

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.09.023

GEE 环境下融合主被动遥感数据的冬小麦识别技术

马战林¹ 刘昌华¹ 薛华柱¹ 李静茹¹ 房旭² 周俊利²

(1. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454003; 2. 河南省遥感测绘院, 郑州 450003)

摘要: 遥感技术已成为大宗作物种植面积提取的有效手段。为避免冬小麦提取中受光学数据缺乏的影响, 基于随机森林算法(RF)和 Google Earth Engine(GEE)云平台, 探索时间序列 Sentinel-1 合成孔径雷达(SAR)数据后向散射系数对冬小麦提取效果, 并融合 Sentinel-1、2 主被动遥感数据, 研究后向散射系数、光谱特征、植被指数特征与纹理特征的不同组合对冬小麦识别精度的改善情况。结果表明: 仅融合多时相 Sentinel-1 SAR 数据时, 分类总体精度为 85.93%, Kappa 系数为 0.75, 冬小麦识别精度达到 95% 以上。融合多时相 SAR 数据与单时相光学数据, 在充分利用极化信息和光谱信息进行分类后, 分类总体精度为 95.78%, Kappa 系数为 0.92, 比多时相 SAR 分类结果分别提高 9.85 个百分点和约 22.67%, 对冬小麦的识别精度提高约 2 个百分点。通过分析不同特征组合情况下纹理特征对分类的影响, 发现纹理特征对冬小麦的识别精度影响程度较小。

关键词: 冬小麦; 种植面积识别; 谷歌地球引擎; Sentinel 卫星; 随机森林

中图分类号: S25; S512.1⁺1 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)09-0195-11 OSID: 

Identification of Winter Wheat by Integrating Active and Passive Remote Sensing Data Based on Google Earth Engine Platform

MA Zhanlin¹ LIU Changhua¹ XUE Huazhu¹ LI Jingru¹ FANG Xu² ZHOU Junli²

(1. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China

2. Institute of Remote Sensing and Surveying and Mapping of Henan Province, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: Remote sensing technology had become an effective method to extract planting area of bulk crop. With the aim to avoid the lack of optical data in winter wheat extraction, the validity of time series Sentinel-1 synthetic aperture radar(SAR) backscattering coefficients on winter wheat identification was explored based on random forest(RF) and Google Earth Engine(GEE) cloud platform. And Sentinel-1 and 2 active and passive remote sensing data was integrated to explore the improvement of winter wheat identification accuracy on combining various features groups of backscattering coefficients, spectral features, vegetation index features and texture features. The result indicated that the overall classification accuracy of the monthly average multi-temporal Sentinel-1 SAR polarization data was 85.93%, the Kappa coefficient was 0.75 and the winter wheat identification accuracy was above 95%. By integrating the monthly average time serious multi-temporal SAR data and the single-temporal optical data, the overall classification accuracy was 95.78% and the Kappa coefficient were 0.92. Integrating data fully used the polarization and spectral information and the overall classification accuracy and the Kappa coefficient were improved by 9.85 percentage points and 22.67%. The identification accuracy of winter wheat was improved by about 2 percentage points. The identification accuracy of winter wheat was affected by less than 0.9% by analyzing the influence of texture features under different features combinations. Therefore, the method and platform used accurately and efficiently obtained winter wheat planting area and it had a good promotion value.

Key words: winter wheat; planting area identification; Google Earth Engine; Sentinel satellite; random forest

收稿日期: 2021-05-27 修回日期: 2021-07-06
基金项目: 国家自然科学基金项目(51779099)、国家自然科学基金面上项目(41721333)、河南省科技攻关重点项目(192102310270)和河南理工大学博士基金项目(B2017-09)
作者简介: 马战林(1993—),男,博士生,主要从事摄影测量与遥感研究,E-mail: mzlhpu@163.com
通信作者: 薛华柱(1977—),男,副教授,主要从事地表参数定量遥感反演研究,E-mail: xhz@hpu.edu.cn

0 引言

随着我国粮食生产的市场化,冬小麦的种植面积呈现年际变化大的特点,及时获取冬小麦精确的种植面积信息及空间分布,对促进我国农业生产发展和粮食安全具有重要意义^[1]。

遥感观测技术在大范围作物种植面积和结构的监测上已被广泛应用^[2]。但由于技术条件限制和工作原理的不同,单一的传感器难以全面反映复杂的地表覆被特征。光学遥感数据受光谱分辨率、空间分辨率、光谱波段的因素及限制,导致同物异谱、异物同谱的现象存在,影响了地物识别的精度。已有学者通过不同方法提高地物分类精度^[3-9]。上述方法需要足够的光学数据支持^[10]。但在实际应用中,受云雨、光照等因素的影响,光学遥感数据源的质量和数量无法保障,一定程度上限制了地面作物信息的准确提取^[11]。

合成孔径雷达(Synthetic aperture radar,SAR)不受云雨天气影响,具有全天时、全天候监测等优点。然而,SAR数据的信号易受相干斑噪声的干扰,影响对目标地物的提取,单一时相的SAR数据很难对地物进行精确提取。有研究表明,使用多时相或多极化SAR数据比单时相或单极化SAR数据能获得更好的分类结果^[12]。若能将光学和微波遥感数据结合,利用两者数据的优点进行地物分类,则分类精度会有较大提升。文献[13-16]利用最大似然分类(Maximum likelihood classification,MLC)、人工神经网络(Artificial neural network,ANN)、支持向量机(Support vector machine,SVM)和监督分类等方法,对比光学遥感、微波遥感、光学遥感与微波遥感数据结合3种方式的作物分类精度,得到光学和微波遥感数据相结合的分类精度最高。

相比于单期光学数据和SAR数据的融合,时序数据进行融合应用时,作物分类精度进一步提高。文献[17]结合Landsat-8和Sentinel-1A数据构建

时间序列遥感数据以提取作物物候特征,利用卷积神经网络算法进行不同作物的分类,并取得了较高的分类精度。文献[18]以多时相SAR(Sentinel-1A)和Landsat-8光学影像对南京市高淳区的冬小麦种植面积进行提取,结果表明添加纹理特征的时序SAR数据和光学数据结合时分类精度最高。

除数据源外,分类算法的选择也会直接影响分类结果^[19]。近年来随着机器学习分类算法的发展,随机森林算法(RF)计算精度高,模型训练时间少,能够确定变量在模型中的相对重要性,同时对训练样本数量和质量的敏感度低,而被广泛应用于作物识别中^[20-21]。

以上研究中均需将所需遥感数据下载至本地进行预处理,所需时间较长,而谷歌地球引擎(Google Earth Engine,GEE)是一个提供全球尺度地球观测数据储存和用户友好界面的数据访问平台,具有强大的数据处理能力,仅需内置的少数代码即可完成数据获取、预处理及算法的应用。因此,本文在GEE平台上,充分利用SAR极化数据所包含的地物结构信息和光学数据的光谱信息,结合RF算法,探究时间序列SAR数据、融合时间序列SAR和光学数据的不同特征值组合对冬小麦识别精度的影响。

1 研究区域与数据来源

1.1 研究区概况

河南省襄城县、鄢陵县和临颖县位于河南省中部地区(图1),是中国北方典型的冬小麦种植区和河南省高标准冬小麦种植示范区。三县地跨113°2′~114°2′E,33°41′~34°15′N,总面积为2 612.60 km²,属北温带季风气候区,热量资源丰富,雨量丰沛,光照充足;年平均气温14.3~14.7℃,年平均降水量为671.1~736.0 mm,无霜期为217.5 d;地形地貌以平原为主,占75.81%,土壤肥沃,具有较高的自然肥力;农作物以冬小麦、夏玉米为主,其中,小麦播种面积高达夏粮总种植面积的

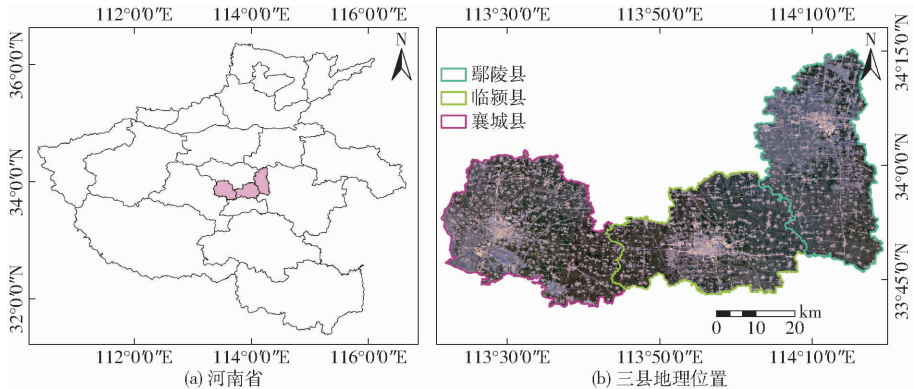


图1 襄城县、临颖县、鄢陵县地理位置

Fig. 1 Location of Xiangcheng, Linying and Yanling Counties

90% 以上。该区域的冬小麦 10 月中旬种植,到次年 6 月上旬收割。鄱陵县种植结构复杂,地块细碎,与襄城县和临颍县的连片种植冬小麦形成鲜明对比,在分类精度的评价上具有较好的区域对比性,可验证融合 Sentinel 主被动遥感数据在提取冬小麦方面的应用潜力。

1.2 GEE 及应用数据

GEE 云平台存储了 Sentinel 数据、MODIS 数据集、降水数据、The National Agriculture Imagery Program (NAIP) 数据、海洋表面温度数据、Landsat 数据、CHIRPS (Climate hazards group infraRed precipitation with station data) 气候数据和海拔数据等海量数据,容量超过 5PB,且每天增加约 5 000 幅影像,可以解决大面积土地覆盖制图方面最重要的数据存储下载问题^[22]。用户可以使用基于网络的集成开发环境代码编辑器分析所有可用的遥感图像,而无需将这些数据下载到本地机器上。这样,用户可以轻松访问、选择和处理大研究区域的大量数据。除了快速处理之外,它提供了几个包含大量算法的软件包,可以简化专家和非专家对遥感工具的访问。GEE 也允许用户上传自己的栅格和矢量数据(例如 GeoTIFF 或 Shape 文件)进行分析,完全控制访问^[23]。

Sentinel - 1 主动微波遥感卫星由两颗极轨卫星 A 星和 B 星组成,搭载 C 波段的合成孔径雷达 (SAR) 传感器,重访周期小于 10 d,本文采用分辨率为 10 m、极化方式为 VV 和 VH 的后向散射系数数据。Sentinel - 2 由 Sentinel - 2A 和 Sentinel - 2B 两颗高分辨率卫星组成,单颗卫星的重访周期为 10 d,两颗互补,重访周期为 5 d。其搭载的 MSI 传感器有可见光、近红外和短波红外波段,空间分辨率在不同的波段有 10、20、60 m。本研究主要选取该卫星分辨率 10 m 的蓝光、绿光、红光和近红外波段。选用的 Sentinel - 1 微波遥感数据和 Sentinel - 2 MSI 多光谱遥感数据均在 GEE 云平台上进行调用、处理。在 GEE 云平台上使用函数直接获取不同极化方式的后向散射系数,减轻处理 SAR 数据的难度。根据图像的大气校正状态,Sentinel - 2 数据可分为两个不同的级别:1C 级和 2A 级。1C 级为大气顶部图像,需要大气校正。2A 级数据为大气底部反射数据,已进行大气校正。选用 2A 级数据。同时考虑云雾对数据质量的影响,在 GEE 中设置云量低于 10%。遥感影像参数如表 1 所示。

本文使用高分六号 (GF - 6) 数据,该卫星配备 2 m 全色/8 m 型多光谱高分辨率相机以及 16 m 型多光谱中分辨率宽幅相机。应用 2020 年 4 月 6 日

表 1 遥感影像参数

Tab.1 Remote sensing image parameters

传感器	波段	波长/nm
Sentinel - 1	VV	
	VH	
Sentinel - 2 MSI	B2 (蓝光)	490
	B3 (绿光)	560
	B4 (红光)	665
	B8 (近红外)	842

和 2020 年 5 月 17 日两景 GF - 6 融合后的 2 m 多光谱数据,分析评价分辨率 10 m Sentinel 主被动数据在碎部地区的分类效果。

1.3 特征变量与数据集

结合研究区植被的生态环境和物候特点,选取 Sentinel - 2 影像的光谱反射率及相关植被指数和熵值纹理 (Entropy, ENT) 共 11 个特征变量。Sentinel - 1 SAR 数据的特征变量包含极化特征变量和纹理特征变量,为避免多纹理特征带来的特征信息冗余^[24],在保留最大信息量、便于计算和较高分类精度的前提下,选取灰度共生矩阵 (Gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 生成的角二矩阵 (Angular second moment, ASM)、对比度 (Contrast, CONTRAST)、相关性 (Correlation, CORR) 和熵值 4 个纹理特征变量,共 6 个特征变量^[25]。研究中共 17 个特征变量,如表 2 所示。

表 2 特征变量

Tab.2 Characteristic variable

传感器	组	特征变量
Sentinel - 1	极化特征	VV
		VH
	纹理特征	角二矩阵
		对比度
		相关性
		熵值
Sentinel - 2	光谱特征	红波段
		绿波段
		蓝波段
		近红外波段 (NIR)
	植被指数特征	归一化差异植被指数 (NDVI)
		归一化水体指数 (NDWI)
		增强型植被指数 (EVI)
		绿色归一化植被指数 (GNDVI)
		绿叶指数 (GLI)
		优化土壤调节植被指数 (OSAVI)
	纹理特征	熵值

归一化差异植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 研究较高吸收和叶绿素反射的波段来识别光合作用植被。归一化水体指数

(Normalized difference water index, NDWI) 用来识别水体, NDVI 和 NDWI 的结合可用于提取一些沿河畔、坑塘生长的植物的信息^[26]。增强型植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI) 包括近红外、红色和蓝色波段^[27], 可在高生物量区域获得更好的灵敏度, 并通过解耦冠层背景对不同物种的冠层结构变化做出更好的响应^[28]。绿色归一化差异植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI) 已被开发用于估计叶片叶绿素含量^[29]。绿叶指数 (Green leaf index, GLI) 为颜色植被指数, 反映植被的生长至衰老颜色变化信息。优化土壤调节植被指数 (Optimization soil-adjust vegetation index, OSAVI) 能够反映冬小麦的生长状况信息^[30]。

受制于研究区作物种植结构和田块零碎的影响, 研究中未使用 Sentinel-2 数据中分辨率为 20 m 的红边波段。纹理特征的提取能够较好地描述纹理的细节和随机性, 适于地物分布复杂的 SAR 影像^[31]。

为获取襄城县、临颖县、鄢陵县主要地物类型分布, 结合 Google Earth Engine, 在 2020 年 3 月 15 日到 2020 年 5 月 12 日冬小麦生长期进行实地采样。依据研究区的农田、道路、房屋、水体占土地覆被总面积 90% 左右, 将覆被类型分为建筑用地、冬小麦、水体、林地、其他植被、其他用地 6 大类别。建筑用地包括房屋道路等建设用地, 其他植被包含蔬菜、花卉、瓜果等, 其他用地包括裸土、裸岩以及采石场等。应用中海达 V30 型 GPS 仪器进行实地采样, 共获得 1 051 个样本点 (表 3), 其中田地采样点均在大面积 (边长 100 m 以上) 田块中心采集。验证数据集应用 GPS 在研究区内随机均匀地对不同类别的数据进行区域采集, 生成矢量数据, 应用矢量范围数据对遥感图像进行裁剪得到验证数据集像元数量。

表 3 样本数据集数量
Tab.3 Sample data sets

数据类别	建筑 用地	冬小 麦	水体	林地	其他 植被	其他 用地	总数
训练数据集	259	400	80	77	170	65	1 051
验证数据集	3 642	29 017	2 186	2 252	6 458	2 301	45 856
总数	3 901	29 417	2 266	2 329	6 628	2 366	46 907

2 研究方法

2.1 随机森林算法

随机森林算法的预测结果是在对组成森林的多棵决策树的决策结果进行众数求解得出的。每次采用 Bootstrap 采样技术从原始的训练数据集中有放回地抽取大约 2/3 的样本用于对当前决策树模型进行训练, 故原始训练集中的部分样本可能被同时用来对

决策树进行训练, 也有可能从未被任意一棵决策树使用。抽取剩余的约 1/3 的样本构成对随机森林模型进行性能评估的袋外数据, 计算该模型的预测错误率, 该错误率被称为袋外误差。随机森林分类的基本思想: 使用 Bootstrap 抽样从原始训练集中提取 k 个样本, 每个样本的容量与原始训练集相同; 为 k 个样本建立 k 个决策树模型, 以获得 k 个分类结果; 对每个记录进行表决以确定其最终分类。虽然随机森林分类器计算速度比单个决策树慢, 需要自身算法推断出超出范围的独立变量或非独立变量, 但其能处理高维特征, 不易产生过拟合, 模型训练速度比较快, 可以产生高准确度的分类器, 分类效果比较好。但随机森林决策树的数量对随机森林算法的效率有重要影响。当决策树数量偏少时, 分类精度降低; 决策树偏多时, 分类精度会趋于稳定, 但运算速度缓慢。有研究表明, 在 1~100 范围内, 当决策树大于 50 时, 再继续增大随机森林决策树数量已无意义, 因此本文选取决策树数量为 50^[32]。

2.2 精度评价

为有效评估不同数据对不同覆被类型的提取精度, 本文从分类总体精度、混淆矩阵、Kappa 系数、制图精度和用户精度 5 方面进行比较分析^[33]。

3 实验结果与分析

3.1 融合月平均时序 Sentinel-1 SAR 数据分类

在气候湿润、多雾多云的地方, 光学数据难以获取。Sentinel-1 卫星搭载的 C 波段波长远高于云粒子的典型尺寸, 且自身发出能量脉冲, 故可穿透大部分云雾并不受光照条件的影响, 被广泛应用于农作物提取研究。单利用某一时相的 SAR 极化特征数据有极大的局限性。有研究表明, 将月尺度上观测数据进行均值合成后, 能够降低降水对分类精度的影响, 较大程度提高禾谷类作物的分类精度^[12]。因此本研究选取冬小麦生长期内 2019 年 11 月到 2020 年 5 月 Sentinel-1 SAR 数据, 在月尺度上进行均值合成, 用于冬小麦识别研究。

融合 7 个月均值 Sentinel-1 SAR 数据的 VV、VH 极化雷达后向散射系数和其通过 GLCM 计算的纹理特征, 应用 RF 算法进行分类。在 GLCM 计算纹理特征共生矩阵大小的选择上, 选取 4、8、16 邻域数值进行计算, 分类精度最高为 4 邻域。此时, 融合多时相 Sentinel-1 极化特征和纹理特征的分类总体精度为 91.00%, Kappa 系数为 0.84。冬小麦的制图精度为 95.66%, 用户精度为 96.58%, 结果如表 4 和图 2 所示。从碎部地区分类结果与 GF-6 的融合多光谱分辨率 2 m 数据 (图 3) 对比发现, 加入

纹理特征导致覆被结构复杂的区域呈现斑块现象,碎部覆被细节体现不明显,这是共生矩阵计算纹理

特征时应用周围像素参与计算和破碎地块像素变化不规律导致的结果。

表 4 多时相 Sentinel-1 SAR 数据的极化特征和纹理特征分类结果

Tab.4 Classification results of multi-temporal Sentinel-1 SAR data combining texture features and polarization features

覆被类型	建筑用地	冬小麦	水体	林地	其他植被	其他用地	总数	制图精度/%
建筑用地	3 036	254	169	67	2	114	3 642	83.36
冬小麦	852	27 759	2	83	13	308	29 017	95.66
水体	21	1	2 160	1	3	0	2 186	98.81
林地	409	20	0	1 402	403	18	2 252	62.26
其他植被	1	34	0	138	6 224	61	6 458	96.38
其他用地	153	675	0	13	310	1 150	2 301	49.98
总数	4 472	28 743	2 331	1 704	6 955	1 651	45 856	
用户精度/%	67.89	96.58	92.66	82.28	89.49	69.65		

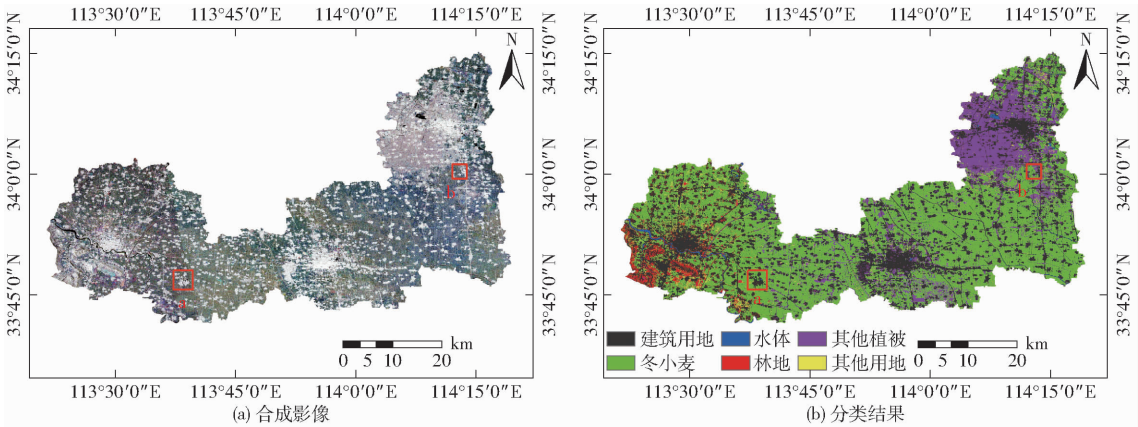


图 2 多时相 Sentinel-1 SAR VV 极化数据真彩色合成影像以及数据极化特征和纹理特征组合分类结果

Fig. 2 True color synthetic diagrams of multi-temporal Sentinel-1 SAR VV polarization data

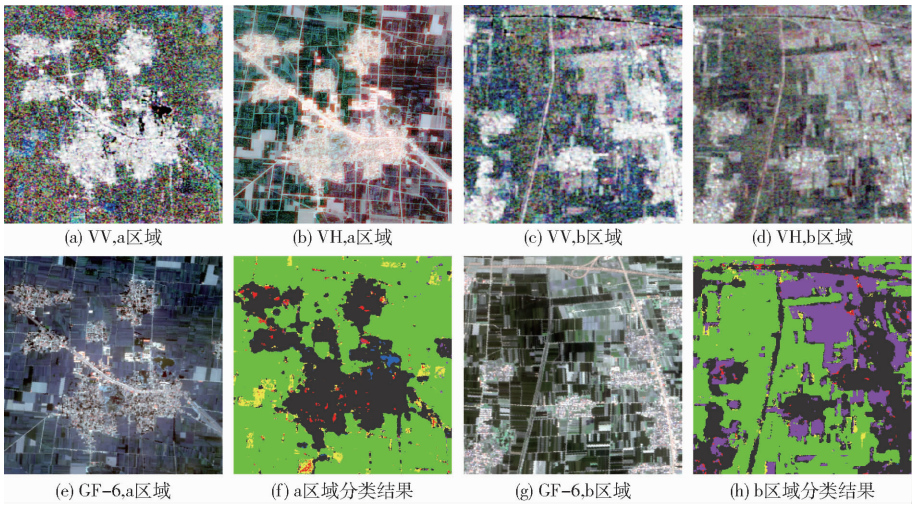


图 3 展示区域 VV、VH 极化数据真彩色合成影像、GF-6 号光学数据和分类结果

Fig. 3 Display area diagrams of true color synthetic image of VV and VH polarization data, GF-6 optical data and classification results

在遥感影像分类中,特征变量权重能够增强对特征变量之间的理解。在 RF 算法中,基于袋外数据,可以对输入数据的权重进行验证,获得每个特征的权重值,用平均精度减少值来表示,其原理是将某特征参数数值变为随机数,计算其对模型准确率的

影响,根据得到的精度减少值来计算此参数的权重,该值越大表明该变量的权重越大^[24]。GEE 中通过 explain() 函数可输出各特征的权重,特征变量权重的总和与变量的数目相关,并非固定值,其权重在自身变量组中具有相对意义。图 4 表示在分类过程中

各变量的特征值权重,各特征变量在不同时期的重要性差异较大。对比 VH、VV 与纹理特征的特征值,在每个月平均值中,除去 2019 年 11 月和 2020 年 2 月,极化数据特征对分类的贡献率相对纹理特征较大。有研究表明,分类精度和特征重要性与特征值之间的差异性呈正比例关系^[13]。从图 5 中发现,2019 年 11 月和 2020 年 2 月重要性降低的原因是冬小麦与其他用地、其他植被、林地的极化值差异较小。

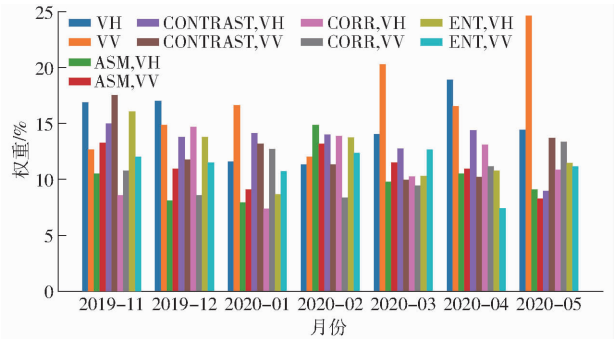


图 4 多时相 Sentinel-1 SAR 数据的特征值权重
Fig. 4 Features weight for multi-temporal Sentinel-1 SAR data

去除纹理特征,仅使用月平均的 VH 和 VV 极化数据进行冬小麦提取,结果如表 5 和图 6 所示。此时,融合月平均 VH 和 VV 极化数据的分类总体精度达到 85.93%,Kappa 系数为 0.75,相对于添加纹理特征,总体精度降低 5.07 个百分点,Kappa 系数降低 10.71%。由此表明,综合极化数据和纹理特征使分类精度较高,说明多源特征量的综合有

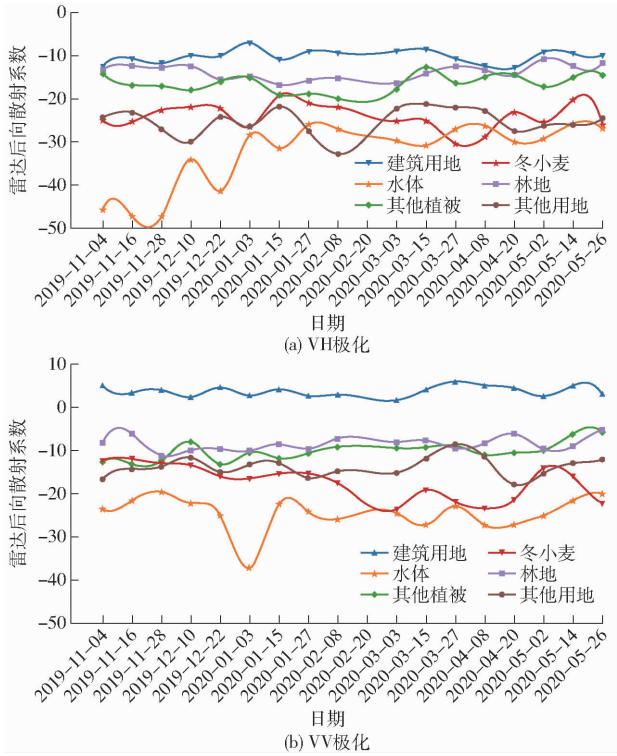


图 5 不同覆被类型 VH 和 VV 极化数值变化曲线
Fig. 5 Variation of VH and VV polarization values of different land covers

利于总体分类结果的改善。受冬小麦地块连片种植的影响,冬小麦的制图精度和用户精度变化仅为 0.01、0.4 个百分点,识别精度受纹理特征影响较小。对于其他覆被类型,虽单使用融合极化月平均数据识别精度较低,但破碎地块细节体现明显,其原因有待进一步研究。

表 5 多时相 Sentinel-1 SAR 的极化特征分类结果

Tab. 5 Classification results of multi-temporal Sentinel-1 SAR data polarization features								
覆被类型	建筑用地	冬小麦	水体	林地	其他植被	其他用地	总数	制图精度/%
建筑用地	2 483	444	153	228	124	210	3 642	68.18
冬小麦	801	27 762	44	100	30	280	29 017	95.67
水体	18	2	2 157	3	6	0	2 186	98.67
林地	775	3	0	671	793	10	2 252	29.80
其他植被	529	15	0	320	5 489	105	6 458	85.00
其他用地	800	640	6	10	1	844	2 301	36.68
总数	5 406	28 866	2 360	1 332	6 443	1 449	45 856	
用户精度/%	45.93	96.18	91.40	50.38	85.19	58.25		

3.2 融合 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 光学数据分类

SAR 数据的地物后向散射特性异于光学遥感影像。光学数据反映目标体的光谱特性,SAR 数据的穿透性不仅能够获取植被的表面信息,对植被的叶、茎、枝干等信息也有一定的反映,获取的是不同于光学数据的地物信息^[34]。图 7 为不同覆被在冬小麦生长期期间的 Savitzky-Golay 滤波 NDVI 变化图。

越冬期过后,2—3 月温度上升,冬小麦进入返青期和拔节期,叶绿素含量逐渐升高,而林草与其他植被在此时生长较为缓慢,导致 NDVI 特征值差异较大。3—4 月为冬小麦拔节期/孕穗期,整体植被指数较高,NDVI 差异值减小。在 5 月中旬以后,冬小麦在灌浆期、收获期叶片含水率、叶绿素含量降低,叶黄素含量升高,植被指数呈陡然下降趋势,但其他植被的植被指数开始升高,此时冬小麦 NDVI 会与其他

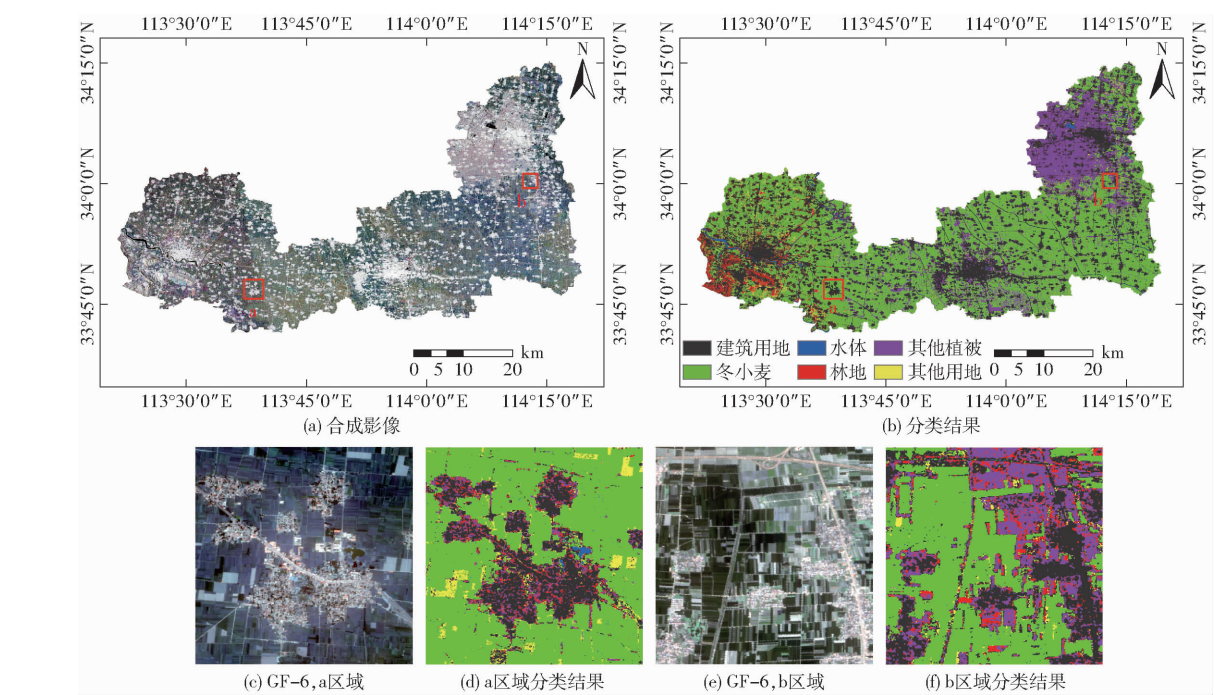


图 6 多时相 Sentinel-1 SAR VH 极化数据真彩色合成影像以及数据极化特征组合分类结果

Fig. 6 True color synthetic diagrams of multi-temporal Sentinel-1 SAR VH polarization data

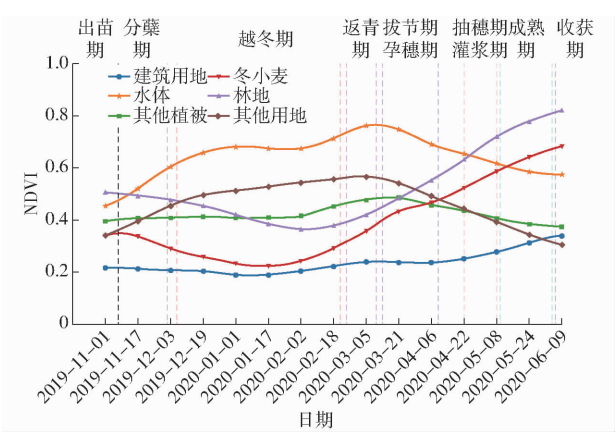


图 7 不同覆被 Savitzky-Golay 滤波 NDVI 变化曲线

Fig. 7 NDVI Savitzky-Golay filter variation curves of different land covers

覆被的 NDVI 存在交叉。基于特征值差异值越大, RF 算法分类精度越高的原则,选取返青期作为光学数据的输入,数据日期为 2020 年 2 月 22 日。在 GEE 中,通过 get(‘CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE’)函

数,可获取该地区 2020 年 2 月 22 日 Sentinel-2 光学影像的含云量,输出结果为 0.45%。

首先,对返青期的光学数据进行分类研究,结果如表 6 和图 8 所示。返青期 Sentinel-2 光学数据的分类总体精度为 94.01%,Kappa 系数为 0.89,冬小麦制图精度和用户精度分别为 96.34%、97.67%。相对于加纹理特征的融合 Sentinel-1 SAR 数据分类精度,返青期 Sentinel-2 的总体精度提高 3.01 个百分点,Kappa 系数提高 5.95%。但冬小麦的制图精度和用户精度差距为 1 个百分点左右。单期光学影像相对于时序 SAR 数据,在识别冬小麦过程中优势明显。

图 9 为冬小麦返青期 Sentinel-2 光学数据特征值的权重。光学数据熵值纹理特征此时为 0,植被指数特征值权重相对均衡,主要是在选取各类指数过程中,不同指数反映了作物生长阶段的一些生长特征。但遥感信息反映的只是地表或作物群体瞬间

表 6 冬小麦返青期 Sentinel-2 光学数据分类结果

Tab. 6 Sentinel-2 optical data classification results of winter wheat at greenback period								
覆被类型	建筑用地	冬小麦	水体	林地	其他植被	其他用地	总数	制图精度/%
建筑用地	3 464	80	2	67	23	6	3 642	95.11
冬小麦	65	27 956	0	0	470	526	29 017	96.34
水体	1	0	2 174	3	8	0	2 186	99.45
林地	271	5	0	1 939	31	6	2 252	86.10
其他植被	3	324	0	29	5 618	484	6 458	86.99
其他用地	14	259	0	0	70	1 958	2 301	85.09
总数	3 818	28 624	2 176	2 038	6 220	2 980	45 856	
用户精度/%	90.73	97.67	99.91	95.14	90.32	65.70		

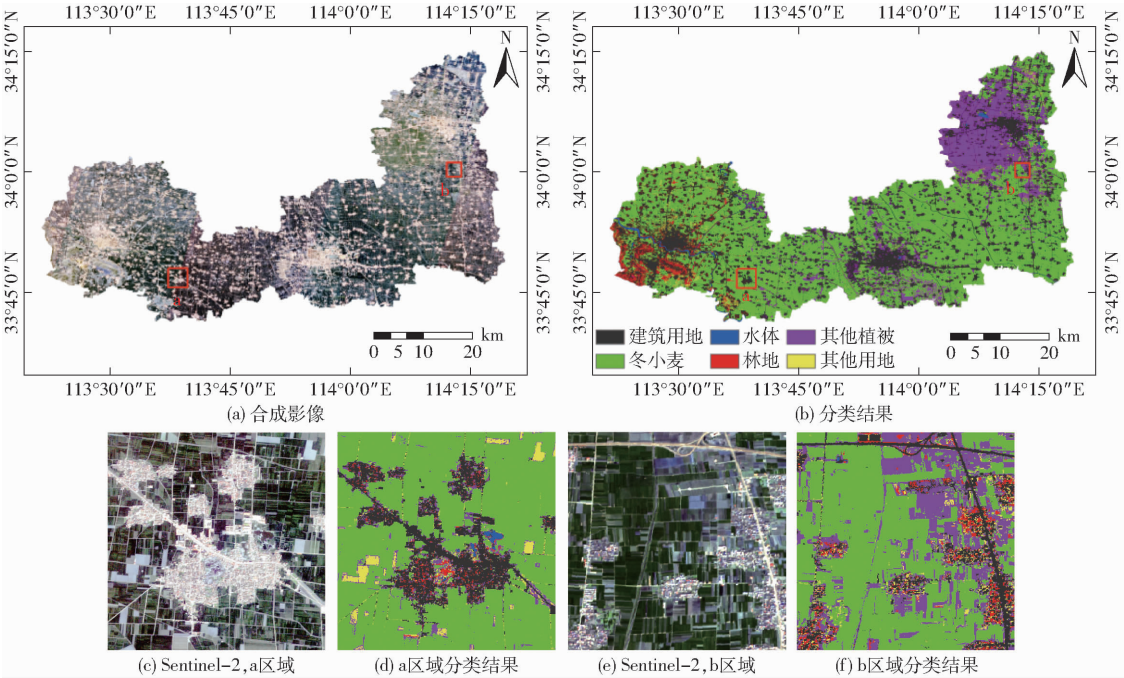


图 8 冬小麦返青期 Sentinel-2 光学数据及其分类结果

Fig.8 Sentinel-2 optical data and its classification results diagrams of winter wheat at greenback period

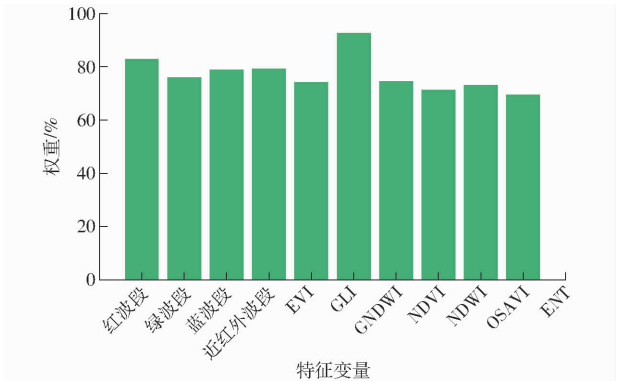


图 9 冬小麦返青期 Sentinel-2 光学数据特征值权重

Fig.9 Sentinel-2 optical data features value weight of winter wheat at greenback period

的物理状况,而作物生长是一个随时间变化的连续过程。在进一步研究中,应考虑光学遥感信息与物候信息的结合,突出作物生长-衰老交替引起的季节性植被变化,降低同物异谱和异物同谱现象,特别在

混合像元及破碎地块对冬小麦的提取上具有很强的优势。但本文主要研究时序 SAR 数据和光学数据的互补性,开发一种应用少量光学数据或无光学数据的分类方法。

融合时序 Sentinel-1 SAR、SAR 纹理特征和返青期 Sentinel-2 光学数据,进行冬小麦提取研究。表 7 和图 10 结果表明,当时序 Sentinel-1 SAR 加入纹理特征时,与返青期 Sentinel-2 光学数据融合的分类总体精度为 95.31%,Kappa 系数为 0.92,冬小麦的制图精度及用户精度为 97.71% 和 97.23%。融合 Sentinel 主被动遥感数据的总体精度和 Kappa 系数,相对于加入纹理特征的融合月平均 Sentinel-1 SAR 数据提高 4.31 个百分点和 9.52%,冬小麦制图精度和用户精度提高 2 个百分点左右,相对于返青期的 Sentinel-2 光学数据提高 1.3 个百分点和 3.37%。融合 Sentinel 主被动遥感数据能够提高分

表 7 多时相 Sentinel-1 SAR 数据的极化特征、纹理特征融合单期光学数据分类结果

Tab.7 Classification results of multi-temporal Sentinel-1 SAR data polarization features and texture features integrating a single optical data								
覆被类型	建筑用地	冬小麦	水体	林地	其他植被	其他用地	总数	制图精度/%
建筑用地	3 427	71	9	106	4	25	3 642	94.10
冬小麦	130	28 353	0	64	40	430	29 017	97.71
水体	4	0	2 177	0	5	0	2 186	99.59
林地	165	1	0	2 070	16	0	2 252	91.92
其他植被	0	1	0	5	6 413	39	6 458	99.30
其他用地	60	734	0	3	237	1 267	2 301	55.06
总数	3 786	29 160	2 186	2 248	6 715	1 761	45 856	
用户精度/%	90.52	97.23	99.59	92.08	95.50	71.95		

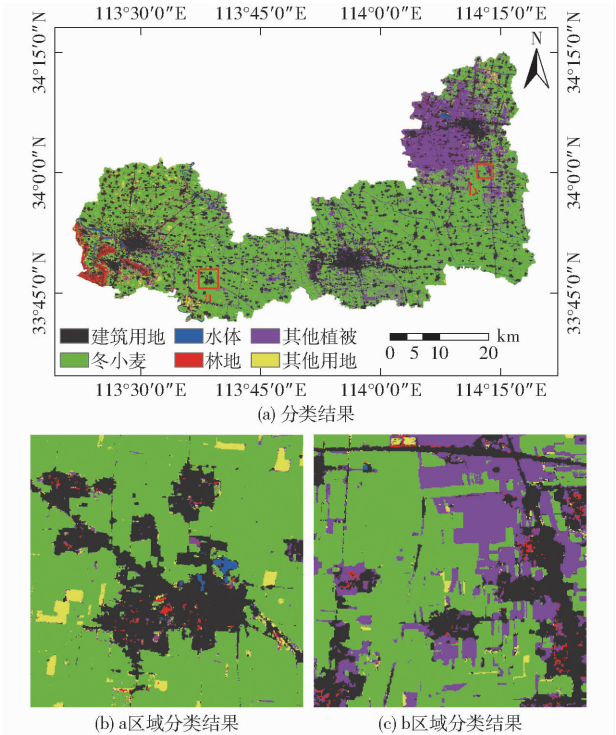


图 10 多时相 Sentinel-1 SAR 数据的极化特征、纹理特征融合单期光学数据分类结果

Fig. 10 Classification results diagrams of multi-temporal Sentinel-1 SAR data on polarization features and texture features integrating a single optical data

类总体精度和冬小麦的识别精度。

在融合 Sentinel 主被动遥感数据特征值权重方面,如图 11 所示,光学数据的权重高于 SAR 数据的

表 8 多时相 Sentinel-1 SAR 极化特征融合单期光学数据分类结果

Tab.8	Classification results of multi-temporal Sentinel-1 SAR data polarization features integrating a single optical data							
覆被类型	建筑用地	冬小麦	水体	林地	其他植被	其他用地	总数	制图精度/%
建筑用地	3 378	88	5	115	34	22	3 642	92.75
冬小麦	114	28 599	0	0	132	172	29 017	98.56
水体	1	3	2 172	4	6	0	2 186	99.36
林地	264	1	0	1 950	37	0	2 252	86.59
其他植被	1	0	0	27	6 120	310	6 458	94.77
其他用地	51	516	0	1	32	1 701	2 301	73.92
总数	3 809	29 207	2 177	2 097	6 361	2 205	45 856	
用户精度/%	88.68	97.92	99.77	92.99	96.21	77.14		

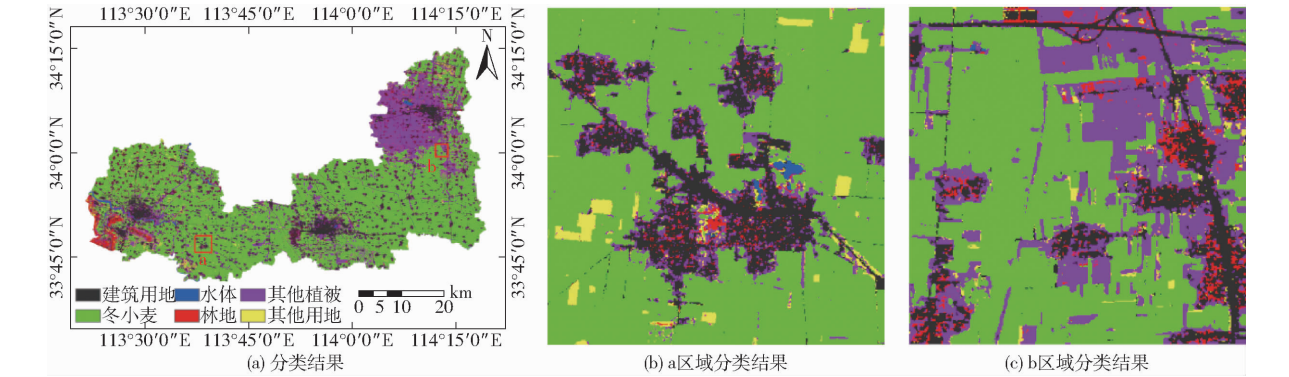


图 12 多时相 Sentinel-1 极化特征融合单期光学数据分类结果

Fig. 12 Classification results diagrams of multi-temporal Sentinel-1 SAR data on polarization features integrating a single optical data

权重,这也是应用 RF 算法时,单基于光学数据高于融合月平均时序 SAR 数据的原因。纹理特征值的权重相对较弱。时序 Sentinel-1 SAR 不加入纹理特征时,与返青期 Sentinel-2 光学数据融合的分类总体精度为 95.78%,Kappa 系数为 0.92,相对于未添加纹理特征的融合月平均 Sentinel-1 SAR 数据提高 9.85 个百分点和 22.67%,冬小麦的制图精度及用户精度为 98.56% 和 97.92%,如表 8 和图 12 所示。相对于添加纹理特征的联合数据总体精度增加 0.47 个百分点,两者精度差别不明显。但在冬小麦及其他地物提取方面,添加纹理特征的融合数据冬小麦识别精度降低 0.8 个百分点左右,特别是其他用地的制图精度降低18.86个百分点。综合

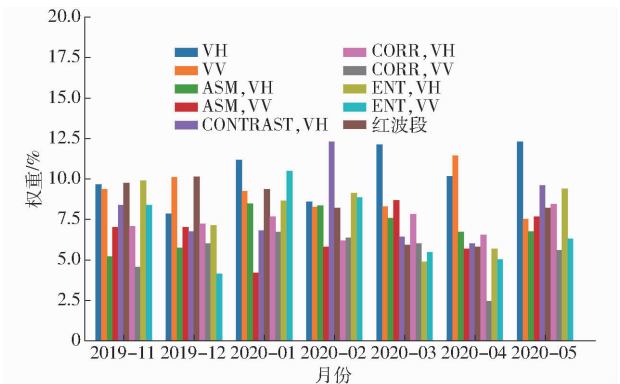


图 11 融合 Sentinel 主被动遥感数据特征值权重

Fig. 11 Integrating Sentinel active and passive remote sensing data features weight

对比表 4 和表 5,表 7 和表 8,纹理特征对冬小麦的识别精度影响程度较小。可见,融合 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 光学数据分类与融合 Sentinel-1 SAR 数据同样表现为,添加纹理特征的融合数据在覆被类型复杂地块的分类精度上,并不随特征值的增加而占优势。

4 结 论

(1)在缺乏光学数据的情况下,融合冬小麦生

长期时序月平均 SAR 数据对冬小麦的提取精度能够达到 95%,受冬小麦地块连片区域的影响,纹理特征对冬小麦识别精度影响程度较小。

(2)时序月平均 SAR 数据与单期光学数据联合时,添加纹理特征的分类总体精度与未添加纹理特征的总体精度差异微小,都达到 95% 左右。融合 Sentinel 主被动遥感数据,在破碎地块,添加纹理特征会导致分类精度降低,但对冬小麦的提取精度同样达到 98% 左右。

参 考 文 献

[1] 王凯,赵军,朱国锋,等. 基于 GF-1 遥感数据决策树与混合像元分解模型的冬小麦种植面积早期估算[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(1): 158-167.
WANG Kai, ZHAO Jun, ZHU Guofeng, et al. Early estimation of winter wheat planting area in Qingyang City by decision tree and pixel unmixing methods based on GF-1 satellite data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(1): 158-167. (in Chinese)

[2] 马腾,刘全明,孙红. 多源遥感技术在土地利用分类中的应用[J]. 测绘通报, 2018(8): 56-61.
MA Teng, LIU Quanming, SUN Hong. Application of multi-source remote sensing technology in land use classification[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(8): 56-61. (in Chinese)

[3] 张莎,张佳华,白雲,等. 基于 MODIS-EVI 及物候差异免閾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. Extracting winter wheat area in Huanghuaihai Plain using MODIS-EVI data and phenology difference avoiding threshold[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(11):150-158. (in Chinese)

[4] 王鹏新,苟兰,李俐,等. 基于时间序列叶面积指数傅里叶变换的作物种植区域提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 207-215.
WANG Pengxin, XUN Lan, LI Li, et al. Extraction of planting areas of main crops based on Fourier transformed characteristics of time series leaf area index products[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 207-215. (in Chinese)

[5] 王利民,刘佳,姚保民,等. 基于 GF-1 影像 NDVI 年度间相关分析的冬小麦面积变化监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(8): 184-191.
WANG Limin, LIU Jia, YAO Baomin, et al. Area change monitoring of winter wheat based on relationship analysis of GF-1 NDVI among different years[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(8):184-191. (in Chinese)

[6] 王振武,孙佳骏,于忠义,等. 基于支持向量机的遥感图像分类研究综述[J]. 计算机科学, 2016, 43(9): 11-17,31.
WANG Zhenwu, SUN Jiajun, YU Zhongyi, et al. Review of remote sensing image classification based on support vector machine [J]. Computer Science, 2016, 43(9): 11-17,31. (in Chinese)

[7] 李颖,李耀辉,王金鑫,等. SVM 和 ANN 在多光谱遥感影像分类中的比较研究[J]. 海洋测绘, 2016, 36(5): 19-22.
LI Ying, LI Yaohui, WANG Jinxin, et al. A comparative study of SVM and ANN in multi-spectral image classification[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2016, 36(5): 19-22. (in Chinese)

[8] 赵丹平,顾海燕,贾莹. 机器学习法在面向对象影像分类中的对比分析[J]. 测绘科学, 2016, 41(10): 181-186.
ZHAO Danping, GU Haiyan, JIA Ying. Comparison of machine learning method in object-based image classification[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(10): 181-186. (in Chinese)

[9] 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 perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767. (in Chinese)

[10] 毛丽君,李明诗. GEE 环境下联合 Sentinel 主被动遥感数据的国家公园土地覆盖分类[J/OL]. 武汉大学学报(信息科版), <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20210323.0908.001.html>.

[11] 陈全,周忠发,王玲玉,等. 基于多时相 Sentinel-1 SAR 数据的喀斯特石漠化区地表土壤水分反演研究[J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(5): 628-636.
CHEN Quan, ZHOU Zhongfa, WANG Lingyu, et al. Surface soil moisture retrieval using multi-temporal Sentinel-1 SAR data in Karst rocky desertification area[J]. J. Infrared Millim. Waves, 2020, 39(5):628-636. (in Chinese)

[12] LUO C, QI B, LIU H, et al. Using time series Sentinel-1 images for object-oriented crop classification in Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4):561.

[13] 贾坤,李强子,田亦陈,等. 微波后向散射数据改进农作物光谱分类精度研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(2): 483-487.
JIA Kun, LI Qiangzi, TIAN Yichen, et al. Accuracy improvement of spectral classification of crop using microwave backscatter data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(2): 483-487. (in Chinese)

[14] BLAES X, VANHALLE L, DEFOURNY P. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(3-4): 352-365.

[15] RUIZ J S, ORDO EZ Y F, WOODHOUSE I H. Land-cover classification using radar and optical images: a case study in Central Mexico[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(12):3291-3305.

[16] INGLADA J, VINCENT A, ARIAS M, et al. Improved early crop type identification by joint use of high temporal resolution SAR and optical image time series[J]. Remote Sensing, 2016, 8(5):362.

- [17] 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(5): 778–782.
- [18] 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)
- [19] 谭深, 吴炳方, 张鑫. 基于 Google Earth Engine 与多源遥感数据的海南水稻分类研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(6): 937–947.
TAN Shen, WU Bingfang, ZHANG Xin. Mapping paddy rice in the Hainan Province using both Google Earth Engine and remote sensing images[J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(6): 937–947. (in Chinese)
- [20] 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/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 218–225.
LI Xuqing, LIU Shimeng, LI Long, et al. Automatic interpretation of spatial distribution of winter wheat-based on random forest algorithm to optimize multi-temporal features[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 218–225. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190624&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.024. (in Chinese)
- [21] 李彬彬, 谢欢, 童小华, 等. 基于随机森林的 ICESat-2 卫星数据地表覆盖分类[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(11): 115–121.
LI Binbin, XIE Huan, TONG Xiaohua, et al. Land cover classification using ICESat-2 data with random forest[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(11): 115–121. (in Chinese)
- [22] KUMAR L, MUTANGA O. Google Earth Engine applications since inception: usage, trends, and potential[J]. Remote Sensing, 2018, 10(10):1509.
- [23] PHAN T N, KUCH V, LEHNERT L W. Land cover classification using Google Earth Engine and random forest classifier—the role of image composition[J]. Remote Sensing, 2020, 12(15):2411.
- [24] 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. Winter wheat area extraction based on multi-feature extraction and feature selection[J]. Journal of Shaanxi Normal University (Nature Science Edition), 2020, 48(1):40–49. (in Chinese)
- [25] ULABY F T, KOUYATE F, RISCO B B, et al. Textural information in SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24(2): 235–245.
- [26] 苏龙飞, 李振轩, 高飞, 等. 遥感影像水体提取研究综述[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 9–11.
SU Longfei, LI Zhenxuan, GAO Fei, et al. A review of remote sensing image water extraction[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2021, 33(1): 9–11. (in Chinese)
- [27] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 146–155.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):146–155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200717&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.017. (in Chinese)
- [28] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1–2): 195–213.
- [29] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS—MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289–298.
- [30] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95–107.
- [31] 王利花, 金辉虎, 王晨丞, 等. 基于合成孔径雷达的农作物后向散射特性及纹理信息分析——以吉林省农安县为例[J]. 中国生态农业学报, 2019, 27(9): 1385–1393.
WANG Lihua, JIN Huihu, WANG Chencheng, et al. Backscattering characteristics and texture information analysis of typical crops based on synthetic aperture radar: a case study of Nong'an County, Jilin Province [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2019, 27(9):1385–1393. (in Chinese)
- [32] 郭群佐, 邓荣鑫, 魏义长, 等. 河南省原阳县引黄灌区水稻田信息提取研究[J]. 湿地科学, 2021, 19(1): 40–46.
GUO Qunzuo, DENG Rongxin, WEI Yichang, et al. Information extraction of rice fields in Yellow River irrigation area in Yuanyang County, Henan Province[J]. Wetland Science, 2021, 19(1): 40–46. (in Chinese)
- [33] 蔡祥, 李琦, 罗言, 等. 面向对象结合深度学习方法的矿区地物提取[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 63–71.
CAI Xiang, LI Qi, LUO Yan, et al. Surface features extraction of mining area image based on object-oriented and deep-learning method[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2021, 33(1): 63–71. (in Chinese)
- [34] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 192–198.
GUO Jiao, ZHU Lin, JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 192–198. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180422&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.022. (in Chinese)