



基于GEE的面向对象茶园提取

唐雪洁 魏彦强 罗栋梁 王鹏龙 王宝 高峰

Object-oriented tea plantation extraction based on GEE: The case of Shuangjiang County, a typical hilly mountainous area in the subtropical monsoon region of south China

TANG Xuejie, WEI Yanqiang, LUO Dongliang, WANG Penglong, WANG Bao, GAO Feng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0608>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于GEE的奈曼旗植被覆盖时空演变及驱动力分析

Spatial and temporal evolution and its driving force on vegetation cover in Naiman Banner based on Google Earth Engine

草业科学. 2023, 40(8): 1965 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2022-0509>

基于多时相Sentinel-2A影像的狼毒分布识别

Identification of *Stellera chamaejasme* distribution based on multi-temporal Sentinel-2A images

草业科学. 2024, 41(2): 322 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0270>

低覆盖草地叶面积指数遥感估算方法

Estimation of grassland leaf area index by remote sensing under low-coverage conditions

草业科学. 2024, 41(3): 588 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0091>

植物叶蛋白提取工艺及蛋白肽制备技术研究进展

Advances in the techniques for the extraction of plant leaf protein and the preparation of protein peptides

草业科学. 2024, 41(5): 1241 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0043>

柠条叶提取物对苜蓿青贮品质及抗氧化活性的影响

Effects of leaf extracts of caragana on silage quality and antioxidant activity of alfalfa

草业科学. 2024, 41(4): 995 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0610>

基于MODIS数据的新疆草地枯黄期时空动态变化

Grassland phenology extraction and trend analysis based on MODIS data in Xinjiang

草业科学. 2023, 40(6): 1532 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2022-0616>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI: 10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0608

唐雪洁, 魏彦强, 罗栋梁, 王鹏龙, 王宝, 高峰. 基于 GEE 的面向对象茶园提取——以我国南方亚热带季风地区典型丘陵山区双江县为例. 草业科学, 2024, 41(8): 1897-1908.

TANG X J, WEI Y Q, LUO D L, WANG P L, WANG B, GAO F. Object-oriented tea plantation extraction based on GEE: The case of Shuangjiang County, a typical hilly mountainous area in the subtropical monsoon region of south China. Pratacultural Science, 2024, 41(8): 1897-1908.

基于 GEE 的面向对象茶园提取 ——以我国南方亚热带季风地区典型丘陵山区双江县为例

唐雪洁^{1,2}, 魏彦强^{1,2}, 罗栋梁³, 王鹏龙⁴, 王宝⁴, 高峰⁴

(1. 中国科学院西北生态环境资源研究院, 甘肃省遥感重点实验室, 甘肃 兰州 730000; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国科学院西北生态环境资源研究院, 冻土工程国家重点实验室, 甘肃 兰州 730000; 4. 中国科学院
西北生态环境资源研究院, 兰州文献情报中心, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 科学了解茶园的分布对于保护生态环境和维持农业经济可持续发展意义重大。基于 Google Earth Engine (GEE) 计算平台, 以我国南方亚热带季风地区典型丘陵山区双江县为例, 利用 Sentinel-2 遥感影像数据构建光谱、植被指数、纹理和地形特征集, 结合简单非迭代聚类算法 (SNIC) 和机器学习算法——随机森林 (RF)、支持向量机 (SVM) 实现面向对象的茶园提取, 并与基于像元的提取方法进行精度对比。结果表明, 与基于像元法相比, 面向对象法在茶园提取上表现出更好的效果和更高的精度; 无论是基于像元还是面向对象的茶园提取, RF 算法都比 SVM 算法更具优势; 面向对象的 RF 方法的茶园提取精度最佳, 总体精度为 94.9%, 茶园的生产者精度和用户精度分别为 86.5% 和 84.2%, 表明面向对象法和 RF 算法在茶园遥感监测和提取方面具有较好的应用优势和潜力。该研究结果可为类似丘陵山区的茶园识别提供参考, 并为茶树种植和管理提供决策支撑。

关键词: Google Earth Engine; 茶园; 面向对象提取; 双江县

文献标识码: A 文章编号: 1001-0629(2024)08-1897-12

Object-oriented tea plantation extraction based on GEE: The case of Shuangjiang County, a typical hilly mountainous area in the subtropical monsoon region of south China

TANG Xuejie^{1,2}, WEI Yanqiang^{1,2}, LUO Dongliang³, WANG Penglong⁴, WANG Bao⁴, GAO Feng⁴

(1. Key Laboratory of Remote Sensing of Gansu Province, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, Gansu, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Key Laboratory of Frozen Soil Engineering, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, Gansu, China; 4. Lanzhou Information Center, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, Gansu, China)

Abstract: Scientifically understanding the spatial distribution of tea plantations is important for preserving the ecological environment and maintaining the sustainable development of agricultural economics. Using the Google Earth Engine with Shuangjiang County, a typical hilly and mountainous area in the subtropical monsoon zone in southern China, Sentinel-2 remote sensing image data were used to construct spectral, vegetation index, texture, and topographic feature sets and

收稿日期: 2023-11-08 接受日期: 2024-01-02

基金项目: 地球大数据支撑城市人居环境监测关键技术研究项目 (2022YFC3800700)

第一作者: 唐雪洁 (2001-), 女, 陕西耀州人, 在读硕士生, 研究方向为生态遥感. E-mail: tangxuejie22@mails.ucas.ac.cn

通信作者: 魏彦强 (1982-), 男, 甘肃庄浪人, 副研究员, 博士, 研究方向为生态遥感. E-mail: weiyq@lzb.ac.cn

combined with the simple non-iterative clustering and machine learning algorithms [Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM)] to realize the object-oriented extraction of the tea plantation. This was compared to pixel-based extraction methods for accuracy. Results indicate that, compared to pixel-based methods, object-oriented extraction demonstrates superior performance and higher accuracy in tea plantation extraction. Regardless of whether pixel-based or object-oriented extraction was employed, the RF algorithm outperformed the SVM algorithm. The object-oriented RF method yielded the highest accuracy at 94.9%, a producer accuracy of 86.5%, and an accuracy of 84.2% for tea plantation extraction. This underscores the favorable application advantages and potential of the object-oriented approach and RF algorithm in remote sensing monitoring and extraction of tea plantations. These results can serve as a reference for identifying tea plantations in similar hilly areas and provide decision support for local tea tree cultivation and management.

Keywords: Google Earth Engine; tea plantation; object-oriented extraction; Shuangjiang County

Corresponding author: WEI Yanqiang E-mail: weiyq@lzb.ac.cn

茶叶是世界上广泛种植和消费的重要农林作物。中国是目前全球最大的茶叶生产国,2020年我国茶叶种植面积为335.38万 hm^2 ,占全球茶叶种植面积的60%以上^[1]。茶园大面积增长在推动农业经济发展的同时,也引起了森林退化、生物多样性降低等不利问题^[2]。因此,有必要及时准确地监测茶园的分布,这对于优化茶叶种植格局、保护生态环境、推动茶叶产业可持续发展具有重要意义。

通过实地调查的传统方式统计茶园分布不仅耗时长,而且成本高昂。卫星遥感技术目前被广泛用于获取地表信息,它能大大减少人力、物力和时间的消耗,为茶园监测和测绘提供了有效途径。机器学习算法被广泛用于茶园分类,如决策树、随机森林、支持向量机、和最大似然法等^[3-6]。其中,支持向量机因其具有多维空间的泛化能力和基于结构风险最小化的高统计学习能力而备受青睐,XU等^[7]、王斌等^[8]、熊皓丽等^[9]的研究很好地说明了支持向量机在茶园识别上的有效性。随机森林分类算法的应用也十分流行^[10-12],许多研究证明了随机森林分类器在遥感影像中提取茶园的独特优势:对异常值和噪声不敏感、在处理高维数据方面具有鲁棒性能、能取得更高的准确率。因此,支持向量机和随机森林算法被选择在本研究中使用。

然而,当前的研究侧重于利用基于像元的方法进行茶园识别和提取,该方法忽视了影像自身的几何构造、纹理结构以及多源数据的上下文信息,容易造成错分、漏分,而且提取结果会出现“椒盐现象”,削弱了茶园的完整性^[13]。而另一种面向对象的方法在改善该问题上具有明显优势,它是以对象

(即光谱信息相似的像元组合)作为地物信息提取的基础单元,影像对象除了具有光谱信息,还引入了纹理、形状、空间拓扑关系和上下文信息等特征,能有效改善“椒盐现象”^[14]。面向对象法为利用遥感图像提取高精度的茶园区域提供了更优的方案。

通过分割生成影像对象是面向对象进行目标提取的重要步骤。最为常用的分割对象的方法是多尺度分割,但该方法对于大数据量的遥感影像,计算时间较长,效率较低。Google Earth Engine (GEE)是一个集成了海量数据和多种算法的遥感云计算平台,具有强大的数据处理和分析能力^[15]。GEE中引入一种超像素分割算法——简单非迭代聚类 (simple non-iterative clustering, SNIC)用于影像分割,它具有内存消耗少、运行速度快、鲁棒性强等优点^[16],在土地覆盖分类、作物提取制图等方面均有良好表现。例如,Andrea和Marco^[17]结合SNIC和机器学习进行面向对象的土地覆盖分类,展示了SNIC算法用于遥感分类的强大可用性。Palud等^[18]基于GEE平台,综合SNIC分割和朴素贝叶斯分类器绘制出了高精度的大豆 (*Glycine max*) 和玉米 (*Zea mays*) 分布图。

目前,面向对象的茶园提取研究仍处于探索阶段,特别是基于SNIC超像素分割算法进行面向对象的茶园提取研究十分缺乏。为此,本文基于GEE平台,选取亚热带季风区典型复杂山区茶园种植区双江县为研究对象,以Sentinel-2光学影像为数据源,构建光谱、植被指数、纹理和地形特征集合,结合SNIC算法和机器学习算法(随机森林、支持向量机)实现面向对象的山区茶园自动提取,获取茶园空间分布信息,为茶园提取提供新方案。同时与基于

像元的提取方法进行比较, 探究面向对象法在山区茶园遥感提取中的应用优势和潜力, 并对比随机森林与支持向量机在茶园分类上不同, 选出最优算法。

1 材料与方 法

1.1 研究区概 况

双江拉祜族佤族布朗族傣族自治县 (简称双江县) 位于云南省西南部, 地处 99°35'~100°09' E,

23°11'~23°48' N (图 1), 土地面积 2 157 km², 森林覆盖率 71.99%。东与景谷隔江相望, 南以澜沧江、小黑江为界河, 西连耿马, 北接临沧。双江县山地起伏、谷地相间, 海拔 669~3 233 m。该地雨量充沛, 光照充足, 夏无酷暑, 冬无严寒, 属亚热带季风气候, 适宜茶树生长。双江县盛产勐库大叶茶、勐库普洱茶等, 茶叶是当地主要经济作物, 现有茶园面积约 21 333.3 hm², 是典型的山区茶园种植区。

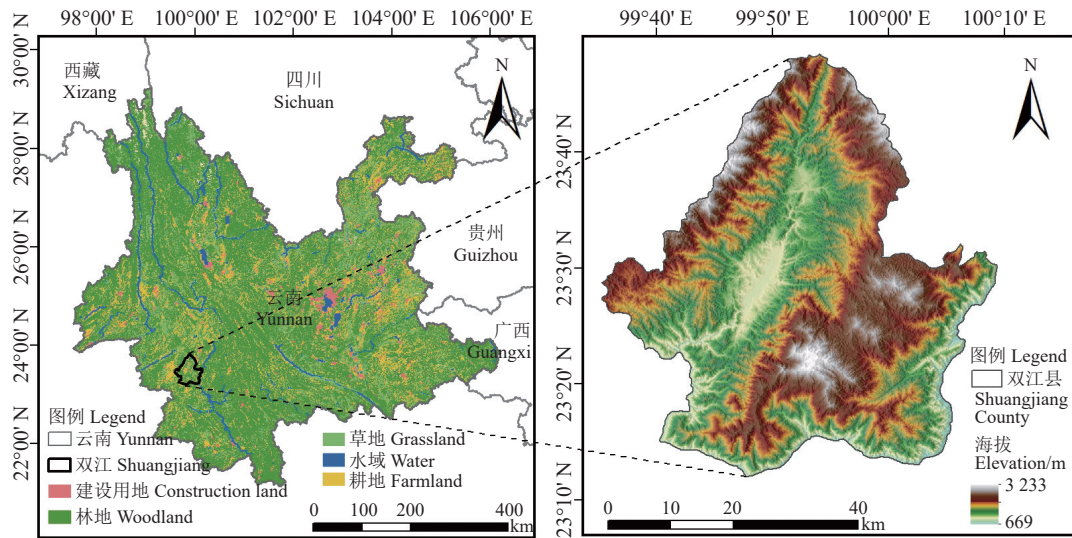


图 1 研究区示意图

Figure 1 Study area map

1.2 数据源及预处理

1.2.1 Sentinel-2 数据

Sentinel-2 卫星是一颗高分辨率多光谱成像卫星, 可覆盖 13 个光谱波段, 包括空间分辨率为 10 m 的可见光和近红外波段、20 m 的红边波段和短波红外波段以及 60 m 的大气波段。本研究使用的 Sentinel-2 数据为 GEE 平台 (<https://code.earthengine.google.com>) 中经过辐射定标和大气校正的 Level-2A 产品。为避免云覆盖对后续处理的影响, 通过云量阈值 CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE 筛选得到 2022 年无云影像集合, 并利用 QA 波段进行云掩膜。采用中值合成法, 经裁剪获得 2022 年双江县年度无云合成影像。

1.2.2 DEM 数据

基于 GEE 平台在线调用覆盖范围近全球的、空间分辨率为 30 m 的 DEM 产品 (USGS/SRTMGL1_003), 并按研究区域边界进行裁剪。

1.2.3 样本数据

在本研究中, 借助 Google Earth 高分辨率遥感影像建立研究区样本库 (图 2)。采取目视解译的方法随机获取样本点共 961 个, 包括林地 325 个, 耕地 228 个, 水体 (河流、湖泊、水库等) 106 个, 茶园 134 个, 人工地表 (建筑用地、道路等) 168 个。其中 70% 为训练样本, 其余为验证样本。

1.3 研究方法

利用 GEE 平台, 基于覆盖双江县的 Sentinel-2 遥感影像和 DEM 数据, 提取光谱特征、植被指数、地形特征和纹理特征构建特征集, 使用 SNIC 算法分割影像, 采用随机森林和支持向量机两种机器学习方法分类, 最终实现基于像元和面向对象的茶园信息提取, 并进行对比分析。方法流程图如图 3 所示。

1.3.1 特征选取

本研究选取了光谱特征、植被指数、纹理特征和地形特征构建特征集合, 如表 1 所列。

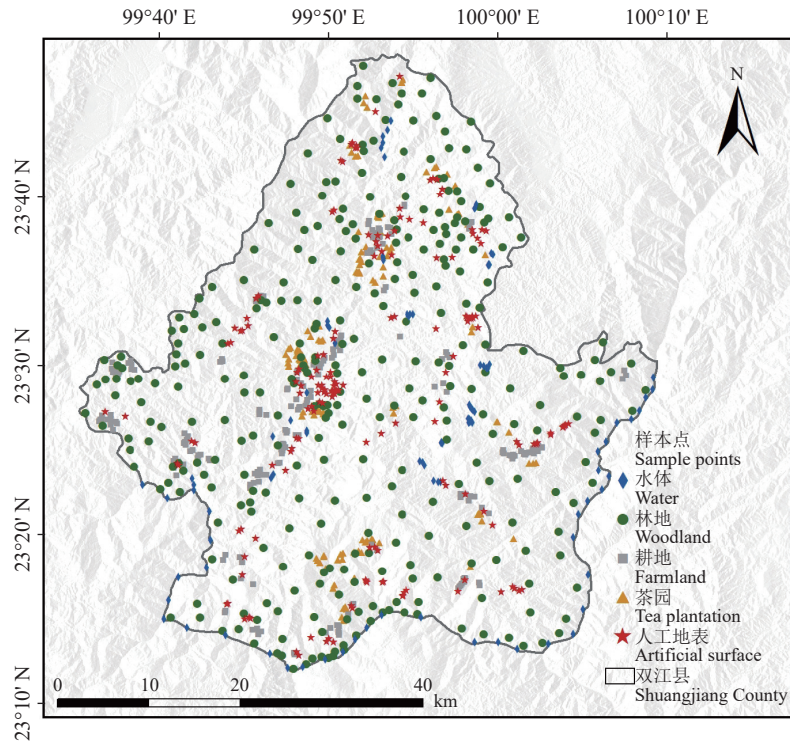


图 2 样本点分布

Figure 2 Sample point distribution

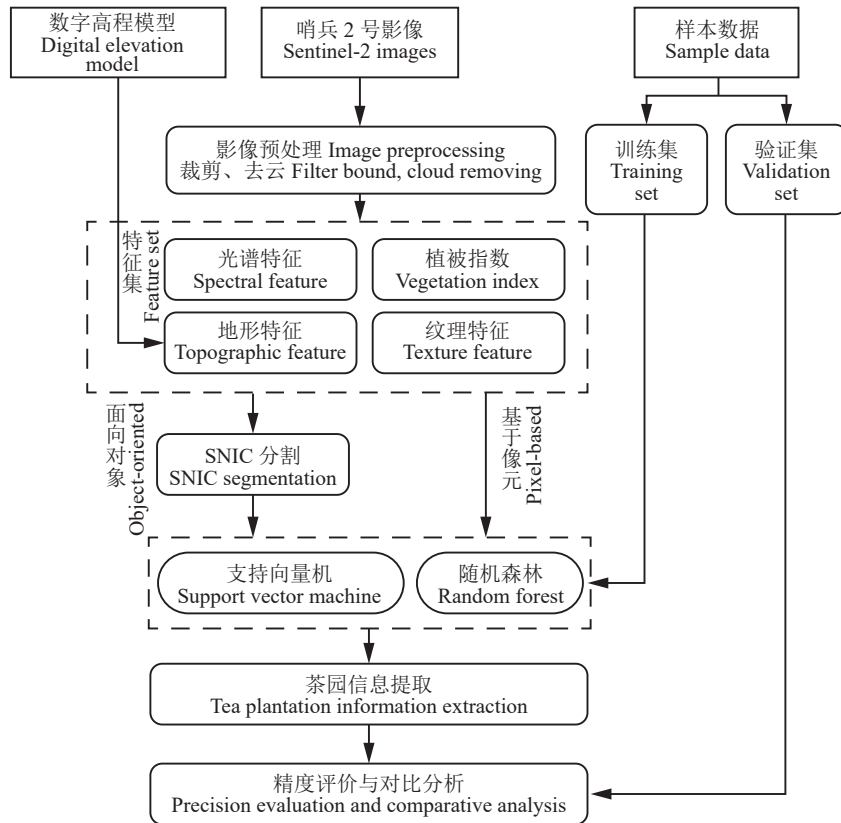


图 3 方法流程图

Figure 3 Method flow chart

SNIC: 简单非迭代聚类。

SNIC: simplenon-iterative clustering.

表 1 特征集
Table 1 Features

特征类型 Type of feature	变量 Variable
光谱特征 Spectral feature	蓝波段 Blue band (B2)/ μm
	绿波段 Green band (B3)/ μm
	红波段 Red band (B4)/ μm
	红边波段 Red-edge band (B5)/ μm
	红边波段 Red-edge band (B6)/ μm
	红边波段 Red-edge band (B7)/ μm
	近红外波段 Near infrared band (B8)/ μm
	窄近红外波段 Narrow near-infrared band (B8a)/ μm
	短波红外波段 Short-wave infrared band (B11)/ μm
	短波红外波段 Short-wave infrared band (B12)/ μm
植被指数 Vegetation index	归一化植被指数 Normalized difference vegetation index (NDVI)
	增强植被指数 Enhanced vegetation index (EVI)
	红边归一化植被指数1 Red edge normalized difference vegetation index 1 (NDVI _{re1})
	红边归一化植被指数2 Red edge normalized difference vegetation index 2 (NDVI _{re2})
	地形特征 Topographic feature
纹理特征 Texture feature	坡度 Slope/(°)
	熵 Entropy
	对比度 Contrast
	方差 Variance
	角二阶矩 Angular second moment
	逆差矩 Inverse difference moment

1) 光谱特征。光谱特征在茶园信息提取中占据重要地位^[9]。Sentinel-2 影像的 13 个原始波段中, B1 为气溶胶波段, B9 为水蒸气波段, B10 为卷云波段, 剔除这 3 个无关波段, 选取其他 10 个光谱波段作为光谱特征。

2) 植被指数。植被指数能表征地表植被覆盖情况和生长状况, 可以有效增强光谱信息, 是植被分类中常用的特征。NDVI 可以有效反映植被生长过程的密度和强度, 是茶园提取研究中最常用的植被

指数^[19]; EVI 对植被密集区域的敏感性更高, 增强了对植被冠层变化的监测能力^[20], EVI 和 NDVI 指数在植被研究中是互补的^[7]; Sentinel-2 数据特有的 3 个红边波段, 包含了植被叶绿素含量和生长状况的信息, 对植被状态变化十分敏感, 在农业和植被应用中特别有用^[21], 研究表明红边相关指数在区分茶园与其他地类时起到重要作用, 能明显提高茶园的分类精度^[12, 22]。因此, 本文选取了 NDVI、EVI 指数和利用了红边波段信息的红边植被指数 NDVI_{re1}、NDVI_{re2}。计算公式如下:

$$NDVI = \frac{B_8 - B_4}{B_8 + B_4}; \quad (1)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{B_8 - B_4}{B_8 + 6 \times B_4 - 7.5 \times B_2 + 1}; \quad (2)$$

$$NDVI_{re1} = \frac{B_8 - B_5}{B_8 + B_5}; \quad (3)$$

$$NDVI_{re2} = \frac{B_8 - B_6}{B_8 + B_6}。 \quad (4)$$

式中: B_2 是蓝波段, B_4 是红波段, B_5 、 B_6 分别是中心波长 0.705、0.74 μm 的红边波段, B_8 为近红外波段。

3) 纹理特征。纹理能够体现物体的空间结构特性。茶树一般呈条带状分布, 排列整齐, 为指纹状等间距规则变化纹理, 与随机化杂散分布的林地纹理、不规则块状分布的耕地纹理等其他地物的空间纹理特征不同 (图 4), 故将纹理指标也纳入特征集, 以弥补光谱特征空间信息的不足, 提高分类精度。灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM)

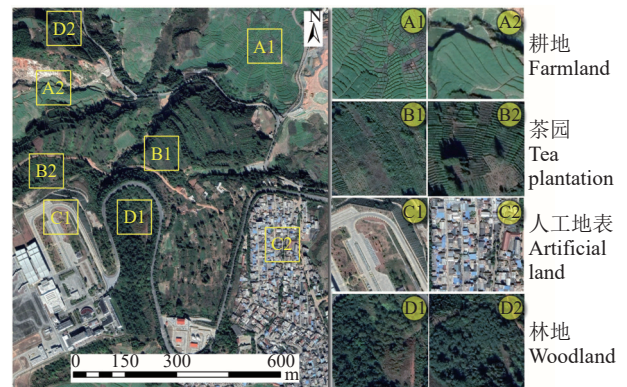


图 4 遥感影像中典型地物的纹理特征对比
Figure 4 Texture comparison of typical features in remote sensing images

临沧机场附近, 左下角为临沧机场。

Near Lincang Airport, lower left corner is Lincang Airport.

是纹理特征分析和提取的常用方法。本文选取5种统计量参与分类,包括熵、对比度、方差、角二阶矩和逆差矩。熵描述图像中像素之间的无序程度,对比度反映连续像素之间灰度级的变化强度,方差表示图像灰度分布的离散性,角二阶矩用来度量图像灰度分布的均匀性,逆差矩体现图像灰度分布的平滑度^[23]。这5种统计量是在分类中被建议使用的GLCM纹理指标^[24],且在茶园识别中被证明有效^[25]。

4) 地形特征。茶树的种植对于海拔、坡度等地形条件有一定要求,茶园种植坡度主要集中在 $5^{\circ}\sim 25^{\circ}$ ^[26],云南省茶园多数分布在海拔 $900\sim 2\,400\text{ m}$ ^[27]。已有研究表明,添加地形特征有助于提高茶园的可分性^[9, 12]。因此将高程和坡度数据也作为识别茶园空间分布信息的特征。

1.3.2 SNIC 分割

SNIC算法能够在五维色彩和图像平面组合空间中对像素聚类,高效生成紧凑、近乎均匀的超像素,运算时所需内存更少、更快速。GEE平台内置该算法用以遥感影像分割,从而实现面向对象分类。

SNIC算法的基本原理:首先利用均匀网格在图像上生成 K 个聚类中心 $C[k]=\{x_k, c_k\}$,并创建 K 个元素 $e_i=\{x_i, c_i, k, d_{i,k}\}$ 。 $k\in[1, K]$,表示超像素标签; $d_{i,k}$ 表示第 i 个像素到第 k 个聚类中心的距离。然后将这 K 个元素存入优先级队列 Q 中,每一次都将距离第 k 个聚类中心最近(即 $d_{i,k}$ 最小)的元素弹出队列。若弹出元素的相邻点(四邻域或八邻域)未被标记,则为其分配聚类中心的超像素标签 k_i ,同时更新聚类中心 $C[k_i]$ 。为这些相邻点创建一个新元素,并加入到队列 Q 中。当全部像素都被标记且 Q 被清空时,算法结束^[16, 28]。

1.3.3 分类算法

随机森林算法(random forest, RF)是一种基于决策树的集成学习方法,其与许多集成回归或分类树相结合,该算法使用Bagging方法创建大量决策树,最终的分类结果由所有决策树的多数投票决定^[29]。与其他分类算法相比,随机森林算法具有训练速度快、不易过拟合的优点,被广泛应用于林业、农业等多个领域^[30]。

支持向量机算法(support vector machine, SVM)是一种非参数统计学习方法,其基本原理是通过预先选择的非线性关系将输入向量映射到高维特征空间上,并在该空间中找到一个最优分类超平面,

使两类之间的分类间隔最大化^[31]。支持向量机算法在解决小样本分类、非线性及高维问题中表现出许多特有的优势,在遥感领域得到了大量关注^[32]。

1.3.4 精度评价

利用验证样本构建混淆矩阵,通过计算总体精度(OA)、生产者精度(PA)、用户精度(UA)和Kappa系数(Kc)对分类结果的准确性进行评价。

$$PA = \frac{S_{ij}}{S_i} \times 100\%; \quad (5)$$

$$UA = \frac{S_{ij}}{S_j} \times 100\%; \quad (6)$$

$$OA = \frac{S}{N} \times 100\%; \quad (7)$$

$$Kc = N \times S - \sum_{i=1}^r \frac{S_i S_j}{N^2} - \sum_{i=1}^r S_i S_j. \quad (8)$$

式中: S 是正确分类的像素总数, N 是验证像素的总数, r 是混淆矩阵的行数, S_{ij} 是第 i 行第 j 列的值, S_i 是第 i 行的总和, S_j 是第 j 列的总和。

2 结果与分析

2.1 茶园提取结果

基于RF和SVM算法,分别采用基于像元和面向对象的方法得到的双江县茶园提取结果如图5所示,图6展示了部分局部区域的车园提取结果。从整体上看,4类结果中的茶园空间分布格局基本一致,茶园更多地分布在双江县北部和中部地区,这与实际情况相吻合。具体而言,基于像元法得到的结果图中椒盐噪声严重,孤立的像素块较多;而基于面向对象法得到的结果图中椒盐噪声较少,茶园聚合性较好。基于像元法提取出的茶园分布破碎,而面向对象法得到的结果有了明显改善,茶园斑块更为完整、连续。

根据统计公报^[33],双江县2022年的茶园面积为 $21\,430.9\text{ hm}^2$ 。基于像元-RF、基于像元-SVM、面向对象-RF、面向对象-SVM这4种方法提取出的茶园面积分别为 $22\,024.8$ 、 $22\,069.7$ 、 $22\,197.6$ 、 $22\,362.9\text{ hm}^2$,与实际面积较为接近。

2.2 精度评价

茶园提取的精度评价结果如表2所列。基于RF算法的面向对象茶园提取中,总体精度为94.9%,

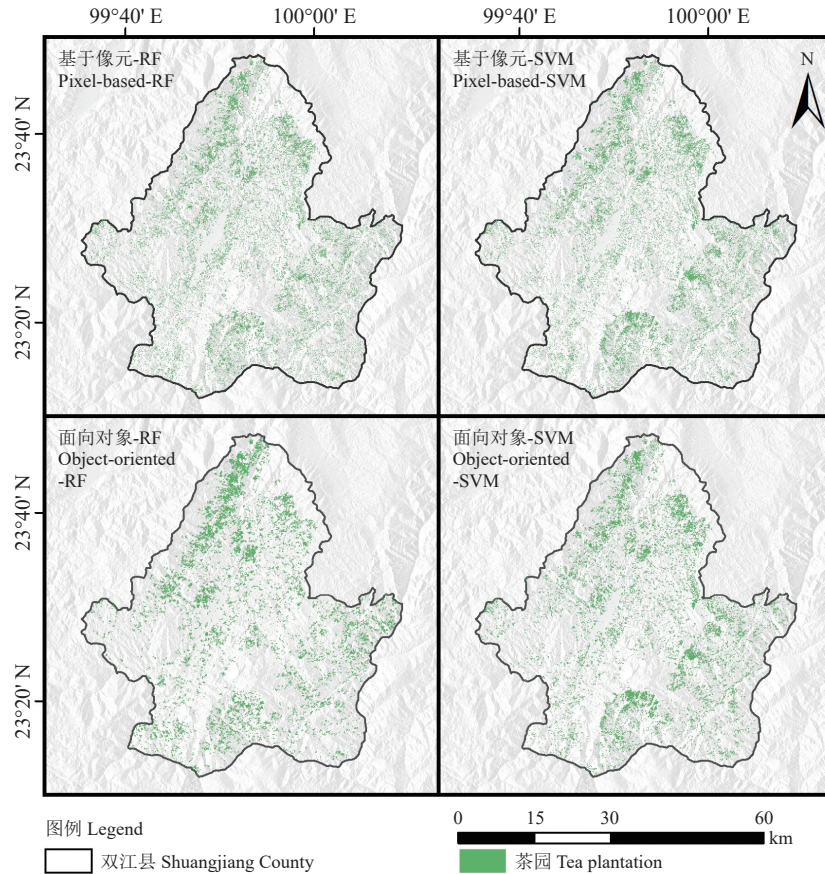


图 5 茶园提取结果

Figure 5 Tea plantation extraction results

RF: 随机森林算法; SVM: 支持向量机算法。
RF: random forest; SVM: support vector machine.

Kappa 系数为 0.93, 较基于像元法分别提升了 6.1 个百分点和 0.07; 基于 SVM 算法的面向对象茶园提取中, 总体精度为 93.6%, Kappa 系数为 0.92, 较基于像元法分别提升了 5.7 个百分点和 0.08。可见, 针对茶园提取, 面向对象法比基于像元法精度更高。RF 算法在基于像元和面向对象分类中都表现出了比 SVM 算法略优的分类精度, 说明研究区域茶园提取中 RF 算法更具优势。在 4 种方法中, 面向对象的 RF 分类的精度结果最佳, 茶园生产者精度为 86.5%, 用户精度为 84.2%。图 7 为茶园提取精度最高的面向对象的 RF 分类结果的混淆矩阵, 可以看出, 在分类时茶园与林地、耕地出现了部分混淆, 但总体上茶园分类精度满足一般监测等应用的要求。

为进一步验证不同方法识别茶园的效果, 将分类结果处理为茶园与非茶园, 再对 4 种方法的结果进行显著性分析 (McNemar 检验)(表 3), 结果表明无论是 RF 还是 SVM 分类器, 面向对象法与基于像元

法的检验统计量值都大于 1.96, 说明在 95% 的置信水平上面面向对象法的分类结果与基于像元法的分类结果存在比较显著的差异。

2.3 茶园空间分布特征

根据茶园在双江县各乡镇的分布情况 (图 8), 可以看出茶园在双江全县均有分布, 北部、中部的茶园较多。统计双江县下各乡镇的茶园面积 (图 9), 分析可得, 北部的勐库镇茶园面积最大, 中部的勐勐镇、沙河乡次之, 南部的大文乡茶园面积较少。勐库镇分布有全县近 40% 的茶园, 呈聚集型种植, 盛产大叶种茶, 是双江县重要的茶叶生产区。

统计双江县茶园在不同海拔和坡度上分布情况, 分析茶园的地形分布特征。在海拔分布上, 以 200 m 为区间单元, 划分 12 个海拔区间 (图 10)。双江县茶园主要分布在 1 000~2 200 m 的海拔范围内, 占比 93%。在 12 个区间内, 分布在 1 600~1 800 m

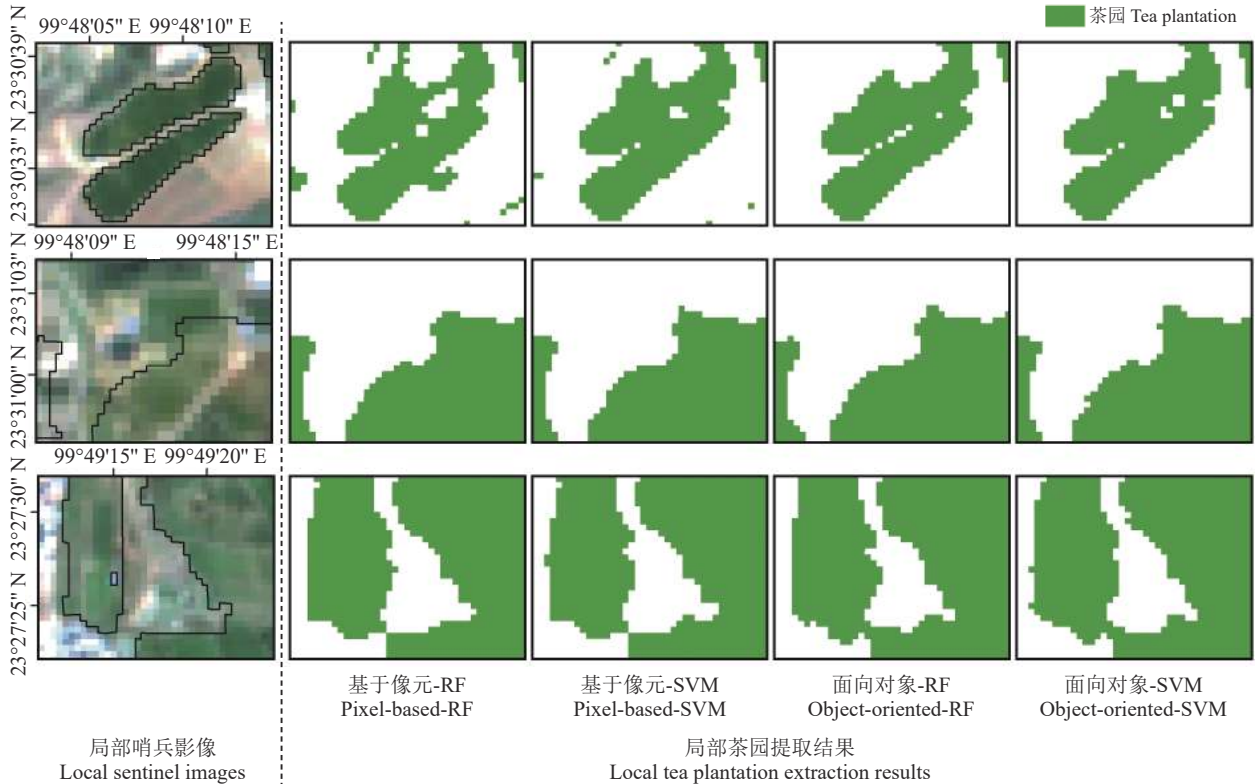


图6 部分局部区域茶园提取结果

Figure 6 Extraction results of tea plantations in some local areas

表2 茶园提取精度

Table 2 Accuracy of tea plantation extraction

方法Method	生产者精度 Producer accuracy/%	用户精度 User accuracy/%	总体精度 Overall accuracy/%	Kappa系数 Kappa coefficient	
基于像元 Pixel-based	随机森林 Random forest	75.6	82.3	88.8	0.86
	支持向量机 Support vector machine	70.2	78.7	87.9	0.84
面向对象 Object-oriented	随机森林 Random forest	86.5	84.2	94.9	0.93
	支持向量机 Support vector machine	86.4	82.1	93.6	0.92

的区间内的茶园面积最多。在 2 400 m 以上，双江县分布有最高海拔达 2 750 m 的古茶树群落。图 10 中展示了在海拔 2 400~2 600 m 分布有少量茶园，这与实际情况是相符的。在坡度分布上，以 5°为区间单元，划分 11 个坡度区间(图 11)。分析可得，有 94% 的茶园分布在 5°~25°的缓坡区域，这与茶园栽培条件有关，坡度过大时土壤厚度和肥力不足，人工管理不方便，一般不适宜发展为茶园。

3 讨论与结论

3.1 讨论

本研究基于面向对象分类的框架，将超像素分

割算法 SNIC 与机器学习算法(随机森林、支持向量机)结合，从 Sentinel-2 卫星影像上提取茶园。研究表明，该方法可以有效提高茶园的分类精度。以往的研究已成功地将基于 SNIC 分割的面向对象法用于大豆、水稻等的分类^[18, 23]，但目前为止，很少有研究将其用于茶园提取，尤其是在我国广泛种植茶叶的南方亚热带地区。因此，本研究的主要贡献在于为从大面积 Sentinel-2 影像中自动化提取茶园提供了一种新的可行策略。

与基于像元的茶园提取相比，基于超像素分割的面向对象提取的生产者精度有了明显的提高，而用户精度的提高较少，这意味着基于 SNIC 方法的

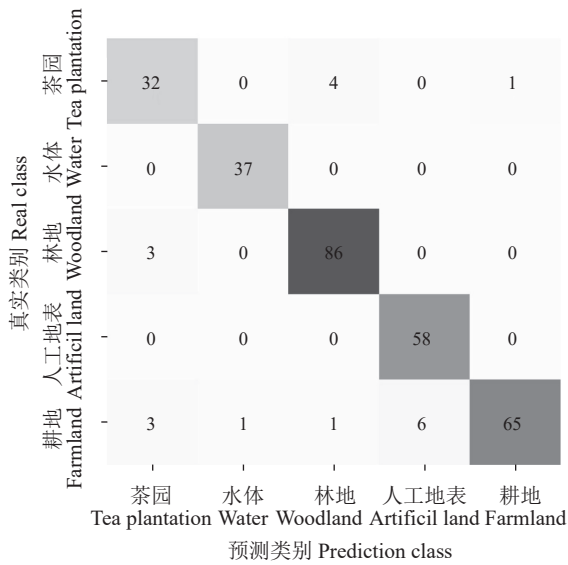


图 7 面向对象-RF 分类结果的混淆矩阵

Figure 7 Confusion matrix for object-oriented random forest classification results

茶园提取可以有效降低茶园的遗漏误差。这主要是因为基于超像素分割可以产生更为准确的对象边界, 不容易遗漏小的斑块。另外, 无论是在基于像元还是面向对象的茶园提取中, 随机森林分类器的表现都要优于支持向量机, 这主要与两种算法自身的原理特性有关。支持向量机通过搜索最优分类超平面划分数据, 平面边界泛化能力较低。茶园与其周围的其他土地覆被类型 (如农田、林地) 存在光谱相似性^[10, 34], 样本分布靠近平面边界两侧, 易造成茶园与其他地类的混淆。随机森林是一种包含多个决策树的分类器, 输出的类别是由个别树输出的类别的众数而定, 故其泛化能力和抗噪性能都比支持向量机要好。

虽然利用面向对象的方法提取茶园获得了较好的精度, 但仍存在一些不足。首先, 由于研究区域双江县多云天气较多, 难以获得高质量的无云时序影像, 故未利用茶园的物候特性, 今后可探索光学

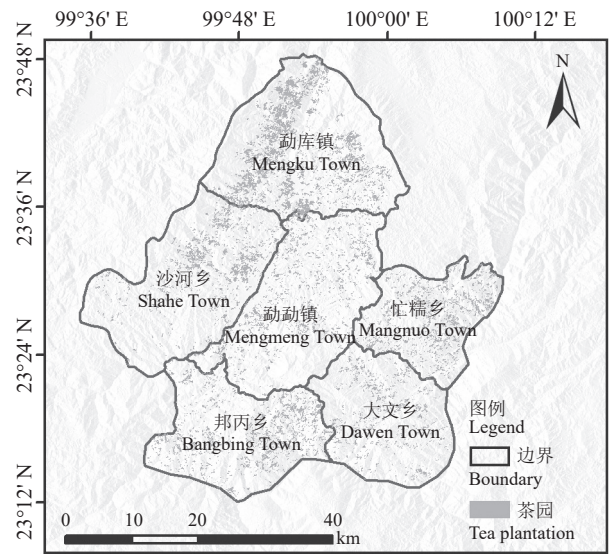


图 8 茶园在各乡镇的分布

Figure 8 Distribution of tea plantations in each township

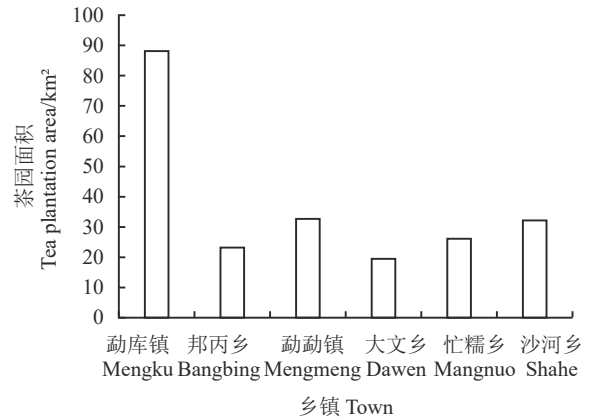


图 9 各个乡镇分布的茶园面积

Figure 9 Area of tea plantations distributed in each township

影像与具有强穿透能力的雷达影像的结合使用, 以减少云的影响。其次, 在构建特征集时, 仅以已有研究为依据和参考选取了多个特征, 未进一步筛选特征, 高维特征集在分类时可能会产生冗余, 影响分类精度, 后续可探索特征的进一步优化, 以期继

表 3 不同方法分类结果的差异显著性

Table 3 Significance of differences in the classification results of different methods

方法 Method	基于像元-支持向量机(SVM) Pixel-based-support vector machine	基于像元-随机森林(RF) Pixel-based-random forest	面向对象-SVM Object-oriented-SVM
基于像元-RF Pixel-based-RF	0.68		
面向对象-SVM Object-oriented-SVM	4.43*	6.47*	
面向对象-RF Object-oriented-RF	13.55*	15.87*	0.92

*, $P < 0.05$.

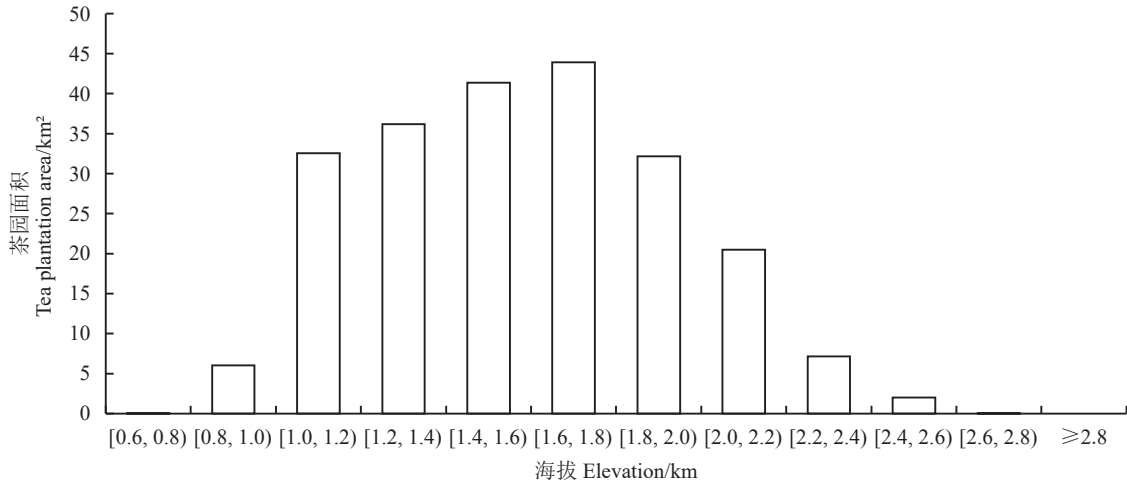


图 10 不同海拔上分布的茶园面积

Figure 10 Area of tea plantations distributed at different elevation

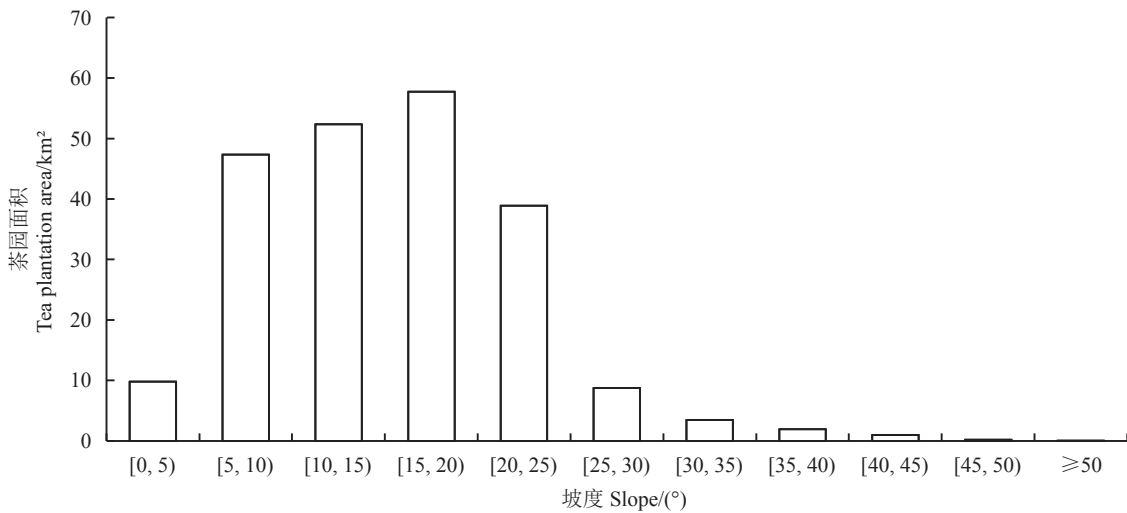


图 11 不同坡度上分布的茶园面积

Figure 11 Area of tea plantations distributed at different slopes

续提高分类效率和精度。

3.2 结论

本研究基于全球尺度卫星数据量大、计算分析能力强的 GEE 平台,以我国南方亚热带季风地区典型丘陵山区双江县为研究区域,利用 Sentinel-2 影像的光谱、植被、纹理和地形特征,综合运用 SNIC、RF、SVM 算法实现了基于像元和面向对象的茶园提取。得出,针对茶园提取,面向对象法比基于像元法更有

优势。面向对象法的茶园提取有效改善了“椒盐现象”,使茶园分布更为完整,茶园分类精度明显提高。对比 RF 和 SVM 算法在茶园识别中的分类精度,无论是基于像元还是面向对象分类中,前者的总体精度、生产者精度和用户精度都略胜一筹。基于 RF 的面向对象方法的茶园提取效果和精度最佳,总体精度 94.9%,茶园的精度和生产者精度分别为 86.5% 和 84.2%。说明 RF 算法和面向对象法在茶园遥感监测和提取方面具有较大的应用价值和前景。

参考文献 References:

- [1] 曹冲,宋浩楠,谢文宝.世界茶叶生产、消费与贸易格局及演化分析.中南农业科技,2023,44(7):138-145.
CAO C, SONG H N, XIE W B. Analysis on the pattern and evolution of world tea production, consumption and trade. South-

- Central Agricultural Science and Technology, 2023, 44(7): 138-145.
- [2] 黄邵东, 徐伟恒, 吴超, 戴杨, 寇卫利. 遥感在茶园监测中的应用研究进展. 西部林业科学, 2020, 49(2): 1-9, 23.
HUANG S D, XU W H, WU C, DAI Y, KOU W L. Research progress of remote sensing on tea plantation monitoring. Journal of West China Forestry Science, 2020, 49(2): 1-9, 23.
- [3] 徐伟燕, 孙睿, 金志凤. 基于资源三号卫星影像的茶树种植区提取. 农业工程学报, 2016, 32(S1): 161-168.
XU W Y, SUN R, JIN Z F. Extracting tea plantations based on ZY-3 satellite data. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(S1): 161-168.
- [4] 陈祖豪. 基于多源数据的安吉白茶产量遥感估算研究. 杭州: 杭州电子科技大学硕士学位论文, 2021.
CHEN Z H. Remote sensing estimation of Anji white tea yield based on multi-source data. Master Thesis. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2021.
- [5] AKAR Ö, GÜNGÖR O. Integrating multiple texture methods and NDVI to the Random Forest classification algorithm to detect tea and hazelnut plantation areas in northeast Turkey. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(2): 442-464.
- [6] 杨艳魁, 陈芸芝, 吴波, 汪小钦. 基于高分二号影像结合纹理信息的茶园提取. 江苏农业科学, 2019, 47(2): 210-214.
YANG Y K, CHEN Y Z, WU B, WANG X Q. Extraction of tea plantation image based on GF-2 image and texture information. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(2): 210-214.
- [7] XU W H, QIN Y W, XIAO X M, DI G Z, DOUGHTY R B, ZHOU Y T, ZOU Z H, KONG L, NIU Q F, KOU W L. Quantifying spatial-temporal changes of tea plantations in complex landscapes through integrative analyses of optical and microwave imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 73: 697-711.
- [8] 王斌, 何丙辉, 林娜, 王伟, 李天阳. 基于随机森林特征选择的茶园遥感提取. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(7): 1719-1732.
WANG B, HE B H, LIN N, WANG W, LI T Y. Tea plantation remote sensing extraction based on random forest feature selection. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(7): 1719-1732.
- [9] 熊皓丽, 周小成, 汪小钦, 崔雅君. 基于 GEE 云平台的福建省 10 m 分辨率茶园专题空间分布制图. 地球信息科学学报, 2021, 23(7): 1325-1337.
XIONG H L, ZHOU X C, WANG X Q, CUI Y J. Mapping the spatial distribution of tea plantations with 10 m resolution in Fujian Province using Google Earth Engine. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(7): 1325-1337.
- [10] WANG B, LI J, JIN X F, XIAO H. Mapping tea plantations from multi-seasonal landsat-8 OLI imageries using a random forest classifier. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2019, 47(8): 1315-1329.
- [11] ZHU J, PAN Z W, WANG H, HUANG P J, SUN J L, QIN F, LIU Z Z. An improved multi-temporal and multi-feature tea plantation identification method using Sentinel-2 imagery. *Sensors*, 2019, 19(9): 2087.
- [12] 钱瑞, 徐伟恒, 黄邵东, 王雷光, 鲁宁, 欧光龙. 应用 GF-5 高光谱遥感影像提取山区茶园. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(11): 3591-3598.
QIAN R, XU W H, HUANG S D, WANG L G, LU N, OU G L. Tea plantations extraction based on gf-5 hyperspectral remote sensing imagery in the mountainous area. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(11): 3591-3598.
- [13] 曹小鸿. 面向对象的遥感影像信息提取方法研究. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(5): 116-123.
CAO X H. Research on object-oriented information extraction methods based on remote sensing images. Geomatics & Spatial Information Technology, 2022, 45(5): 116-123.
- [14] 黄邵东, 徐伟恒, 熊源, 吴超, 代飞, 徐海峰, 王雷光, 寇卫利. 结合纹理和空间特征的多光谱影像面向对象茶园提取. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(8): 2565-2571.
HUANG S D, XU W H, XIONG Y, WU C, DAI F, CU H F, WANG L G, KOU W L. Combining textures and spatial features to extract tea plantations based on object-oriented method by using multispectral image. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(8): 2565-2571.
- [15] 郝斌飞, 韩旭军, 马明国, 刘一韬, 李世卫. Google Earth Engine 在地球科学与环境科学中的应用研究进展. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 600-611.
HAO B F, HAN X J, MA M G, LIU Y T, LI S W. Research progress on the application of Google Earth Engine in geoscience and environmental sciences. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(4): 600-611.
- [16] ACHANTA R, SUSSTRUNK S. Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering. // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii: IEEE, 2017.
- [17] ANDREA T, MARCO V. Object-oriented LULC classification in Google Earth Engine combining SNIC, GLCM, and machine

- learning algorithms. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3776.
- [18] PALUDO A, BECKER R W, RICETTI J, SILVA L, JOHANN J A. Mapping summer soybean and corn with remote sensing on Google Earth Engine cloud computing in Parana state – Brazil. *International Journal of Digital Earth*, 2020, 13(12): 1624-1636.
- [19] LI N, ZHANG D, LI L W, ZHANG Y L. Mapping the spatial distribution of tea plantations using high-spatiotemporal-resolution imagery in northern Zhejiang, China. *Forests*, 2019, 10(10): 856-856.
- [20] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, GAO X, FERREIRA L G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 195-213.
- [21] 王小燕, 吕争, 原征, 钟慧敏, 王冠珠. 光学遥感卫星红边波段应用综述. *卫星应用*, 2023(2): 48-53.
WANG X Y, LYU Z, YUAN Z, ZHONG H M, WANG G Z. Overview of red-edge band applications of optical remote sensing satellites. *Satellite Application*, 2023(2): 48-53.
- [22] 黄艳红. 基于多源遥感数据的茶园面积提取. 杭州: 浙江大学硕士学位论文, 2020.
HUANG Y H. Estimating tea plantation area based on Multi-source Satellite Data. Master Thesis. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.
- [23] 刘通, 任鸿瑞. GEE 平台下利用物候特征进行面向对象的水稻种植分布提取. *农业工程学报*, 2022, 38(12): 189-196.
LIU T, REN H R. Object-oriented extraction of paddy rice planting areas using phenological features from the GEE platform. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(12): 189-196.
- [24] BEYER H. Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(5): 1312-1338.
- [25] 柏佳, 孙睿, 张赫林, 王岩, 金志凤. 基于 GF-1 和 Sentinel-2 时序数据的茶园识别. *农业工程学报*, 2021, 37(14): 179-185.
BO J, SUN R, ZHANG H L, WANG Y, JIN Z F. Tea plantation identification using GF-1 and Sentinel-2 time series data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(14): 179-185.
- [26] 李龙伟, 李楠, 陆灯盛. 多时相 Sentinel-2 影像在浙西北茶园信息提取中的应用. *浙江农林大学学报*, 2019, 36(5): 841-848.
LI L W, LI N, LU D S. Mapping tea gardens spatial distribution in northwestern Zhejiang Province using multi-temporal Sentinel-2 imagery. *Journal of Zhejiang A & F University*, 2019, 36(5): 841-848.
- [27] XU W H, HUANG S D, WU C, XIONG Y, WANG L G, LU N, KOU W L. The pruning phenological phase-based method for extracting tea plantations by field hyperspectral data and Landsat time series imagery. *Geocarto International*, 2020, 37(7): 1-21.
- [28] YANG L B, WANG L M, GHALI A A, HUANG J F. High-resolution rice mapping based on SNIC segmentation and multi-source remote sensing images. *Remote Sensing*, 2021, 13(6): 1148.
- [29] BREIMAN L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.
- [30] BELGIU M, DRĂGUȚ L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 114: 24-31.
- [31] PAL M, MATHER P M. Support vector machines for classification in remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(5): 1007-1011.
- [32] 张睿, 马建文. 支持向量机在遥感数据分类中的应用新进展. *地球科学进展*, 2009, 24(5): 555-562.
ZHANG R, MA J W. State of the art on remotely sensed data classification based on support vector machines. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(5): 555-562.
- [33] 双江拉祜族佤族布朗族傣族自治县人民政府. 双江自治县 2022 年国民经济和社会发展统计公报. (2023-06-20) [2023-12-23]. <https://www.shuangjiang.gov.cn/info/1029/62338.htm>.
Shuangjiang Lahu Wa Bulang Dai Autonomous County People's Government. Statistical Bulletin of National Economic and Social Development of Shuangjiang Autonomous County in 2022. (2023-06-20) [2023-12-23]. <https://www.shuangjiang.gov.cn/info/1029/62338.htm>.
- [34] PENG Y F, QIU B W, TANG Z H, XU W M, YANG P, WU W B, CHEN X H, ZHU X L, ZHU P, ZHANG X, WANG X S, ZHANG C G, WANG L G, LI M M, LIANG J Z, HUANG Y Z, CHENG F F, CHEN J F, WU F Z, JIAN Z Y, LI Z G. Where is tea grown in the world: A robust mapping framework for agroforestry crop with knowledge graph and sentinel's images. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 303, 10.1016/j.rse.2024.114016.

(责任编辑 张瑾)