

基于Sentinel-2多维特征融合的铁岭市优势树种分类

刘晟屹¹, 温一博^{1*}, 武锦炜¹, 常文龙¹, 彭代亮²

(1. 沈阳农业大学林学院, 沈阳 110866; 2. 中国科学院空天信息创新研究院数字地球科学重点实验室, 北京 100094)

摘要: 针对Sentinel-2数据在面对光谱相似树种时区分能力弱的问题, 以辽宁省铁岭市为研究区, 构建基于谷歌地球引擎(google earth engine, GEE)云平台的多维特征融合分类体系。整合Sentinel-2多时相数据, 采用多维特征统计方法, 提取光谱与植被指数的分位数、极值及标准差特征, 并结合地形、纹理、物候与谐波特征6类共120个特征, 设计多种特征组合方案。采用分层分类策略, 结合随机森林算法, 最终实现油松、樟子松、落叶松、杨树、果树、蒙古栎和刺槐7类优势树种的精细分类。结果表明, 多维时序统计特征有效捕捉树种间细微差异; 樟子松与油松的含水量差异可通过多种植被指数表征; 地形、纹理特征对落叶树种区分具有决定性作用。常绿与落叶树种分类总体精度分别达94.7%和88.1%; 6种特征组合方案总体精度均超过77.9%。研究结果证实多维特征统计方法与谷歌地球引擎(google earth engine, GEE)平台相结合, 能充分挖掘Sentinel-2数据多波段优势, 通过时序特征解析显著提升大区域树种分类能力, 为大尺度森林资源动态监测提供经济高效的解决方案。其云端处理模式具备向更大地域范围推广的潜力。

关键词: 树种分类; 时序统计特征; 多特征融合; 随机森林算法; 谷歌地球引擎(google earth engine, GEE)

中图分类号: S771.8

文献标识码: A

DOI: 10.7525/j.issn.1006-8023.2025.06.001

Classification of Dominant Tree Species in Tieling Based on Sentinel-2 Multi-Dimensional Feature Fusion

LIU Shengyi¹, WEN Yibo^{1*}, WU Jinwei¹, CHANG Wenlong¹, PENG Dailiang²

(1. College of Forestry, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China; 2. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: To address the challenge of Sentinel-2 data in distinguishing spectrally similar tree species, this study established a multi-dimensional feature fusion classification system based on the google earth engine (GEE) cloud platform, with Tieling City, Liaoning Province as the experimental area. By integrating Sentinel-2 multi-temporal data and employing multi-dimensional feature statistical methods, we extracted spectral and vegetation index features including quantiles, extremes, and standard deviations, combined with topographic, textural, phenological, and harmonic features, forming a total of 120 features across six categories. Multiple feature combination schemes were designed and implemented through a hierarchical classification strategy using the random forest algorithm, ultimately achieving fine classification of seven dominant tree species: *Pinus tabulaeformis*, *Pinus sylvestris* var. *mongolica*, *Larix gmelinii*, *Populus*, fruit trees, *Quercus mongolica*, and *Robinia pseudoacacia*. The results demonstrated that multi-dimensional temporal statistical features effectively captured subtle interspecies differences. Variations in water content between *Pinus sylvestris* var. *mongolica* and *Pinus tabulaeformis* were successfully characterized through multiple vegetation indices. Topographic and textural features played decisive roles in distinguishing deciduous species. The classification overall accuracy reached 94.7% for evergreen species and 88.1% for deciduous species, with all six feature combination schemes achieving overall accuracy exceeding 77.9%. This study confirms that the integration of multi-dimensional feature statistical methods with the GEE platform fully exploits the multi-band advantages of Sentinel-2 data, significantly enhancing large-scale

收稿日期: 2025-04-07

基金项目: 国家自然科学基金(32101518); 辽宁省林业和草原局科技创新平台研发项目(LLC20224)。

第一作者简介: 刘晟屹, 硕士研究生。研究方向为林业遥感。E-mail: lsy0917@stu.syau.edu.cn

*通信作者: 温一博, 博士, 副教授。研究方向为林业遥感与全球气候变化。E-mail: wenyibo@syau.edu.cn

引文格式: 刘晟屹, 温一博, 武锦炜, 等. 基于Sentinel-2多维特征融合的铁岭市优势树种分类[J]. 森林工程, 2025, 41(6): 1101-1115.

LIU S Y, WEN Y B, WU J W, et al. Classification of dominant tree species in tieling based on Sentinel-2 multi-dimensional feature fusion[J]. Forest Engineering, 2025, 41(6): 1101-1115.

tree species classification capabilities through temporal feature analysis. It provides a cost-effective solution for dynamic monitoring of forest resources at large-scale, with the cloud-based processing framework demonstrating potential for application expansion to broader geographical regions.

Keywords: Tree species classification; temporal statistical features; multi-feature fusion; random forest; google earth engine (GEE)

0 引言

森林生态系统是地球上最重要的生态系统之一, 不仅为人类提供了丰富的资源, 还在调节气候、水循环和维护生物多样性方面发挥着关键作用^[1-2]。有效的森林资源监测对于科学管理、保护生物多样性和评估生态系统服务至关重要^[3]。随着遥感技术的快速发展, 高分辨率、多时相遥感数据在大范围森林资源调查^[4]、土地利用变化监测^[5]以及优势树种识别^[6]中的应用日益广泛。相比传统地面调查方法, 遥感技术具有覆盖范围广、时效性强和成本低等优势^[7-9]。近年来, 遥感手段在森林类型识别中得到了广泛应用, 尤其是高分辨率卫星数据或无人机机载雷达数据, 这些数据由于其高空间分辨率或穿透云层的能力, 能够捕捉到更加细微的植被特征, 如徐凯健等^[7]利用多种高分辨率影像探讨了空间分辨率对树种识别精度的影响。Sun等^[10]使用无人机激光雷达数据对蒙古栎(*Quercus mongolica*)、桦树(*Betulaceae Betula*)和樟子松(*Pinus sylvestris* var. *mongolica*)进行树种分类。然而, 这些高分辨率数据存在一定不足, 即获取成本较高、数据处理复杂且覆盖范围有限, 限制了其在大范围森林资源监测中的应用, 提升了研究的经济和技术门槛。相比之下, Sentinel-2数据在大范围森林监测中展现出一定的优势, 具有较高的时间和空间分辨率, 以及丰富的光谱信息^[11], 特别是其独有的红边波段, 对植被光谱变化高度敏感。结合谷歌地球引擎(google earth engine, GEE)云平台强大的数据处理能力, 使得大规模时空数据的处理变得高效且易于获取。显著降低了数据处理的技术门槛。因此, 利用Sentinel-2数据进行树种精细分类成为可能。

在树种分类中, 树种间的光谱特征相似性与复杂环境因素常常导致单一波段特征难以提供足够的区分能力。近年来, 多特征融合方法已在提高植被分类精度方面取得显著进展^[12]。然而, 树种间的生态差异(如生长环境、物候特征)会显著影响其遥感数据中的光谱特征, 进而影响分类结果。因此, 选择与树种生态差异密切相关的特征, 是提升分类精度的关键。例如, 常绿树种与落叶树种之间存在显著的生态差异, 尤其在生长环境和物候特征方面。这些差异直接影响了遥

感数据中的光谱特征。有研究表明, 针对树种物候差异, 利用长时序遥感数据提取归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)的时序特征, 能够有效提高物候差异明显的树种分类精度^[13-14]。然而, 2类树种内部的相似树种在生长季节的光谱特征曲线存在较高相似性, 仅依赖NDVI和EVI等常用指标仍面临较大挑战。

本研究区中, 油松(*Pinus tabulaeformis*)和樟子松2种常绿树种的光合速率、蒸腾速率和水分利用率等生理特征存在显著差异^[15]。因此, 考虑加入能反映两树种生态差异的植被指数进行分类, 以期提高其区分能力。此外, 研究表明, 引入纹理特征和地形特征的方法对提高复杂地形中的分类精度具有重要作用^[16-17]。本研究区中落叶树种的垂直分布呈现明显的高程梯度变化^[17]。且果树类和杨树(*Populus*)多为人工林, 具有相对规则的冠层结构, 与天然林相比, 人工林在纹理特征上可能表现出较大优势^[16]。因此, 地形特征与纹理特征结合, 是否能作为有效的补充特征, 也有待进一步探讨。

值得注意的是, 近年来, 相关学者引入了更精细的时序统计特征, 通过计算Sentinel-2数据红边波段和植被指数的统计特征, 在作物分类领域取得了显著成果^[18]。虽然目前直接将该特征应用于树种分类的研究较为有限, 但已有的研究表明, 时序统计特征在捕捉光谱变化方面具有显著优势^[19], 尤其在处理光谱相似度高的类别时表现出较好的区分能力。鉴于作物分类与树种分类在光谱特征和时序变化上的共通性^[20], 理论上, 该特征也可应用于树种分类, 有助于解决近似树种间光谱特征相似的问题。因此, 将时序统计特征引入树种详细分类中, 可能是提升中高分辨率卫星数据精细树种分类精度的有效策略之一。

近年来, 机器学习算法尤其是随机森林分类器, 因其强大的处理能力和良好的分类效果, 已成为研究者们的首选之一^[21]。随机森林能够处理高维数据, 具有较强的抗噪能力和非线性处理能力, 尤其是在结合多特征组合的情况下, 能够通过集成决策树捕捉不同特征之间的复杂关系, 还可以通过特征重要性排序, 识别出对分类结果贡献最大的特征, 从而优化模型并提升

分类精度^[22]。

本研究旨在利用多特征融合方法,深入探讨铁岭市复杂地形与丰富植被类型条件下的优势树种精细分类。依托 GEE 平台,整合 Sentinel-2 数据的多时相信息,重点分析时序统计特征在光谱相似树种中的区分潜力,探讨哪些特征能更好地反映树种之间的生态差异。结合研究区内树种生态差异,应用分层分类思路,设计多种特征组合方案,筛选出最优组合以提升精度。

1 研究区与研究方法

1.1 研究区概况

地处辽宁省北部的铁岭市(123°27′—125°06′ N, 41°59′—43°29′ E)是一座具有悠久历史和文化的城市,总面积约 130 万 hm²,其中,林业用地面积达 51.8 万 hm²,森林覆盖率为 32.8%。该地区地形多样,山地和丘陵分列东西两侧,中部为自北向南延展的辽河平原;铁岭属中温带大陆性季风气候,夏季温热湿润,冬季寒冷干燥,四季分明。年平均降水量为 700 mm,年平均气温 6.3 °C。因独特地形和冻结期较长的影响,植被生长周期较短。铁岭市的森林资源丰富,主要优势树种包括油松、樟子松、榛子(*Corylus heterophylla*)、蒙古

栎和刺槐(*Robinia pseudoacacia*)等。这些树种广泛分布于不同的地形与气候环境中,是区域森林生态系统的重要组成部分,为研究森林资源监测和优势树种分类提供了理想的研究基础。

1.2 数据来源与预处理

本研究使用的 Sentinel-2 数据来自 GEE 平台,选用了 2022 年整年 Sentinel-2 SR 产品影像,根据各季节的影像可用情况,统计并汇总了全年影像的数量,具体数据见表 1。所使用的影像为 UTM/WGS84 投影的正射影像,提供大气底部反射率数据,并且已完成几何校正、辐射校正和大气校正^[23]。在数据选择过程中,使用位运算方法确保影像的质量,优先选择经过充分校正的影像。为减少云和阴影的干扰,选取无云或少云(云量低于 10%)的影像,并进行去云处理。研究区地貌复杂,且大多数树种呈现垂直分布特征。为此,本研究直接从 GEE 平台获取了航天飞机雷达地形测绘任务数字高程模型(shuttle radar topography mission digital elevation model, SRTM DEM)数据集,空间分辨率为 30 m。对 DEM(digital elevation model)数据进行了缺失值填补、平滑处理和重采样等预处理步骤,处理后的 DEM 数据可直接用于后续分析。

表 1 影像时间信息

Tab. 1 The time information of satellite images

季节 Season	图像数量 Image count	成像时间 Imaging time	季节 Season	图像数量 Image count	成像时间 Imaging time
春季 Spring	203	2022.03.01—2022.05.31	秋季 Autumn	202	2022.09.01—2022.11.30
夏季 Summer	204	2022.06.01—2022.08.31	冬季 Winter	195	2022.12.01—2022.2.28

1.3 样本数据

本研究参考辽宁省铁岭市 2015 年森林资源调查数据(以下简称二调数据)、谷歌地球(Google Earth)高清长时序影像以及实地踏查经验,构建样本数据,并对森林资源进行分类分析。数据来源包括二调成果中的优势树种信息和 2022 年中国土地覆盖数据集(China land cover dataset, CLCD)产品。森林分类体系依据《森林资源连续清查技术规程(GB/T 38590—2020)》^[24]与《林业资源分类与代码 森林类型(GB/T 14721—2010)》^[25]制定,涵盖森林/非森林、常绿/落叶和优势树种 3 个层级。

本研究分 3 层进行样本构建。第 1 层为森林/非森林图层,非森林图层由耕地、水体、建筑用地以及其他植被(稀疏灌木与草地)组成。基于 CLCD 产品生成随机样本点,该产品具有较高的空间分辨率和分类精度,

且包含 9 个一级地类,能够准确覆盖研究区内所有地表要素,相较于主要记录单一森林信息的二调数据,更能简便地为样本构建提供可靠的基础数据;第 2 层为常绿/落叶图层,样本数据为参考森林资源调查数据,根据优势树种分布,在小班内随机生成几何中心点,用来划分常绿与落叶树种;第 3 层为优势树种图层,样本数据同样参考森林资源调查数据,通过二调数据中的优势树种分布情况,在本地随机生成几何中心点,再结合 Google Earth 高清影像与实地踏查经验进行人工校正。为有效验证精度,将样本数据按 7:3 随机分为互不重叠的训练样本和验证样本。样本情况统计见表 2。

优势树种指某个林区、林分或某个林木群体中,在数量(株数或蓄积量)上占优势地位的树种。铁岭市木本植物以落叶树种为主。根据二调数据统计,优势树

表2 样本按类别统计

Tab. 2 Distribution of samples by category

分类层次 Classification level	类别 Category	训练样本集 Training sample collection	验证样本集 Validation sample collection
第1层 First level	森林	154	66
	非森林	295	135
	总数	449	201
第2层 Second level	常绿树种	94	56
	落叶树种	104	46
	总数	198	102
第3层 Third level	落叶松	149	71
	果树类	118	73
	杨树	83	40
	刺槐	83	39
	蒙古栎	103	41
	油松	92	34
	樟子松	84	36
	总数	712	334

种包括蒙古栎(约占24%)、落叶松(总计约28%,以长白落叶松为主)、杨树(9%)、桦树(1.3%)、榛子(6%)、

果树类(如苹果、梨、李,占6.6%)、刺槐(2.7%),以及常绿树种中的油松(16%)和樟子松(1.8%)以上优势树种面积约占铁岭市植被面积95.4%,其余为杂木或小灌木。主要树种地理分布呈以下特征,蒙古栎广泛分布于东部及南部低山丘陵区,是当地主要建群种之一;落叶松常见于东部和东南部山区的造林地或天然次生林中;樟子松多为人工引种,适应沙地环境,主要集中在分布在西北部的平原沙地;油松多见于山地丘陵区的山麓地带;杨树在平原地区、河谷沿岸及居民点附近分布广泛,桦树则多见于山地次生林或林缘地带,鉴于杨树和桦树两者在多光谱数据中光谱曲线差异较小、难以区分,故将其归为一类;野生榛子灌丛虽广泛分布于丘陵坡地,但因定期采收具有经营性质,其光谱物候特征与经济林果树相似,故一并归入此类进行分析。基于上述分布特征、光谱可分性及经营属性考虑,本研究最终构建的优势树种分类体系由蒙古栎、落叶松、油松、樟子松、杨树、刺槐和果树类共7类树种构成。

1.4 研究方法

1.4.1 遥感影像特征提取

本研究对多时相Sentinel-2数据所有可用影像进行特征提取,涉及光谱特征、植被指数、地形特征、谐波回归特征、物候特征、纹理特征6个类别,共120个特征,详细特征统计见表3。

表3 特征信息及提取方法表

Tab. 3 Feature information and extraction methods

特征类型 Feature type	特征信息 Feature name	处理方式 Processing method	数量 Quantity
光谱特征时间序列 Spectral features time series	B6(红边波段), B11(短波红外波段), B12(短波红外波段)	min, max, std, and 15/50/90th percentile	3 × 6
植被指数时间序列 Vegetation index time series	EVI, LSWI, RENDVI, NDSVI, REP, NDVI, RVI, DVI, SAVI, TNDVI, BSI, CI, NDWI, NDPI		14 × 6
纹理特征 Texture features	ASM, Contrast, Correlation, Variance, IDM, Dissimilarity, Entropy, Second Moment	灰度共生矩阵 GLCM	8 × 1
物候特征 Phenological features	EVI_SoS, EVI_EoS, EVI_GLS	中位数法 Median method	3 × 1
谐波特征 Harmonic features	EVI_Amplitude, EVI_Phase NDVI_Amplitude, NDVI_Phase	谐波拟合 Harmonic fitting	2 × 2
地形特征 Topographic features	Slope, Aspect, Elevation	Terran 算法 Terran analysis	3 × 1

注:表中数量为各指标经过处理之后的特征数量。ASM为角二次矩; Contrast为对比度; Correlation为相关性; Variance为方差; IDM为逆差异矩; Dissimilarity为不相似度; Entropy为熵; Second Moment为二阶矩; Sos为生长季开始; EoS为生长季结束; GLS为生长季长度; Amplitude为振幅; Phase为相位; Elevation为高程; Slope为坡度; Aspect为坡向。

Note: The values in the table denote the number of features for each type after processing. ASM is angular second moment; Contrast is contrast; Correlation is correlation; Variance is variance; IDM is inverse difference moment; Dissimilarity is dissimilarity; Entropy is entropy; Second Moment is second moment; Sos is start of season; EoS is end of season; GLS is growing season length; Amplitude is amplitude; Phase is phase; Elevation is elevation; Slope is slope; Aspect is aspect.

本研究采用基于像元的分类框架,所有特征提取与分类过程均以像元为基本单元。

首先,对于光谱波段,选择了对植被变化敏感的红边波段(B6)和短波红外波段(B11、B12)以捕捉叶绿素含量、水分状况等生理特征变化。基于2022年全年的 Sentinel-2 影像数据,提取了全年时间序列的光谱波段和植被指数特征。其次,为了探究哪些特征能更好地反映近似树种之间的生态差异,除了常用的 NDVI 和 EVI 外。还选用了多种植被指数,以全面涵盖植被生长状况、水分和土壤信息。包括比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)、差值植被指数(difference vegetation index, DVI)和红边归一化植被指数(red edge normalized difference vegetation index, RENDVI),主要用于监测植被的健康与生长状况;土地表面水分指数(land surface water index, LSWI)、归一化差异水分指数(normalized difference water index, NDWI)和红边位置指数(red-edge position, REP)则用于反映植被的水分状况;归一化差异土壤植被指数(normalized difference soil vegetation index, NDSVI)、土壤调整植被指数(soil adjusted vegetation index, SAVI)和裸土指数(bare soil index, BSI)则关注土壤特性和土壤湿度;变换归一化差异植被指数(transformed normalized difference vegetation index, tNDVI)、颜色指数(color index, CI)和归一化差异物候指数(normalized difference phenology index, NDPI)则提供了综合的植被、土壤和水分信息。

为了提高优势树种的分类精度,在本研究中结合光谱波段特征和植被指数,进行了时序特征统计分析^[20]。计算了各自的多种统计特征,包括最小值、最大值、标准差,以及第15、第50和第90百分位数。捕捉其在时间序列上的波动特征。通过这种多维度特征提取方法,综合了不同物候期的时序变化信息,提高了特征辨识度,进一步支持了分类模型在大范围内对优势树种的识别。这些时序统计特征帮助更全面地描述植被生长周期的动态变化,为研究提供了更精确的数据信息。

本研究通过计算 Sentinel-2 影像的灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)来完成纹理特征的提取。基于2022年全年的 NDVI 中位数影像(NDVI_p50),反映了全年植被覆盖的空间分布模式。并采用3×3的窗口大小进行计算^[26],通过 GLCM 提取的纹理特征反映了图像的空间变异性 and 结构复杂性,所有特征被合并为多波段影像,用于后续分析与建模;此外,通过实地调查发现,研究区的落叶树种分布容易受地形因素的影响。因此本研究利用数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据计算了坡度(slope)、坡向(aspect)和海拔(elevation)3个参数。这

些地形特征可以提供植被分布的地理环境背景信息,为优势树种分类提供辅助支持。

本研究通过对植被指数 EVI 和 NDVI 时间序列进行谐波拟合^[27],提取其周期性变化特征。具体而言,通过谐波模型计算植被指数在年度周期内的主要频率,并获取每个周期的振幅(amplitude)和相位(phase)。其中,振幅表示植被指数波动的强度,而相位则指示季节性波动的起始时间。此外,模型还输出谐波拟合的 EVI 值和 NDVI 值,以进一步分析植被指数的年内季节变化模式。

物候特征的提取基于植被指数 EVI,通过对 EVI 时间序列的谐波拟合来捕捉植被生长季节的变化。本研究通过谐波拟合(harmonic fitting, HF)对 EVI 数据建模,生成拟合的 EVI 曲线(fitted harmonic EVI),并利用此曲线确定生长季的关键节点。应用阈值检测法,生长季开始(SoS)和结束(EoS)的日期分别通过 EVI 达到 50% 阈值的时刻来确定,这些关键时间节点反映了植被的生长周期变化^[28]。生长季长度(GSL)则通过 EoS 和 SoS 的时间差计算得到。

1.4.2 随机森林算法

随机森林(random forest, RF)是由 Breiman 在 2001 年提出的集成学习方法^[29],该方法通过使用随机样本子集和随机特征子集,并以决策树为基本分类器,在训练过程中进行集成学习。在大范围遥感分类中,随机森林算法相较于其他算法具有显著优势,其通过集成多个决策树,能够有效提高分类精度和稳定性,具有较强的鲁棒性,尤其在处理异常值和噪声时表现出色。此外,随机森林算法能够处理高维数据,其非线性处理能力使其能够捕捉复杂的地物特征,并通过抗过拟合能力确保模型在不同数据集上的良好表现。

在本研究中,使用 GEE 平台内置的分类函数实现随机森林分类。试验过程中,逐步增加特征数量并调整决策树数量,以确定最优组合。最终结果表明,当决策树数量为 160 时,模型的分类精度达到最高。

随着有效特征数量的增加,随机森林分类的精度得到显著提升。然而,高维度特征可能存在信息冗余,导致特征间存在重复或相似的信息,从而影响分类结果的准确性。为了避免这一问题,特征优选基于特征贡献度评分进行。本研究采用基尼系数(Gini)来评价特征对模型的贡献度^[22]。基尼系数在决策树节点分裂时用于评估特征的重要性,衡量特征对样本纯度的影响。特征重要性通过计算平均不纯度减少(mean decrease impurity, MDI)来评估,MDI 通过计算特征分裂前后基尼系数的平均减少量来量化特征重要性,具体定义为

$$Gini = \frac{\sum_{j=1}^{N_{tree}} Gini_j(D) - Gini_j(D, A)}{N_{tree}}$$

式中: N_{tree} 为随机森林中树的数量; $Gini_j(D)$ 和 $Gini_j(D, A)$ 分别为第 j 棵树在划分前后集合 D 的基尼指数。基尼指数越小, 集合的纯度越高, 被错误分类的概率越低; 反之, 集合越不纯。

为评估树种分类的准确性, 本研究利用混淆矩阵和验证样本对树种分类结果进行精度验证, 精度评价指标为用户精度 (user's accuracy, UA) 和生产者精度 (producer's accuracy, PA)、总体精度 (overall accuracy,

OA) 和 Kappa 系数 (Kappa)。通过这些精度评价指标, 可以评估树种分类结果的准确性, 确定分类模型在实际应用中的可靠性。

1.4.3 分类方案

为探究优势树种分类精度的影响因素, 本研究设计了2种分类方法并构建6种特征组合进行对比。如图1所示, 方法1采用两层分类策略, 首先通过森林/非森林分区剔除干扰区域, 再在森林图层内进行优势树种细分; 方法2则引入物候特征, 先基于冬季光谱差异将森林区划分为常绿/落叶亚类, 再分别提取优势树种, 通过分层分类增强各树种间区分度。

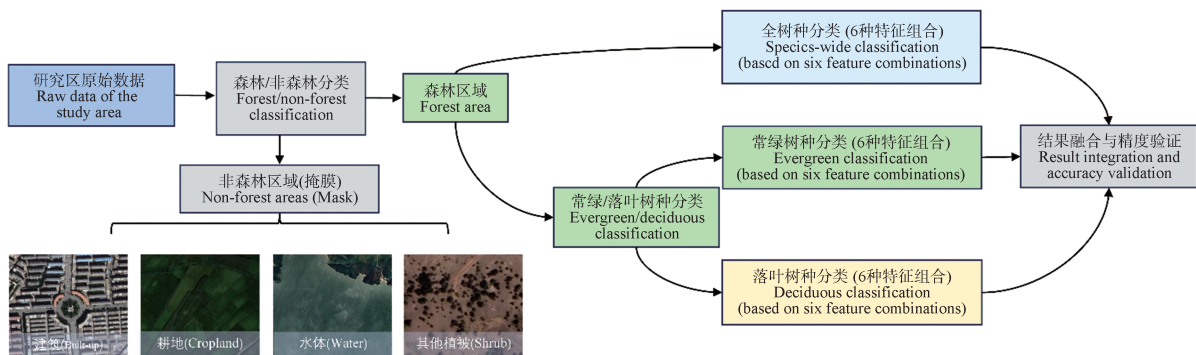


图1 分类方法对比图

Fig. 1 Classification process comparison

为优化特征组合, 试验设置6种方案: 方案1仅用光谱特征; 方案2融合光谱+地形+纹理; 方案3结合光谱与谐波特征; 方案4整合光谱与植被指数; 方案5加入物候特征; 方案6采用全特征组合。通过在2种方法框架下系统测试各方案, 旨在揭示特征组合与分类方法的协同效应, 为区域尺度树种精细分类提供特征优选方案与方法论参考。

本研究分别在方法1和方法2中对上述6种特征组合进行了试验。旨在通过对比不同方法和特征组合的分类效果, 为研究区内优势树种的精细分类提供科学依据。

2 结果与分析

2.1 常绿林/落叶林分类评价

本研究主要探究树种的精细分类, 通过 Sentinel-2 影像计算 NDVI、NDWI、BSI 和 IBI 等多种光谱指数, 并结合高程数据进行分析。设定随机森林分类器对训练样本进行训练, 并对乔木林地、非乔木植被、水体和建设用地区进行分类。通过对分类结果进行高斯滤波平滑处理, 提高分类精度, 并根据验证样本计算混淆矩阵, 得出分类总体精度达 98.6%, 可以作为优势树种细化

分类的基础。

基于不同特征组合的常绿与落叶图层分类精度评价结果见表4。由表4可以看出, 所有试验的整体精度 (OA) 均超过 97.3%, Kappa 系数不低于 0.94, 用户精度 (UA) 和制图精度 (PA) 也均保持在 97.3% 以上。在所有方案中, 方案1和方案5的表现尤为突出, 其 OA 和 Kappa 系数均达到 98.7% 和 0.97, UA 和 PA 也分别

表4 常绿林/落叶林分类精度评价
Tab. 4 Evergreen/deciduous classification accuracy evaluation

分类方案 Classification scheme	整体精度/% OA	Kappa	用户精度/% UA	生产者精度/% PA
1	98.7	0.97	98.5	98.8
2	98.6	0.97	98.6	98.7
3	97.3	0.94	97.3	97.5
4	97.3	0.94	97.3	97.3
5	98.7	0.97	98.6	98.8
6	97.3	0.94	97.3	97.3

达到 98.5% 和 98.8%、98.6% 和 98.8%。相比之下,方案 3、方案 4 和方案 6 的精度略低,其 OA 和 Kappa 系数均为 97.3% 和 0.94,UA 和 PA 也相对较低。

结果表明,方案 1 基于基础光谱特征通过多维统计特征提取分析的方法,已足以在常绿与落叶树种的区分中取得显著效果。然而,方案 6 的表现不理想,表明简单增加特征可能因冗余和噪声干扰导致过拟合,反而影响模型性能。

2.2 不同分类方法精度评价

为了全面评价 2 种方法的分类效果,本研究在试验中分别使用了 6 种分类方案进行分析。具体结果见表 5—表 7。在方法 1 中,方案 6 的分类精度最高,其 OA 达到 84.7%,Kappa 系数为 0.82,且 UA 和 PA 在大多数树种中表现良好。在方法 2 中,常绿优势树种分类中,方案 4 OA 最高,达到 94.7%,Kappa 系数为 0.86;落叶树种中,方案 6 的总体精度最高,为 88.1%,Kappa 系数为 0.80。

表 5 不同特征组合的分类精度(全树种)

Tab. 5 Classification accuracy of different feature combinations (all trees)

分类方案 Classification scheme	评价指标 Evaluation	油松 <i>Pinus tabulaeformis</i>	落叶松 <i>Larix olgensis</i> Henry	蒙古栎 <i>Quercus mongolica</i>	樟子松 <i>Pinus sylvestris</i>	果树类 Fruit trees	杨树 <i>Populus L.</i>	刺槐 <i>Robinia pseudoacacia</i>	OA/%	Kappa
1	PA	0.87	0.80	0.81	0.84	0.77	0.79	0.12	77.9	0.72
	UA	0.76	0.83	0.69	0.87	0.64	0.93	0.61		
2	PA	0.89	0.82	0.82	0.80	0.87	0.90	0.40	81.4	0.76
	UA	0.75	0.84	0.77	0.93	0.67	0.98	0.87		
3	PA	0.86	0.80	0.82	0.83	0.83	0.79	0.13	78.3	0.72
	UA	0.76	0.82	0.70	0.87	0.66	0.93	0.81		
4	PA	0.91	0.83	0.86	0.94	0.85	0.77	0.22	82.8	0.77
	UA	0.80	0.84	0.74	0.96	0.70	0.98	0.91		
5	PA	0.86	0.81	0.83	0.83	0.77	0.79	0.10	77.9	0.72
	UA	0.76	0.83	0.69	0.87	0.65	0.94	0.69		
6	PA	0.92	0.82	0.87	0.93	0.88	0.89	0.46	84.7	0.82
	UA	0.80	0.86	0.81	0.95	0.70	0.99	0.90		

注:OA 为整体精度;UA 为用户精度;PA 为生产者精度。

Note: OA is overall accuracy; UA is user's accuracy; PA is producer's accuracy.

表 6 不同特征组合的分类精度(常绿)

Tab. 6 Classification accuracy of different feature combinations (evergreen)

分类方案 Classification scheme	评价指标 Evaluation	油松 <i>Pinus tabulaeformis</i>	樟子松 <i>Pinus sylvestris</i>	OA/%	Kappa
1	PA	0.95	0.89	92.4	0.85
	UA	0.90	0.94		
2	PA	0.89	0.95	92.0	0.84
	UA	0.90	0.94		
3	PA	0.96	0.89	92.6	0.85
	UA	0.90	0.95		
4	PA	0.97	0.89	94.7	0.86
	UA	0.91	0.96		
5	PA	0.95	0.89	92.0	0.84
	UA	0.90	0.95		
6	PA	0.96	0.89	93.0	0.86
	UA	0.90	0.96		

注:OA 为整体精度;UA 为用户精度;PA 为生产者精度。

Note: OA is overall accuracy; UA is user's accuracy; PA is producer's accuracy.

表7 不同特征组合的分类精度(落叶)
Tab. 7 Classification accuracy of different feature combinations (deciduous)

分类方案 Classification scheme	评价指标 Evaluation	落叶松 <i>Larix olgensis</i> Henry	果树类 Fruit trees	杨树 <i>Populus L.</i>	刺槐 <i>Robinia pseudoacacia</i>	蒙古栎 <i>Quercus mongolica</i>	OA/%	Kappa
1	PA	0.91	0.77	0.76	0.19	0.86	84.6	0.74
	UA	0.93	0.89	0.94	0.54	0.70		
2	PA	0.93	0.63	0.82	0.32	0.89	86.5	0.77
	UA	0.94	0.82	0.98	0.83	0.74		
3	PA	0.91	0.74	0.76	0.23	0.88	85.0	0.74
	UA	0.93	0.90	0.94	0.65	0.70		
4	PA	0.91	0.70	0.78	0.24	0.89	85.7	0.76
	UA	0.95	0.88	0.83	0.52	0.71		
5	PA	0.91	0.73	0.75	0.19	0.87	84.4	0.73
	UA	0.93	0.88	0.94	0.41	0.69		
6	PA	0.93	0.70	0.82	0.40	0.93	88.1	0.80
	UA	0.95	0.80	0.99	0.97	0.75		

注:OA为整体精度;UA为用户精度;PA为生产者精度。

Note: OA is overall accuracy; UA is user's accuracy; PA is producer's accuracy.

综合比较显示,方法2在部分树种的分类精度上显著提升。例如,油松的UA和PA分别提高了11%和5%;蒙古栎的PA提高了6%;落叶松的UA和PA分别提高了9%和11%。果树类的UA提高了10%,但PA降低了18%。此外,尽管刺槐的UA下降了6%,其PA却提高了7%。这些结果表明,方法2的分类精度整体优于方法1。通过利用常绿和落叶树种在冬季的光谱特征和植被指数差异,方法2能够更准确地区分优势树种,进而,在分类中表现出更高的精度和可靠性,是一种更为有效的选择。

2.3 不同优势树种的光谱和物候特征

为分析不同树种在光谱波段和植被指数特征上的表现,提取了7种优势树种的光谱均值特征,并基于2022年Sentinel-2影像,每15天合成一次中值影像,构建了各树种的NDVI和EVI时间序列曲线。

由图2可以看出,在光谱波段特性方面,B11和B12波段显示出明显的树种差异,杨树、蒙古栎和油松,表现出了较高的反射率,特别是杨树在B11_max上的显著高值,而刺槐和果树类在B11_min上的低反射率表明其在近红外波段具有较强的吸收率。油松在B12_min上反射率最低,进一步显示出其在短波红外波段上的特性。此外,在B6波段,油松在B6_max波段的反射率最高,樟子松次之,这使得常绿树种在该波段

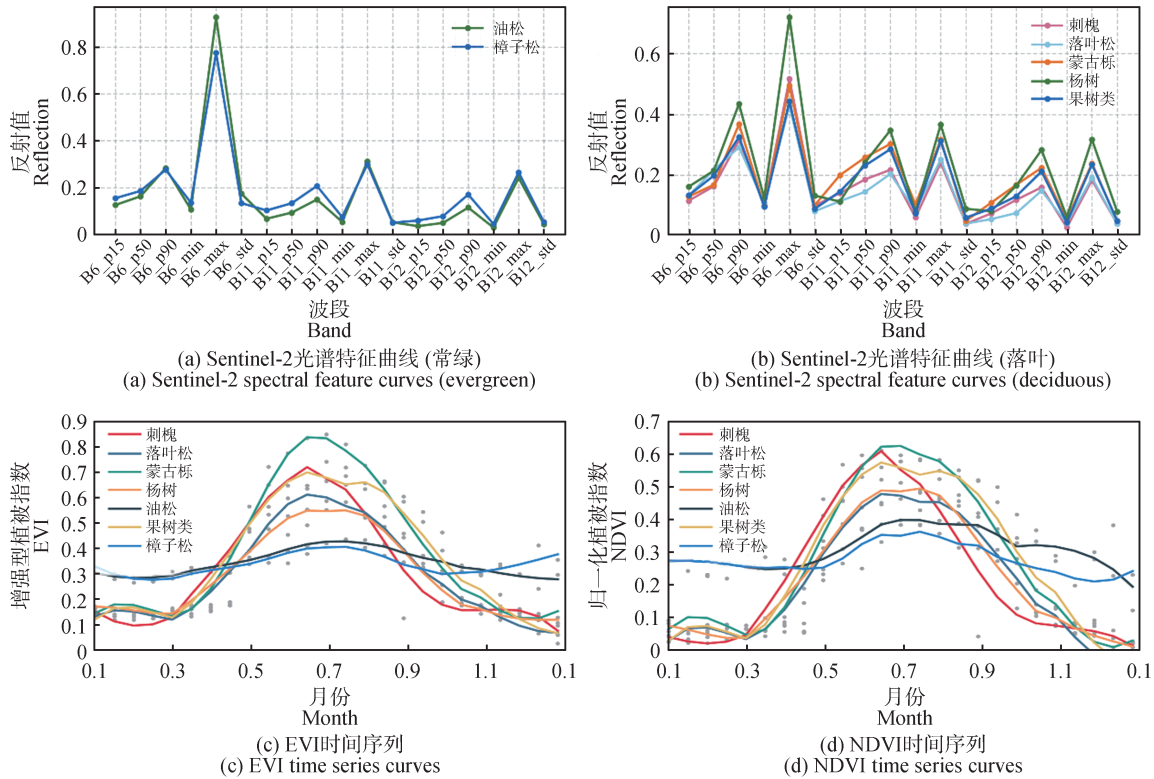
上具有显著的识别特性;与之相反,落叶松和刺槐在B6波段的反射率较低,尤其在B6_min波段上。这些差异给树种分类提供了有力的依据。

植被指数时间序列分析显示,不同树种的NDVI和EVI曲线反映了其生长周期和季节变化特性。刺槐、果树类和蒙古栎作为落叶树种,在春夏季达到NDVI和EVI峰值,表明这一时期是其生长最旺盛的阶段。相比之下,杨树和落叶松的生长周期较长,峰值略晚,其中杨树在春季生长迅速,夏季值较高但秋季下降较快;落叶松则在春夏季NDVI和EVI值略低于刺槐和杨树,但秋季下降速度较慢。刺槐的生长速度较快,其春夏季NDVI和EVI值较高,但秋季下降最快;蒙古栎和果树类在秋季下降较慢,说明叶片脱落时间相对较晚,其中蒙古栎夏季的EVI值和后期的NDVI值均高于其他树种。

常绿树种如樟子松和油松的NDVI和EVI曲线全年相对稳定,冬季无显著下降,展现出典型的常绿树种特性。油松在秋季依然保持较高的光合作用水平,而樟子松在夏季的生长速度更快。这些差异不仅反映了树种在不同生长阶段的特性,也揭示了其季节变化规律,为树种识别提供了重要依据。

2.4 优势树种分类精度评价

基于6种不同特征组合方案的分类结果如图3所



p15 为 15% 分位数; p50 为 50% 分位数; p90 为 90% 分位数; min 为最小值; max 为最大值; std 为标准差。

p15 is 15th percentile; p50 is 50% percentile; p90 is 90th percentile; min is minimum value; max is maximum value; std is standard deviation.

图 2 不同优势树种光谱波段与 EVI, NDVI 时序特征

Fig. 2 Spectral band and EVI, NDVI time series features of different dominant tree species

示。由图 3 可以看出,在方案 6 中,优势树种间的混淆程度最小,分类效果最好。同时,由表 6 可知,在常绿树种分类中,方案 4 表现出最高的分类精度,OA 达到 94.7%,Kappa 系数达到 0.86。油松用户精度(UA)和制图精度(PA)分别为 0.91 和 0.97;而樟子松略低,为 0.96 和 0.89。对比不同方案可知,因仅依赖光谱特征,无法有效区分树种间的光谱反射率细微差异,表现受限。方案 6 虽然特征维度足够全面,但地形与纹理特征在常绿树种分类中的贡献有限,可能引入噪声,这一现象在方案 2 的分类结果中得到了进一步验证。

由表 7 可知,在落叶树种分类中,方案 2 通过引入纹理与地形特征,显著提升了分类精度,总体精度达到 86.5%,Kappa 系数为 0.77。特别是对于刺槐这一树种,其 UA 提高了 0.29,PA 提升了 0.11,这表明,纹理特征与地形变量确实能较好地反映出研究区内各树种间存在的空间分布和群落构成差别。进一步分析显示,方案 6 结合了所有特征,表现出最高的分类精度,OA 为 88.1%,Kappa 系数为 0.80。除刺槐外的所有树种的这 2 项指标均超过 0.7。其中,落叶松与杨树的分类表现最佳,2 项精度均高于 0.8,显示出方案 6 在综合

利用多种特征时的显著优势。基于方案 6 的优势树种分类结果和局部分类结果,如图 4 所示,由图 4 可以看出,分类结果与二调数据中的优势树种空间分布基本一致。

2.5 分类特征重要性分析

使用 Gini 系数得出的特征重要得分,如图 5(a)和图 5(b)所示,基于特征重要性排序结果,不同特征数量对应精度,如图 5(c)和图 5(d)所示。由图 5 可以看出在常绿树种分类中,OA 和 Kappa 系数随着前 20 个特征的加入而逐渐升高,输入特征数量为 29 时达到峰值,后趋于稳定。其中,REP 指数贡献度最高,REP_p15 和 REP_p50 得分分别为 2.01 和 1.93,表明其对植物生理状态变化的敏感性可有效区分常绿树种。光谱特征中,B12 波段贡献显著,B12_max 得分达 1.92,反映了其对冠层结构和健康状况变化的敏感性,这与油松和樟子松的光合作用和叶片结构差异相关。其他重要特征如 B11_max 和 B6_std 的得分均超过 1.5,证明多维光谱特征的有效性。此外,CI_p15 和 NDSVI_min 分别得分 1.76 和 1.65,NDWI_p15 得分 1.12,表明植被水分特征在常绿树种分类中的重要作用。

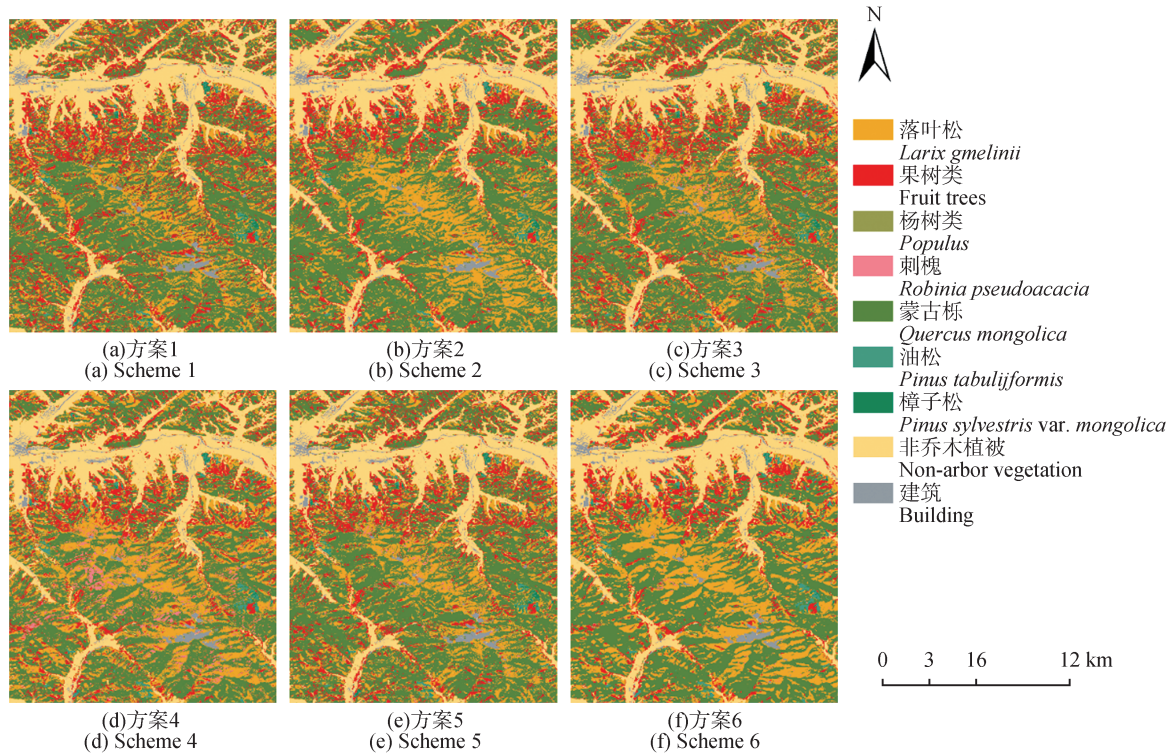
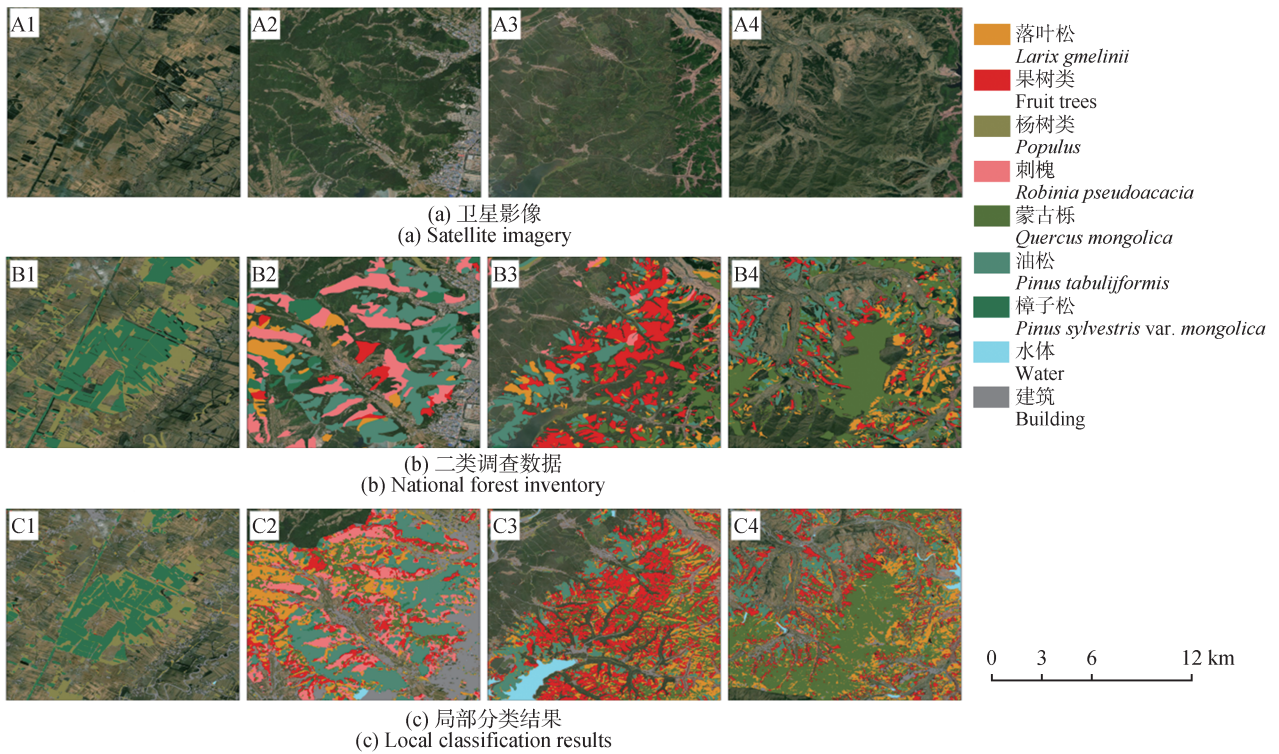


图 3 6 种分类方案结果对比

Fig. 3 Comparison of results of 6 classification schemes



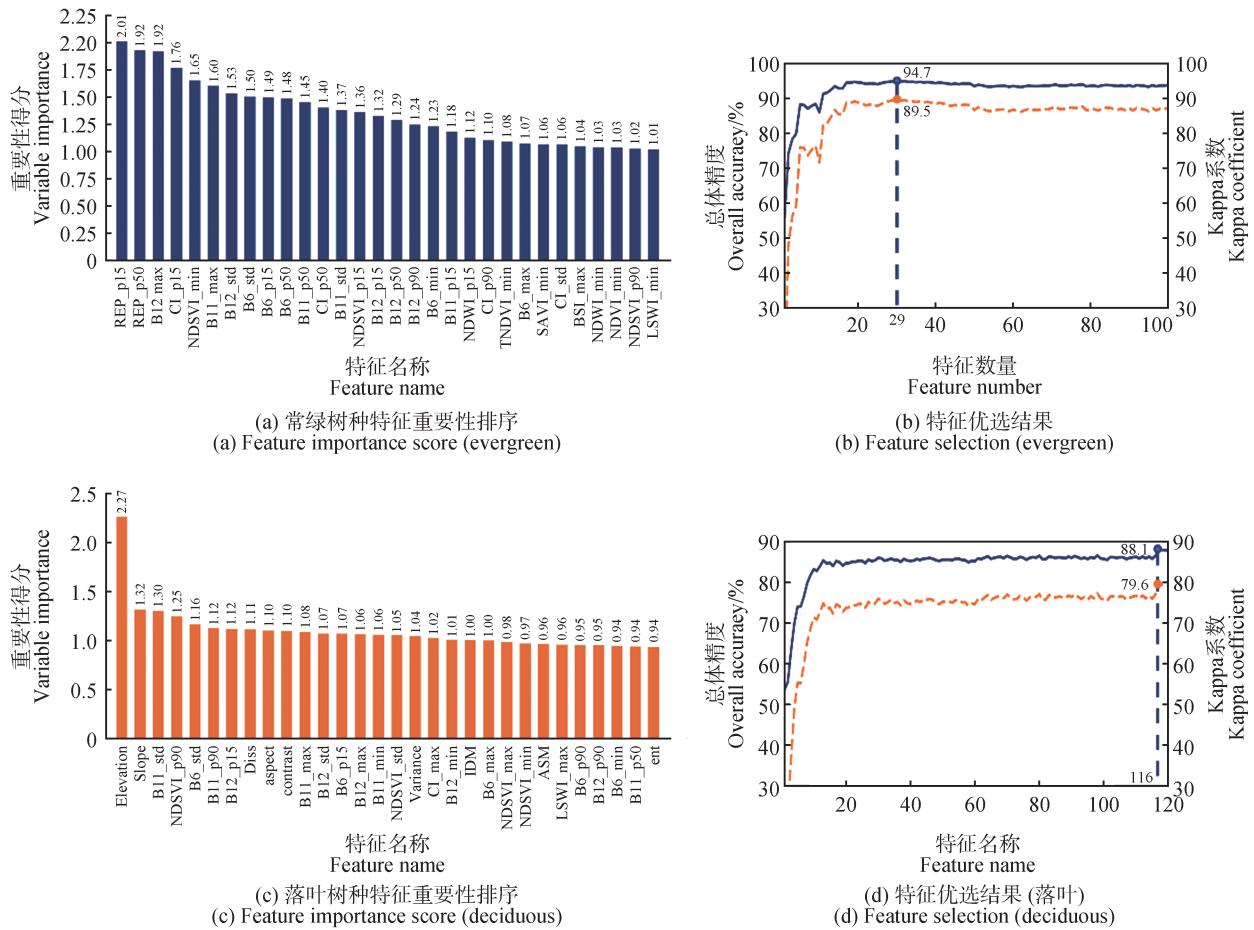
A1, A2, A3, A4 为卫星影像编号; B1, B2, B3, B4 为二类调查数据编号; C1, C2, C3, C4 为局部分类结果编号。

A1, A2, A3, A4 represent satellite imagery identifiers; B1, B2, B3, B4 represent national forest inventory data identifiers;

C1, C2, C3, C4 represent local classification result identifiers.

图 4 基于最优特征组合方案分类结果

Fig. 4 Classification results based on the optimal feature combination scheme



REP为红边位置指数; CI为颜色指数; NDSVI为归一化差异植被指数; NDWI为归一化差异水体指数; BSI为亮度相似指数; LSWI为陆
地表面水体指数; Elevation为高程; Slope为坡度; Aspect为坡向; Diss为不相似度; Contrast为对比度; Variance为方差; IDM为逆差异矩;
ASM为角二次矩; Ent为熵。

REP is red edge position index; CI is color index; NDSVI is normalized difference soil vegetation index; NDWI is normalized difference water
index; BSI is brightness similarity index; LSWI is land surface water index; Elevation is surface height; Slope is rate of elevation change; Aspect is
downslope direction; Diss is dissimilarity; Contrast is contrast; Variance is variance; IDM is inverse difference moment; ASM is angular second mo-
ment; Ent is entropy.

图 5 特征重要性得分与特征优选结果

Fig. 5 The score of feature importance and feature selection results

落叶树种分类中,特征输入特征数量为 116 时, OA 和 Kappa 系数达到峰值。其中地形特征重要性最高,海拔(elevation)得分最高 2.27,坡度(slope)和坡向(aspect)得分分别为 1.32 和 1.1。光谱特征中, B11_std 得分最高 1.30,反映其在捕捉水分变化方面的重要性;其他特征如 B6_std、B11_p90、B12_p15 和 B11_max 得分介于 1.08~1.16。植被指数 NDSVI 的高分位数(NDSVI_p90)和标准差(NDSVI_std)分别得分 1.25 和 1.05。纹理特征中 Dissimilarity 和 Contrast 的贡献度分别为 1.11 和 1.01。研究区内落叶树种主要分布在海拔较高的山区,杨树、蒙古栎、落叶松、刺槐和果树类的分布高度和环境条件各不相同,导致其生理

生化特征也有较大区别,因此这些特征在模型中起到了关键作用。

3 讨论

分层分类策略可有效提高模型对森林类型的辨识能力,现已广泛应用于树种分类研究^[30]。本研究结果表明,方法 2 显著提高了分类精度,其中,常绿树种分类精度最高为 94.7%,落叶树种分类精度最高为 88.1%,均优于方法 1。这与以往研究一致:Lei 等^[31]将多类别的森林分类问题表示为一组分层的二元分类任务。先进行常绿树种与落叶树种的分类,实现了比传统单一分类方法高出 2.66%~3.72% 的分类精度。

这表明该方法能够有效利用冬季的光谱特征差异,减少混淆和误差。Illarionova等^[32]也验证了这一策略的有效性,其研究表明,通过将分类任务拆解为二元分割并整合结果,能够显著提高分类精度,WorldView数据的F1分数从0.716提升至0.836,Sentinel数据从0.668提升至0.77。总体来看,先区分常绿与落叶树种再进行具体树种分类的方法,能够更好地利用植被的季节性特征差异,从而提升分类精度。

基于单一植被指数的物候提取方法在树种分类中存在一定局限性^[33],但多特征分类方法已被广泛证明显著提升分类精度^[13]。本研究通过引入NDVI和EVI等植被指数的时序特征,捕捉植被在不同时期的光谱变化,从而更准确地反映植物的物候规律和季节动态^[34]。研究发现,常绿树种的EVI和NDVI值全年保持相对稳定,而落叶树种在生长季表现出明显的季节性波动,因此时序特征在区分2类树种时尤为有效。这是因为经过平滑重构的时序特征涵盖了大量时间节点的光谱信息,有助于捕捉森林类型的细微差异^[35]。

为了进一步提高近似树种间的分类精度,本研究引入了时序统计特征^[18],通过计算不同时序特征的统计信息,捕捉同类树种间的细微光谱差异,克服哨兵数据在空间分辨率和光谱信息上的局限^[20]。为系统评估不同特征对分类模型的贡献,本研究设计了6种分类方案并进行对比分析。结果表明,时序统计特征组成的方案4,在常绿树种间表现最佳,证明了时序统计特征的引入,能够提供更加丰富的统计信息,有效提升分类精度。此外,基于红边波段的时序统计特征,在所有方案中OA均超过80%。这表明该特征能够精准捕捉光谱的细微变化,显著提高分类精度。You等^[19]的研究也指出,时序统计特征可以更好地捕捉地表光谱的季节变化,获取更精细的信息,提高模型分类精度。

但高维信息输入增多会造成信息冗余。比较不同方案之间的结果,发现精度并没有随着特征数量的增加而上升。这是因为特征之间存在一定的相关性,盲目增加会导致信息冗余,造成模型性能下降^[22]。本研究输入的特征较多,旨在利用随机森林模型中的平均不纯度减少方法进行特征重要性评估,并确定能准确反映各树种间生态差异的特征组合。完成数据降维和特征优选。本研究发现,NDWI这一传统上较少用于树种分类的指数,特征贡献度高于传统的EVI与NDVI指数。这是因为NDWI对植被冠层水分变化高度敏感^[36],而在东北地区,樟子松多分布于半干旱沙地环境,受土壤水分限制且蒸腾作用较大,其含水量较

低^[37]。而油松则常见于肥沃山地且蒸腾较弱。这种生态差异使NDWI成为区分这2种相似树种的重要依据^[38]。此外,樟子松的光合速率、蒸腾速率和水分利用率均显著高于油松^[15]。这些生态差异使得樟子松在抗氧化能力、光合作用和水分管理方面表现出不同的生理特征。具体来说REP则能够反映2种树种在光合效率上的差异,樟子松较高的光合速率导致其在REP上具有更强的表现^[15]。CI指数则反映了叶片的健康状况和抗氧化能力,樟子松较低的丙二醛含量使其在CI值上表现更强,显示出较强的抗逆性^[9]。最后,NDSVI能够反映根系生长和水分利用效率,樟子松较强的根系水分吸收能力使其在NDSVI值上表现优异^[39]。

另一方面,在落叶树种分类中,地形特征发挥了显著作用。本研究发现落叶树种的平均高程分布呈现梯度变化,从高到低排列,依次为蒙古栎、落叶松、果树类、刺槐、杨树。这与李宁^[40]和Qiao等^[41]的研究结果一致。这表明引入地形特征不仅反映了树种的生长环境,还揭示了不同树种对微气候和环境梯度的适应性^[42],在复杂山地环境中尤为重要。此外,纹理特征对分类精度的提升也表现突出。本研究中特征重要性排序前30个特征中有6个是纹理特征,可能原因在于研究区内优势树种包括人工林和天然林两类。人工林的冠层结构单一、空间规整,这使得纹理特征(如DISS、Contrast、Variance、IDM和ASM)能够有效区分不同树种。这与Deur等^[17]的研究结果一致,其利用WorldView-3影像增加灰度共生矩阵(GLCM)方差作为纹理特征后,分类精度提高了7%~10%。纹理特征能够捕捉光谱特征难以体现的冠层细微结构差异^[7]。综上,纹理特征与地形特征在本研究中相互补充,共同提升了分类模型的精度。

4 结论

本研究基于Sentinel-2遥感数据与GEE平台,提出多特征融合与分层分类方法,实现了铁岭市优势树种高精度分类。结果表明:融合红边波段时序统计特征(分位数、极值、标准差)的分层策略,使常绿树种和落叶树种分类精度分别达94.7%和88.1%,与高分辨率数据分类效果相当。随机森林特征重要性分析显示,红边位置指数(REP)、NDSVI等地物光谱指数可有效区分油松与樟子松;地形纹理特征则揭示了落叶树种空间分布规律,两类特征具有显著互补性。该方法通过先区分常绿和落叶大类再细化分类的层级架构,提升了Sentinel-2数据的分类效率,为辽宁西北部森林资源动态监测提供了可推广的技术路径。

本研究主要聚焦于树种生态差异的特征选择,未来工作将致力于提高方法的普适性和自动化水平,以支持更广泛区域和大范围的森林分类任务。

参 考 文 献

- [1] 靳芳,鲁绍伟,余新晓,等. 中国森林生态系统服务功能及其价值评价[J]. 应用生态学报,2005,16(8):1531-1536.
JIN F, LU S W, YU X X, et al. Forest ecosystem service and its evaluation in China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2005, 16(8): 1531-1536.
- [2] BROCKERHOFF E G, BARBARO L, CASTAGNEYROL B, et al. Forest biodiversity, ecosystem functioning and the provision of ecosystem services [J]. Biodiversity and Conservation, 2017, 26(13): 3005-3035.
- [3] FERRETTI M, FISCHER C, GESSLER A, et al. Advancing forest inventory and monitoring [J]. Annals of Forest Science, 2024, 81(1): 6.
- [4] MISHKIN M, NAVARRETE PACHECO J A. Rapid assessment remote sensing of forest cover change to inform forest management: Case of the Monarch reserve [J]. Ecological Indicators, 2022, 137: 108729.
- [5] 梁锦涛,陈超,孙伟伟,等. 长时序 Landsat 和 GEE 云平台的杭州湾土地利用/覆被变化时空格局演变[J]. 遥感学报,2023,27(6):1480-1495.
LIANG J T, CHEN C, SUN W W, et al. Spatio-temporal land use/cover change dynamics in Hangzhou Bay, China, using long-term Landsat time series and GEE platform [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(6): 1480-1495.
- [6] 林丽群,汪正祥,雷耘,等. 神农架川金丝猴栖息地优势乔木树种遥感识别及其分布特征[J]. 生态学报,2017,37(19):6534-6543.
LIN L Q, WANG Z X, LEI Y, et al. Determination of dominant tree species and effects of tree distribution on the habitat of *Rhinopithecus roxellana* using remote sensing imagery in Shennongjia [J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(19): 6534-6543.
- [7] 徐凯健,田庆久,岳继博,等. 基于多光谱影像的森林树种识别及其空间尺度响应[J]. 应用生态学报,2018,29(12):3986-3994.
XU K J, TIAN Q J, YUE J B, et al. Forest tree species identification and its response to spatial scale based on multispectral and multi-resolution remotely sensed data [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2018, 29(12): 3986-3994.
- [8] 任冲. 中高分辨率遥感影像森林类型精细分类与森林资源变化监测技术研究[D]. 北京:中国林业科学研究院,2016.
- REN C. Forest types precise classification and forest resources change monitoring based on medium and high spatial resolution remote sensing images [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2016.
- [9] SENF C. Seeing the system from above: The use and potential of remote sensing for studying ecosystem dynamics [J]. Ecosystems, 2022, 25(8): 1719-1737.
- [10] SUN P, YUAN X G, LI D. Classification of individual tree species using UAV LiDAR based on transformer [J]. Forests, 2023, 14(3): 484.
- [11] DRUSCH M, DEL BELLO U, CARLIER S, et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 120: 25-36.
- [12] 张磊,宫兆宁,王启为,等. Sentinel-2 影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报,2019,23(2):313-326.
ZHANG L, GONG Z N, WANG Q W, et al. Wetland mapping of Yellow River Delta wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images [J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(2): 313-326.
- [13] 郭文婷,张晓丽. 基于 Sentinel-2 时序多特征的植被分类[J]. 浙江农林大学学报,2019,36(5):849-856.
GUO W T, ZHANG X L. Vegetation classification based on a multi-feature Sentinel-2 time series [J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2019, 36(5): 849-856.
- [14] 董灵波,梁凯富,张一帆,等. 基于 Landsat 8 时间序列数据的翠岗林场森林类型划分[J]. 应用生态学报,2022,33(9):2339-2346.
DONG L B, LIANG K F, ZHANG Y F, et al. Classification of forest types in Cuigang Forest Farm based on time series data of Landsat 8 [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(9): 2339-2346.
- [15] 郭连生,田有亮. 4种针叶幼树光合速率、蒸腾速率与土壤含水量的关系及其抗旱性研究[J]. 应用生态学报,1994,5(1):32-36.
GUO L S, TIAN Y L. Relations of four coniferous young trees' photosynthetic and transpiration rates to soil moisture content and their drought resistance [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 1994, 5(1): 32-36.
- [16] CONNERS R W, TRIVEDI M M, HARLOW C A. Segmentation of a high-resolution urban scene using texture operators [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1984, 25(3): 273-310.
- [17] DEUR M, GAŠPAROVIĆ M, BALENOVIĆ I. Tree species classification in mixed deciduous forests using very

- high spatial resolution satellite imagery and machine learning methods[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(23):3926.
- [18] JIN Z N, AZZARI G, YOU C, et al. Smallholder maize area and yield mapping at national scales with Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 228:115–128.
- [19] YOU N S, DONG J W, HUANG J X, et al. The 10-m crop type maps in Northeast China during 2017–2019[J]. *Scientific Data*, 2021, 8:41.
- [20] ZHANG H C, LOU Z H, PENG D L, et al. Mapping annual 10-m soybean cropland with spatiotemporal sample migration[J]. *Scientific Data*, 2024, 11:439.
- [21] RODRIGUEZ-GALIANO V F, GHIMIRE B, ROGAN J, et al. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67:93–104.
- [22] 何云, 黄翀, 李贺, 等. 基于 Sentinel-2A 影像特征优选的随机森林土地覆盖分类[J]. *资源科学*, 2019, 41(5):992–1001.
HE Y, HUANG C, LI H, et al. Land-cover classification of random forest based on Sentinel-2A image feature optimization[J]. *Resources Science*, 2019, 41(5):992–1001.
- [23] 杨仙保, 张王菲, 孙斌, 等. 基于 GEE 和 Sentinel-2 时序数据的呼伦贝尔沙地及其周边植被类型识别研究[J]. *遥感技术与应用*, 2022, 37(4):982–992.
YANG X B, ZHANG W F, SUN B, et al. Recognition of vegetation types in Hulunbuir sandy land and its surrounding areas based on GEE cloud platform and sentinel-2 time series data [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2022, 37(4):982–992.
- [24] 国家林业和草原局. 国家森林资源连续清查技术规定: GB/T 38590—2020[S]. 北京: 国家标准化管理委员会, 2020.
National Forestry and Grassland Administration. Technical regulations for continuous forest inventory: GB/T 38590—2020 [S]. Beijing: Standardization Administration of the People's Republic of China, 2020.
- [25] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 林业资源分类与代码 森林类型: GB/T 14721—2010[S]. 北京: 国家标准化管理委员会, 2010.
General Administration of Quality Supervision, Inspection, and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Classification and codes for forestry resources—forest types: GB/T 14721—2010 [S]. Beijing: Standardization Administration of the People's Republic of China, 2010.
- [26] 颜梅春, 张友静, 鲍艳松. 基于灰度共生矩阵法的 IKONOS 影像中竹林信息提取[J]. *遥感信息*, 2004, 19(2):31–34.
YAN M C, ZHANG Y J, BAO Y S. Deriving bamboos from IKONOS image by texture information [J]. *Remote Sensing Information*, 2004, 19(2):31–34.
- [27] ZHOU J, JIA L, MENENTI M. Reconstruction of global MODIS NDVI time series: Performance of harmonic analysis of time series (HANTS) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 163:217–228.
- [28] LIU X G, CHEN Y N, LI Z, et al. Evaluating the consistency of vegetation phenological parameters in the Northern Hemisphere from 1982 to 2015 [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(10):2559.
- [29] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1):5–32.
- [30] 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.
- [31] LEI Z L, LI H, ZHAO J, et al. Individual tree species classification based on a hierarchical convolutional neural network and multitemporal google earth images [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(20):5124.
- [32] ILLARIONOVA S, TREKIN A, IGNATIEV V, et al. Neural-based hierarchical approach for detailed dominant forest species classification by multispectral satellite imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 14:1810–1820.
- [33] PENG D L, WU C Y, LI C J, et al. Spring green-up phenology products derived from MODIS NDVI and EVI: Intercomparison, interpretation and validation using national phenology network and AmeriFlux observations [J]. *Ecological Indicators*, 2017, 77:323–336.
- [34] 李若楠, 欧光龙, 代沁伶, 等. 基于 GEE 和 Landsat 时间序列数据的香格里拉森林类型分类研究[J]. *西南林业大学学报(自然科学)*, 2020, 40(5):115–125.
LI R N, OU G L, DAI Q L, et al. Forest types classification of Shangri-La based on Google Earth Engine and Landsat time-series data [J]. *Journal of Southwest Forestry University (Natural Sciences)*, 2020, 40(5):

- 115–125.
- [35] 徐丽, 欧阳勋志, 潘萍, 等. 基于 GF-1 WFV 与 MODIS 时空融合的南方森林植被类型识别[J]. 应用生态学报, 2022, 33(7): 1948–1956.
- XU L, OUYANG X Z, PAN P, et al. Identification of forest vegetation types in Southern China based on spatio-temporal fusion of GF-1 WFV and MODIS data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(7): 1948–1956.
- [36] GAO B C. NDWI: A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 257–266.
- [37] SONG L N, ZHU J J, LI X, et al. Transpiration of *Pinus sylvestris* var. *mongolica* trees at different positions of sand dunes in a semiarid sandy region of Northeast China[J]. Trees, 2022, 36(2): 749–762.
- [38] ZHANG X Y, WANG X Y, ZOHNER C M, et al. Declining precipitation frequency may drive earlier leaf senescence by intensifying drought stress and enhancing drought acclimation[J]. Nature Communications, 2025, 16(1): 910.
- [39] 王凯, 郭晶晶, 王冬琦, 等. 樟子松和油松根叶对春季干旱胁迫的响应[J]. 生态学杂志, 2015, 34(11): 3132–3138.
- WANG K, GUO J J, WANG D Q, et al. Responses of roots and needles of *Pinus sylvestris* var. *mongolica* and *Pinus tabulaeformis* to spring drought stress[J]. Chinese Journal of Ecology, 2015, 34(11): 3132–3138.
- [40] 李宁. 辽宁西北部地区乔木群落与环境关系研究[J]. 农学学报, 2017, 7(9): 26–31.
- LI N. The relationship between *Arbor* communities and environment in the northwest of Liaoning Province[J]. Journal of Agriculture, 2017, 7(9): 26–31.
- [41] QIAO J J, SUN Y J. Effects of altitude and slope on the climate – radial growth relationships of *Larix olgensis* A. Henry in the southern Lesser Khingan Mountains, Northeast China[J]. Ecological Processes, 2022, 11(1): 46.
- [42] 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.