

# 基于 Sentinel-2 多时序多特征信息的茶园提取研究


韩颖<sup>1,2</sup>, 吕杰<sup>1,2</sup>, 赵昌福<sup>1,2</sup>

(1. 昆明理工大学国土资源工程学院;  
2. 云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心, 云南昆明 650093)

**摘要:** 茶叶作为具有高附加值的经济作物, 成为西南山区乡村振兴的重要支柱之一。因此, 准确、快速地获取茶园的空间分布对政府监管和茶叶产业的规划发展至关重要。以云南省普洱市思茅区为研究区域, 综合利用 2020—2022 年的 8 期 Sentinel-2 影像数据, 分析茶园及其他地类在不同时间段内的物候、光谱、纹理特征变化, 运用 Relief-F 算法对特征进行排序, 确定 5 个植被指数特征和 3 个纹理特征, 建立 8 种不同的茶园分类方案, 并通过支持向量机(SVM)和随机森林(RF)对方案进行精度评价。结果显示, RF 分类模型的精度更高, 总体精度为 94.22%, Kappa 系数为 0.89, 相比 SVM 分类模型在总体精度上提高了 2.06%, Kappa 系数提高了 0.03。因此, 在 Sentinel-2 多光谱影像数据中, 结合多时序多特征信息可以大幅提高茶园的识别精度。

**关键词:** Sentinel-2; 多时序; 多特征; 茶园; 支持向量机; 随机森林

**DOI:** 10.11907/rjtk.251044

扫描二维码阅读全文: 

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)004-0012-08

## Tea Garden Extraction Study Based on Sentinel-2 Multi-Temporal Multi-Feature Information

HAN Ying<sup>1,2</sup>, LYU Jie<sup>1,2</sup>, ZHAO Changfu<sup>1,2</sup>

(1. School of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology;  
2. Application Engineering Research Center of Spatial Information Surveying and Mapping Technology in Plateau and Mountainous Areas Set by Universities in Yunnan Province, Kunming 650093, China)

**Abstract:** As one of the important pillars of rural revitalization in the mountainous areas of southwest China, tea has attracted much attention because of its characteristics of high value-added cash crops, so accurate and rapid access to the spatial distribution of tea plantations is crucial for government supervision and the planning and development of the tea industry. This paper took Simao District, Pu'er City, Yunnan Province as the research area, comprehensively used 8 Sentinel-2 image data from 2020 to 2022, analyzed the changes of phenology, spectrum and texture characteristics of tea gardens and other land types in different time periods, used the Relief-F algorithm to sort the features, determined 5 vegetation index features and 3 texture features, and established 8 different classification schemes for tea gardens. The accuracy of the scheme was evaluated by SVM and RF. The results showed that the RF classification model had better classification accuracy, with an overall accuracy of 94.22% and a Kappa coefficient of 0.89, which was 2.06% higher than that of the SVM classification model, and the Kappa coefficient was increased by 0.03. Therefore, integrating multi-temporal and multi-feature information in Sentinel-2 multispectral imagery data can significantly enhance the accuracy of tea plantation identification.

**Key Words:** Sentinel-2; multi-temporal; multi-feature; tea gardens; support vector machines; random forest

收稿日期: 2025-03-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(41861054, 62266026); 教育部产学合作协同育人项目(230902313153315); 昆明理工大学分析测试基金项目(2025T20140090)

作者简介: 韩颖(1998-), 女, 昆明理工大学国土资源工程学院硕士研究生, 研究方向为资源环境遥感; 吕杰(1984-), 女, 博士, 昆明理工大学国土资源工程学院讲师、硕士生导师, 研究方向为资源环境遥感; 赵昌福(1998-), 男, 昆明理工大学国土资源工程学院硕士研究生, 研究方向为资源环境遥感。本文通讯作者: 吕杰。

## 0 引言

中国是世界上最早发现野生茶树,并且进行人工栽培的国家<sup>[1]</sup>。随着生活水平的不断提高,消费者对高质量茶叶的需求激增,从而有效推动了茶叶价格的上涨,进一步激发了茶农的生产积极性。茶农们在获取经济利益的同时,也努力提升茶叶的品质与产量,以适应市场的不断变化。然而,过度的茶园开发与扩张建设导致野生古树林数量下降。这不仅影响了森林资源的平衡,而且对地区的生物多样性产生了深远影响,还会造成一系列如水土流失、土壤质量下降等生态环境受损的问题<sup>[2]</sup>。在此背景下,监测云南省茶园的分布与动态变化变得尤为重要。通过系统的监测,相关决策者能够获得可靠的数据支持,从而制定科学、合理的发展政策。

茶树多种植于热带和亚热带山地地区,且茶园的空间分布较为零散,茶园周围多是果园、灌木丛、森林等植被,因此将茶园从中识别出来具有极大的挑战性<sup>[3-4]</sup>。目前,茶园识别研究主要涉及遥感影像预处理、特征提取和分类算法等方面。其中,对于不同类型的遥感数据进行预处理以提高数据质量和解译精度,是茶园识别的重点之一。地物细节突出的更高空间分辨率遥感影像为茶园识别提供了新途径,其包含的纹理、物候特征是解决茶园与其他植被光谱混淆的有效方法<sup>[5-7]</sup>。杨艳魁等<sup>[8]</sup>通过差异归一化差分植被指数(Difference Normalized Difference Vegetation Index, DNDVI)光谱信息和灰度共生纹理(Gray Level Co-occurrence Texture, GLCT)对茶园进行提取,总体分类精度达到89.8%;潘俊虹等<sup>[9]</sup>融合光谱和纹理等空间信息对复杂山区的茶园进行有效的高分类精度提取,表明高空间分辨率遥感影像在茶园等典型农业植被提取方面具有较好的应用前景;徐伟燕等<sup>[10]</sup>利用资源三号卫星影像数据与不同季节的植被指数差异,在山区环境中增加了方向强度的纹理特征,实现对茶叶种植区的提取;马超等<sup>[11]</sup>利用中分辨率成像光谱仪中的NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)/EVI(Enhanced Vegetation Index)产品数据提取各种植被的物候参数,确定茶园提取范围。尽管遥感技术为茶园提取提供了新思路,但仍存在一些亟待解决的问题。具体来说,卫星遥感影像的分辨率限制、茶园形态的多样性以及复杂的地形与气候条件,都是影响茶园识别准确性的重要因素。因此,对云南省茶园进行有效的监测和识别,不仅有助于促进当地经济发展,提升茶农收入,而且可以持续关注生态环境保护情况。未来的研究工作应聚焦于改进遥感技术,寻求更佳解决方案,以实现经济与生态的双赢目标。

目前,茶园提取主要依赖于Sentinel-2影像所提供的物候和光谱特征,这些特征为识别与监测茶园的的生长状态及其分布情况提供了重要依据。然而,在不同省份与地区

种植茶树,在地貌和物候条件上存在显著差异,导致茶园提取的特征因地区而异。例如,山地、平原与丘陵地带的茶园在生长环境及气候条件上可能明显不同,进而影响相关影像数据的提取效果。因此,针对各地区的茶园特征进行深入研究显得尤为重要。陈盼盼等<sup>[12]</sup>利用Sentinel-2卫星影像,根据多时序、多光谱特征和纹理特征对研究区茶园进行提取,研究结果揭示了多季节特征融合方法在提取精度上表现最佳,达到了91.48%的整体精度,Kappa系数为0.89,充分证明了该方法在茶园遥感监测中的有效性。此外,王斌等<sup>[13]</sup>基于Landsat-8 OLI影像,提取研究区茶园春、秋、冬3个季节的光谱特征和纹理特征,并对特征重要性进行筛选,研究结果表明,将多季节的特征融合提取茶园效果最佳,取得了92.4%的整体精度,Kappa系数为0.897。综合两项研究结果可以看出,多季节特征的构建极大地提高了茶园提取精度。因此,多时序数据在茶园的遥感监测中发挥着重要作用,进一步强调了利用多季节特征融合的必要性和有效性。

本文以云南省普洱市思茅区为研究对象,利用8期多时相Sentinel-2影像数据,结合该地区的物候、光谱和纹理等特征进行茶园提取研究。通过对比支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和随机森林(Random Forest, RF)分类模型,为茶园提取提供不同的思路和方法,以进一步推动遥感技术在农业监测和管理中的应用。

## 1 研究区及数据来源

### 1.1 研究区概况

思茅区隶属于云南省普洱市,位于云南省南部、普洱市中南部(22°27'N-23°06'N,100°19'E-101°27'E),研究区域地理位置示意图如图1所示。

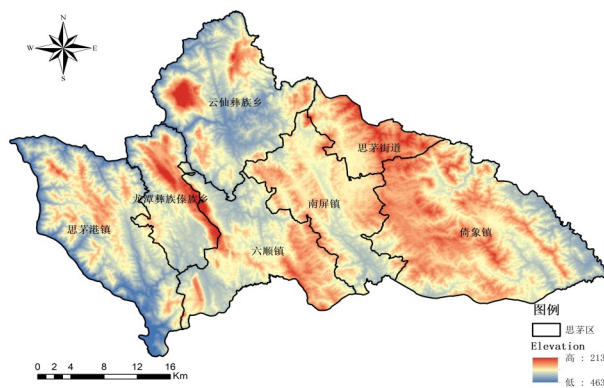


Fig. 1 Schematic diagram of the geographical location of the study area

图1 研究区域地理位置示意图

思茅区独特的地理位置使其东连江城,西接澜沧县和景谷傣族彝族自治县,南邻西双版纳傣族自治州,北临宁洱县。思茅区境内呈不规则的三角形,东西横距长,南北纵距短。地势西北高,东南低,中部隆起,海拔从578 m到2 154.8 m不等,气候类型属低纬高原南亚热带季风气候

区,涵盖了北热带到北亚热带4种类型,冬无严寒,夏无酷暑。年均气温 18.9℃,年降雨量 1 487.5 mm,具有优越的自然资源条件。

### 1.2 数据源及预处理

为提升对研究区域茶园分类的有效性,本文对全年 1—12月的影像数据进行分析。在影像数据获取过程中,研究区域 6月、7月、9月和 10月影像数据的云覆盖面积较大,云量均超过 50%,严重影响数据质量,造成这 4个月的影像数据缺失。因此,通过欧空局(<https://browser.dataspace.copernicus.eu/>)获取了研究区域内 8个月质量较好的影像数据。影像数据信息如表 1 所示。

首先,通过欧空局官方网站筛选研究区影像数据的时间和云量,下载 Sentinel-2A/B 未经辐射定标和大气校正的 L1C 数据,通过 Fmask 4.6 计算得到云掩膜数据,并利用 Sen2Cor 2.9.0 插件将 L1C 数据转化为 L2A 数据。其次,根据云掩膜数据使用 SNAP 软件对 L2A 数据进行去云处理,重采样为 10 m 分辨率,将导出数据在 ENVI 软件中进行波段合成、镶嵌和裁剪等预处理。

### 1.3 茶树种植情况

根据《思茅区茶叶产业高质量发展三年行动工作方案(2023—2025年)》政策可知,3月下旬—5月上旬为春茶(越冬芽萌发到第一次生长)的采摘时间,6月上旬—7月上旬为夏茶(第二次生长)的采摘时间,7月下旬—10月上旬为

Table 1 Month information related to the image data

表 1 影像数据相关月份信息

卫星	月份	时间	云量	数量	质量
Sentinel-2A	1	20200115	5	3景	好
Sentinel-2A	2	20200214	5	3景	好
Sentinel-2B	3	20200310	5	3景	好
Sentinel-2B	4	20210424	5	3景	好
Sentinel-2B	5	20200509	5	3景	好
-	6	-	-	-	差
-	7	-	-	-	差
Sentinel-2B	8	20200827	5	3景	好
-	9	-	-	-	差
-	10	-	-	-	差
Sentinel-2A	11	20201110	5	3景	好
Sentinel-2A	12	20221210	5	3景	好

秋茶(第三次生长)的采摘时间。茶树生长采摘物候情况如表 2 所示。一般来说,春季、夏季和秋季是主要的采摘季节,而冬季由于气温较低,茶树生长缓慢,采摘活动相对较少,冬季茶树也进入了休止期。为促进茶树生长并提升茶叶产量,需要修剪茶树,调整茶树的形态结构。修剪时间通常选在茶树的休眠期进行,即从 11 月底到翌年 2 月上旬之间。此时茶树生长较为缓慢,修剪不会对茶树造成太大的创伤,且有利于茶树在春季迅速恢复生长,并形成大量的新梢和新枝。在春茶采摘结束后,为了促进茶树的二次生长和提高夏秋茶的品质,也可以进行适量地修剪。

Table 2 Phenological map of tea tree growth and picking

表 2 茶树生长采摘物候情况

时间	3月			4月			5月			6月			7月			8月			9月			10月		
	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下
生长期				第一次生长						第二次生长						第三次生长								
采摘期				春茶采摘期						夏茶采摘期						秋茶采摘期								

### 1.4 样本选取

2023年 12月,本文研究对思茅区茶园的分布情况进行了野外调查。结合 Google earth 地图和目视解译,训练样本与验证样本统计情况如表 3 所示。

Table 3 Training sample and validation sample statistics

表 3 训练样本与验证样本统计情况

土地类型	训练样本	验证样本
茶园	100	45
森林	98	40
建设用地	92	40
水体	90	46
农田	95	41
总计	475	212

由表 3 可知,研究区内的土地类型大致分为 5 种,分别为茶园、森林、建设用地、水体和农田,共选取 687 个训练和验证样本。采用分层随机抽样方法对样本数据进行合理划分,其中 70% 的样本作为训练集,用于模型的建立与优化,30% 的样本作为验证集,用于评估模型的准确性和鲁棒性。

## 2 实验方法

### 2.1 特征构建

#### 2.1.1 光谱特征

植被指数主要通过对植被生长趋势和植被覆盖度的有效指标进行相应检测,以消除一部分与仪器定标、太阳角、卫星观测角、地形、云阴影和大气条件有关辐照度的变化,可显示出植被的近红外波段、红波段反射率与土壤背景之间的指标差异,在植被生长趋势检测、植被识别和统计等方面得到了广泛应用<sup>[14]</sup>。本文选取 6 个在茶园识别提取中较为常用的植被指数用于研究区茶树的时序分析,以更好地了解茶树在不同季节的植被指数变化情况,为未来的茶园管理和优化提供参考。选取的 6 个植被指数如表 4 所示。

#### 2.1.2 纹理特征

灰度共生矩阵方法已在理论和实验中得到了很好的验证,其主要是将影像的灰度值转化为所需的纹理特征信

Table 4 Vegetation index

表 4 植被指数

指数	简称	公式	说明
归一化差值植被指数	NDVI	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4}$	B4 表示红波段; B8 表示近红外波段
土壤调节植被指数	SAVI	$(1 + L) \frac{B8 - B4}{B8 + B4 + L}$	L 表示土壤调节系数; B4 表示红波段; B8 表示近红外波段
差值植被指数	DVI	$B8 - B4$	B4 表示红波段; B8 表示近红外波段
垂直植被指数	PVI	$\sin 45^\circ \times B8 - \cos 45^\circ \times B4$	B4 表示红波段; B8 表示近红外波段
修正型叶绿素吸收比值指数	MCARI	$(B5 - B4) - 0.2 \times (B5 - B3) \times (B5/B4)$	B3 表示绿波段; B4 表示红波段; B5 表示红边 1 波段
特定色素简单比值植被指数	PSSRA	$B7/B4$	B4 表示红波段; B7 表示红边 3 波段

息<sup>[15]</sup>。灰度共生矩阵的表达式如下:

$$P(i, j|d, \theta) = \#(x, y) | f(x, y) = i, f(x + dx, y + dy) = j; f(x + dx, y + dy)$$

式中,  $d$  表示两个相邻像素数之间的相对距离,  $\theta$  表示  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  4 个方向的角度值,  $\#$  表示集合,  $i, j$  表示  $0, 1, 2, \dots, N-1$ 。其中,  $N$  为图像的灰度数量,  $(x, y)$  为影像图中的像素坐标。

共生矩阵定义为灰度纹理图像中某一特定方向上相距为  $d$  的 2 个灰度值同时出现的联合概率分布, 其是像素距离和角度的矩阵函数, 也即对于不同的方向选取和步长选取, 所得到的灰度共生矩阵一般是不同的<sup>[16]</sup>。本文选取灰度共生矩阵中的对比度(Contrast)、熵(Entropy)、差异性(Dissimilarity)、同质性(Homogeneity)、均值(Mean)和方差(Variance)6 种纹理特征。其中, Sentinel-2 数据有 13 个波段, 若提取全部波段的纹理特征会造成数据冗余。因此, 对数据进行主成分分析, 选取特征贡献率第一的主成分波段并提取其中的纹理特征。

### 2.2 分类方法

支持向量机(SVM)是一种采用监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器, 能够解决小样本分类问题, 具有分类速度快、鲁棒性强等优势, 广泛应用于遥感技术研究领域<sup>[17-18]</sup>。其能够在高维空间中寻找最优的超平面来分隔不同类别的数据, 在处理分类问题时往往具有较高的准确性, 能够准确地识别茶园中不同区域或不同生长状况的茶树<sup>[19]</sup>。

随机森林(RF)算法是将目标变量和测试变量不断地循环分裂, 构建多个决策树。其中, 在节点分裂处选择出最优特征尤为重要。其具有参数化简单、鲁棒性强且速度快等优点, 是一种具有迭代特性、分类准确的集成学习方法<sup>[20]</sup>。

### 2.3 实验过程及精度评价

仅依据茶园光谱特征提取茶园的效果并不理想, 因此加入物候特征和纹理特征可在一定程度上减少影像中存在的“同物异谱”“异物同谱”现象。本文基于研究区的 Sentinel-2 影像数据, 分析物候、光谱和纹理时序变化, 选取各特征中最优的茶园提取月份, 利用 Relief-F 进行特征

重要性排序, 并通过筛选的最优特征构建分类方案。最后, 采用 SVM 和 RF 分类模型对确定的最优方案进行茶园精度对比分析。为更好且直观地展示分类结果, 本文根据混淆矩阵中的 4 项评价指标对结果进行评价, 分别是总体精度(Overall Accuracy, OA)、生产者精度(Producer Accuracy, PA)、用户精度(User Accuracy, UA)和 Kappa 系数。技术路线流程图如图 2 所示。

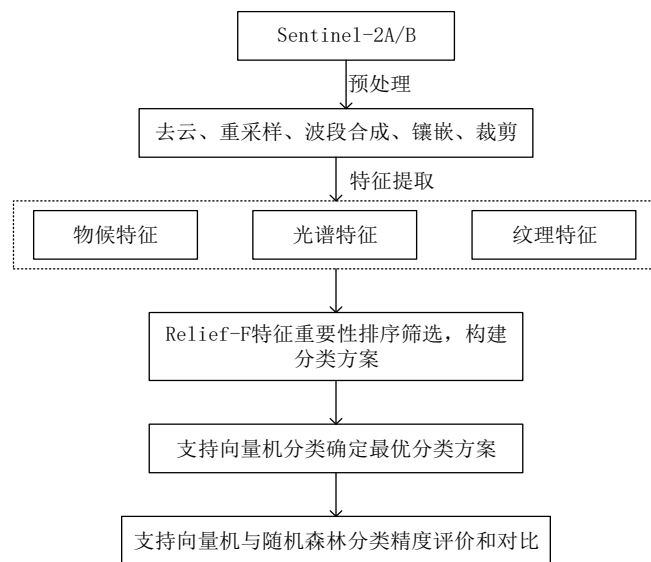


Fig. 2 Technical road-map flow

图 2 技术路线流程

## 3 实验结果与分析

### 3.1 光谱特征分析

植被指数特征时序变化图如图 3 所示。分析不同地类的时序植被特征如下: 在 NDVI 指数中, 茶园在 12 月出现最小值 0.4, 8 月出现最大值 0.83, 森林在 12 月出现最小值 0.54, 1 月出现最大值 0.86, 二者在 2 月差异最为明显; 在 SAVI 指数中, 茶园和森林在 5 月差异最为明显; 在 DVI、PVI 和 MCARI 指数中, 茶园在春季和冬季下降, 茶园和森林均在 8 月差异最为明显; 在 PSSRA 指数中, 茶园和森林在 1 月差异最为明显。因此, 在后续的特征重要性筛选中, 选择 2 月的 NDVI、5 月的 SAVI、8 月的 DVI、8 月的 PVI、8 月的 MCARI 和 1 月的 PSSRA 进行分类。

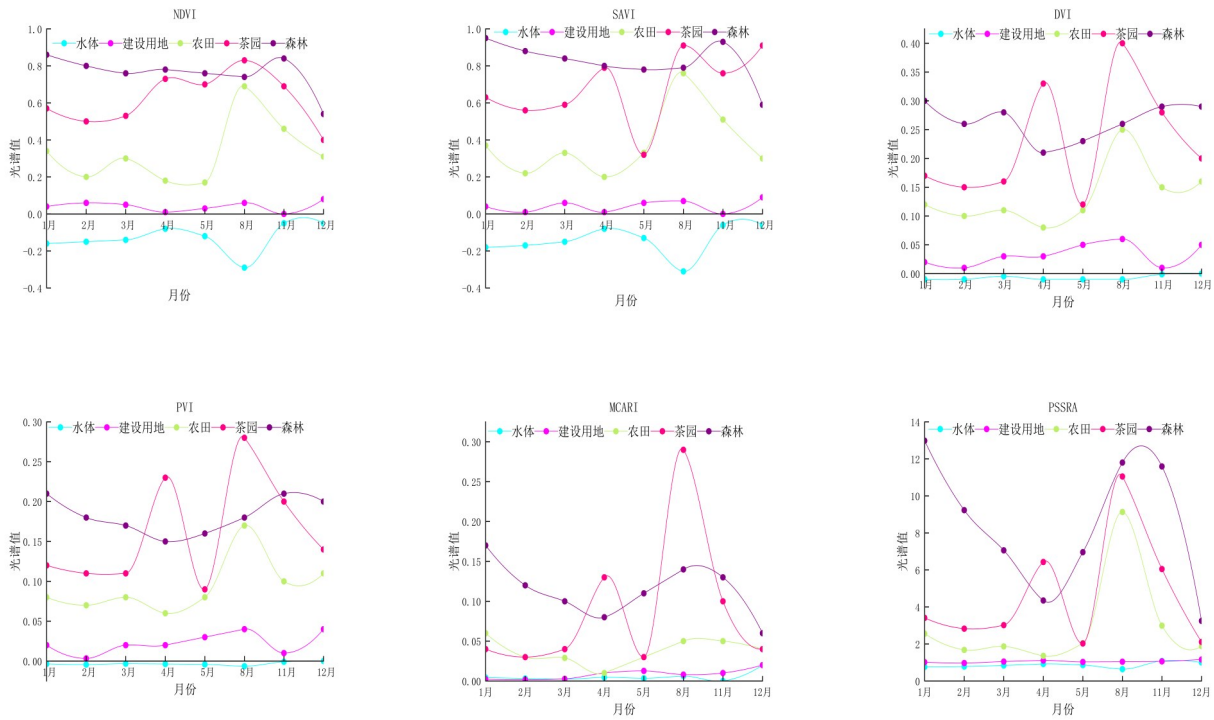


Fig. 3 Temporal variation chart of vegetation index characteristics  
图3 植被指数特征时序变化图

3.2 纹理特征分析

纹理特征时序变化图如图4所示。分析各地类的纹理特征,结果显示,建设用地的 Contrast、Dissimilarity、Entropy 和 Variance 纹理特征较为突出。在 Entropy 纹理特征中,茶园在3月和1月分别出现最小值与最大值,茶园与森林在2月差异最为明显;在 Homogeneity 纹理特征中,茶园在1月和3月分别出现最小值与最大值,茶园与森林在1月差异最为明显;其余纹理特征如 Contrast、Dissimilarity 和 Variance,茶园与森林在1月差异最为明显,在 Mean 纹理特征中,茶园与森林在8月差异最为明显。因此,选取1月的 Contrast、1月的 Dissimilarity、2月的 Entropy、1月的 Homogeneity、8月的 Mean 和1月的 Variance 参与到后续的特征重要性筛选中。

3.3 分类方案

Relief-F 算法通过计算每个特征与分类目标(或回归目标)之间的相关性和特征之间的相关性进行特征排序,

然后选择排名靠前的特征作为最终的特征集合。其基本原理是通过样本间的差异性来估计每个特征的重要程度。具体来说,算法通过随机有放回地选择样本,并计算这些样本在特征上的差异程度,以此评估特征的重要性。本文的特征重要性选取采用 Python 代码实现,结果如图5所示。

根据上述光谱特征和纹理特征结果分析,选取各特征中茶园与森林差异最为明显的月份进行特征重要性排序,并选择最优特征。其中,权重值相加大于90%为最优特征。因此,本文选取 NDVI-2、Variance-1、Dissimilarity-1、PSSRa-1、MCARI-8、Contrast-1、SAVI-5、DVI-8 共8个特征,重要性结果如图5所示。构建8种分类方案,具体如表5所示。

3.4 分类方案结果对比分析

采用 SVM 分类方法,根据8种分类方案提取思茅区茶园,不同方案的精度评价如表6所示。其中,分类方案1的

Table 5 Eight combinations of classification schemes

表5 8种分类方案组合

序号	分类方案
1	NDVI-2
2	NDVI-2+Variance-1
3	NDVI-2+Variance-1+Dissimilarity-1
4	NDVI-2+Variance-1+Dissimilarity-1+PSSRa-1
5	NDVI-2+Variance-1+Dissimilarity-1+PSSRa-1+MCARI-8
6	NDVI-2+Variance-1+Dissimilarity-1+PSSRa-1+MCARI-8+Contrast-1
7	NDVI-2+Variance-1+Dissimilarity-1+PSSRa-1+MCARI-8+Contrast-1+SAVI-5
8	NDVI-2+Variance-1+Dissimilarity-1+PSSRa-1+MCARI-8+Contrast-1+SAVI-5+DVI-8

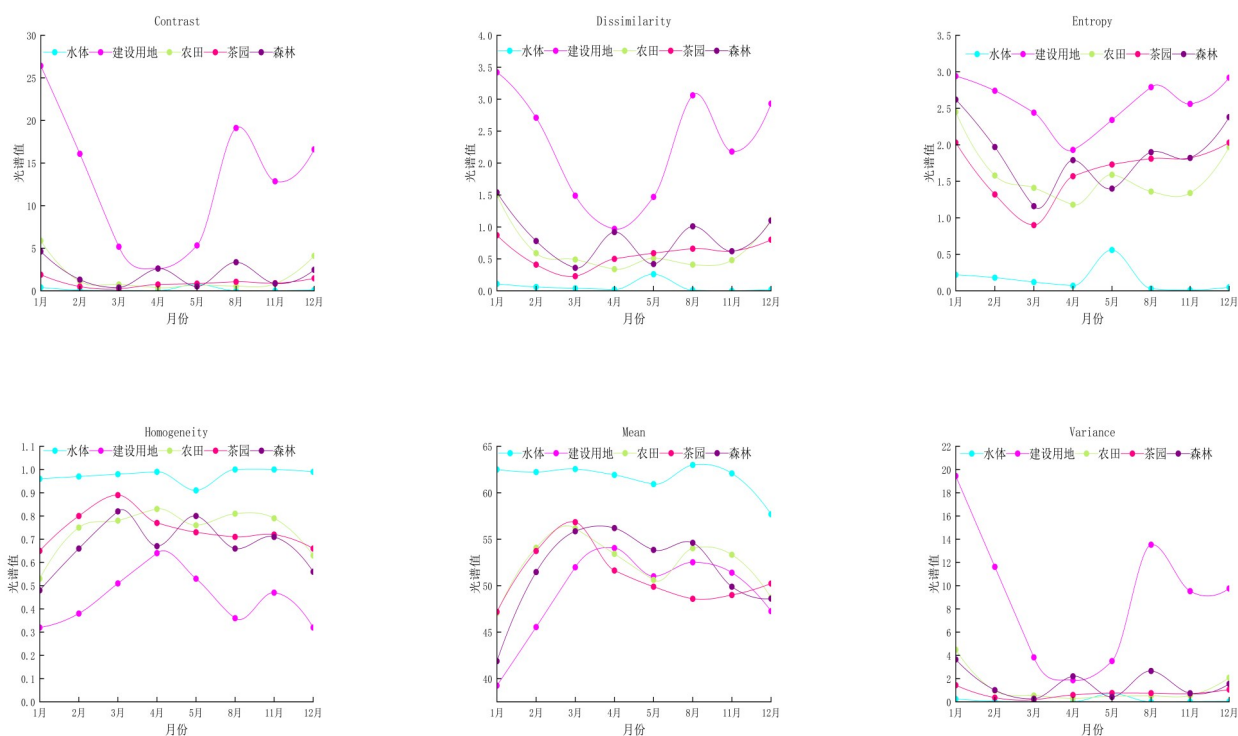


Fig. 4 Temporal variation chart of texture features

图 4 纹理特征时序变化图

Table 6 Accuracy evaluation of eight classification schemes

表 6 8 种分类方案精度评价

方案	总体精度/%	Kappa 系数
1	87.86	0.78
2	90.39	0.82
3	91.79	0.85
4	91.85	0.85
5	91.92	0.85
6	92.16	0.86
7	91.95	0.85
8	92.21	0.86

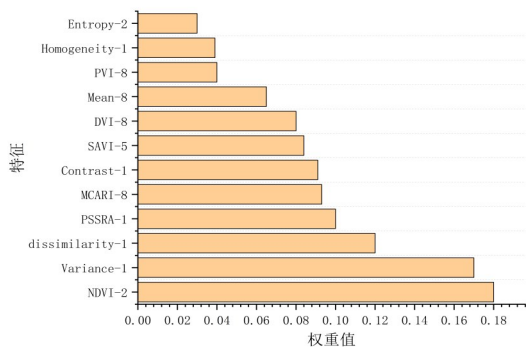


Fig. 5 Relief-F feature importance

图 5 Relief-F 特征重要性

分类结果最差, 总体精度为 87.86%, Kappa 系数为 0.78; 方案 6 的分类结果最佳, 总体精度为 92.16%, 相比方案 1 提高了 4.3%, Kappa 系数提高了 0.08; 方案 7 的总体精度较方案 6 降低了 0.21%, Kappa 系数也随之降低。故分类方案 6 确定为最佳分类方案。

### 3.5 分类方法对比分析

根据上述确定的最佳分类方案, 采用随机森林(RF)分类方法对研究区的茶园进行提取, 结果如图 6、图 7 所示。其中, RF 总体精度为 94.22%, Kappa 系数为 0.89, 优于支持向量机(SVM)分类方法。茶园、建设用地、水体与农田的生产者精度(PA)均有一定提升, 分别提高了 0.54%、

0.45%、3.4% 和 33.69%。在 RF 中, 农田的用户精度(UA)最高, 茶园的用户精度也较 SVM 提升了 10.6%。其中, 农田在两种分类方法中生产者精度不高, 茶园和农田在光谱与纹理特征上存在相似性, 两种分类方法都将一部分农田错划分为茶园。研究区内茶园种植分布较为均匀, 因此利用方案 6 的组合特征提取茶园, RF 分类方法效果最佳, 在一定程度上减少了地物漏分、错分的情况, 生产者精度和用户精度均有所提升。

## 4 结论

本文以普洱市思茅区为研究区, 选取 8 个月的 Sentinel-2 影像数据, 分析了 5 种地物在多时序中的光谱特征和纹理特征变化情况。采用 Relief-F 算法对 12 个特征进行重要性排序, 并选取最优的 8 种特征构建分类方案。利用

分类方法	森林	茶园	建设用地	农田	水体	总计	UA/%	
SVM	森林	2 483	12	0	1	0	2 496	99.48
	茶园	13	356	0	137	9	515	69.13
	建设用地	0	0	214	15	9	238	89.92
	农田	1	3	0	71	38	113	62.83
	水体	0	0	5	58	414	477	86.79
	总计	2 497	371	219	282	470	3 839	
	PA/%	99.44	95.96	97.72	25.18	88.09		
总体精度=92.16% Kappa系数=0.86								
RF	森林	2 448	8	0	3	0	2 549	99.55
	茶园	12	358	1	69	9	449	79.73
	建设用地	0	0	215	4	5	224	95.98
	农田	37	5	2	166	26	236	91.3
	水体	0	0	1	40	430	471	70.34
	总计	2 497	371	219	282	470	3 839	
	PA/%	98.04	96.50	98.17	58.87	91.49		
总体精度=94.22% Kappa系数=0.89								

Fig. 6 The accuracy evaluation of the two classification methods in classification scheme 6

图6 两种分类方法在分类方案6中的精度评价

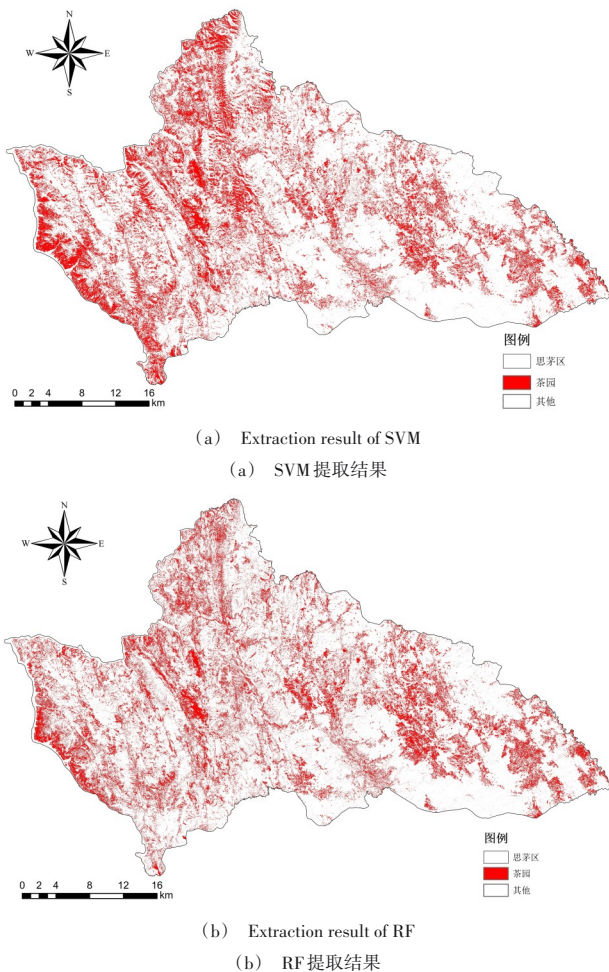


Fig. 7 Extraction results of two classification methods based on Scheme 6

图7 两种分类方法基于方案6的提取结果

支持向量机进行茶园提取,确定最优方案,并通过对比支持向量机与随机森林两种分类效果,选择最优分类器。结论如下:

(1)1月为茶园提取的最佳时间段。

(2)通过Relief-F算法对本文选取的12个特征进行重要性排序,NDVI的权重值最大,Entropy-2的权重值最小,纹理特征中的Mean-8、Entropy-2、Homogeneity-1和光谱特征中的PVI-8对于研究区的茶园提取效果不理想。

(3)利用NDVI提取茶园效果不佳,但与Variance、Dis-similarity等重要性排名较前的纹理特征组合后,茶园提取精度逐渐上升,总体精度分别提高了2.53%、3.93%,Kappa系数分别提高了0.04、0.07。

(4)对比SVM和RF分类模型在最优方案中的效果,后者在精度评价中均有所提高,总体精度为94.22%,Kappa系数为0.89。

本文利用Sentinel-2多光谱影像数据的多时序多特征信息有效提取茶园,但该研究区的Sentinel-2影像数据存在云量较大、历史数据不全的问题,下一步可选择5~10年的长时序影像,如Landsat影像数据,进一步分析老茶园退化与新茶园扩张的时空动态。

参考文献:

[1] XU J Q, QIU X F, ZENG Y, et al. Analysis of climate change characteristics of spring frost damage of tea in Zhejiang [J]. Jiangsu Agricultural Science, 2018, 46(22): 101-105.  
徐金勤,邱新法,曾燕,等. 浙江茶叶春霜冻害的气候变化特征分析[J]. 江苏农业科学,2018,46(22):101-105.

[2] REN F L, WANG W L, YANG G Q. The major problem facing the development of Anji white tea industry and its countermeasures [J]. Journal of Huzhou University, 2015, 37(9): 10-13,64.  
任富丽,王文龙,杨国庆. 安吉白茶产业发展面临的主要问题及其对策[J]. 湖州师范学院学报,2015,37(9):10-13,64.

[3] DUNCAN J M A, SAIKIA S D, GUPTA N, et al. Observing climate impacts on tea yield in Assam, India [J]. Applied Geography, 2016, 77: 64-71.

[4] RAJAPAKSE R, TRIPATHI N K, HONDA K. Spectral characterization and LAI modelling for the tea canopy [J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(18): 3569-3577.

[5] ZHANG D J, PAN Y Z, ZHANG J S, et al. A generalized approach based on convolutional neural networks for large area cropland mapping at very high resolution [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247: 111912.

[6] TONG X Y, XIA G S, LU Q K, et al. Land-cover classification with high-resolution remote sensing images using transferable deep models [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237: 111322.

[7] BRUZZONE L, CARLIN L. A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9): 2587-2600.

[8] YANG Y K, CHEN Y Z, WU B, et al. Tea garden extraction based on high resolution image 2 and texture information [J]. Jiangsu Agricultural Science, 2019, 47(2): 210-214.  
杨艳魁,陈芸芝,吴波,等. 基于高分二号影像结合纹理信息的茶园提取[J]. 江苏农业科学,2019,47(2):210-214.

- [9] PAN J H, SU N N, LIAO X L, et al. A comparative study on the extraction of tea plantation in mountainous areas of northern Fujian based on the GF2 satellite remote sensing [J]. *Modern Computer*, 2021, 27(33): 77-81,86.  
潘俊虹,苏宁宁,廖晓莉,等. 基于GF2号卫星遥感的闽北山区茶园提取对比研究[J]. *现代计算机*, 2021, 27(33): 77-81,86.
- [10] XU W Y, SUN R, JIN Z F. Extracting tea plantations based on ZY-3 satellite data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(S1): 161-168.  
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[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(S1): 161-168.
- [11] MA C, YANG F, WANG X C. Extracting tea plantations in southern hilly and mountainous region based on mesoscale spectrum and temporal phenological features [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(1): 141-148.  
马超,杨飞,王学成. 基于中尺度光谱和时序物候特征提取南方丘陵山区茶园[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(1): 141-148.
- [12] CHEN P P, REN Y M, ZHAO C J, et al. Research on the classification of Yingde tea plantations based on time series Sentinel-2 images [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2024, 44(4): 1136-1143.  
陈盼盼,任艳敏,赵春江,等. 基于 Sentinel-2 时序数据的广东省英德市茶园分类研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2024, 44(4): 1136-1143.
- [13] WANG B, HE B H, LIN N, et al. Tea plantation remote sensing extraction based on random forest feature selection [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2022, 52(7): 1719-1732.  
王斌,何丙辉,林娜,等. 基于随机森林特征选择的茶园遥感提取[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2022, 52(7): 1719-1732.
- [14] ZHAO X Q, WANG P, JING L H, et al. The application of spectral characteristics of time series Sentinel-2A images in tea land extraction [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(6): 80-88.  
赵晓晴,王萍,荆林海,等. 时序 Sentinel-2A 影像光谱特征的茶园提取应用[J]. *测绘科学*, 2020, 45(6): 80-88.
- [15] BO H, MA F L, JIAO L C. Analysis of the calculation problem of gray-scale symbiotic matrix of image texture [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006(1): 155-158,134.  
薄华,马缚龙,焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. *电子学报*, 2006(1): 155-158,134.
- [16] ZHANG X, WEI H K. Improved algorithms of rotation invariance based on GLCM [J]. *Industrial Control Computer*, 2016, 29(6): 115-117.  
张鑫,魏海坤. 基于灰度共生矩阵的旋转不变性改进算法[J]. *工业控制计算机*, 2016, 29(6): 115-117.
- [17] LUO J C, ZHOU C H, LIANG Y, et al. Support vector machines for spatial feature extraction and classification of remotely sensed imagery [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2002(1): 50-55.  
骆剑承,周成虎,梁怡,等. 支撑向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究[J]. *遥感学报*, 2002(1): 50-55.
- [18] ZHANG R, MA J W. State of the art on remotely sensed data classification based on support vector machines [J]. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(5): 555-562.  
张睿,马建文. 支持向量机在遥感数据分类中的应用新进展[J]. *地球科学进展*, 2009, 24(5): 555-562.
- [19] JIANG Y Q. Research on the identification of tea plantations based on multi-source remote sensing data and its recognition accuracy scale effect [D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2021.  
蒋永泉. 基于多源遥感数据茶园识别及其识别精度尺度效应研究[D]. 昆明: 云南师范大学, 2021.
- [20] QIAN R, XU W H. RF and SVM classification algorithms of tea plantations extraction based on GEE platform [J]. *Forest Inventory and Planning*, 2023, 48(1): 1-6.  
钱瑞,徐伟恒. 基于GEE平台结合RF和SVM算法的茶园提取研究[J]. *林业调查规划*, 2023, 48(1): 1-6.

(责任编辑:黄健)