

doi:10.3969/j.issn.1006-8023.2024.02.013

## 耦合多特征多时相的普洱市优势树种分类研究

肖庆琳,张加龙\*,曹军,刘灵,王飞平,殷唐燕,杨坤  
(西南林业大学 林学院,昆明 650233)

**摘要:**利用遥感分类的方法可以快速识别普洱市的优势树种,进一步提升树种覆盖分类的精度,为该区域内森林监测提供参考依据。基于全球尺度遥感云计算平台(Google Earth Engine,GEE),融合经过大气、地形校正后的多时相 Sentinel-2 数据,识别树种的光谱信息,提取纹理、物候和地形等特征因子,并进行不同的组合,采用分层分类和随机森林(Random forest, RF)的方法对普洱市思茅松、茶树、栎类、橡胶和尾叶桉5个优势树种进行分类。结果表明,多时相影像结合多特征进行分类时地形特征在森林与非森林、针阔林、优势树种上的分类精度高于引入物候和纹理特征。森林与非森林分类的总体精度为99.5%( $Kappa=0.98$ ),用户精度和制图精度的调和平均值( $F_1$ )为98.48%;针叶林与阔叶林分类总体精度为98.7%( $Kappa=0.96$ ), $F_1$ 为97.64%;优势树种分类总体精度为85.83%( $Kappa=0.80$ ), $F_1$ 为85.19%;优势树种主要分布于海拔1300~1700m的西坡、西南坡和南坡方向的陡坡上。在多时相影像中提取多特征进行分类能够有效提高普洱市优势树种分类精度,可较为准确地提供大区域、高精度的森林覆盖分类图。

**关键词:**GEE;多特征;多时相;树种分类;随机森林

中图分类号:S771.8

文献标识码:A

文章编号:1006-8023(2024)02-0117-10

## Research on the Classification of Dominant Tree Species in Pu'er City by Coupling Multiple Characteristics and Multiple Phases

XIAO Qinglin, ZHANG Jialong\*, CAO Jun, LIU Lin, WANG Feiping, YIN Tangyan, YANG Kun  
(College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650233, China)

**Abstract:**The remote sensing classification method can be used to quickly identify the dominant tree species in Pu'er City, further improve the accuracy of tree species coverage classification, and provide a reference for forest monitoring in the region. Based on the global-scale remote sensing cloud computing platform (Google Earth Engine, GEE), the multi-temporal Sentinel-2 data corrected by the atmosphere and terrain were integrated to identify the spectral information of tree species, extract texture, phenology, terrain and other characteristic factors, and conduct different combination, hierarchical classification and random forest (RF) methods were used to classify the five dominant tree species in Pu'er City: Simao pine, tea tree, oak, rubber and *Eucalyptus urophylla*. The results showed that when multi-temporal images were combined with multi-features for classification, the classification accuracy of terrain features in forest and non-forest, coniferous and broad forest, and dominant tree species was higher than the introduction of phenology and texture features. The overall accuracy of forest and non-forest classification was 99.5% ( $Kappa=0.98$ ),  $F_1$  of user accuracy and mapping accuracy was 98.48%; the overall accuracy of coniferous forest and broadleaf forest classification was 98.7% ( $Kappa=0.96$ ),  $F_1$  was 97.64%; the overall accuracy of dominant tree species classification was 85.83% ( $Kappa=0.80$ ),  $F_1$  was 85.19%. Dominant tree species were mainly distributed on steep slopes in the west, southwest and south slopes at an altitude of 1300-1700m. Extracting multiple features from multi-temporal images for classification can effectively improve the classification accuracy of dominant tree species in Pu'er City, and can provide a large-area, high-precision forest cover classification map more accurately.

**Keywords:**GEE; multiple features; multiple phases; tree species classification; random forest

收稿日期:2023-09-20

基金项目:国家自然科学基金(32260390,31860207);云南省高层次人才培养支持计划“青年拔尖人才”专项(YNWR-QN-BJ-2020-164)。

第一作者简介:肖庆琳,硕士研究生。研究方向为林业遥感。E-mail:2442564767@qq.com

\*通信作者:张加龙,博士,教授。研究方向为林业遥感。E-mail:jialongzhang@swfu.edu.cn

引文格式:肖庆琳,张加龙,曹军,等.耦合多特征多时相的普洱市优势树种分类研究[J].森林工程,2024,40(2):117-126.

XIAO Q L, ZHANG J L, CAO J, et al. Research on the classification of dominant tree species in Pu'er City by coupling multiple characteristics and multiple phases [J]. Forest Engineering, 2024, 40(2):117-126.

## 0 引言

树种组成和分布信息对于评估森林资源的可持续发展 and 环境保护工作具有重要意义<sup>[1]</sup>。优势树种分布信息是生物量、碳储量估算,栖息地质量评估等的重要信息依据<sup>[2-4]</sup>,对森林生态系统的养护管理至关重要<sup>[5]</sup>。准确的树种识别,对人们深入细致地分析林木生态系统起到了重要指导作用,有利于树木分类规划和养护管理。因此,探索提高优势树种分类精度的最优特征组合成了研究重点。

卫星遥感技术与人工森林调查相比,具备监测范围广、成本低和数据获取及时等优势,在森林资源监测方面展现出巨大潜力<sup>[6-8]</sup>。优势树种分布可通过实地调查获得,由于大区域内受到地形和天气等因素制约,树种分类调查需要耗费大量的资源。有研究表明,Sentinel-2 遥感数据具有空间分辨率高、免费获取和覆盖范围广等优点,被广泛应用于大区域面积森林优势树种的精细分类与识别<sup>[9]</sup>。Jia 等<sup>[4]</sup>基于 Sentinel-2 数据,利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和随机森林(Random forest, RF)对草原植物群落进行了识别,分类精度得到有效提高。Breiman<sup>[10]</sup>提出的随机森林算法训练速度快,具有管理共线特征和高维数据的能力以及对特征重要性进行排序<sup>[11]</sup>等优点。这种算法引入了随机性、不容易过拟合,是当前遥感分类领域在森林植被中最广泛的分类方法。

近年来,GEE(Google Earth Engine)平台在树种识别方面发展日益成熟,更加快速、批量处理遥感数据,解决大区域尺度遥感数据收集难、数据量大以及运算效率低等问题<sup>[12-13]</sup>。Jia 等<sup>[4]</sup>采用 Sentinel-2 时间序列影像,基于 GEE 平台生成了 10 m 空间分辨率的中国潮滩地图。薛朝辉等<sup>[14]</sup>将 Landsat 8 和 Sentinel-2 数据进行融合,在 GEE 平台利用物候信息和指数特征级联对红树林进行提取,证明了物候信息对红树林监测的重要性。为提高树种的分类精度,相关研究发现不同树种的物候、纹理、光谱和归一化植被指数特征存在一定的差异。毕恺艺等<sup>[15]</sup>基于 Sentinel 数据,根据归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)时序曲线和光谱特征,采用面向对象决策树方法构建分层分类模型,提取陈家湾流域植被信息,总体精度和 Kappa 系数均为 0.85 以上。Persson 等<sup>[16]</sup>采用多时相的 Sentinel-2A 对瑞典中部成熟林 5 种常见

树种进行识别,树种在 5 月份分类精度最高达到 80.5%。云南省普洱市森林资源丰富,土地覆盖类型复杂多样,但分类制图困难,目前针对普洱市全域的森林覆盖遥感研究较少。因此,本研究以普洱市为研究区,提取树种的光谱、纹理、物候和地形特征,构建多特征分类集,采用 RF 分类算法、多时相 Sentinel-2 影像数据结合森林资源二类调查数据实现普洱市思茅松(*Pinus kesiya*)、茶树(*Camellia sinensis*)、栎类(*Quercus*)、橡胶(*Hevea brasiliensis*)和尾叶桉(*Eucalyptus urophylla*)5 种优势树种的精细分类<sup>[17-19]</sup>,从空间海拔、坡度、坡向分析优势树种分布情况,探索更高效、准确的遥感森林覆盖分类图,以期为大区域的复杂山区优势树种精细分类研究提供科学有效的技术手段。

## 1 研究区与数据源

### 1.1 研究区概况

研究区域位于云南省西南部普洱市(99°09'~102°19'E,22°02'~24°50'N),地处横断山脉的无量山南部,云贵高原西南缘<sup>[14,20]</sup>。海拔在 317~3 370 m,山地面积多达 98%,地势起伏大,属典型高山地貌;受南亚热带高原季风气候、印度洋西南季风暖湿气流的影响,降水量丰沛,5—10 月降水量占全年的 86.9%,年平均气温 15~25 °C<sup>[21]</sup>,常见的优势树种有思茅松(*Pinus kesiya*)、茶树(*Camellia sinensis*)、栎类(*Quercus*)、尾叶桉(*Eucalyptus urophylla*)、橡胶(*Hevea brasiliensis*)、华山松(*Pinus armandi*)和桉树(*Eucalyptus*)等。

### 1.2 数据来源和处理

#### 1.2.1 遥感数据

本研究选择未经过大气校正的 Sentinel-2 Level 1C 卫星影像,在 GEE 中获取 2018 年 10 月、2019 年 5 月、2019 年 6 月和 2020 年 11 月的 Sentinel-2 Level 1C 时间序列影像经过大气校正和地形校正处理后生成的 Sentinel-2A 级影像作为数据源。基于 GEE 平台计算相关光谱指数特征,选择所有影像波段以及光谱指数的中值,来合成普洱市 Sentinel-2 遥感影像。

#### 1.2.2 样本数据

GEE 历史影像数据库提供的遥感影像结合 2016 年普洱市森林资源二类调查数据中优势树种、地类和面积等属性信息,通过选取纯林小班目视解译绘制参考样本数据。在 GEE 上随机选取 70% 作

为训练样本,30%作为检验样本<sup>[9]</sup>,为确保试验结果可比性,各方案训练点与样本点保持不变,见表 1。

### 2 研究方法

本研究使用 Sentinel-2 多时相影像和 DEM 提取光谱、物候、纹理和地形特征,结合森林资源二类调查数据进行样本采集。耦合不同特征建立 3 种分类方案,在光谱特征的基础上分别加入物候、纹理和地形因子,构建 3 种分层分类 RF 优势树种分类模型,对结果进行精度评价,将具有较高总体分类精度(Overall Accuracy, OA)和 Kappa 系数的特征组合认为是最佳分类效果,最终得到普洱市优势树种分类图。技术流程如图 1 所示。

表 1 分类体系与样本数量

Tab. 1 Classification system and sample size

分类层次 Classification level	类型 Type	训练样本 Training samples	检验样本 Test sample	合计 Total
第 1 层 First level	森林	443	190	633
	非森林	372	160	532
第 2 层 Second level	针叶林	390	167	557
	阔叶林	242	104	346
	思茅松	653	280	933
	茶树	417	179	596
第 3 层 Third level	栎类	531	227	758
	橡胶	685	294	979
	尾叶桉	664	285	949
	其他针叶林	594	254	848
	其他阔叶林	442	190	632

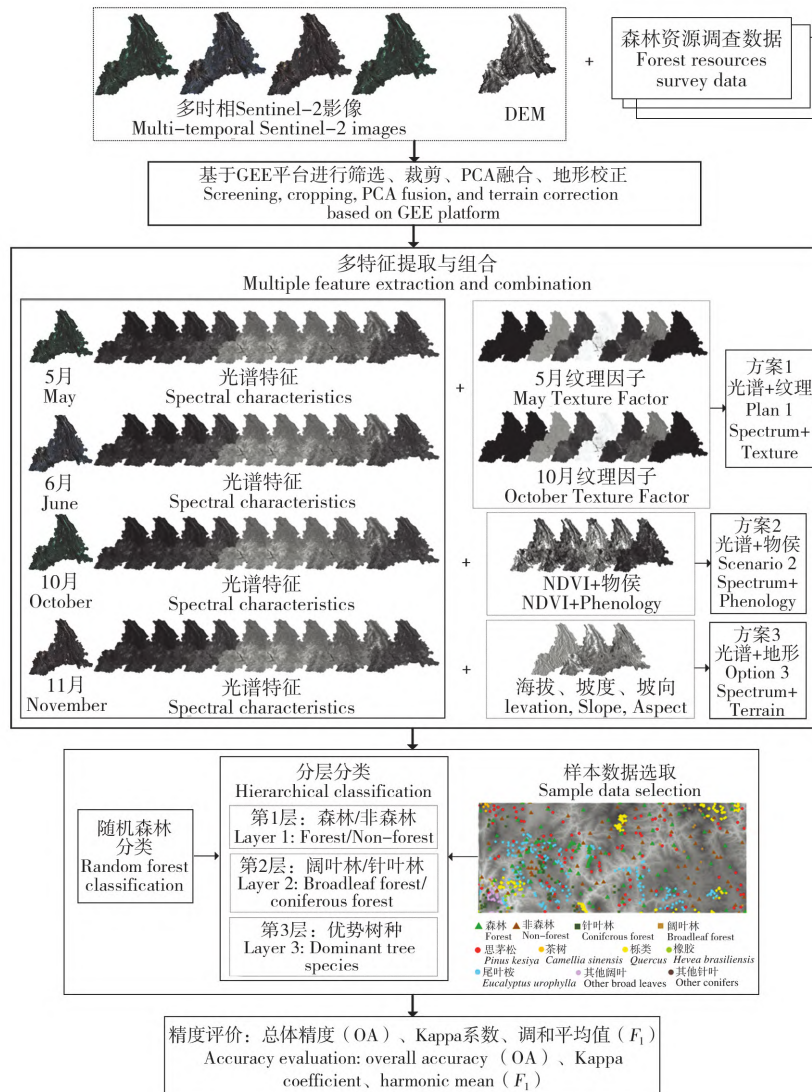


图 1 技术流程图

Fig. 1 Technical flow chart

## 2.1 特征提取

### 2.1.1 光谱特征提取

光谱特征是反映地表树木最直接的信息,不同树木的光谱特征不同,光谱特征在遥感影像上存在差异,根据不同的光谱特征可以判断树种的属性。本研究使用的光谱波段分别为 B2-B8、B8A、B11、B12。

### 2.1.2 纹理特征提取

纹理信息使用 GEE 平台自带的灰度共生矩阵 (Gray-level Co-occurrence Matrix, GLCM) 纹理特征函数“gcmTexture”(大小,内核,平均值)进行提取<sup>[22]</sup>。对具有多个波段的多光谱影像执行主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 变换进行数据降维,使用变化和信内容最高的第一主成分提取 8 种纹理特征,均值 (Mean)、方差 (Variance)、对比度 (Contrast)、熵 (Entropy)、相关性 (Correlation)、均一性 (Homogeneity)、角二阶矩 (Second Moment) 和相异性 (Dissimilarity) 参与分类。

### 2.1.3 物候特征提取

多时相影像中包含的物候信息能够提高树种分类的准确性<sup>[23]</sup>。不同树种的物候变化差异大,可以通过多时相影像进行提取。夏季和冬季树木的变化反映了树种的物候特征,更有效地表征了树种之间的光谱差异。因此,利用 6 月和 10 月的归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI, 式中记为  $N_{DVI}$ ) 提取物候特征。使用 Sentinel-2 影像的红波段 (B4, 式中记为  $B_4$ ) 和近红外波段 (B8, 式中记为  $B_8$ ) 计算 4 个时期的 NDVI 时间序列。公式如下

$$N_{DVI} = (B_8 - B_4) / (B_8 + B_4) \quad (1)$$

$$P_{\text{henology}} = N_{DVIJ} - N_{DVI0} \quad (2)$$

式中:  $P_{\text{henology}}$  为物候特征;  $N_{DVIJ}$  和  $N_{DVI0}$  分别为 6 月和 10 月的 NDVI 值。

### 2.1.4 地形特征提取

研究区地形垂直落差大,地形辐射校正能够有效增强树种的可分离性<sup>[22,24]</sup>。利用 GEE 平台中的“ee.Algorithms.Terrain”函数对该数据进行计算得到研究区海拔 (Elevation)、坡度 (Slope) 和坡向 (Aspect) 数据<sup>[25]</sup>。

## 2.2 分类方法及精度评价

### 2.2.1 随机森林法

随机森林是机器学习中使用的一种非参数分类方法<sup>[26]</sup>。该方法采用 Bagging 方法为每棵决策树生成独立的同分布训练样本集,最终的分类结果取

决于所有决策树的投票<sup>[27]</sup>。本研究使用 GEE 平台,调用 RF 分类模型代码对决策树数量进行选择。将样本集与提取的光谱特征、NDVI 时间序列和物候特征以及纹理特征和地形特征作为分类过程中的输入变量,理论上决策树的数量 ( $N$ ) 越多分类精度越高<sup>[27-28]</sup>,因此,针对每一层分类,GEE 平台能够正常运行计算的情况下,选择精度最高时的决策树数量。研究选取的随机森林决策树数量为第 1 层是 100,第 2 层是 100,第 3 层是 200,其他参数均为默认。

### 2.2.2 分层分类法

由于研究区内植被类型比较复杂,难以从影像中直接获取单一树种。因此,本研究利用多时相的遥感影像数据,采用“从上到下,先易后难,先总后分”的分层分类策略<sup>[29-30]</sup>,具体来说,首先是确定容易识别的类别 (森林与非森林),然后是相对容易识别的类别 (针阔叶林),最后是精细分类到优势树种 (思茅松、茶树、栎类、橡胶、尾叶桉、其他针叶林和其他阔叶林)。从上往下,逐步层层递进地进行树种的提取与识别。分类的难度逐渐增大,需要专业知识和经验来确定识别某个类别,以达到高精度分类或专门提取某一树种。

### 2.2.3 精度评价

在本研究中,使用混淆矩阵来评估分类精度,即用户精度 (User's Accuracy, UA, 式中记为  $U_A$ )、生产者精度 (Producer's Accuracy, PA, 式中记为  $P_A$ )、总体精度 (overall accuracy, OA, 式中记为  $O_A$ ) 和 Kappa 系数。然而,在实际分类中,PA 和 UA 制衡,无法准确评估分类质量,因此引入 PA 和 UA 的调和平均值 ( $F_1$ ) 来评估分类效果<sup>[8]</sup>。 $F_1$  的计算公式如下

$$F_1 = 2 \times \frac{P_A \times U_A}{P_A + U_A} \quad (3)$$

式中,  $F_1$  的取值范围是  $[0, 1]$ 。

## 3 结果分析

### 3.1 不同树种光谱特征的可分离性

为分析研究区不同时相波段下思茅松、茶树、栎类、橡胶、尾叶桉、其他阔叶和其他针叶的光谱差异,图 2 显示了 Sentinel-2 影像 4 个时相的 10 个波段中树种的光谱反射变化。由图 2(c) 思茅松光谱反射率在 B2、B3、B4 波段上均高于其他树种;图 2(a)、图 2(b) 和图 2(d) 中 B2、B3 和 B4 波段中尾叶桉和栎类的反射率值略高于其他树种,而茶树、橡胶和其他树种的反射率值的变化趋势类似。由于光谱差异很小,单独使用光谱特征很难进行区分,

需要添加额外的特征来提高不同树种之间的光谱可分离性。图中 B5 波段优势树种反射率上升趋势明显,符合绿色植被光谱曲线,B4 波段在植被的光谱响应中表现出明显的‘峰谷’现象。与 10 月、5

月和 11 月相比,6 月影像显示了每个波段中树种的光谱反射率值更高,树种的反射率值在红边波段和近红外波段变化显著,这是区分树种分类的依据所在。

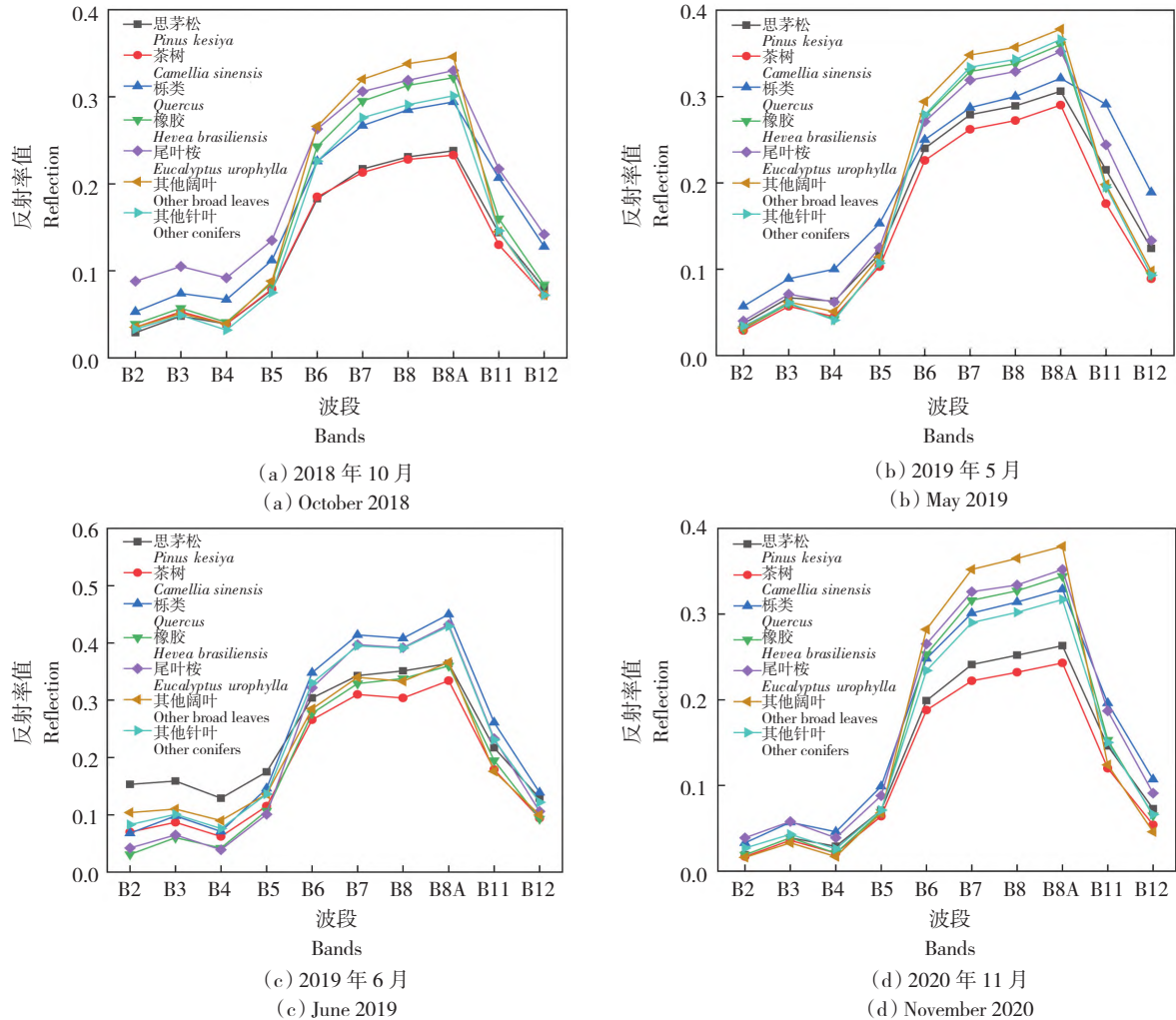


图 2 光谱特征的可分离性

Fig. 2 Separability of spectral features

### 3.2 特征重要性

本研究使用 RF 对所有特征进行重要性排序。图 3 中列出了前 20 个重要的特征,通过比较特征的重要性排名,海拔特征重要性排名第 1,坡度和坡向排第 4 和第 8,由此可以看出地形因子分类贡献高于其他特征,有效提高树种的分类精度。光谱特征中 B5\_4、B1\_4、B9\_2 波段重要性排第 2、3、5,物候特征排第 7,纹理特征的重要性得分均小于 0.06。进一步说明地形特征和红边波段在树种分类中具有较高的贡献度。

### 3.3 分类精度评价

#### 3.3.1 森林与非森林分类精度评价

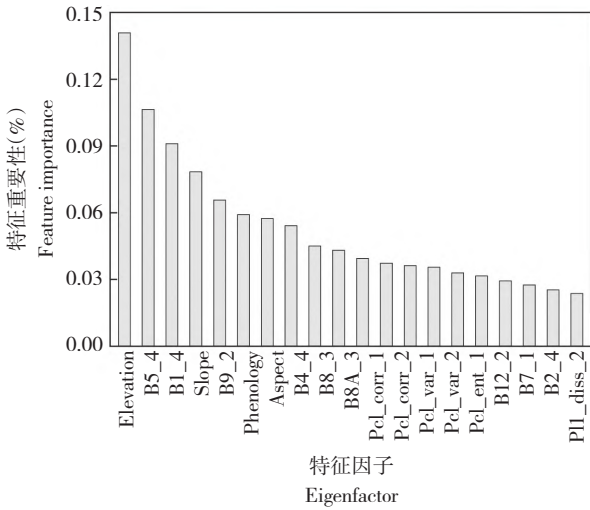
本研究基于 GEE 采用分层分类和 RF 算法对森

林树种进行分类。为探究不同分类组合、特征变量等因素对分类精度的影响,将特征变量组合成 3 种不同的方案。不同特征组合森林与非森林的结果见表 2。

结果显示,方案 3 的光谱+地形特征分类精度最高,总体精度为 99.5% (Kappa = 0.98),  $F_1$  为 98.48%。说明地形特征可以提高分类精度。因此,森林/非森林选择方案 3 的分类结果作为第 2 层分类的掩模。

#### 3.3.2 针叶林与阔叶林分类精度评价

基于不同特征组合的针叶林和阔叶林的结果见表 3。



Pc1 表示第一主成分;图中后缀\_corr、\_diss、\_var、和\_ent 分别表示相关性、相异性、方差和熵;\_1 是 2019 年 5 月的纹理特征,\_2 是 2018 年 10 月的纹理特征,\_3 是 2019 年 6 月的光谱特征,\_4 是 2020 年 11 月的光谱特征。

Pc1 represents the first principal component; the suffixes \_corr, \_diss, \_var, and \_ent in the figure represent correlation, dissimilarity, variance, and entropy respectively; \_1 is the texture feature in May 2019, and \_2 is October 2018. The texture features of \_3 are the spectral features of June 2019, and \_4 are the spectral features of November 2020.

图 3 树种分类的特征重要性

Fig. 3 The importance of features for tree species classification

表 2 森林与非森林精度评价

Tab. 2 Forest and non-forest accuracy evaluation

分类方案 Classification scheme		OA (%)	Kappa	F <sub>1</sub> (%)
1	光谱+物候 Spectrum + Phenology	99.5	0.96	97.98
2	光谱+纹理 Spectrum + Texture	99.3	0.96	98.20
3	光谱+地形 Spectrum + Terrain	99.5	0.98	98.48

表 3 针叶林与阔叶林精度评价

Tab. 3 Accuracy evaluation of coniferous forest and broad-leaved forest

分类方案 Classification scheme		OA (%)	Kappa	F <sub>1</sub> (%)
1	光谱+物候 Spectrum + Phenology	97.7	0.92	97.27
2	光谱+纹理 Spectrum + Texture	97.2	0.93	97.32
3	光谱+地形 Spectrum + Terrain	98.7	0.96	97.64

结果表明,方案 3 中地形特征组合分类的优势树种较物候特征和纹理特征组合分类的 OA、Kappa 系数和 F<sub>1</sub> 都有所提高。因此,第 3 层分类的针阔叶林分类结果选择方案 3 为掩模。

### 3.3.3 不同树种分类精度评价

表 4 是不同特征组合的树种分类,方案 3 光谱+地

表 4 树种分类精度评价

Tab. 4 Evaluation of classification accuracy of tree species

树种 Tree species	光谱+物候 Spectrum + Phenology				光谱+纹理 Spectrum + Texture				光谱+地形 Spectrum + Terrain			
	PA (%)	UA (%)	OA (%)	Kappa	PA (%)	UA (%)	OA (%)	Kappa	PA (%)	UA (%)	OA (%)	Kappa
思茅松 <i>Pinus kesiya</i>	81.34	74.04			78.93	74.16			88.42	84.02		
茶树 <i>Camellia sinensis</i>	71.76	70.04			78.38	65.30			79.83	77.01		
栎类 <i>Quercus</i>	68.99	68.64			66.23	65.28			82.04	79.48		
橡胶 <i>Hevea brasiliensis</i>	95.40	77.57			94.67	70.86			95.18	87.46		
尾叶桉 <i>Eucalyptus urophylla</i>	89.67	83.51			82.82	87.15			92.33	84.72		
其他阔叶 Other broad leaves	70.25	64.63			72.80	69.43			87.01	85.72		
其他针叶 Other conifers	76.36	75.51			76.52	74.97			85.86	84.54		
F <sub>1</sub> (%)	76.07				75.17				85.19			

形特征的分类精度最优,总体精度为 85.83% ( $Kappa = 0.81$ ),  $F_1$  为 85.19%, 比方案 1 和方案 2 的总体精度提高了 2.15% 和 2.36%。参与分类的地形特征数量最少,精度最高。与物候特征和纹理特征组合相比,加入地形特征组合的分类精度均达到 80% 以上,且 PA、UA 和  $F_1$  得到提高,说明引入地形因子可以有效提高树种分类的精度。此外,研究结果表明,尾叶桉和橡胶比其他树种更容易区分。

### 3.4 优势树种分布

通过对不同特征进行组合,采用分层分类的策略对普洱市树种进行分类,得出树种分类覆盖图。以方案 3 优势树种分类为例,由图 4 可以看出,普洱市主要以思茅松林为主,分布最广,茶树分布在城区周边,栎类较多分布在普洱市的西南方向,橡胶主要分布于城区一带,尾叶桉分布较少,阔叶林分布较为分散。思茅松和茶树的面积分别占据了总面积的 36% 和 20%,而栎类与橡胶面积相近,分别占总面积的 17% 和 13%,尾叶桉占 9%,其他阔叶林与其他针叶林占比较小,分别是 4% 和 1%。

针对普洱市的树种分布从坡度、坡向和海拔等方面进行分析。普洱市群山起伏、地势陡峭,坡度较大的地方一般适合根系较为发达的树种生长,如思茅松、栎类和对土壤环境要求低的其他树种,而橡胶适合生长在坡度平缓的地方。坡向主要通过阳光照射、温湿度和土壤养分来影响树种的分布。例如,南坡相对暖和,适合生长一些喜阳树种;而北坡相对阴冷,适合生长一些喜阴树种。思茅松、橡胶和尾叶桉主要分布在西坡、西南坡和南坡较多,栎类和其他阔叶在北坡和东北坡的分布相对较多。随着海拔的升高,气温和气候条件会发生变化,从而影响树种分布。低海拔区域适合生长喜温暖湿润环境的树种,如思茅松、茶树、橡胶和尾叶桉树种等;而海拔较高的地区则适合生长喜寒冷环境的树种,如栎类和其他针叶树种等。研究表明普洱市树种分布具有明显的垂直森林分布带,主要分布于海拔 1 300~2 000 m。树种的空间分布还受到土壤类型、降水量和气候等因素的影响,普洱市树种的具体覆盖分布,还需根据实际地理情况和生态环境数据进行进一步研究和分析。

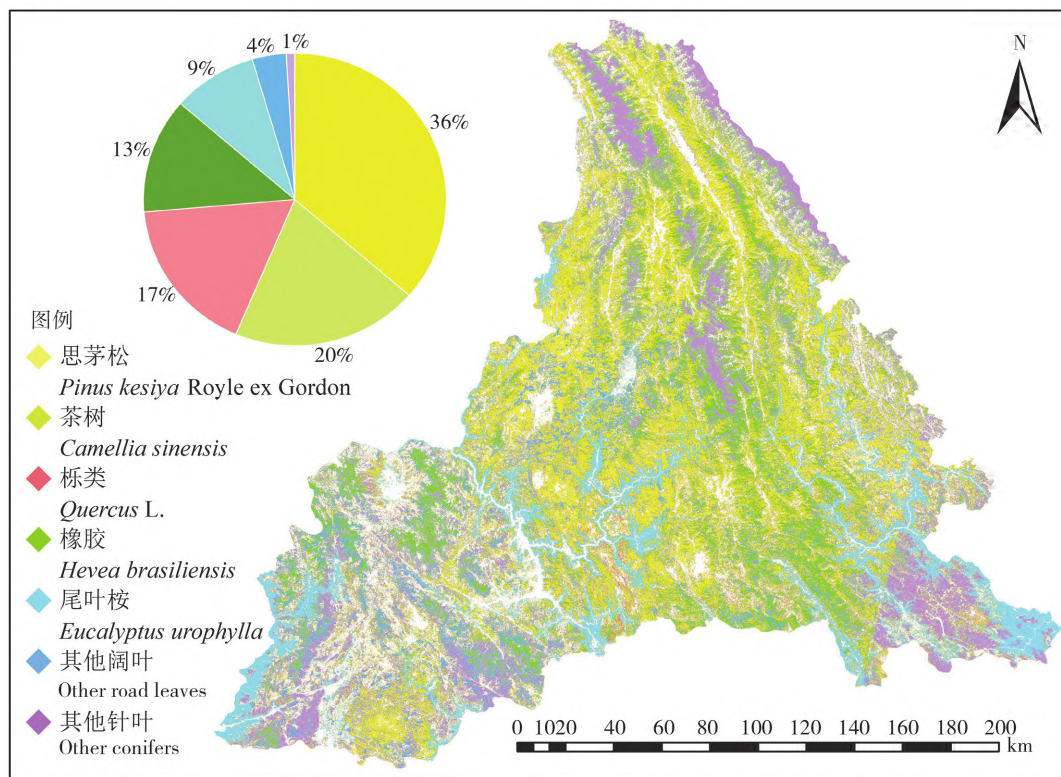


图 4 2019 年普洱市优势树种覆盖分类结果图

Fig. 4 Coverage and classification results of dominant tree species in Pu'er City

## 4 讨论与结论

### 4.1 讨论

#### 4.1.1 分类精度

目前大多数的研究使用多时相遥感因子和随机森林算法来进行树种分类,本研究综合考虑树种的物候信息、纹理特征和地形特征,通过不同特征组合构建多特征随机森林树种分类模型,分析树种分类的最佳特征因子。结果表明,与物候特征和纹理特征相比,地形特征在基于耦合不同特征的随机森林优势树种分类的精度明显提高,该结论在 Wang 等<sup>[26]</sup> 研究中得到验证。多时相数据与其他数据结合可以提高树种分类的精度,如地形特征和物候信息可以弥补多光谱影像的缺点,提高树种分类的精度。Chiang 等<sup>[31]</sup> 利用 Landsat 影像和地形数据对树种进行分类,精度为 81%,Kappa 系数为 0.70。与单独基于 Landsat 影像的分类结果相比,加入地形因子参与分类精度提高 10%,Kappa 系数提高了 0.18。Kollert 等<sup>[32]</sup> 从多时相 Sentinel-2 影像中提取物候信息并将其应用于树种分类,精度为 84.40%,比单时相 Sentinel-2 影像的分类精度提高了 10% 左右。Hoscilo 等<sup>[33]</sup> 使用多时相 Sentinel-2 影像和地形数据对森林树种进行分类,分类精度为 75.60%,引入地形因子的树种分类精度提高到 81.70%。这些研究结果均表明地形特征可以提高树种分类精度。

#### 4.1.2 分类特征

本研究引入了地形、物候信息和纹理特征,探讨其影响。本研究中“光谱+地形特征”树种分类模型的效果最优,模型精度为 85.83%,比分别加入物候特征和纹理特征建立的模型提高了 2.15% 和 2.36%。以往研究中常用的光谱反射率、光谱指数、地形特征和物候信息外,后续可以尝试添加紫外线气溶胶指数、NO<sub>2</sub> 浓度、地形多样性、降水量和温度特征,达到提高森林分类精度的目的。因此,未来大范围区域树种分类的研究中,如何准确、高效地获取森林树种的数量和分布信息,应朝着实时、三维监测和细化的方向发展,加入更多的数据源,增加样本的规模与质量,以此来深化特征变量的模型改善。本研究在 GEE 平台上完成优势树种分类,很大程度上减少了数据获取、预处理等工作量,为今后大范围尺度植被覆盖图提供途径。

### 4.2 结论

基于 GEE 平台,以普洱市为研究区,利用多时

相 Sentinel-2 影像,提取多时相特征并进行特征组合,采用随机森林算法和分层分类法构建 3 种分类模型进行优势树种分类,得出以下结论。

1) 融合多时相 Sentinel-2 数据与多特征结合能充分利用不同树种的可行性,提高其分类精度。

2) 根据特征重要性进行排序,海拔特征为最佳特征因子,有助于高海拔地区的优势树种分类。

3) 多时相特征组合对普洱市优势树种分类时,光谱+地形特征的分类精度优于光谱+物候和光谱+纹理特征,分别提高 2.15% 和 2.36%。

4) 针对森林植被类型比较复杂的地区,采用分层分类的方法可以提高整体的优势树种分类精度。

## 【参 考 文 献】

- [1] 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.
- [2] KE Y H, QUACKENBUSH L J, IM J. Synergistic use of QuickBird multispectral imagery and LIDAR data for object-based forest species classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(6): 1141-1154.
- [3] WASER L T, GINZLER C, KUECHLER M, et al. Semi-automatic classification of tree species in different forest ecosystems by spectral and geometric variables derived from Airborne Digital Sensor (ADS40) and RC30 data[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(1): 76-85.
- [4] JIA M M, WANG Z M, MAO D H, et al. Rapid, robust, and automated mapping of tidal flats in China using time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 255: 112285.
- [5] DALPONTE M, BRUZZONE L, GIANELLE D. Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 258-270.
- [6] 池毓锋,赖日文,余莉莉,等. 基于 Landsat 8 OLI 数据的树种类型分布提取[J]. 自然资源学报,2017,32(7): 1193-1203.  
CHI Y F, LAI R W, YU L L, et al. Extracting tree species distribution with Landsat 8 OLI data[J]. Journal of Natural Resources, 2017, 32(7): 1193-1203.
- [7] 刘旭升,张晓丽. 森林植被遥感分类研究进展与对策[J]. 林业资源管理,2004(1):61-64.

- LIU X S, ZHANG X L. Research advances and countermeasures of remote sensing classification of forest vegetation[J]. *Forest Resources Management*, 2004(1): 61-64.
- [8] 蒋凤钗. Spark 技术在自然资源数据管理中的应用研究[J]. *自动化技术与应用*, 2022, 41(6): 41-45.
- JIANG F C. Application of spark technology in natural resource data management[J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2022, 41(6): 41-45.
- [9] 刘灵,张加龙,韩雪莲,等. 基于 GEE 和 Sentinel 时序影像的优势树种识别研究[J]. *森林工程*, 2023, 39(1): 63-72, 81.
- LIU L, ZHANG J L, HAN X L, et al. Dominant species classification based on google earth engine and sentinel time-series data[J]. *Forest Engineering*, 2023, 39(1): 63-72, 81.
- [10] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [11] 张炳华,张懿铨,谷昌军,等. 基于随机森林与特征选择的藏东南土地覆被分类方法及精度评价[J]. *地理科学*, 2023, 43(3): 388-397.
- ZHANG B H, ZHANG Y L, GU C J, et al. Land cover classification based on random forest and feature optimism in the Southeast Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2023, 43(3): 388-397.
- [12] 郝斌飞,韩旭军,马明国,等. Google Earth Engine 在地球科学与环境科学中的应用研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(4): 600-611.
- HAO B F, HAN X J, MA M G, et al. Research progress on the application of Google Earth Engine in geoscience and environmental sciences[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(4): 600-611.
- [13] LIU X P, HU G H, CHEN Y M, et al. High-resolution multi-temporal mapping of global urban land using Landsat images based on the Google Earth Engine platform[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 227-239.
- [14] 薛朝辉,钱思羽. 融合 Landsat8 与 Sentinel-2 数据的红树林物候信息提取与分类[J]. *遥感学报*, 2022, 26(6): 1121-1142.
- XUE Z H, QIAN S Y. Fusion of Landsat 8 and Sentinel-2 data for mangrove phenology information extraction and classification[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(6): 1121-1142.
- [15] 毕恺艺,牛铮,黄妮,等. 基于 Sentinel-2A 时序数据和面向对象决策树方法的植被识别[J]. *地理与地理信息科学*, 2017, 33(5): 16-20, 27, 127.
- BI K Y, NIU Z, HUANG N, et al. Identifying vegetation with decision tree model based on object-oriented method using multi-temporal Sentinel-2A images[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2017, 33(5): 16-20, 27, 127.
- [16] PERSSON M, LINDBERG E, REESE H. Tree species classification with multi-temporal Sentinel-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(11): 1794.
- [17] 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.
- [18] PLAKMAN V, JANSSEN T, BROUWER N, et al. Mapping species at an individual-tree scale in a temperate forest, using Sentinel-2 images, airborne laser scanning data, and random forest classification[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3710.
- [19] GRABSKA E, HOSTERT P, PFLUGMACHER D, et al. Forest stand species mapping using the Sentinel-2 time series[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(10): 1197.
- [20] 闫明,庞勇,何云玲,等. 基于 GEE 云平台 and Sentinel-2 数据的普洱市森林覆盖制图[J]. *遥感技术与应用*, 2023, 38(2): 432-442.
- YAN M, PANG Y, HE Y L, et al. Remote sensing based land cover classification of Pu'er city using GEE cloud platform and Sentinel-2 data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2023, 38(2): 432-442.
- [21] 宋志伟,周红斌,朱丽艳,等. 基于 SWOT-AHP 的普洱市国家储备林发展战略分析[J]. *林业资源管理*, 2022(2): 19-26.
- SONG Z W, ZHOU H B, ZHU L Y, et al. Analysis on development strategy of Pu'er city national reserve forest based on SWOT-AHP method[J]. *Forest Resources Management*, 2022(2): 19-26.
- [22] 张旭,高何璇,高晓阳,等. 基于低空遥感与 GA-BP 神经网络的葡萄叶片含水量估算研究[J]. *林业机械与木工设备*, 2022, 50(6): 69-75.
- ZHANG X, GAO H X, GAO X Y, et al. Research on estimation of water content in grape leaves based on low-altitude remote sensing and GA-BP neural network[J]. *Forestry Machinery & Woodworking Equipment*, 2022, 50(6): 69-75.
- [23] ZHU X L, LIU D S. Accurate mapping of forest types using dense seasonal Landsat time-series[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 96(11): 1-11.
- [24] 闫利,江维薇. 多光谱遥感影像植被覆盖分类研究进展[J]. *国土资源遥感*, 2016, 28(2): 8-13.
- YAN L, JIANG W W. Progress in the study of vegetation cover classification of multispectral remote sensing imagery[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2016, 28

- (2): 8-13.
- [25] 贺泽宇. 基于 Google Earth Engine 的祁连山国家公园土地覆被时空变化分析[D]. 兰州:兰州大学, 2022.  
HE Z Y. Spatial-temporal analysis of land cover changes in Qilian Mountain National Park based on google earth engine[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2022.
- [26] WANG M C, LI M J, WANG F Y, 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.
- [27] 赵阳, 田震, 李尉尉, 等. 基于 Sentinel-2MSI 影像与面向对象相结合的红树林树种精细化分类方法研究[J]. *海洋通报*, 2023, 42(3): 352-360.  
ZHAO Y, TIAN Z, LI W W, et al. Study on the refined classification method of mangrove tree species based on Sentinel-2 MSI images combined with object-oriented[J]. *Marine Science Bulletin*, 2023, 42(3): 352-360.
- [28] HOLOGA R, SCHEFFCZYK K, DREISER C, et al. Tree species classification in a temperate mixed mountain forest landscape using random forest and multiple datasets[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(22): 4657.
- [29] CHEN Y L, ZHAO S A, XIE Z L, et al. Mapping multiple tree species classes using a hierarchical procedure with optimized node variables and thresholds based on high spatial resolution satellite data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 57(4): 526-542.
- [30] 赵帅, 曹美芹, 蒋先蝶, 等. 安徽省利辛县平原区人工林树种分类研究[J]. *遥感技术与应用*, 2022, 37(3): 589-598.  
ZHAO S, CAO M Q, JIANG X D, et al. Man-made tree species classification in Lixin County, Anhui Province[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2022, 37(3): 589-598.
- [31] CHIANG S H, VALDEZ M. Tree species classification by integrating satellite imagery and topographic variables using maximum entropy method in a Mongolian forest[J]. *Forests*, 2019, 10(11): 961.
- [32] KOLLERT A, BREMER M, LOW M, et al. Exploring the potential of land surface phenology and seasonal cloud free composites of one year of Sentinel-2 imagery for tree species mapping in a mountainous region[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 94: 102208.
- [33] HOSCIŁO A, LEWANDOWSKA A. Mapping forest type and tree species on a regional scale using multi-temporal Sentinel-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(8): 929.

(上接第 101 页)

- [12] AMIRI N, YAO W, HEURICH M, et al. Estimation of regeneration coverage in a temperate forest by 3D segmentation using airborne laser scanning data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 52: 252-262.
- [13] FERRAZ A, BRETAR F, JACQUEMOUD S, et al. 3-D mapping of a multi-layered Mediterranean forest using ALS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121: 210-223.
- [14] 李钧, 唐德谦, 宋刚伟, 等. 改进的 Mean Shift 分割算法在安全区域识别中的研究[J]. *信息技术*, 2021, 45(4): 6-10.  
LI J, TANG D Q, SONG G W, et al. Research on improved mean shift segmentation algorithm in safe area recognition[J]. *Information Technology*, 2021, 45(4): 6-10.
- [15] 林一, 苑玮琦. 基于特征直方图的轮胎 X 光图像杂质检测算法[J]. *微处理机*, 2023, 44(5): 35-39.  
LIN Y, YUAN W Q. Impurity detection algorithm of tire X-ray image based on feature histogram[J]. *Microprocessors*, 2023, 44(5): 35-39.
- [16] 张忠琼, 赵颖, 钱淑渠. 改进高斯混合模型的激光点云数据分类[J]. *激光杂志*, 2023, 44(6): 215-219.  
ZHANG Z Q, ZHAO Y, QIAN S Q. Classification of laser point cloud data based on improved Gaussian mixture model[J]. *Laser Journal*, 2023, 44(6): 215-219.
- [17] 谷志新, 裴方睿. 基于多层 K-means 在森林点云中的单木识别算法[J]. *林业资源管理*, 2022(1): 124-131.  
GU Z X, PEI F R. Single tree recognition algorithm based on multi-layer K-means in forest point cloud[J]. *Forest Resources Management*, 2022(1): 124-131.
- [18] HAO Y S, WIDAGDO F R A, LIU X, et al. Estimation and calibration of stem diameter distribution using UAV laser scanning data: a case study for larch (*Larix olgensis*) forests in Northeast China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 268: 112769.
- [19] YAN W Q, GUAN H Y, CAO L, et al. An automated hierarchical approach for three-dimensional segmentation of single trees using UAV LiDAR data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(12): 1999.
- [20] DAI W X, YANG B S, DONG Z, et al. A new method for 3D individual tree extraction using multispectral airborne LiDAR point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 144: 400-411.