

融合时序 Sentinel 数据多特征优选的南方丘陵区油茶种植区提取

李恒凯¹ 王洁¹ 周艳兵² 龙北平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. 江西地质局地理信息工程大队, 南昌 330001)

摘要: 油茶作为江西省经济林树种之一,也是江西省特色优势产业,准确获取其空间分布在产量估算、生产管理和政策制定等方面具有重要意义。本研究针对南方多云多雨气候导致光学影像不足,以及丘陵山区地形破碎问题,以江西省宜春市袁州区为研究区,采用时序 Sentinel 系列影像数据和 SRTM DEM 数据为数据源,构建和优选了光谱特征、植被-水体指数、红边指数、雷达特征、地形特征和纹理特征共 125 个特征变量,其中,纹理特征采用累计差法(Δf)对比 15 种不同尺度窗口,计算 Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像最佳纹理特征。基于 ReliefF 特征优选算法和随机森林分类算法,设计了 8 种特征组合方案开展实验,探讨不同特征类型对油茶提取精度的影响。结果表明:利用累计差法计算出的 Sentinel-1 和 Sentinel-2 的最佳纹理特征窗口尺寸均为 35×35 ,最佳纹理特征组合为均值(Mean)、方差(Variance)和对比度(Contrast);在光谱特征、植被-水体指数的基础上加入不同特征对油茶进行分类,不同类型特征对油茶提取的有利程度由大到小依次为 S2 纹理特征、S1 纹理特征、地形特征、雷达特征、红边指数,相比于单一光谱和指数特征,纹理特征的加入可大幅度提高分类精度。多特征协同分类结果优于单特征分类结果,基于特征优选的油茶提取精度最高;基于 ReliefF 算法特征优选后的方案精度最高,总体精度为 88.29%, Kappa 系数为 0.81。本研究利用时序 Sentinel 系列遥感影像和 DEM 地形数据,构建了针对多云雨南方丘陵山区的大范围油茶遥感提取方法,可为中国南方丘陵区域油茶资源调查与监测提供参考。

关键词: 油茶; 种植区提取; Sentinel-1; Sentinel-2; 特征优选; 累计差; ReliefF 算法

中图分类号: TP753, S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)07-0241-11

OSID:



Extraction of *Camellia oleifera* Planting Areas in Southern Hilly Area by Combining Multi-features of Time-series Sentinel Data

LI Hengkai¹ WANG Jie¹ ZHOU Yanbing² LONG Beiping³

(1. School of Civil and Surveying and 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. Geographic Information Engineering Brigade, Jiangxi Provincial Bureau of Geology, Nanchang 330001, China)

Abstract: As one of the economic forest species in Jiangxi Province, *Camellia oleifera* is also a characteristic advantageous industry in Jiangxi Province, and it is of great significance to accurately obtain its spatial distribution in terms of yield estimation, production management and policy formulation. In response to the lack of optical images due to the cloudy and rainy climate in the south, as well as the problem of fragmented terrain in hilly and mountainous areas, Yuanzhou District, Yichun City, Jiangxi Province, was taken as the study area. Using time-series Sentinel satellite imagery and SRTM DEM data as data sources, a total of 125 feature variables were constructed and selected, including spectral features, vegetation - water indices, red edge indices, radar features, terrain features and texture features. Among them, the texture features were calculated by comparing 15 different scale windows by using the cumulative difference method to calculate the best texture features for Sentinel-1 and Sentinel-2 images. Based on ReliefF feature preference algorithm and random forest classification

收稿日期: 2023-11-14 修回日期: 2023-12-30

基金项目: 江西省自然科学基金项目(20232ACB203025)、江西省高校人文社科研究项目(JC21123)、自然资源部重点实验室开放基金项目(MEMI-2021-2022-10)和江西省自然科学基金青年项目(20224BAB213038)

作者简介: 李恒凯(1980—),男,教授,博士,主要从事资源环境遥感建模与分析研究,E-mail: lihengkai@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: zhouyb@necita.org.cn

algorithm, eight feature combination schemes were designed to carry out experiments to explore the impact of different feature types on the extraction accuracy of *Camellia oleifera*. The results showed that the optimal texture feature window for both Sentinel - 1 and Sentinel - 2 calculated experimentally by using the cumulative difference method was 35×35 , and the optimal texture feature combinations were mean, variance and contrast. Building upon spectral features and vegetation - water indices, the incorporation of different features for *Camellia oleifera* classification demonstrated varying degrees of effectiveness. The favorability ranking of different feature types for *Camellia oleifera* extraction from large to small was as follows: S2 texture features, S1 texture features, terrain features, radar features and red edge index. Compared with single-spectrum and index features, the inclusion of texture features significantly enhanced classification accuracy. The synergistic classification results of multiple features surpass those of single-feature classification, with the highest precision achieved through *Camellia oleifera* extraction based on feature selection. The ReliefF algorithm feature optimized scheme had the highest accuracy with overall accuracy of 88.29% and Kappa coefficient of 0.81. This study utilized time-series Sentinel satellite imagery and DEM terrain data to develop a large-scale remote sensing extraction method for *Camellia oleifera* in the cloudy and rainy southern hilly mountainous region. This method can serve as a reference for the investigation and monitoring of *Camellia oleifera* resources in the hilly areas of southern China.

Key words: *Camellia oleifera*; extraction of planting area; Sentinel - 1; Sentinel - 2; feature optimization; cumulative difference; ReliefF algorithm

0 引言

油茶是世界四大食用木本油料之一,也是中国特有的油料树种,多分布于南方山区丘陵地带。2022 年,江西省油茶林总面积 $1.04 \times 10^6 \text{ hm}^2$ 、高产油茶林面积 $8.3 \times 10^5 \text{ hm}^2$,其面积、产量和产值均居全国第二^[1-2]。油茶产业具有巨大的发展潜力和良好的历史机遇,2023 年 9 月江西省政府印发《江西省推动油茶产业高质量发展三年行动计划(2023—2025 年)》,提出要着力扩大油茶种植规模,推动江西油茶产业高质量发展。当前,油茶产业已成为农户增收的“致富树”,快速、准确地获取油茶种植面积及空间分布对其生产管理、产量评估等方面具有重要意义。

遥感技术提供了先进、高效的手段,中高等空间分辨率图像已被广泛应用于农林业,逐步实现油茶、果园等经济林的面积提取和监测^[3-5]。与传统的野外调查相比,遥感具有大范围、高频次、长时序的优点,可以及时、高效地实现大规模作物种植区域提取。遥感技术根据数据源不同,分为光学遥感^[6-8]和微波遥感^[9-11]。光学遥感数据易获取和处理,能有效进行识别作物。孟浩然等^[5]基于 GF-2 号影像的植被指数、纹理特征和主成分分析(PCA)特征,采用不同分类算法开展油茶遥感提取研究,基于随机森林算法(Random forest, RF)的总体精度最高,达 96.85%;严恩萍等^[12]利用无人机影像结合 Mask R-CNN 网络进行油茶产量估算;吴昊等^[13]同样利用无人机正射影像和密集匹配点云,提取波段反射率、植被指数、纹理因子等遥感变量和冠幅等冠层参

数,进行了油茶产量估算。

欧洲空间局(ESA)哥白尼计划发布的 Sentinel - 2 时间序列影像数据,为树种分类提供了具有高空间分辨率的免费数据源,其红边、近红外(NIR)和短波红外(SWIR)波段在树种识别研究中具有高价值^[14-17]。然而我国油茶多分布于南方丘陵地带,属多云多雨区,光学影像数据质量难以保证。同时丘陵山区植被覆盖面积广、林分结构复杂、地形破碎,给油茶提取工作带来了困难。此外,不同树种在光学影像上通常会存在“同物异谱”或“异物同谱”的现象,容易导致错分、误分,在南方林分结构复杂的丘陵山区体现的更为明显。

微波遥感应用以合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)为主,SAR 数据不受光线和天气限制、穿透力强,能够实现全天候、全天时对地观测,且能获取植被的结构信息^[18-19]。SAR 数据逐渐被用于获取作物空间分布信息,如李俐等^[19]基于时间序列 Sentinel - 1A 数据监测玉米种植面积。但 SAR 数据不如光学影像具有丰富的光谱信息,仅能反映地物的后向散射特征,同时,SAR 数据容易受到地表的湿度、粗糙度和形态等因素的影响,在植被分类中也存在一定局限性。因此,融合 SAR 遥感和光学遥感,发挥各自优势,提取不同特征进行分类研究,实现多源遥感互补^[20-22],可有效提高作物提取与识别的精度。

地物分类研究多利用光学影像提取地物纹理特征,实际上由于 SAR 数据的特性,雷达影像同样含有丰富的纹理信息,利用极化信息提取地物的结构和纹理特征也可以参与到影像分类中^[23]。除此之

外,算法也是影响分类精度的重要因素,诸多实验证明机器学习中的随机森林算法是遥感影像分类中精度最高的算法之一^[24-26]。

本研究针对南方丘陵区地形复杂、多云多雨导致油茶遥感提取困难问题,选取时序 Sentinel-1 SAR 影像、Sentinel-2 光学影像和 SRTM DEM 数据为数据源,提取地物光谱特征、植被指数、水体指数、红边指数、雷达特征、S1/S2 纹理特征和地形特征,其中,纹理特征利用累计差 (Δf) 方法选择最佳提取窗口和特征组合。利用 ReliefF 算法进行特征优选,设计 8 种油茶提取方案,最后,采用随机森林分类算法提取研究区油茶信息,并进行精度评价,分析不同特征对油茶提取的适用性,筛选出最佳特征组合,最后实现大范围油茶空间分布信息提取。

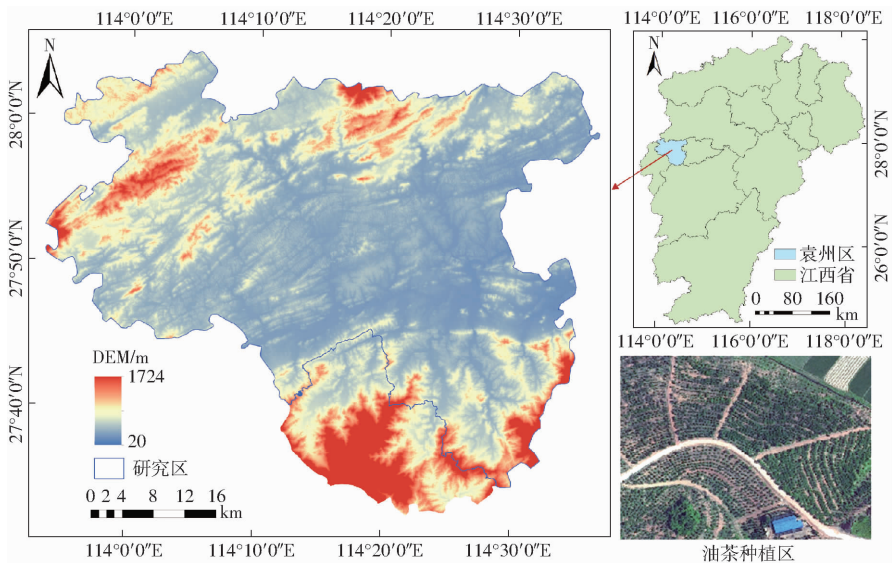


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Location of study area

1.2 数据获取与预处理

研究使用的 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 光学影像来自哥白尼开放存取中心 (<https://scihub.copernicus.eu/>)。Sentinel-1 选用干涉宽幅模式 (IW) 的地距多视产品 (GRD),空间分辨率为 10 m,极化方式为 VV + VH,成像时间范围为 2019 年 1—12 月。Sentinel-2 包含空间分辨率为 10 m 波段 4 个、20 m 波段 6 个、60 m 波段 3 个,实验选取空间分辨率 10 m 和 20 m 波段,成像时间范围为 2019 年 9—12 月。地形数据来源于空间分辨率 30 m 的 SRTM DEM,源自地理空间数据云平台 (<http://www.gscloud.cn>)。影像数据时间信息如表 1 所示。

样本数据来源于 2019 年袁州区林地小斑数据,借助 Google Earth 高分辨率影像进行选取,共得到油茶样本 2275 个、其它树种样本 3307 个、其它地

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

研究区位于江西省宜春市袁州区 (27°33′ ~ 28°05′N, 113°54′ ~ 114°37′E),总面积 2 538 km²,区域内地貌以山地、丘陵为主,地势西高东低,是典型的南方丘陵区。袁州区土壤以红壤、黄红壤为主。气候属亚热带季风湿润性气候,雨量充沛,年平均气温 17℃ 左右,非常适合油茶生长^[27]。

袁州区是国家命名的首批“油茶之乡”,是全国油茶重点产区之一,现有油茶林面积约 5 × 10⁴ hm²,全区 24 个乡镇都有油茶分布^[28]。研究区地理位置如图 1 所示。实验采用的行政区划数据来源于全国地理信息资源目录服务系统 (<https://www.webmap.cn>)。

表 1 影像数据采集

Tab. 1 Image data collection information

月份	Sentinel-1	Sentinel-2
1 月	2019-01-08, 2019-01-20	
2 月	2019-02-01, 2019-02-13	
3 月	2019-03-09, 2019-03-21	
4 月	2019-04-02, 2019-04-14	
5 月	2019-05-08, 2019-05-20	
6 月	2019-06-01, 2019-06-13	
7 月	2019-07-07, 2019-07-19	
8 月	2019-08-12, 2019-08-24	
9 月	2019-09-05, 2019-09-17	2019-09-22
10 月	2019-10-11, 2019-10-23	2019-10-02
11 月	2019-11-04, 2019-11-16	2019-11-01
12 月	2019-12-10, 2019-12-22	2019-12-06

物 (建筑物、水体、耕地等) 样本 1 397 个,按照比例 7:3 随机分为训练样本和验证样本。

Sentinel-1 数据预处理过程包括轨道校正、热

噪声去除、辐射定标、滤波、地形校正和分贝化,裁剪后得到研究区的 VV、VH 后向散射系数。Sentinel-2 数据只需进行大气校正,将其从 L1C 级别的大气表观反射率(TOA)数据转换为 L2A 级别的大气底层反射率数据(BOA),裁剪后剔除分辨率 60 m 波段,将分辨率 20 m 波段重采样至 10 m。地形数据拼接裁剪后重采样至 10 m。

2 研究方法

2.1 技术路线

本研究技术路线如图 2 所示。主要包括 3 部分:①对 Sentinel-1、Sentinel-2 和 DEM 数据进行预处理,得到研究区雷达影像、光学影像和地形数据。②构建分类特征集。分别基于 Sentinel-1、Sentinel-2 和 DEM 数据提取雷达特征、光谱特征、植被指数、水体指数、红边指数、S1/S2 纹理特征和地形特征,其中,S1/S2 纹理特征利用 JM 距离算法选取最佳纹理特征。基于 ReliefF 算法进行特征优选,剔除冗余特征,构建最优特征集。最后基于不同特征构建 8 种特征组合。③基于 8 种特征组合采用随机森林分类算法进行油茶提取,并进行精度评价,选择精度最高的特征组合对油茶种植区进行提取。

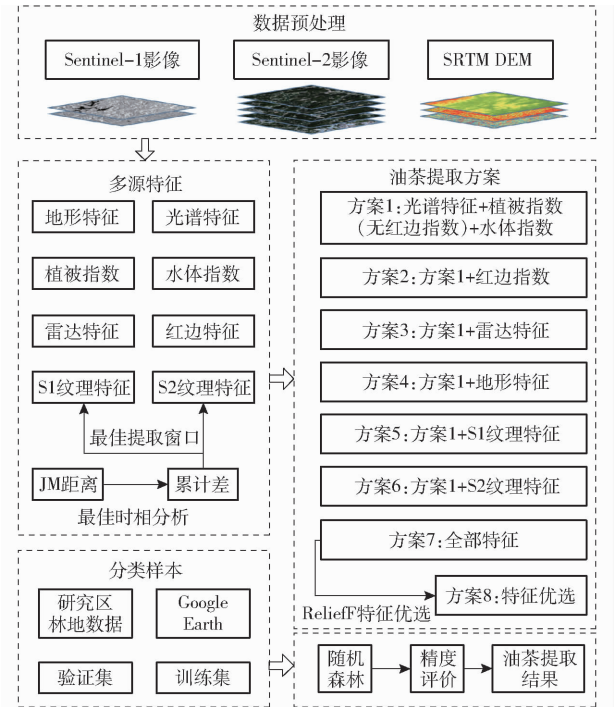


图 2 技术路线与特征变量组合方案

Fig. 2 Technology road map and feature variable combination scheme

2.2 分类特征说明

本次实验根据研究区情况,结合先前研究,选取 7 种特征,利用 24 景 Sentinel-1 雷达影像、4 景 Sentinel-2 光学影像和 DEM 数据,提取出 125 个特

征变量(表 2)。

2.3 特征优选

综合利用多种特征进行油茶提取,能够充分利用遥感数据信息,提高分类精度,但不同特征变量在分类中的贡献值存在差异,相关性较弱的特征在分类时会造成特征冗余。通过特征优选,可以减少维度灾难和降低过拟合风险,从而提高分类性能。

2.3.1 Jeffries - Matusita 距离

Jeffries - Matusita (JM) 距离常用于遥感图像分类中的特征选择和分类,用以改善性能和确定重要特征,取值范围为 0 ~ 2,数值越大,表示类间可分性越好^[29]。本文共有 24 景 Sentinel-1 雷达影像和 4 景 Sentinel-2 光学影像,利用 JM 距离算法进行类间可分性分析,选取最佳时相提取纹理特征。

2.3.2 ReliefF 算法

KONONENKO^[30]在 KIRA 等^[31]的研究基础上提出了多类特征选择的 ReliefF 算法,与只适用于二分类问题的 Relief 算法相比,ReliefF 算法可以处理多类特征问题。ReliefF 算法是一种快速而有效的特征选择方法,并不需要假设特征之间的线性关系,适用于各种类型的数据。本实验采用 ReliefF 提取油茶最优特征。

2.4 纹理特征

遥感影像分类中,纹理特征提取窗口尺寸对分类结果和性能有重要影响,窗口过小,不能反映地物的整体信息,窗口过大,易与其它地物混淆。因此,选择合适的窗口尺寸提取纹理特征至关重要。本研究采用累计差(Δf)^[32]来衡量地物区分度,作为选择纹理特征提取窗口尺寸和变量的指标,累计差越大,区分度越高。累计差公式为

$$\Delta f = \sum_{i=1}^n (|u_i - u_{i+1}| + |u_i - u_{i+2}| + |u_i - u_{i+3}| + \cdots + |u_i - u_{i+n-1}|) \quad (1)$$

式中 u_i ——第 i 类地物在某特征变量上的均值
 f ——不同纹理特征变量, f 取 1,2,⋯,8

2.5 分类方法

对不同油茶提取特征进行组合后,利用随机森林分类器(RF)进行分类。RF 算法是由 BREIMAN^[33]提出的基于分类回归树(Classification and regression tree, CART)的集成学习模型,由大量相互独立的决策树组合而成。RF 算法在遥感影像分类中应用广泛,能够有效处理高维遥感数据集,防止过拟合,与其它机器学习算法相比更加高效和易于使用^[34]。RF 算法的基本构建过程为:采用 bootstrap 抽样方法有放回地从原始数据集中随机抽取样本,利用抽取的样本建立决策树组成随机森林,

表 2 特征变量集

Tab.2 Feature variable set

特征类型	特征变量	特征说明	变量描述
光谱特征	光谱波段	B_2 (蓝光)、 B_3 (绿光)、 B_4 (红光)、 B_5 (红边 1)、 B_6 (红边 2)、 B_7 (红边 3)、 B_8 (近红外)、 B_{8a} (狭窄近红外)、 B_{11} (短波红外 1)、 B_{12} (短波红外 2)	提取植被光谱反射率特征
植被指数	比值植被指数 (RVI)	$I_{RVI} = B_{8a} / B_4$	用于检测和估算植物生物量,对植被覆盖度敏感
	归一化植被指数 (NDVI)	$I_{NDVI} = (B_{8a} - B_4) / (B_{8a} + B_4)$	表征植被生长状态和植被覆盖度
	绿通道植被指数 (GNDVI)	$I_{GNDVI} = (B_{8a} - B_3) / (B_{8a} + B_3)$	与植被叶绿素含量显著相关
水体指数	改进归一化水体指数 (MNDWI)	$I_{MNDWI} = (B_3 - B_{11}) / (B_3 + B_{11})$	减少建筑物和阴影等影响,突出水体
红边指数	红边近红外归一化植被指数 (RedNDVI)	$I_{RedNDVI} = (B_{8a} - B_5) / (B_{8a} + B_5)$	与植被叶绿素含量、植被生长状态和空间分布相关
	改良红边土壤调整植被指数 (MSRre)	$I_{MSRre} = \frac{B_{8a} / B_5 - 1}{\sqrt{B_{8a} / B_5 + 1}}$	减轻土壤对结果的影响
	红边叶绿素指数 (CIre)	$I_{CIre} = B_{8a} / B_5 - 1$	与植被叶绿素含量相关
纹理特征	灰度共生矩阵 (GLCM)	均值 (Mean)、方差 (Variance)、同质性 (Homogeneity)、对比度 (Contrast)、差异性 (Dissimilarity)、熵 (Entropy)、二阶矩 (Second moment)、相关性 (Correlation)	提取图像纹理和结构信息
地形特征	高程	STRM DEM	
	坡度	由 STRM DEM 计算得到	与植被分布和生长显著相关
	坡向	由 STRM DEM 计算得到	
雷达特征	VV	VV 极化	全天候监测,提供植被覆盖度和结构等信息
	VH	VH 极化	

最后根据多颗决策树分类结果,采用投票方式确定分类样本类别。最终分类决策表达式为

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

(2)

式中 $R(x)$ ——随机森林分类结果
 $r_i(x)$ ——每棵决策树分类结果
 n ——样本子集数
 Y ——目标变量
 $I(\cdot)$ ——示性函数

通常情况下 RF 算法仅需设置 2 个关键参数,即决策树数量和节点分裂过程中选取的特征数,本实验将决策树数量设置为 100,节点特征数设置为特征总数平方根。

2.6 分类精度评价

利用混淆矩阵对油茶种植区提取结果进行精度验证,精度评价指标为用户精度 (User’s accuracy, UA)、生产者精度 (Producer’s accuracy, PA)、总体精度 (Overall accuracy, OA) 和 Kappa 系数。

3 结果与分析

3.1 纹理特征提取

选取 3×3 、 7×7 、 11×11 、 15×15 、 19×19 、 $23 \times$

23 、 27×27 、 31×31 、 35×35 、 39×39 、 43×43 、 47×47 、 51×51 、 55×55 、 59×59 共 15 种尺寸窗口,计算不同窗口尺寸下的累计差。

Sentinel-1 数据 VV、VH 极化各有 24 景, Sentinel-2 数据有 4 景,首先通过实验选取最佳纹理特征提取时相。根据样本统计地物的均值和标准差,计算不同时相下油茶与其它地类的 JM 距离,如图 3 所示, Sentinel-1 影像所有时相下 VH 极化 JM 距离均高于 VV 极化,并在 12 月 10 日达到最大值, Sentinel-2 影像 JM 距离在 10 月 2 日达到最大。因此,选取 12 月 10 日的 Sentinel-1 影像 VH 极化和 10 月 2 日 Sentinel-2 影像提取纹理特征。 Sentinel-2 共有 10 个波段,为了避免纹理特征过多造成特征冗余,采用 PCA 主成分变换方法对 10 个波段进行主成分分析,选取 PCA 1 提取纹理特征。

计算比较最佳时相影像 15 种窗口尺寸下各地物(油茶、其它植被、其它地物)8 个纹理特征变量的累计差,如图 4a 所示,随着窗口增大, Sentinel-1 累计差出现两处峰值,在 35×35 窗口时累计差达到最大, Sentinel-2 累计差随着窗口的增大,先增加后减小,同样在 35×35 窗口时累计差达到最

果,说明经过实验提取的纹理特征可以显著提高油茶提取精度。根据油茶 PA 和 UA,不同类型特征对油茶提取的有利程度由大到小依次为 S2 纹理特征、S1 纹理特征、地形特征、雷达特征、红边指数、植被-水体指数。

表 3 不同组合分类精度

Tab.3 Classification accuracy of different combinations

方案	组合方式		PA/ %	UA/ %	总体精 度/%	Kappa 系数
1	光谱 + 植被 + 水体	油茶	74.49	72.47	81.79	0.71
		其它植被	80.14	82.81		
		其它地物	97.61	94.68		
2	光谱 + 植被 + 水体 + 红边	油茶	76.98	77.89	84.71	0.76
		其它植被	84.17	84.86		
		其它地物	98.57	94.94		
3	光谱 + 植被 + 水体 + 雷达	油茶	73.90	81.16	85.19	0.76
		其它植被	87.30	83.51		
		其它地物	98.57	94.94		
4	光谱 + 植被 + 水体 + 地形	油茶	77.71	80.92	86.14	0.78
		其它植被	86.69	85.49		
		其它地物	98.57	95.60		
5	光谱 + 植被 + 水体 + S1 纹理	油茶	77.42	83.68	87.24	0.80
		其它植被	89.21	85.34		
		其它地物	98.57	97.18		
6	光谱 + 植被 + 水体 + S2 纹理	油茶	79.18	82.44	87.20	0.80
		其它植被	88.10	86.36		
		其它地物	98.09	96.48		
7	全部特征	油茶	75.37	85.38	87.10	0.79
		其它植被	90.22	84.27		
		其它地物	98.81	96.50		
8	特征优选	油茶	76.10	88.12	88.29	0.81
		其它植被	92.34	84.89		
		其它地物	98.57	97.18		

通过表 3 对比不同分类方案各地物的 PA 和 UA,其它地物在所有方案中都具有较高的分类精度。加入红边指数,精度提高,是由于研究区植被结构复杂,不同树种在指数特征上的差值较小,导致不同树种存在错分情况,植被红边特征的加入有助于树种分类。加入雷达特征,油茶的 UA 提高但 PA 降低,表明雷达特征的加入不一定能提升分类精度。加入地形特征,总体精度提高,是因为南方丘陵山地地形破碎且山地阴影严重,森林植被茂盛,不同树种混合分布、相互渗透,地形特征中的高程、坡度和坡向能够有效减少错分概率。

加入 S1 纹理特征,其它植被的 PA 提高,油茶的 PA 提升没有地形特征高,说明由雷达数据提取的纹理特征可以提升分类总体精度,但在不同类别上存在差异。加入 S2 纹理特征,油茶的 PA 和 UA

均有所提高。从总体精度上看,加入 S1/S2 纹理特征的方案 5、6 的分类精度相较仅有光谱、植被-水体指数的方案 1 分类精度有显著提升。从油茶分类精度上看,加入纹理特征后,方案 5 油茶的 PA 和 UA 分别提升 2.93、11.21 个百分点,方案 6 的 PA 和 UA 分别提升 4.69、9.97 个百分点。说明实验所提取的窗口尺寸 35 × 35 的纹理特征变量可作为油茶提取的有效特征。

图 6 为 Sentinel-2 原始影像和不同特征方案下的油茶分类结果图。从图 6 可以看出,油茶作为袁州区主要经济树种大面积交错分布于各地类之间。图 7 为 3 处局部细节及其对应的 Google Earth 高分影像。如图 7 所示,不同方案在油茶提取上的性能不同,其中,加入 S1/S2 纹理特征的方案 5、方案 6 表现出了比其它特征更好的效果。同时,如图 7 第 2 行图像所示,油茶属于人工经济林树种,种植区存在刚开垦和植苗区域,在分类时部分区域容易与裸土和其它耕地混淆。

4 讨论

以往油茶研究主要利用无人机影像^[35]和 GF-2 影像^[5]等。Sentinel 数据与其它影像数据相比具有易获取、多波段等优势,为树种分类提供了具有高空空间分辨率的免费数据源。Sentinel-2 光学影像的红边、近红外和短波红外等波段提供了多种光谱信息,在树种识别研究中具有巨大潜力,IMMITZER 等^[14]利用 Sentinel-2 数据证实了其红边和短波红外波段对植被分类制图具有高价值。但是在光学卫星覆盖不足区域,雷达数据可以作为补充数据源。LECHNER 等^[36]使用 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据进行实验,结果表明在没有足够光学影像的情况下,加入 Sentinel-1 可以提高树种分类精度。

本研究采用 Sentinel 数据作为油茶提取数据源,利用不同特征进行油茶种植区提取。由于光谱特征相似,不同树种间存在不同程度混淆,仅利用光谱特征、植被指数、水体指数分类,树种的识别精度较低。MOHAMMADPOUR 等^[37]研究表明,将光谱特征与 GLCM 纹理特征结合可以提高树种分类精度。加入 S1/S2 纹理特征后油茶提取精度均有不同程度的提高,在油茶 PA 上表现出了比地形特征和红边指数更好的效果。

为了选择适合研究区地物的纹理特征,本研究利用代表地物区分度的累计差作为选择标准,统计不同地物在 8 个纹理特征下的特征均值,计算在不同纹理窗口尺寸的累计差,累计差越大,区分度越高。姚新华等^[32]、杨振兴等^[38]分别基于

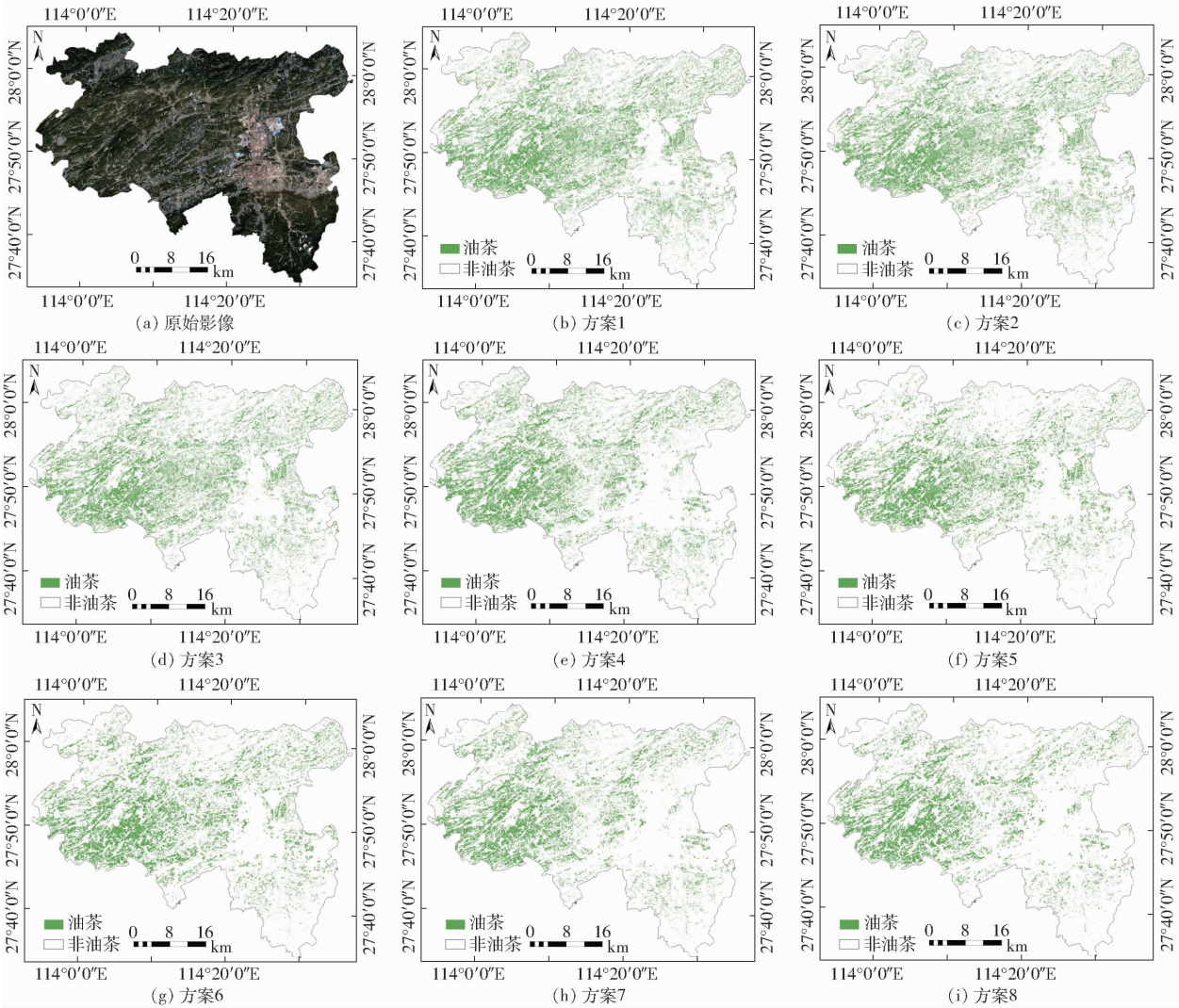


图6 不同方案油茶分类结果

Fig.6 *Camellia oleifera* classification results of different methods

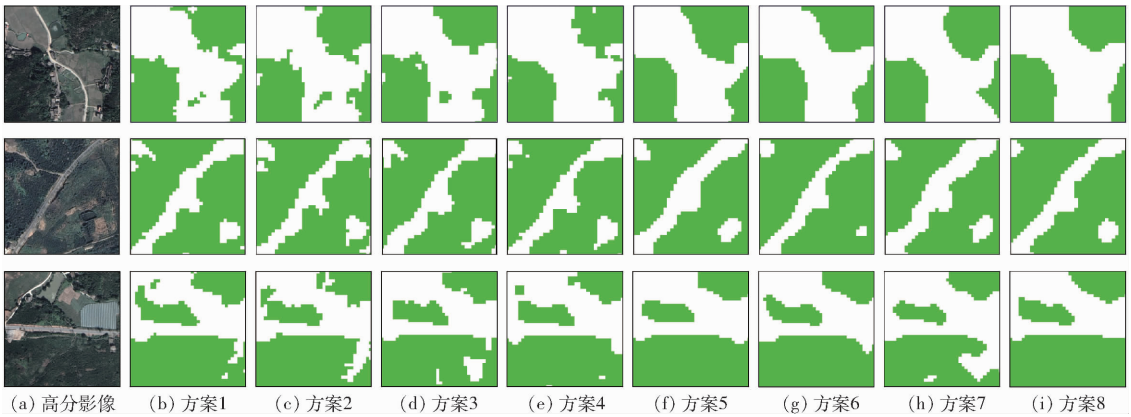


图7 不同方案油茶局部细节图

Fig.7 *Camellia oleifera* extraction results of different methods

GF-2 和 Sentinel-2A 遥感影像进行果树提取和森林覆盖分类研究,利用累计差确定的最佳窗口尺寸分别为 15×15 和 9×9 ,本研究累计差在窗口尺寸 35×35 时达到最大。由此可知,不同影像、地物类型和不同研究区的最佳纹理特征窗口尺寸也有所不同。

本研究仍存在一些不足之处。由表3可知,经过特征优选后的组合分类结果精度最高,最优特征组合中包含11个Sentinel-2光谱波段、12个植被指数、4个水体指数、12个红边指数和2个地形特征。经Relieff特征优选后,S1/S2纹理特征没有包含在最优特征集中,是因为研究所使用的植被指数、

水体指数和红边指数都是经过先前研究筛选后的特征,剔除冗余特征后,剩余特征都是在研究区树种分类上具有高权重的特征。S1/S2 纹理特征重要性均较小,但都能对分类结果提供正面影响,可作为油茶提取研究的优选特征。后续可增加指数特征数量进行相关研究。同时,受天气影响,本研究选用的 Sentinel-2 时间范围为 9—12 月,因为油茶属于常绿树种,且宜春市油茶花期为 10 月中、下旬至 12 月初^[39],所以在研究时间段内 Sentinel-2 光学影像下的油茶物候变化并不显著,在接下来的研究中可利用 Sentinel-1 SAR 数据进行油茶物候特征分析。另一方面,本研究仅采用随机森林算法进行实验,在未来的研究中可利用更有效的数据集或者采用更为先进、高效的遥感分类技术,以深入开展大范围油茶识别监测的研究,使其能够更全面地评估不同方法在油茶遥感提取中的适用性,并为该领域的技术进步提供有益参考。

5 结论

- (1)依据样本统计不同时相下油茶与其它地类的 JM 距离,得出 Sentinel-1 最佳分离度时相为 12 月 10 日,Sentinel-2 最佳分离度时相为 10 月 2 日,将其作为纹理特征提取时相。用累计差法确定的最佳纹理特征提取窗口尺寸为 35 × 35,最佳纹理特征组合为均值、方差和对比度。
- (2)根据不同特征组合分类结果精度,油茶在不同特征上具有一定差异性。在植被、水体指数的基础上加入不同特征,红边指数、雷达特征、地形特征和 S1/S2 纹理特征分别使树种分类总体精度提高 2.92、3.4、4.35、5.45、5.41 个百分点。
- (3)不同类型特征对油茶提取的有利程度由大到小依次为 S2 纹理特征、S1 纹理特征、地形特征、雷达特征、红边指数、植被-水体指数。通过 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据提取的纹理特征都可以较好地应用于油茶区提取。

参 考 文 献

[1] 刘健,龙蔚,陈苏徽,等. 江西省油茶林资源现状与规模经营占比关系[J]. 福建林业科技,2022,49(4): 113-119.
LIU Jian, LONG Wei, CHEN Suhui, et al. Study on the relationship between the present situation of *Camellia oleifera* forest resources and the proportion of scale management in Jiangxi Province[J]. Journal of Fujian Forestry Science and Technology, 2022,49(4): 113-119. (in Chinese)

[2] 施茂寅,蔡德毓,刘小虎,等. 油茶产业推动乡村振兴的新引擎——江西油茶产业高质量发展纪实[J]. 国土绿化,2023(7): 38-41.
SHI Maoyin, CAI Deyu, LIU Xiaohu, et al. *Camellia oleifera* industry to promote the new engine of rural revitalization: Jiangxi *Camellia oleifera* industry high-quality development record[J]. Land Greening, 2023(7): 38-41. (in Chinese)

[3] 周欣兴,赵林,张文杰,等. 基于 Sentinel-2 多时相影像的果树种植区遥感提取[J]. 浙江农业学报, 2022,34(12): 2767-2777.
ZHOU Xinxing, ZHAO Lin, ZHANG Wenjie, et al. Remote sensing extraction of fruit tree planting area based on Sentinel-2 multi-temporal images[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2022,34(12): 2767-2777. (in Chinese)

[4] 宋承运,曲雪杉,胡光成,等. 基于 NDVI-NSSI 空间与 HSV 变换的成熟期农作物遥感识别[J]. 农业机械学报,2023,54(8):193-200.
SONG Chengyun, QU Xueshan, HU Guangcheng, et al. Crop identification in mature stage with remote sensing based on NDVI-NSSI space and HSV transformation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(8):193-200. (in Chinese)

[5] 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)

[6] 谷祥辉,张英,桑会勇,等. 基于哨兵 2 时间序列组合植被指数的作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(3):702-711.
GU Xianghui, ZHANG Ying, SANG Huiyong, et al. Research on crop classification method based on Sentinel-2 time series combined vegetation index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(3):702-711. (in Chinese)

[7] 靳宁,孙林,张东彦,等. 基于 CBAM-U-HRNet 模型和 Sentinel-2 数据的棉花种植地块提取[J]. 农业机械学报,2023,54(11):159-168.
JIN Ning, SUN Lin, ZHANG Dongyan, et al. Classification of cotton planting area using CBAM-U-HRNet model and Sentinel-2 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(11):159-168. (in Chinese)

[8] XI Y, REN C, TIAN Q, et al. Exploitation of time series Sentinel-2 data and different machine learning algorithms for detailed tree species classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14(1): 7589-7603.

[9] 赵红伟,陈仲新,姜浩,等. 基于 Sentinel-1A 影像和一维 CNN 的中国南方生长季早期作物种类识别[J]. 农业工程学

报,2020,36(3): 169 – 177.

ZHAO Hongwei, CHEN Zhongxin, JIANG Hao, et al. Early growing stage crop species identification in southern China based on Sentinel – 1A time series imagery and one-dimensional CNN[J]. Transactions of the CSAE,2020,36(3): 169 – 177. (in Chinese)

[10] 解毅,王佳楠,刘钰. 基于 Sentinel – 1/2 数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究[J]. 农业机械学报,2024,55(2): 231 – 241.

XIE Yi,WANG Jia’nan,LIU Yu. Research on winter wheat planting area identification method based on Sentinel – 1/2 data feature optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(2):231 – 241. (in Chinese)

[11] 查东平,蔡海生,张学玲,等. 基于多时相 Sentinel – 1 水稻种植范围提取[J]. 自然资源遥感, 2022,34(3): 184 – 195.

ZHA Dongping, CAI Haisheng, ZHANG Xueling, et al. Extraction of paddy fields using multi-temporal Sentinel – 1 images [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022,34(3): 184 – 195. (in Chinese)

[12] 严恩萍,棘玉,尹显明,等. 基于无人机影像自动检测冠层果的油茶快速估产方法[J]. 农业工程学报, 2021,37(16): 39 – 46.

YAN Enping,JI Yu,YIN Xianming, et al. Rapid estimation of *Camellia oleifera* yield based on automatic detection of canopy fruits using UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(16):39 – 46. (in Chinese)

[13] 吴昊,蒋馥根,彭邵锋,等. 结合树冠体积的油茶树高与产量估测研究[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2022, 46(2): 53 – 62.

WU Jiong, JIANG Fugen, PENG Shaofeng, et al. Estimating the tree height and yield of *Camellia oleifera* by combining crown volume[J]. Journal of Nanjing Forestry University(Natural Sciences Edition), 2022,46(2): 53 – 62. (in Chinese)

[14] IMMITZER M, VUOLO F, ATZBERGER C. First experience with Sentinel – 2 data for crop and tree species classifications in central Europe[J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 166.

[15] WESSEL M, BRANDMEIER M, TIEDE D. Evaluation of different machine learning algorithms for scalable classification of tree types and tree species based on Sentinel – 2 data[J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1419.

[16] PERSSON M, LINDBERG E, REESE H. Tree species classification with multi-temporal Sentinel – 2 data [J]. Remote Sensing, 2018, 10(11): 1794.

[17] 于飞,吕争,隋正伟,等. 基于特征优选的多时相 SAR 数据水稻信息提取方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(3): 259 – 265, 327.

YU Fei, LÜ Zheng, SUI Zhengwei, et al. Extraction of rice information using multi-temporal SAR data based on feature optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(3): 259 – 265, 327. (in Chinese)

[18] 唐琪,李恒凯,周艳兵,等. 基于 Sentinel – 2 与时序 Sentinel – 1 SAR 特征的赣南柑橘种植区识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(3):193 – 202.

TANG Qi, LI Hengkai, ZHOU Yanbing, et al. Identification of Gannan citrus planting area based on Sentinel – 2 and temporal Sentinel – 1 SAR features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(3):193 – 202. (in Chinese)

[19] 李俐,孔庆玲,王鹏新,等. 基于时间序列 Sentinel – 1A 数据的玉米种植面积监测研究[J]. 资源科学, 2018,40(8): 1608 – 1621.

LI Li, KONG Qingling, WANG Pengxin, et al. Monitoring of maize planting area based on time-series Sentinel – 1A SAR data [J]. Resources Science, 2018,40(8): 1608 – 1621. (in Chinese)

[20] 乔树亭,叶回春,黄文江,等. 基于 Sentinel – 1/2 影像的水稻种植面积提取方法研究——以三江平原为例[J]. 遥感技术与应用, 2023,38(1): 78 – 89.

QIAO Shuting, YE Huichun, HUANG Wenjiang, et al. Study on extraction method of rice planting area based on Sentinel – 1/2 image: a case study of Sanjiang Plain[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023,38(1): 78 – 89. (in Chinese)

[21] SLAGTER B, TSENDBAZAR N E, VOLLRATH A, et al. Mapping wetland characteristics using temporally dense Sentinel – 1 and Sentinel – 2 data: a case study in the St. Lucia wetlands, South Africa [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 86: 102009.

[22] 明義森,刘启航,柏荷,等. 利用光学和 SAR 遥感数据的若尔盖湿地植被分类与变化监测[J]. 遥感学报, 2023,27(6): 1414 – 1425.

MING Yisen, LIU Qihang, BAI He, et al. Classification and change detection of vegetation in the Ruorgai Wetland using optical and SAR remote sensing data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023,27(6): 1414 – 1425. (in Chinese)

[23] BALLING J, HEROLD M, REICHE J. How textural features can improve SAR-based tropical forest disturbance mapping[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 124: 103492.

[24] 袁培森,曹益飞,马千里,等. 基于 Random Forest 的水稻细菌性条斑病识别方法研究[J]. 农业机械学报,2021,52(1): 139 – 145, 208.

YUAN Peisen,CAO Yifei,MA Qianli, et al. Identification method of rice bacterial leaf streak based on Random Forest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(1):139 – 145, 208. (in Chinese)

[25] WANG M, LI M, WANG F, et al. Exploring the optimal feature combination of tree species classification by fusing multi-feature and multi-temporal Sentinel – 2 data in Changbai Mountain[J]. Forests, 2022, 13(7): 1058.

[26] 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)

[27] 简海燕. 充分利用气候资源为发展袁州优质高产油茶服务[J]. 经营管理者, 2009(16): 156 – 157, 151.

JIAN Haiyan. Making full use of climate resources for the development of high-quality and high-yield *Camellia oleifera* in Yuanzhou[J]. Manager' Journal, 2009(16): 156 – 157, 151. (in Chinese)

[28] 刘卓. 袁州区油茶产业发展对策研究[D]. 南昌:江西农业大学, 2012.

LIU Zhuo. The research on the development countermeasure of *Camellia oleifera* industry in Yuanzhou District[D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2012. (in Chinese)

[29] BRUZZONE L, ROLI F. An extension of the Jeffreys – Matusita distance to multiclass cases for feature selection[J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 1995, 33(6): 1318 – 1321.

[30] KONONENKO I. Estimating attributes: analysis and extensions of RELIEF[C]//Proceedings of the 1994 European Conference on Machine Learning, 1994: 171 – 182.

[31] KIRA K, RENDELL L A. The feature selection problem: traditional methods and a new algorithm[C]//AAAI,1992: 129 – 134.

[32] 姚新华,金佳,徐飞飞,等. 太湖流域果树提取的光谱和纹理特征选择研究[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2019, 27(10): 1596 – 1606.

YAO Xinhua, JIN Jia, XU Feifei, et al. Research on spectral and texture feature selection for fruit tree extraction in the Taihu Lake Basin[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2019,27(10): 1596 – 1606. (in Chinese)

[33] BREIMAN L. Random forest[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5 – 32.

[34] LIN W Y, WANG F, CHENG M M, et al. CODE: coherence based decision boundaries for feature correspondence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(1): 34 – 47.

[35] 严恩萍,棘玉,尹显明,等. 基于无人机影像自动检测冠层果的油茶快速估产方法[J]. 农业工程学报, 2021,37(16): 39 – 46.

YAN Enping, JI Yu, YIN Xianming, et al. Rapid estimation of *Camellia oleifera* yield based on automatic detection of canopy fruits using UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(16):39 – 46. (in Chinese)

[36] LECHNER M, DOSTÁLOVÁ A, HOLLAUS M, et al. Combination of Sentinel – 1 and Sentinel – 2 data for tree species classification in a central European biosphere reserve[J]. Remote Sensing, 2022, 14(11): 2687.

[37] MOHAMMADPOUR P, VIEGAS D X, VIEGAS C. Vegetation mapping with random forest using Sentinel 2 and GLCM texture feature—a case study for Lousã Region, Portugal[J]. Remote Sensing, 2022, 14(18): 4585.

[38] 杨振兴,文哲,张贵,等. 基于 Sentinel – 2A 数据的森林覆盖变化研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2020,40(8): 53 – 62.

YANG Zhenxing, WEN Zhe, ZHANG Gui, et al. Research on forest cover change based on Sentinel – 2A data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2020,40(8): 53 – 62. (in Chinese)

[39] 左继林,温强,王波,等. 赣区油茶主栽良种花期调查[J]. 福建林业科技, 2023,50(2): 116 – 122.

ZUO Jilin, WEN Qiang, WANG Bo, et al. Reliminary examinationon the florescence of the main varieties of *Camellia oleifera* of Jiangxi Region[J]. Journal of Fujian Forestry Science and Technology, 2023,50(2): 116 – 122. (in Chinese)

(上接第 231 页)

[21] 李龙,王兆林,吴大放,等. 基于 TOPSIS 模型的村域高标准基本农田建设时序与整治模式[J]. 水土保持研究, 2020, 27(3):286 – 293.

LI Long, WANG Zhaolin, WU Dafang, et al. Study on timing sequence and regulation mode of high standard basic farmland construction in village based on TOPSIS model[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2020,27(3):286 – 293. (in Chinese)

[22] 梁昌勇,戚筱雯,丁勇,等. 一种基于 TOPSIS 的混合型多属性群决策方法[J]. 中国管理科学, 2012,20(4):109 – 117.

LIANG Changyong, QI Xiaowen, DING Yong, et al. A hybrid multi criteria group decision making with TOPSIS method[J]. Chinese Journal of Management Science, 2012,20(4):109 – 117. (in Chinese)

[23] 李梦洋,李欣腾,陈荣清. 基于多阈值的基本农田空间连片性分析[J]. 江西科学, 2017,35(4):516 – 522.

LI Mengyang, LI Xinteng, CHEN Rongqing. Spatial contiguity analysis of basic farmland based on multiple thresholds[J]. Jiangxi Science, 2017,35(4):516 – 522. (in Chinese)

[24] 林晋大,多玲花,邹自力. 城市扩张背景下景观破碎化动态演变及空间自相关分析——以南昌市为例[J]. 水土保持研究, 2022,29(4):362 – 369.

LIN Jinda, DUO Linghua, ZOU Zili. Dynamic evolution and spatial autocorrelation analysis of landscape fragmentation under the background of urban expansion—a case study of Nanchang City[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(4):362 – 369. (in Chinese)

[25] QIANWEN C, PENGHUI J, LINGYAN C, et al. Delineation of a permanent basic farmland protection area around a city centre: case study of Changzhou City, China[J]. Land Use Policy, 2017,60:73 – 89.