

基于 Sentinel-2 与时序 Sentinel-1 SAR 特征的 赣南柑橘种植区识别方法

唐琪¹ 李恒凯¹ 周艳兵² 王秀丽³

(1. 江西理工大学土木与测绘工程学院, 赣州 341000; 2. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097;
3. 江西理工大学经济管理学院, 赣州 341000)

摘要: 为准确获取柑橘果园空间分布信息, 实现柑橘种植结构调整、产量估算和资源管理, 以赣南 3 个柑橘种植主产区(信丰县、安远县及寻乌县)为研究区域, 针对南方地区多云多雨导致传统光学影像较为缺乏的问题, 使用 Sentinel 系列数据和 PIE-Engine 平台, 构建和优选了光谱特征、植被水体指数特征、红边波段特征和纹理特征, 并引入时间序列 Sentinel-1 合成孔径雷达(SAR)数据的后向散射系数, 共同探讨不同特征组合对柑橘种植园的识别提取效果, 基于随机森林算法并融合 Sentinel-2 与时序 Sentinel-1 SAR 特征识别提取了赣南柑橘种植区。结果表明: 5、9、11 月柑橘种植园与其他地物的平均后向散射系数分离性最佳, 是识别提取柑橘的关键时期; 指数特征及纹理特征参与分类改善了分类效果且提高了分类精度; 相较于单一 SAR 特征及指数、纹理特征, 加入时序 SAR 特征的分类结果中总体精度达 90.084%, Kappa 系数达 0.863, 错分、漏分误差较小, 符合实际地物分布情况, 说明了时序 SAR 特征的可用性和实用性。本研究可为多云多雨的南方柑橘果园的识别提取提供参考。

关键词: 柑橘; 种植区识别; PIE-Engine; 时序 SAR; Sentinel 卫星

中图分类号: P23; TP79

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)03-0193-10

OSID:



Identification of Gannan Citrus Planting Area Based on Sentinel-2 and Temporal Sentinel-1 SAR Features

TANG Qi¹ LI Hengkai¹ ZHOU Yanbing² WANG Xiuli³

(1. School of Civil and Surveying & Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China
2. Research Center of Information Technology, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China
3. School of Economics and Management, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: In order to accurately obtain spatial distribution information of citrus orchards and achieve adjustments in citrus cultivation structure, yield estimation, and resource management, focusing on three main citrus-producing regions in southern Jiangxi: Xinfeng County, Anyuan County, and Xunwu County, in addressing the challenge posed by frequent cloud cover and rainfall in the southern region, resulting in a scarcity of traditional optical images, Sentinel series data and the PIE-Engine platform were employed. Spectral features, vegetation water body index features, red edge band features, and texture features were constructed and optimized. Furthermore, the backscatter coefficients of time-series Sentinel-1 synthetic aperture radar (SAR) data were incorporated to collectively explore the recognition and extraction effects of different feature combinations on citrus plantations. Based on the random forest algorithm and the fusion of Sentinel-2 and temporal Sentinel-1 SAR feature recognition, the citrus planting area in Gannan was extracted. The results indicated that the average backscatter coefficient separation between citrus plantations and other ground features was most pronounced in May, September, and November, which were the critical periods for citrus identification and extraction. The involvement of index features and texture features in classification proved advantageous for classification effectiveness and

收稿日期: 2023-08-01 修回日期: 2023-10-12

基金项目: 教育部产学研协同育人项目(202102245015)和江西省高校人文社科研究项目(JC21123)

作者简介: 唐琪(2000—), 女, 硕士生, 主要从事农业 GIS 与遥感技术研究, E-mail: 6120220130@mail.jxust.edu.cn

通信作者: 周艳兵(1979—), 男, 副研究员, 主要从事农业地理信息和农业资源管理技术研究, E-mail: zhoubing@nercita.org.cn

enhanced classification accuracy. In comparison with single SAR features, as well as index and texture features, the overall accuracy of the classification results with the inclusion of temporal SAR features was 90.084%, with Kappa coefficient of 0.863. misclassification and leakage errors were relatively small, aligning with the actual distribution of land objects, signifying the availability and practicality of temporal SAR features. The research result can provide reference for the identification and extraction of citrus orchards in the cloudy and rainy southern regions, and it had certain application potential.

Key words: citrus; plantation area identification; PIE – Engine; temporal SAR; Sentinel satellite

0 引言

江西省赣州市具有得天独厚的气候、丰富的山地资源和优越的区位优势,有利于大规模发展柑橘产业。当前,柑橘产业是乡村振兴、产业兴旺的依托产业,是农民增收致富的特色优势和骨干产业。快速精准获取柑橘果园空间种植分布,对于农业管理、资源调查和生态环境保护以及科学指导柑橘产业发展具有重要意义。

相对于传统的野外调查,遥感技术具有广域观测、实时监测、多源数据、数据量大的特点,能够实现大范围连续观测,快速获取地表信息^[1]。但由于赣州市位于我国南方丘陵山地地带,其地形起伏较大,呈现出复杂多样的地形特征,包括山脉、丘陵、峡谷、河流等。其地块破碎性导致地物之间的空间联系相对较弱,地物分布不均匀,植被群落等多样化,这对于作物分类带来了困难。且中国南方云雨天气对重访周期较长的中高分辨率卫星数据影响更为巨大,对于大尺度区域和阴雨天气较多的南方地区更易造成数据缺失,无法实现全年依据作物物候的分类识别^[2-4]。

基于微波的合成孔径雷达(SAR)弥补了光学影像的不足,其对云、雾、雨有着强穿透力,可以对地表进行全天时、全天候观测。但由于单独使用 SAR 数据易受到雷达入射角、土壤水分等因素的干扰,故有学者将光学遥感与微波遥感相结合进行地物分类^[5]。红边、近红外和短波红外等波段结合 SAR、地形纹理数据使用可以发挥多源遥感数据优势互补的作用^[6-8],光谱信息和散射机制的融合对地表信息提取有着巨大的潜力^[9-10]。此外,为研究长时序作物的生长变化以及扩张演变等,许多学者利用时序 SAR 影像结合作物生长物候期进行分类识别,取得了较好的分类效果^[11-12]。

除所选的数据特征外,算法也是影响作物分类精度的重要因素。实验证明随机森林算法在相同分类条件下与其他机器学习分类方法(支持向量机、神经网络)相比,其所得结果精度明显提高^[13-15]。此外,随机森林算法广泛适用于综合多特征的分类

场景,例如文献[16]使用 Landsat 影像构建多维分类特征集,利用随机森林分类算法有效提取了赣南柑橘果园;文献[17]通过时序谱标准曲线提取的物候特征结合随机森林分类器对 2020 年黑龙江省大豆进行分类制图,总体精度、用户精度、制图精度、F1 值均达到较高水平。

由于数据量和机器性能的限制,使用基于工作站的常规遥感影像处理软件,在收集、存储和处理覆盖大尺度区域长时间序列的遥感数据方面效率低。PIE – Engine 地球科学引擎是国内首个自主可控的基于互联网规模化运行的对地观测遥感数据处理与服务引擎,实现了云上多源异构遥感数据处理流程的灵活搭建、任务全程监控、多端协同作业和准实时快速处理,具有强大的数据存储和高性能分析计算能力^[18-19]。

本文选取赣州市 3 个最大柑橘产出县作为研究区域,考虑到该区域属于南方丘陵山地地区,具有地形复杂破碎及多云多雨的特点,引入纹理及 SAR 特征参与分类。基于 PIE – Engine 云平台协同利用 Sentinel 系列影像构建特征指数,并以柑橘一年生长周期内的多种特征融合为突破口,引入时间序列 Sentinel – 1 SAR 数据捕获柑橘果园关键的物候期,选用随机森林算法进行分类并讨论 6 组特征组合的分类效果,以突出时序 SAR 特征在多云多雨的南方丘陵山区的实用性。

1 研究区概况

“赣南”特指江西省赣州市所辖的 2 区 15 县,地属亚热带季风气候区,具有春夏降水集中、气候温和、雨量充沛、酷暑和严寒流时间短、无霜期长等气候特征。区内以红壤为主,土地肥力较好,土壤多呈酸性。该地多为山地、丘陵地形,坡度平缓,所受光照均匀,境内水系发达,具有开展柑橘种植的优越地貌、土壤与气候条件。本文选取赣南地区柑橘种植面积最大的 3 个主产区(信丰县、安远县及寻乌县)进行研究(24°53′18″~25°12′10″N,114°54′57″~115°54′25″E),如图 1a 所示,此 3 县柑橘种植面积占全省总种植面积的 50% 以上。

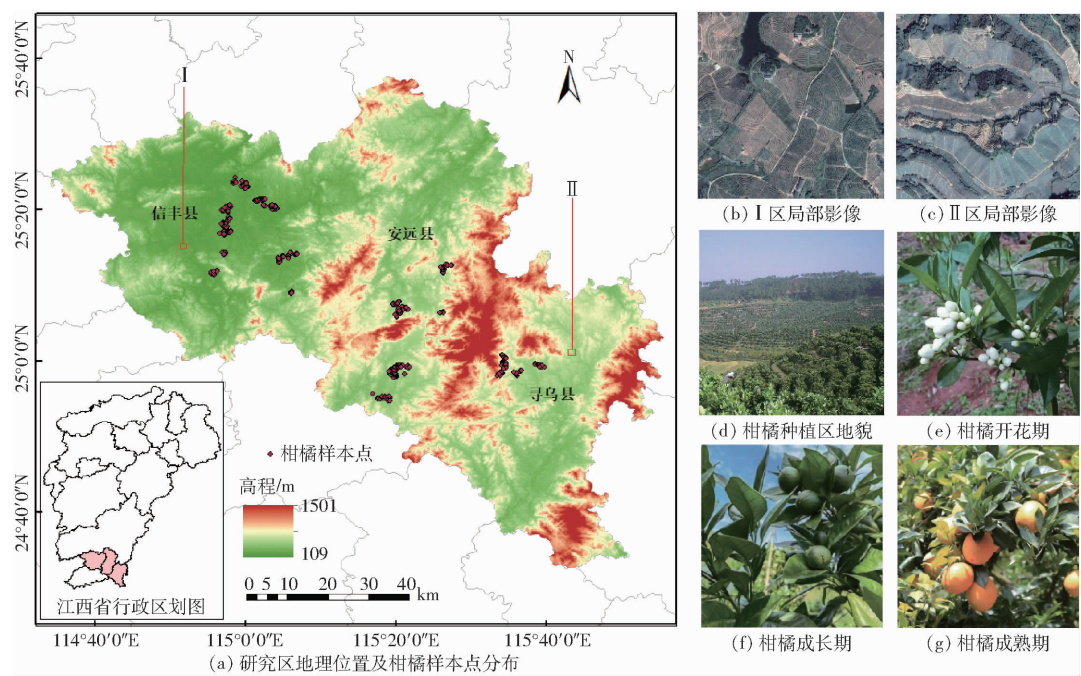


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of research area

2 材料及方法

2.1 数据来源及预处理

研究过程中使用的数据均由 PIE-Engine 平台在线调用与处理,具体包括 Sentinel-1 双极化 SAR 卫星数据, Sentinel-2 卫星的多光谱数据, SRTM 数字高程数据以及训练样本点数据。

Sentinel-1A 卫星搭载了 C 波段 (5.4 GHz) SAR 传感器。本研究选取 Level-1 级别地距影像 (Ground range detected, GRD) IW 模式双极化 Sentinel-1A 数据, 包含 VH 与 VV 2 种极化模式。由于 PIE 平台中提供的是已经经过辐射校正处理的产品, 所以每幅影像只需先掩膜边缘无效值, 再将无单位的后向散射强度图像转换为后向散射系数值 (以 dB 为单位) 即可完成预处理^[20]。

Sentinel-2 是高分辨率多光谱成像卫星, 所使用的 Sentinel-2 数据是集合中包含的 L1C 级产品数据, 是经过正射校正和亚像元几何精度校正后的大气表观反射率产品。Sentinel-2 是唯一能获取 3 个红边波段影像的米级分辨率传感器, 为农业和生态环境领域的遥感研究和应用提供了更多可能性^[21]。本文所用 Sentinel 系列影像数据如表 1 所示。

通过采集研究区作物分布情况, 发现信丰县、安远县和寻乌县 3 个县域内主要种植柑橘果树, 少部分地区有猕猴桃、鹰嘴桃和百香果等果园。研究区内地块较为集中, 林地、耕地、果园及其他地物差异明显, 故柑橘识别和分类是可行的^[22]。研究区的

表 1 所用影像数据采集日期

Tab. 1 Image data collection used

月份	Sentinel-1	Sentinel-2
3 月	2020-03-03	2020-03-15
4 月	2020-04-03	2020-04-15
5 月	2020-05-02	2020-05-14
6 月	2020-06-02	2020-06-14
7 月	2020-07-01	2020-07-20
8 月	2020-08-01	2020-08-18
9 月	2020-09-06	2020-09-18
10 月	2020-10-05	2020-10-17
11 月	2020-11-05	2020-11-17
12 月	2020-12-04	2020-12-16

土地利用类型被划分为 5 类: 柑橘果园 (无防虫网)、柑橘果园 (有防虫网)、林地、耕地和其他, 其典型地物样本点数量分别为 750、202、404、836、695。研究区内柑橘类农作物多为脐橙, 少部分区域种植柚子、蜜桔等, 其特征与脐橙相似性大, 故分类时不加以区分, 皆视为柑橘果园进行分类。

在地物分类过程中, 最大的困难是准确提取柑橘果园分布, 并减少其他地物分类结果之间的相互影响。在赣南地区, 河流两岸主要种植水稻等农作物, 而柑橘主要分布在海拔低、坡度缓的山地上。从图 1c 中可以观察到, 寻乌县柑橘种植范围内有许多水塘、洼地、小山坡和裸地, 白色区域为覆盖了防虫网的柑橘果园, 防虫网用于防止黄龙病在柑橘果树之间传播。而在安远县、信丰县 (图 1b、1d) 中, 柑橘主要种植在连绵丘陵的山坡上, 山脚种植柑橘, 而山顶则是原始林木。总体来说, 柑橘果园在遥感影像

上呈明显的块状分布。为了准确把握不同地物的分布特点,选择合适的样本点,使用随机森林算法进行监督分类。

2.2 研究方法

2.2.1 技术路线

本文所用数据分为 2 类,光学遥感数据和引入 SAR 数据以弥补柑橘生长关键时期缺失的光学数据。此外,考虑到其他作物、绿色植被等类别易与柑橘产生混淆,引入红边、纹理等特征作为建立特征库的辅助数据。在 SAR 数据处理分析方面,收集 2020 年 3—12 月时段内每隔 15 d 的 Sentinel-1 数据,将 VV 和 VH 极化方式下的每类典型地物后向散射系数进行统计,得到不同地物长时序后向散射系数变化曲线,结合柑橘生长物候特征分析其曲线变化原

因,同时计算各地物与柑橘果园的后向散射系数 J-M 距离,得到可分离性最强的适宜分类时间窗口,将该窗口内的数据作为 SAR 特征参与分类。

在光学数据处理分析方面,选取 11 月即柑橘成熟期(图 1g),此时柑橘橙黄特征明显,果实变大转黄,其在光学影像中可区分度最大。选取 Sentinel-2 11 月无云影像,通过不同波段数据计算得到所需的光谱指数、植被指数、红边指数、水体指数,另进行灰度共生矩阵计算、主成分波段分析后得到贡献度最大的两类作为纹理特征,辅助参与分类。将所有得到的特征进行整理后波段合成,输入随机森林分类器中进行处理分类。重新选择样本地块进行随机森林分类结果精度评价,对比不同特征组合得到最佳分类结果,如图 2 所示。

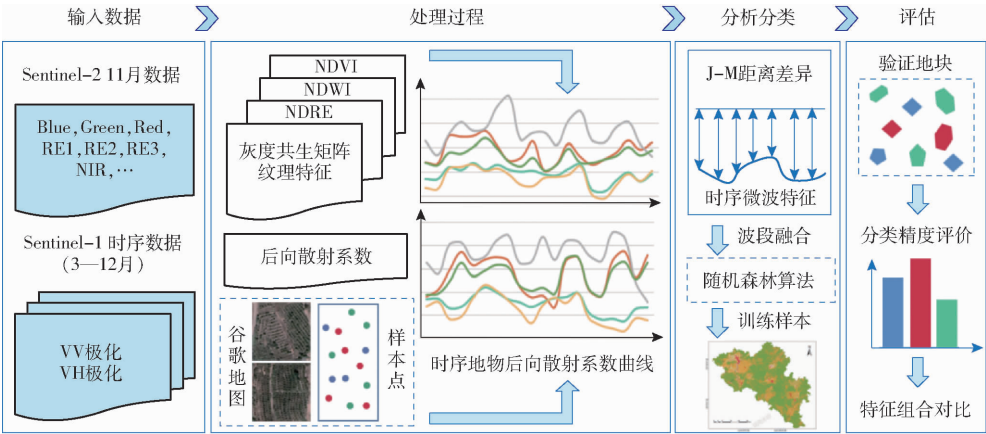


图 2 研究技术路线图
Fig. 2 Research technology roadmap

其中,PIE-Engine 云平台在整个研究过程中起到关键作用,数据引用、影像处理、样本点选点及属性获取、主成分分析算法及随机森林算法调用等操作均在 PIE-Engine 中实现,减少了繁琐的处理步骤。

2.2.2 时序 SAR 特征选取

本文引用经 PIE-Engine 处理的 Sentinel-1 GRD 影像,需要进行边界噪声消除以及将影像数据转换为 DB 值的处理。SAR 图像中的雷达后向散射系数 $\sigma(i,j)_{\text{dB}}$ (单位 dB) 的获取需要根据预处理后雷达图像的像元灰度(即 D_N) 计算获得

$$\sigma(i,j)_{\text{dB}} = \lg(D_{Nij}^2/A^2) \tag{1}$$

式中 i,j ——像素点位置行、列序号
 A ——定标参数

选取时序 SAR 数据应用于柑橘果园分类,主要是为了探究其对于一年生作物分类的优势和特点。根据谷歌在线地图与高分辨率遥感影像进行对比选取典型地物样本点,分别统计 2020 年 3—12 月每隔 15 d,对应日期下不同的地物 VV 与 VH 极化方式下

的所有像元均值,绘制典型地物时间序列的后向散射系数曲线进行差异比对。

为精确判断不同地物与柑橘果园后向散射系数的分离强度,采用分离阈值法从类间距离上对特征进行评价^[23-24]。该算法基于 Jeffries-Matudita(J-M)距离进行分类特征选取,利用高斯混合分布模型进行阈值计算。本文通过计算不同地物与柑橘果园间的平均后向散射系数的 J-M 距离,进行分类特征选取。J-M 距离计算步骤为:

(1) 计算巴氏距离 B

$$B = \frac{1}{8}(m_1 - m_2)^2 \frac{2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + \frac{1}{2} \ln \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2\sigma_1\sigma_2} \tag{2}$$

式中 m_1,m_2 ——2 个类别某特征均值
 σ_1,σ_2 ——2 个类别标准差

(2) 在某特征下计算 2 个类别分离度 J 为

$$J = 2(1 - e^{-B}) \quad (J \in [0,2)) \tag{3}$$

根据式(3)计算 VV 与 VH 极化下各类地物与柑橘果园的平均 J-M 距离,得出最佳分离度,作为最优 SAR 时序特征参与分类。为柑橘识别提供了

更准确的时间窗口,以匹配柑橘生长的特点。

2.2.3 特征集构建

柑橘果实通常为扁圆形,橙黄色,果实成熟后挂果期可长达 3~4 个月,其花期为 4—5 月,果期为 10—12 月^[25]。根据实地探勘和调查结果,建立研

究区柑橘及其他作物类型的物候历并分析不同作物的物候信息,如图 3 所示。研究区内主要作物包括水稻、玉米、百香果等,其均在 8、9 月为生长旺盛期,根据研究区种植情况,其他作物在 11 月入冬前基本结束收获。

作物		1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
柑橘		花芽 分化期	春梢 萌发期	花蕊 期	花果 同期	夏梢 萌发期	夏梢期	果实膨大期		果实迅速 膨大期		果实成熟期/ 花芽分化期	
水稻	早稻		播种期		抽穗期		成熟期						
	晚稻							播种期		抽穗期		成熟期	
玉米					播种期				抽穗期			成熟期	
百香果					萌芽期				开花期				结果期
鹰嘴桃					开花期				结果期				

图 3 赣南地区作物物候历

Fig. 3 Phenological calendar of crops in Gannan region

成龄柑橘果树的物候信息一般呈现以下特征:由于柑橘属于阔叶常绿树种,全年植被信息总体保持稳定,上征变化不明显;7 月起柑橘进入果实膨大期,果实开始增大,而果实的膨大对冠层叶片的遮挡作用也逐渐增加;11 月起柑橘进入果实成熟期及冬梢发生期,花芽分化与果实成熟同时发生,果实颜色由绿色逐渐转变为成熟色即橙黄色,果实遮挡对柑橘果园冠层光谱的影响逐渐增强。将柑橘不同生长物候期进行比较,得出柑橘果实在 11 月成熟期相较于之前生长期的植被信息影响最大,即该时期是柑橘受到成熟果实影响最大的时期,为识别柑橘种植区的最佳时间窗口。

根据柑橘的物候特征,本文应用 2020 年 11 月 Sentinel-2 无云数据,综合研究区内不同作物类型的生长特征,根据 Sentinel-2 影像计算不同指数的特征,如表 2 所示。

表 2 所选特征说明

Tab. 2 Selected feature description

数据源	特征变量	简称	特征说明
Sentinel-2	光谱特征	B	B2、B3、B4、B5、B6、B7、B8
	归一化植被指数	NDVI	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$
	归一化水体指数	NDWI	$NDWI = \frac{G - NIR}{G + NIR}$
	归一化差异红边植被指数	NDRE	$NDRE = \frac{NIR - RED\ EDGE}{NIR + RED\ EDGE}$
	纹理特征	Pc_1	均值、方差、标准差、同质性、
		Pc_2	非相似性、对比度、熵、能量、相关性
Sentinel-1	SAR 特征	VV	极化方式
		VH	

注:表中 B2、B3、B4、B5、B6、B7、B8 分别为 Sentinel-2 影像的波段 2~8; NIR 为近红外波段; R 为红光波段; G 为绿光波段; RED EDGE 为红边波段。

对比不同植被指数对柑橘及其他作物类型的区分效果,本研究选择归一化植被指数(NDVI)、归一化水体指数(NDWI)进行对比,同时引入 Sentinel-2 中独有的红边波段进行指数构建,得到归一化差异红边植被指数(NDRE)。此外,通过灰度共生矩阵计算不同纹理作为纹理特征,与其他常用指数共同参与分类^[26-27]。

2.2.4 柑橘果园随机森林分类

基于上述特征集合,采用随机森林(RF)算法用于赣南地区的柑橘果园分类。随机森林分类器在训练过程中通过迭代选择有限条件子集,构建相互独立的决策树,能够有效地处理大量的输入指标。该方法允许在不显著增加计算量的前提下,提供更为快速、可靠的分类结果,与其他机器学习算法如决策树、支持向量机相比,它更加稳健并易于使用^[28]。随机森林分类算法具有运算、训练速度快且不易于过度拟合的优点,并且分类器内部隐含对指标分类效果的判别权重,以突出利于分类的特征。

随机森林算法是一种基于 Bagging 集成学习理论的分类器,通过训练样本和变量的子集建立一系列决策树,每棵决策树都是一个分类器,对于一个输入样本, N 棵树会有 N 个分类结果,而随机森林集成了所有的分类投票结果,将投票次数最多的类别指定为最终的输出,最终分类决策表达式为

$$R(x) = \arg \max_y \sum_{i=1}^n I(r_i(x) = Y)$$

(4)

式中 $R(x)$ ——随机森林的最后分类结果

$r_i(x)$ ——每棵决策树的分类结果

n ——样本子集的个数

Y ——目标变量 $I(\cdot)$ ——示性函数

本文基于 PIE 平台调用该分类器,基于多次实验结果对比,综合考虑分类精度及实际地物分布情况,构建了最大深度为 10,最大迭代次数为 2 000 的具有 10 个以上节点的决策树,用以提取柑橘果园特征。

2.2.5 精度评价

除样本点外,本研究重新选取不同地物的地块作为感兴趣区进行结果验证,验证所得分类结果主要由 Kappa 系数以及总体精度 (Overall accuracy, OA) 进行精度验证。

3 结果与分析

3.1 柑橘不同阶段后向散射系数特征分析

不同地物的结构与生长周期不同,在微波遥感数据上表现为具有不同的亮度、后向散射系数。随着植被生长期的变化,后向散射系数也随时间变化,不同类型植被的后向散射系数不尽相同^[29]。为进一步分析地物后向散射系数的变化特征,计算并绘制了各典型作物的后向散射系数时序平均曲线,如图 4 所示。

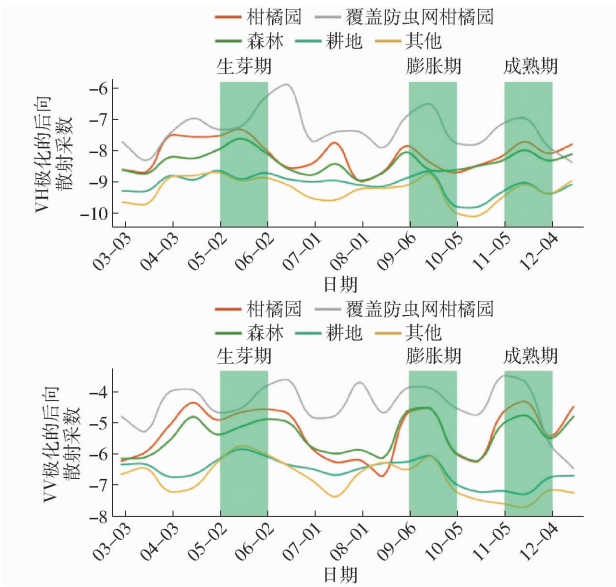


图 4 VV 及 VH 极化方式下作物时序变化曲线
Fig.4 Crop timing change curves under VV and VH polarization modes

从整体上看,不同作物在 VH 极化方式下表现的分离度更高。无论是 VH 极化还是 VV 极化,耕地和其他类型作物都具有较低的后向散射系数,是由于该地区内耕地和其他作物都比较低矮、结构简单且叶片面积小,表现出表面粗糙的性质,从而后向散射系数较低。同时,有防虫网覆盖的部分柑橘种植区表现为较高的后向散射系数,主要原因与其材料特性和结构有关。防虫网采用聚合物材料制成,其中复杂成分会增加电磁波与材料之间的相互作用,防

虫网的网孔结构也可能引起电磁波的多次反射和散射,从而导致较高的后向散射。另外,防虫网材料的介电常数和导电性质与周围自然环境不同,高介电常数和导电性质可以导致较高的后向散射。

柑橘果园在 VH 极化方式下和 VV 极化方式下的变化曲线有所不同,但从一年的生长周期角度看,整体表现出先降低后升高的趋势。在柑橘果树的生长期,随着春季的到来,柑橘树开始生长出新的枝叶并开花,增加了微波辐射的散射表面面积。之后随着柑橘果实的增大,增加了微波的多次散射,其微波散射系数也逐渐增大。到了秋冬季,柑橘果实开始成熟并被采摘,挂果数量减小,减小了微波辐射的散射表面面积。

利用各地物后向散射系数进行与柑橘果园的 J-M 距离计算 (表 3),对比其他月份日期结果得出,9、11 月 VH 极化,5 月 VV 极化下剩余典型地物与柑橘果园的分离度最高。从柑橘的物候生长角度考虑,5 月、9 月和 11 月是柑橘生长和发育的关键时期,5 月柑橘处于夏梢抽发、第 2 次生理落果期;9 月是果实膨大期,需要放秋梢;11 月处于果实的成熟期,柑橘长到最大且颜色转黄。在这些月份中,柑橘的生长状态和物候特征与其他地物有着明显的差异,且农业实践如施肥、剪梢、病虫害管理等提高了柑橘果园与其他地物的分离度。

表 3 各地物与柑橘果园的 J-M 距离
Tab.3 J-M distance between local objects and citrus orchards

极化方式	日期	防虫网覆盖区	林地	耕地	其他	平均值
VV	05-02	1.64	1.75	1.88	1.84	1.81
	09-06	1.93	1.81	1.87	1.83	1.84
VH	11-17	1.78	1.74	1.83	1.79	1.78

3.2 时序 SAR 与其他特征组合对比

由多个时间点组成的时序 SAR 影像能够捕捉作物在不同时期上的物候信息,减少单一 SAR 特征在某些季节或者环境条件下所受到限制的影响,融合不同的时空信息,获得更全面和丰富的地物特征,增强地物分类的准确性、一致性和鲁棒性。

根据上文分析,将 9、11 月 VH 极化,5 月 VV 极化影像作为柑橘果园的时序 SAR 特征,另选取与光学影像同期 11 月 7 日的 Sentinel-1 影像作为单一 SAR 特征参与分类,选取该月份既可与光学影像做横向对比,也符合最佳分类期。在对比组合中,原始光谱特征即 Sentinel-2 影像 Band2 到 Band8 的集合;指数特征包括归一化植被指数 (NDVI) 特征、归一化水体指数 (NDWI) 特征以及红边波段指数 (NDRE) 特

征;纹理特征是指将灰度共生矩阵所得的 9 种纹理结果由主成分分析计算得到的贡献度最大的 2 个波段^[26-27]。表 4 为其中 7 种主成分分析结果的贡献度,最后 2 个波段因贡献度低不进行展示。

表 4 纹理特征主成分分析结果
Tab.4 Principal component analysis results of texture features

主成分分析波段	Pc_1	Pc_2	Pc_3	Pc_4	Pc_5	Pc_6	Pc_7
贡献度	259 091	128 377	8 382	1 518	424	69	6

为探讨加入时序 SAR 特征后分类结果的变化对比,不同组合分类结果精度如表 5 所示。
差别,拟定 6 种组合方式进行分类结果精度的横向从表 5 可以看出,当仅使用原始光谱进行分类

表 5 不同组合分类精度
Tab.5 Classification accuracy of different combinations

组别	组合方式	总体精度/%	Kappa 系数	制图精度/%	用户精度/%
1	原始光谱	88.870	0.847	90.11	89.42
2	原始光谱+指数+纹理	89.147	0.851	89.39	90.33
3	原始光谱+指数+纹理+单一 SAR	88.783	0.846	88.80	90.04
4	原始光谱+指数+纹理+时序 SAR	89.623	0.857	88.98	89.74
5	原始光谱+单一 SAR	88.947	0.848	90.04	89.58
6	原始光谱+时序 SAR	90.084	0.863	89.86	90.51

时,总体精度为 88.870%,Kappa 系数为 0.847(组别 1)。在原始光谱的基础上加入指数特征和纹理特征后,其分类精度有所提升,但效果不显著(组别 2)。指数特征的应用能够突出不同地物类别的光谱特征,更好地分辨地物类别之间的差异,从而提高整体的分类精度。而纹理特征提供关于地表纹理和空间分布的信息,捕捉地物间的细微差异,提高分类结果的准确性和可靠性。

在 3 种特征的基础上分别加入单一 SAR 与时序 SAR 做对比,可以看出加入单一 SAR 后其精度比原始光谱进行分类得到的结果精度略低(组别 3),说明单一 SAR 特征并没有在其他特征同时存在时发挥微波的作用,反而波段内信息的重复引入了多余噪声,降低了分类精度。而加入时序 SAR 后分类精度有小幅提高(组别 4),其总体精度达到 89.623%,Kappa 系数达到 0.857。与单一 SAR 对比,时序 SAR 或突出了地物的物候信息,实现了动态变化监测,提供多个时间点的信息,弥补了单一 SAR 数据的局限性。

当单独加入单一 SAR 特征时(组别 5),分类结果略微高于仅使用原始光谱的结果,但提升有限。而单独加入时序 SAR 特征时,分类精度显著提高至 90.084%,同时 Kappa 系数也从原始光谱的 0.847 增加到 0.863,用户精度达到最高,错分误差较小(组别 6),此为所有组合中的最佳分类结果,也验证了时序 SAR 作用大于单一 SAR 的结论。依据与其他组别的对比分析得出,时序 SAR 能够突出作物物候窗口期,发挥了分析地表变化趋势和周期性的作

用,因其后向散射系数反映地物的粗糙程度及含水率,也能够部分代替植被水体指数特征及纹理特征的作用。

综上所述,因南方丘陵地区山地地形破碎且存在大量山地阴影,不同作物之间相互混淆,指数特征和纹理特征的加入使分类效果有所提高。对于光谱特征相似的地物,SAR 后向散射系数能够补充提高类间差异程度,提供更全面的数据特征,从而提高分类精度。仅加入单一 SAR 特征无法发挥微波的全部优势,且会造成信息的冗余,而时序 SAR 对于分类结果的提升效果最佳,能够显著提高分类的准确性,尤其是本文在需要考虑作物随时间演变和变化趋势的情况下,时序 SAR 提供了更为丰富和准确的信息,有助于更好地解译地表现象。由以上对比验证得以证明时序 SAR 特征对于分类结果的重要性强及其贡献度高。

3.3 最佳分类特征下柑橘识别精度评价

上文利用 J-M 距离进行微波时序优选和随机森林调参后分类精度显著提高。为扩大样本数及提高可信度,重新选取了感兴趣地块进行结果精度验证,所选感兴趣区中柑橘地块达到 12 498 像素,其中 10 911 像素被正确分类为柑橘果园,用户精度达 90.51%,制图者精度达 89.86%。图 5 为本文的分类结果,以及几处细节的分类效果。可以看出,研究区域内的柑橘种植主要分布在信丰、安远、寻乌县的丘陵低洼地区,与高精地物影像相比可以看出,利用随机森林所得整体地物识别分类效果较好,与实际情况相符。

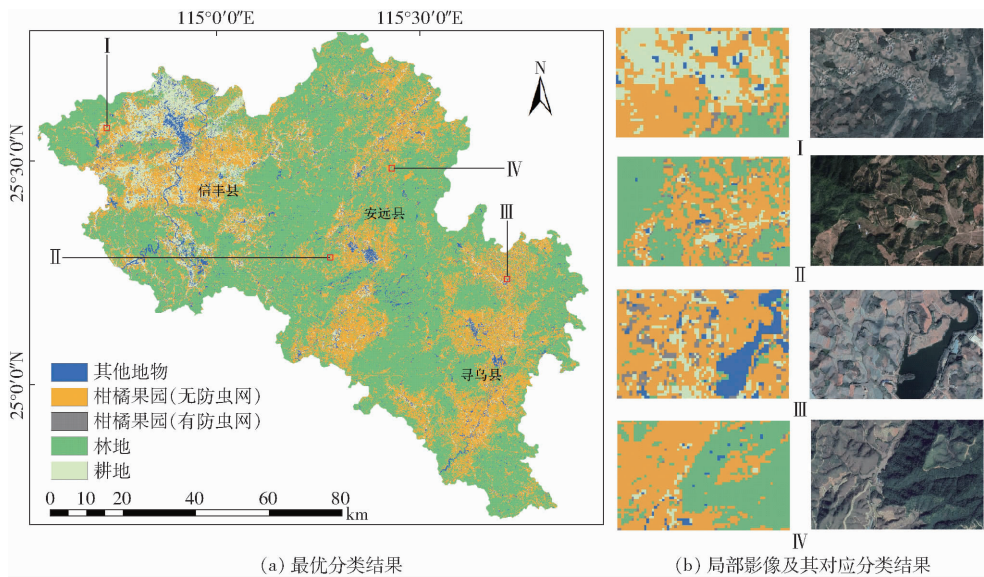


图5 最优分类结果

Fig.5 Display of optimal classification results

根据图5得出,即使是在地物破碎地区,也能够较好地 把柑橘果园识别出来。在海拔较高、坡度较大的地域基本上都是成片的林地,大块的森林地块没有受到其他地物分类的影响,山地阴影区分较好。另外,在柑橘分类结果上,出现的错分主要存在于信丰县,其平坦破碎地区实际上多为田地,种植水稻等农作物,但分类结果中多被识别为柑橘。而在寻乌县北部呈现大片被防虫网覆盖的柑橘果园,可以看出在分类结果中覆盖防虫网的柑橘果园识别效果较好。

由于柑橘的常绿特性,稀疏林地、灌木丛等会与低龄果树识别产生混淆,成熟果树树冠大、枝条密集,易与植被覆盖度高的林地产生混淆。部分果园采用人工拉枝弯枝的方法提高采光,导致成熟果树枝叶茂密,且相邻树种间隙小,易与特征类似的稀疏林地混淆;另外,新近种植的柑橘树苗较小,树高较低,叶片稀疏,所结果实小或没有果实,难以用挂果的物候特性识别。

此外,柑橘果园因其光谱相似性及纹理跟苗圃以及茶园等其他种植园容易混分,但由于不同作物物候特征以及横纵向树种间距的不同,且作物树种尺寸不一等,分类时其特征依旧存在差异,同时,时序 SAR 特征放大了不同时期柑橘的生长特点,从而完成了不同作物的分类。

4 讨论

本文探索了基于 PIE - Engine 平台实现随机森林分类方法识别提取柑橘果园的应用,与传统的光学遥感分类方法相比,整合了 Sentinel 系列数据尤其是长时序 Sentinel - 1 SAR 数据,充分利用了其长

时序、强连续特征,弥补了研究区域光学影像的缺失。且考虑了作物的时序物候特征与后向散射系数之间的关系,为柑橘识别提供了更准确的分类时间窗口。在特征组合中,讨论了不同特征与单一波段 SAR 和时序 SAR 特征的组合方式对于分类结果准确性的影响。本文在多云、多雨的赣南柑橘种植区的识别提取方面,提供了一种参考方法并具有实际应用潜力,实现了赣南部分地区的柑橘种植果园空间分布的识别提取。

由于研究区内地形地势的影响,大部分作物呈现破碎化分布,分类结果较实际情况相比出现了错分漏分,可结合更加合理、高效、准确的深度学习方法进行识别提取。此外,本研究仅对微波数据中的 VV 和 VH 2 种极化方式进行了考虑,后续需进一步探索全极化微波数据结合多源遥感数据在地物分类识别方面的潜力,为柑橘果园的动态时序监测以及农业现代化资源管理提供更多的技术手段和数据支持。

5 结论

(1)通过比较研究区内典型作物的生长物候期、分析时序后向散射系数变化曲线图以及计算不同地物与柑橘的 J - M 距离,得出 9、11 月 VH 极化和 5 月 VV 极化下的平均后向散射系数分离性最佳,且这些月份为柑橘生长发育的关键时期,将其作为时序 SAR 特征参与柑橘分类。

(2)根据柑橘物候信息,确定 11 月为柑橘分类的最佳窗口期,设计 6 种特征组合进行分类结果精度比较。通过组合对比得出指数特征、纹理特征能够有效捕捉地物在不同波段下的反射特性及空间结

构信息,参与分类能够提升分类精度。

(3)相较于其他特征,加入时序 SAR 特征的分
类总体精度显著提高至 90.084%,Kappa 系数达到
0.863,且混淆矩阵中用户精度和制图精度均较高,

错分、误分误差较小。结果较好地反映了柑橘果园
的实际种植分布情况,体现了时序 SAR 特征的重要
性强、贡献度高及冗余度小,最终得到最佳分类
结果。

参 考 文 献

[1] CHEN Yunping, HU Jie, CAI Zhiwen, et al. A phenology-based vegetation index for improving ratoon rice mapping using harmonized Landsat and Sentinel-2 data[J/OL]. Journal of Integrative Agriculture. [2023-05-24] (2023-10-12). <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095311923001600>.

[2] 魏浩东,杨靖雅,蔡志文,等. 物候窗口和多源中高分辨率影像的稻虾田提取[J]. 遥感学报, 2022, 26(7):1423-1436. WEI Haodong, YANG Jingya, CAI Zhiwen, et al. Phenology windows and multi-source medium-/high-resolution image extraction for rice-crayfish paddy fields mapping[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(7):1423-1436. (in Chinese)

[3] 杨颖频,吴志峰,骆剑承,等. 时空协同的地块尺度作物分布遥感提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(7):166-174. YANG Yingpin, WU Zhifeng, LUO Jiancheng, et al. Parcel-based crop distribution extraction using the spatiotemporal collaboration of remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(7):166-174. (in Chinese)

[4] XIAO Chiwei, LI Peng, FENG Zhiming, et al. Sentinel-2 red-edge spectral indices (RESI) suitability for mapping rubber boom in Luang Namtha Province, northern Lao pdr[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2020, 93:102176.

[5] RAPHAËL d'A, MATTHIEU T, GUIDO L, et al. Detecting flowering phenology in oil seed rape parcels with Sentinel-1 and -2 time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 239(C):111660.

[6] 孟浩然,李存军,郑翔宇,等. 综合光谱纹理和时序信息的油茶遥感提取研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(5):1589-1597. MENG Haoran, LI Cunjun, ZHENG Xiangyu, et al. Research on extraction of *Camellia oleifera* by integrating spectral, texture and time sequence remote sensing information[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(5):1589-1597. (in Chinese)

[7] XU Hanzeyu, QI Shuhua, LI Xiao, et al. Monitoring three-decade dynamics of citrus planting in southeastern China using dense landsat records[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 103:102518.

[8] LIU Yang, ZHANG Huaiqing, ZHANG Meng, et al. Vietnam wetland cover map: using hydro-periods Sentinel-2 images and Google Earth Engine to explore the mapping method of tropical wetland[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 115:103122.

[9] 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. Identification of winter wheat by integrating active and passive remote sensing data based on Google Earth Engine platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9):195-205. (in Chinese)

[10] TESHOME T, BINYAM T H. Mapping rice crop using Sentinels (1 SAR and 2 MSI) images in tropical area: a case study in Fogera Wereda, Ethiopia[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2020, 18(C):100290.

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

[12] HASHEMI M G Z, ABHISHEK A, JALILVAND E, et al. Assessing the impact of Sentinel-1 derived planting dates on rice crop yield modeling[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 114:103047.

[13] 陈果,李乐林,陈浩,等. 多特征优选的 Sentinel-2A 影像随机森林分类研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(3):19-23. CHEN Guo, LI Lelin, CHEN Hao, et al. A methodology of random forest classification for Sentinel-2A image based on multi-feature optimization[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(3):19-23. (in Chinese)

[14] 崔小芳,刘正军. 基于随机森林分类方法和多源遥感数据的湿地植被精细分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(8):113-116. CUI Xiaofang, LIU Zhengjun. Wetland vegetation classification based on object-based classification method and multi-source remote sensing images[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(8):113-116. (in Chinese)

[15] 侯蒙京,殷建鹏,葛静,等. 基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7):220-227. HOU Mengjing, YIN Jianpeng, GE Jing, et al. Land cover remote sensing classification method of alpine wetland region based on random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):220-227. (in Chinese)

[16] 徐哈泽宇,刘冲,王军邦,等. Google Earth Engine 平台支持下的赣南柑橘果园遥感提取研究[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(3):396-404. XU Hanzeyu, LIU Chong, WANG Junbang, et al. Study on extraction of citrus orchard in Gannan region based on Google Earth Engine platform[J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(3):396-404. (in Chinese)

[17] 罗旺,彭代亮,刘锦绣,等. 应用 Sentinel-2 时序影像光谱特征的大豆识别提取方法[J/OL]. 遥感学报. [2023-10-10] (2023-10-12). <https://www.ygxb.ac.cn/zh/article/doi/10.11834/jrs.20233056/>.

LUO Wang, PENG Dailiang, LIU Jinxiu, et al. Soybean identification and extraction method using spectral characteristics of Sentinel-2 time series images[J/OL]. National Remote Sensing Bulletin. [2023-10-10] (2023-10-12). <https://www.ygxb.ac.cn/zh/article/doi/10.11834/jrs.20233056/>. (in Chinese)

[18] 杨政军,余永安,杨娜,等. PIE-Engine 遥感云平台助力卫星遥感应用[J]. 卫星应用,2022,30(7):47-51.
YANG Zhengjun,YU Yongan,YANG Na,et al. PIE-Engine remote sensing cloud platform empowers satellite remote sensing applications[J]. Satellite Application,2022,30(7):47-51. (in Chinese)

[19] 程伟,钱晓明,李世卫,等. 时空遥感云计算平台 PIE-Engine Studio 的研究与应用[J]. 遥感学报,2022,26(2):335-347.
CHENG Wei,QIAN Xiaoming,LI Shiwei,et al. Research and application of PIE-Engine Studio for spatiotemporal remote sensing cloud computing platform[J]. National Remote Sensing Bulletin,2022,26(2):335-347. (in Chinese)

[20] 李俐,谢小曼,朱德海,等. 去除土壤后向散射影响的 SAR 数据玉米留茬方式识别[J]. 遥感学报,2023,27(11):2628-2639.
LI Li,XIE Xiaoman,ZHU Dehai,et al. Recognition of corn stubble modes from SAR data without the influence of soil backscatter[J]. National Remote Sensing Bulletin,2023,27(11):2628-2639. (in Chinese)

[21] 田欣媛,张永红,刘睿,等. 考虑植被红边信息的多时相 Sentinel-2 大范围冬小麦提取研究[J]. 遥感学报,2022,26(10):1988-2000.
TIAN Xinyuan,ZHANG Yonghong,LIU Rui,et al. Winter wheat planting area extraction over wide area using vegetation red edge information of multi-temporal Sentinel-2 images[J]. National Remote Sensing Bulletin,2022,26(10):1988-2000. (in Chinese)

[22] 谢国雪,杨绍镔,黄启厅,等. 遥感技术在中国柑橘产业的应用进展[J]. 黑龙江农业科学,2018(12):153-156.
XIE Guoxue,YANG Shaoe,HUANG Qiting,et al. Application progress of remote sensing technology in citrus industry of China [J]. Heilongjiang Agricultural Sciences,2018(12):153-156. (in Chinese)

[23] 赵欣怡,田波,牛莹,等. Sentinel-1 时序后向散射特征的海岸带盐沼植被分类——以长江口为例[J]. 遥感学报,2022,26(4):672-682.
ZHAO Xinyi,TIAN Bo,NIU Ying,et al. Classification of coastal salt marsh based on Sentinel-1 time series backscattering characteristics: the case of the Yangtze River delta[J]. National Remote Sensing Bulletin,2022,26(4):672-682. (in Chinese)

[24] 朱梦豪,李国清,彭壮壮. 特征优选下的农作物遥感分类研究[J]. 测绘科学,2022,47(3):122-128.
ZHU Menghao,LI Guoqing,PENG Zhuangzhuang. Remote sensing crop classification method based on feature selection[J]. Science of Surveying and Mapping,2022,47(3):122-128. (in Chinese)

[25] 梁晨欣,黄启厅,王思,等. 基于多时相遥感植被指数的柑橘果园识别[J]. 农业工程学报,2021,37(24):168-176.
LIANG Chenxin,HUANG Qiting,WANG Si,et al. Identification of citrus orchard under vegetation indexes using multi-temporal remote sensing[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(24):168-176. (in Chinese)

[26] 童莹萍,全英汇,冯伟,等. 基于空谱信息协同与 Gram-Schmidt 变换的多源遥感图像融合方法[J]. 系统工程与电子技术,2022,44(7):2074-2083.
TONG Yingping,QUAN Yinghui,FENG Wei,et al. Multi-source remote sensing image fusion method based on spatial-spectrum information collaboration and Gram-Schmidt transform[J]. Systems Engineering and Electronics,2022,44(7):2074-2083. (in Chinese)

[27] 蒲东川,王桂周,张兆明,等. 基于独立成分分析和随机森林算法的城镇用地提取研究[J]. 地球信息科学学报,2020,22(8):1597-1606.
PU Dongchuan,WANG Guizhou,ZHANG Zhaoming,et al. Urban area extraction based on independent component analysis and random forest algorithm[J]. Journal of Geo-information Science,2020,22(8):1597-1606. (in Chinese)

[28] 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)

[29] 杨丹,周亚男,杨先增,等. LSTM 支持下时序 Sentinel-1A 数据的太白山区植被制图[J]. 地球信息科学学报,2020,22(12):2445-2455.
YANG Dan,ZHOU Ya'nan,YANG Xianzeng,et al. Vegetation mapping in Taibai Mountain area supported by LSTM with time series Sentinel-1A data[J]. Journal of Geo-information Science,2020,22(12):2445-2455. (in Chinese)