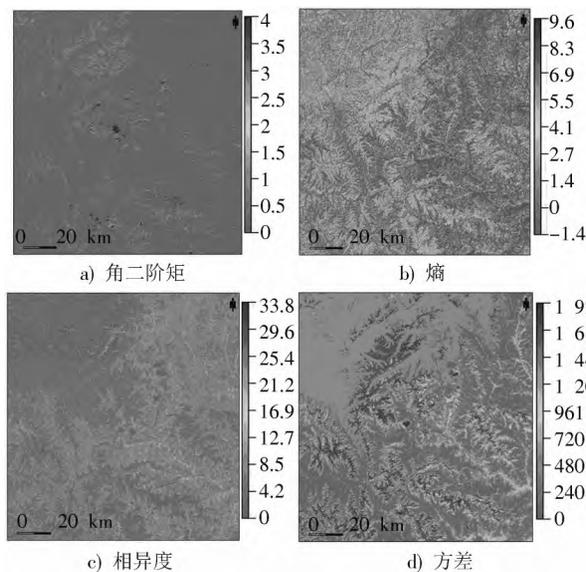


图4 叶面积指数(LAI)GLCM

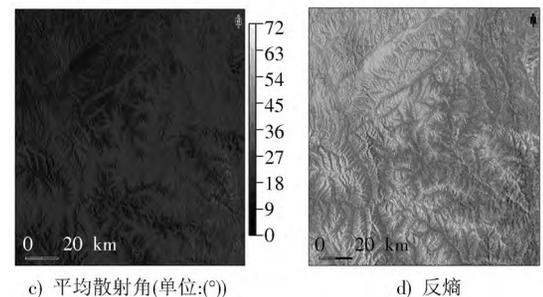


图5 后向散射系数及极化分解指标

使用最优预测因子,RF参数mtry为3,ANN参数size为9,SVM参数σ为0.02,C为8时,各自分类精度最高。通过混淆矩阵可得出总体分类精度和Kappa系数,可用于评估模型分类效果。RF算法总体分类精度(OA)及Kappa系数如表2所示。确定模型最优因子和参数后,利用RF、SVM、ANN算法进行分类结果如图9所示,得出RF分类精度较高,不同地类面积从大到小依次为:灌草、其他、落叶林、草地、常绿林、混交林、水体,如表3所示。

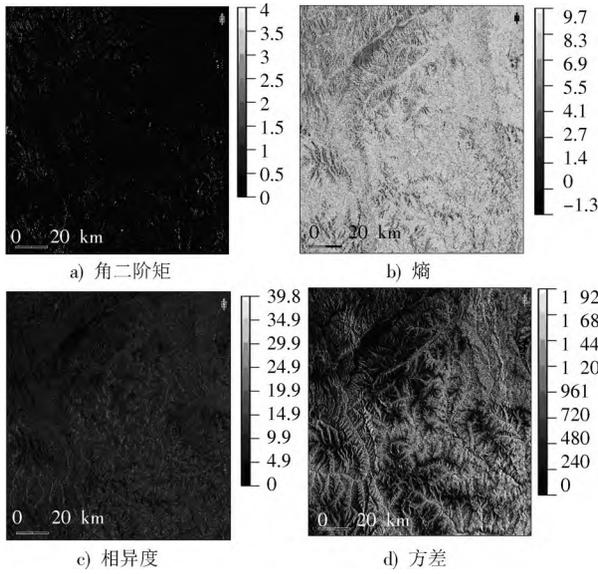


图6 比值后向散射系数 GLCM

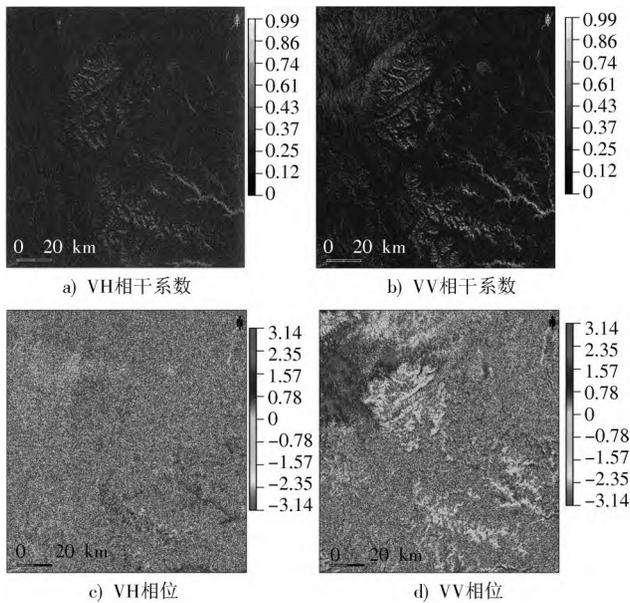


图7 相干系数和相位(11月17日影像为主影像)

表2 三种机器学习算法分类结果精度和 Kappa 系数

算法	OA /%	Kappa 系数
RF	89.12	0.83
ANN	81.06	0.76
SVM	79.15	0.72

表3 三种分类结果计算的不同地类面积占比 %

算法	地类						
	常绿林	落叶林	混交林	灌草	草地	水体	其他
RF	13.53	16.08	8.96	28.80	14.49	0.12	18.02
ANN	14.12	16.98	8.03	28.79	13.48	0.11	18.49
SVM	13.16	16.85	9.59	30.77	10.08	0.07	19.48

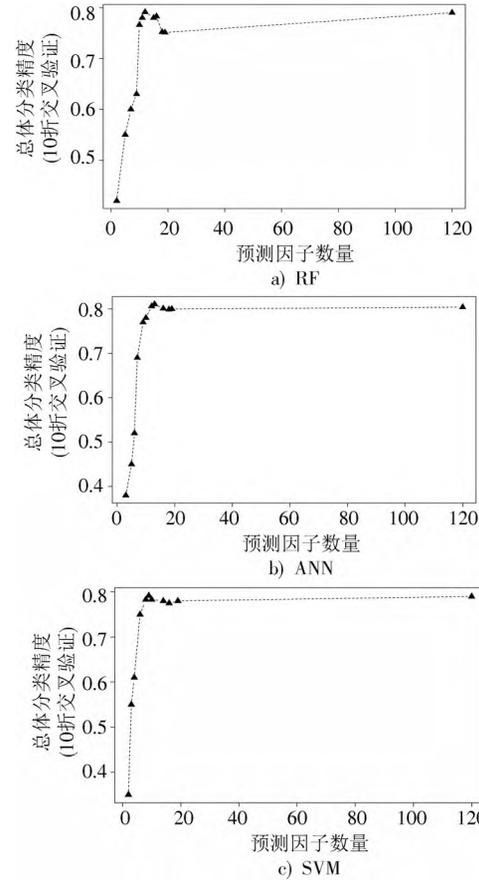


图8 RF、ANN、SVM最佳分类因子数量

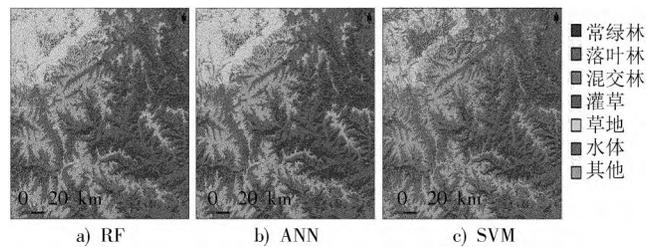


图9 RF、ANN、SVM分类结果

### 4 结 语

1) 协同S1,S2各自优势,可减轻S2云及云阴影以及微波影像中叠掩、阴影、透视收缩等导致的地物信息缺失对影像地物分类、定量反演造成的不利影响,三种算法最佳预测因子中均包含S1,S2因子。主要原因为S1微波可穿透云层,有利于获取云层下地物后向散射和极化分解等信息,S2多光谱图像中包含与地物物理、化学、生物性质相关的信息。

2) RF、ANN、SVM分类算法精度均较高,其中RF算法分类精度最高,主要原因是本研究依据研究区植被类型均匀随机地分布(设计)样地。

3) 分类前须确定最佳分类因子数量。由于可从遥感数据提取预测因子数量通常较大,加之地面实际调研

数据以及其他来源于科研机构的数据,以上大量而且复杂的因子用于构建RF、SVM和ANN模型时,会增加计算难度和模型复杂度,可见本研究最优因子选择法具有一定优势。

注:本文通讯作者为杨武年。

### 参 考 文 献

- [1] TONG X Y, XIA G S, LU Q, et al. Land-cover classification with high-resolution remote sensing images using transferable deep models [J]. *Remote sensing of environment*, 2020, 237: 102.
- [2] 官浩,张秀再,胡敬锋.一种基于深度学习的遥感图像分类及农田识别方法[J].*现代电子技术*,2019,42(8):179-182.
- [3] LEI J J, YANG W N, LI H, et al. Leaf equivalent water thickness assessment by means of spectral analysis and a new vegetation index [J]. *Journal of applied remote sensing*, 2019, 13(3): 1.
- [4] ZHANG X, YANG Q, LIU M, et al. Aspect-aided dynamic non-negative sparse representation-based microwave image classification [J]. *Sensors*, 2016, 16(9): 1413.
- [5] ASLAN G, CAKIR Z, LASSERRE C, et al. Investigating subsidence in the bursa plain, turkey, using ascending and descending sentinel-1 satellite data [J]. *Remote sensing*, 2019, 11(1): 21-29.
- [6] 夏列钢,王卫红,杨海平.多分辨率协同遥感地块利用分类方法研究[J].*地球信息科学学报*,2016,18(5):649-654.
- [7] SÁNCHEZ-GÁMEZ P, NAVARRO F J. Glacier surface velocity retrieval using d-insar and offset tracking techniques applied to ascending and descending passes of sentinel - 1 data for southern ellesmere ice caps, canadian arctic [J]. *Remote sensing*, 2017, 9(5): 34-36.
- [8] 刘培,余志远,马威,等.基于地形信息的 Landsat 与 Radarsat-2 遥感数据协同分类研究[J].*遥感技术与应用*,2019,34(6): 1269-1275.
- [9] HEISELBERG P, HEISELBERG H. Ship-iceberg discrimination in sentinel-2 multispectral imagery by supervised classification [J]. *Remote sensing*, 2017, 9(11): 1156.
- [10] GIORDANO S, MERCIER G, RUDANT J - P. Unmixing polarimetric radar images based on land cover type identified by higher resolution optical data before target decomposition: application to forest and bare soil [J]. *IEEE transactions on geoscience & remote sensing*, 2018, 56(10): 5850.
- [11] HÜTT C, KOPPE W, MIAO Y, et al. Best accuracy land use/land cover (LULC) classification to derive crop types using multitemporal, multisensor, and multi-polarization SAR satellite images [J]. *Remote sensing*, 2016, 8(8): 684.
- [12] STROMANN O, NASCETTI A, YOUSIF O, et al. Dimensionality reduction and feature selection for object-based land cover classification based on sentinel-1 and sentinel-2 time series using google earth engine [J]. *Remote sensing*, 2020, 12(1): 76.
- [13] ZHOU T, GENG Y J, CHEN J, et al. High-resolution digital mapping of soil organic carbon and soil total nitrogen using DEM derivatives, sentinel-1 and sentinel-2 data based on machine learning algorithms [J]. *Science of the total environment*, 2020, 729(8): 138244.
- [14] POOMANI A P M, SUTHA J. Object based classification of high resolution remote sensing image using HRSVM - CNN classifier [J]. *European journal of remote sensing*, 2019, 53(6): 1-15.
- [15] DJAMAI N, ZHONG D, FERNANDES R, et al. Evaluation of vegetation biophysical variables time series derived from synthetic sentinel-2 images [J]. *Remote sensing*, 2019, 11(13): 1547.

**作者简介:**雷俊杰(1989—),男,河南信阳人,博士,研究方向为资源与环境遥感。

杨武年(1954—),男,宁夏中卫人,博士,教授(二级),博士生导师,主要从事遥感地质、3S技术及地学应用研究工作。

李红(1984—),女,重庆人,博士,讲师,研究方向为资源与环境遥感。

王芳(1983—),女,河南周口人,博士,副教授,研究方向为资源与环境遥感。

杨鑫(1984—),男,宁夏中卫人,博士,讲师,硕士生导师,主要从事3S技术与数字国土、遥感技术与应用教学与研究