



引文格式: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].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(5):756-764.DOI:10.13203/j.whugis20200633

Citation:MAO Lijun,LI Mingshi.Integrating Sentinel Active and Passive Remote Sensing Data to Land Cover Classification in a National Park from GEE Platform[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2023,48(5):756-764.DOI:10.13203/j.whugis20200633

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

毛丽君^{1,2} 李明诗^{1,3}

1 南京林业大学林学院,江苏 南京,210037

2 南京森林警察学院刑事科学技术学院,江苏 南京,210023

3 南京林业大学南方林业协同创新中心,江苏 南京,210037

摘要:国家公园的土地覆盖分类对于掌握自然资源现状、查明存在的生态安全威胁并快速应对具有基础性数据支撑作用。基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine,GEE)平台,结合哨兵(Sentinel)主被动遥感数据及其导出的光谱指数、纹理特征和地形特征,分别采用基于像元的随机森林(random forest,RF)算法和面向对象的简单非迭代聚类(simple non-iterative clustering,SNIC)+RF算法实现了钱江源国家公园异质性景观的土地覆盖(耕地、森林、草地、水体、人造地表和裸地)分类。地面实验表明,在多种输入数据组合中,基于像元和面向对象方法分类获得的最高总体精度分别为92.37%和93.98%。合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)数据的纳入能够提高基于像元方法的分类精度,但在面向对象方法中未能体现精度提升效果。通过SNIC+RF算法生成的土地覆盖分类图完整性更好,所需特征数量较少,并且算法能够在GEE环境下快速执行,适用于国家公园管理实践。

关键词:国家公园;土地覆盖分类;哨兵;随机森林;简单非迭代聚类;谷歌地球引擎

中图分类号:P237

文献标识码:A

收稿日期:2021-03-03

DOI:10.13203/j.whugis20200633

文章编号:1671-8860(2023)05-0756-09

Integrating Sentinel Active and Passive Remote Sensing Data to Land Cover Classification in a National Park from GEE Platform

MAO Lijun^{1,2} LI Mingshi^{1,3}

1 College of Forestry, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2 College of Criminal Science and Technology, Nanjing Forest Police College, Nanjing 210023, China

3 Co-Innovation Center for Sustainable Forestry in Southern China, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

Abstract: Objectives: Land cover classification in national parks plays an important role in understanding the status of natural resources, identifying the existing ecological security threats and responding to them quickly. **Methods:** Two land cover classification methods are developed based on Google Earth Engine (GEE) platform by combining Sentinel active and passive remote sensing data, and spectral indices, textural features and topographic features derived from the data to classify land cover types in the Qianjiangyuan National Park (cropland, forest, grassland, water body, artificial surface and bare land). One used pixel-based random forest (RF) classification algorithm, the other used object-oriented simple non-iterative clustering (SNIC) segmentation in partnership with RF algorithm. **Results:** The ground experimental results show that the highest overall classification accuracies of the pixel-based method and the object-oriented method are 92.37% and 93.98%, respectively. Furthermore, the integration of synthetic aperture radar (SAR) data

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(LGYB201704);国家自然科学基金(31971577);公安部科技计划项目(2022JSM06);江苏省高校“青蓝工程”(2022);江苏高校优势学科建设项目(PAPD)。

第一作者:毛丽君,博士,副教授,主要从事遥感与GIS应用研究。111207@nfc.edu.cn

通讯作者:李明诗,博士,教授。nfulms@njfu.edu.cn

can substantially improve the classification accuracy when using the pixel-based method, but there is no apparent escalating effect for the object-oriented method. **Conclusions:** Land cover classification map generated by SNIC+RF algorithm in GEE platform is more complete and the algorithm requires fewer features and runs quickly in GEE platform. Thus, this algorithm deserves to be popularized in national park management practices.

Key words: national park; land cover classification; Sentinel; random forest; simple non-iterative clustering; Google Earth Engine

国家公园是中国自然保护地体系建设的主体。目前大部分国家公园体制试点区由原有保护区及周边连接地带整合而成^[1],其自然生态系统势必受到内部或相邻地区人类活动的影响。这样,及时更新土地覆盖分类图对于掌握国家公园的自然资源现状、查明存在的生态安全威胁并快速应对具有重要现实意义。传统土地覆盖实地调查方法耗时费力,相比而言,遥感监测具有覆盖范围广、成本低、快速连续、观测结果客观、人为干扰少等优点^[2]。国内已发布多种基于遥感数据的全球尺度土地覆盖分类图^[3-4],但由于数据覆盖范围过大及更新不及时等缺点,其空间精度和时间分辨率无法满足国家公园这种局域尺度管理对土地覆盖数据的需求。因此,要确定适当的遥感数据并发展可操作性强的方法,快速、准确、近实时地绘制国家公园的土地覆盖分类图。

免费开放的哨兵(Sentinel)影像是国家公园土地覆盖分类研究中最常用的数据之一^[5]。Sentinel-2 适宜的光谱、空间及时间分辨率能够支持国家公园复杂景观的制图更新和长期监测^[6],而 Sentinel-1 C 波段合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像较适用于湿地景观监测^[7]。已有研究表明,光学和雷达数据的集成能够提升多云热带地区的土地覆盖分类精度^[8-9],例如,文献[9]整合了 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据发展的纹理特征与植被指数,采用随机森林(random forest, RF)算法实现了土地覆盖分类。研究发现 Sentinel-1 与 Sentinel-2 数据集成的分类结果最佳,仅使用 Sentinel-1 数据时精度最低。为了提升国家公园的土地覆盖分类精度,结合 Sentinel 主被动遥感数据的研究值得进一步探索。

近年来机器学习分类算法发展迅速,其中,RF 算法计算精度高,模型训练时间少^[10],能够确定预测变量在模型中的相对重要性^[11-12],同时对训练样本数量和质量的敏感度较低,已被成功应用到自然保护地监测研究中^[13-14]。然而,基于像元的 RF 分类结果图中依然会存在诸多孤立噪声点。面向对象分类方法能够克服这种孤立噪声

点缺陷,更完整地表示景观模式^[15]。图像分割是面向对象分类的关键预处理步骤,近年来超像素分割方法迅速发展,而简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)是当前使用最广泛的超像素分割算法^[16-17]。简单非迭代聚类(simple non-iterative clustering, SNIC)算法是 SLIC 算法的非迭代改进版本,对内存要求更低,加快了超像素的生成速度,并且精度也有所提高,更加适合云计算运行环境^[17-18]。目前超像素分割算法大多被用于处理高空间分辨率图像,在中等分辨率图像中应用较少^[19]。

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和用户界面友好的开放数据访问平台,具有强大的数据处理能力,已被广泛应用于遥感研究领域^[14, 20]。例如,文献[14]利用 GEE 云平台和 Landsat 合成图像,比较了 RF 算法和决策树算法在梵净山国家级自然保护区土地覆盖和植被分类中的性能。

本文以钱江源国家公园体制试点区(以下简称钱江源国家公园)为例,基于 GEE 平台快速获取调查期间的可用影像数据,通过全色锐化方法提升 Sentinel-2 数据近红外和短波红外波段影像的空间分辨率,并且组合光谱波段、光谱指数、极化波段、纹理特征以及地形特征,构建特征优选流程,对比基于像元和面向对象分类方法在国家公园异质性景观中的土地覆盖分类性能,为制定高效、有针对性及低成本的国家公园管理方案提供方法参考。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

钱江源国家公园位于浙江省衢州市开化县境内(118°03'E~118°21'E, 29°10'N~29°26'N),总面积约 252 km²。空间范围包括原古田山国家级自然保护区、钱江源国家森林公园、钱江源省级风景名胜区及其连接地带^[21]。钱江源国家公园属于亚热带季风性湿润气候,适合多种植被生

长,但可用于农耕的平原地貌稀缺,被形象地概括为“九山半水半分田”。其所在的开化县年平均降水量为1 963 mm,年平均气温为16.2℃,无霜期达252 d,年平均日照时数有1 334.1 h。钱江源国家公园是长三角经济发达地区唯一的国家公园体制试点区,区内有全球罕见的典型低海拔亚热带常绿阔叶林,建有4个生态系统和生物多样性监测研究平台,已成为与科研院所和大专院校联合开展监测和研究的重要基地^[22]。研究区域如图1所示,底图为航天飞机雷达地形测绘任务^[23](shuttle radar topography mission, SRTM)提供的数字高程数据。

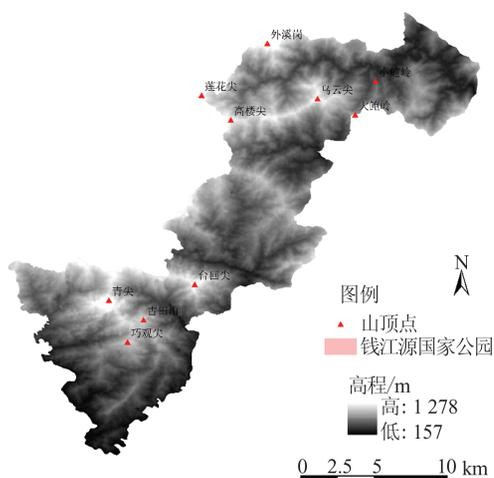


图1 研究区域
Fig.1 Study Area

1.2 研究数据

研究数据主要包括2019年Sentinel-1 C波段

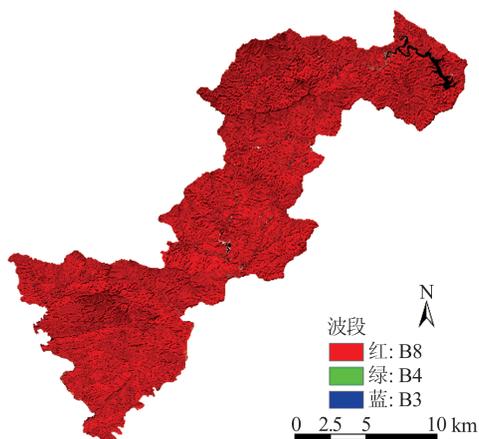
和Sentinel-2 L2A级数据、SRTM数据、开放街景地图^[24](OpenStreetMap, OSM)开源矢量数据、实地调查数据(2019-11)和官方提供的文件资料等。其中,遥感数据来源于GEE平台(<https://developers.google.com>);OSM数据下载地址为<https://www.openstreetmap.org>(下载日期为2019-12-15)。本文结合遥感数据分辨率及研究区的土地覆盖特点,将土地覆盖类型划分为耕地、森林、草地、水体、人造地表和裸地6类。

2 研究方法

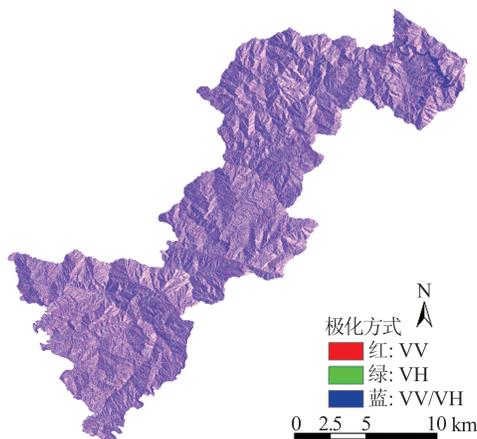
2.1 数据选取与预处理

在GEE中根据研究区域的范围、植被物候特点以及外业调查时间筛选出参与分类的影像,选择含云量最小的Sentinel-2影像(2019-10-19)与相邻日期的Sentinel-1影像(2019-10-25),进行数据裁剪、数据类型转换等预处理操作。覆盖研究区域的Sentinel假彩色合成图像如图2所示。

Sentinel-2的红边波段(B5、B6、B7、B8A)和短波红外波段(B11、B12)对于植被测绘具有很高的价值^[25],但是数据空间分辨率较低。本文利用可见光和近红外波段(B2、B3、B4、B8)的平均值作为模拟的全色波段^[26],基于高通滤波算法将Sentinel-2红边和短波红外波段的分辨率提升至10 m。高通滤波算法采用高通卷积滤波算子提取高空间分辨率影像中的空间信息,再用像元相加的方法将其叠加到低空间分辨率的多光谱影像上,实现影像融合。算法公式^[27]如下:



(a) Sentinel-2假彩色合成图像



(b) Sentinel-1假彩色合成图像

图2 研究区2019年Sentinel假彩色合成图像

Fig.2 False Color Composite Sentinel Images Covering the Study Area in 2019

$F(i,j)=L(i,j)+K_{ij} \times H_{HPF}(H(i,j))$ (1)
式中, i,j 表示像元行列号; F 为融合后的影像; L

为低分辨率影像; H 为高分辨率影像; H_{HPF} 为高通滤波器; K_{ij} 表示空间变化的权值函数。根据

ERDAS 软件中的高通滤波融合算法的参数说明设置算法参数。

2.2 特征选取与分类

综合预处理后的多光谱图像、实地调查数据、谷歌地球高分辨率影像、OSM 矢量数据以及官方提供的相关文件资料,共选择了 830 个样本点,包括 120 个耕地样本、300 个森林样本、160 个草地样本、80 个水体样本、90 个人造地表样本和 80 个裸地样本。将样本点随机分为两部分,将其中的 70% 作为训练数据集,30% 作为验证数据集,以评估分类性能。

本文联合多源数据派生了 6 种特征,共计 42 个变量,包括多光谱影像的原始光谱波段、光谱指数和纹理特征,SAR 影像的极化波段和纹理特征以及 SRTM 数据派生的地形特征(包括高程、坡度和坡向)。具体地,基于 GEE 平台计算 9 种光谱指数,包括归一化植被指数^[28](normalized differential vegetation index, NDVI)、增强型植被指数^[29](enhanced vegetation index, EVI)、绿色归

一化植被指数^[30](green normalized differential vegetation index, GNDVI)、绿叶指数^[31](green leaf index, GLI)、可见光大气阻抗指数^[32](visible atmospherically resistant index, VARI)、绿色大气阻抗指数^[33](green atmospherically resistant index, GARI)、植物衰老反射率指数^[34](plant senescence reflectance index, PSRI)、改进的土壤调节植被指数^[35](modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)和改进的归一化水指数^[36](modified normalized difference water index, MNDWI)。对于多光谱光学波段,计算基于灰度共生矩阵(grey level co-occurrence matrix, GLCM)的纹理均值;对于 SAR 极化波段,根据 GLCM 计算其纹理均值、对比度、相关性和熵值。

本文选取的土地覆盖分类特征组合见表 1,实验序号中第一位数字代表特征类型数,共设计了 8 种 Sentinel-2 数据(包含地形数据)特征组合(实验 1-1 至 4-1),4 种包含 Sentinel-1 数据的特征组合(实验 5-1 至 6-1)。

表 1 分类特征组合

Tab.1 Combinations of Classification Features

实验序号	特征类型	变量总数
1-1	Sentinel-2 光谱波段	10
2-1	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数	19
2-2	Sentinel-2 光谱波段+Sentinel-2 纹理特征	20
2-3	Sentinel-2 光谱波段+地形特征	13
3-1	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+Sentinel-2 纹理特征	29
3-2	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+地形特征	22
3-3	Sentinel-2 光谱波段+Sentinel-2 纹理特征+地形特征	23
4-1	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+Sentinel-2 纹理特征+地形特征	32
5-1	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+地形特征+Sentinel-1 极化波段+Sentinel-1 纹理特征	32
5-2	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+Sentinel-2 纹理特征+地形特征+Sentinel-1 极化波段	34
5-3	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+Sentinel-2 纹理特征+地形特征+Sentinel-1 纹理特征	40
6-1	Sentinel-2 光谱波段+光谱指数+Sentinel-2 纹理特征+地形特征+Sentinel-1 极化波段+Sentinel-1 纹理特征	42

本文分别使用基于像元方法和面向对象方法进行分类。基于像元的 RF 算法分类中,首先使用分类样本点对选取的特征组合进行采样。然后训练样本,设置 RF 算法中的两个参数: n_{tree} 为 500, m_{try} 默认为输入特征总数的平方根。最后,对选定的特征组合图像执行分类操作。面向对象方法基于 SNIC 算法^[18]超像素分割后的图像集群进行数据采样。在 GEE 中设置 SNIC 算法参数,创建种子图像,再将堆栈后的特征组合图像分割为同质的超像素。应用 RF 算法对超像素图像以及堆栈后的特征组合执行数据采样、样本训练和图像分类。

分类完成后,采用 Hold-Out 交叉验证和基于混淆矩阵的通用统计量方法进行分类精度评价,根据分类统计数据分别确定两种分类方法最可靠的特征组合。所选的统计度量包括总体精度、生产者精度、用户精度和 Kappa 系数^[37]。

由于所选的分类特征间不可避免地存在多重共线性关系,本文构建了一种在云计算环境下运用了递归特征消除法^[38]的分类特征优选流程。在 GEE 中根据图像分类时计算的 Gini 指数^[39]重要性排序结果,依次去除排名最低的 20% 的变量,并用剩余变量执行下一轮分类,对比分类精度的变化。最后,根据最优特征组合实施分类,

绘制并输出研究区的土地覆盖分类图。

3 结果与分析

3.1 特征组合对比结果分析

表2展示了不同特征组合的分类精度及排序。基于像元和面向对象方法获得的最高分类精度水平相同(总体精度为92.37%, Kappa系数为0.90)。与单独使用光谱波段(基于像元和面向对象分类方法的总体精度分别为89.56%和88.76%)相比,联合多源遥感数据的最高制图精度分别提高了2.81%和3.61%。在基于像元方法中,实验5-1、5-2、5-3和6-1的分类精度位于前4位,说明纳入SAR数据能够提升分类精度。在面向对象方法中,仅使用Sentinel-2光谱波段及光谱指数(实验2-1)与联合主被动遥感数据(实验5-1)取得相同的最高总体分类精度,实验5-2、

5-3和6-1总体精度的排序位于第6至第8位,表明纳入SAR数据及地形特征对分类精度的提升作用不大。

3.2 特征优选结果分析

不同分类实验的特征选择结果见表3。在基于像元方法(实验5-1)中,去除重要性低的特征后,未能提升总体分类精度,这说明RF算法在图像存在冗余信息时仍能保持稳健的分类性能。面向对象方法(实验2-1和实验5-1)在经过一次筛选后,总体精度有所提升,其中,实验2-1中生成了研究区最为准确的地图产品(总体精度为93.98%),比基于像元方法的最佳总体精度(92.37%)高1.61%。最优特征组合包括15个变量,按照Gini重要性高低排序依次为MNDWI、B11、PSRI、EVI、GLI、B8、GNDVI、GARI、B8A、B6、VARI、NDVI、B12、MSAVI和B5。

表2 不同特征组合的分类精度及排序

Tab.2 Classification Accuracy and Ordering of Different Feature Combinations

排序	基于像元方法			面向对象方法		
	实验序号	总体精度/%	Kappa系数	实验序号	总体精度/%	Kappa系数
1	5-1	92.37	0.90	2-1	92.37	0.90
2	5-2	91.97	0.90	5-1	92.37	0.90
3	5-3	91.97	0.90	4-1	91.97	0.90
4	6-1	91.97	0.90	3-1	91.57	0.89
5	2-3	91.57	0.89	3-2	91.57	0.89
6	3-1	91.57	0.89	5-3	91.16	0.89
7	3-2	91.57	0.89	5-2	90.76	0.88
8	2-1	91.16	0.89	6-1	90.76	0.88
9	4-1	91.16	0.89	2-3	89.56	0.87
10	3-3	90.36	0.88	1-1	88.76	0.86
11	1-1	89.56	0.87	3-3	88.76	0.86
12	2-2	88.35	0.85	2-2	87.15	0.84

表3 不同分类实验的特征选择结果

Tab.3 Feature Selection Results of Different Classification Experiments

筛选次数	基于像元方法(实验5-1)		面向对象方法(实验2-1)		面向对象方法(实验5-1)	
	变量数	总体精度/%	变量数	总体精度/%	变量数	总体精度/%
1	32	92.37	19	92.37	32	92.37
2	26	92.37	15	93.98	26	92.77
3	21	91.57	12	91.57	21	90.76
4	17	91.97	10	90.36	17	91.57
5	14	91.16	8	88.76	14	91.97
6	11	90.36	—	—	11	91.97
7	9	89.56	—	—	9	89.96

3.3 两种分类方法结果对比分析

通过两种分类方法得到的土地覆盖分类图

如图3所示。两幅土地覆盖分类图的空间分布模式基本一致,但利用面向对象方法得到的分类图

像椒盐噪声较少,土地覆盖类型更清晰、更完整。表 4 和表 5 分别显示了基于像元分类图和面向对象分类图的混淆矩阵和精度评估结果,所有土地覆盖类型的分类精度都高于 79%。综合两种分类方法来看,森林类型的生产者精度和用户精度最高,人造地表和草地类型被过度分类,水体和裸地类型分类不足。由于水体和人造地表通常位

于山体边缘,山体阴影的存在造成水体与人造地表、裸地等类型间的错分。耕地、草地、人造地表和裸地 4 种土地覆盖类型相互之间产生的混淆较多,根源之一是这几种类型景观破碎化程度高且交错分布,容易造成混淆。此外,由于存在休耕地或者作物生长季节不同,在所使用的深秋季节遥感图像上,一些耕地呈现出裸地的光谱信号特征。

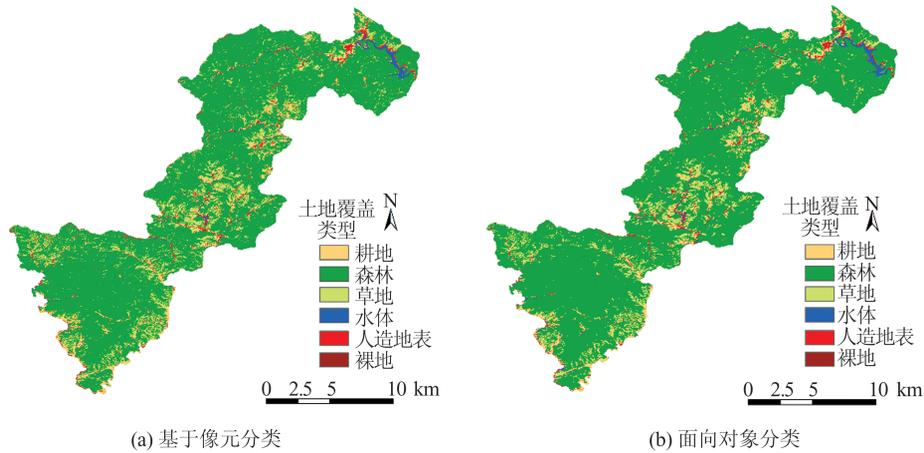


图 3 两种方法得到的 2019 年土地覆盖分类图

Fig.3 Land Cover Classification Maps in 2019 Obtained by Two Methods

表 4 基于像元分类图的混淆矩阵和精度评估结果

Tab.4 Confusion Matrix and Classification Accuracy Measurement of the Map Classified by Pixel-Based Method

分类	耕地	森林	草地	水体	人造地表	裸地	总和	用户精度/%	错分误差/%
耕地	31	0	0	0	1	4	36	86.11	13.89
森林	0	88	1	0	0	0	89	98.88	1.12
草地	3	2	46	0	0	0	51	90.20	9.80
水体	0	0	0	20	0	0	20	100.00	0.00
人造地表	1	0	0	3	26	1	31	83.87	16.13
裸地	1	0	1	1	0	19	22	86.36	13.64
总和	36	90	48	24	27	24	249		
生产者精度/%	86.11	97.78	95.83	83.33	96.30	79.17			
漏分误差/%	13.89	2.22	4.17	16.67	3.70	20.83			
总体精度/%							92.37		
Kappa							0.90		

表 5 面向对象分类图的混淆矩阵和精度评估结果

Tab.5 Confusion Matrix and Classification Accuracy Measurement of the Map Classified by Object-Oriented Method

分类	耕地	森林	草地	水体	人造地表	裸地	总和	用户精度/%	错分误差/%
耕地	32	0	0	0	1	2	35	91.43	8.57
森林	0	89	1	0	0	0	90	98.89	1.11
草地	2	1	47	0	0	0	50	94.00	6.00
水体	0	0	0	21	0	0	21	100.00	0.00
人造地表	2	0	0	2	25	2	31	80.65	19.35
裸地	0	0	0	1	1	20	22	90.91	9.09
总和	36	90	48	24	27	24	249		
生产者精度/%	88.89	98.89	97.92	87.50	92.59	83.33			
漏分误差/%	11.11	1.11	2.08	12.50	7.41	16.67			
总体精度/%							93.98		
Kappa							0.92		

4 结 语

本文联合 Sentinel 主被动遥感数据在 GEE 环境下进行了基于像元的 RF 算法分类和面向对象的 SNIC+RF 算法分类,方法运行耗时短(基于像元方法的耗时少于 1 min,面向对象方法耗时约 3 min)。相比于传统影像下载与处理流程,这两种方法显著提高了数据分析效率。所有处理过程通过云平台远程实现,降低了对本地计算机硬件的要求。其主要缺点是 GEE 云平台需要稳定的网络支持,且目前仅支持国外开放获取的遥感数据。

基于像元方法联合了 Sentinel 主被动遥感数据,在提升土地覆盖制图精度方面具有很高潜力,这与已有研究结果一致^[8-9,40]。该方法结合了主动传感器的全天候观测能力以及主被动两种卫星组成的较短重访周期,能够及时发现地表覆盖变化并做到快速反应和有效处置。面向对象方法的结果表明,在以森林为主体的国家公园中,SAR 数据对提升土地覆盖分类精度的作用有限。面向对象方法结合了地物的空间结构和纹理信息,因此仅需较少的光学影像特征即可得到稳健的分类结果。

变量重要性分析研究表明,短波红外波段(B11、B12)、近红外波段(B8)、红边波段(B8A、B6、B5)在土地覆盖制图方面具有较高价值,这与许多已有研究结果相似^[25,41]。光谱指数中重要性最高的为 MNDWI,其他重要的光谱指数有 PSRI、EVI、GLI 等,而非通常使用的 NDVI^[13,20,42-43]。考虑到研究数据的时间和研究区的景观特点,MNDWI 能抑制来自建筑物、植被和土壤的干扰,区分阴影和水体,解决了提取水体时消除阴影的困难^[36]。

本研究区分的土地覆盖类型少,但是制图精度高,得到的土地覆盖分类图是地上生物量和碳含量估算等应用的基础^[8],也是国家公园规划与管理决策的依据,例如,如何优化现有的交通路网来提升国家公园生态旅游的吸引力,并在路网扩展过程中削弱对现有森林的割裂或破碎化效应等。面向对象方法的最高分类精度比基于像元方法高 1.61%,其优势在于分类图像较完整,避免了基于像元方法产生的“椒盐效应”。除人造地表类型外,面向对象方法的制图精度更高。这主要是由于研究区土地资源稀缺,人造地表位置分散且所占面积较小,而在 10 m 空间分辨率尺度

下,基于像元方法能够较好地保留小范围地物的细节信息。

传统的面向对象方法普遍采用 eCognition 软件提供的多尺度分割算法进行分类,分类精度较高,但是反复实验选择分割参数会耗费大量时间,且规则集的建立过程存在一定主观性^[44-45],对于景观构成多样的国家公园来说,方法的普适性和可移植性不强。相比而言,本文提出的面向对象 SNIC+RF 算法基于云计算技术实现,算法对内存的要求低,运算速度快,受主观影响因素小,所需特征数量少且分类结果稳健,适用于国家公园的管理实践,为实现快速、高精度的国家公园土地覆盖制图提供方法参考。

下一步工作考虑发挥 Sentinel 数据红边波段的植被鉴别能力,将 Sentinel-2 密集的时间序列与丰富的光谱信息和甚高空间分辨率图像(例如无人机正射照片)结合起来提取植被类型,如针叶林、阔叶林和混交林,甚至可以尝试对树种进行分类识别。

参 考 文 献

- [1] He S, Su Y, Wang L, et al. Taking an Ecosystem Services Approach for a New National Park System in China [J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2018, 137: 136-144.
- [2] Wang Y Q, Lu Z, Sheng Y W, et al. Remote Sensing Applications in Monitoring of Protected Areas [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9): 1370.
- [3] Chen J, Chen J, Liao A, et al. Global Land Cover Mapping at 30 m Resolution: A POK-Based Operational Approach [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 103: 7-27.
- [4] Gong P, Liu H, Zhang M N, et al. Stable Classification with Limited Sample: Transferring a 30 m Resolution Sample Set Collected in 2015 to Mapping 10 m Resolution Global Land Cover in 2017 [J]. *Science Bulletin*, 2019, 64(6): 370-373.
- [5] Fawzi N I, Husna V N, Helms J A. Measuring Deforestation Using Remote Sensing and Its Implication for Conservation in Gunung Palung National Park, West Kalimantan, Indonesia [J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2018, 149: 012038.
- [6] Recanatesi F, Giuliani C, Ripa M. Monitoring Mediterranean Oak Decline in a Peri-Urban Protected Area Using the NDVI and Sentinel-2 Images: The Case Study of Castelporziano State Natural Reserve

- [J]. *Sustainability*, 2018, 10(9): 3308.
- [7] Lucas R, Kerchove R V, Otero V, et al. Structural Characterisation of Mangrove Forests Achieved Through Combining Multiple Sources of Remote Sensing Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111543.
- [8] Clerici N, Valbuena C C A, Posada J M. Fusion of Sentinel-1A and Sentinel-2A Data for Land Cover Mapping: A Case Study in the Lower Magdalena Region, Colombia[J]. *Journal of Maps*, 2017, 13(2): 718-726.
- [9] Tavares P A, Ely S B N, Guimarães U S, et al. Integration of Sentinel-1 and Sentinel-2 for Classification and LULC Mapping in the Urban Area of Belém, Eastern Brazilian Amazon [J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 1140.
- [10] Talukdar S, Singha P, Mahato S, et al. Land-Use Land-Cover Classification by Machine Learning Classifiers for Satellite Observations: A Review[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(7): 1135.
- [11] Li C, Gong P, Wang J, et al. The First All-Season Sample Set for Mapping Global Land Cover with Landsat-8 Data[J]. *Science Bulletin*, 2017, 62(7): 508-515.
- [12] Breiman L. Random Forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [13] Wendelberger K S, Gann D, Richards J H. Using Bi-Seasonal WorldView-2 Multi-spectral Data and Supervised Random Forest Classification to Map Coastal Plant Communities in Everglades National Park[J]. *Sensors*, 2018, 18(3): 829.
- [14] Tsai Y, Stow D, Chen H, et al. Mapping Vegetation and Land Use Types in Fanjingshan National Nature Reserve Using Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 927.
- [15] Lang Qin, Niu Zhenguo, Hong Xiaoqi, et al. Remote Sensing Monitoring and Change Analysis of Wetlands in Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 230-237. (郎芹, 牛振国, 洪孝琪, 等. 青藏高原湿地遥感监测与变化分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(2): 230-237.)
- [16] Lü X W, Ming D P, Chen Y Y, et al. Very High Resolution Remote Sensing Image Classification with SEEDS-CNN and Scale Effect Analysis for Superpixel CNN Classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(2): 506-531.
- [17] Yuan Xu. Research on Image Segmentation Method Based on Super-Pixel[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019. (袁旭. 基于超像素的图像分割方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.)
- [18] Achanta R, Sússtrunk S. Superpixels and Polygons Using Simple Non-iterative Clustering[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017.
- [19] Tu Y, Chen B, Zhang T, et al. Regional Mapping of Essential Urban Land Use Categories in China: A Segmentation-Based Approach[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(7): 1058.
- [20] Herrero H, Southworth J, Bunting E. Utilizing Multiple Lines of Evidence to Determine Landscape Degradation Within Protected Area Landscapes: A Case Study of Chobe National Park, Botswana from 1982 to 2011[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(8): 623.
- [21] Yu Jianping, Shen Yunyi, Song Xiaoyou, et al. Evaluating the Effectiveness of Functional Zones for Black Muntjac (*Muntiacus Crinifrons*) Protection in Qianjiangyuan National Park Pilot Site[J]. *Biodiversity Science*, 2019, 27(1): 5-12. (余建平, 申云逸, 宋小友, 等. 钱江源国家公园体制试点区功能分区对黑麂保护的有效性评估[J]. 生物多样性, 2019, 27(1): 5-12.)
- [22] Mi Xiangcheng. Biodiversity Monitoring and Research are Basis of National Park Conservation [J]. *Biodiversity Science*, 2019, 27(1): 1-4. (米湘成. 生物多样性监测与研究是国家公园保护的基础[J]. 生物多样性, 2019, 27(1): 1-4.)
- [23] Farr T G, Rosen P A, Caro E, et al. The Shuttle Radar Topography Mission [J]. *Reviews of Geophysics*, 2007, 45(2): RG2004.
- [24] Haklay M, Weber P. OpenStreetMap: User-Generated Street Maps [J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2008, 7(4): 12-18.
- [25] 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.
- [26] Kaplan G. Sentinel-2 Pan Sharpening: Comparative Analysis[C]//The 2nd International Electronic Conference on Remote Sensing, 2018.
- [27] Yang Xiaohan, Li Yutong, Wang Ning, et al. Comparative Research on Remote Sensing Image Fusion Method [J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2017, 34(2): 90-94. (杨晓涵, 李雨彤, 王宁, 等. 遥感影像融合方法比较研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2017, 34(2): 90-94.)
- [28] Pettorelli N, Vik J O, Mysterud A, et al. Using the Satellite-Derived NDVI to Assess Ecological Re-

- sponses to Environmental Change [J]. *Trends in Ecology & Evolution*, 2005, 20(9):503-510.
- [29] 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.
- [30] Gitelson A A, Merzlyak M N. Remote Sensing of Chlorophyll Concentration in Higher Plant Leaves [J]. *Advances in Space Research*, 1998, 22(5): 689-692.
- [31] Louhaichi M, Borman M M, Johnson D E. Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat [J]. *Geocarto International*, 2001, 16(1): 65-70.
- [32] Gitelson A A, Stark R, Grits U, et al. Vegetation and Soil Lines in Visible Spectral Space: A Concept and Technique for Remote Estimation of Vegetation Fraction [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(13): 2537-2562.
- [33] 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.
- [34] Merzlyak M N, Gitelson A A, Chivkunova O B, et al. Non-destructive Optical Detection of Pigment Changes During Leaf Senescence and Fruit Ripening [J]. *Physiologia Plantarum*, 1999, 106(1): 135-141.
- [35] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A Modified Soil Adjusted Vegetation Index [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119-126.
- [36] Xu Hanqiu. A Study on Information Extraction of Water Body with the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(5): 589-595. (徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究 [J]. *遥感学报*, 2005, 9(5): 589-595.)
- [37] Li Peng, Li Dahui, Li Zhenhong, et al. Wetland Classification Through Integration of GF-3 SAR and Sentinel-2B Multispectral Data over the Yellow River Delta [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(11): 1641-1649. (李鹏, 黎达辉, 李振洪, 等. 黄河三角洲地区GF-3雷达数据与Sentinel-2多光谱数据湿地协同分类研究 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2019, 44(11): 1641-1649.)
- [38] Díaz-Uriarte R, Alvarez de Andrés S. Gene Selection and Classification of Microarray Data Using Random Forest [J]. *BMC Bioinformatics*, 2006, 7: 3.
- [39] Nembrini S, König I R, Wright M N. The Revival of the Gini Importance? [J]. *Bioinformatics*, 2018, 34(21): 3711-3718.
- [40] Erinjery J J, Singh M, Kent R. Mapping and Assessment of Vegetation Types in the Tropical Rainforests of the Western Ghats Using Multispectral Sentinel-2 and SAR Sentinel-1 Satellite Imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216: 345-354.
- [41] Persson M, Lindberg E, Reese H. Tree Species Classification with Multi-temporal Sentinel-2 Data [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(11): 1794.
- [42] Hamad R, Balzter H, Kolo K. Multi-criteria Assessment of Land Cover Dynamic Changes in Halgurd Sakran National Park (HSNP), Kurdistan Region of Iraq, Using Remote Sensing and GIS [J]. *Land*, 2017, 6(1): 18.
- [43] Wang M M, He G J, Ishwaran N, et al. Monitoring Vegetation Dynamics in East Rennell Island World Heritage Site Using Multi-sensor and Multi-temporal Remote Sensing Data [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2020, 13(3): 393-409.
- [44] Lin Dong, Qin Zhiyuan, Tong Xiaochong, et al. Objected-Based Structural Feature Extraction Method Using Spectral and Morphological Information [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(5): 704-710. (林栋, 秦志远, 童晓冲, 等. 融合光谱及形态学信息的对象级空间特征提取方法 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(5): 704-710.)
- [45] Wang Yanqi, Qin Fuying, Yin Shan, et al. Land Cover Information Extraction of Dalinuoer Wetland Nature Reserve: Based on GF-1 Satellite Data and Object-Oriented Classification [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2019, 35(10): 137-141. (王艳琦, 秦福莹, 银山, 等. 基于GF-1卫星数据与面向对象分类的达里诺尔湿地自然保护区土地覆盖信息提取 [J]. *中国农学通报*, 2019, 35(10): 137-141.)