北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

GEE遥感特征混合优选提升高海拔树种分类精度

周赛 黄凯 张加龙 王明星 滕晨凯 夏乐艳 姜新周 程滔

Hybrid optimization of GEE remote sensing features improves classification accuracy of high-altitude tree species

Zhou Sai, Huang Kai, Zhang Jialong, Wang Mingxing, Teng Chenkai, Xia Leyan, Jiang Xinzhou, Cheng Tao

引用本文:
周赛, 黄凯, 张加龙, 王明星, 滕晨凯, 夏乐艳, 姜新周, 程滔. GEE遥感特征混合优选提升高海拔树种分类精度[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(1):26–40. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250266
Zhou Sai, Huang Kai, Zhang Jialong, Wang Mingxing, Teng Chenkai, Xia Leyan, Jiang Xinzhou, Cheng Tao. Hybrid optimization of GEE remote sensing features improves classification accuracy of high–altitude tree species[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(1):26–40. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250266

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250266

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

基于特征选择和机器学习的森林蓄积量估算
Estimating forest stock volume based on feature selection and machine learning
北京林业大学学报, 2025, 47(4): 155–167. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240328

耦合时序特征的林分类型遥感识别
Remote sensing classification of stand type coupled with time series features
北京林业大学学报, 2024, 46(1): 68–81. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230093

基于GEE与Sentinel–2影像的落叶针叶林提取
Extraction of deciduous coniferous forest based on Google earth engine (GEE) and Sentinel–2 image
北京林业大学学报, 2023, 45(8): 1–15. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220422

顾及时空特征的亚热带地区典型树种遥感知识图谱构建
Construction of remote sensing knowledge graph for typical tree species in subtropical region considering spatiotemporal features
北京林业大学学报, 2025, 47(7): 102–116. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250124

基于多源遥感数据的福建省海岸带县域森林生态质量评价
Evaluation of forest ecological quality in coastal zone counties of Fujian Province, eastern China based on multi–source remote sensing data
北京林业大学学报, 2024, 46(5): 12–25. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230200

联合微波与光学时间序列影像的马尾松林松材线虫病遥感识别
Remote sensing recognition of pine wilt disease in *Pinus massoniana* forest combined with microwave and optical time–series images
北京林业大学学报, 2024, 46(3): 40–52. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220453

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250266

GEE 遥感特征混合优选提升高海拔树种分类精度

周　赛[1]　黄　凯[2]　张加龙[1]　王明星[1]　滕晨凯[1]　夏乐艳[1]　姜新周[1]　程　滔[3]
（1. 西南林业大学林学院（亚太林学院），云南 昆明 650224；2. 昆明理工大学国土资源工程学院，云南 昆明 650093；
3. 国家基础地理信息中心，北京 100083）

摘要:【目的】高海拔地区森林资源动态监测面临云雾干扰、训练样本匮乏及树种光谱相似性高等多重瓶颈，严重制约了优势树种空间分布的精准制图。本研究以香格里拉市典型纯林为对象，旨在利用多源遥感数据与多策略特征优选方法提升树种识别精度与模型泛化能力。**【方法】**研究基于 GEE 平台获取 Sentinel-2 光学时序、Sentinel-1 雷达数据及 SRTM 地形数据，提取光谱、纹理、植被指数、雷达极化、地形及时序特征，构建基础特征集。采用随机森林（RF）模型确定特征优选前的最优方案后，并行 J-M 距离、ReliefF 和 RFE 算法构建单一特征集，同时对这 3 种特征集进行并集融合构建并行混合特征集。将单一优选与并行混合特征集分别代入 RF 模型重新分类，对比优选前后方案确定最优分类方案。采用生产者精度（PA）、用户精度（UA）、调和平均值（F_1）、总体精度（OA）和 Kappa 系数评价分类精度。**【结果】**（1）基于 J-M 距离、ReliefF 和 RFE 并行混合的特征优选方案 9 精度最高（OA 为 94.82%，Kappa 系数为 0.94），优于特征优选前的最优方案 5。（2）多源遥感数据协同分类效果优于单一数据源，仅使用 Sentinel-2 数据的 OA 为 83.35%（Kappa 系数 0.79）；依次引入 Sentinel-1 雷达特征、Sentinel-1 的纹理特征、地形特征和 Sentinel-2 时序特征后，OA 分别提升了 0.87、6.28、8.08、10.18 个百分点（Kappa 系数分别为 0.81、0.86、0.90、0.92），其中 Sentinel-2 时序特征的引入使分类精度提升了 2.10 个百分点。（3）植被指数时序曲线分析表明，优势树种在秋冬季节差异显著，可分离性强。**【结论】**基于 GEE 平台多源遥感数据协同 J-M 距离-ReliefF-RFE 并行混合特征优选有效提升了香格里拉森林优势树种的识别精度，系统揭示了其空间分布格局，为高海拔地区森林资源的精准监测提供了技术支撑。

关键词：树种分类；多源遥感数据；并行混合特征选择；Sentinel-2 时序；Google Earth Engine（GEE）；随机森林（RF）；递归特征消除（RFE）；J-M 距离；香格里拉

中图分类号：S771.8　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000−1522(2026)01−0026−15

引文格式：周赛，黄凯，张加龙，等. GEE 遥感特征混合优选提升高海拔树种分类精度［J］. 北京林业大学学报，2026，48(1)：26−40. Zhou Sai, Huang Kai, Zhang Jialong, et al. Hybrid optimization of GEE remote sensing features improves classification accuracy of high-altitude tree species［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(1): 26−40.

Hybrid optimization of GEE remote sensing features improves classification accuracy of high-altitude tree species

Zhou Sai[1]　Huang Kai[2]　Zhang Jialong[1]　Wang Mingxing[1]　Teng Chenkai[1]
Xia Leyan[1]　Jiang Xinzhou[1]　Cheng Tao[3]

(1. College of Forestry (College of Asia-Pacific Forestry), Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China;
2. Faculty of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China;
3. National Geomatics Center of China, Beijing 100083, China)

Abstract: ［**Objective**］ High-altitude forest monitoring faces multiple constraints, including cloud interference, limited training samples, and high spectral similarity among tree species. These factors severely

收稿日期: 2025−07−10　**修回日期:** 2025−12−05

基金项目: 云南省基础研究计划重点项目（202501AS070047），国家自然科学基金项目（32260390）。

第一作者: 周赛。主要研究方向：林业遥感。Email: 3155529892@qq.com　地址：650224 云南省昆明市盘龙区青云街道白龙寺 300 号西南林业大学林学院。

责任作者: 张加龙，教授，博士生导师。主要研究方向：林业遥感。Email: jialongzhang@swfu.edu.cn　地址：同上。

本刊网址: https://j.bjfu.edu.cn; https://journal.bjfu.edu.cn

restrict accurate mapping of dominant species distributions. This study, focusing on typical pure forests in Shangri-La, aimed to enhance species identification accuracy and model generalization through multi-source data and multi-strategy feature optimization. [**Method**] Sentinel-2 optical time-series, Sentinel-1 radar, and SRTM topographic data were retrieved via Google Earth Engine (GEE). We extracted spectral, texture, vegetation index, radar polarization, topographic, and temporal features to construct a baseline feature set. A Random Forest (RF) model first established a pre-selection benchmark. J-M distance, ReliefF, and RFE algorithms were then executed in parallel to generate three individual feature subsets. These subsets were merged via union fusion to create a parallel hybrid feature set. Both individual and hybrid feature sets were input into RF models for classification. The optimal scheme was identified by comparing results across all feature sets. Accuracy was evaluated using Producer's Accuracy (PA), User's Accuracy (UA), F_1-score, Overall Accuracy (OA), and Kappa coefficient. [**Result**] (1) Scheme 9, based on the parallel hybrid of J-M distance, ReliefF, and RFE, achieved the highest accuracy (OA = 94.82%, Kappa = 0.94), surpassing the pre-selection baseline (Scheme 5). (2) Multi-source data integration outperformed single-source data. Using Sentinel-2 data alone yielded an OA of 83.35% (Kappa coefficient of 0.79). After adding Sentinel-1 radar features, Sentinel-1 texture features, topographic features, and Sentinel-2 temporal features in turn, OA increased by 0.87, 6.28, 8.08, and 10.18 percentage points, respectively (Kappa coefficient of 0.81, 0.86, 0.90, 0.92, respectively). Notably, Sentinel-2 temporal features alone contributed a 2.10 percentage point improvement. (3) Temporal vegetation index curves revealed significant inter-species differences and strong separability during autumn and winter. [**Conclusion**] The parallel hybrid feature selection approach, integrating multi-source GEE data, effectively improves identification accuracy of dominant forest species in Shangri-La. It systematically reveals their spatial distribution patterns and provides robust technical support for precision monitoring of forest resources in high-altitude regions.

Key words: tree species classification; multi-source remote sensing data; parallel hybrid feature selection; Sentinel-2 time series; Google Earth Engine (GEE); Random Forest (RF); Recursive Feature Elimination (RFE); Jeffries-Matusita distance; Shangri-La

随着全球气候变化加剧，森林物种多样性持续下降并呈现向极地或高海拔地区迁移的趋势[1]，精准掌握高海拔森林树种分布成为资源保护与生态健康监测的迫切需求[2]。然而，传统样地调查法虽精度可靠，却受制于效率低、成本高及样本代表性不足等局限，难以满足大尺度动态监测需要[3]。遥感技术凭借其长时序、高空间分辨率及广覆盖优势[4]，已成为现代森林资源调查的核心手段[5]。

其中，多源数据融合可综合光谱、纹理与结构信息，有效破解“同物异谱”和“同谱异物”难题[6]。Li 等[7]通过将多光谱、高分辨率全色与激光雷达数据，进行决策级融合后的分类精度显著高于单一数据源。但高光谱[8]与激光雷达[9]数据因成本高昂、分辨率受限而难以大范围应用。相比之下，免费且高时间分辨率的 Sentinel-1 雷达与 Sentinel-2 多光谱影像为区域尺度树种分类提供了可行方案[10]。尽管如此，多源数据融合在引入丰富信息的同时，也易导致特征冗余与维度灾难，反而制约分类精度。宁晓刚等[11]通过 J-M 距离（Jeffries-Matusita distance）优选特征使湿地分类制图精度提升显著，制图和用户精度分别提高了 1.45% 和 3.02%，印证了特征优选是实现高精度识别的关键[12]。随着计算机技术的不断创新，机器学习算法在遥感影像分类中展现出显著潜力[7]。Breiman[13]提出的随机森林（Random Forest，RF）分类模型，该算法计算精度高，模型训练快，能自动评估变量在模型中的重要性，对超参数扰动具有鲁棒性，从而降低过拟合风险，是广受欢迎的机器学习算法之一。Wang 等[14]结合多时相、多特征 Sentinel-2 数据与 RF 算法对长白山树种进行分类，总体精度高达 99.79%。进一步地，时间序列特征通过刻画植被指数的季节动态轨迹，能有效区分光谱相似树种，并间接反映树种在光合作用效率和养分循环等方面的功能性状差异[15]。Wang 等[16]融合 Sentinel-2 与 Landsat 数据，提取时间序列特征，将中国北方人工林分类精度提升至 93% 以上。高雨珊等[17]结合多源遥感数据进行多特征提取，亦证实时间序列特征可显著提升林分类型识别精度。虽然现有研究已充分证明机器学习算法和时序特征在树种分类中的有效性，但当前遥感树种分类面临的核心挑战在于：如何在高海拔地形复杂条件下构建

多特征最优组合以突破信息冗余与同谱异物瓶颈，进而实现高精度树种分布识别——这既是森林资源调查的基础，也是“碳中和”目标下精准计量森林碳汇的前提。

为此，本研究以香格里拉市为研究区，依托 GEE 平台整合 Sentinel-1/2 与 SRTM 地形数据，系统提取光谱、纹理、植被、雷达、地形及时序特征；通过并行 J-M 距离、特征权重算法（ReliefF）与递归特征消除（Recursive Feature Elimination，RFE）3 种优选方法筛选出各自最优特征子集，同时进行并集融合，之后分别耦合 RF 模型实现优势树种识别。研究旨在量化不同特征优选策略与 GEE 多源数据特征对分类精度的贡献，建立适用于高海拔区域的树种识别新方法，为高原生态系统精准制图与生态服务功能评估提供技术支撑。

1 研究区概况与数据

1.1 研究区概况

研究区为香格里拉市隶属迪庆藏族自治州，位于四川、云南、西藏 3 省交界地带，地理范围为 26°52′ ~ 28°52′N，99°20′ ~ 100°19′E，其地貌形态主要是高原、山地和河谷，整体地势呈西北高东南低的特点。区域内森林覆盖率高达 74.99%，森林资源比较丰富，主要植被类型为寒温性针叶林。优势树种包括丽江云杉（*Picea likiangensis*）、长苞冷杉（*Abies georgei*）、高山松（*Pinus densata*）、云南松（*Pinus yunnanensis*）、栎类（*Quercus* spp.）等[18]（图 1）。

1.2 数据来源及预处理

研究基于 GEE 平台获取 2021 年的 Sentinel-1 SAR Level-1 GRD 数据集及 Sentinel-2 L2A 多光谱数据集，经过辐射校正、几何校正、卷云与大气校正和云量筛选（阈值 < 10%）等预处理后，最终保留 192 景 Sentinel-1 和 141 景 Sentinel-2 有效影像。采用中值合成方法生成年度合成影像，再依据香格里拉市边界进行裁剪、拼接后得到香格里拉 2021 年度合成影像。其中，由于 Sentinel-2 影像波段之间存在 3 种不同的分辨率，因此需要采用双线性插值法[19]将波段重采样至 10 m 以确保数据一致性。数字高程模型（digital elevation model，DEM）来源于 GEE 平台中 30 m 空间分辨率的全球数字高程数据，用此

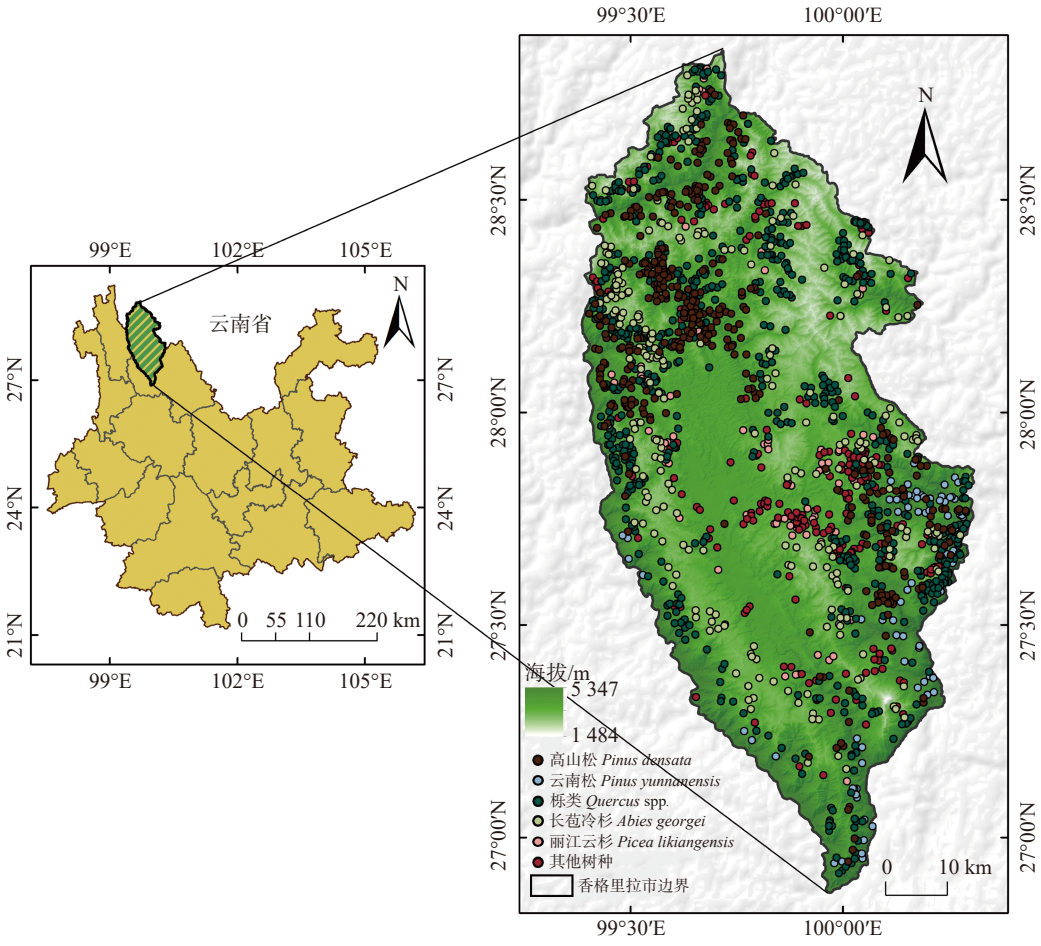


图 1 研究区位置、海拔及样本分布图

Fig. 1 Location, altitude, and sample distribution map of research area

注：该图基于审图号 GS（2024）0650 号的标准地图制作，底图无修改。下同。

数据集来提取地形特征因子，将其重采样至 10 m 后裁剪至研究区范围。

1.3　样本数据

利用预处理后的 Sentinel-2 年度合成影像，结合 2016 年香格里拉市森林资源二类调查数据中的优势树种、地类及面积等属性，采用分层随机抽样方法对研究区进行样本点选取。选点前利用森林二调数据制作了非植被掩膜，仅对森林覆盖的植被区域通过半自动化目视解译选取样本点，其中优势树种共采集样本点 1 789 个（包括丽江云杉 190 个，云南松 212 个，栎类 289 个，长苞冷杉 433 个，高山松 467 个，其他树种 198 个），并按照 7∶3 随机划分训练样本和检验样本。样本选取详细情况见表 1。所有分类方案的训练点与样本点保持一致，以保证结果可比性。

2　研究方法

本研究通过融合 Sentinel-1/2 多时相特征与地形特征对香格里拉市优势树种进行精细识别，技术路线如图 2 所示。首先，基于 GEE 平台获取所需数据并对其进行预处理后提取相应类型的特征变量；其次，将不同特征类型进行组合构建不同的分类方案，并逐个输入到 RF 模型中进行初次分类与精度评价，得到优化前效果最佳的分类方案；最后，对此分类方案分别进行 3 种算法的特征优选，同时将 3 种单一算法特征集进行并集融合获得组合特征集，将它们再次输入到 RF 模型中进行二次分类与精度评价，并将所有分类方案的分类结果制图输出。

2.1　变量的选择与构建

2.1.1　Sentinel-2 光谱特征

光谱信息对植被生理特征敏感，其多光谱反射率可提取植被指数，用于评估覆盖度、生长状态及类型等参数[14]。本研究使用预处理后的 Sentinel-2 L2A 数据，选取 B2 ~ B8、B8A、B11、B12 共计 10 个波段，并基于这些波段构建了归一化植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）、绿波段归一化差值植被指数（green normalized difference vegetation index，GNDVI）、差值植被指数（difference vegetation index，DVI）、增强植被指数（enhanced vegetation index，EVI）、土壤调节植被指数（soil-adjusted vegetation index，SAVI）、比值植被指数（ratio vegetation index，RVI）共 6 个光谱指数[20]，共计 16 个变量作为光谱特征参与分类。

2.1.2　Sentinel-1/2 纹理特征

纹理特征通过量化树冠表面粗糙度、方向性等空间异质性，可有效区分光谱相似的树种。本研究使用 GEE 平台自带的 GLCM 纹理特征函数“glcmTexture”（大小，内核，平均值）快速提取纹理特征[21]。通过多次实验对比分析，窗口大小设置为 3 × 3 像素；由于 Sentinel-2 光谱数据波段较多，需进行主成分分析（principal component analysis，PCA）[22]降维后，选用信息内容最高的第一主成分（PC1）提取纹理特征，Sentinel-1 雷达数据提取垂直−垂直（vertical-vertical，VV）和垂直−水平（vertical-horizontal，VH）两种极化方式的后向散射系数，并计算其纹理特征。Sentinel-1/2 共计提取 24 个纹理特征参与分类。

表 1　分类体系与样本数量

Tab. 1　Classification system and sample size

分类层次	类型	训练样本	检验样本	合计
第1层	森林	76	33	109
	非森林	67	29	96
	合计	143	62	205
第2层	针叶林	193	117	310
	阔叶林	82	50	132
	合计	275	167	442
第3层	丽江云杉*Picea likiangensis*	133	57	190
	云南松*Pinus yunnanensis*	148	64	212
	栎类*Quercus* spp.	202	87	289
	长苞冷杉*Abies georgei*	303	130	433
	高山松*Pinus densata*	327	140	467
	其他树种	139	59	198
	合计	1 252	537	1 789

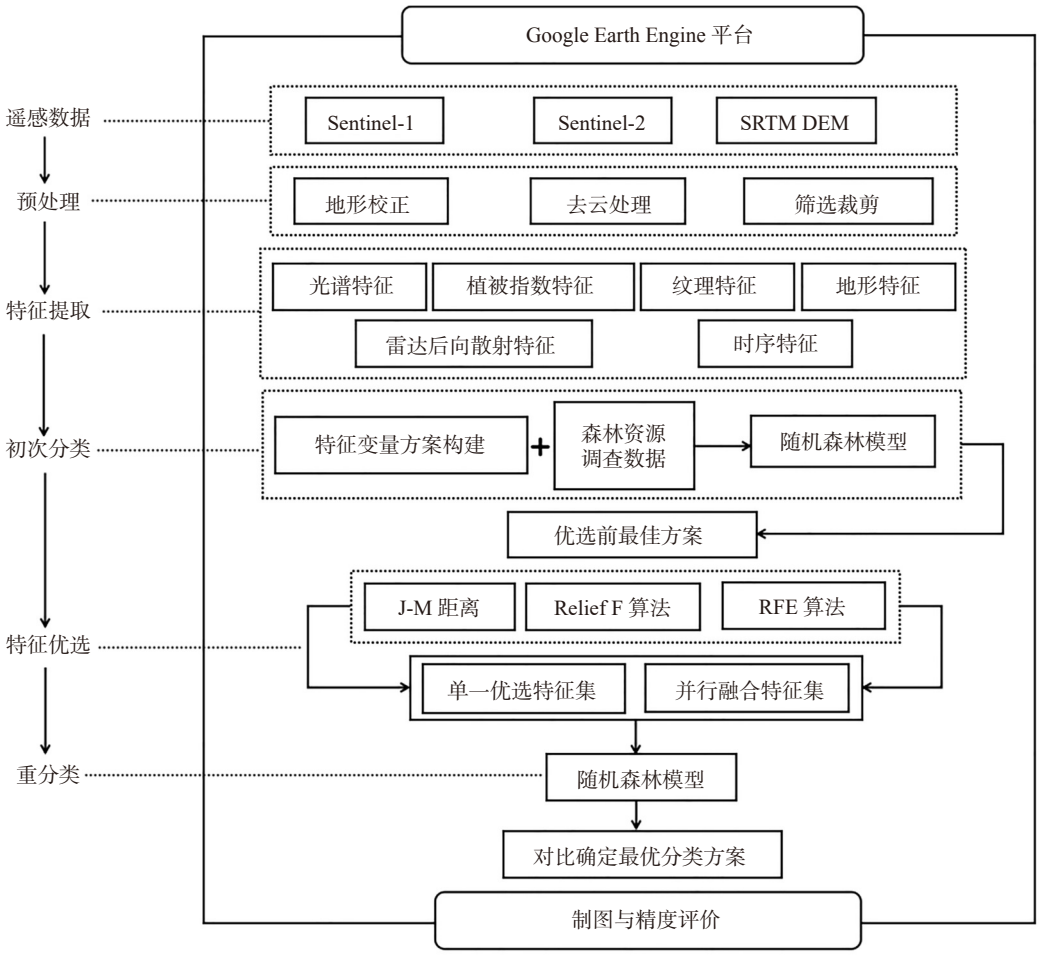


图 2 技术路线图

Fig. 2 Technical workflow

2.1.3 Sentinel-1 后向散射特征

VV、VH 极化特征的差值(Diff)和比值(Ratio)对分类具有重要作用[21]。因此选择 VV、VH、Diff、Ratio 4 个波段作为 Sentinel-1 雷达特征参与分类，Diff 和 Ratio 计算公式如下。

$$\mathrm{Diff} = \sigma^0_{\mathrm{VV}} - \sigma^0_{\mathrm{VH}} \tag{1}$$

$$\mathrm{Ratio} = \sigma^0_{\mathrm{VV}} / \sigma^0_{\mathrm{VH}} \tag{2}$$

式中：σ^0_{VV}和σ^0_{VH}分别是 VV 和 VH 的后向散射系数。

2.1.4 地形特征

地形特征作为地球表面形态的空间量化表达，是揭示地表过程与环境因子耦合关系的关键变量[23]。基于 GEE 平台对 DEM 数据进行计算得到研究区海拔、坡度和坡向 3 种特征变量参与分类[13]。

2.1.5 时序特征

利用 GEE 平台可以快速地为每张时间序列图像计算相应的变量指标(振幅、频率和相位角等)，并生成植被指数变化曲线[24]。本研究基于 Sentinel-2 影像，通过时间线性插值法[25]填补空缺值，重构 2021 年四季(3—5 月、6—8 月、9—11 月、12 月至次年 2 月)的季度合成影像，利用表 2 中所有植被指数特征变量计算时序特征，提取相位角和振幅两个参数，共生成 48 个特征参与分类。与 AG 拟合、S-G 滤波相比，HANTS 谐波分析法能更好地反映植被在季节时间序列内的物候特征[26]。其核心原理是时间波谱数据可以分解为多个简单的波谱曲线。首先通过快速傅里叶变换得到观测样本的原本拟合曲线，随后对无效数据赋予零权重以去除无效数据，从而将曲线拟合问题转化为加权最小二乘曲线拟合，以达到时序重构的目的，从而增强树种类型分类的判别能力。具体计算公式如下所示。

$$y(t) = a_0 + \sum_{i=1}^{N} a_i \cos(w_i t - \theta_i) \tag{3}$$

式中：$y(t)$是时间序列的拟合值，a_0是时间序列的平均值，N 是谐波的数量，a_i是谐波的振幅，ω_i是谐波的频率，θ_i是谐波的相位角。

本研究提取的特征变量详情如表 2 所示。

2.2 特征优选方法

基于 GEE 平台获取所需数据并对其进行预处理后提取相应类型的特征变量，将不同特征类型进行组合构建不同的分类方案 1 ~ 5(表 3)，并逐个输

表 2　特征统计与说明

Tab. 2　Feature statistics and descriptions

特征类型	特征名称	特征说明/计算公式
光谱特征	B2～B8、B8A、B11、B12	光谱特征源于Sentinel-2的多个波段，包括：B2（490 nm，蓝光）、B3（560 nm，绿光）、B4（665 nm，红光）、3个红边波段B5（705 nm）、B6（740 nm）、B7（783 nm），近红外波段B8（842 nm）与B8A（865 nm），以及短波红外波段B11（1 610 nm）和B12（2 190 nm）
植被指数	归一化植被指数（NDVI）	$\mathrm{NDVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{\mathrm{Red}}}$
	差值植被指数（DVI）	$\mathrm{DVI}=\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}}$
	增强植被指数（EVI）	$\mathrm{EVI}=2.5\times\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+6\rho_{\mathrm{Red}}-7.5\rho_{\mathrm{Blue}}+1}$
	比值植被指数（RVI）	$\mathrm{RVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}}{\rho_{\mathrm{Red}}}$
	绿波段归一化差值植被指数（GNDVI）	$\mathrm{GNDVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Green}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{\mathrm{Green}}}$
	改进型土壤调节植被指数（MSAVI）	$\mathrm{MSAVI}=\frac{(2\rho_{\mathrm{NIR}}+1)-\sqrt{(2\rho_{\mathrm{NIR}}+1)^2-8(\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}})}}{2}$
纹理特征	角二阶矩（asm）	利用3 × 3像素窗口提取灰度共生矩阵，分别提取Sentinel-1和Sentinel-2的纹理特征。
	对比度（cont）	
	相关性（corr）	
	信息熵（ent）	
	同质性（idm）	
	相异性（diss）	
	均值（savg）	
	方差（var）	
雷达特征	VV、VH	极化后向散射系数
	极化差值（Diff）	$\mathrm{Diff}=\sigma^0_{\mathrm{VV}}-\sigma^0_{\mathrm{VH}}$
	极化比值（Ratio）	$\mathrm{Ratio}=\sigma^0_{\mathrm{VV}}/\sigma^0_{\mathrm{VH}}$
地形特征	高程（Elevation）	
	坡度（Aspect）	
	坡向（Slope）	

注：植被指数计算公式中，ρ_{NIR} 为近红外波段（B8）的反射值；ρ_{Red} 为红光波段（B4）的反射值；ρ_{Green} 为绿光波段（B3）的反射值；ρ_{Blue} 为蓝光波段（B2）的反射值。雷达特征指数计算公式中，σ^0_{VV} 和 σ^0_{VH} 分别是垂直−垂直（vertical-vertical，VV）和垂直−水平（vertical-horizontal，VH）两种极化方式的后向散射系数。

入到 RF 模型中进行初次分类与精度评价，得到特征优选前效果最佳的分类方案 5。然后对分类方案 5 进行特征优选：并行 J-M 距离、ReliefF 算法和 RFE 算法构建单一算法的特征优选子集，同时对 3 个特征子集进行并集融合构建并行混合特征子集。特征优选后分类方案 6～9 见表 4。

2.2.1　J-M 距离

J-M 距离[27]是一种常见的计算类别间可分性度量，值域为 [0, 2]。当值越趋近于 2 时，说明类别间区分度越高；当其值小于 1 时，则表明类别间重叠严重、难以区分[28]。

$$J_{\mathrm{M}}=2\left(1-\mathrm{e}^{-B_{ij}}\right) \tag{4}$$

$$B_{ij}=\frac{1}{8}(\mathrm{e}_i-\mathrm{e}_j)^2\frac{2}{\delta_i^2+\delta_j^2}+\frac{1}{2}\ln\left(\frac{\delta_i^2+\delta_j^2}{2\delta_i^2\delta_j^2}\right) \tag{5}$$

式中：J_{M} 表示 J-M 距离，是一种计算两类之间可分性的一种指标；B_{ij} 为巴氏距离（Bhattacharyya distance）；e_i、e_j 表示样本对应特征变量的均值；δ_i、δ_j 表示样本对应特征变量的标准差。

表 3　特征优选前分类方案

Tab. 3　Classification schemes before feature optimization

分类方案	特征组合	变量个数
1	S2	24
2	S2 + S1	28
3	S2 + S1 + W1	44
4	S2 + S1 + W1 + D	47
5	S2 + S1 + W1 + D + T	95

注：S2表示Sentinel-2光谱、植被、纹理特征；S1表示Sentinel-1雷达特征；W1表示Sentinel-1的纹理特征；D表示地形特征；T表示Sentinel-2时序特征。方案5提取的95个特征分别是10个Sentinel-2光谱特征、6个Sentinel-2植被指数、8个3 × 3像素窗口的Sentinel-2纹理特征、48个Sentinel-2时序特征、4个Sentinel-1雷达特征、16个3 × 3像素窗口的Sentinel-1纹理特征，3个地形特征。

表 4 特征优选后分类方案

Tab. 4 Classification schemes after feature optimization

分类方案	特征优选方法	变量个数
6	J-M	15
7	ReliefF	15
8	RFE	15
9	J-M + ReliefF + RFE	36

注：方案9的优选方法J-M + ReliefF + RFE为J-M、ReliefF和RFE这3种特征优选方法分别筛选的15个特征组合。

2.2.2 ReliefF 算法

ReliefF 算法通过随机选取样本，并比较其与同类/异类最近邻的特征差异动态更新权重。若某特征在区分异类样本时差异显著则增加其权重，反之降低，最终通过多次迭代取均值确定特征重要性，适用于多分类且对噪声数据鲁棒。其计算式[29]为

$$W(A_{i+1}) = W(A_i) - \frac{1}{nk}\sum_{h\in \boldsymbol{H}}|R_i - h_i| + \frac{1}{nk}\sum_{m\in \boldsymbol{M}}|R_i - m_i| \quad (6)$$

式中：$W(A_i)$为特征i的权重值，R_i为随机抽取的样本，$\sum_{h\in \boldsymbol{H}}|R_i - h_i|$为 k 个同类最邻近样本与样本R在特征上的距离之和，$\sum_{m\in \boldsymbol{M}}|R_i - m_i|$为$k$个不同类最邻近样本与样本$R$在特征上的距离之和，$n$是样本总数，$\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{M}$ 分别为与目标样本同类和不同类样本的最邻近样本集合，h_i、m_i分别为同类邻近样本h与不同类邻近样本m在第i个特征上的值。

2.2.3 RFE 算法

RFE 算法[30]通过迭代训练模型剔除不重要的特征，赋予每个特征的权重判断特征的重要性，其目标是在满足预设终止条件时，获得最优特征子集，提升模型精度以平衡模型复杂度与泛化能力。

2.2.4 J-M 距离、ReliefF 和 RFE 算法的并集特征优选

通过韦恩图（图 3）分析发现，方案 6～8 的特征组合中，3 种方案共有特征仅 1 个，两两相交特征 7 个，独立特征 28 个，表明不同优选方法（J-M 距离、ReliefF 和 RFE 算法）间具有显著互补性（冗余度 < 5%），将 3 种优选方法的特征并集，形成方案 9。本研究基于特征优选前后的特征变量组合，共设计 9 种分类方案评估其对香格里拉市优势树种识别的影响。

2.3 分类方法及精度评价

RF 模型通过随机抽样和特征选择来构建每个决策树，从而降低过拟合风险，提升泛化性能[4]。因而本研究基于 GEE 平台对 RF 分类模型进行调用，该模型参数较少，决策树数量和变量数量是影响其结果的参数。因此 RF 分类模型中 3 层选取的决策

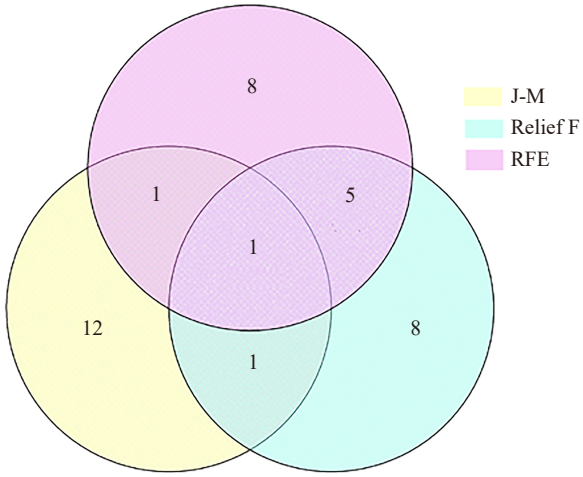


图 3 基于不同特征优选方法筛选的特征韦恩图

Fig. 3 Feature Venn diagram selected based on different feature optimization methods

树数量均为 100，随机种子为 0，其他参数均为默认（bagFraction = 0.5，minLeafPopulation = 1）。在整个训练过程中，为了防止过拟合，采用 k 折交叉验证[31]（k = 5）评估模型泛化性能。

为了定量准确地评价不同方案对优势树种类型识别精度的影响，在 GEE 中利用验证数据使用混淆矩阵（confusion matrix）进行分类精度评价[32]。评价指标包括：生产者精度（producer's accuracy，PA）、用户精度（user's accuracy，UA）、总体精度（overall accuracy，OA）和 Kappa 系数。但在实际分类中，PA 和 UA 相互制衡，判断分类优劣不准确，引入 PA 和 UA 的调和平均值（F_1）能更均衡地评价分类效果。

$$F_1 = 2\times\frac{P_A U_A}{P_A + U_A} \quad (7)$$

式中：P_A 为生产者精度，U_A 为用户精度，F_1 的取值范围为 [0, 1]。

3 结果与分析

3.1 不同分类方案的分类精度

优选前的方案 5（表 5 和表 6）在 3 个层次上分类精度均较高：第一层森林/非森林 OA 为 98.92%，Kappa 系数为 0.95；第二层针叶林/阔叶林 OA 为 95.50%，Kappa 系数为 0.91；第三层优势树种分类 OA 为 93.53%，Kappa 系数为 0.92。特征优选前的优势树种分类精度评价（方案 1～5）中，方案 5 比方案 1～4 的 OA 分别提高了 10.18、9.31、3.90 和 2.10 个百分点。与仅利用 S2（Sentinel-2 光谱、植被和纹理特征）相比，依次加入其他分类特征（S2 + S1、S2 + S1 + W1、S2 + S1 + W1 + D、S2 + S1 + W1 + D + T），分类精度呈阶梯式提升。方案 5（S2 + S1 + W1 + D + T）综合采用 J-M 距离、ReliefF 和 RFE 算法 3 种方

表 5　初次分类精度评价

Tab. 5　Initial classification accuracy evaluation

方案	森林/非森林		针叶林/阔叶林	
	总体精度/%	Kappa系数	总体精度/%	Kappa系数
1	95.25	0.90	91.81	0.84
2	97.46	0.92	92.26	0.84
3	98.66	0.93	93.86	0.88
4	98.08	0.91	94.42	0.89
5	98.92	0.95	95.50	0.91

法进行特征优选，分别筛选各方法中排名前 15 位的特征变量，用于树种分类。基于特征优选后的优势树种分类精度评价结果（方案 6 ~ 9）中，方案 9 效果最佳，OA 高达 94.82%，Kappa 系数为 0.94，相比未进行特征优选的方案 5，OA 提高了 1.29 个百分点，相比仅使用一种特征优选方法的方案 6 ~ 8，OA 依次提升 6.10、2.56 和 2.40 个百分点，Kappa 系数提升 0.08、0.04 和 0.02，有力证明在优选基础上进行多特征优选融合是一种提高精度的有效方法。

从多维度精度指标分析各优势树种的分类表现，云南松和长苞冷杉分别在方案 4 和方案 5 中 PA 最佳；丽江云杉和栎类在方案 4 中 UA 最佳；而所有树种的 F_1 值均在方案 9 中达到最优。综合分析表明，方案 9（多特征优选组合）在优势树种识别中表现最优，其 OA 和 Kappa 系数均为最高。

为了进一步验证特征优选对识别优势树种的效

表 6　优势树种分类精度评价

Tab. 6　Evaluation of classification accuracy of dominant tree species

方案	评价指标	精度/%						总体精度/%	Kappa系数
		高山松 *Pinus densata*	云南松 *Pinus yunnanensis*	丽江云杉 *Picea likiangensis*	长苞冷杉 *Abies georgei*	栎类 *Quercus* spp.	其他树种		
1	PA	72.49	86.28	80.77	93.03	82.18	68.84	83.35	0.79
	UA	79.07	76.66	80.77	90.04	86.64	77.86		
	F_1	75.63	81.19	80.77	91.51	84.35	73.07		
2	PA	79.82	90.06	80.41	93.82	80.18	65.93	84.22	0.81
	UA	79.19	76.72	83.37	91.93	89.12	81.64		
	F_1	79.50	82.86	81.86	92.87	84.41	72.95		
3	PA	86.59	90.71	88.51	93.97	85.38	75.92	89.63	0.86
	UA	84.26	84.33	87.74	93.75	91.83	85.84		
	F_1	85.73	87.50	88.40	93.71	88.29	81.22		
4	PA	92.82	96.27	90.60	95.85	91.66	82.32	91.43	0.90
	UA	89.94	92.61	90.63	93.00	96.11	94.53		
	F_1	91.83	94.40	90.80	94.33	93.44	87.89		
5	PA	93.85	95.97	91.97	95.93	91.31	82.36	93.53	0.92
	UA	91.53	91.69	89.45	94.48	97.01	91.79		
	F_1	92.18	93.79	90.34	95.10	93.89	86.06		
6	PA	90.22	85.43	84.73	91.69	94.27	73.03	88.72	0.86
	UA	88.17	87.55	89.57	91.87	88.44	85.47		
	F_1	89.18	86.47	87.08	91.78	91.26	78.74		
7	PA	94.44	93.16	90.89	95.58	89.91	79.11	92.26	0.90
	UA	89.85	89.26	88.99	94.87	97.11	87.41		
	F_1	92.09	91.17	89.93	95.23	93.38	83.06		
8	PA	92.32	94.30	91.71	96.46	89.47	82.64	92.42	0.92
	UA	89.09	91.88	89.30	93.52	93.52	91.68		
	F_1	90.67	93.07	90.49	94.97	93.00	86.93		
9	PA	95.54	94.82	94.84	95.41	96.75	86.55	94.82	0.94
	UA	94.31	93.89	91.60	95.31	96.95	93.98		
	F_1	94.92	94.34	93.18	95.36	96.85	90.11		

果，对方案 6～9 的分类结果进行二值化处理（1 表示优势树种，2 表示其他树种）做显著性分析（McNemar 检验[33]）。结果如表 7 所示：方案 9 与单一优选方案的检验统计量均 > 3.841，这说明在 95% 的置信水平上方案 9（J-M + ReliefF + RFE）与单一特征优选方案（方案 6～8）的分类结果之间存在比较显著的差异。

3.2 不同分类方案的分类结果图

将特征优选前后 9 种分类方案通过 RF 模型对研究区优势树种分类制图，分类结果如图 4 所示。其中，图 4a～e 为未经过特征优选的分类结果图，图 4a～c 分类结果最差，优势树种之间错分严重，未能很好地识别出高山松、云南松和长苞冷杉 3 种优势树种的分布范围；图 4d 部分树种识别能力不佳，栎类和高山松出现错分现象；效果最佳的为图 4e，分类图斑的破碎化程度减少，各地类更为集中，其中云南松和栎类分类情况比较明显。经过特征优选后的分类结果如图 4f～i 所示。其中，图 4f 显示基于 J-M 距离优选特征的分类结果图斑破碎化程度较为严重，对高山松、云南松和栎类有较多错分，且“椒盐”现象明显；图 4g、h 整体分类效果好，但仍出现丽江云杉与长苞冷杉错分，未能较好地识别出栎类；图 4i 分类结果最佳，优势树种之间区分度明显，识别精度最高，与研究区森林资源二类调查数据的树种分布情况最接近。

表 7 不同特征优选分类方案结果的差异显著性

Tab. 7 Difference significance in the results of varied feature optimization classification schemes

方案	方案6（J-M）	方案7（ReliefF）	方案8（RFE）
方案7（ReliefF）	32.80*		
方案8（RFE）	39.51*	0.79	
方案9（J-M + ReliefF + RFE）	18.34*	9.14*	20.17*

注：*表示在95%置信水平下差异显著（$\chi^2 \geqslant 3.841$）。

各方案分类结果图的局部放大对比见图 5。图 5i 与森林资源二类调查数据的树种分布（图 5j）最接近，优势树种分布情况基本一致，分布规律从外到内依次为云南松、栎类、长苞冷杉、丽江云杉、高山松。

基于 GEE 计算各方案优势树种之间错分现象的混淆矩阵（图 6）显示：分类方案精度结果越高，分类结果图越好的分类方案错分现象越少。方案 9 经特征优选后展现出最优分类性能，其 OA 达到最高水平，且降低了优势树种间的混淆误差。特征优选前方案 1～5，随着加入的特征增多，错分现象逐渐减少，且 OA 呈上升趋势。特别是地形特征和时序特征的引入，显著减少了树种错分现象。

3.3 特征变量重要性

本研究分类结果表明，方案 9 分类效果最佳。对该方案所采用的 36 个特征变量进行重要性排序分析（表 8）显示：地形特征（Slope、Aspect 和 Elevation）占据前 10 名中的 3 个位置，重要性总占比 12.26%；Sentinel-2 时序特征（共 22 个）总占比高达 61.11%，

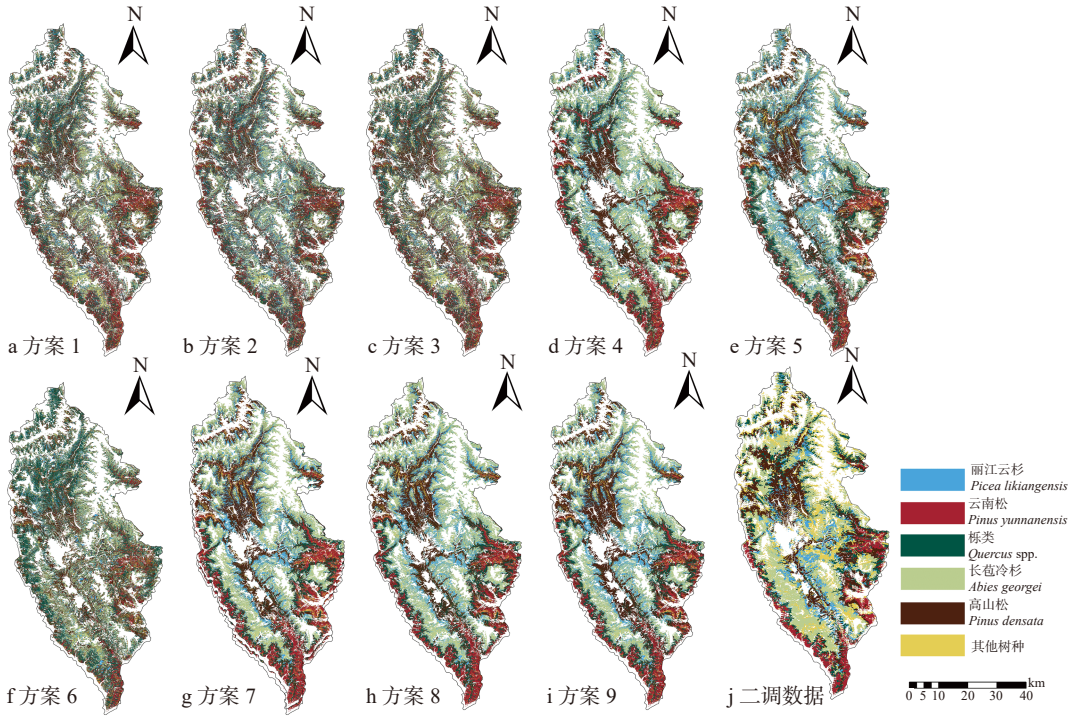


图 4 不同方案的优势树种分类结果

Fig. 4 Classification results of dominant tree species by varied schemes

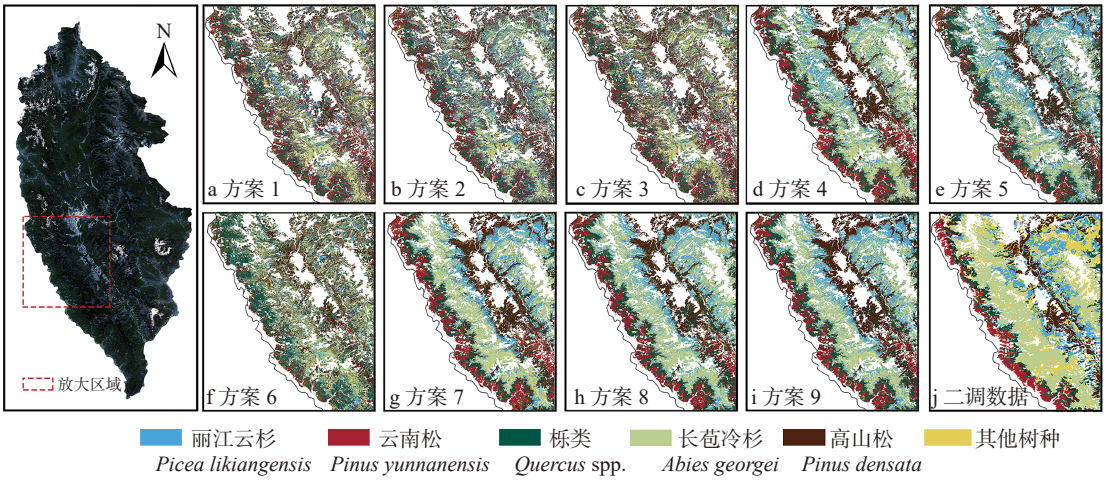
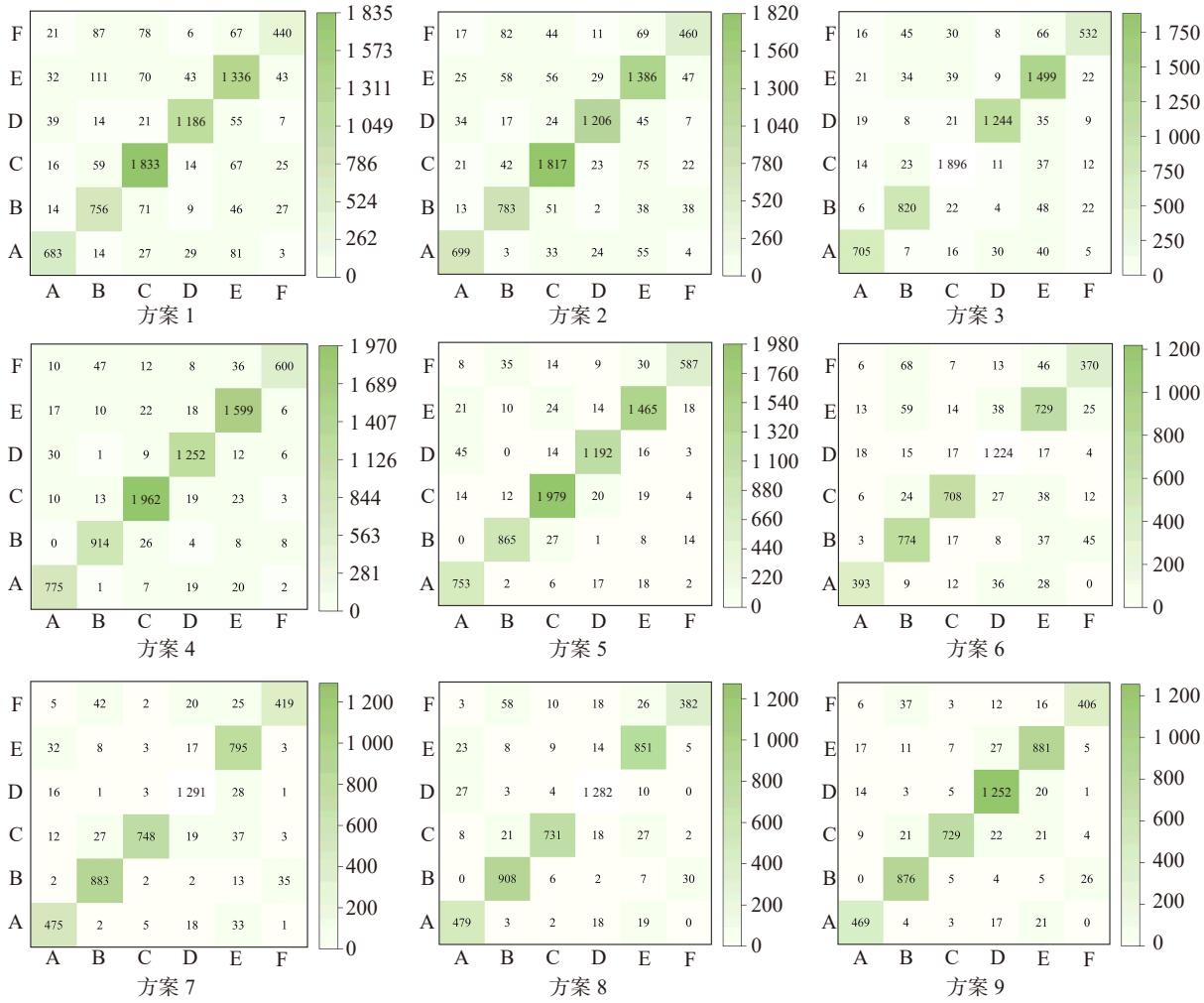


图 5　局部区域分类结果对比

Fig. 5　Comparison of regional classification results



A～F依次代表丽江云杉、云南松、栎类、长苞冷杉、高山松和其他树种。色柱表示树种识别个数，矩阵对角线上的数值代表正确分类的样本数。

图 6　9 种方案的混淆矩阵

Fig. 6　Confusion matrix of nine schemes

其中秋季(19.44%)和冬季(16.67%)特征贡献最为显著。进一步基于 SHAP 值方法[34]对方案 9 的分类结果进行可解释性分析(图 7)，筛选出前 20 个关键特征，其中 Elevation 的重要性最高，与丽江云杉、云南松、高山松的分布和生长习性显著相关。时序特征在前 20 名中占 14 个，且主要集中于秋冬两季的 Sentinel-2 特征。图表结合分析证实了地形因子和多时相时序特征在树种精确识别中的重要性。

表 8 方案 9 特征重要性排序

Tab. 8 Feature importance ranking for scheme 9

特征	重要性/%	特征	重要性/%
Elevation	5.56	EVI_phase_fall	2.63
VV_savg	3.69	NDVI_phase_fall	2.63
Aspect	3.64	DVI_amplitude_spring	2.61
VH_savg	3.38	RVI_amplitude_winter	2.56
pc1_savg	3.14	GNDVI_amplitude_spring	2.56
VH_diss	3.13	MSAVI_phase_summer	2.56
pc1_diss	3.09	NDVI_phase_summer	2.55
Slope	3.06	NDVI_amplitude_fall	2.51
pc1_contrast	3.06	MSAVI_phase_winter	2.47
RVI_phase_spring	2.94	GNDVI_phase_winter	2.47
EVI_amplitude_fall	2.86	RVI_amplitude_fall	2.44
EVI_amplitude_summer	2.78	MSAVI_amplitude_fall	2.40
EVI_amplitude_spring	2.78	NDVI_phase_winter	2.39
VH	2.73	RVI_phase_winter	2.33
VV_corr	2.72	DVI_phase_winter	2.29
GNDVI_amplitude_summer	2.71	pc1_idm	2.29
GNDVI_phase_summer	2.65	pc1_asm	1.96
MSAVI_phase_fall	2.64	pc1_ent	1.81

3.4 时间序列在树种分类中的重要性

本研究提取了丽江云杉、云南松、栎类、长苞冷杉和高山松的植被指数时间序列曲线图(图 8)，分析不同优势树种在时序特征上的可分离性。NDVI、RVI、GNDVI、MASVI 这 4 种指数的时序特征曲线整体趋势相近，但在 1 月 1 日—2 月 28 日和 10 月 1 日—12 月 31 日这两个时段内，优势树种之间具有明显差异，说明秋冬两季可分离性较好；DVI 时间序列曲线中，长苞冷杉、云南松和高山松在 5—8 月特征差值较小，可分离性较弱，其余树种可分离性明显；在 2 月和 6 月，EVI 时间序列曲线中丽江云杉表现出较强可分离性，而高山松则在 9 月显现出最佳的区分特征。表 8 和图 7 的结合分析更好地说明：有效区分香格里拉市优势树种的季节是秋季，其次为冬季，进一步证明多时相时序特征在树种识别中的关键作用。

4 讨 论

4.1 时序特征提升树种分类结果准确度

目前，多源多特征融合技术已在树种识别领域得到广泛应用[35]。时序特征用于研究长时序生物量[36]、碳储量[37]和碳汇变化[38]方面较多。本研究中加入时序特征的方案 5(未进行特征优选前)，其分类精度由方案 1 的 83.35% 提升至 93.53%，证明引入时间序列信息对提升树种分类结果准确度有着显著优势，主要体现在能够利用物种间物候期差异缓解光谱相似性引起的类间混淆问题。这也与其他学者的研究结果[23,39–40]一致。但受部分月份影像缺失影响，本研究采用时间线性插值法将不同年份相近月份进行插值合成，导致基于季度影像提取时序特征较难，计算结果存在一定的误差。后续研究可考虑利用完整年度时间序列数据，来构建更完整的时序特征，进一步提升树种识别的精度与可靠性。

4.2 J-M 距离-ReliefF-RFE 并行混合特征优选策略优于单一算法优选

使用 J-M 距离、Relief 和 RFE 算法分别筛选最优特征子集后导入 RF 模型进行树种识别。对比发现 J-M 距离不适合多类别树种识别，容易导致错分冗余情况，研究中的云南松、高山松、云杉、冷杉都属于针叶林，两者特征类别之间区分度不明显；而 ReliefF 和 RFE 算法均有效提高了树种识别精度，两者的 OA 分别为 92.26% 和 92.42%，Kappa 系数分别为 0.90 和 0.92。在 3 个优选方案基础上进行并集特征优选，方案 9(J-M + ReliefF + RFE)分类结果最佳，OA 达到 94.82%，Kappa 系数为 0.94。这与林小琪等[12]基于 ReliefF-RFE 特征优选的研究结果一致。然而，本研究未考虑特征优选方法与模型之间的交互机制，后续工作可聚焦于特征–模型耦合机制的量

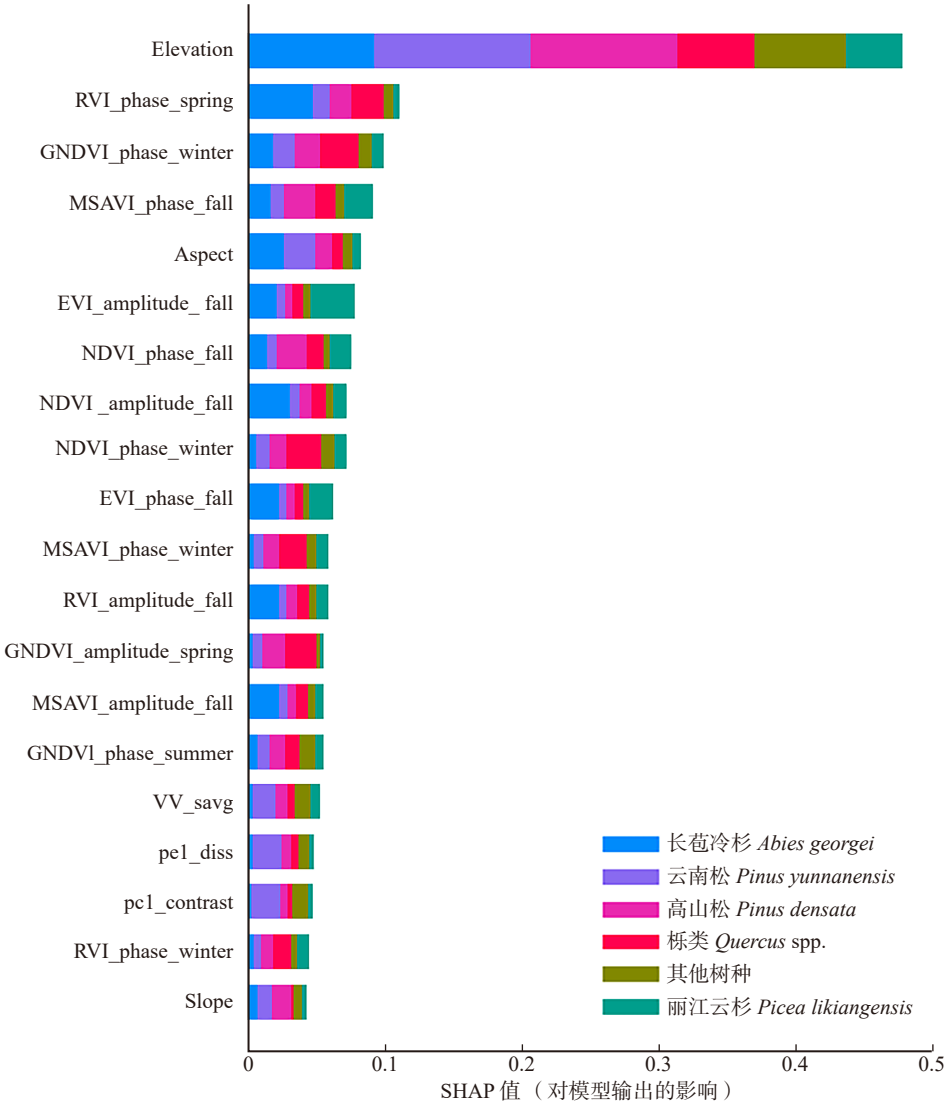


图 7　方案 9 中平均 SHAP 值排序前 20 的特征

Fig. 7　Top 20 features ranked by mean SHAP value in scheme 9

化分析，以进一步提升方法的可解释性与适应性。

4.3　季节性识别差异

本研究对优势树种的月尺度植被指数变化进行了时序分析(图 8)，发现秋冬两季是各优势树种之间可分离性较高的时期，季节性之间有明显识别能力主要原因在于不同树种在生长习性上的差异。这一结论与其他学者研究结果[41]一致。结合表 8 与图 7 分析，方案 9 中 Sentinel-2 时序特征，秋冬季节的特征变量区分度显著较高，与月尺度植被指数的变化趋势(图 8)相吻合。进一步表明季节性特征在提升树种分类精度中的重要作用。当前分析尚未考虑地形与垂直分布等因素的影响，未来可以结合海拔及植被垂直分布特征，深入探究其与季节性植被指数变化之间的关联规律，从而增强多维度特征协同下的树种识别能力与模型解释性。

4.4　研究局限与展望

本研究仅采用 RF 单一模型，未充分探讨不同机器学习算法与特征优选方法的交互影响，导致模型泛化能力的验证存在不足。后续研究可系统性对比 SVM、GBRT、1D-CNN 等多种分类器与 RFE、ReliefF 等特征优选方法的组合效果，并尝试堆叠集成学习策略；进一步可将该分类框架扩展至更大区域，服务于高海拔地区优势树种的精细化制图。

5　结　　论

为了构建适用于高海拔区域的树种识别方法，本研究基于 GEE 平台获取 Sentinel-2、Sentinel-1 和 SRTM 地形数据 3 种数据，经预处理后提取光谱、植被、纹理、雷达、地形及时序 6 种特征构建不同分类方案，采用随机森林(RF)模型完成初次分类获得优选前的最优方案，在此方案上并行 J-M 距离、ReliefF 和 RFE 算法获得单一算法优选子集，然后将 3 个子集进行并集融合构建并行混合特征优选子集，将单一子集和并行混合特征子集分别代入 RF 模型进行

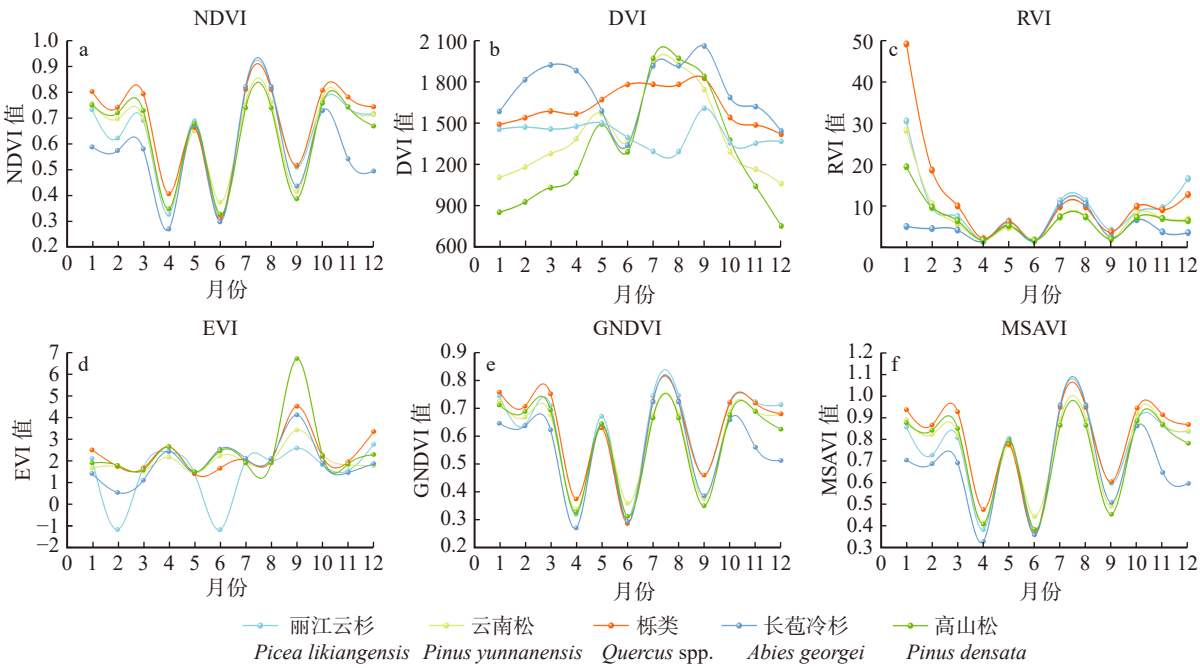


图 8 植被指数的时间序列曲线

Fig. 8 Time-series curves of vegetation indices

树种识别，基于特征优选前后方案对比遴选出最优分类结果。本研究结论有以下 3 点。

（1）在特征优选前后 9 种分类方案的树种识别结果中，融合 J-M 距离、ReliefF 和 RFE 三种单一算法结果的并行混合特征优选方案 9 的总体精度（OA）最佳，达到 94.82%，比未进行特征优选的分类方案最高提升了 11.47 个百分点，且 Kappa 系数为 0.94，相比只使用一种特征优选方法的分类方案 OA 最高提升了 6.1 个百分点。

（2）特征优选前，融合 Sentinel-2、Sentinel-1、地形及时序特征的全特征组合方案 5 精度较好，高于方案 1 ~ 4，说明多源数据协同分类效果优于单一数据源。全特征组合方案 5 较方案 1（仅使用 Sentinel-2 数据）OA 提升 10.18 个百分点，证明了时序特征参与树种识别的重要性，对提升树种分类结果的精度有一定的优势。

（3）结合特征重要性和优势树种的植被指数时序曲线的分析表明：有效区分香格里拉市优势树种的季节是秋季，其次为冬季。这也说明多时相时序特征在树种识别中具有关键作用。

本研究验证了多源数据协同并行混合特征优选策略精确识别树种的能力，系统揭示了香格里拉市优势树种的空间分布格局，也为大区域森林资源动态监测与生态系统保护提供了一定的参考价值。

参 考 文 献

[1] Rixen C, Wipf S, Rumpf S B, et al. Intraspecific trait variation in alpine plants relates to their elevational distribution[J]. Journal of Ecology, 2022, 110(4): 860−875.

[2] 钟浩, 刘浩然, 林文树. 激光雷达和高光谱遥感技术在树种识别中的应用 [J]. 世界林业研究, 2021, 34(4): 41−45.
Zhong H, Liu H R, Lin W S. Application of Lidar and hyperspectral remote sensing technology to tree species identification[J]. World Forestry Research, 2021, 34(4): 41−45.

[3] 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. Classification of dominant tree species in Pu'er City by coupling multi-feature and multi-temporal remote sensing data [J]. Forest Engineering, 2024, 40(2): 117−126.

[4] 韩誉, 刘浩然, 林文树. 基于改进 YOLOv10 和无人机影像的树种识别 [J/OL]. 森林工程, 2025[2025−08−25]. https://link.cnki.net/urlid/23.1388.s.20250425.1736.006.
Han Y, Liu H R, Lin W S. Tree species identification using improved YOLOv10 and UAV imagery[J/OL]. Forest Engineering, 2025 [2025−08−11]. https://link.cnki.net/urlid/23.1388.s.20250425.1736.006.

[5] Belgiu M, Drăguţ L. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24−31.

[6] 黄翀, 张晨晨, 刘庆生, 等. 结合光学与雷达影像多特征的热带典型人工林树种精细识别 [J]. 林业科学, 2021, 57(7): 80−91.
Huang C, Zhang C C, Liu Q S, et al. Fine identification of tropical plantation tree species by combining multi-features from optical and radar images[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2021, 57(7): 80−91.

[7] Li Q, Hu B, Shang J, et al. Fusion approaches to individual tree species classification using multisource remote sensing data[J]. Forests, 2023, 14(7): 1392.

[8] Shang X, Chisholm L A. Classification of australian native forest species using hyperspectral remote sensing and machine-learning

classification algorithms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(6): 2481−2489.

[9] Johannes H, Barbara K. Exploring full-waveform LiDAR parameters for tree species classification[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2010, 13(1): 152−160.

[10] Shi Y, Skidmore K A, Wang T, et al. Tree species classification using plant functional traits from LiDAR and hyperspectral data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 73: 207−219.

[11] 宁晓刚, 常文涛, 王浩, 等. 联合 GEE 与多源遥感数据的黑龙江流域沼泽湿地信息提取 [J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 386−396.
Ning X G, Chang W T, Wang H, et al. Marsh wetland information extraction in Heilongjiang River Basin by combining GEE and multi-source remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(2): 386−396.

[12] 林小棋, 任超, 李毅, 等. 基于 ReliefF-RFE 特征优选的桉树人工林提取 [J]. 测绘科学, 2023, 48(10): 107−115.
Lin X Q, Ren C, Li Y, et al. Extraction of eucalyptus plantations based on ReliefF-RFE feature selection [J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(10): 107−115.

[13] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5−32.

[14] Wang M, Li M, Wang W, 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.

[15] 陈伟, 马秀, 傅宇, 等. 基于时序 Sentinel-2 影像与激光雷达数据的黄山区森林分类 [J]. 中南林业科技大学学报, 2025, 45(2): 34−43.
Chen W, Ma X, Fu Y , et al. Forest classification in Huangshan District based on time series Sentinel-2 image and Lidar data [J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2025, 45(2): 34−43.

[16] Wang M, Zheng Y, Huang C, et al. Assessing Landsat-8 and Sentinel-2 spectral-temporal features for mapping tree species of northern plantation forests in Heilongjiang Province, China[J]. Forest Ecosystems, 2022, 9(3): 100032.

[17] 高雨珊, 彭道黎, 张楠, 等. 耦合时序特征的林分类型遥感识别 [J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(1): 68−81.
Gao Y S, Peng D L, Zhang N, et al. Remote sensing classification of stand type coupled with time series features[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(1): 68−81.

[18] 方攀飞, 王雷光, 徐伟恒, 等. 云南香格里拉地区森林优势树种决策融合分类 [J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 638−650.
Fang P F, Wang L G, Xu W H, et al. Decision fusion classification of dominant tree species in Shangri-La region, Yunnan [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 638−650.

[19] 王洁. 基于多时序特征 Sentinel 数据的南方丘陵区树种识别研究 [D]. 赣州: 江西理工大学, 2024.
Wang J. Tree species identification in southern hilly regions using multi-temporal Sentinel data[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2024.

[20] 陈红艳, 赵庚星, 陈敬春, 等. 基于改进植被指数的黄河口区盐渍土盐分遥感反演 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 107−114.
Chen H Y, Zhao G X, Chen J C, et al. Remote sensing inversion of saline soil salinity based on modified vegetation index in estuary area of Yellow River[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 107−114.

[21] Dong J, Xiao X, Sheldon S, et al. A comparison of forest cover maps in Mainland Southeast Asia from multiple sources: PALSAR, MERIS, MODIS and FRA[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 127: 60−73.

[22] 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.
Liu L, Zhang J L, Han X L, et al. Dominant tree species identification using GEE and Sentinel time-series imagery[J]. Forest Engineering, 2023, 39(1): 63−72.

[23] 岳彩荣. 香格里拉县森林生物量遥感估测研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2012.
Yue C R. Remote sensing estimation of forest biomass in Shangri-La County [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2012.

[24] 谢婕, 张涛, 朱长明, 等. 基于 Sentinel-2A 时序谐波分析的山区林草资源遥感自动分类 [J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(5): 38−42.
Xie J, Zhang T, Zhu C M, et al. Remote sensing automatic classification of mountain vegetation resources based on Sentinel-2A time-series harmonic analysis[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(5): 38−42.

[25] Cai Y, Guan K, Peng J, et al. A high-performance and in-season classification system of field-level crop types using time-series Landsat data and a machine learning approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 35−47.

[26] 王宁, 田家, 田庆久. 基于 MODIS 日地表反射率产品的长时序日分辨率 EVI 重建方法 [J]. 遥感学报, 2024, 28(4): 969−980.
Wang N, Tian J, Tian Q J. A method for reconstructing long-term daily resolution EVIs based on MODIS daily surface reflectance products[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(4): 969−980.

[27] Bruzzone L, Roli F. An extension of the Jeffreys-Matusita distance to multiclass cases for feature selection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(6): 1318−1321.

[28] 杨城. 基于多源遥感数据和植被物候特征的优势树种分类研究 [D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2023.
Yang C. Classification of dominant tree species based on multi-source remote sensing data and vegetation phenology characteristics [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2023.

[29] 李冰, 卢小平, 李新社, 等. 特征优选的 GF-2 影像湿地地表覆盖要素提取 [J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(9): 49−52.
Li B, Lu X P, Li X S, et al. Wetland surface cover extraction from GF-2 imagery based on feature optimization[J]. Geomatics and

Spatial Information Technology, 2018, 41(9): 49−52.

[30] 何金宝, 孔繁鹏, 裴艳东, 等. 基于递归特征消除与贝叶斯优化的盐碱地信息遥感提取模型研究 [J/OL]. 水文地质工程地质, 2025 [2025−08−11]. https://link.cnki.net/urlid/11.2202.P.20250429.1819.002.

He J B, Kong F P, Pei Y D, et al. Remote sensing extraction model of saline-alkali land information based on recursive feature elimination and Bayesian optimization[J/OL]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2025[2025−08−11]. https://link.cnki.net/urlid/11.2202.P.20250429.1819.002.

[31] Tan H, Kou W, Xu W, et al. Enhancing aboveground biomass estimation in rubber plantations using UAV multispectral data for satellite upscaling[J]. Remote Sensing, 2025, 17(17): 2955−2955.

[32] 李斌, 李崇贵, 李煜. 基于 Sentinel-2 数据的塞罕坝机械林场落叶松人工林提取 [J]. 林业资源管理, 2021(2): 117−123.

Li B, Li C G, Li Y. Extraction of larch plantations in Saihanba Mechanical Forest Farm based on Sentinel-2 data[J]. Forest Resources Management, 2021(2): 117−123.

[33] 熊皓丽, 周小成, 汪小钦, 等. 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 [J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(7): 1325−1337.

Xiong H L, Zhou X C, Wang X Q, et al. Mapping the spatial distribution of tea plantations with 10 m resolution in Fujian Province using Google Earth Engine[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(7): 1325−1337.

[34] Xia L, Tan H, Zhang J, et al. Remote sensing and machine learning uncover dominant drivers of carbon sink dynamics in subtropical mountain ecosystems[J]. Remote Sensing, 2025, 17(16): 2843−2853.

[35] Li Y , Matgen P , Chini M. Extraction of built-up areas using Sentinel-1 and Sentinel-2 data with automated training data sampling and label noise robust cross-fusion neural networks[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 139: 104524.

[36] 滕晨凯, 张加龙, 陈朝情, 等. 基于 Landsat 时间序列影像和 AHTC 算法的高山松地上生物量估测 [J]. 中南林业科技大学学报, 2024, 44(2): 41−52.

Teng C K, Zhang J L, Chen C Q, et al. Above-ground biomass estimation of *Pinus densata* based on Landsattime series images and AHTC algorithm[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2024, 44(2): 41−52.

[37] 李媛, 彭玉玲, 彭浩纳, 等. 基于 InVSET-Ridge Regression-PLUS 模型的云贵高原碳储量时空演变及多情景预测 [J/OL]. 环境科学, 2025 [2025−08−11]. https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202501105.

Li Y, Peng Y L, Peng H N, et al. Spatiotemporal evolution and multi-scenario prediction of carbon storage in Yunnan-Guizhou Plateau based on InVSET-Ridge Regression-PLUS model[J/OL]. Environmental Science, 2025[2025−08−11]. https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202501105.

[38] 廖文梅, 蒋丽雯, 郑希贤, 等. 中国集体林主要分布区天然林停伐政策对森林碳汇和农村居民收入的影响 [J]. 自然资源学报, 2025, 40(5): 1275−1293.

Liao W M, Jiang L W, Zheng X X, et al. Impacts of natural forest logging ban policiy on forest carbon sink capacity and rural residents' income in major distribution areas of collective forests in China[J]. Journal of Natural Resources, 2025, 40(5): 1275−1293.

[39] 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.

[40] Ressl R A, Colditz R R. Time series analysis of satellite remote sensing data for monitoring vegetation and landscape dynamics of the dried sea bottom adjacent to the Lower Amu Darya Delta[M]. Berlin: Springer, 2013: 253−272.

[41] 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, 2020, 40(5): 115−125.

（责任编辑 吴 娟
责任编委 张会儒）