

基于 Sentinel-1/2 数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究

解毅^{1,2} 王佳楠^{1,2} 刘钰^{1,2}

(1. 山西师范大学地理科学学院, 太原 030031; 2. 山西师范大学资源环境信息化管理院士工作站, 太原 030031)

摘要: 为了提高冬小麦种植区识别精度, 本文基于谷歌地球引擎 (Google Earth Engine, GEE) 平台和随机森林算法, 对比雷达和光学遥感数据对冬小麦提取效果的差异, 并对多类特征变量进行重要性分析, 研究特征优选对冬小麦识别精度的影响。选取 2019 年 3—5 月冬小麦关键生育期的 Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像为数据源, 构建 Sentinel-1 的极化特征和纹理特征以及 Sentinel-2 的光谱特征、植被指数特征、植被指数变化率特征共 5 类特征变量; 设置不同数据源和不同特征组合的冬小麦种植区提取方案; 对方案中特征变量进行优选, 得出最优特征组合, 利用最优特征组合对河南省驻马店市冬小麦种植区进行提取。结果表明, 无论是否进行特征优选, 基于多源遥感数据的冬小麦识别精度均优于仅采用光学或雷达数据的精度; 经过特征优选后, 各方案的分类精度均有不同程度的提升, 说明多源数据特征变量组合和特征优选均能够提高分类精度。不同月份和类型的特征变量对分类精度的贡献率不同, 贡献率由大到小为 4 月、3 月和 5 月; 贡献率由大到小的特征类型为极化特征、植被指数变化率特征、植被指数特征、光谱特征和纹理特征。基于多源数据特征优选提取的 2019 年驻马店冬小麦空间分布最优, 总体精度为 95.60%, Kappa 系数为 0.93, 冬小麦提取面积与统计年鉴数据相比, 相对误差为 2.23%。本文可为基于多源光学和雷达遥感影像进行农作物种植区提取的研究提供理论参考。

关键词: 冬小麦; 种植区识别; 特征优选; 哨兵数据; GEE; 随机森林算法

中图分类号: S127; S512.1⁺1

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)02-0231-11

OSID:



Research on Winter Wheat Planting Area Identification Method Based on Sentinel-1/2 Data Feature Optimization

XIE Yi^{1,2} WANG Jia'nan^{1,2} LIU Yu^{1,2}

(1. College of Geographical Sciences, Shanxi Normal University, Taiyuan 030031, China

2. Academician Workstation for Resource and Environmental Information Management, Shanxi Normal University, Taiyuan 030031, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of winter wheat identification, the difference between radar and optical remote sensing data on winter wheat area extraction was compared and analyzed based on Google Earth Engine (GEE) platform and random forest algorithm. The importance analysis of multiple feature variables was performed to study the influence of feature optimization on the accuracy of winter wheat extraction. The Sentinel-1 and Sentinel-2 images during the main growth period of winter wheat (from March 1 to May 31, 2019) were chosen as the data sources. The polarization and texture features of Sentinel-1 data as well as the spectral, vegetation index and vegetation index change rate features of Sentinel-2 data were constructed. Six winter wheat identification schemes were constructed based on different remote sensing data sources and feature combinations, and the accuracies of the schemes were compared and analyzed. Then the feature variables were optimized and the optimal feature combination was obtained to extract the planting area of winter wheat in Zhumadian City, Henan Province. The results showed that regardless of feature optimization, the results of winter wheat area extraction based on multi-source remote sensing data were superior to those by using only optical or radar data. After feature optimization, the classification accuracy of each scheme was further improved, indicating that both the combination of multi-source feature variables and feature optimization can improve the winter wheat

收稿日期: 2023-07-31 修回日期: 2023-10-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41901339)

作者简介: 解毅 (1989—), 男, 副教授, 主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究, E-mail: xieyi@sxnu.edu.cn

identification accuracy. In addition, the feature variables of different months and types had different contribution rates to classification accuracy, and the months with contribution rates from high to low were April, March and May. The feature types with contribution rates from high to low were polarization, vegetation index change rate, vegetation index, spectral features and texture. The accuracy of winter wheat extraction in Zhumadian based on both multi-source satellite data and feature optimization were the best, with the overall accuracy of 95.60% and Kappa coefficient of 0.93. The relative error between the extracted area of winter wheat and official statistical data was 2.23%. The research result can provide an important theoretical reference for crop planting area extraction based on multi-source optical and radar remote sensing images.

Key words: winter wheat; planting areas identification; feature optimization; Sentinel data; GEE; random forest algorithm

0 引言

冬小麦是我国主要粮食作物之一,在我国国民经济中占有重要地位。及时、准确地获取冬小麦种植空间分布信息,对优化我国冬小麦生产管理、确保粮食安全、推动我国农业生产发展,具有一定的现实意义^[1-2]。

相比于传统技术,遥感技术在获取农作物种植区域分布状况方面,具有覆盖范围大、时效快和费用低的优势,在农业生产中得到了广泛应用^[3-5]。光学卫星遥感数据是当前国内外作物提取技术中主要数据源,尽管光学遥感数据在农作物识别和监测方面取得了显著进展,其理论和技术也日趋成熟^[6-8],但由于云雨等天气因素的影响,导致其在实际应用中质量较差,对研究有一定的限制。为了进一步完善对地观测系统,更准确地获取地物信息,世界各国纷纷推出并成功发射了雷达卫星。雷达卫星数据相对光学数据的最大优点在于不受或者很少受云雨雾等天气因素影响,可以全天候、全天时地获取地物影像^[9-11]。也有研究表明,相比单一数据源,基于多源数据对冬小麦提取精度均有不同程度的提升^[12-16]。因此,本研究将充分发挥光学遥感数据和雷达数据两者的优势,分析其对冬小麦种植区提取精度的影响。

当前研究中多种特征变量被应用于农作物的识别分类,如光谱特征、雷达极化特征、时相特征和纹理特征等。综合运用多特征可以改善农作物的识别精度^[17-23],但过多特征变量在一定程度上会造成数据冗余,因此必须对其进行降维,从中选出最重要的特征变量,即特征优选。随机森林算法简单高效、鲁棒性强且可评估特征变量的重要性,被广泛应用于冬小麦提取研究中^[18-23]。杨蕙宇等^[18]以 GF-1 WFV(Wide field of view)影像为数据源,综合冬小麦生长期 9 个关键时相的光谱、植被指数和纹理特征,设置 4 个特征组合方案,并对每个方案进行特征优选得到最优特征子集,对河南省许昌市冬小麦种植

区进行提取。结果表明,特征优选后各方案的分类精度均有不同程度提高,其中最优方案的总体精度达到 95.18%,Kappa 系数为 0.93。李旭青等^[21]选择冬小麦关键生育期 6 个时相影像数据,分别从各个时相优选出对冬小麦提取精度最敏感的 1 个特征,共优选出 6 个特征,通过随机森林算法提取冬小麦空间分布特征,其精度接近 90%。冯志立等^[22]通过分析冬小麦光谱与植被指数特征时序变化,提取最佳时相光谱,构建小麦识别特征,并通过随机森林算法优选特征,结果表明,相比于未优选特征,优选特征后冬小麦分类精度提高 2.55%。SHAKIR^[23]基于 MODIS 数据,采用随机森林算法计算特征重要性评分进而对作物进行分类,通过分类精度分析探讨了时间序列长度对作物制图的影响。目前大多数研究仅考虑了单一遥感数据源的特征优选,并未考虑多源数据的优势。而综合多源遥感数据的特征变量优选,对比和分析冬小麦识别精度变化情况,可确定多源数据优势。但基于多源遥感数据和多特征的作物识别面临着数据下载和预处理工作量大、高计算量和存储空间需求大等困难,随着谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)等云计算平台的发展,使处理海量卫星遥感影像成为可能,可有效地解决此类问题^[24-28]。

本文以河南省驻马店市为研究区,以冬小麦关键生育期 3—5 月的 Sentinel-1 和 Sentinel-2 两种影像为数据源,构建 Sentinel-1 雷达影像每个月份的极化、纹理特征和 Sentinel-2 光学影像每个月份的光谱、植被指数以及植被指数变化率特征。通过随机森林算法进行特征优选,设置 Sentinel-1 所有特征、Sentinel-1 特征优选、Sentinel-2 所有特征、Sentinel-2 特征优选、Sentinel-1 和 Sentinel-2 多源数据所有特征、Sentinel-1 和 Sentinel-2 多源数据特征优选的 6 种冬小麦提取方案,研究单源、多源数据对冬小麦种植区提取精度的影响;对比特征优选前后的提取精度,探讨特征优选在提高冬小麦识别精度中的可行性。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

选取河南省驻马店市为研究区(图 1)。驻马店市位于淮河以北的黄淮平原地区,处于全国第三级地形梯级上,其地势西高东低,坐标为 $32^{\circ}18' \sim 33^{\circ}35'N, 113^{\circ}10' \sim 115^{\circ}12'E$,总面积为 $1.51 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。研究区处在亚热带与暖温带的交界处,属于典型的大陆性季风型半湿润气候,四季分明,温和湿润,年平均温度为 $15^{\circ}C$,年平均降水量为 $850 \sim 980 \text{ mm}$,适宜冬小麦生长。驻马店市作为一个农业和粮食生产大市,在全国农业经济中占有重要地位,它占据河南省小麦种植面积的 $1/8$ 和河南省小麦产量的近 $1/7$,是全国和省级的重点粮食生产基地。

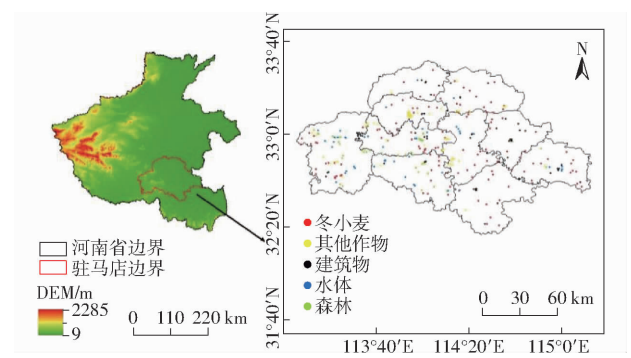


图 1 研究区地理位置及地面样本分布
Fig.1 Geographical location of study area and distribution of ground samples

1.2 数据来源与预处理

1.2.1 Sentinel-1/2 数据

Sentinel-1 主动微波遥感卫星是由 2 颗极轨卫星(A 星和 B 星)组成,重访周期为 6 d,搭载的传感器为基于 C 波段的合成孔径雷达(Synthetic aperture radar,SAR)。雷达成像系统分为 4 类扫描成像模式,分别为:干涉宽幅模式、超宽幅模式、波谱模式和条带模式,其中,干涉宽幅模式是陆地观测的主要成像模式。GEE 平台提供的 Sentinel-1 数据都已完成了轨道校正、热噪声去除、辐射校准和地形校正等预处理步骤,提供分辨率为 10 m 的 VV、VH、HH 和 HV 4 种极化方式数据,本研究使用 VV 和 VH 极化方式数据。

Sentinel-2 卫星由 2A 和 2B 2 颗高分辨率卫星组成,2 颗卫星互补,重访周期由单颗 10 d 缩短到 5 d。Sentinel-2 卫星搭载的多光谱传感器具有 13 个波段,光谱涵盖范围从可见光到近红外至短波红外,其中 4 个波段(B2、B3、B4 和 B8)的分辨率为 10 m,6 个波段(B5、B6、B7、B8a、B11 和 B12)的分辨率为 20 m,3 个波段(B1、B9 和 B10)的分辨率为 60 m。目前,Sentinel-2 的数据产品包括 1C 级和 2A

级,1C 级数据是经过正射校正和几何精校正的大气表观反射率产品,2A 级产品是经过大气层底层反射率正射校正的产品。本研究使用的是 GEE 提供的 Sentinel-2 的 2A 级产品。

本文所用的 Sentinel-1/2 影像均在 GEE 平台上调用,影像特征计算及其月均值合成、特征变量重要性评分和冬小麦种植区识别全部过程通过在线编写代码实现。由于 Sentinel-1/2 影像无法同一时间完全覆盖研究区域,影像采集时间不同,因此采用均值合成特征对后续的冬小麦进行提取。为了获取包含冬小麦生长关键期的影像,影像选择时间段为 2019 年 3 月 1 日至 5 月 31 日,共获取 30 景 Sentinel-1 影像和 67 景 Sentinel-2 影像。Sentinel-2 影像易受云的影响,基于 Sentinel-2 影像包含云信息的 QA60 波段生成云掩膜,去除影像中的云像素。

1.2.2 样本数据及统计数据

构建和验证分类模型需获得可靠准确的地面样本数据,所有样本均是在野外记录调查并结合 Google Earth 高分辨率历史影像目视解译选取,尽可能地确保样本点在研究区域内均匀分布,以确保其代表性。依据驻马店市的地物类型划分,将样本点分为冬小麦、其他作物、建筑物、水体和森林 5 大类;其他作物包括除冬小麦以外的玉米、大豆和花生等农作物。所有样本合计 326 个,包括冬小麦 123 个、其他作物 72 个、建筑物 52 个、水体 29 个和森林 50 个。随机选取 70% 的样本作为训练集构建分类模型进行训练,30% 的样本作为验证集进行分类精度验证。驻马店市各县区冬小麦播种面积统计数据来自河南省统计年鉴(<https://tjj.henan.gov.cn/tjfw/tjsj/>)和驻马店市统计年鉴(<https://tjj.zhumadian.gov.cn>),用于评价驻马店市 2019 年冬小麦种植面积提取精度。

2 研究方法

基于 GEE 平台利用 2019 年 3—5 月 Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像,基于极化特征、纹理特征、光谱特征、植被指数及其变化率特征,分别构建 Sentinel-1/2 数据的特征变量集合,通过随机森林算法对驻马店冬小麦进行提取。利用随机森林算法中的袋外数据的重要性进行特征优选,基于优选后的特征变量同样采用随机森林算法对冬小麦进行提取,以此分析特征优选对冬小麦提取精度的影响,并探究不同的特征变量对提取冬小麦的贡献度。

2.1 特征变量

特征变量包括:Sentinel-1 影像的极化特征、纹理特征和 Sentinel-2 影像的光谱特征、植被指数特

征以及植被指数变化率特征,共 46 个特征变量,如表 1 所示。极化特征是雷达数据一个特有的获取地物的重要属性,各类地物在不同的极化方式包含的信息都有所不同。选取 Sentinel-1 的 VV、VH 极化

表 1 特征变量
Tab.1 Characteristic variables

卫星	组	特征变量	
Sentinel-1	极化特征	VV	
		VH	
		plus = VV + VH	
		minus = VV - VH	
			multiply = VV × VH
	纹理特征	角二阶矩 (ASM)	
		对比度 (Contrast)	
		相关性 (Correlation)	
		方差 (Variance)	
		逆差矩 (IDM)	
		熵值 (Entropy)	
		光谱特征	B2
	B3		
	B4		
	B5		
B6			
B7			
B8			
B8A			
Sentinel-2	植被指数特征		增强型植被指数 (EVI)
			归一化植被指数 (NDVI)
		简单比值植被指数 (SR)	
		差值植被指数 (DVI)	
		土壤调节植被指数 (SAVI)	
		绿色归一化差异植被指数 (GNDVI)	
		三角植被指数 (TVI)	
		修正三角植被指数 (MTVI)	
		修正叶绿素吸收比植被指数 (MCARI)	
		修正叶绿素吸收比植被指数 2 (MCARI2)	
		改进叶绿素吸收比植被指数 (TCARI)	
		改进型叶绿素吸收植被指数 (TCARI2)	
		优化土壤调节植被指数 (OSAVI)	
		优化土壤调节植被指数 2 (OSAVI2)	
		红边植被指数 1 (CIREP1)	
		红边植被指数 2 (CIREP2)	
		红边植被指数 3 (CIREP3)	
		红边归一化植被指数 1 (NDVIREP1)	
		红边归一化植被指数 2 (NDVIREP2)	
		红边归一化植被指数 3 (NDVIREP3)	
		Sentinel-2 红边指数 (S2REP)	
		绿叶指数 (GLI)	
		归一化差异红边植被指数 1 (NDre1)	
归一化差异红边植被指数 2 (NDre2)			
红边叶绿素指数 (CIre)			
植被指数变	EVI		
化率特征	NDVIREP1		

特征及两者的加减乘运算,这里没有选择极化的除法运算,是因为各类样本结果都是在 1~2 之间,没有可区分的优势。纹理特征是在影像上获取地物信息的一个重要属性,不同地物具有不同的纹理。采用灰度共生矩阵 (Gray level co-occurrence matrix, GLCM)^[29-30]方法提取影像的纹理特征,其定义为图像空间中相隔某距离的两像素之间存在的一定灰度关系。为了避免过多的纹理特征在训练分类模型过程中会造成冗余,故选取了最常用的角二阶矩、对比度、相关性、方差、逆差矩和熵值共 6 个纹理特征。

光谱特征是对遥感影像中各地物类型判断与分类的直接依据。选取 Sentinel-2 影像的 B2~B8A 波段作为光谱特征,B5~B7 为 Sentinel-2 所特有的红边波段,是监测植被健康信息的重要波段。植被指数特征是由影像不同波段组合计算而来,参考冬小麦自身光谱特性和文献[31-34],选取了增强型植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI)、归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)、简单比值指数 (Simple ratio index, SR) 等 25 个植被指数。另外新添加一个特征变量为植被指数变化率 (Vegetation index change rate, VICR),用于反映植被生长物候特征,其具体计算式为

$$V = \frac{M_2 - M_1}{M_1}$$

(1)

式中 V——植被指数变化率
M₂——后一个月的植被指数
M₁——前一个月的植被指数

选择 EVI 和红边归一化植被指数 1 (Red-edge normalized difference vegetation index 1, NDVIREP1) 计算植被指数变化率,原因是冬小麦的 EVI 和 NDVIREP1 指数的时序曲线与其他地物类型有明显差异,表现出较强的季节性特征。

2.2 随机森林算法

随机森林 (Random forest, RF) 是由 BREIMAN 于 2001 年提出的一个基于决策树的有效分类方法,运用集成学习的思想将多个决策树整合到一个整体中,实质上是一种基于机器学习的集成学习算法^[35-37]。每个决策树都是一个分类器,所以输入一个样本,N 个树即 N 个分类器就会有 N 个分类结果,随机森林就是整合了所有的分类投票结果,并指定了投票次数最多的类别作为最后的输出结果。在对训练样本进行抽样时,大约 1/3 的数据未被抽中,而这些数据就会成为袋外数据 (Out of bag, OOB),一般用来评价分类的正确率。随机森林算法比单一决策树具有较强的泛化能力和更高的稳定性,运算速度快,能够有效防止因单个决策树引起的过拟合,

在小样本容量的情况下也能保持较好的稳定性,易于实现,分类效果好,在农作物提取方法中优势明显。本文在 GEE 平台对构建的特征变量组合以独立的光谱波段添加到影像以及样本数据中,通过随机森林分类算法对研究区的冬小麦种植区进行提取。随机森林的参数设置综合考虑了冬小麦的提取精度和计算效率等,决策树的数量设置为 20,再抽样比率设置为 0.8。

2.3 特征优选

在遥感影像分类中,特征的选择组合与优化具有重要的地位。所有特征参与分类势必会造成信息冗余,甚至会造成维数灾难,从而影响分类精度的提高。因此可以通过特征优选来降低数据维度,提高模型泛化能力。随机森林算法是机器学习算法中的一种有效的高维数据处理方法,不仅可以对影像的像元进行分类,还可以通过特征变量的重要性来评估特征变量预测目标变量的贡献率^[38-39]。本文通过随机森林算法实现特征变量的重要性评分,具体过程为:对随机森林中的每棵决策树使用相应的 OOB 计算其误差。随机对 OOB 所有样本的特征加入噪声干扰后再次计算袋外数据误差。假设随机森林有 N 棵树,该特征重要性评分 (Importance rating, IR) 计算式为

$$I = \frac{\sum (E_2 - E_1)}{N}$$

(2)

式中 I ——特征变量重要性评分
 E_1 ——随机森林中的每棵决策树使用相应的 OOB 计算的误差
 E_2 ——加入噪声干扰后再次计算相应的 OOB 误差
 N ——随机森林中决策树数量

若该特征加入噪声干扰后,OOB 的准确率大幅度下降,则说明该特征对于样本的分类结果影响大,重要性评分高。特征优选即通过特征重要性评分从高到低累计添加得出最高分类精度,以确定最优特征数量。

2.4 实验方案

设置 6 种方案进行对比研究,如表 2 所示,其目的为:确定特征优选对冬小麦种植区提取精度是否有影响,并确定不同特征变量的重要性程度。探索数据源对冬小麦种植区提取精度的影响,确定提高冬小麦种植区提取精度的最佳方案。方案 1、3、5 分别为方案 2、4、6 的对比实验,旨在探究特征优选对冬小麦种植区提取精度的影响。方案 1、3、5 不需要进行特征优选,在此基础上,通过随机森林算法分别对方案 1、3、5 的特征变量进行重要性评分并按从高

到低排序,通过随机森林分类逐一累加冬小麦重要特征信息,最终选出最高分类精度对应的特征数并构成特征子集作为方案 2、4、6。

表 2 实验方案信息

Tab.2 Information of experimental programs

方案号	实验方案
1	Sentinel-1 所有特征
2	Sentinel-1 特征优选组合
3	Sentinel-2 所有特征
4	Sentinel-2 特征优选组合
5	Sentinel-1 和 Sentinel-2 所有特征
6	Sentinel-1 和 Sentinel-2 特征优选组合

2.5 精度评价

为有效评估不同方案对冬小麦种植区的提取精度,选择总体分类精度 (Overall accuracy, OA)、用户精度 (User accuracy, UA)、生产者精度 (Producer accuracy, PA) 和 Kappa 系数 4 个指标进行分类精度评价。

3 结果与分析

3.1 特征优选分析

计算特征组合中不同变量的重要性得分,再结合随机森林算法,在分类过程中通过累计添加重要性评分从高到低的特征变量得到最高分类精度以确定最优特征数量和特征集合。以方案 6 为例进行说明,为了更清晰直观地反映重要程度高的特征变量,结合不同特征变量个数与所对应的总体分类精度和 Kappa 系数的关系进行分析(图 2)。由图 2 可知,特征变量个数与总体分类精度和 Kappa 系数关系总体来看分为 3 个阶段,总体分类精度总体趋势呈先急速上升后平稳上升,达到顶峰后开始不断波动逐步下降。随着特征变量增加,第 1 阶段(前 12 个特征)总体分类精度呈上升趋势,分类精度从 64.52% 上升到 81.73%,是由于前期特征变量信息量从不足逐步到充足,前期特征重要性评分高且特征之间冗余程度低、相关性小;第 2 阶段(12~57 个特征)总体分类精度上升速度相较第 1 阶段大幅下降,但总体仍呈现逐步上升趋势,分类精度从 81.36% 逐步提升到 95.60%;第 3 阶段(58~208 个特征)总体分类精度呈现不断波动逐步下降的趋势,下降速度较为缓慢,由于后期特征重要性评分逐渐降低,特征间冗余程度和相关性的增加导致分类器性能降低,从而影响了分类精度并导致其降低。在 57 个特征变量处,总体分类精度和 Kappa 系数均达到最大,分别为 95.60% 和 0.93,故基于前 57 个特征变量构成优选特征集为方案 6。由图 3 方案 6 的特征重要性

从高到低排序可以得出,不同特征变量的重要性评分差异明显,其中 VV_5(5 月的 VV 特征,其他变量的命名规则同此)特征变量的重要性评分最高,为 0.456 67;NDVIREP2_3(3 月的 NDVIREP2 特征)特征变量的重要性评分最低,为 0.259 19。重要性评分更低的特征变量对冬小麦提取几乎不受影响且会造成信息冗余,这里不予考虑。

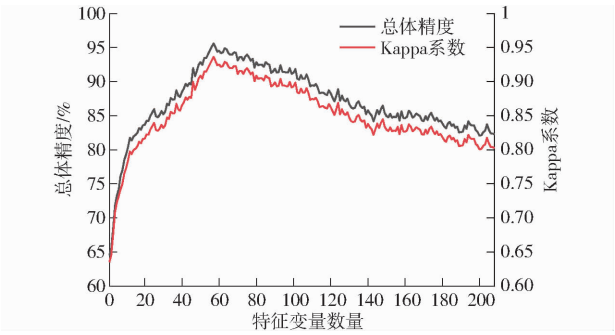


图 2 特征变量数与分类精度的关系曲线

Fig.2 Relationship curves between number of characteristic variables and classification accuracy

3.2 精度对比分析

评价与分析 6 种不同方案对冬小麦种植区提取精度的影响(表 3)。其中,以 Sentinel-1 所有特征进行分类的方案 1 精度最低,总体精度为 78.24%,Kappa 系数为 0.75。Sentinel-1 和 Sentinel-2 所有特征优选组合的方案 6 精度最高,总体精度为

95.60%,Kappa 系数为 0.93。在方案 1、3、5 的基础上对特征变量进行优选的方案 2、4、6 总体精度和 Kappa 系数均有明显提升,其中方案 6 的总体精度和 Kappa 系数提升最为明显,总体精度提升 13.35 个百分点,Kappa 系数提升 0.13。这说明特征优选会提高对冬小麦的分类精度,通过筛选保留下对冬小麦提取贡献率高的特征,去除重要性评分低的特征,降低数据维度和减少数据冗余,达到提高分类精度的效果。结合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像特征的方案 5、6 的分类精度和 Kappa 系数均高于方案 1~4,说明多源数据特征的综合利用融合了雷达和光学数据的优势,相比单一数据特征对冬小麦的分类精度提高效果明显。此外,通过对比表 3 不同方案下 5 种地物类型的用户精度和生产者精度,结果表明,多源数据特征综合利用和特征优选均能够有效减少地物漏分和错分概率。冬小麦在各方案的用户精度和生产者精度均高于 88.5%,表明通过随机森林算法对冬小麦种植区进行提取具有可行性。

3.3 特征重要性分析

在上述研究中,方案 6 是所有方案中对冬小麦种植区提取精度最高的方案,对方案 6 的优选特征组合进一步分析,发现不同月份和不同类型的特征在参与分类所占比重有所差异(表 4、5)。表 4 是根据月份对方案 6 的优选特征进行分类,结果表明,

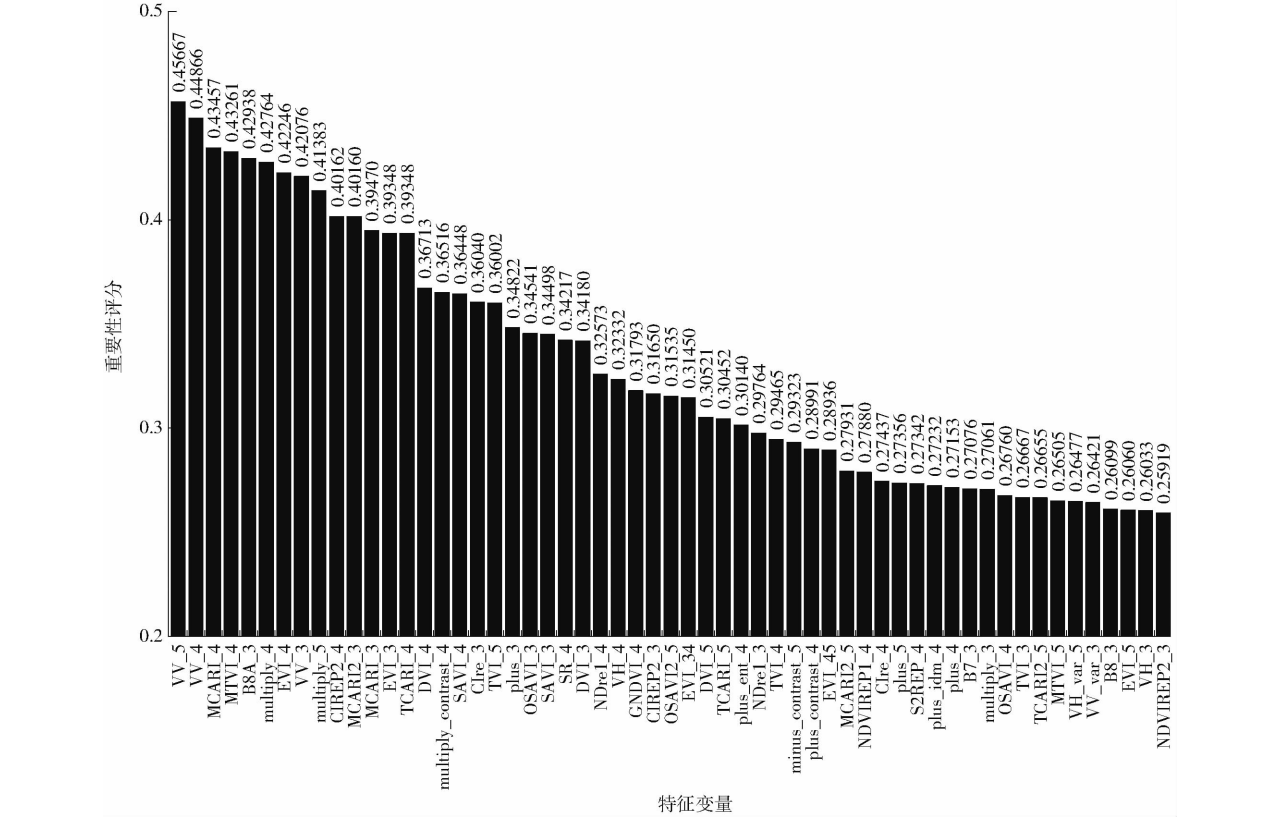


图 3 特征变量重要性排序

Fig.3 Ranking of characteristic variables importance

表 3 分类精度统计

Tab. 3 Classification accuracy statistics

类别	方案 1		方案 2		方案 3		方案 4		方案 5		方案 6	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
冬小麦	88.68	90.24	96.88	96.88	95.65	91.78	100	93.10	98.00	91.78	100	97.75
其他作物	71.91	75.00	80.00	80.00	76.47	68.42	86.36	86.36	78.85	78.00	87.50	89.75
建筑物	81.89	77.14	90.90	76.92	82.35	81.50	89.47	85.00	83.02	81.25	90.00	88.50
水体	85.71	83.33	90.00	100	91.67	85.00	87.50	100	100	87.33	100	90.00
森林	72.11	77.14	72.22	76.47	68.75	73.64	77.55	83.00	73.91	75.36	85.00	83.75
总体精度/%	78.24		86.46		81.05		87.37		82.25		95.60	
Kappa 系数	0.75		0.82		0.79		0.84		0.80		0.93	

表 4 方案 6 的优选特征分布

Tab. 4 Optimal feature distribution of scheme 6

特征月份	特征数量/个	特征变量
3 月	18	B8A、VV、MCARI2、MCARI、EVI、CIre、plus、OSAVI、SAVI、DVI、CIREP2、B7、multiply、TVI、VV1_var、B8、VH、NDVIREP2
4 月	24	SR、VV、MCARI、MTVI、multiply、EVI、CIREP2、TCARI、DVI、multiply_contrast、SAVI、NDre1、VH、GNDVI、plus_ent、NDre1、TVI、plus_contrast、NDVIREP1、CIre、S2REP、plus_idm、plus、OSAVI
5 月	13	VV、multiply、TVI、OSAVI2、DVI、TCARI、MCARI2、plus、minus_contrast、TCARI2、MTVI、VH1_var、EVI
植被指数变化率特征	2	EVI_34、EVI_45

表 5 优选特征占比分布

Tab. 5 Distribution of proportion of preferred features

特征类型	特征总数	优选特征数量/个	占比/%
Sentinel-1	105	18	17.14
Sentinel-2	103	39	37.86
Sentinel-1 极化特征	15	11	73.33
Sentinel-1 纹理特征	90	7	7.78
Sentinel-2 光谱特征	24	3	12.50
Sentinel-2 植被指数特征	75	34	45.33
Sentinel-2 植被指数变化率特征	4	2	50.00

4 月的特征变量占比最大,其次为 3 月,4 月是区分驻马店各地物类型的关键时相。4 月正是冬小麦的孕穗期,气温上升,冬小麦的叶绿素含量逐渐升高,此时其他作物和林地刚进入生长期且发展较为缓慢,其与冬小麦具有明显的可分性。除月份特征外,还有 2 个植被指数变化率特征,EVI_34 和 EVI_45 为地物在 3、4 月和 4、5 月之间 EVI 指数的变化率,可见冬小麦的季节性特征明显,易与其他地物区分。

在分类精度最高的方案 6 中,57 个优选特征中不同类型占比如表 5 所示。按数据源分,Sentinel-1 特征占比为 17.14%、Sentinel-2 特征占比为 37.86%,说明 Sentinel-2 数据是参与分类关键数据源。按特征类型分,Sentinel-1 极化特征占比最高为 73.33%、纹理特征仅占 7.78%,冬小麦的极化特征相比其他地物有较明显区分,而冬小麦与其他地物的纹

理特征相差不明显,不易区分;Sentinel-2 数据的植被指数变化率特征占比最高为 50.00%,其次为植被指数特征占比为 45.33%,可见本文新增的植被指数变化率特征有利于提高冬小麦的分类精度。

3.4 分类结果

3.4.1 典型地块提取结果分析

选择研究区内地块明显的典型区域,对 4 月的雷达影像和光学真彩色影像目视解译,将冬小麦空间分布真实情况与 6 种实验分类结果图进行对比分析(图 4,图中 S1、S2 分别表示 Sentinel-1、Sentinel-2)。结果表明,不同实验分类结果的制图存在较大差异。横向看,单源数据的分类结果“椒盐”噪声相对多源数据较严重。对未进行特征优选的分类结果进行分析,图 4c 中,错分漏分现象最为严重,分类结果准确度低,无法满足制图要求;图 4d 中,漏分现象仍存在,对冬小麦地块无法完整提取,且建筑物错分现象明显;图 4e 中,整体而言分类效果较图 4c、4d 好,但是可能由于过多特征参与分类造成数据冗余,分类精度提高不明显,错分漏分现象仍存在。多源数据的使用在一方面的确提高了分类精度,但在另一方面,过多的特征参与造成数据冗余,在对冬小麦的提取上具有一定局限性。

对特征优选后的分类结果进行分析,图 4f~4h 的 3 种分类结果相对未进行特征优选的分类结果,分类效果有明显提升,“椒盐”噪声都得到了改善。图 4g 中,分类精度虽高,但受冬小麦与其他作物、森林的“异物同谱”的影响,冬小麦地块的轮廓边界分

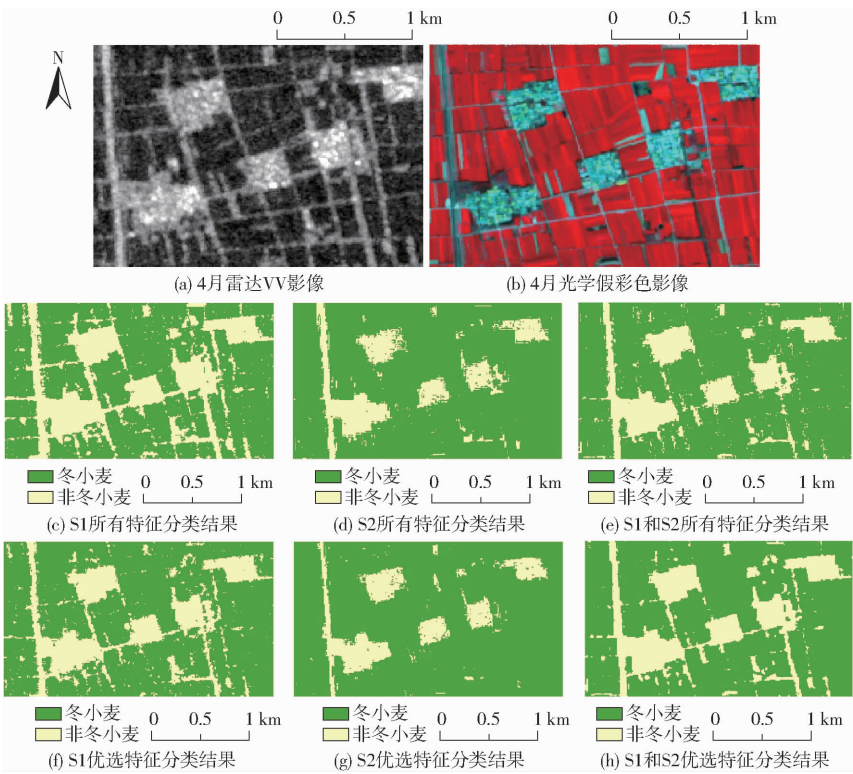


图 4 分类结果对比

Fig. 4 Comparison of classification results

类效比较模糊;图 4h 中,利用多源数据优选特征对地物进行分类,分类结果与目视解译结果基本保持一致,分类边界最为清晰且错分漏分现象最少,明显改善了冬小麦与其地物误分现象,对冬小麦提取有明显改善,有利于冬小麦的提取与制图。

3.4.2 冬小麦空间分布

针对以上研究,选择分类精度最高的方案 6。将 Sentinel-1 和 Sentinel-2 优选后的特征变量组合输入随机森林模型,对驻马店市的冬小麦进行提取(图 5)。由图 5 得出,冬小麦是驻马店市的主要夏收作物,主要集中在驻马店市的中部和东部地区,在各县县城区中零星分布,城区周围冬小麦种植分布均匀。根据统计年鉴数据得出,驻马店市总面积为 15 083 km²,2019 年驻马店市冬小麦实际种植面积为 7 864.7 km²,占驻马店市总面积的 52.0%。冬小麦遥感提取面积为 7 689.4 km²,与统计年鉴小麦种植面积相比,其相对误差为 2.23%。为了对提取结果进行更准确验证,将驻马店市各县区冬小麦提取面积与统计年鉴小麦种植面积进行对比,结果如表 6 所示,其中,平舆、汝南、正阳和上蔡等县相对误差均小于 2.00%,驻马店市各县区冬小麦面积提取的相对误差均小于 4.00%。计算冬小麦提取面积和统计数据间的平均相对误差(Mean relative error, MRE)、均方根误差(Root mean squared error, RMSE)和决定系数(Coefficient of determination,

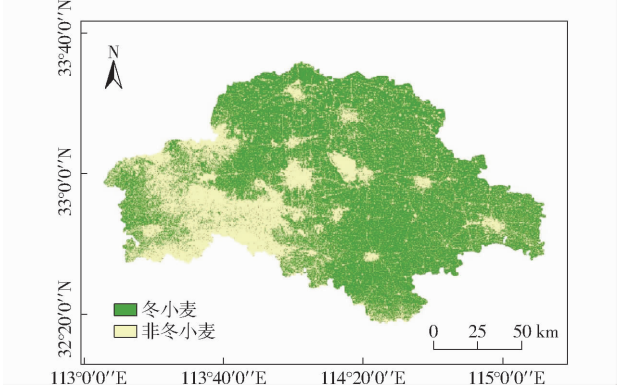


图 5 2019 年驻马店市冬小麦空间分布图

Fig. 5 Spatial distribution of winter wheat in Zhumadian City in 2019

表 6 驻马店市各县区冬小麦面积提取精度评价

Tab. 6 Accuracy evaluation of winter wheat area extraction results in each county and district

行政区	统计面积/km ²	提取面积/km ²	相对误差/%
驻马店(全市)	7 864.7	7 689.4	2.23
驿城区	457.8	442.8	3.27
西平县	721.5	706.8	2.04
上蔡县	986.2	970.2	1.62
平舆县	807.7	793.9	1.71
正阳县	1 303.2	1 285.0	1.40
确山县	564.2	543.7	3.63
泌阳县	748.9	725.0	3.19
汝南县	866.0	851.5	1.67
遂平县	541.2	526.0	2.81
新蔡县	868.0	844.5	2.71

R^2),如图 6 所示, R^2 为 0.999 8,MRE 为 2.41%,说明冬小麦的提取精度较高。

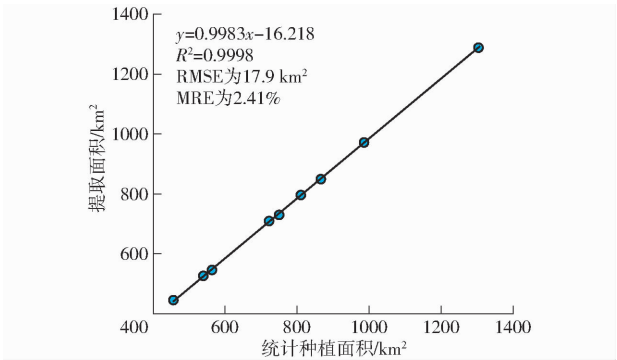


图 6 各县区冬小麦官方统计种植面积与提取面积的对比
Fig.6 Comparisons of official statistical data and extracted winter wheat areas

4 讨论

本研究主要创新点在于结合了光学和雷达多源遥感数据、引入新特征变量以及对优选特征进行了月份和类型的对比分析,同时也证明了随机森林算法应用于特征优选和冬小麦识别的可行性。在后续研究中,还可进一步扩展特征变量,例如加入辅助特征等非遥感特征,扩大并深入研究特征变量的类型及数量对分类精度的影响,以达到快速准确获取冬小麦种植信息的目的;其次,是否能推广到全国尺度还需要再进一步验证。在后续研究中,可以对光学遥感数据进行融合,例如 Sentinel-2 和 Sentinel-3 或者 Sentinel-2 和 Landsat 融合,提高光学数据的时间分辨率,使冬小麦物候特征更加明显,从而提高分类精度。在本研究的基础上,进一步改进、完善数据和特征变量的选取、处理与研究方法,不断扩展多源遥感数据在农业方面的应用研究。

5 结论

- (1)在未进行特征优选的情况下,多源数据特征组合比单一数据特征组合的分类精度更高。结合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 遥感数据的方案 5 分类精度最高,总体精度达 82.25%、Kappa 系数为 0.80,说明多源数据特征组合参与分类能有效地提高分类精度。
- (2)通过随机森林算法对特征进行重要性评分,对各方案的特征变量进行优选,优选后参与分类,各方案总体精度和 Kappa 系数均有不同程度的提高。其中,综合多源数据特征优选后的方案 6 分类精度最高,总体精度为 95.60%、Kappa 系数为 0.93,其中冬小麦生产者精度和用户精度均达到 97.75% 以上。相比同一数据源特征组合,特征优选能有效提高分类精度。
- (3)不同月份和类型的特征变量对分类精度的贡献率不同。对优选特征的月份和类型分布进行分析,不同月份特征变量的贡献率依次为 4 月、3 月和 5 月,说明 4 月和 3 月是提取冬小麦的关键时相;类型按数据源分,Sentinel-2 数据相比 Sentinel-1 数据参与分类更关键;按特征类型分,贡献率依次为极化特征、植被指数变化率特征、植被指数特征、光谱特征和纹理特征。
- (4)多源数据、特征优选均能够提高对冬小麦的识别提取精度,基于方案 6 的最优特征集合采用随机森林算法对冬小麦种植区进行提取,可得到更为准确的驻马店冬小麦空间分布图。对 2019 年驻马店市提取的冬小麦种植面积为 7 689.4 km²,与统计年鉴数据相比相对误差为 2.23%,驻马店各县区冬小麦提取面积与统计年鉴数据相比,相对误差均小于 4.00%。

参 考 文 献

[1] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and prospect of agricultural remote sensing research and application[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767. (in Chinese)

[2] 盛磊, 何亚娟, 吴全, 等. 河南省冬小麦产量遥感监测精度比较研究[J]. 中国农业信息, 2018, 30(2): 95-102.
SHENG Lei, HE Yajuan, WU Quan, et al. Comparative study on accuracy of winter wheat yield monitoring by remote sensing in Henan Province[J]. China Agricultural Information, 2018, 30(2): 95-102. (in Chinese)

[3] MULLA DAVID J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps [J]. Biosystems Engineering, 2013, 114(4): 358-371.

[4] ZHANG T, SU J, LIU C, et al. Potential bands of Sentinel-2A satellite for classification problems in precision agriculture[J]. International Journal of Automation and Computing, 2019, 16(1): 18-28.

[5] HUANG X, HUANG J, LI X, et al. Early mapping of winter wheat in Henan Province of China using time series of Sentinel-2 data[J]. GIScience & Remote Sensing, 2022, 59(1): 1534-1549.

[6] PIEDELOBO L, HERNÁNDEZ-LÓPEZ D, BALLESTEROS R, et al. Scalable pixel-based crop classification combining Sentinel-2 and Landsat-8 data time series: case study of the Duero River Basin[J]. Agricultural Systems, 2019, 171: 36-50.

[7] 杜保佳, 张晶, 王宗明, 等. 应用 Sentinel-2A NDVI 时间序列和面向对象决策树方法的农作物分类[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(5): 740-751.

- DU Baojia, ZHANG Jing, WANG Zongming, et al. Application of Sentinel-2A NDVI time series and object-oriented decision tree method to crop classification[J]. Journal of Geoinformation Science, 2019, 21(5): 740-751. (in Chinese)
- [8] 汪小钦, 邱鹏勋, 李娅丽, 等. 基于时序 Landsat 遥感数据的新疆开孔河流域农作物类型识别[J]. 农业工程学报, 2019, 35(16): 180-188.
- WANG Xiaoqin, QIU Pengxun, LI Yali, et al. Crop type identification based on Landsat remote sensing data in Kaikong River Basin, Xinjiang[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(16): 180-188. (in Chinese)
- [9] 郭交, 尉鹏亮, 周正舒, 等. 基于时变特征的多时相 PolSAR 农作物分类方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 174-182.
- GUO Jiao, WEI Pengliang, ZHOU Zhengshu, et al. Multi-temporal PolSAR crop classification method based on time-varying characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 174-182. (in Chinese)
- [10] 单捷, 邱琳, 孙玲, 等. 基于 Radarsat-2 的冬小麦种植面积提取方法研究[J]. 麦类作物学报, 2017, 37(9): 1209-1215.
- SHAN Jie, QIU Lin, SUN Ling, et al. Study on extraction method of winter wheat planting area based on Radarsat-2[J]. Journal of Wheat Crops, 2017, 37(9): 1209-1215. (in Chinese)
- [11] 王迪, 周清波, 陈仲新, 等. 基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展[J]. 农业工程学报, 2014, 30(16): 203-212.
- WANG Di, ZHOU Qingbo, CHEN Zhongxin, et al. Research progress of crop recognition based on synthetic aperture radar[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(16): 203-212. (in Chinese)
- [12] XU F, LI Z, ZHANG S, et al. Mapping winter wheat with combinations of temporally aggregated Sentinel-2 and Landsat-8 data in Shandong Province, China[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12): 2065.
- [13] 周涛, 潘剑君, 韩涛, 等. 基于多时相合成孔径雷达与光学影像的冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 215-221.
- ZHOU Tao, PAN Jianjun, HAN Tao, et al. Planting area extraction of winter wheat based on multi-temporal SAR data and optical imagery[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(10): 215-221. (in Chinese)
- [14] 李长春, 陈伟男, 王宇, 等. 基于多源 Sentinel 数据的县域冬小麦种植面积提取[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 207-215.
- LI Changchun, CHEN Weinan, WANG Yu, et al. Extraction of winter wheat planting area based on multi-source Sentinel data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 207-215. (in Chinese)
- [15] 解毅, 张永清, 荀兰, 等. 基于多源遥感数据融合和 LSTM 算法的作物分类研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(15): 129-137.
- XIE Yi, ZHANG Yongqing, XUN Lan, et al. Research on crop classification based on multi-source remote sensing data fusion and LSTM algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(15): 129-137. (in Chinese)
- [16] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 192-198.
- GUO Jiao, ZHU Lin, JIN Biao. Crop classification based on Sentinel-1 and Sentinel-2 data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 192-198. (in Chinese)
- [17] 关士英, 袁占良, 谢传节. 基于多特征的高分时序冬小麦提取研究[J]. 地理空间信息, 2020, 18(5): 14-19, 6.
- GUAN Shiyong, YUAN Zhanliang, XIE Chuanjie. Study on high score temporal winter wheat extraction based on multi-feature[J]. Geospatial Information, 2020, 18(5): 14-19, 6. (in Chinese)
- [18] 杨蕙宇, 王征强, 白建军, 等. 基于多特征提取与优选的冬小麦面积提取[J]. 陕西师范大学学报(自然科学版), 2020, 48(1): 40-49.
- YANG Huiyu, WANG Zhengqiang, BAI Jianjun, et al. Area extraction of winter wheat based on multi-feature extraction and optimization[J]. Journal of Shaanxi Normal University (Natural Science Edition), 2020, 48(1): 40-49. (in Chinese)
- [19] 于利峰, 乌兰吐雅, 李继辉, 等. 多源遥感数据特征优选的大兴安岭沿麓不同农作物提取[J]. 北方农业学报, 2020, 48(6): 119-128.
- YU Lifeng, WULAN Tuya, LI Jihui, et al. Extraction of different crops along the foothill of Greater Khingan Mountains based on features optimization of multi-source remote sensing data[J]. Acta Agriculturae Agriculturae North China, 2020, 48(6): 119-128. (in Chinese)
- [20] 张东彦, 杨玉莹, 黄林生, 等. 结合 Sentinel-2 影像和特征优选模型提取大豆种植区[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 110-119.
- ZHANG Dongyan, YANG Yuying, HUANG Linsheng, et al. Extraction of soybean planting area by Sentinel-2 image and feature optimization model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 110-119. (in Chinese)
- [21] 李旭青, 刘世盟, 李龙, 等. 基于 RF 算法优选多时相特征的冬小麦空间分布自动解译[J]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 218-225.
- LI Xuqing, LIU Shimeng, LI Long, et al. Automatic interpretation of winter wheat spatial distribution based on RF algorithm for optimization of multi-temporal characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 218-225. (in Chinese)
- [22] 冯志立, 肖锋, 卢小平, 等. 基于随机森林特征优选的冬小麦分类方法[J]. 测绘通报, 2022(3): 70-75.
- FENG Zhili, XIAO Feng, LU Xiaoping, et al. Classification method of winter wheat based on random forest characteristics optimization[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(3): 70-75. (in Chinese)
- [23] SHAKIR M. Feature selection of time series MODIS data for early crop classification using random forest: a case study in Kansas, USA[J]. Remote Sensing, 2015, 7(5): 5347-5369.

- [24] LI J, YU W, DU J, et al. Mapping maize tillage practices over the Songnen Plain in northeast China using GEE cloud platform[J]. Remote Sensing, 2023, 15(5): 1461.
- [25] 马战林, 刘昌华, 薛华柱, 等. GEE 环境下融合主被动遥感数据的冬小麦识别技术[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 195–205.
MA Zhanlin, LIU Changhua, XUE Huazhu, et al. Recognition technology of winter wheat based on active and passive remote sensing data in GEE environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 195–205. (in Chinese)
- [26] 朱德海, 刘逸铭, 冯权泷, 等. 基于 GEE 的山东省近 30 年农业大棚时空动态变化研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 168–175.
ZHU Dehai, LIU Yiming, FENG Quanlong, et al. Spatial-temporal dynamics changes of agricultural greenhouses in Shandong Province in recent 30 years based on Google Earth Engine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 168–175. (in Chinese)
- [27] LI C, CHEN W, WANG Y, et al. Mapping winter wheat with optical and SAR images based on Google Earth Engine in Henan Province, China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 284.
- [28] 刘通, 任鸿瑞. GEE 平台下利用物候特征进行面向对象的水稻种植分布提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(12): 189–196.
LIU Tong, REN Hongrui. Extraction of rice planting distribution based on object-oriented phenological characteristics under GEE platform[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(12): 189–196. (in Chinese)
- [29] FU Y, YANG G, SONG X, et al. Improved estimation of winter wheat aboveground biomass using multiscale textures extracted from UAV-based digital images and hyperspectral feature analysis[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 581.
- [30] LIU C, XIONG T, GONG P, et al. Improving large-scale moso bamboo mapping based on dense Landsat time series and auxiliary data: a case study in Fujian Province, China[J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9(1–3): 1–10.
- [31] 王来刚, 郑国清, 郭燕, 等. 融合多源时空数据的冬小麦产量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 198–204, 458.
WANG Laigang, ZHENG Guoqing, GUO Yan, et al. Prediction model of winter wheat yield based on multi-source spatio-temporal data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 198–204, 458. (in Chinese)
- [32] 张莎, 张佳华, 白雲, 等. 基于 MODIS-EVI 及物候差异免阈值提取黄淮海平原冬小麦面积[J]. 农业工程学报, 2018, 34(11): 150–158.
ZHANG Sha, ZHANG Jiahua, BAI Yun, et al. Extraction of winter wheat area in Huang-Huai-hai Plain based on MODIS-EVI and phenological difference exemption threshold[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(11): 150–158. (in Chinese)
- [33] PAN Y, LI L, ZHANG J, et al. Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the crop proportion phenology index[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 119: 232–242.
- [34] 张霞, 帅通, 杨杭, 等. 基于 MODIS EVI 图像时间序列的冬小麦面积提取[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 220–224.
ZHANG Xia, SHUAI Tong, YANG Hang, et al. Winter wheat planting area extraction based on MODIS EVI image time series[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(1): 220–224. (in Chinese)
- [35] 吴立周, 王晓慧, 王志辉, 等. 基于随机森林法的农作物高光谱遥感识别[J]. 浙江农林大学学报, 2020, 37(1): 136–142.
WU Lizhou, WANG Xiaohui, WANG Zhihui, et al. Hyperspectral remote sensing identification of crops based on random forest method[J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2020, 37(1): 136–142. (in Chinese)
- [36] 贺原惠子, 王长林, 贾慧聪, 等. 基于随机森林算法的冬小麦提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(6): 1132–1140.
HE Yuanhuizi, WANG Changlin, JIA Huicong, et al. Extraction of winter wheat based on random forest algorithm[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(6): 1132–1140. (in Chinese)
- [37] WANG M, MAO D, WANG Y, et al. Annual wetland mapping in metropolis by temporal sample migration and random forest classification with time series landsat data and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2022, 14(13): 3191.
- [38] 刘戈, 姜小光, 唐伯惠. 特征优选与卷积神经网络在农作物精细分类中的应用研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(6): 1071–1081.
LIU Ge, JIANG Xiaoguang, TANG Bohui. Application of feature optimization and convolutional neural network to fine classification of crops[J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(6): 1071–1081. (in Chinese)
- [39] 张磊, 宫兆宁, 王启为, 等. Sentinel-2 影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报, 2019, 23(2): 313–326.
ZHANG Lei, GONG Zhaoning, WANG Qiwei, et al. Sentinel-2 image multi-feature optimization of wetland information extraction in Yellow River Delta[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(2): 313–326. (in Chinese)