

钟怡琪, 李家国, 韩 杰, 等. 基于哨兵影像与多特征优选的溧阳市上兴镇水稻识别[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(8): 1688-1697.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2023.08.008

# 基于哨兵影像与多特征优选的溧阳市上兴镇水稻识别

钟怡琪<sup>1</sup>, 李家国<sup>2</sup>, 韩 杰<sup>3</sup>, 邵 雯<sup>1</sup>

(1. 南京信息工程大学地理科学学院, 江苏 南京 210044; 2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094; 3. 许昌学院城市与环境学院, 河南 许昌 461000)

**摘要:** 水稻是中国三大粮食作物之一, 提供准确、及时的水稻种植信息对水稻生产管理、水稻种植保险赔偿以及国家粮食安全指导、政策制定和实施等具有重要意义。针对中国南方水稻种植地块破碎、种植结构复杂等造成的水稻识别难点, 为提高水稻识别精度, 本研究以哨兵一号(Sentinel-1)、哨兵二号(Sentinel-2)遥感影像为数据源, 构建光谱特征、植被/水体指数特征、纹理特征和雷达特征等特征集, 设置包括优选特征在内的7种特征组合, 采用随机森林算法对江苏省常州市溧阳市上兴镇的水稻进行识别。结果表明, 在光谱特征中, 红边波段对于水稻识别精度有着较高的提升作用。光谱特征结合植被/水体指数特征、雷达特征后, 水稻识别精度有所提高。基于优选特征进行分类的精度最高, 总体分类精度、Kappa系数分别为93.26%、0.9048。综上, 结合遥感影像的光谱特征、植被/水体指数特征和雷达特征等并进行特征优选可以提高水稻识别精度。

**关键词:** 水稻识别; 特征优选; 随机森林; 遥感影像

**中图分类号:** S127; S511 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2023)08-1688-10

## Identification of rice in Shangxing Town, Liyang City based on Sentinel image and multi-feature optimization

ZHONG Yi-qi<sup>1</sup>, LI Jia-guo<sup>2</sup>, HAN Jie<sup>3</sup>, SHAO Wen<sup>1</sup>

(1. School of Geographical Sciences, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 3. College of Urban and Environmental Sciences, Xuchang University, Xuchang 461000, China)

**Abstract:** Rice is one of the three major food crops in China. Providing accurate and timely rice planting information is of great significance to rice production management, rice planting insurance compensation, national food security guidance, policy formulation and implementation. Aiming at the difficulties in rice identification caused by the fragmentation of rice cultivation plots and the complexity of cultivation structure in southern China, and in order to improve the accuracy of rice identification, this study used Sentinel-1 and Sentinel-2 remote sensing images as data sources, constructed the feature sets including spectral features, vegetation/water index features, texture features, and radar features, set up seven combinations of features including the preferred features and

收稿日期: 2022-11-14

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(41971391); 国家重点研发计划项目(2020YFE0200700); 安徽省重点研究与开发计划项目(2021003, 2022107020028); 2022年度许昌学院国家级科研项目培育基金项目(2022GJPY007)

**作者简介:** 钟怡琪(1998-), 女, 江西吉安人, 硕士研究生, 主要从事水稻遥感识别与估产研究。(E-mail) 20201210035@nuist.edu.cn

**通讯作者:** 李家国, (E-mail) jacoli@126.com

adopted the random forest algorithm for the identification of the rice in Shangxing Town, Liyang City, Changzhou City, Jiangsu province, China. The results showed that among the spectral features, the red-edge band had a high improvement effect on the identification accuracy of rice. After combining spectral features with vegetation/water index features and radar features, the identification accuracy of rice was improved. And the classification based on the preferred features had the highest accuracy, with the overall accuracy and Kappa coefficient of 93.26%

and 0.904 8, respectively. In summary, the combination of the spectral features of remote sensing images, vegetation/water index features and radar features and feature optimization can improve the accuracy of rice recognition.

**Key words:** identification of rice; feature optimization; random forest; remote sensing image

水稻作为中国三大粮食作物之一,是中国 60% 以上人口的主要食物来源<sup>[1-2]</sup>。提供准确、及时的水稻信息,对水稻生产管理、水稻种植保险赔偿以及国家粮食安全指导、政策制定和实施等具有重要意义<sup>[3-4]</sup>。科学技术的快速发展使得遥感技术在农作物识别、信息提取方面得到广泛应用<sup>[5-7]</sup>,与传统调查统计方法相比,利用遥感技术识别、提取水稻信息的时效性强、资源消耗低,故许多学者基于此项技术开展研究。

早期的遥感影像分类是根据解译者的先验知识,通过人工目视解译的方法进行地类划分,但这种方法完全依赖于解译者,并且需要投入大量人力、物力、财力,具有效率低、主观性强、无法及时更新等缺点,无法满足人们的需求<sup>[8]</sup>。随着计算机图像处理能力的提高,基于遥感影像的自动分类方法逐渐成为重要的分类手段。目前常见的农作物自动分类方法主要有最小距离法、最大似然法等传统方法以及决策树、支持向量机、随机森林等机器学习方法<sup>[9-10]</sup>。其中,随机森林法和支持向量机法的应用最为普遍,随机森林法的参数设置简单,在大数据量的影像和高维数据上,其处理效率优于支持向量机法,被认为是可以降低高维数据维度的分类算法<sup>[11]</sup>,在农作物分类识别中被广泛应用。何昭欣等<sup>[12]</sup>分别采用朴素贝叶斯、支持向量机、分类回归树和随机森林 4 种分类器,对江苏省冬小麦与冬油菜的空间分布信息进行提取,通过比较各分类器的分类精度,发现采用随机森林分类器取得了较好结果。近年来兴起的深度学习算法也被应用到农作物分类中,如汪传建等<sup>[13]</sup>利用卷积神经网络提取高分辨率遥感影像中的农作物特征,实现了农作物的精细分类,但该方法要想达到较高精度,需要大量的样本数据、复杂的参数调整以及长时间的模型训练,而随机森林法仅需要较少的样本训练就能获得高精度的分类结果<sup>[14]</sup>。

此外,分类特征也是影响农作物识别精度的重要因素。分类特征可以反映目标地物的多个角度,筛选出更能体现地物信息的若干特征应用于分类可以提高分类精度。在中国南方丘陵地区,地形破碎、

常年多云多雨,单纯使用地物光谱特征进行农作物分类容易出现“异物同谱”和“同物异谱”的现象,而有研究表明将各类特征相结合<sup>[15-17]</sup>,包括光谱特征、植被指数特征、几何特征、形状特征、纹理特征、时相特征、地形特征、雷达特征、空间特征和极化特征等<sup>[18-19]</sup>,可以有效改善农作物分类的效果,进一步提高农作物分类的精度。

哨兵二号拥有较高的空间分辨率与丰富的光谱信息,另外还包含红边波段,再加上具有较高时间分辨率和空间分辨率的哨兵一号的雷达特征,使遥感信息的利用更加充分,为农作物的高精度识别带来更大可能性。然而有研究表明,过多的特征加入一定程度上会造成维数灾难和数据冗余,分类精度反而会降低<sup>[20-22]</sup>。因此,选择合适的特征及合适数量的特征(即特征优选)也是提高农作物识别精度的关键。

综上,本研究拟将哨兵光学影像的光谱特征、植被/水体指数特征、纹理特征等与雷达影像的后向散射特征结合起来对水稻进行识别,观察各类特征对水稻识别精度的影响,并在此基础上进行特征优选,以期为进一步提高水稻识别精度、掌握水稻种植信息提供理论支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于江苏省常州市溧阳市上兴镇,地处 31°21'N~31°38'N、119°8'E~119°18'E,属于丘陵山区,地势东低西高,东部为高亢平原,西部曹山、芳山、回峰山等延绵起伏,海拔 200 m 以上。图 1 为上兴镇的具体地理位置及其高程。上兴镇属于北亚热带季风气候,干湿冷暖,四季分明,温和湿润,年平均气温 15.5℃,月平均气温 1 月份 2.7℃,7 月份 28.1℃,水资源较好,适宜农作物生长。上兴镇主要作物为水稻、小麦、茶树、玉米,其中水稻生育期为 5 月至 10 月,一般 5 月中上旬播种,10 月中下旬成熟,全生育期 150~160 d。

### 1.2 研究数据及预处理

#### 1.2.1 哨兵一号(Sentinel-1)、哨兵二号(Sentinel-2)

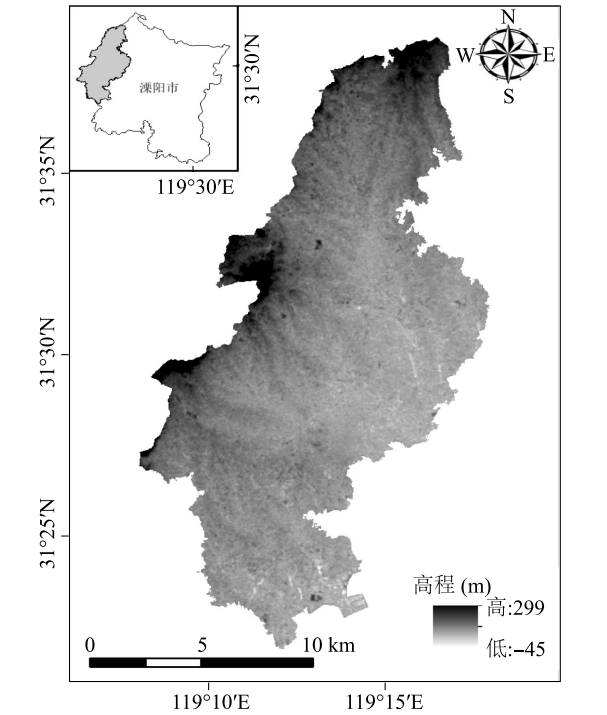


图1 上兴镇地理位置及其高程  
Fig.1 Location of Shangxing Town and its elevation

数据及预处理 本研究中 Sentinel-1、Sentinel-2 数据从欧洲航天局官网( <https://scihub.Copernicus.eu/>)免费下载,具体信息见表 1,根据水稻的生育期特征,选取 2021 年 8 月 31 日水稻抽穗扬花期 Sentinel-2 卫星影像及对应日期的 Sentinel-1 卫星影像并利用其官方软件 SNAP 对 Sentinel-1、Sentinel-2 卫星影像数据进行预处理。

Sentinel-1 数据为 Level-1 级别地距影像(GRD)干涉宽幅(IW)模式双极化数据,极化方式为垂直-垂直+垂直-水平双极化,分辨率为 10 m。依次对其进行轨道校正、热噪声去除、辐射定标、多视处理、相干斑滤波处理、地形校正、分贝化以及重采样等处理。

Sentinel-2 数据为 L1C 级大气表观反射率产品。先利用官方插件( Sen2sor)进行大气校正,再将大气校正结果重采样为所需格式。为保证空间分辨率的一致性,采用双线性插值法将 Band5、Band6、Band7、Band8A、Band11、Band12 的分辨率由原来的 20 m 重采样为 10 m,最后将所需波段数据进行叠加、镶嵌与裁剪。

1.2.2 样本数据 根据南京真实性检验站 2021 年

9 月的综合试验实地采样,并结合同时期谷歌地球影像对样本数据进行筛选,共获得 360 个样本数据,包括水稻、水体、建设用地、其他植被、裸土、大棚(图 2)。每个类别样本数量不一,为保证类别均衡,按照分层抽样法将所有样本以 7 : 3 的比例随机分为训练样本集和验证样本集。其中,训练样本个数为 252,验证样本个数为 108。

表 1 哨兵影像波段信息  
Table 1 Band information of Sentinel image

卫星	特征	中心波长 (nm)	波宽 (nm)	分辨率 (m)
哨兵二号	Band 1-气溶胶波段	443	20	60
	Band 2-蓝波段	490	65	10
	Band 3-绿波段	560	35	10
	Band 4-红波段	665	30	10
	Band 5-红边波段	705	15	20
	Band 6-红边波段	740	15	20
	Band 7-红边波段	783	20	20
	Band 8-近红外波段	842	115	10
	Band 8A-窄近红外波段	865	20	20
	Band 9-水汽波段	945	20	60
	Band 10-卷云波段	1 375	20	60
	Band 11-短波红外波段	1 610	90	20
	Band 12-短波红外波段	2 190	110	20
哨兵一号	垂直-垂直极化后向散射系数(VV)			10
	垂直-水平极化后向散射系数(VH)			10

1.3 研究方法

本研究结合 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 光学影像,根据水稻的特性,提取光谱特征、植被/水体指数特征、纹理特征、雷达特征等,并采用特征重要性计算与反向特征消除提取优选特征。根据不同类型特征和优选特征设置 7 个方案,使用随机森林法进行分类,以获得最佳分类方案。技术路线见图 3。

1.3.1 特征提取

1.3.1.1 光谱特征 光谱特征是指地物反射、发射或透射电磁波的特征,是地物在遥感影像上最直观的表现形式和区分不同地物的重要依据。本研究选取 Sentinel-2 遥感影像除 Band 1、Band 9、Band 10 外的 10 个波段的反射率作为光谱特征。

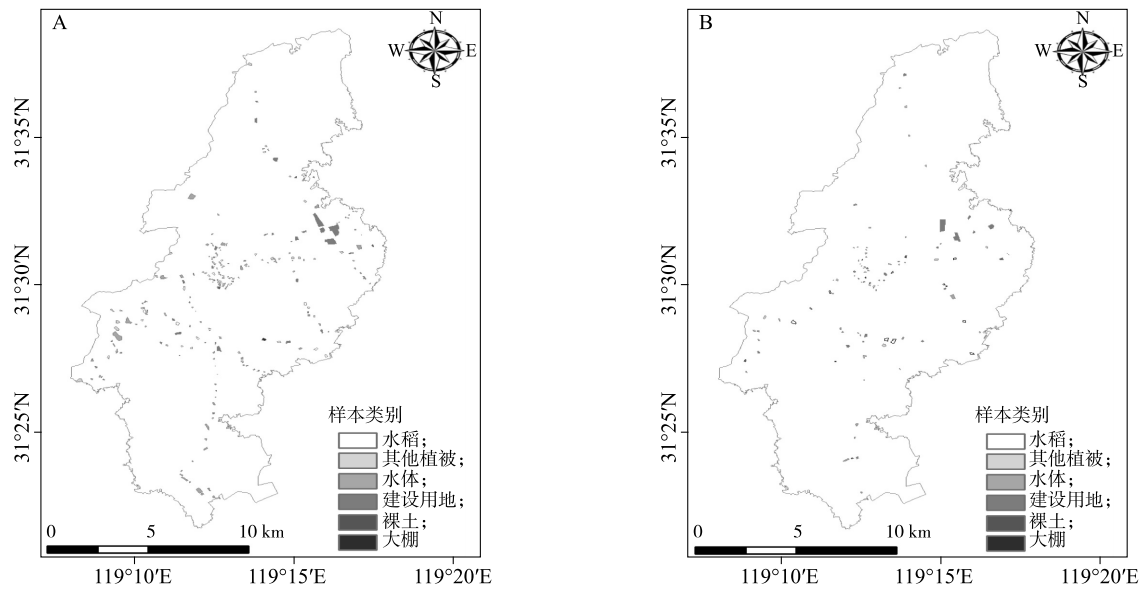


图2 训练样本(A)和验证样本(B)

Fig.2 Training samples (A) and validation samples (B)

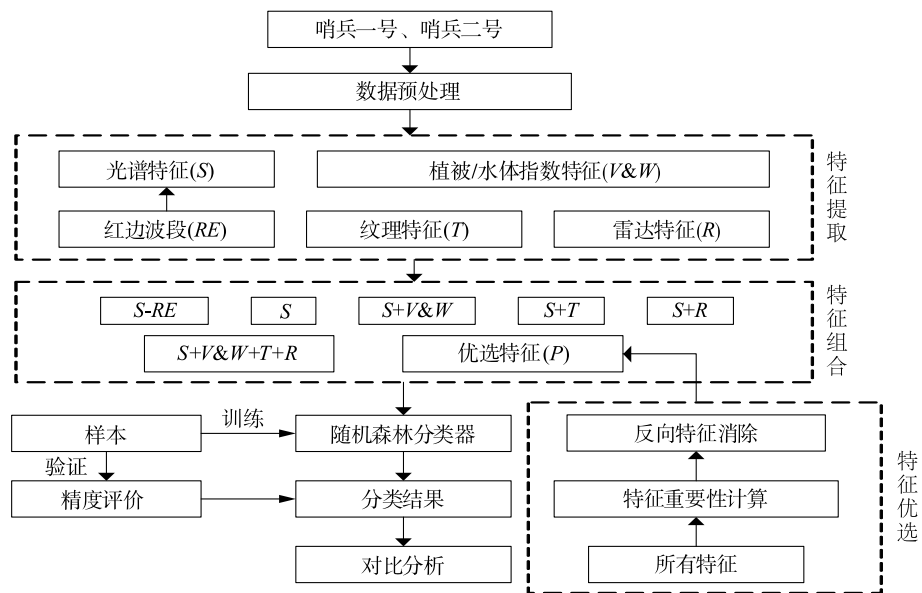


图3 上兴镇水稻识别技术路线

Fig.3 Technical route for rice identification in Shangxing Town

1.3.1.2 植被/水体指数特征 植被/水体指数特征通过不同波段组合计算,突出波段间的差异,可以有效区分不同地物,在本研究中可以有效区分植被与非植被、水体与非水体,并有效提高水稻与其他地物的区分度。因此,本研究综合分析水稻与其他地物特性,选择归一化植被指数( $NDVI$ )、比值植被指数( $RVI$ )、差值植被指数( $DVI$ )、增强型植被指数( $EVI$ )、修正的比值植被指数( $MSR$ )、地表水分指数

( $LSWI$ )、归一化水体指数( $NDWI$ )、改进的归一化水体指数( $MNDWI$ )、红边归一化植被指数1( $NDVIre1$ )、红边归一化植被指数2( $NDVIre2$ )、红边归一化植被指数3( $NDVIre3$ )、归一化差异红边1( $NDre1$ )、归一化差异红边2( $NDre2$ )、红边叶绿素指数( $CIre$ )等指数特征。

1.3.1.3 纹理特征 影像上的每一点都是波谱空间上某一点的映射,并由灰度矢量来表示,而地物目标



的实际组合会形成相应灰度空间点的分布,将其分布模式通称为纹理<sup>[23]</sup>。纹理是遥感影像中的重要信息,提取影像的纹理特征,可以减少由同物异谱、异物同谱造成的分类误差。本研究基于 Sentinel-2 影像数据进行主成分分析,得到第一个主成分分析波段 PC1,对这个波段计算得到均值、方差、同质性、对比度、相异性、信息熵、角二阶矩、相关性 8 个纹理特征。

1.3.1.4 雷达特征 在微波遥感中,把入射方向上散射强度的参数或目标单位面积的平均雷达散射截面称为后向散射系数。不同类型地物由于结构、含水量、粗糙度等差异而呈现不同的散射特征,其微波发射率特征

也随季节发生变化<sup>[24]</sup>。郑煜等<sup>[25]</sup>发现将光学影像特征与雷达影像特征相结合进行地物分类有利于提高地物的分类精度。因此,本研究选择 Sentinel-1 雷达影像中  $VV$ 、 $VH$ 、 $VV/VH$ 、 $VV-VH$  这 4 个雷达特征,这些雷达极化特征有助于区别植被、非植被、水体边界。

综上,本研究根据研究区、研究对象的特点,在充分利用 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 光学影像的基础上,选取了包括 Sentinel-2 影像中植被、水体、纹理在内的 22 个特征,加上 Sentinel-2 影像的 10 个原始波段反射率以及 Sentinel-1 影像的 4 个雷达特征,共计 36 个特征(表 2)。

表 2 本研究选择的 36 个特征

Table 2 The 36 features selected in this study

特征集合	特征名称	特征说明
光谱特征	哨兵二号影像 10 个原始波段的反射率	$B2$ 、 $B3$ 、 $B4$ 、 $B5$ 、 $B6$ 、 $B7$ 、 $B8$ 、 $B8A$ 、 $B11$ 、 $B12$
植被指数特征	归一化植被指数 ( $NDVI$ )	$(B8A-B4)/(B8A+B4)$
	比值植被指数 ( $RVI$ )	$B8A/B4$
	差值植被指数 ( $DVI$ )	$B8A-B4$
	增强型植被指数 ( $EVI$ )	$[2.5 \times (B8A-B4)]/[B8A+(6.0 \times B4-7.5 \times B2)+1.0]$
	修正的比值植被指数 ( $MSR$ )	$(B8A/B4-1)/[\sqrt{(B8A/B4+1)}]$
	红边归一化植被指数 1 ( $NDVIre1$ )	$(B8A-B5)/(B8A+B5)$
	红边归一化植被指数 2 ( $NDVIre2$ )	$(B8A-B6)/(B8A+B6)$
	红边归一化植被指数 3 ( $NDVIre3$ )	$(B8A-B7)/(B8A+B7)$
	归一化差异红边 1 ( $NDre1$ )	$(B6-B5)/(B6+B5)$
	归一化差异红边 2 ( $NDre2$ )	$(B7-B5)/(B7+B5)$
水体指数特征	红边叶绿素指数 ( $CIre$ )	$B7/B5-1$
	地表水分指数 ( $LSWI$ )	$(B8A-B11)/(B8A+B11)$
	归一化水体指数 ( $NDWI$ )	$(B3-B8A)/(B3+B8A)$
	改进的归一化水体指数 ( $MNDWI$ )	$(B3-B11)/(B3+B11)$
纹理特征	均值 ( $Mean$ )	
	方差 ( $VAR$ )	
	同质性 ( $HOM$ )	
	对比度 ( $CON$ )	
	相异性 ( $DIS$ )	
	信息熵 ( $ENT$ )	
	角二阶矩 ( $ASM$ )	
	相关性 ( $COR$ )	
雷达特征	垂直-垂直极化后向散射系数 ( $VV$ )	
	垂直-水平极化后向散射系数 ( $VH$ )	
	$VV/VH$	
	$VV-VH$	

$B2$ 、 $B3$ 、 $B4$ 、 $B5$ 、 $B6$ 、 $B7$ 、 $B8$ 、 $B8A$ 、 $B11$ 、 $B12$  分别表示哨兵二号影像原始波段 2、3、4、5、6、7、8、8A、11、12 的反射率。

1.3.2 特征组合及分类 随机森林 (RF) 是一种以多棵决策树对样本进行训练并预测的一种分类器,

与其他分类器相比,它具有较高的准确性,并且能够处理具有高维特征的输入样本。另外,它还具有通

过评估各个特征在分类问题上的重要性进行特征选择的能力,可利用不参与训练的袋外(OOB)数据计算每个特征变量的重要性,以确定 RF 模型的最佳输入特征,减少特征冗余。本研究采用 RF 模型来进行分类及特征重要性计算和选择,在 RF 模型中采用平均精确度减少算法(MDA)对所有特征进行重要性评估,以此确定最优特征组合。

表 3 显示,本研究设置了 7 个特征组合方案,综合评估选择的几大类特征对水稻识别的作用。有研究发现红边波段对植被具有很好的敏感性,并将其用于农作物识别、信息提取中<sup>[26-32]</sup>,因此,新近发射的卫星(如高分六号、哨兵二号)都设置了红边波段,哨兵二号更是首次配置了 3 个红边波段。我们在表 3 中设计了 2 种特征组合方案,对比不含红边波段的光谱特征与含红边波段的光谱特征的识别精度,以探究红边波段对水稻识别的提升效果。方案 1 为不含红边波段的光谱特征,表征为 *S-RE*。方案 2 为含红边波段的光谱特征,表征为 *S*。

将这些特征组合分别输入 RF 分类器中,并采用 Kappa 系数、总体分类精度(OA)、生产者精度(PA)、用户精度(UA)4 个评价指标对 7 个特征组合方案的分类精度进行评价,观察不同类型特征对分类精度的提升作用。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同特征在水稻识别中的重要性

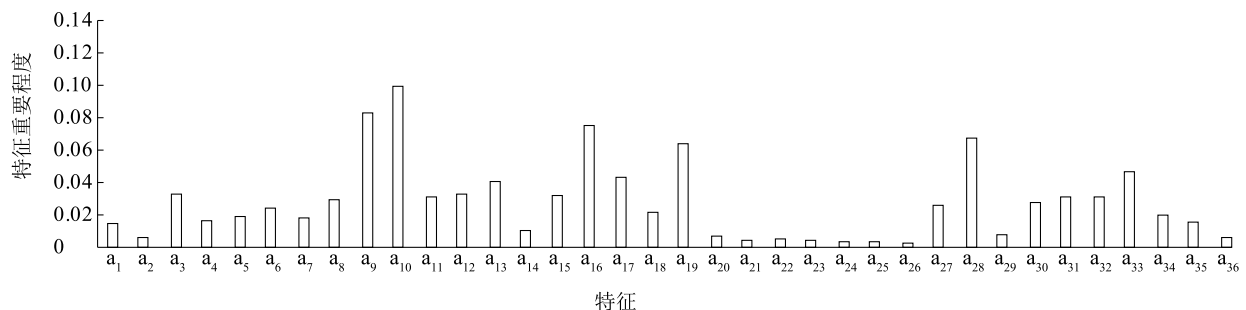
采用 MDA 对选择的 36 个特征(即 Sentinel-2 影

像的 10 个原始波段反射率、14 个植被/水体指数特征、8 个纹理特征以及 Sentinel-1 影像的 4 个雷达特征)进行特征重要性计算。图 4 显示,在 36 个特征中,哨兵二号影像原始波段 12 的反射率(*B12*)、哨兵二号影像原始波段 11 的反射率(*B11*)的特征重要程度较高,分别为 0.099 和 0.082,这 2 个波段为短波红外波段,对植被叶片含水量敏感,故可以较好地地区分水稻与其他地物<sup>[33]</sup>;其次是地表水分指数(*LSWI*)、均值(*Mean*)、红边归一化植被指数 2(*NDVIre2*)、垂直-垂直极化后向散射系数(*VV*),特征重要程度分别为 0.075、0.063、0.067、0.046,说明水体指数特征、纹理特征、红边特征、雷达特征在水稻分类研究中都具有较高价值。

表 3 特征组合方案

Table 3 Scheme of feature combination

分类方案	特征
1	不含红边波段的光谱特征( <i>S-RE</i> )
2	含红边波段的光谱特征( <i>S</i> )
3	含红边波段的光谱特征( <i>S</i> ) + 植被/水体指数特征( <i>V&amp;W</i> )
4	含红边波段的光谱特征( <i>S</i> ) + 纹理特征( <i>T</i> )
5	含红边波段的光谱特征( <i>S</i> ) + 雷达特征( <i>R</i> )
6	含红边波段的光谱特征( <i>S</i> ) + 植被/水体指数特征( <i>V&amp;W</i> ) + 纹理特征( <i>T</i> ) + 雷达特征( <i>R</i> )
7	优选特征( <i>P</i> )



a<sub>1</sub>: *B2*; a<sub>2</sub>: *B3*; a<sub>3</sub>: *B4*; a<sub>4</sub>: *B5*; a<sub>5</sub>: *B6*; a<sub>6</sub>: *B7*; a<sub>7</sub>: *B8*; a<sub>8</sub>: *B8A*; a<sub>9</sub>: *B11*; a<sub>10</sub>: *B12*; a<sub>11</sub>: *NDVI*; a<sub>12</sub>: *RVI*; a<sub>13</sub>: *DVI*; a<sub>14</sub>: *EVI*; a<sub>15</sub>: *MSR*; a<sub>16</sub>: *LSWI*; a<sub>17</sub>: *NDWI*; a<sub>18</sub>: *MNDWI*; a<sub>19</sub>: *Mean*; a<sub>20</sub>: *VAR*; a<sub>21</sub>: *HOM*; a<sub>22</sub>: *CON*; a<sub>23</sub>: *DIS*; a<sub>24</sub>: *ENT*; a<sub>25</sub>: *ASM*; a<sub>26</sub>: *COR*; a<sub>27</sub>: *NDVIre1*; a<sub>28</sub>: *NDVIre2*; a<sub>29</sub>: *NDVIre3*; a<sub>30</sub>: *NDre1*; a<sub>31</sub>: *NDre2*; a<sub>32</sub>: *CIre*; a<sub>33</sub>: *VV*; a<sub>34</sub>: *VH*; a<sub>35</sub>: *VV/VH*; a<sub>36</sub>: *VV-VH*。 *B2*、*B3*、*B4*、*B5*、*B6*、*B7*、*B8*、*B8A*、*B11*、*B12*、*NDVI*、*RVI*、*DVI*、*EVI*、*MSR*、*NDVIre1*、*NDVIre2*、*NDVIre3*、*NDre1*、*NDre2*、*CIre*、*LSWI*、*NDWI*、*MNDWI*、*Mean*、*VAR*、*HOM*、*CON*、*DIS*、*ENT*、*ASM*、*COR*、*VV*、*VH*、*VV/VH*、*VV-VH* 见表 2。

图 4 特征重要性程度

Fig.4 Importance of features

根据重要性排序,依次剔除重要性最低的那个特征,并分别计算总体分类精度,获取特征变量个数

与总体分类精度的关系(图 5)。特征变量个数从 1 增至 27, 总体分类精度随特征变量个数的增加而波动上升, 且在前期呈迅速上升趋势, 此时加入的特征重要性较高、特征间相关性较小、冗余少, 分类精度有较大提高, 当特征数为 27 时总体分类精度达到最高值(93.26%), 随后略微下降, 此时特征冗余及相

关特征增加, 影响分类精度。故本研究将重要性排名前 27 的特征作为优选特征。统计优选特征中各类型的特征数, 图 6 显示, 在前 27 个优选特征中, 包含光谱特征 9 个, 植被/水体指数特征 14 个, 纹理特征 1 个, 雷达特征 3 个, 说明本研究选择的几类特征在水稻识别中皆起到一定作用。

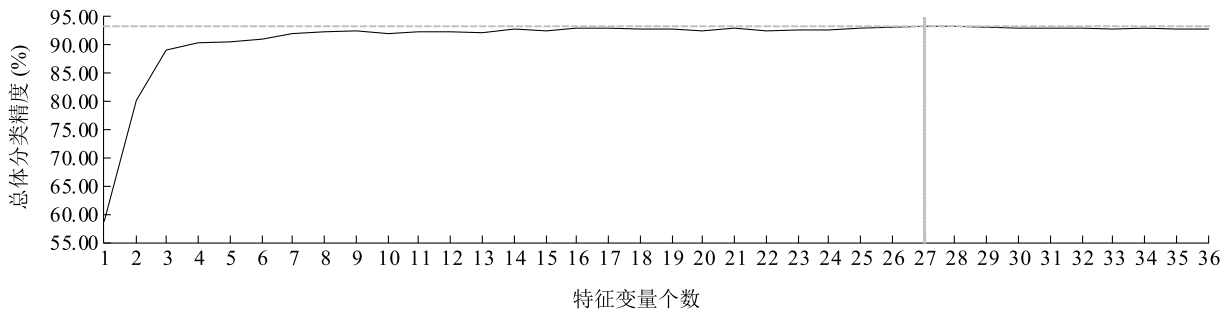
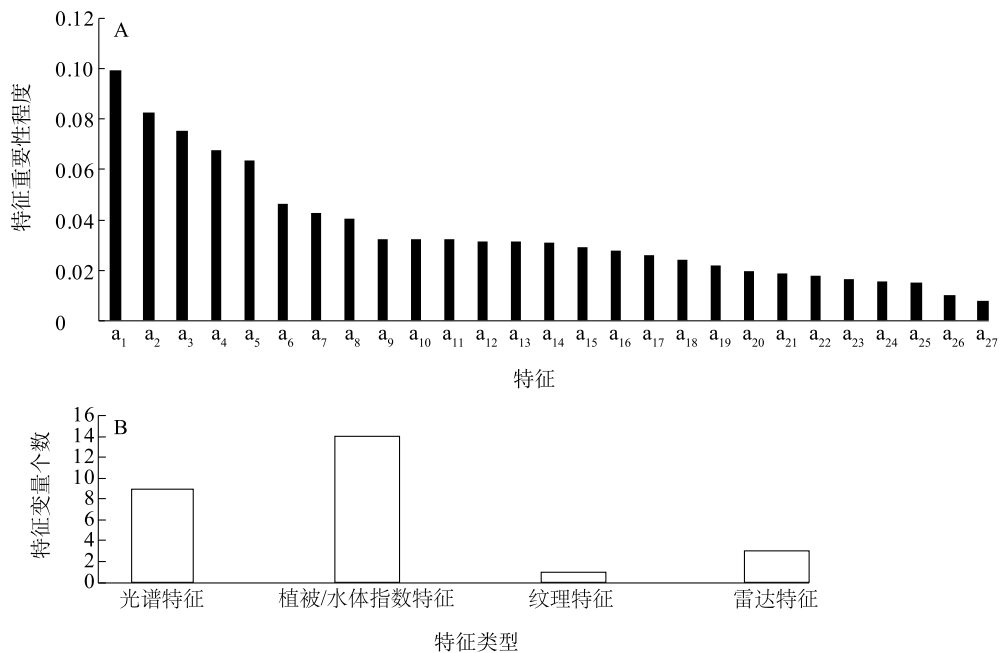


图 5 特征变量个数与总体分类精度的关系

Fig.5 Relationship between the number of features and overall accuracy



$a_1$ :  $B12$ ;  $a_2$ :  $B11$ ;  $a_3$ :  $LSWI$ ;  $a_4$ :  $NDVIre2$ ;  $a_5$ :  $Mean$ ;  $a_6$ :  $VV$ ;  $a_7$ :  $NDWI$ ;  $a_8$ :  $DVI$ ;  $a_9$ :  $RVI$ ;  $a_{10}$ :  $B4$ ;  $a_{11}$ :  $MSR$ ;  $a_{12}$ :  $NDVI$ ;  $a_{13}$ :  $NDre2$ ;  $a_{14}$ :  $Clre$ ;  $a_{15}$ :  $B8A$ ;  $a_{16}$ :  $NDre1$ ;  $a_{17}$ :  $NDVIre1$ ;  $a_{18}$ :  $B7$ ;  $a_{19}$ :  $MNDWI$ ;  $a_{20}$ :  $VH$ ;  $a_{21}$ :  $B6$ ;  $a_{22}$ :  $B8$ ;  $a_{23}$ :  $B5$ ;  $a_{24}$ :  $VV/VH$ ;  $a_{25}$ :  $B2$ ;  $a_{26}$ :  $EVI$ ;  $a_{27}$ :  $NDVIre3$ 。  $B12$ 、 $B11$ 、 $LSWI$ 、 $NDVIre2$ 、 $Mean$ 、 $VV$ 、 $NDWI$ 、 $DVI$ 、 $RVI$ 、 $B4$ 、 $MSR$ 、 $NDVI$ 、 $NDre2$ 、 $Clre$ 、 $B8A$ 、 $NDre1$ 、 $NDVIre1$ 、 $B7$ 、 $MNDWI$ 、 $VH$ 、 $B6$ 、 $B8$ 、 $B5$ 、 $VV/VH$ 、 $B2$ 、 $EVI$ 、 $NDVIre3$  见表 2。

图 6 优选特征的重要性程度 (A) 及其在各类型特征中的个数 (B)

Fig.6 Importance of preferred features (A) and its number in each type of features (B)

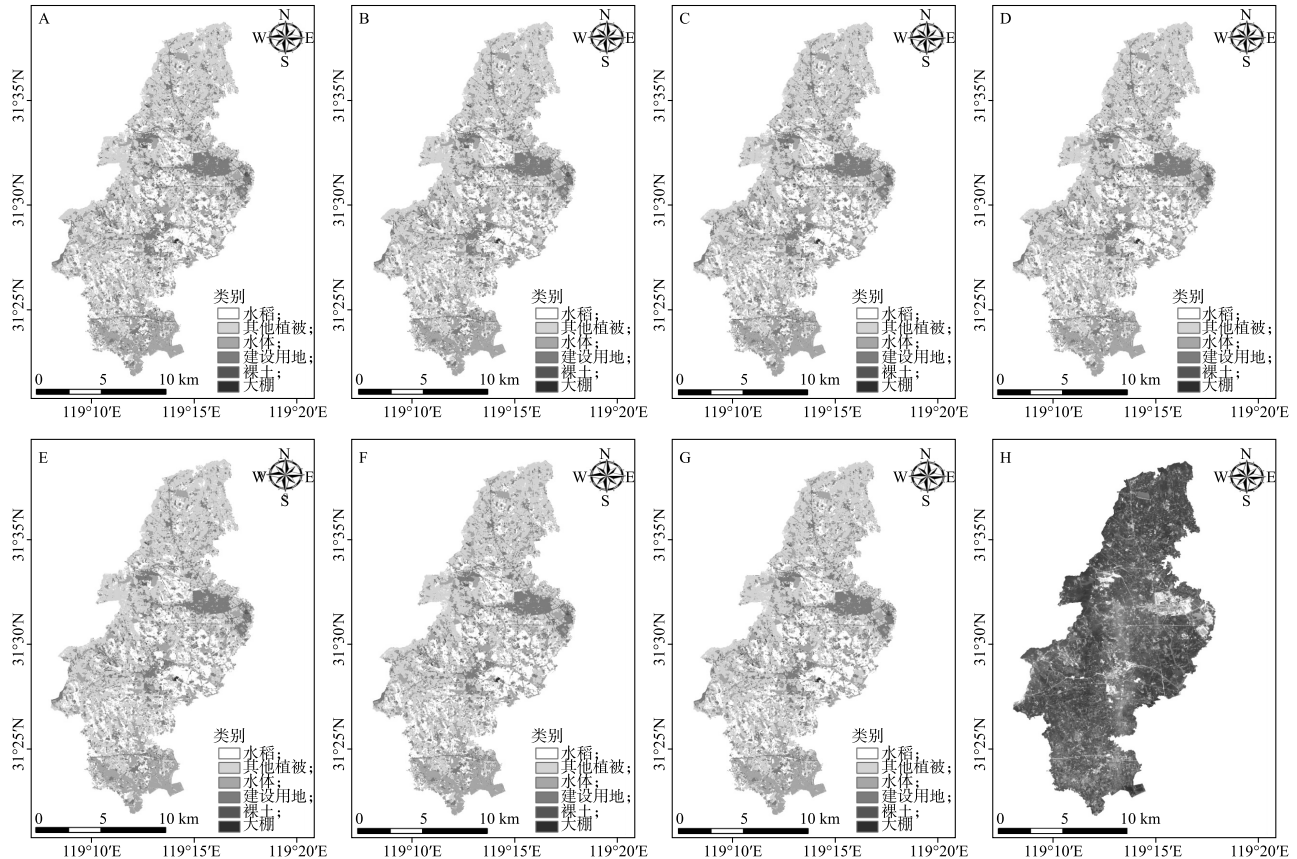
## 2.2 不同特征组合分类结果比较

在本研究中, 7 种特征组合的分类结果(图 7)表明, 从目视效果来看, 各地物分类结果与原始影像大致吻合, 仅利用 Sentinel-2 非红边光谱特征(方案

1, 图 7A) 分类, “椒盐现象” 明显; 利用含红边波段的光谱特征(方案 2, 图 7B) 进行分类, “椒盐现象” 得到明显改善, 在此基础上加入植被/水体指数特征(方案 3, 图 7C)、纹理特征(方案 4, 图 7D)、雷达特

征(方案5,图7E)、植被/水体指数特征+纹理特征+雷达特征(方案6,图7F)以及优选特征(方案7,图

7G),各地物分类图斑的破碎度均有所降低,“椒盐现象”进一步改善。



A: 基于不含红边波段的光谱特征的分类结果; B: 基于含红边波段的光谱特征的分类结果; C: 基于含红边波段的光谱特征+植被/水体指数特征的分类结果; D: 基于含红边波段的光谱特征+纹理特征的分类结果; E: 基于含红边波段的光谱特征+雷达特征的分类结果; F: 基于含红边波段的光谱特征+植被/水体指数特征+纹理特征+雷达特征的分类结果; G: 基于优选特征的分类结果; H: 原始影像。

图7 不同特征组合分类结果

Fig.7 Classification results of different feature combinations

对7种分类方案的总体分类精度、Kappa系数、生产者精度与用户精度进行对比分析,结果(表4)表明:仅使用不含红边波段的光谱特征(方案1)进行分类,总体分类精度为89.89%、Kappa系数为0.8573,说明通过哨兵影像丰富的光谱信息就已经可以较好地地区分不同地类。使用含红边波段的光谱特征(方案2)进行分类,分类精度有较大提升,总体分类精度由89.89%提升到92.06%,Kappa系数由0.8573提升到0.8880。另外,在含红边波段光谱特征的基础上加入不同的特征也会对水稻的识别产生不同程度的影响,加入纹理特征(方案4),总体分类精度、Kappa系数

均略有下降,这可能是因为该地区水稻纹理特征与部分其他植被纹理特征相似而波谱差别较大导致误分所致;分别加入植被/水体指数特征(方案3)、雷达特征(方案5)及植被/水体指数特征+雷达特征+纹理特征(方案6),分类精度都有所上升,总体分类精度分别达到92.73%、92.43%、92.76%,Kappa系数分别达到0.8974、0.8930、0.8978,这说明植被/水体指数特征、雷达特征可以提高水稻识别的精度。最后,通过特征优选去除因特征数量增加带来的冗余影响后的优选特征(方案7)的分类精度达到最高,总体分类精度、Kappa系数分别达到93.26%、0.9048。



表 4 7 种分类方案的分类精度

Table 4 Classification accuracy of seven classification schemes

方案	精度	水稻	其他植被	水体	建设用地	裸土	大棚	方案	总体分类精度 (%)	Kappa 系数
1	生产者精度 (%)	88.58	84.79	93.44	97.72	8.55	11.96	1	89.89	0.857 3
	用户精度 (%)	90.30	80.73	93.44	94.09	40.00	20.75			
2	生产者精度 (%)	92.00	92.46	93.33	97.40	14.80	7.61	2	92.06	0.888 0
	用户精度 (%)	97.47	83.98	94.37	94.16	52.94	15.91			
3	生产者精度 (%)	94.91	93.49	93.79	96.83	13.49	19.57	3	92.73	0.897 4
	用户精度 (%)	98.68	87.16	93.95	93.39	53.95	37.50			
4	生产者精度 (%)	87.94	92.42	94.49	96.17	5.26	6.52	4	90.62	0.867 8
	用户精度 (%)	96.84	79.14	94.43	93.90	29.63	16.22			
5	生产者精度 (%)	90.01	94.52	94.83	97.96	9.21	14.13	5	92.43	0.893 0
	用户精度 (%)	98.48	83.02	96.97	94.28	36.84	41.94			
6	生产者精度 (%)	93.00	95.46	95.53	96.66	8.22	17.39	6	92.76	0.897 8
	用户精度 (%)	98.98	83.97	97.69	93.88	42.37	44.44			
7	生产者精度 (%)	93.99	95.09	95.59	97.24	11.18	22.83	7	93.26	0.904 8
	用户精度 (%)	98.83	86.53	97.80	93.72	45.92	46.67			

方案 1~方案 7 见表 3。

2.3 水稻空间分布

针对设置的 7 种分类方案,采用分类精度最高的方案 7 单独提取出水稻信息,绘制 2021 年上兴镇水稻空间分布图(图 8)。从水稻的空间分布情况来看,其种植区域占比较大且比较连续,主要分布在上兴镇中东部及南部地势平坦地区,与实际情况相符。

3 结 论

本研究基于 2021 年上兴镇水稻抽穗扬花期的 Sentinel-1、Sentinel-2 影像,观察光谱特征、植被/水体指数特征、纹理特征和雷达特征等对水稻识别的影响程度,并通过特征优选来提高识别精度,主要结论如下:

(1)在光谱特征中,红边波段对于水稻识别精度有着较高的提升作用。与采用不含红边波段的光谱特征进行分类的结果相比,采用含红边波段的光谱特征进行分类的总体分类精度和 Kappa 系数分别提高了 2.17 个百分点和 0.030 7。

(2)光谱特征结合植被/水体指数特征和雷达特征后,水稻识别精度可以进一步提高,但不同特征对水稻识别精度的提高程度不同。含红边波段的光谱特征结合植被/水体指数特征、雷达特征以及植被/水体指数特征+纹理特征+雷达特征,总体分类精度分别达到 92.73%、92.43%、92.76%,提升了 0.67 个百分点、0.37 个百分点、0.70 个百分点,

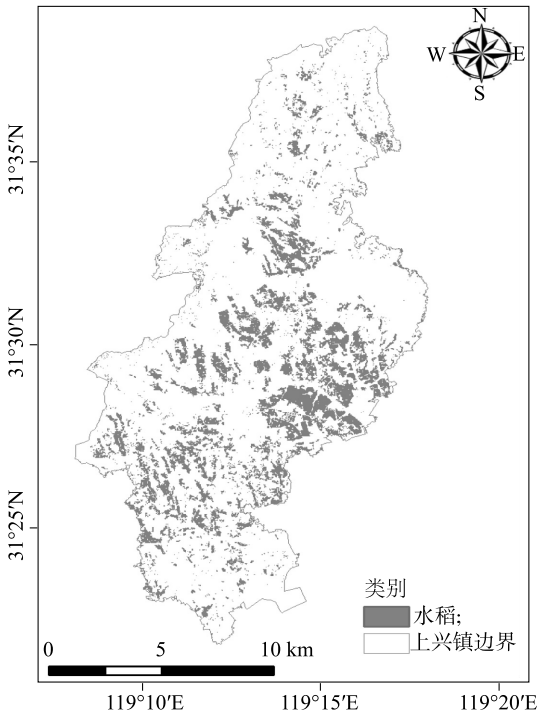


图 8 上兴镇水稻空间分布图  
Fig.8 Spatial distribution map of rice in Shangxing Town

Kappa 系数分别达到 0.897 4、0.893 0、0.897 8,提升了 0.009 4、0.005 0、0.009 8。

(3)合适特征的加入能提高水稻识别精度,但加入过多特征会造成数据冗余反而降低精度,通过特征优选可以解决此问题。在进行特征优选时,当

特征变量个数从 1 增至 27 时,总体分类精度随特征变量个数的增加而波动上升,当特征变量个数为 27 时总体分类精度到达最高值(93.26%),然后随特征变量个数的继续增加而稍微下降。

特征优选的方法可以有效提高水稻识别精度。中国南方地块相对破碎,水稻易与其他作物混合,通过加入不同特征可一定程度提高分类精度,但本研究只使用了水稻抽穗扬花期的一期影像,没有利用水稻各个生育期与其他地类的差异,后续考虑加入不同生育期影像进行时序分析,进一步提高水稻的识别精度。

## 参考文献:

- [1] 庞乾林,林海,阮刘青,等. 中国稻米文化和现代成就[J]. 中国稻米,2004(3):3-5.
- [2] 赵凌,赵春芳,周丽慧,等. 中国水稻生产现状与发展趋势[J]. 江苏农业科学,2015,43(10):105-107.
- [3] 章秀福,王丹英,方福平,等. 中国粮食安全和水稻生产[J]. 农业现代化研究,2005(2):85-88.
- [4] 梁成权,庄恒扬,高辉,等. GIS 技术在水稻优质高产栽培中的应用研究进展[J]. 中国稻米,2013,19(2):14-17.
- [5] JIN C, XIAO X, DONG J, et al. Mapping paddy rice distribution using multi-temporal Landsat imagery in the Sanjiang Plain, north-east China[J]. Frontiers of Earth Science,2016,10(1):49-62.
- [6] 孙华生,黄敬峰,彭代亮. 利用 MODIS 数据识别水稻关键生长发育期[J]. 遥感学报,2009,13(6):1122-1137.
- [7] 郑长春,王秀珍,黄敬峰. 多时相 MODIS 影像的浙江省水稻种植面积信息提取方法研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版),2009,35(1):98-104.
- [8] 刘仁钊,廖文峰. 遥感图像分类应用研究综述[J]. 地理空间信息,2005,3(5):11-13.
- [9] 杨沈斌,景元书,王琳,等. 基于 MODIS 时序数据提取河南省水稻种植分布[J]. 大气科学学报,2012,35(1):113-120.
- [10] 吕婷婷,刘闯. 基于 MODIS 数据的泰国耕地信息提取[J]. 农业工程学报,2010,26(2):244-250.
- [11] 牛明香,赵庚星,李尊英,等. 南四湖湿地遥感信息分区分层提取研究[J]. 地理与地理信息学,2004,20(2):45-48,52.
- [12] 何昭欣,张森,吴炳方,等. Google Earth Engine 支持下的江苏省夏收作物遥感提取[J]. 地球信息科学学报,2019,21(5):752-766.
- [13] 汪传建,赵庆展,马永建,等. 基于卷积神经网络的无人机遥感农作物分类[J]. 农业机械学报,2019,50(11):161-168.
- [14] 温小乐,钟奥,胡秀娟. 基于随机森林特征选择的城市绿化乔木树种分类[J]. 地球信息科学学报,2018,20(12):1777-1786.
- [15] 刘元亮,李艳,吴剑亮. 基于 LSWI 和 NDVI 时间序列的水田信息提取研究[J]. 地理与地理信息科学,2015,31(3):32-37.
- [16] 苗翠翠,江南,彭世揆,等. 基于 NDVI 时序数据的水稻种植面积遥感监测分析——以江苏省为例[J]. 地球信息科学学报,2011,13(2):273-280.
- [17] 王文静,张霞,赵银娣,等. 综合多特征的 Landsat8 时序遥感图像棉花分类方法[J]. 遥感学报,2017,21(1):115-124.
- [18] 贾坤,李强子. 农作物遥感分类特征变量选择研究现状与展望[J]. 资源科学,2013,35(12):2507-2516.
- [19] 王娜,李强子,杜鑫,等. 单变量特征选择的苏北地区主要农作物遥感识别[J]. 遥感学报,2017,21(4):519-530.
- [20] PENG H, LONG F, DING C. Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2005,27(8):1226-1238.
- [21] 程希萌,沈占峰,邢廷炎,等. 基于 mRMR 特征优选算法的多光谱遥感影像分类效率精度分析[J]. 地球信息科学学报,2016,18(6):815-823.
- [22] 王李娟,孔钰如,杨小冬,等. 基于特征优选随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. 农业工程学报,2020,36(4):244-250.
- [23] 周廷刚,郭达志,盛业华. 灰度矢量多波段遥感影像纹理特征及其描述[J]. 西安科技学院学报,2000,20(4):336-338.
- [24] 张勇攀,蒋玲梅,邱玉宝,等. 不同地物类型微波发射率特征分析[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(6):1446-1451.
- [25] 郑煜,陈圣波,陈彦冰,等. 基于 Sentinel-1A 雷达数据和 Sentinel-2A 多光谱数据特征融合的地物分类[J]. 世界地质,2021,40(2):438-444.
- [26] 王利民,刘佳,杨福刚,等. GF-1 卫星多时相组合近红外数据水稻识别能力[J]. 农业工程学报,2017,33(23):196-202.
- [27] 梁继,郑镇伟,夏诗婷,等. 高分六号红边特征的农作物识别与评估[J]. 遥感学报,2020,24(10):1168-1179.
- [28] 张影,王珍,孙政,等. Sentinel-2 红边波段在水稻识别中作用研究——以浙江省德清县为例[J]. 中国农业资源与区划,2021,42(12):144-153.
- [29] 刘道芳,王景山,李胜阳. 高分六号卫星红边波段及红边植被指数对水稻分类精度的影响[J]. 河南科学,2021,39(9):1417-1423.
- [30] KANFG Y P, MENG Q Y, LIU M, et al. Crop classification based on red edge features analysis of GF-6 WFV data[J]. Sensors,2021,21(13):4328.
- [31] JIANG X Q, FANG S H, HUANG X, et al. Rice mapping and growth monitoring based on time series GF-6 images and red-edge bands[J]. Remote Sensing,2021,13(4):579.
- [32] 张悦琦,李荣平,穆西哈,等. 基于多时相 GF-6 遥感影像的水稻种植面积提取[J]. 农业工程学报,2021,37(17):189-196.
- [33] CHEN D, HUANG J, JACKSON T J. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands[J]. Remote Sensing of Environment,2005,98(2/3):225-236.

(责任编辑:王妮)