



叶青龙, 欧阳勋志, 黄诚, 等. 联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的森林类型识别[J]. 江西农业大学学报, 2024, 46(2): 389-400.

YE Q L, OUYANG X Z, HUANG C, et al. Forest type identification by combining multi-temporal GF-6 WFV and Sentinel-2 data[J]. Acta agriculturae universitatis Jiangxiensis, 2024, 46(2): 389-400.

联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的森林类型识别

叶青龙, 欧阳勋志, 黄 诚, 李坚锋, 潘 萍*

(江西农业大学 林学院/鄱阳湖流域森林生态系统保护与修复国家林业和草原局重点实验室, 江西 南昌 330045)

摘要:【目的】我国南方地区多云雨, 地型较破碎, 森林类型精细识别较为困难, 探讨联合多源、多时相的遥感数据对森林类型识别具有重要意义。【方法】以江西省信丰县为研究区, 基于 2019 年森林资源二类调查数据, 将森林划分为松林、杉木林、阔叶林、针叶混交林、针阔混交林、竹林、灌木林和其他林地等 8 种类型, 利用随机森林算法比较 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 最佳时相相同波段(紫/深蓝、蓝、绿、红、近红外、红边)和不同波段(黄边、短波红外)的森林类型识别能力, 构建联合光谱特征集。联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2, 构建多时相植被指数特征集, 结合联合光谱特征集、纹理特征和地形特征, 通过随机森林和递归消除法构建特征变量优选数据集进行森林类型识别, 利用混淆矩阵和森林类型的实际分布对识别结果进行精度验证。【结果】(1)GF-6 WFV 蓝、绿和红波段组合的总体精度为 58.31%, 分别加入紫、近红外、红边、黄边和 Sentinel-2 短波红外波段后, 其总体精度分别提高 1.99%、8.90%、10.71%、1.50% 和 14.10%; Sentinel-2 蓝、绿和红波段组合的总体精度为 54.68%, 分别加入深蓝、近红外、红边、短波红外和 GF-6 WFV 黄边波段后, 其总体精度分别提高 3.30%、10.82%、12.92%、17.31% 和 3.97%。(2)特征变量优选数据集的总体精度和 Kappa 系数为 80.80% 和 75.56%, 贡献程度大小依次为 GF-6 WFV 多时相植被指数、Sentinel-2 多时相植被指数、GF-6 WFV 光谱特征、Sentinel-2 光谱特征、地形特征和纹理特征, 贡献率分别为 40.44%、23.23%、18.12%、10.21%、4.61% 和 3.39%。(3)松林、杉木林、阔叶林、针叶混交林、针阔混交林、竹林、灌木林和其他林地的制图精度分别为 86.97%、85.60%、88.61%、9.43%、19.01%、53.60%、86.90% 和 82.56%, 用户精度分别为 81.42%、79.79%、77.57%、71.43%、81.82%、67.00%、87.74% 和 82.88%, 识别结果与研究区实际森林类型分布较吻合。【结论】联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 可以综合多时相、多源影像的优点, 能够有效提高森林类型的识别精度。

关键词: GF-6 WFV; Sentinel-2; 森林类型识别; 随机森林

中图分类号: S757.2 文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1000-2286(2024)02-0389-12



Forest type identification by combining multi-temporal GF-6 WFV and Sentinel-2 data

YE Qinglong, OUYANG Xunzhi, HUANG Cheng, LI Jianfeng, PAN Ping*

收稿日期: 2023-11-14 修回日期: 2023-12-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(32360389、32260392)

Project supported by National Natural Science Foundation of China(32360389, 32260392)

作者简介: 叶青龙, 硕士生, orcid.org/0009-0008-0929-2819, yeqinglong2023@163.com; *通信作者: 潘萍, 讲师, 博士, 主要从事森林资源管理、监测和森林生态研究, orcid.org/0000-0002-1867-3313, panping0306@163.com。

©《江西农业大学学报》编辑部, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议

(College of Forestry, Key Laboratory of National Forestry and Grassland Administration for the Protection and Restoration of Forest Ecosystem in Poyang Lake Basin, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China)

Abstract: [Objective] Because of the broken terrain and frequent cloudy and rainy weather, it is difficult to finely identify forest types in southern China. Exploring joint multi-source and multi-temporal remote sensing data is important for identifying forest types. [Method] This study took Xinfeng County of Jiangxi Province as the study area. Based on the Forest Resource Inventory of the Xinfeng County in 2019, eight forest types were identified, including pine forest, *Cunninghamia lanceolata* forest, broad-leaved forest, coniferous mixed forest, coniferous and broad-leaved mixed forest, bamboo forest, shrub forest and other forestry land. The random forest algorithm was used to compare the forest type identification ability of GF-6 WFV and Sentinel-2 in the same band (purple/dark blue, blue, green, red, near infrared, red edge) and different bands (yellow edge, short-wave infrared), and a combined spectral feature dataset was built. By combining the multi-temporal vegetation index feature dataset which was built by GF-6 WFV and Sentinel-2, the combined spectral feature dataset, texture features, and terrain features, a feature variable selection dataset was constructed using random forest and recursive elimination method for forest type identification. The accuracy of the identification results was verified by using confusion matrix and the actual distribution of forest types. [Result] (1) The overall accuracy of the GF-6 WFV for the combination of blue, green and red band was 58.31%. With the addition of the purple, nearinfrared, red edge, yellow edge of GF-6 WFV band and short-wave infrared of Sentinel-2 band, the overall accuracy increased by 1.99%, 8.90%, 10.71%, 1.50% and 14.10%, respectively. The overall accuracy of the blue, green and red band combination of Sentinel-2 was 54.68%. With the addition of the deep blue, nearinfrared, red edge, short-wave infrared of Sentinel-2 band and yellow edge of GF-6 WFV band, the overall accuracy increased by 3.30%, 10.82%, 12.92%, 17.31% and 3.97%, respectively. (2) The overall accuracy and Kappa coefficient of feature variable selection dataset were 80.80% and 75.56%. The order of contribution degree was GF-6 WFV multi-temporal vegetation index, followed by sentinel-2 multi-temporal vegetation index, GF-6 WFV spectral feature, Sentinel-2 spectral feature, topographic feature and texture feature. The contribution rates were 40.44%, 23.23%, 18.12%, 10.21%, 4.61% and 3.39%, respectively. (3) The producer's accuracy of pine forest, *Cunninghamia lanceolata* forest, broad-leaved forest, coniferous mixed forest, coniferous and broad-leaved mixed forest, bamboo forest, shrub forest and other forestry land were 86.97%, 85.60%, 88.61%, 9.43%, 19.01%, 53.60%, 86.90% and 82.56%, respectively, and the user's accuracy was 81.42%, 79.79%, 77.57%, 71.43%, 81.82%, 67.00%, 87.74% and 82.88%, respectively. The identification results are relatively consistent with the actual forest type distribution in the study area. [Conclusion] The combination of multi-temporal GF-6 WFV and Sentinel-2 can integrate the advantages of multi-temporal and multi-source images and effectively improve the identification accuracy of forest types.

Keywords: GF-6 WFV; Sentinel-2; forest-type identification; random forest

【研究意义】有效监管森林资源的数量、质量及分布是保障森林资源可持续发展的重要基础,而准确识别森林类型是有效监管森林资源的前提。随着对地观测技术的快速发展,遥感影像为森林类型的识别提供了可靠的技术手段^[1],探索低成本、高时效、大尺度且具有一定识别精度的森林类型识别方法,对森林资源信息的监测具有重要意义。【前人研究进展】当前的遥感影像众多,其中光学遥感影像可以通过可见光、近红外和短波红外等光谱信息观测地表植被,具有大尺度、多时相的优点^[2],依据长时间序列的光学遥感影像可以长周期和广覆盖的提取植被信息^[3]。但光学传感器容易受云和降水的影响,特别是在我国多云雨、地块较破碎的南方地区,光学遥感影像有效数据少,为森林类型的有效识别带来一定的困难^[4],而多源遥感数据的联合使用可以综合影像优势,提高森林类型识别精度^[5]。红边对植被叶绿素的变

化敏感,能很好的指示植被生长状况^[6],使得红边波段能够包含更多的森林冠层参数信息,在森林类型识别上具有较好的应用效果^[7]。当前具有红边波段的卫星主要有美国的 World View-2、World View-3 和 Planet 卫星,德国的 Rapid Eye 卫星,法国的 Pleiades NEO 卫星,欧洲航天局的 Sentinel-2 卫星以及中国的 GF-6 卫星。与其他具有红边波段的影像相比,Sentinel-2 和 GF-6 WFV 分别具有 3 个和 2 个红边波段,290 km 和 800 km 的宽幅,在森林类型识别中应用广泛,如 Ma 等^[8]利用 Sentinel-2 数据和地形数据实现祁连山东部地区圆柏、云杉、桦树和胡杨树种的识别,陈春秀等^[9]联合 GF-6 WFV 和 ZY-3 号影像数据,基于支持向量机和随机森林组合算法识别准格尔山楂。【本研究切入点】GF-6 WFV 和 Sentinel-2 在可见光、近红外以及红边波谱上具有相同波段,常用于构建多源数据^[10],但 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的波段和波谱范围有所不同,识别植被信息的效果也会有所差异,如 Sun 等^[11]利用 Sentinel-2 红边波段构建的叶绿素不敏感红边指数,反演的叶面积指数比 GF-6 WFV 更显著,而孙敏轩等^[12]发现 GF-6 WFV 混合像元分解结果的植被端元丰富度估计变异系数比 Sentinel-2 小,表明 GF-6 WFV 具有更优的预测精度。而综合 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的影像优点,联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的森林类型识别效果如何目前尚不清晰。【拟解决的关键问题】研究以江西省信丰县为研究区,基于 2019 年森林资源二类调查数据,使用随机森林算法比较 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 最佳时相相同波段(紫/深蓝、蓝、绿、红、近红外、红边)和不同波段(黄边、短波红外)的森林类型识别能力,探讨联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的最佳策略,并结合地形特征和纹理特征,构建特征变量优选数据集进行森林类型识别,旨在为促进国产高分数据在森林类型识别中的应用提供参考。

1 研究地区与研究方法

1.1 研究区概况

信丰县(24°59′~25°33′N,114°34′~115°19′E)位于江西省赣州市南部,总面积 2 877 km²,其中林地面积占总面积的 71.60%。地势由南向北倾斜,中部地势低平,地貌以低山丘陵为主,气候温暖湿润,日照充足,雨量充沛,年平均气温 17 ℃,年平均降水量 1 430 mm,土壤类型主要为红壤。森林资源丰富,主要森林类型有杉木(*Cunninghamia lanceolata*)林、马尾松(*Pinus massomiana*)林、湿地松(*Pinus elliottii*)林、阔叶林、毛竹(*Phyllostachys edulis*)林等。

1.2 研究方法

1.2.1 数据来源及处理

GF-6 WFV L1A 和 Sentinel-2(A/B)MSI L2A 的遥感影像数据获取情况见表 1。使用 ENVI 5.6 软件对 GF-6 WFV 进行辐射定标、大气校正、正射校正和以成像时间相近的 Sentinel-2 影像为基准的图像配准等预处理,其中 GF-6 WFV 的 4 月份影像是以 2022-04-09 和 2022-04-13(像元占比大于 93%)影像镶嵌合成。Sentinel-2 影像是经过正射校正以及几何精校正的地表反射率数据,利用 SNAP 软件对 Sentinel-2 进行重采样、裁剪、镶嵌等预处理,其中 B10 卷云波段因不参与大气校正,在 L2A 产品中缺失。研究区 DEM 数据下载自地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/>),空间分辨率为 30 m。

表 1 遥感数据概况
Tab.1 Overview of remote sensing data

遥感影像 Remote sensing image	波段与中心波长/nm Band and center wavelength	获取时间 Acquisition time	来源 Source
GF-6 WFV	蓝(B1):478;绿(B2):528;红(B3):660;近红外(B4):806;红边 1(B5):710;红边 2(B6):744;紫(B7):442;黄边(B8):596	2019-09-26;2019-10-21 2019-11-10;2019-12-12 2020-02-20;2020-04-09 2020-04-13;	中国资源卫星应用中心 https://data.cresda.cn/
	深蓝(B1):443;蓝(B2):490;绿(B3):560;红(B4):665;红边 1(B5):705;红边 2(B6):740;红边 3(B7):783;近红外(B8):842;窄近红外(B8a):865;水汽(B9):940;卷云(B10):1375;短波红外 1(B11):1610;短波红外 2(B12):2190	2019-09-27(2B)2019-10-22(2A) 2019-11-11(2A)2019-12-11(2A) 2020-01-30(2A)2020-04-29(2A)	
Sentinel-2A/B			欧洲航天局哥白尼数据中心 https://scihub.copernicus.eu/

样本数据来自信丰县2019年森林资源二类调查小班数据。利用ArcGIS Pro 3.01软件提取小班矢量图中的林地小班,并向内缓冲30 m以减缓小班的边缘效应,以提取小班的中心点作为样本点。依据2019年《江西省森林资源二类调查技术规程(第七次调查)》标准,按地类以及优势树种确定森林类型划分。通过统计不同时期影像样本间的J-M距离(Jeffries-Matusita distance),选择可分性最好的4月份影像作为最佳时相。分别提取GF-6 WFV和Sentinel-2影像4月份的NDVI值,协同天地图高清影像剔除异常点后按平均值加减1倍标准差筛选样本。竹林、针叶混交林和针阔混交林的样本数量较少,且较难自动提取合适的样本,本研究协同天地图高清影像选取这3类样本,而为避免样本数量不平衡,对样本数量较大的松林、杉木林、阔叶林和灌木林,随机选取一半样本参与分类,最后以7:3的比例随机分成训练样本以及检验样本。森林类型分类及样本数量见表2。

表2 森林类型分类及样本数量

Tab.2 Classification of forest type and number of samples

森林类型 Forest type	描述 Describe	样本数量 Number of samples
松林 Pine forest	郁闭度 ≥ 0.2 且马尾松或湿地松单个树种蓄积量占65%以上	3 378
杉木林 <i>Cunninghamia lanceolata</i> forest	郁闭度 ≥ 0.2 且杉木树种蓄积量占65%以上	3 796
阔叶林 Broad-leaved forest	郁闭度 ≥ 0.2 且阔叶树种总蓄积量占65%以上	1 873
针叶混交林 Coniferous mixed forest	郁闭度 ≥ 0.2 且针叶树种总蓄积量占65%以上	354
针阔混交林 Coniferous and broad-leaved mixed forest	郁闭度 ≥ 0.2 且针叶树种或阔叶树种总蓄积量占35%~65%	472
竹林 Bamboo forest	附有胸径 ≥ 2 cm的竹类植物且郁闭度 ≥ 0.2 或每667 m ² 株数 ≥ 20 株	418
灌木林 Shrub forest	覆盖度 ≥ 0.3 且附着有灌木树种、灌木型乔木树种以及胸径 ≤ 2 cm的杂竹丛	1 731
其他林地 Other forestry land	上述类别以外的其他林地	861

1.2.2 特征集构建

纹理特征集构建。多光谱影像各波段之间的纹理信息存在着一定的相关性^[13],在提取纹理特征前,使用ENVI 5.6软件的Co-occurrence Measures工具,采用灰度共生矩阵的方法,比较GF-6 WFV和Sentinel-2各相同波段提取的纹理特征与光谱组合的森林类型分类精度,最终选择红波段构建纹理特征集,包括均值、协同性、相异性、信息熵、二阶矩、相关性、对比度以及方差,像元窗口大小分别为9×9、7×7,步长均为3。

地形特征集构建。在ArcGIS Pro 3.01软件中使用双线性内插法,将DEM数据分别重采样至16 m和10 m,分别提取坡度、坡向和高程。

植被指数特征集构建。选取归一化植被指数(NDVI)、增强型植被指数(EVI)、叶绿素植被指数(GC-VI)3种常用植被指数^[14],以及4种红边植被指数^[15],包括红边归一化植被指数(NDVIred)、改进红边归一化植被指数(mNDVIred)、改进红边比值植被指数(mSRred)、新型倒红边叶绿素指数(IRECI)。无法获得中心波长的波段用光谱范围最邻近的波段代替,具体计算公式详见表3。

1.2.3 实验方案设计

GF-6 WFV和Sentinel-2影像的波段设置不同,森林类型识别效果也会不一致。基于GF-6 WFV和Sentinel-2的相同波段(紫/深蓝、蓝、绿、红、近红外、红边)和不同波段(黄边、短波红外),采用双线性内插法设置不同波段组合的数据集,比较不同波段组合的分类精度,构建联合GF-6 WFV和Sentinel-2的最佳光谱特征组合,数据集设置见表4。

使用单一时相难以取得较好的森林类型识别效果,地形特征、纹理特征和植被指数的加入可以有效提升森林类型分类精度^[16]。多时相植被指数能反映植被生长期的色素变化,比多时相光谱更能有效区分不同森林类型^[17]。本研究将GF-6 WFV和Sentinel-2的4月份影像(相隔17 d)作为不同时相使用,联合GF-6 WFV和Sentinel-2影像构建8个时相的多时相植被指数,结合地形特征、纹理特征和联合光谱特征,基于随机森林算法和递归消除法,构建特征优选数据集识别研究区森林类型。

表3 植被指数概况
Tab.3 Overview vegetation index

植被指数 Vegetation index	公式 Formula	GF-6 WFV 波段 GF-6 WFV band	Sentinel-2 波段 Sentinel-2 band
NDVI	$(\rho_{\text{NIR}}-\rho_{\text{RED}})/(\rho_{\text{NIR}}+\rho_{\text{RED}})$	B4、B3	B8、B4
EVI	$2.5(\rho_{\text{NIR}}-\rho_{\text{RED}})/(\rho_{\text{NIR}}+6\rho_{\text{RED}}-7.5\rho_{\text{BLUE}}+1)$	B4、B3、B1	B8、B4、B2
GCVI	$\rho_{\text{NIR}}/\rho_{\text{Green}}-1$	B4、B2	B8、B3
NDVIred	$(\rho_{750}-\rho_{705})/(\rho_{750}+\rho_{705})$	B6、B5	B6、B5
mNDVIred	$(\rho_{750}-\rho_{705})/(\rho_{750}+\rho_{705}-2\rho_{445})$	B6、B5、B7	B6、B5、B1
mSRred	$(\rho_{750}-\rho_{445})/(\rho_{705}+\rho_{445})$	B6、B7、B5	B6、B1、B5
IRECI	$(\rho_{783}-\rho_{665})/(\rho_{705}/\rho_{740})$	B4、B3、B5、B6	B7、B4、B5、B6

表4 不同波段组合数据集
Tab.4 Different band combination dataset

数据集 Dataset		描述 Describe	数据集 Dataset		描述 Describe
GFA	GF-6 WFV 蓝、绿、红波段		SenA	Sentinel-2 蓝、绿、红波段	
GFB	GF-6 WFV 蓝、绿、红、紫波段		SenB	Sentinel-2 蓝、绿、红、深蓝波段	
GFC	GF-6 WFV 蓝、绿、红、近红外波段		SenC	Sentinel-2 蓝、绿、红、近红外波段	
GFD	GF-6 WFV 蓝、绿、红、红边波段		SenD	Sentinel-2 蓝、绿、红、红边波段	
GFE	GF-6 WFV 蓝、绿、红、黄边波段		SenE	Sentinel-2 蓝、绿、红、GF-6 WFV 黄边波段	
GFF	GF-6 WFV 蓝、绿、红、Sentinel-2 短波红外波段		SenF	Sentinel-2 蓝、绿、红、短波红外波段	

1.2.4 分类方法和精度验证

利用 EnMap-Box 2.2 软件,基于随机森林分类模块对实验方案展开分类和特征变量重要性评估,需要设置决策树个数和节点分裂时抽取的特征个数。通过试验,模型采用的随机森林决策树为 130,特征个数为特征变量个数的算术平方根。基于特征变量重要性评估结果,按重要性得分对特征变量排序,采用递归消除的方式进行特征变量的优选。基于分类结果构建混淆矩阵,采用总体精度、Kappa 系数、制图精度、用户精度和二类调查数据对分类结果进行评价。

2 结果与分析

2.1 不同森林类型影像上的光谱曲线

统计不同森林类型样本的 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 各波段均值,绘制的光谱曲线见图 1。由图 1 可知,在 GF-6 WFV 的波谱范围内,不同森林类型的光谱反射率有明显的“绿峰”和“红谷”,红边范围(670~770 nm)内呈现“陡升”现象,并在近红外区域达到最大且区分明显。Sentinel-2 的波谱范围内,灌木林和其他林地 在红波段处没有低谷,阔叶林、针阔混交林、竹林和灌木林在近红外区域的反射率高峰与 GF-6 WFV 有较大的差别。可见,同一森林类型在 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 相同波段处的光谱特征具有差异。

2.2 不同波段组合的分类结果

由图 2 可知,相同波段组合的 GF-6 WFV 森林类型分类精度均高于 Sentinel-2。当只保留蓝、绿和红波段时,GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的分类总体精度分别为 58.31% 和 54.68%,Kappa 系数分别为 46.85% 和 41.91%,GF-6 WFV 对阔叶林 的分类制图精度和用户精度比 Sentinel-2 提升 18.15% 和 8.79%。蓝、绿和红波段加入紫/深蓝波段的 GF-6 WFV 和 Sentinel-2,分类总体精度分别为 60.30% 和 57.98%,Kappa 系数分别为 49.07% 和 46.16%,除竹林和杉木林外,GF-6 WFV 对其他森林类型的分类精度均高于 Sentinel-2。蓝、绿和红波段加入近红外和红边波段的 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 分类总体精度分别为 67.21%、69.02% 和 65.50%、67.60%,Kappa 系数分别为 58.04%、60.34% 和 55.88%、58.71%,GF-6 WFV 对松林、杉木林和其他林地的识别效果优于 Sentinel-2,而 Sentinel-2 对阔叶林、竹林和灌木林的识别效果更好。

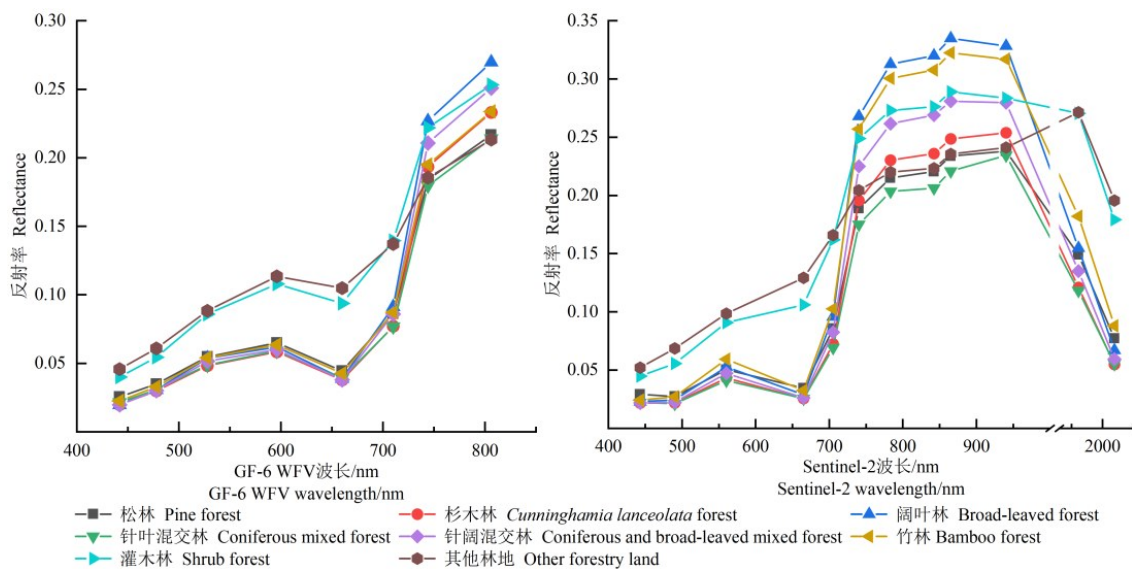


图 1 不同森林类型光谱曲线

Fig.1 Spectral signatures of different forest types

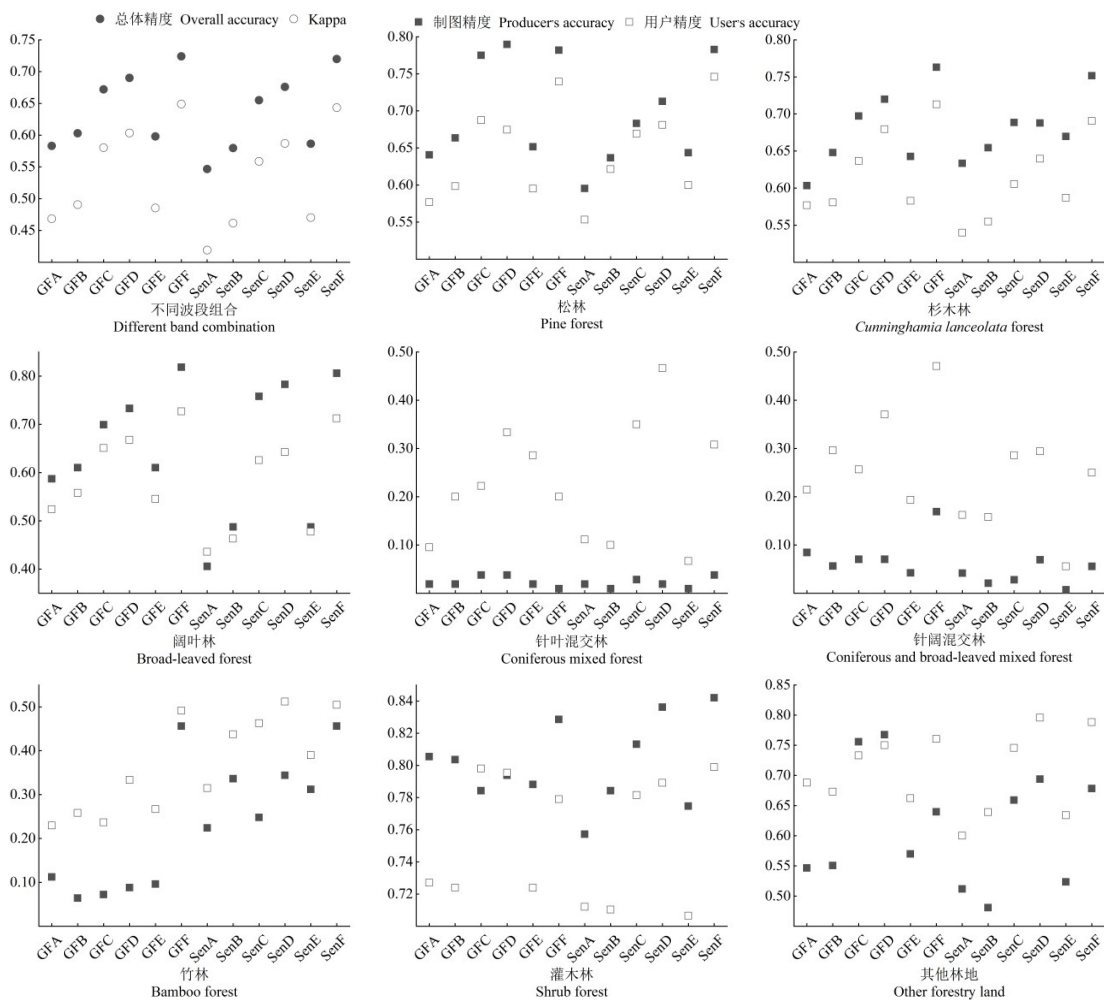


图 2 不同波段组合的分类结果

Fig.2 Classification results of different band combinations

对于 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 的不同波段,联合 GF-6 WFV 黄边波段的 Sentinel-2 能提升除针叶混交林和针阔混交林外的其他森林类型分类精度,总体精度和 Kappa 系数分别为 58.65% 和 47.03%。联合 Sentinel-2 短波红外波段的 GF-6 WFV,分类精度在所有波段组合中最高,总体精度和 Kappa 系数分别为

72.41% 和 64.90%,对松林、杉木林、阔叶林和竹林的分类精度提升明显,制图精度分别提高 14.11%、15.97%、23.13% 和 34.40%。因此,本研究以 GF-6 WFV 为主,联合 Sentinel-2 的短波红外波段构建联合光谱特征,联合多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 构建联合多时相植被指数。

2.3 联合多源数据的特征变量优选

利用随机森林算法和递归消除法,对联合光谱特征、地形特征、纹理特征和联合多时相植被指数组合的 78 个波段进行特征选择,得到特征组合数量和总体精度、Kappa 系数之间的关系。由图 3 可知,分类的总体精度和 Kappa 系数随着特征变量个数的增加而增加,在特征变量个数达到 20 后,随机森林分类的总体精度和 Kappa 系数提升不明显,在特征变量个数为 40 时分类精度最大,总体精度和 Kappa 系数为 80.80% 和 75.56%。

用特征变量重要性得分表示特征变量重要性程度,值越大,特征变量对森林类型识别的贡献越高。由表 5 可知,特征变量的贡献程度由大到小按类型排序为:GF-6 WFV 多时相植被指数、Sentinel-2 多时相植被指数、GF-6 WFV 光谱特征、Sentinel-2 光谱特征、地形特征和纹理特征,贡献率分别为 40.44%、23.23%、18.12%、10.21%、4.61% 和 3.39%。重要性排序前 5 的特征变量分别为高程(Elevation)、Sentinel-2 水汽波段(Sen_B9)、GF-6 WFV 红边 2 波段(GF_B6)、GF-6 WFV 近红外波段(GF_B4)和 GF-6 WFV 红波段纹理均值(Mean)。可见,联合 GF-6 WFV 光谱和 Sentinel-2 的短波红外波段构建联合光谱特征,多时相 GF-6 WFV 和 Sentinel-2 构建联合多时相植被指数,可以综合两者的优势,同时地形特征和纹理特征的加入,可以提升森林类型分类精度。Sentinel-2 的水汽波段,原始空间分辨率为 60 m,但重要性排在第二位,表明 B9 波段所在的波谱范围对森林类型的识别具有较大贡献,并不会因为空间分辨率的改变而丢失关键的光谱信息。

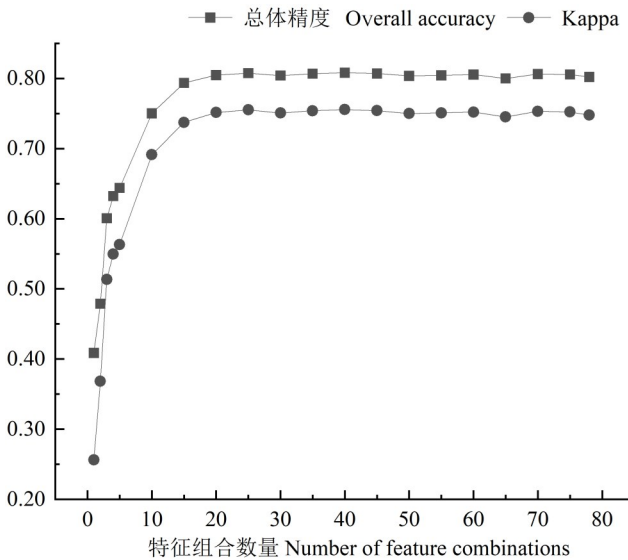


图 3 特征组合数量及其分类精度
Fig.3 Number of feature combinations and classification accuracy

表 5 特征优选变量重要性排序
Tab.5 Rank of importance of optimized features

特征变量	重要性得分	特征变量	重要性得分	特征变量	重要性得分
Feature variable	Importance score	Feature variable	Importance score	Feature variable	Importance score
Elevation	2.12	GF_NDVIred_12	1.10	Sen_mNDVIred_01	0.94
Sen_B9	2.09	Sen_NDVIred_04	1.10	Sen_GCVI_04	0.94
GF_B6	1.78	GF_B8	1.09	GF_NDVIred_11	0.93
GF_B4	1.66	GF_mNDVIred_12	1.08	Sen_GCVI_01	0.93
Mean	1.56	GF_NDVIred_09	1.04	GF_mNDVIred_09	0.90
GF_B5	1.54	GF_mNDVIred_04	1.04	Sen_EVI_01	0.90
Sen_EVI_04	1.49	Sen_mSRred_04	1.02	GF_mNDVIred_11	0.89
Sen_B11	1.40	GF_EVI_11	1.01	GF_mSRred_02	0.89
GF_B3	1.29	GF_mNDVIred_02	0.99	GF_mSRred_12	0.88
Sen_mNDVIred_04	1.25	GF_B7	0.98	GF_mNDVIred_10	0.87
Sen_IRECI_04	1.25	GF_GCVI_11	0.98	Sen_mSRred_01	0.87
Sen_B12	1.20	GF_IRECI_09	0.95	GF_EVI_09	0.86
GF_GCVI_02	1.19	GF_GCVI_12	0.95		
GF_mSRred_11	1.11	GF_IRECI_04	0.95		

2.4 分类精度验证

将特征变量重要性排序前 40 的特征变量组合为特征优选数据集,森林类型分类结果的混淆矩阵见图 4。由图 4 可知,松林、杉木林、阔叶林、灌木林和其他林地的制图精度分别为 86.97%、85.60%、88.61%、86.90% 和 82.56%,用户精度分别为 81.42%、79.79%、77.57%、87.74% 和 82.88%;竹林与杉木林、阔叶林容易混淆,其制图精度和用户精度分别为 53.60% 和 67.00%;针叶混交林和针阔混交林的分类精度偏低,制图精度分别为 9.43% 和 19.01%。从分类结果与小班森林类型分布的对比(图 5)看,分类结果与研究区森林类型的实际分布整体上较为一致,能较好的识别连续分布的森林类型,对松林、杉木林、阔叶林、竹林、灌木林以及其他林地都有较好的识别效果,但对针叶混交林和针阔混交林的识别效果差。从分类结果与实际分布差异较大的局部结果看(图 6),分类结果与小班森林类型的不一致主要表现在竹林的提取范围不一致,针叶混交林和针阔混交林大面积漏分,阔叶林大面积错分,灌木林和其他林地在低植被覆盖区域容易被错分。与天地图高清影像对比发现,在错分的区域,以像元大小为尺度的森林类型分类,会对小班内的小块地类如小块针叶纯林或者小块阔叶纯林加以区分,使分类结果在小班尺度上产生较大差异。这种差异虽然对分类结果和小班森林类型分布的一致性产生较大影响,但从整体的森林类型分类角度上看,这种差异是可以接受的。

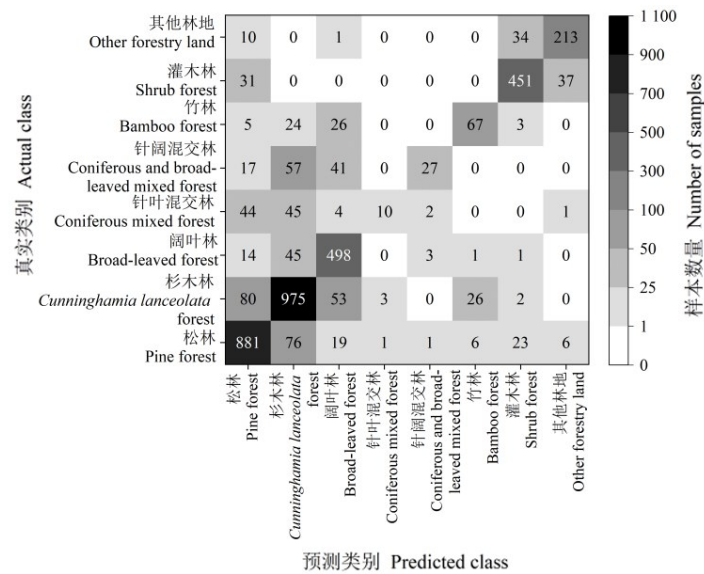


图 4 特征优选分类结果的混淆矩阵

Fig.4 Confusion matrix of feature optimization classification results

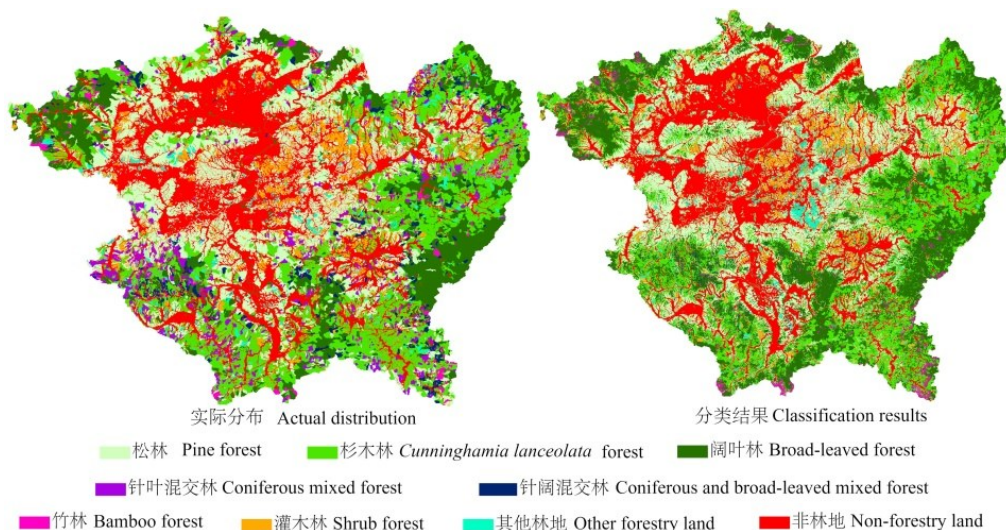


图 5 特征优选的分类结果

Fig.5 Classification results of feature optimization

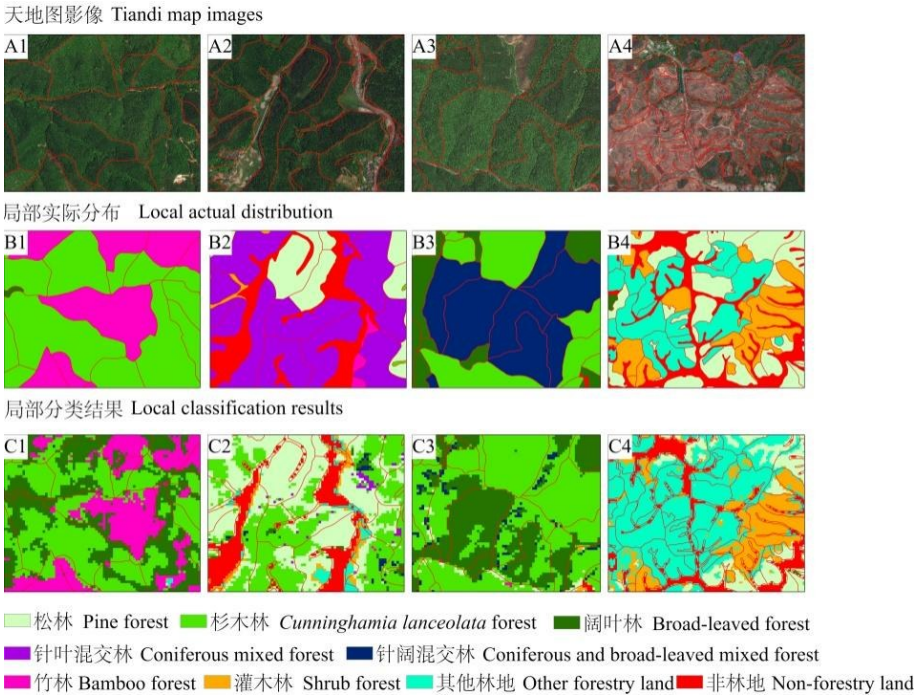


图6 特征优选的局部分类结果

Fig.6 Local classification results of feature optimization

将分类结果与实际分布面积对比(表6)可发现,松林、杉木林和竹林的分类效果好,其相对精度分别为95.56%、92.77%和95.81%;针叶混交林、针阔混交林和其他林地相对精度较低,其中针叶混交林最低,其相对精度只有3.23%,这可能是因为它容易被识别为松林和杉木林。总体而言,联合多时相的GF-6 WFV 和 Sentinel-2,结合地形数据,经过特征优选后,提取的森林类型与研究区实际森林类型分布较为一致。

表6 分类结果面积统计

Tab.6 Classification result area statistics

类别 Classes	实际面积及比例 Actual area and proportion		特征优选分类结果 Classification results of feature optimization		
	面积/km ²	面积占比/%	面积/km ²	面积占比/%	相对精度/%
	Area	Area ratio	Area	Area ratio	Relative accuracy
松林 Pine forest	612.30	29.72	592.05	28.40	95.56
杉木林 <i>Cunninghamia lanceolata</i> forest	624.13	30.30	586.01	28.11	92.77
阔叶林 Broad-leaved forest	383.03	18.59	544.73	26.13	59.44
针叶混交林 Coniferous mixed forest	121.09	5.88	3.94	0.19	3.23
针阔混交林 Coniferous and broad-leaved mixed forest	75.50	3.67	32.73	1.57	42.78
竹林 Bamboo forest	34.33	1.67	36.20	1.74	95.81
灌木林 Shrub forest	144.18	7.00	193.63	9.29	67.29
其他林地 Other forestry land	65.33	3.17	95.27	4.57	55.84
林地面积 Forestry land area	2059.89	100.00	2084.56	100.00	100.00

3 讨论与结论

3.1 不同波段组合的森林类型识别

物候差异对森林类型的识别有着重要影响,确定有显著区分性的时相有助于识别不同森林类型。本研究通过JM距离统计不同时相的森林类型可分离程度,确定4月份影像的森林类型可分性较其他时相好,其原因可能是常绿树种之间叶色差距小,缺乏明显的物候差异^[18],而春季增温,促使常绿阔叶树种

大量换叶,森林类型间的物候变化达到最大,Persson等^[19]的研究也表明春季影像是树种识别的最佳时期。本研究发现,在最佳时相上,不同森林类型在GF-6 WFV和Sentinel-2的相同波段,光谱反射率有差异,分类的精度也有较大差别,相同波段组合的GF-6 WFV森林类型分类精度均稍高于Sentinel-2。Peng等^[20]的研究表明,基于可见光、近红外波段的GF-1 WFV对森林的识别精度比Sentinel-2高0.19%,而GF-1 WFV和GF-6 WFV的可见光、近红外波段的光谱反射率一致性均高于0.97^[21],说明GF-6 WFV的可见光、近红外波段对森林识别的效果比Sentinel-2更好。张彦等^[22]基于最大似然法对许昌市榆林乡花生、林地等地类识别,相同波段下GF-6 WFV的分类精度比Sentinel-2高0.65%,基于面向对象K邻近法的GF-6 WFV分类精度比Sentinel-2低1.29%,这可能是由于基于面向对象的分类方法能够较好的提取影像纹理信息,更能发挥Sentinel-2空间分辨率的优势。但基于面向对象的分类方法,在影像分割上较难统一参数,对于不同源、多时相的影像很难兼顾各自的影像特征信息^[23]。

相比GF-6 WFV影像,Sentinel-2具有的短波红外波段对植被水分变化敏感^[24],本研究表明,短波红外波段对森林类型分类精度的提升最大,其次是红边波段和近红外波段,这与王春玲等^[25]的研究结果较为一致。相比Sentinel-2影像,GF-6 WFV具有的黄边波段也能有效监测森林植被^[26],本研究发现蓝、绿和红波段中加入黄边波段,GF-6 WFV和Sentinel-2的分类总体精度分别提升1.50%和3.97%,构建的特征优选数据集也保留了黄边波段,表明黄边波段对森林类型识别具有积极作用。Sentinel-2的深蓝和水汽波段受分辨率的影响,在森林类型识别应用中常做剔除处理^[27],但本研究构建的特征优选数据集,水汽波段的重要性排在第二位,深蓝波段参与计算的改进红边归一化植被指数重要性排在第十位,表明深蓝和水汽波段对森林类型的识别具有积极作用,这与You等^[28]的研究较为一致。联合多时相GF-6 WFV和Sentinel-2,可以综合两者的优势,提高森林类型识别精度。

3.2 特征优选的森林类型识别

本研究结果表明,特征优选数据集的分类总体精度和Kappa系数分别为80.80%和75.56%。方攀飞等^[27]基于多时相Sentinel-2和森林资源二类调查数据识别云南香格里拉区域的优势树种,应用随机森林算法的分类总体精度为68.72%,集成最大熵和支持向量机算法的分类总体精度为80.66%。不同算法或分类方法对分类结果将产生影响,有研究表明,多分类器集成算法可以综合不同算法的优势,提高分类精度^[29];分层分类法能够控制类别间的不确定性从而提升分类精度^[30],但层次间提取的复杂过程会对可分性低的类型传递更大的误差^[31]。黄健等^[32]基于森林资源二类调查和Sentinel-1、2数据,按林地、树种结构和林型构建3层分类结构,对淳安县针叶林、阔叶林和经济林的小班林型分层提取,分类总体精度为83.21%。本研究根据森林资源二类调查小班数据,基于对研究区森林类型提取较为完整,将针叶林进一步分成松林、杉木林,同时还尝试区分针叶混交林、针阔混交林等森林类型,而由于松林、杉木林、阔叶林与针叶混交林和针阔混交林区分难度大,应用多分类器组合算法还有待进一步探讨;同时由于本研究对森林类型划分较细,这可能也是导致分类总体精度比黄健等^[32]研究得出的更低的重要原因。但从本研究总体结果看,基于随机森林算法,联合多时相的GF-6 WFV和Sentinel-2还是能够获取较好的森林类型识别效果,对大尺度的森林类型识别具有较强的潜力。

本研究得出针叶混交林和针阔混交林的分类精度较低,制图精度分别为9.43%和19.01%。其原因可能是,一方面针叶混交林中松林和杉木的占比分布不同,针阔混交林中针叶林和阔叶林的占比分布不同,光谱信息复杂增大了分类误差;另一方面以小班中心点作为森林类型的样本,样本选择的不确定性对分类的结果产生了影响,这导致研究区的针叶混交林和针阔混交林被低估,而松林、杉木林和阔叶林被高估。Lu等^[33]对赣江自然保护区的森林类型分类结果也显示混交林被低估,而杉木林和阔叶林被高估,但通过构建空间-光谱-时间融合的多源数据改善了这种误差。今后的研究中可以联合更多的遥感数据,进一步探讨GF-6 WFV和Sentinel-2的森林类型识别能力。

参考文献 References:

[1] 张会儒,雷相东,李凤日.中国森林经理学研究进展与展望[J].林业科学,2020,56(9):130-142.

ZHANG H R, LEI X D, LI F R. Research progress and prospects of forest management science in China [J]. Scientia silvae Sinicae, 2020, 56(9): 130-142.

- [2] 罗洪斌,舒清杰,王强,等.多源遥感数据结合的橡胶林有效叶面积指数升尺度估测[J].江西农业大学学报,2020,42(2):349-357.
- LUO H B, SHU Q T, WANG Q, et al. Estimation of effective leaf area index scales of rubber plantation based on multi-source remote sensing data[J]. *Acta agriculturae universitatis Jiangxiensis*, 2020, 42(2): 349-357.
- [3] 黄佩,普军伟,赵巧巧,等.植被遥感信息提取方法研究进展及发展趋势[J].自然资源遥感,2022,34(2):10-19.
- HUANG P, PU J W, ZHAO Q Q, et al. Research progress and development trend of remote sensing information extraction methods of vegetation[J]. *Remote sensing for natural resources*, 2022, 34(2): 10-19.
- [4] 吴立新,孙根云,苗则朗,等.浅论中国亚热带遥感现状、任务与创新发 展途径[J].遥感学报,2022,26(8):1483-1503.
- WU L X, SUN G Y, MIAO Z L, et al. On subtropical remote sensing in China: research status, key tasks and innovative development approaches[J]. *National remote sensing bulletin*, 2022, 26(8): 1483-1503.
- [5] 徐辉,潘萍,杨武,等.基于多源遥感影像的森林资源分类及精度评价[J].江西农业大学学报,2019,41(4):751-760.
- XU H, PAN P, YANG W, et al. Classification and accuracy evaluation of forest resources based on multi-source remote sensing images[J]. *Acta agriculturae universitatis Jiangxiensis*, 2019, 41(4): 751-760.
- [6] FILELLA I, PENUELAS J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. *International journal of remote sensing*, 1994, 15(7): 1459-1470.
- [7] ZARCO-TEJADA P J, HORNERO A, HERNANDEZ-CLEMENTE R, et al. Understanding the temporal dimension of the red-edge spectral region for forest decline detection using high-resolution hyperspectral and Sentinel-2a imagery[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2018, 137: 134-148.
- [8] MA M, LIU J, LIU M, et al. Tree species classification based on sentinel-2 imagery and random forest classifier in the eastern regions of the Qilian mountains[J]. *Forests*, 2021, 12(12): 1736.
- [9] 陈春秀,陈蜀江,徐世薇,等.多特征辅助下的GF-6 WFV影像准噶尔山桉识别研究[J].干旱区研究,2021,38(2):553-561.
- CHEN C X, CHEN S J, XU S W, et al. *Crataegus songarica* recognition using Gaofen-6 wide-field-view data assisted by multiple features[J]. *Arid zone research*, 2021, 38(2): 553-561.
- [10] 蒋馥根,孙华,李成杰,等.联合GF-6和Sentinel-2红边波段的森林地上生物量反演[J].生态学报,2021,41(20):8222-8236.
- JIANG F G, SUN H, LI C J, et al. Retrieving the forest aboveground biomass by combining the red edge bands of Sentinel-2 and GF-6[J]. *Acta ecologica Sinica*, 2021, 41(20): 8222-8236.
- [11] SUN Y, WANG B, ZHANG Z. Improving leaf area index estimation with chlorophyll insensitive multispectral red-edge vegetation indices[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2023, 16: 3568-3582.
- [12] 孙敏轩,刘明,孙强强,等.利用光谱混合分解模型分析GF-6新增波段对土地利用/覆被的响应[J].农业工程学报,2020,36(3):244-253.
- SUN M X, LIU M, SUN Q Q, et al. Response of new bands in GF-6 to land use/cover based on linear spectral mixture analysis model[J]. *Transactions of the Chinese society of agricultural engineering*, 2020, 36(3): 244-253.
- [13] 孙亚楠,李仙岳,史海滨,等.基于特征优选决策树模型的河套灌区土地利用分类[J].农业工程学报,2021,37(13):242-251.
- SUN Y N, LI X Y, SHI H B, et al. Classification of land use in Hetao Irrigation District of Inner Mongolia using feature optimal decision trees[J]. *Transactions of the Chinese society of agricultural engineering*, 2021, 37(13): 242-251.
- [14] 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 S, WU B F, ZHANG X. 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.
- [15] 黄建文,李增元,陈尔学,等.高分六号宽幅多光谱数据人工林类型分类[J].遥感学报,2021,25(2):539-548.
- HUANG J W, LI Z Y, CHEN E X, et al. Classification of plantation types based on WFV multispectral imagery of the GF-6 satellite[J]. *National remote sensing bulletin*, 2021, 25(2): 539-548.
- [16] 任冲,鞠洪波,张怀清,等.多源数据林地类型的精细分类方法[J].林业科学,2016,52(6):54-65.
- REN C, JU H B, ZHANG H Q, et al. Multi-source data for forest land type precise classification[J]. *Scientia silvae Sinicae*, 2016, 52(6): 54-65.
- [17] 杨丹,李崇贵,李斌.基于U-Net模型的多时相Sentinel-2A/B影像林分类型分类[J].林业科学研究,2022,35(4):103-111.
- YANG D, LI C G, LI B. Forest type classification based on multi-temporal Sentinel-2A/B imagery using U-Net model[J]. *For-*

- est research, 2022, 35(4): 103-111.
- [18] 张悦楠, 房磊, 乔泽宇, 等. 亚热带常绿林型遥感识别及尺度效应[J]. 生态学杂志, 2020, 39(5): 1636-1650.
ZHANG Y N, FANG L, QIAO Z Y, et al. Remote sensing-based identification of forest types and the scale effect in subtropical evergreen forests[J]. Chinese journal of ecology, 2020, 39(5): 1636-1650.
- [19] PERSSON M, LINDBERG E, REESE H. Tree species classification with multi-temporal Sentinel-2 data[J]. Remote sensing, 2018, 10(11): 1794.
- [20] PENG X, HE G, SHE W, et al. A comparison of random forest algorithm-based forest extraction with GF-1 WFV, Landsat 8 and Sentinel-2 images[J]. Remote sensing, 2022, 14(21): 5296.
- [21] 赵冉, 杨凤芸, 孟庆岩, 等. GF-1 与 GF-6 WFV 影像在滇池悬浮物浓度反演中的对比分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(1): 198-205.
ZHAO R, YANG F Y, MENG Q Y, et al. Comparative analysis of GF-1 and GF-6 WFV images in suspended matter concentration inversion in Dianchi lake[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2023, 43(1): 198-205.
- [22] 张彦, 刘婷, 包卓雅, 等. 基于 Sentinel-2 与 GF-6 WFV 数据的花生种植面积提取差异分析[J]. 河南农业科学, 2021, 50(6): 163-170.
ZHANG Y, LIU T, BAO Z Y, et al. Difference analysis of Sentinel-2 and GF-6 WFV data in peanut planting area extraction[J]. Journal of Henan agricultural sciences, 2021, 50(6): 163-170.
- [23] 颜伟, 周雯, 易利龙, 等. 森林类型遥感分类及变化监测研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(3): 445-454.
YAN W, ZHOU W, YI L L, et al. Research progress of remote sensing classification and change monitoring on forest types[J]. Remote sensing technology and application, 2019, 34(3): 445-454.
- [24] 张玮, 王鑫梅, 潘庆梅, 等. 雷竹冠层叶片反射光谱特征及其对叶片水分变化的响应[J]. 林业科学研究, 2019, 32(3): 73-79.
ZHANG W, WANG X M, PAN Q M, et al. Spectral reflectance characteristics of *Phyllostachys violascens* canopy leaves in response to water change[J]. Forest research, 2019, 32(3): 73-79.
- [25] 王春玲, 樊怡琳, 庞勇, 等. 基于 GEE 与 Sentinel-2 影像的落叶针叶林提取[J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(8): 1-15.
WANG C L, FAN Y L, PANG Y, et al. Extraction of deciduous coniferous forest based on Google Earth Engine (GEE) and Sentinel-2 image[J]. Journal of Beijing forestry university, 2023, 45(8): 1-15.
- [26] 曾庆伟, 武红敢. GF-6 WFV 黄边波段在森林扰动监测中的应用潜力研究[J]. 北京测绘, 2020, 34(2): 208-213.
ZENG Q W, WU H G. Analysis of forest disturbance monitoring potential of GF-6 WFV yellow edge band data[J]. Beijing surveying and mapping, 2020, 34(2): 208-213.
- [27] 方攀飞, 王雷光, 徐伟恒, 等. 云南香格里拉地区森林优势树种决策融合分类[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 638-650.
FANG P F, WANG L G, XU W H, et al. Decision fusion classification of forest dominant tree species in Shangri-La area of Yunnan Province[J]. Remote sensing technology and application, 2022, 37(3): 638-650.
- [28] YOU H, HUANG Y, QIN Z, et al. Forest tree species classification based on Sentinel-2 images and auxiliary data[J]. Forests, 2022, 13(9): 1416.
- [29] 马婷, 李崇贵, 汤伏全, 等. 基于多分类器集成的落叶松人工林提取[J]. 林业科学, 2021, 57(11): 105-118.
MA T, LI C G, TANG F Q, et al. Extraction of larch plantation based on multi-classifier ensemble[J]. Scientia silvae Sinicae, 2021, 57(11): 105-118.
- [30] 李萌, 年雁云, 边瑞, 等. 基于多源遥感影像的青海云杉和祁连圆柏分类[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(4): 855-863.
LI M, NIAN Y Y, BIAN R, et al. Classification of *Picea crassifolia* and *Sabina przewalskii* based on multi-source remote sensing images[J]. Remote sensing technology and application, 2020, 35(4): 855-863.
- [31] WANG M, ZHENG Y, HUANG C, et al. Assessing Landsat-8 and Sentinel-2 spectral-temporal features for mapping tree species of northern plantation forests in Heilongjiang Province, China[J]. Forest ecosystems, 2022, 9: 100032.
- [32] 黄健, 吴达胜, 方陆明. 基于多源数据及三层模型的小班林型识别[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2022, 46(1): 69-80.
HUANG J, WU D S, FANG L M. Identification of sub-compartment forest type based on multi-source data and three-tier models[J]. Journal of Nanjing forestry university(natural sciences edition), 2022, 46(1): 69-80.
- [33] LU M, CHEN B, LIAO X, et al. Forest types classification based on multi-source data fusion[J]. Remote sensing, 2017, 9(11): 1153.