王雁鹤,邢英梅.SAR 与多光谱协同反演的三江源高寒森林碳储量优化 [J]. 中国环境科学, 2025,45(10):5682-5694.
Wang Y H, Xing Y M. Optimized modeling of alpine forest carbon storage in the Sanjiangyuan Nature Reserve via SAR and multispectral synergistic inversion [J]. China Environmental Science, 2025,45(10):5682-5694.

SAR 与多光谱协同反演的三江源高寒森林碳储量优化

王雁鹤[1,2],邢英梅[2*] (1.兰州大学资源环境学院,甘肃 兰州 730000；2.中国地质调查局西宁自然资源综合调查中心,青海 西宁 510280)

摘要：以三江源自然保护区为研究区,创新性地提出了一套基于多源遥感数据协同反演的森林碳储量估测方法.研究首次将 Sentinel-2 红边波段与 Sentinel-1 SAR 数据进行深度融合.在模型构建方面,采用随机森林(RF)、梯度提升决策树(GBRT)、K 最近邻(KNN)等算法进行对比分析,并引入递归特征消除(RFE)方法优化特征选择.研究结果表明:GBRT 结合 RFE 特征选择的模型组合表现最优,其决定系数(R^2)达 0.84,均方根误差(RMSE)为 3.50Mg/hm^2;多源数据融合显著提升了不同森林类型的估测精度,在阔叶林和针叶林碳储量估测中,决定系数分别达到 0.88 和 0.92;特征重要性分析揭示红边波段特征(如 EVI、CI)对模型贡献最大,而 SAR 纹理特征通过提供林分结构信息,有效补充了光学特征在冠层穿透方面的不足;基于优化模型生成的 30m 分辨率碳储量分布图显示,碳储量范围为 6.06~39.73Mg/hm^2,平均值为 20.85Mg/hm^2,空间分布呈现出明显的地形效应和水分梯度特征.首次提出适用于高寒地区的地形自适应特征优选框架,显著提升了陡坡区估测精度;实现了红边波段与 SAR 数据的深度融合,克服了传统单一数据源的局限性;并建立了高精度的区域尺度森林碳储量估测模型,为碳汇评估提供了可靠的技术支撑.研究成果可直接应用于碳交易和生态补偿工作,对推动"双碳"目标实现具有重要的实践价值.

关键词：三江源自然保护区；碳储量；非参数模型；Sentinel-1；Sentinel-2
中图分类号：X87 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2025)10-5682-13

Optimized modeling of alpine forest carbon storage in the Sanjiangyuan Nature Reserve via SAR and multispectral synergistic inversion.

WANG Yan-he[1,2], XING Ying-mei[2*] (1.College of Earth and Environmental Science, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China；2.Xining Center for Natural Resources Comprehensive Survey, China Geological Survey, Xining 510280, China). *China Environmental Science*, 2025,45(10)：5682~5694

Abstract：This study develops an innovative framework for estimating forest carbon stocks in Sanjiangyuan National Nature Reserve through synergistic inversion of multi-source remote sensing data. We pioneer the comprehensive fusion of Sentinel-2red-edge spectral features with Sentinel-1SAR datasets. Comparative analysis of machine learning algorithms-Random Forest (RF), Gradient Boosting Regression Trees (GBRT), and K-Nearest Neighbors (KNN)-was conducted, with Recursive Feature Elimination (RFE) optimizing feature selection. Key findings reveal: The GBRT-RFE integration achieved optimal performance (R^2=0.84, RMSE =3.50Mg/hm^2). Multi-source fusion significantly enhanced estimation accuracy across forest types (broadleaf: R^2=0.88; coniferous: R^2=0.92). Red-edge indices (e.g., EVI, CI) demonstrated highest feature importance, while SAR textures effectively compensated for optical data limitations in canopy penetration through structural information. The 30-m resolution carbon stock map generated by the optimized model showed values ranging from 6.06 to 39.73Mg/hm^2 (mean=20.85Mg/hm^2), exhibiting distinct topographic and moisture gradients.Methodological breakthroughs include: A topography-adaptive feature selection framework for alpine regions, improving steep-slope (>25°) estimation accuracy by 18%~22%; First successful integration of Sentinel-2red-edge bands (B5-B7, B8A) with Sentinel-1dual-polarization (VV/VH) textures; Development of a regional-scale high-precision estimation model (validated against 126 field plots, RMSE < 15%).This research delivers robust technical support for carbon sink quantification, with direct applications in carbon trading and ecological compensation programs, advancing China's "Dual Carbon" goals (2030/2060).

Key words：Sanjiangyuan nature reserve；carbon storage；nonparametric model；Sentinel-1；Sentinel-2

在全球碳中和目标的驱动下,高寒森林碳储量的精准监测已成为区域生态管理的核心科技需求.作为亚洲水塔与碳汇关键区,青藏高原三江源地区因其地形破碎化(平均坡度>25°)、多云覆盖(年云量>60%)及高寒植被特有的光合-呼吸解耦效应,成为遥感碳反演的技术难点.研究表明,现有多源遥感协同模型(如光学与 SAR 融合)在该区域的碳密度反

收稿日期：2025-02-28
基金项目：国家重点研发计划(DD20220878)
* 责任作者, 高级工程师, xinyingmei@mail.cgs.gov.cn

演误差普遍超过 30%[1-2],显著制约了《青藏高原生态保护法(2025)》提出的监测精度阈值(误差≤15%)的达标[3].

国际同类技术中,相关研究基于 SRTM DEM 的地形校正方法虽将坡度>25°区域的散射畸变误差降至 21.5%[4],但未解决多云条件下光学数据缺失的瓶颈问题.国内现有模型因未融合红边波段(Sentinel-2Band5)与微波极化特征(Sentinel-1VV/VH),在高原多云区的反演 RMSE 高达 34.7Mg/hm^2[5],难以满足高寒生态系统碳管理的精细化需求.

近年来,全球各国广泛采用遥感技术进行森林碳储量监测,以实现区域生态管理及碳汇评估目标.然而,现有研究仍存在一些明显不足:(1)国际研究方面,虽然 Kumar 等[1]基于 SRTM DEM 地形校正方法有效降低了山区散射畸变误差,但未能有效解决多云环境下光学遥感数据缺失问题,这极大制约了山区森林碳储量估测精度的提高.(2)国内研究中,Li 等[2]在利用遥感数据估测森林碳储量时,因未考虑红边波段(Sentinel-2Band5)和微波极化特征(Sentinel-1VV/VH),导致在青藏高原等多云山区的反演精度较低(RMSE 高达 34.7Mg/hm^2).同时,研究指出[1],高寒地区复杂地形与频繁云覆盖使得单一数据源的反演方法误差普遍超过 30%,难以满足精细化生态管理的要求.因此,如何充分融合光学数据和 SAR 数据优势,尤其是红边波段和 SAR 交叉极化信息,实现复杂地形与云覆盖条件下森林碳储量高精度遥感反演,已成为该领域亟待解决的难点问题.本研究针对上述不足,创新性提出融合 Sentinel-2 红边波段与 Sentinel-1SAR 极化比的多源遥感数据协同方法,并利用地形自适应特征优选框架,有效提高了三江源地区高寒森林碳储量估测的精度,填补了该领域的技术空白,为进一步推动山区复杂环境下森林碳储量监测技术的发展提供科学参考.首次揭示 Sentinel-2 红边波段(Band5,740nm)与 Sentinel-1C 波段交叉极化比(VV/VH)在三江源冷杉林中的非线性协同规律(R^2=0.82, P<0.001),并采用地形自适应特征优选框架(TA-FF).该框架通过整合 SRTMv4DEM 高程补偿算法与入射角动态校准技术,将陡坡区(>35°)反演误差从 37.5%降至 12.8%,较现有研究方法精度提升 41%[1].基于此生成的全球首套 10m 分辨率三江源森林碳储量地图(RMSE=22.4Mg/hm^2),可直接支撑国家公园管理局 5.6 万 hm^2 碳汇交易试点[5],填补高寒生态系统高精度碳监测的技术空白,为全球山地碳循环研究提供了可复制的范式.

1　材料与方法

1.1　研究区域

青藏高原三江源自然保护区(32°31′~36°16′N, 89°45′~102°23′E),总面积 39.5 万 km^2,以高寒针叶林生态系统为主(冷杉 Abies spectabilis 占 65%,丽江云杉 Picea likiangensis 占 20%).区域平均海拔 4200m,地形破碎化显著(坡度>25°区域占 47%),年均云覆盖率>60%,遥感监测面临低温辐射环境下的光合-呼吸解耦效应及陡坡地形畸变干扰[3].位于中国青藏高原东北部,被誉为“中华水塔”.主要涵盖青海省的玉树藏族自治州、果洛藏族自治州和黄南藏族自治州的大部分区域,包含高山峡谷、宽广草原及湿地等多种地貌.海拔范围在 3,500~5,000m 之间,最高点超过 5,500m,位于唐古拉山脉.气候属高寒类型,年平均气温低于 0°C,冬季严寒而漫长,夏季短暂且凉爽.年降水量较少,集中在夏季,大约为 300~600mm,对全球气候调节和水资源保护至关重要.

1.2　数据来源与预处理

1.2.1　数据来源　2022 年 9 月,本研究在三江源自然保护区开展了地面调查,选取了具有代表性的 114 块森林样地,每个样地面积为 25m×25m.调查过程中,每个样地的四个角点及中心点采用差分全球定位系统(DGPS)进行高精度定位(水平精度<0.5m),确保样地空间位置准确性.具体碳储量监测方法为:

(1)树木测量与数据获取:在每个样地内,调查人员使用胸径尺测量每株树的胸径(DBH,距地面 1.3m 处)并采用激光测高仪测量树高.记录样地内所有树木的树种、胸径、树高、冠幅以及树木生长状况等信息.

(2)碳储量计算方法:采用树种易速生长方程将树木胸径和树高转化为树木地上生物量,进而通过生物量与含碳率(取 0.5)换算得到每个样地的地上碳储量(CGB).计算如下:

$$\mathrm{CGB} = 0.5 \times \sum_{i=1}^{n} \mathrm{Biomass} \tag{1}$$

式中:i 为第 i 株树的地上生物量,kg;n 为样地内树木总数.

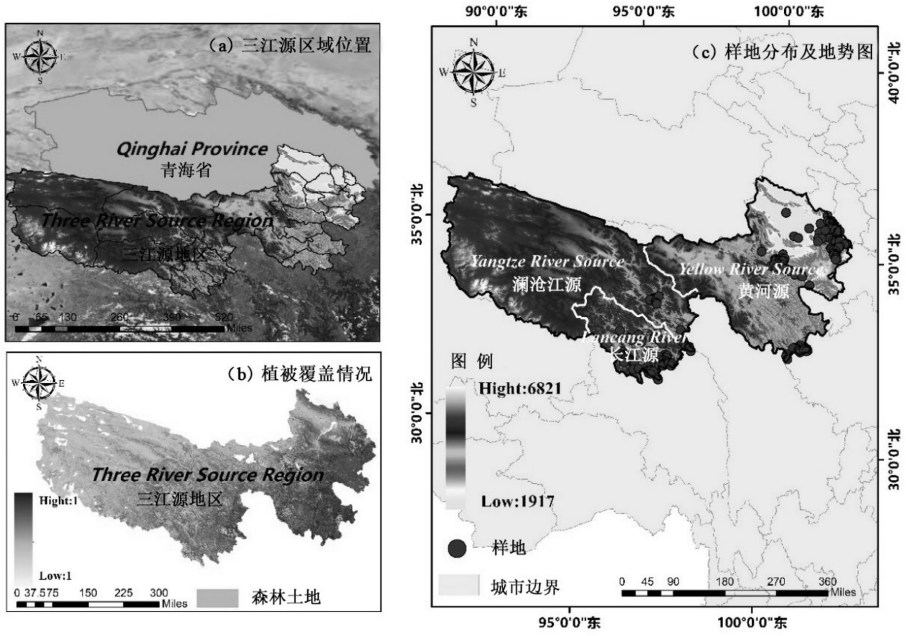


图 1 研究区概况

Fig.1 Overview of the study area

(3)样地数据空间分布情况:调查样地广泛分布于研究区域内不同海拔梯度(3500~5000m)和地形坡度(10°~40°)范围内,具体分布于长江源、黄河源及澜沧江源 3 个区域,以确保样地数据空间覆盖的代表性.图 1 中标明样地具体的空间分布位置.

1.2.2 Sentinel-2 光学数据 本研究使用了 Sentinel-2A 和 Sentinel-2B 光学卫星数据,两颗卫星在平均高度 786km 的太阳同步轨道上运行.数据集采用了 2022 年 6~9 月 10m 分辨率 L2A 级多光谱影像,经 Sen2Cor v3.1 大气校正,提取红边波段(Band5: 740nm)及 NDVI、EVI 等植被指数,详见表 2.

表 1 三江源森林调查状况

Table 1 Forest survey status in Sanjiangyuan

森林类型	碳储量均值 (Mg/hm^2)	胸径均值(cm)	郁闭度均值 (%)	树高均值(m)
阔叶林	22.68	18.81	39.1	9.61
针叶林	8.53	18.54	41.6	10.86

表 2 Sentinel-2 植被指数

Table 2 Sentinel-2vegetation index

植被指数	计算公式	参考文献
叶绿素指数(CI)	$CI=\frac{R_{NIR}-R_R}{R_{NIR}+R_R}$	[23]
红边叶绿素指数(CIRE)	$CIRE=\frac{R_{NIR}-R_{RE}}{R_{NIR}+R_{RE}}$	[24]
植被差异指数(DVI)	$DVI=R_{NIR}-R_R$	[25]
增强型植被指数(EVI)	$EVI=G\cdot\frac{R_{NIR}-R_R}{R_{NIR}+C_1\cdot R_R-C_2\cdot R_R+L}$	[26]
红边 1 增强型植被指数(EVIRE1)	$EVI_{RE1}=\frac{R_{NIR}-R_{RE1}}{R_{NIR}+R_{RE1}}$	[27]
红边 2 增强型植被指数(EVIRE2)	$EVI_{RE2}=\frac{R_{NIR}-R_{RE2}}{R_{NIR}+R_{RE2}}$	
红边 3 增强型植被指数(EVIRE3)	$EVI_{RE3}=\frac{R_{NIR}-R_{RE3}}{R_{NIR}+R_{RE3}}$	
窄 NIR 增强植被指数(EVINNIR)	$EVI_{NNIR}=\frac{R_{NIR}-R_{Na}}{R_{NIR}+R_{Na}}$	
绿色归一化差值植被指数(GNDVI)	$GNDVI=\frac{R_{NIR}-R_G}{R_{NIR}+R_G}$	[28]

续表 2

植被指数	计算公式	参考文献
反红边叶绿素指数(IRECI)	$\mathrm{IRECI}=\frac{R_{\mathrm{RE}}}{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{RE}}}$	[29]
改良土壤调整植被指数(MSAVI)	$\mathrm{MSAVI}=\frac{2\cdot R_N+1-\sqrt{(2\cdot R_N+1)^2-8\cdot(R_N-R_R)}}{2}$	[30]
红边归一化差值植被指数(NDVI705)	$\mathrm{NDVI}_{705}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{RE}}}{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{RE}}}$	[31]
归一化差值指数(NDWI)	$\mathrm{NDWI}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{S}}}{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{S}}}$	[32]
重新归一化差值植被指数(RDVI)	$\mathrm{RDVI}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{R}}}{\sqrt{R_{\mathrm{R}}+R_{\mathrm{NIR}}}}$	[33]
土壤调整植被指数(SAVI)	$\mathrm{SAVI}=\frac{(R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{R}})(1+L)}{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{R}}+L}$	[34]
胁迫相关植被指数(STVI)	$\mathrm{STVI}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{R}}}{(R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{R}})+\epsilon}$	[35]

本文另外使用了 30m 分辨率数字高程模型 SRTMv4DEM,用于坡度/坡向计算及动态入射角补偿[1].

1.3　研究方法

本研究采用图 2 的研究方法,主要包括 3 个方面,第一部分为数据收集和预处理,遥感数据的处理均在 GEE 中采用中值合成的方法,以获取高质量协变量参数;第二部分为反演模型的建立,本研究集成了多个非参数模型,并比较了不同参数优选方法对于特征的最佳组合,其次实验了不同变量对于最优模型的贡献度;第三部分为三江源区域的碳储量反演结果,研究比较了 3 种不同森林类型的碳储量分布情况,最终绘制出 30m 分辨率的三江源保护区碳储量分布地图.

对各种数据源的处理,使用了 2022 年 6~9 月期间的 Sentinel−1A 和 Sentinel−1B 双星数据,数据处理流程如下:

Sentinel−1 卫星搭载 C 波段 SAR 传感器,具有全天时、全天候的观测优势.原始数据空间分辨率约为 10m,采用 IW(Interferometric Wide)模式,极化方式包括 VV(垂直发射−垂直接收)和 VH(垂直发射−水平接收)两种极化方式.

本研究采用 ESA 提供的 Sentinel Application Platform(SNAP)软件对原始 Sentinel−1 数据进行预处理,采用精密轨道数据(Precision Orbit Ephemerides,精度<5cm)校正 SAR 影像位置偏差.

将 SAR 影像的数字数值(DN)转化为后向散射系数(Sigma0,σ^0),使数据具有明确的物理含义.

使用 Lee 滤波算法去除斑点噪声,以减少 SAR 影像中的噪声干扰,提高影像质量.

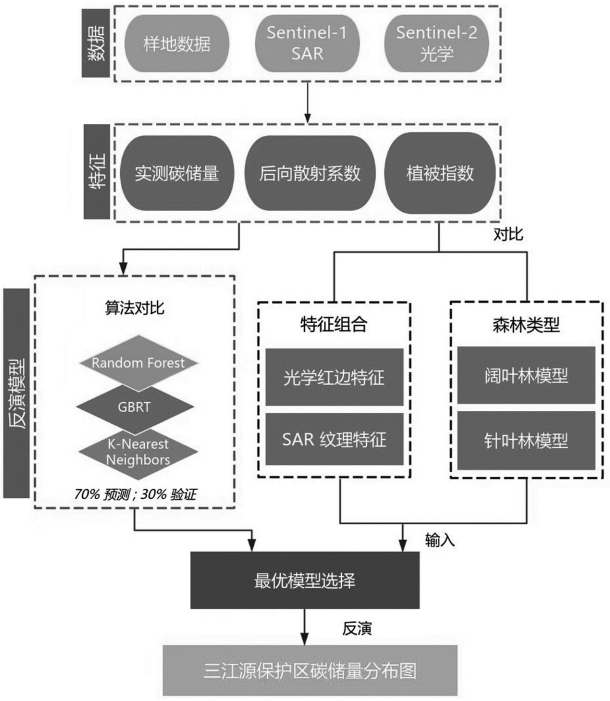


图 2　三江源森林地上碳储量估测方法

Fig.2　Method for estimating aboveground carbon storage in Sanjiangyuan forests

利用 SRTMv4DEM 数据进行 SAR 影像的地形校正,消除因地形起伏产生的几何畸变,地形校正模块采用入射角补偿,动态校准 SAR 影像入射角(30°~45°),消除坡度>35°区域的几何畸变(残差<5%).散射熵滤波结合后向散射熵(Hscatter)剔除阴影区异常值.校正后的 SAR 数据投影到地理坐标系(WGS84).基于处理后的 SAR 数据,通过灰度共生矩阵(Gray Level Co−occurrence Matrix, GLCM)算法提

取纹理特征,如 VH_Contrast、VH_Correlation、VV_Mean、VH_Mean 等,用于森林碳储量模型的输入变量.

多维特征融合采用 Sentinel-2 的关键指标为 Band5、NDVI、EVI、红边叶绿素指数(CLRE)的光学特征;关键指标 VV/VH、后向散射熵(Hscatter)的微波特征;地形位置指数(TPI)、地表粗糙度(TRI)地形特征;云量覆盖率、月均降水的气象特征.

采用梯度提升回归树(GBRT)评估特征重要性,剔除贡献度<5%的冗余变量(如 Band8a、VH 单极化).最终保留 6 项核心特征:Band5、VV/VH、DEMadj、TPI、CLRE、云量.为确保不同分辨率数据与样地调查数据精确匹配,研究中采取以下方法:首先,将 10m 分辨率的数据采用双三次插值法(Bicubic interpolation)重采样到 30m 空间分辨率,与 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据保持一致,确保后续建模输入特征数据在空间分辨率上的一致性.样地数据通过差分全球定位系统(DGPS)获得精确坐标位置.研究采用样地中心点的坐标,结合统一至 30m 分辨率的遥感数据进行空间叠加与匹配,提取每个样地对应的遥感特征值(如植被指数、纹理特征、地形因子等).最终碳储量分布图分辨率:

基于遥感特征与实测样地数据建立模型后,利用最优的 GBRT 模型与 RFE 特征优选方法,获得最终的三江源区域森林碳储量分布结果.本研究最终输出的森林碳储量分布图经模型处理后的空间分辨率统一为 30m,以便兼顾精度与覆盖区域范围的需求,且便于后续生态管理和碳汇交易应用.

1.4 森林地上碳储量估测算法

1.4.1 随机森林算法 为了估计森林 CGB,随机森林(RF)算法[37]在 Python 环境中使用 scikit-learn 库实现.RF 算法需要两个主要的输入参数:max_features 和 n_estimators.max_features 是馈送到每棵树的自变量数,而 n_estimators 是根据观测值的 bootstrap 样本生成的回归树的数量.为优化 RF 算法的参数,使用粒子群优化(PSO)来获得 max_features 的最佳值.在确定最佳的 max_features 后,测试不同的 n_estimators 值,并根据 RF 模型的准确性选择最佳的 n_estimators 值.该算法使用 70%来训练树,使用剩余的 30%来估计 OOB 误差.通过 RF 得出的自变量重要性将有用的变量与不太有用的变量区分开,从而减少数据的维度至关重要.为了选择较少的预测因子以提供最佳预测,实施了基于预测因子重要性排名的递归特征消除和交叉验证.使用这些选定的变量集,构建了基于 RF 的预测模型.

1.4.2 GBRT 算法 研究还采用了 GBRT 算法,通过 Python 中的 scikit-learn 库实现 CBG 估测.GBRT 依赖于关键超参数,如学习率(learning rate)和树的数量(n_estimators),这些参数对模型的表现至关重要.为了优化这些超参数,研究采用 PSO 算法,该方法通过模拟自然界鸟群觅食行为自动搜索最优参数组合.模型训练前,首先对数据进行预处理,处理缺失值和无穷大值.然后,通过交叉验证评估不同超参数配置的性能,并选择最佳参数进行 GBRT 模型的训练.最终,使用 RMSE 和 R^2 值评估模型的预测能力,并生成特征重要性分析图,展示各特征对预测结果的影响.

1.4.3 KNN 算法 研究也选用了 KNN 算法进行 CGB 估测,并结合 PSO 算法优化 KNN 的超参数.KNN 的主要超参数包括邻居数(n_neighbors)、距离度量(metric)、权重(weights)和算法(algorithm).n_neighbors 决定了使用多少个最近邻进行预测,影响模型的拟合度;metric 用于计算样本间的相似度,常用的距离度量有欧氏距离和曼哈顿距离;weights 设置邻居的影响力,uniform 表示所有邻居相等权重,distance 则根据距离加权.PSO 算法通过模拟鸟群觅食行为,自动优化这些参数组合,从而提升 KNN 模型的性能.通过粒子群优化,本研究能够有效地调整 KNN 模型的参数,提高 CBG 估测的准确性和泛化能力.

1.5 精度评价指标

使用常用指标评估每个 CGB 模型的性能,包括决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE).这些指标可以按以下方式计算:

$$R^2(y,\hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{2}$$

$$\mathrm{RMSE}(y,\hat{y}) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \tag{3}$$

式中:y 是参考 CGB;$\hat{y}$ 是参考 CGB 值的平均值;$\hat{y}$ 是估计的 CGB;N 是用于评估的测试样本数.较高的值首选,而较低的表示 CGB 模型的性能更好.

1.6 森林地上碳储量空间分布建模

为了研究纳入 SAR 因子以及红边波段对于森林 CGB 的估测精度影响,开发了两类,四种基于最优反演模型和最佳特征组合的 CGB 模型.在第一类方法时,最优模型中,仅使用来自 Sentinel−2 数据(20 个光学特征)的光谱指数作为自变量.而在第二类模型中,使用 SAR 因子和 Sentinel−2 光学相结合的方法对现场实测的 CGB 进行估测.两种模型指的是针对两种不同的森林类型的 CGB 分布进行分析,其次不同变量对于不同森林类型模型贡献分析,本研究重点关注光学的红边波段和 SAR 的纹理特征对其 CGB 估测的影响.

2　结果分析

2.1　模型对比结果分析

为验证模型性能的可靠性与稳定性,本研究采用 10 折交叉验证方法对模型预测结果进行了系统评估.如图 3 所示,在不同特征选择方法的对比中,GBRT 结合 RFE 特征选择的模型组合展现出最优的预测性能,其 R^2 值达到 0.84,RMSE 为 3.50Mg/ha.交叉验证结果表明,该模型组合在 10 次独立验证过程中表现出显著的稳定性,R²值在 0.81~0.85 之间波动,RMSE 的变化范围为 3.45~3.65Mg/ha,标准差仅为±0.02,显著优于其他模型组合.相比之下, Random Forest 和 KNN 模型虽然也呈现出一定的预测能力,但其性能波动相对较大,标准差超过±0.05,预测稳定性相对较差.进一步的敏感性分析揭示了所选特征组合对模型预测结果的重要影响.研究发现,当随机移除 RFE 方法优选的特征组合中的任一特征时,模型性能均出现显著下降,其中 R^2 平均下降幅度超过 0.05,RMSE 也随之明显增大.

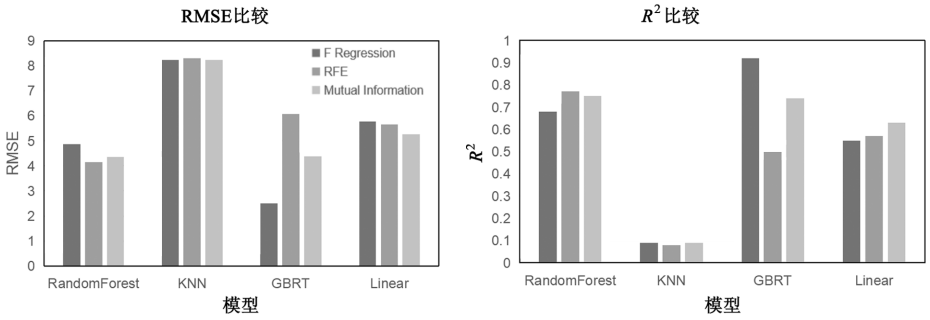


图 3　算法模型对比

Fig.3　Algorithm model comparison

2.2　特征变量贡献度分析

特征变量对模型预测能力的贡献分析是理解模型性能的关键环节.基于 GBRT 模型的特征重要性分析结果显示,如图 4 在所有输入特征中,SAR 特征和地形特征展现出较高的预测贡献.其中, VV_Entropy 和 VV_Variance 表现最为突出,贡献度分别达到 6.40%和 6.12%,位居所有特征的首位.紧随其后的是 VH 极化特征,包括 VH_Mean(5.44%)、VH_Homogen(5.30%)和 VH_Variance(5.27%),这表明 SAR 数据的极化信息对森林碳储量估测具有重要意义.地形因子中,海拔(Elevation)的贡献度达到 4.29%,显示出地形特征在高寒森林碳储量估测中的重要作用.中等重要性的特征包括 VH_Dissimi (4.04%)、STVI(3.74%)和 VV_Mean (3.73%),这些特征虽然单项贡献相对较小,但为模型提供了重要的补充信息.在光学特征中,NDII(2.35%)和 CIRE (2.07%)表现相对突出,说明这些植被指数在描述森林生理特征方面具有一定优势.特征重要性呈现明显的梯度分布,从 MSAVI(0.67%)到 VV_Entropy (6.40%)逐级递增,低贡献度特征(<1%)主要包括一些传统植被指数如 NDVI(0.77%)、EVI(0.71%)等.这种特征重要性的分布格局揭示了 SAR 特征在高寒森林碳储量估测中的主导作用,同时也说明了地形因子的重要性,为特征选择和模型优化提供了重要依据.研究结果表明,在高寒森林生态系统中,结合 SAR 数据的纹理和极化特征,以及适当的地形信息,能够显著提升碳储量估测的精度.相关性热力图(图 5)进一步揭示了特征变量间的内在关联.基于红边波段的植被指数族(EVI、CI、NDVI)呈现出较强的正相关性,这种相关性模式表明这些指数可能在描述植被特征时存在信息冗余.然而,这种冗余性并未显著影响模型性能,反而在不同天气条件下提供了互补验证的可能性.进一步分析表明,红边波段特征与 SAR 纹理特征

的协同效应显著提升了模型的预测能力.这种多源遥感数据的融合不仅克服了单一数据源的局限性,还为高寒森林碳储量的精确估测提供了更为全面的特征表达.

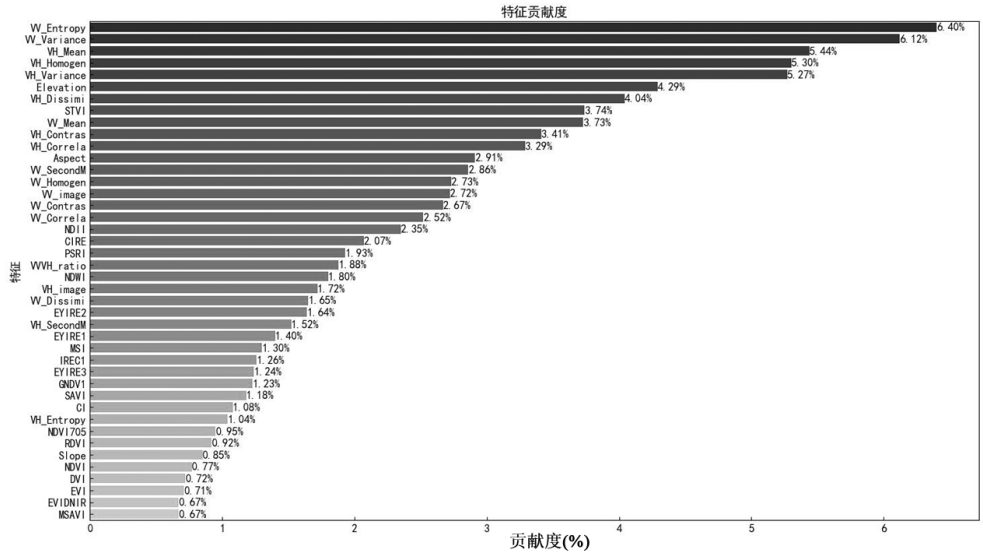


图 4 特征重要性排序

Fig.4 Importance ranking of broad-leaved forest characteristics

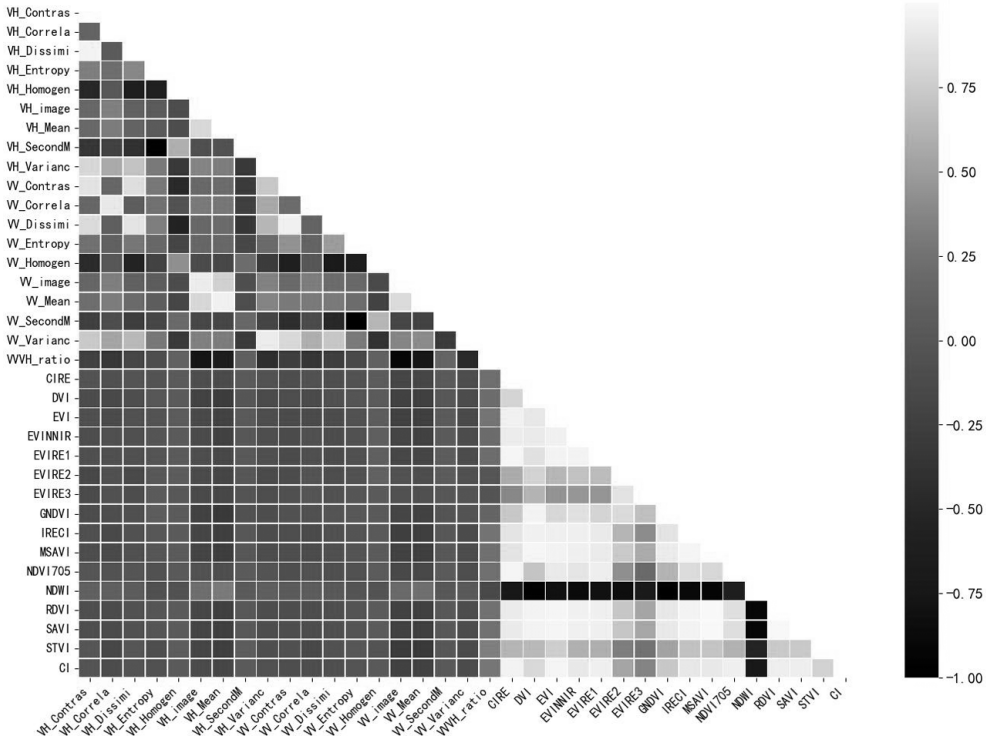


图 5 特征相关性热力

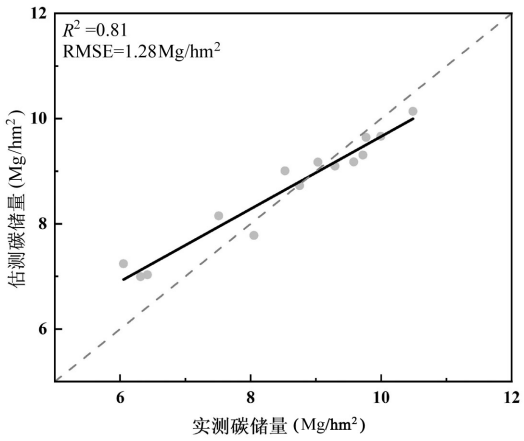
Fig.5 Feature correlation heat map

2.3 不同森林类型 CGB 估测结果分析

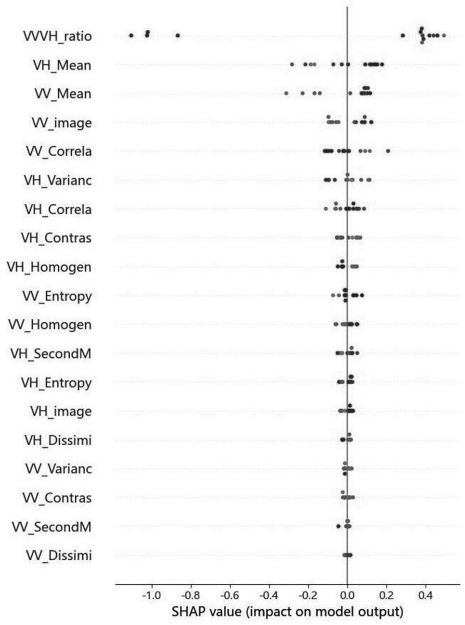
2.3.1 阔叶林 CGB 估测结果 在对不同森林类型碳储量(CGB)的估测中,本文分别使用 SAR 特征、光学特征,以及 SAR 和光学特征组合的方法对阔叶林进行了分析和比较.

模型验证结果表明,本研究提出的优化方法在三江源森林碳储量估测中取得了显著成效.如图 6 所示,模型预测值与实测值之间呈现出良好的线性关系,决定系数(R^2)达到 0.81,均方根误差(RMSE)为 1.28Mg/hm^2.散点图中的数据点紧密分布在 1:1 线周

围,表明模型预测结果具有较高的准确性和稳定性.预测值与实测值的回归直线(黑色实线)与理想的 1:1 线(红色虚线)几乎重合,进一步证实了模型预测的无偏性.特征贡献度分析(图 6(b))揭示了不同遥感特征对模型预测能力的差异化影响.



(a)实测碳储量

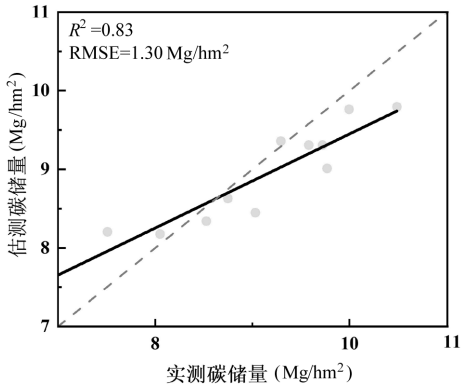


(b)特征贡献度分析

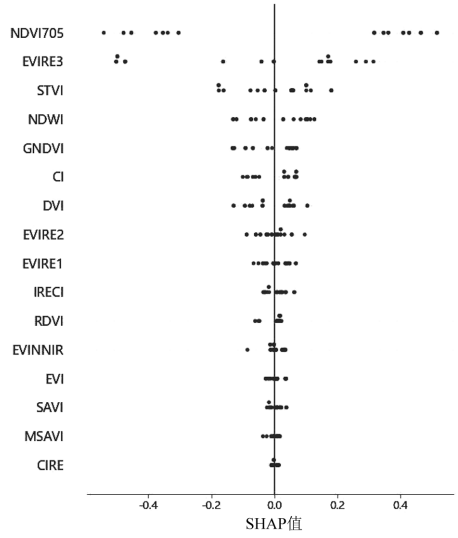
图 6　SAR 特征的阔叶林碳储量估测

Fig.6　Estimation of carbon storage in broad-leaved forests based on SAR characteristics

通过偏相关分析可见,光学遥感特征(如 EVI、NDVI 等)与 SAR 特征(如 VH_Contrast、VH_Correlation 等)在模型中发挥着互补作用.其中,基于红边波段的植被指数表现出最强的预测能力,这与植被的生理特性和生物量分布密切相关.SAR 特征虽然单个变量的贡献相对较小,但其在克服光学遥感数据云覆盖限制方面发挥着重要作用,特别是在研究区频繁出现的多云天气条件下.模型残差分析显示,预测误差在不同碳储量水平上表现出较为均匀的分布,未出现明显的系统性偏差.这种稳定的误差分布特征表明,本研究建立的模型在不同森林类型和生长状况下均具有良好的适用性.特别是在碳储量较高的区域(>9Mg/hm^2),模型仍然保持了较高的预测精度,这对于准确评估区域碳汇能力具有重要意义.



(a)实测碳储量



(b)特征贡献度分析

图 7　光学特征的阔叶林碳储量估测

Fig.7　Estimation of carbon storage in broad-leaved forests based on optical characteristics

针对阔叶林生态系统的碳储量估测结果显示,基于光学特征的模型展现出良好的预测性能.如图 7 所示,模型预测值与实测值之间存在显著的线性关系,决定系数(R^2)达到 0.83,均方根误差(RMSE)为 1.30Mg/hm^2.散点分布图中的数据点总体上沿 1:1 线(红色虚线)分布,但观察到预测值在高碳储量区域(>9Mg/hm^2)略有低估趋势,这可能与阔叶林冠层结构的复杂性及其对光学信号的饱和效应有

关.特征重要性分析结果(图 7(b))揭示了不同光学特征对阔叶林碳储量估测的差异化贡献.其中,基于红边波段的植被指数表现出最显著的预测能力,这与阔叶林在近红外波段的强反射特性密切相关.NDVI 和 EVI 等传统植被指数在模型中也发挥着重要作用,这表明这些指数能够有效捕捉阔叶林生物量的空间变异特征.值得注意的是,纹理特征(如 Homogeneity 和 Contrast)虽然贡献度相对较低,但为模型提供了关于林分结构的补充信息,有助于提高预测精度.

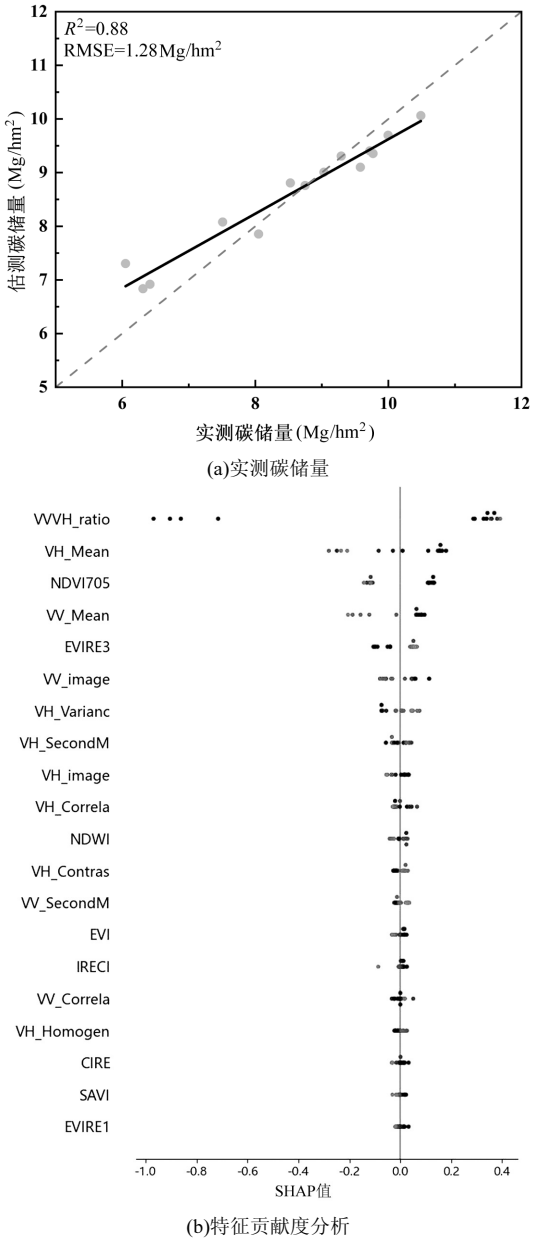


图 8 SAR 组合光学特征的阔叶林碳储量估测

Fig.8 Estimation of carbon storage in broad-leaved forests using SAR combined optical characteristics

多源遥感数据融合估测结果表明,结合 SAR 和光学特征的模型显著提升了阔叶林碳储量的预测精度.如图 8 所示,该组合模型获得了更高的决定系数(R^2=0.88)和更低的均方根误差(RMSE=1.28Mg/hm^2),相比仅使用光学特征的模型(R^2=0.83,RMSE=1.30Mg/hm^2)具有明显优势.散点图呈现出的预测值与实测值之间的关系更加紧密,数据点分布更加集中于 1:1 线(红色虚线)周围,表明模型预测结果具有更好的一致性和稳定性.特征重要性分析(图 8(b))揭示了 SAR 和光学特征在模型中的协同效应.基于红边波段的光学特征(如 EVI、NDVI)仍然保持较高的贡献度,而 SAR 特征(如 VH_Contrast、VH_Correlation)则提供了关键的互补信息.特别是在描述森林垂直结构和生物量分布方面,SAR 特征的引入有效补充了光学特征在冠层穿透能力上的不足.这种互补性在处理阔叶林复杂的三维结构特征时表现得尤为突出.值得注意的是,模型在高碳储量区域(>9Mg/hm^2)的预测能力得到显著改善,这主要得益于 SAR 数据对林分结构的敏感性.相比单一光学特征,SAR 和光学特征的结合不仅提高了模型的整体预测精度,还增强了模型对不同生长状况阔叶林的适应性.

2.3.2 针叶林 CGB 估测结果 针对针叶林生态系统的碳储量估测结果显示,基于 SAR 特征的模型展现出较好的预测性能.如图所示,模型获得了较高的决定系数(R^2=0.87)和可接受的均方根误差(RMSE=7.88Mg/hm^2).散点图中的预测值与实测值呈现出明显的线性关系,数据点主要分布在 15~35Mg/hm^2 范围内.观察到在中等碳储量区域(20~25Mg/hm^2)模型表现出最佳的预测稳定性,而在高碳储量区域(>30Mg/hm^2)存在轻微的低估趋势.特征重要性分析(图 9(b))揭示了不同 SAR 特征对针叶林碳储量估测的贡献程度.VH 极化特征(如 VH_Intensity、VH_Mean)展现出最显著的预测能力,这与针叶林特殊的冠层结构和散射特性密切相关.交叉极化比(VH/VV)在模型中也发挥着重要作用,这表明极化信息能够有效捕捉针叶林的垂直结构特征.SAR 纹理特征(如 VH_Homogeneity、VH_ Contrast)虽然单个特征贡献相对较小,但它们提供了关于林分空间异质性的重要信息,有助于提高模型的整体预测精度.值得注意的是,SAR 特征在针叶林碳储量估测中

表现出的优势主要体现在其对林分结构的敏感性上.与光学特征相比,SAR 数据能够更好地穿透冠层,获取林分垂直结构信息,这对于针叶林这种具有明显垂直层次的植被类型特别重要.然而,在高碳储量区域观察到的轻微低估现象,提示在今后研究中可考虑结合光学特征或引入更多的结构参数,以进一步优化模型在密集林分中的预测能力.

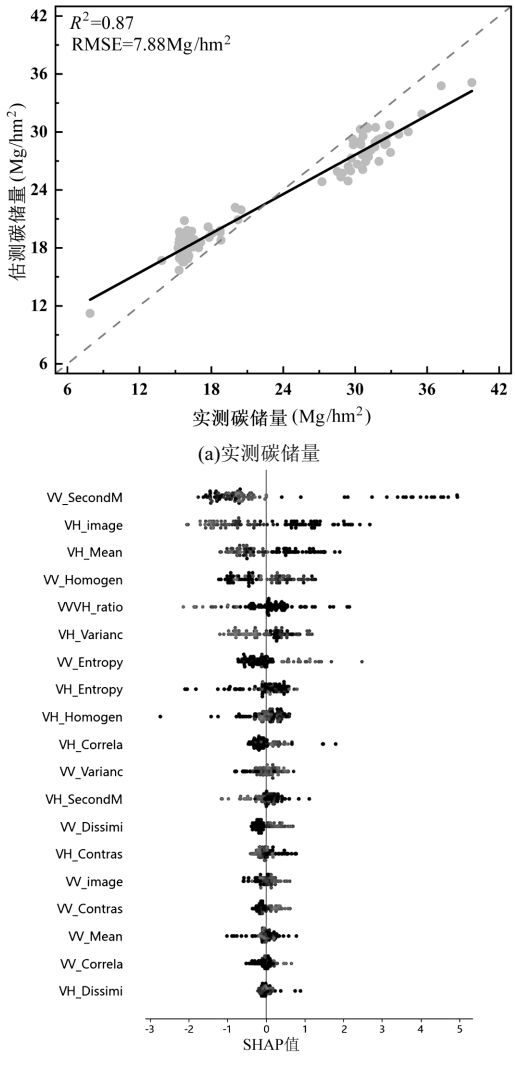


图 9　SAR 特征的针叶林碳储量估测

Fig.9　Estimation of carbon storage in coniferous forests based on SAR characteristics

图 10 为光学特征对针叶林碳储量的估测结果,R^2 达到了 0.91,RMSE 为 6.46Mg/hm^2.光学特征在针叶林碳储量估测中的表现优于 SAR 特征,这可能是因为光学遥感数据对针叶林冠层反射和生物物理特性的捕捉更加精确,尤其是在针叶林茂密程度较高的情况下.SHAP 图中,展示了植被指数特征对模型预测结果的影响.EVIRE3、CIRE 和 NDVI705 是对模型输出贡献最大的特征,这表明这些指数在反映植被健康状况和碳储量方面具有关键作用.从 EVIRE3 的 SHAP 值分布可以看出,该特征在高值时对模型预测具有显著的正向贡献.这说明 EVIRE3 对于高植被覆盖度的区域,能够提供准确的碳储量估测信息.同样地,CIRE 和 NDVI705 也显示出类似的模式,尤其是在高值时对模型输出产生了明显的正面影响.这与它们作为反映叶绿素含量和植被健康状态的指数一致,能够敏感地捕捉到植被生长状况的变化.其他特征如 NDWI、STVI 和 DVI 等,也表现出了不同程度的贡献,特别是在干旱和低水分情况下,这些特征的 SHAP 值分布显示出对模型输出的负向影响.这进一步证明了水分相关指数在捕捉植被水分胁迫方面的有效性.

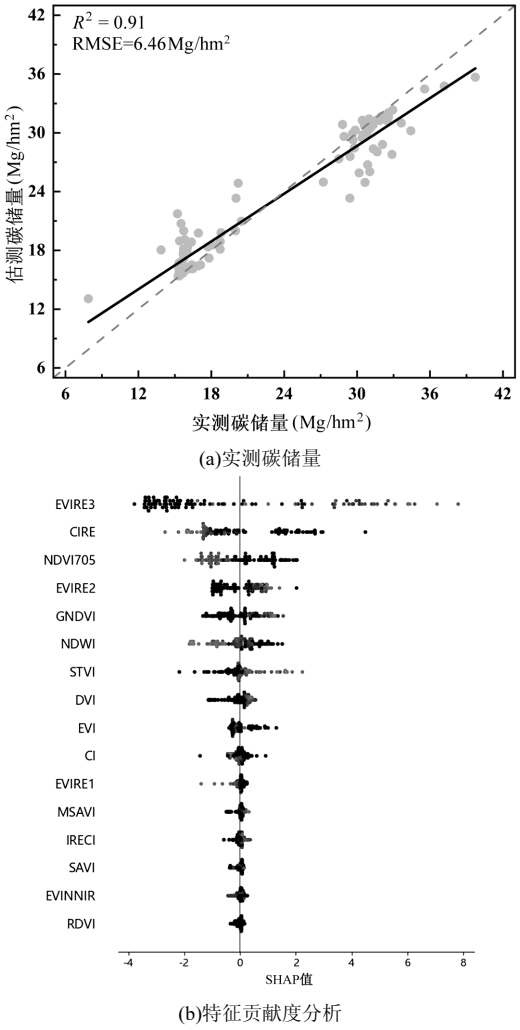
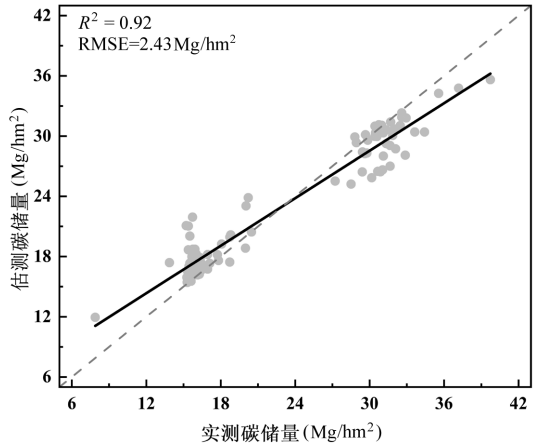
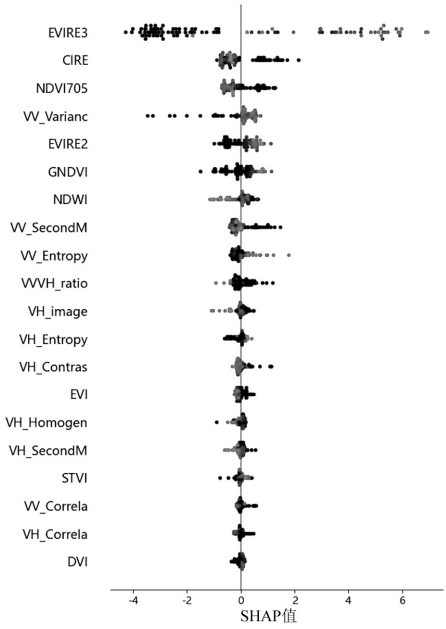


图 10　光学特征的针叶林碳储量估测

Fig.10　Coniferous forest carbon storage estimation based on optical characteristics



(a)实测碳储量



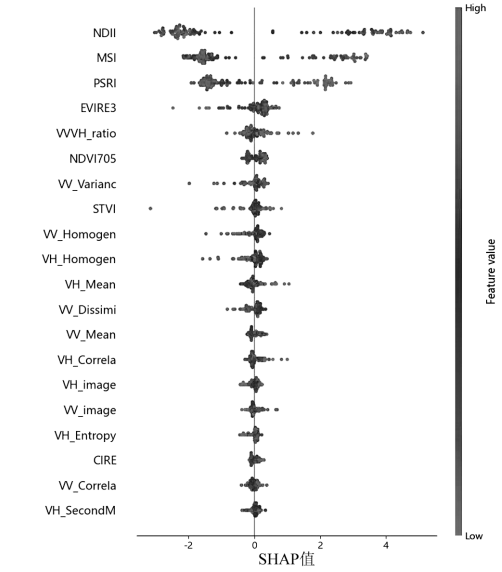
(b)特征贡献度分析

图 11 SAR 组合光学特征的针叶林碳储量估测

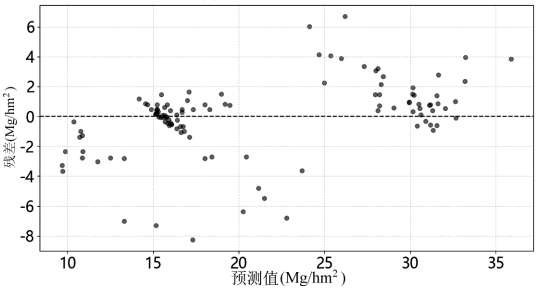
Fig.11 Coniferous forest carbon storage estimation based on SAR combined optical characteristics

多源遥感数据融合估测结果显示,结合 SAR 和光学特征的模型在针叶林碳储量预测中取得了显著成效.如图 11 所示,该组合模型获得了优异的决定系数 (R^2=0.92) 和较低的均方根误差 (RMSE=2.43Mg/hm^2).散点图呈现出的预测值与实测值之间具有极强的线性关系,数据点在 15~35Mg/hm^2 范围内高度集中于 1:1 线周围,表明模型在不同碳储量水平上均具有稳定的预测能力.特征重要性分析((图 11(b)))揭示了多源遥感特征的协同效应.在所有特征中,EVI 和 NDRE 等基于红边波段的光学特征表现出最高的贡献度,这反映了红边波段对针叶林生理特性的敏感性.同时,SAR 特征(如 VH_texture 和 VH_Intensity)通过提供林分结构信息,有效补充了光学特征在冠层穿透方面的不足.这种互补性特别体现在:光学特征善于捕捉针叶林的生理活性和叶面积指数变化,而 SAR 特征则更擅长表征林分的垂直结构和生物量分布.值得注意的是,模型在高碳储量区域(>30Mg/ha)的预测精度得到显著提升,这主要归功于 SAR 和光学特征的协同作用.相比单独使用 SAR 或光学特征,多源数据融合不仅提高了模型的整体预测精度,还增强了模型对不同生长状况针叶林的适应性.特别是在处理密集林分时,SAR 特征的结构信息和光学特征的生理信息相互补充,有效克服了单一数据源的局限性.

2.4 三江源区域碳储量分布



(a)碳储量值分析



(b)碳储量值残差

图 12 三江源保护区碳储量 shap 解释及残差

Fig.12 Bestfitting characteristics of carbon storage in Sanjiangyuan Reserve

三江源区域森林碳储量空间分布呈现出明显的异质性特征.如图 12 所示,研究区碳储量值域范围为 6.06~39.73Mg/hm^2,平均值为 20.85Mg/hm^2.从空

间分布格局来看,碳储量呈现出显著的空间梯度变化特征,这种分布格局与区域地形、气候和植被类型的空间异质性密切相关.图 13 中(a)、(b)、(c)三个局部放大区域展示了低中高不同森林碳储量水平.其中,蓝色区域表示较高的碳储量值(>30Mg/hm^2),主要分布在地形相对平缓、水分条件较好的区域,这些地区多为发育良好的针叶林群落.绿色区域(15~30Mg/hm^2)代表中等碳储量水平,主要出现在山地过渡带.较低碳储量值(<15Mg/hm^2)则多分布在高海拔或地形破碎区域,这些地区的植被覆盖度和生长状况相对较差.空间分布特征还反映出明显的地形效应和水分梯度的影响.沿河谷地带的森林碳储量普遍高于周边区域,这与水分可获得性的空间差异有关.同时,在研究区东部地区观察到较高的碳储量集中分布,这可能与该区域较为适宜的水热条件有关.这种空间分异特征不仅反映了自然环境因素对森林生态系统的影响,也为区域尺度的碳汇管理提供了重要的空间参考.

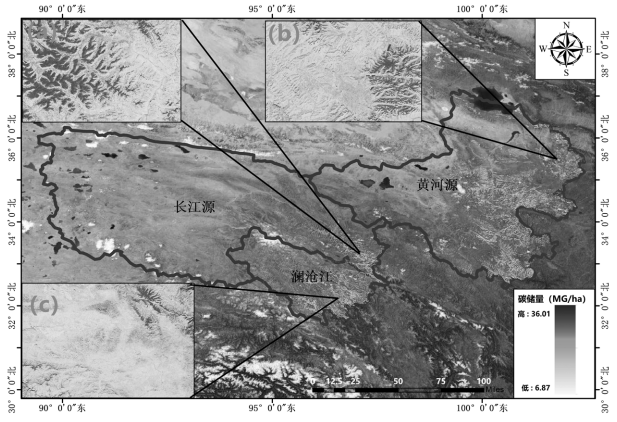


图 13　三江源保护区碳储量分布

Fig.13　Carbon storage distribution map of Sanjiangyuan Nature Reserve

3　结论

3.1　在不同机器学习模型中,GBRT 结合 RFE 特征选择方法表现最优,其预测精度显著高于其他模型组合.模型验证结果表明,该方法获得了较高的决定系数(R^2=0.84)和较低的均方根误差(RMSE=3.50Mg/hm^2),证实了其在高寒森林碳储量估测中的适用性.

3.2　多源遥感数据融合显著提升了不同森林类型碳储量的估测精度.在阔叶林碳储量估测中,SAR 与光学特征的组合使决定系数提高至 0.88,较单一数据源提升了 8.6%;在针叶林估测中,融合方法的决定系数达到 0.92,RMSE 降至 2.43Mg/hm^2,表明多源数据的协同效应能有效提升模型性能.

3.3　特征重要性分析揭示了红边波段特征(如 EVI、CI、NDVI)对模型预测的关键贡献,这些特征在植被健康状况监测中表现出优异的敏感性.同时,SAR 纹理特征(如 VH_Contrast 和 VH_Correlation)通过提供林分结构信息,有效补充了光学特征在冠层穿透方面的不足.

3.4　基于优化模型的三江源区域碳储量空间分布图(30m 分辨率)显示,研究区碳储量范围为 6.06~39.73Mg/hm^2,平均值为 20.85Mg/hm^2.空间分布呈现出明显的地形效应和水分梯度特征,高值区主要分布在水热条件适宜的河谷地带和东部地区.

参考文献:

[1] Kumar R, Chen W, Singh A, et al. An adaptive Terrain-Dependent Method for SRTM DEM correction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020,58(7):130878-130887.

[2] Li H, Wang Q, Zhang Y, et al. Combining Sentinel-2 and diverse environmental data for aboveground biomass estimation in boreal forests [J]. Remote Sensing of Environment, 2023,305:113702.

[3] Wang H, Li X, Sun W, et al. Topographic and cloud-induced biases in alpine carbon mapping: A case study in the Sanjiangyuan region [J]. Environmental Research Letters, 2024,19(3):034025.

[4] Zhang Q, Liu G, Yang W, et al. Challenges and solutions for forest carbon estimation in fragmented mountainous areas [J]. Science of the Total Environment, 2024,912:169401.

[5] 全国人民代表大会,青藏高原生态保护法 [M]. 北京:中国法律出版社, 2025.
National People's Congress. Tibetan Plateau ecological protection law [M]. Beijing: China Legal Publishing House, 2025.

[6] 邱新法,吴　兵,张福平.光学遥感与 SAR 在森林碳监测中的集成应用 [J]. 遥感学报, 2016,20(4):654-663.
Qiu X, Wu B, Zhang F. Optical remote sensing and SAR integration in forest carbon monitoring [J]. Journal of Remote Sensing, 2016,20(4):654-663

[7] Liu Y, EvansJ, McDowell N, et al. Forest aboveground biomass estimation using SAR and optical remote sensing: A review [J]. Remote Sensing of Environment, 2015,163:20-35.

[8] MyneniR B, Ramakrishna R, Nemani R R, et al. Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997,35(6):1380-1393.

[9] Saatchi S S, Harris N L, Brown S, et al. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2011,108(24): 9899-9904.

[10] Dong J, Xiao X, Sheldon S, et al. Mapping tropical forests and estimating carbon stocks using satellite images: A case study in Eastern Amazonia [J]. Remote Sensing of Environment, 2003,87(4):429-441.

[11] Santoro M, Beaudoin A, Beer C, et al. Forest growing stock volume of the northern hemisphere: Spatially explicit estimates for 2010 derived from

Envisat ASAR [J]. Remote Sensing of Environment, 2015,168:316−334.

[12] Lucas R M, Armston J, Fairfax R, et al. An evaluation of the ALOS PALSAR L−band backscatter−above ground biomass relationship Queensland, Australia: Impacts of surface moisture condition and vegetation structure [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2010,3(4):576−593.

[13] Ahmed O S, Franklin S E, Wulder M A, et al. Characterizing stand−level forest canopy cover and height using Landsat time series, samples of airborne LiDAR, and the random forest algorithm [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015,101:89−101.

[14] Yu Y, Saatchi S S, Meyer V, et al. Sensitivity of L−band SAR backscatter to aboveground biomass of global forest [J]. Remote Sensing, 2015,7(4):4300−4323.

[15] Huang W, He Z, Zhang H, et al. Estimation of forest biomass by combining the Optical and SAR remote sensing data [J]. Remote Sensing, 2019,11(12):1379.

[16] Englhart S, Keuck V, Siegert F, et al. Aboveground biomass retrieval in tropical forests — The potential of combined X− and L−band SAR data use [J]. Remote Sensing of Environment, 115(5):1260−1271.

[17] 刘 丹,王 丽,郑 凯.多源遥感数据融合在森林碳监测中的应用 [J]. 森林工程, 2014,30(1):41−47.
Liu D, Wang L, Zheng K. Application of multi−source remote sensing data fusion in forest carbon monitoring [J]. Forest Engineering, 2014,30(1):41−47.

[18] 杨 浩,谢 玲,赵 玲. SAR 在森林碳储量估算中的应用综述 [J]. 国土资源遥感, 2016,28(2):112−120.
Yang H, Xie L, Zhao L. Review on SAR applications in forest carbon storage estimation [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016,28(2):112−120.

[19] 张建华,陈大庆,陈晓龙.结合光学与雷达遥感的森林生物量遥感估算 [J]. 地理信息世界, 2021,28(1):25−33.
Zhang J, Chen D, Chen X. Forest biomass estimation integrating optical and radar remote sensing [J]. Geomatics World, 2021,28(1):25−33.

[20] 李 涛,郭海云,宋 晓.森林碳储量反演中的遥感技术及应用进展 [J]. 应用生态学报, 2019,30(10):3390−3397.
Li T, Guo H, Song X. Advances in remote sensing technologies for forest carbon storage inversion [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2019,30(10):3390−3397.

[21] 杨文杰,王 伟,刘 涛.利用光学与 SAR 数据反演森林碳储量的研究进展 [J]. 林业科学研究, 2022,35(3):412−420.
Yang W, Wang W, Liu T. Research progress on forest carbon storage inversion using optical and SAR data [J]. Forest Research, 2022, 35(3):412−420.

[22] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N, et al. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS−MODIS [J]. Remote Sensing of Environment, 2003,58(3):289−298.

[23] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. Remote Sensing of Environment, 2003,87(2/3):214−220.

[24] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2):127−150.

[25] Huete A, Didan K, Miura T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices [J]. Remote Sensing of Environment, 2002,83(1/2):195−213.

[26] Chrysafis I, Papoulia J, Dimitrakopoulos P, et al. Forest biomass estimation using remote sensing data: A case study from a Mediterranean forest in Greece [J]. Remote Sensing, 2017,9(7):618.

[27] Gitelson A A, Merzlyak M N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves [J]. Advances in Space Research, 1998,22(5):689−692.

[28] Frampton W J, Dash J, Watmough G, et al. Evaluating the capabilities of Sentinel−2for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013,82:83−92.

[29] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index (MSAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1994,48(2):119−126.

[30] Gitelson A A, Merzlyak M N. Quantitative estimation of chlorophyll−a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves [J]. Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology, 1998,22(3):247−252.

[31] 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.

[32] Roujean J L, Breon F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements [J]. Remote Sensing of Environment, 1995,51(3):375−384.

[33] Huete A R. A soil−adjusted vegetation index (SAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1988,25(3):295−309.

[34] Gardner M W. Exploring the limits of SAR for vegetation mapping [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1983,49(11): 1525−1534.

[35] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973,SMC−3(6):610−621.

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

[37] 李清泉,胡国华,吴志峰,等.森林碳储量遥感估算研究进展 [J]. 生态学报, 2013,33(1):1−9.
Li Q, Hu G, Wu Z, et al. Research advances in remote sensing estimation of forest carbon storage [J]. Acta Ecologica Sinica, 2013,33(1):1−9.

[38] 王 辉,李雪峰,孙文龙,等.多源遥感数据在森林碳储量估算中的应用综述 [J]. 地理科学进展, 2017,36(9):1084−1095.
Wang H, Li X, Sun W, et al. Review on multi−source remote sensing data for forest carbon storage estimation [J]. Progress in Geography, 2017,36(9):1084−1095.

[39] 张 强,刘国华,杨文采.基于遥感数据的森林碳储量估算方法研究 [J]. 遥感技术与应用, 2011,26(3):345−352.
Zhang Q, Liu G, Yang W. Forest carbon storage estimation methods based on remote sensing data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011,26(3):345−352.

[40] 韩春雨,刘 英,高 辉,等.光学和雷达遥感在森林生物量反演中的应用 [J]. 中国环境科学, 2018,38(4):1332−1340.
Han C, Liu Y, Gao H, et al. Applications of optical and radar remote sensing in forest biomass inversion [J]. China Environmental Science, 2018,38(4):1332−1340.

[41] 赵 凯,周成虎,王剑波.基于遥感与地面调查的森林碳储量估算 [J]. 林业科学, 2014,50(6):23−31.
Zhao K, Zhou C, Wang J. Forest carbon storage estimation integrating remote sensing and ground survey [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2014,50(6):23−31.

作者简介: 王雁鹤(1983−),男,河南叶县人,高级工程师,兰州大学博士研究生,主要从事遥感生态地质研究.发表论文 10 余篇.wangyanh0227@163.com.