



基于无人机与Sentinel2数据的滇西北高山松LAI估测研究

周文武 钱常明 舒清态 邱霜 黄金君 余金格 高应群 国朝胜

LAI Estimation of *Pinus densata* in Northwest Yunnan Based on UAV and Sentinel-2 Data

Zhou Wenwu, Qian Changming, Shu Qingtai, Qiu Shuang, Huang Jinjun, Yu Jinge, Gao Yingqun, Guo Chaosheng

引用本文:

周文武, 钱常明, 舒清态, 邱霜, 黄金君, 余金格, 高应群, 国朝胜. 基于无人机与Sentinel2数据的滇西北高山松LAI估测研究[J]. *西南林业大学学报*, 2024, 44(6):141–149. doi: 10.11929/j.swfu.202310009

Zhou Wenwu, Qian Changming, Shu Qingtai, Qiu Shuang, Huang Jinjun, Yu Jinge, Gao Yingqun, Guo Chaosheng. LAI Estimation of *Pinus densata* in Northwest Yunnan Based on UAV and Sentinel2 Data[J]. *Journal of Southwest Forestry University(Natural Science)*, 2024, 44(6):141–149. doi: 10.11929/j.swfu.202310009

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202310009>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

融合可见光无人机与哨兵2A影像的森林火灾迹地精细化提取

Fine Extraction of Forest Burned Area by Using Fusion Visible Light UAV Image with Sentinel2A image
西南林业大学学报. 2021, 41(4): 103–110 <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202009008>

基于贝叶斯法估计龙竹人工林叶面积指数模型

Estimation of Leaf Area Index Model of *Dendrocalamus giganteus* Plantation Based on Bayesian Method
西南林业大学学报. 2022, 42(6): 114–121 <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202109059>

结合无人机可见光和激光雷达数据的杉木树冠信息提取

The Method of Extracting Information of *Cunninghamia lanceolata* Crown Combined with RGB and LiDAR Based on UAV
西南林业大学学报. 2022, 42(1): 133–141 <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202101013>

基于无人机可见光和LiDAR数据的单木树种识别

Single Tree Species Identification Based on Visible Light and LiDAR Data of UAV
西南林业大学学报. 2021, 41(5): 105–113 <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202011046>

基于无人机三维信息的杉木新造林林分参数遥感估测研究

Remote Sensing Estimation of Stand Parameters in a New Chinese Fir Plantation From UAV Three-Dimensional Information
西南林业大学学报. 2023, 43(1): 108–116 <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202111044>

无人机可见光遥感木麻黄人工林株数提取方法比较研究

A Comparative Study of *Casuarina equisetifolia* Number Extraction Methods Based on UAV Visible Light Remote Sensing Data
西南林业大学学报. 2023, 43(3): 127–135 <https://doi.org/10.11929/j.swfu.202208024>

DOI: 10.11929/j.swfu.202310009

引文格式: 周文武, 钱常明, 舒清态, 等. 基于无人机与 Sentinel-2 数据的滇西北高山松 LAI 估测研究 [J]. 西南林业大学学报 (自然科学), 2024, 44(6): 141-149.

基于无人机与 Sentinel-2 数据的滇西北高山松 LAI 估测研究

周文武¹ 钱常明² 舒清态³ 邱霜³ 黄金君⁴ 余金格³
高应群³ 国朝胜³

(1. 广元市林业工作站, 四川广元 628000; 2. 陆良县大莫古镇林业站, 云南曲靖 655607; 3. 西南林业大学林学院, 云南昆明 650233; 4. 中国科学院广西植物研究所, 广西桂林 541006)

摘要: 以香格里拉市典型高山松天然林为研究对象, 应用无人机获取低空航拍的多光谱影像, 使用冠层间隙率模型计算 LAI, 联合 Sentinel-2 影像提取的植被指数, 基于随机森林和贝叶斯优化算法改进后的随机森林模型 (BO-RF) 研究建立高山松叶面积指数估测模型, 运用留一交叉验证方法的决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、预测精度 (P) 和平均绝对误差 (MRE) 评价估测模型拟合精度, 使用 BO-RF 模型进行区域尺度 LAI 遥感反演。结果表明: 基于无人机多光谱遥感影像, 使用冠层间隙率模型计算的 LAI 均值为 4.24, 标准差为 0.96。贝叶斯优化算法能有效提高机器学习模型估测精度, BO-RF 模型的 $R^2=0.82$ 、 $RMSE=0.41$ 、 $P=90.03\%$ 、 $MRE=8.78\%$, 较未优化前, R^2 提高了 20.59%、 $RMSE$ 减小了 24.07%、 P 提升了 2.87%、 MRE 降低了 1.78%。使用 BO-RF 模型估测研究区 LAI 和空间制图, 均值为 4.25, 主要分布在 [4, 6] 区间, 占比 63.15%, 预测值与实测值具有较高的一致性, 相关系数达 0.75, $R^2=0.58$ 。LAI 总体分布趋势为中间高、四周低, 中部和北部区域是 LAI 高值主要分布区, 低值主要分布于东南部。研究结果可为使用机载超高分辨率光学数据耦合星载中分辨率卫星数据快速精准遥感估测大空间尺度的森林叶面积指数提供参考。

关键词: 贝叶斯优化算法; 机器学习; 无人机; 哨兵 2 号; 叶面积指数

中图分类号: S758

文献标志码: A

文章编号: 2095-1914(2024)06-0141-09

LAI Estimation of *Pinus densata* in Northwest Yunnan Based on UAV and Sentinel-2 Data

Zhou Wenwu¹, Qian Changming², Shu Qingtai³, Qiu Shuang³, Huang Jinjun⁴, Yu Jingge³,
Gao Yingqun³, Guo Chaosheng³

(1. Guangyuan Forestry Bureau, Guangyuan Sichuan 628000, China; 2. Forestry Station of Damo Ancient Town, Qujing Yunnan 655607, China;
3. College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming Yunnan 650233, China; 4. Guangxi Institute of Botany,
Chinese Academy of Sciences, Guilin Guangxi 541006, China)

Abstract: The research focused on the typical *Pinus densata* natural forest in Shangri-La and utilized multi-spectral images obtained by low-altitude aerial photography using a UAV. The canopy gap rate model was applied to calculate leaf area index, and the extracted vegetation index from the Sentinel-2 image was integrated. Subsequently, an estimation model for the leaf area index of *P. densata* was developed using the random forest (RF), Bayesian optimization algorithm improved RF(BO-RF). At the same time, the leave one out cross-validation

收稿日期: 2023-10-08; 修回日期: 2024-02-28

基金项目: 云南省农业联合专项重点项目 (202301BD070001-002) 资助; 国家自然科学基金项目 (31860205, 31460194) 资助; 地方高校联合专项青年项目 (202101BA070001-015) 资助。

第 1 作者: 周文武 (1996—), 男, 硕士研究生。研究方向: 3S 技术在林业中的应用。Email: 1723074419@qq.com。

通信作者: 舒清态 (1970—), 男, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 林业 3S 技术与应用。Email: shuqt@163.com。

tion method was used to evaluate the fitting accuracy of the estimation model by the determination coefficient (R^2), root mean square error (RMSE), prediction accuracy (P) and mean absolute error (MRE). The BO-RF model with the highest accuracy was used for LAI remote sensing inversion at the regional scale. The results showed that the mean LAI calculated by the canopy gap rate model was 4.24, and the standard deviation was 0.96 based on the multi-spectral remote sensing image of UAV. Bayesian optimization algorithm can effectively improve the estimation accuracy of the machine learning model and the $R^2 = 0.82$, RMSE=0.41, $P=90.03\%$ and MRE=8.78% of the BO-RF model. The R^2 increased by 20.59%, RMSE decreased by 24.07%, P increased by 2.87%, and MRE decreased by 1.78%, compared to the values before optimization. The BO-RF model was used to estimate LAI and spatial mapping in the study area. The average value was 4.25, which was mainly distributed in the range of [4,6], accounting for 63.15%. This distribution aligns with the measured and predicted values, displaying a strong correlation coefficient of 0.75 and $R^2 = 0.58$. The overall distribution of LAI tends to be high in the center and low in the periphery, with the central and northern regions being the main distribution areas for high LAI values, and low values mainly in the southeast. The research results can provide a reference for rapid and precise remote sensing estimation of forest LAI at a large spatial scale using ultra-high resolution optical data in conjunction with spaceborne medium-resolution satellite data.

Key words: Bayesian optimization algorithm; machine learning; UAV; Sentinel-2; leaf area index

叶面积指数 (LAI) 是指生态系统中单位地表面上单面绿叶面积的总和, 是植被冠层结构特征中参与模拟陆地生态过程、水热循环和生物地球化学循环的重要参数^[1-2], 也是表征陆地植被生态系统状态的主要指标^[2], 利用遥感技术低成本、及时快速地高精度获取区域尺度的 LAI 极具生态意义和研究价值^[3-4]。当前, LAI 的测量方法主要有地面测量和遥感估算两种^[5], 传统的地面直接测量方法精度优, 但应用范围小、破坏性强、效率低、时间长、成本高, 无法满足大空间尺度 LAI 空间分布和变化的研究。而无人机遥感系统作为航空遥感的补充手段, 执行任务时具有运行成本低、机动灵活性高、影像获取速率快、影像分辨率高等优点, 广泛应用于森林资源调查、环境监测与评估、地图更新等方面, 是获取遥感数据的重要工具^[6-8]。

胡容海等^[9] 论述了地面 LAI 光学测量方法计算模型均由植被的辐射传输方程及概率理论推导而来, 验证了植被叶面积指数可通过间隙率模型测算, 刘强等^[3] 在此基础上改进了间隙率模型及方法, 提高了模型预测精度及鲁棒性; 褚洪亮等^[10] 利用无人机多光谱影像基于辐射传输模型与聚集指数理论估测植被的 LAI, 与 LAI-2200、LI-3000C 采集得到的叶面积指数具有较高的一致性, 两者的决定系数 (R^2) 达到 0.84; 孙越等^[11] 使用无人机获取多光谱影像基于间隙率模型计算 LAI 作为训练样本, 联合 Landsat-8 影像数据基于幂函数估测马尾松 (*Pinus massoniana*) LAI, 估测结果与姚雄等^[12] 的研究结果在空间分布上一

致, LAI 值均为北高中低, 符合该区域植被地理分布特征。以上研究验证了使用无人机获取植被超高分辨率影像基于辐射传输模型与聚集指数理论测算 LAI 值作为实测训练样本具有科学性和可行性^[9-11], 但胡容海等^[9]、刘强等^[3] 和褚洪亮等^[10] 的研究重在推导和验证间隙率理论模型, 在小范围内开展 LAI 的估测研究, 而孙越等^[11] 的研究从无人机视角拓展到了县域尺度的 LAI 遥感估测, 可缺少实测验证数据验证估测结果和制图精度, 联合的星载光学遥感影像分辨率也仅为 30 m, 且采用传统统计学方法构建估测模型精度较低 ($R^2=0.63$, MRE=27%)。本研究使用 Sentinel-2 空间分辨率最高的 4 个 10 m 波段 (蓝波段 B2、绿波段 B3、红波段 B4、近红外波段 B8) 计算植被指数作为备选建模参数; 由于机器学习方法较比传统的统计学方法在模型拟合精度和反演结果方面更具优势^[13-14], 本研究选择随机森林 (RF) 回归模型作为基础模型, 该模型抗噪能力强、训练速率快、模型稳健且容错率低, 可有效克服模型过拟合现象^[13,15-17], 采用贝叶斯优化算法 (BOA) 对基础模型进行性能优化提升。BOA 作为当前较为先进的优化算法, 在同一非参数优化模型中, 贝叶斯优化算法比粒子群优化算法、遗传算法、差分算法更能提高模型运算速率和模型估测精度, 其核心思想在于利用先验知识逼近未知目标函数的后验分布, 然后根据分布选择下一个采样的超参数组合, 进一步减小模型计算量和优化模型性能以提高模型估测精度^[15,18-19]。

针对星载光学遥感影像获取区域尺度植被叶

面积指数精度较低的问题,本研究利用无人机获取超高分辨率影像基于冠层间隙率计算 LAI,联合 Sentinel-2 卫星影像提取的植被指数作为建模参数,使用 Pearson 法优选特征变量,基于 RF、BO-RF 模型构建遥感估测模型以反演区域尺度的高山松 (*Pinus densata*) 叶面积指数和空间制图,再采用 LAI-2200 测定样方 LAI 值以验证估测结果和制图精度。本研究旨在探索一种协同机载超高分辨率多光谱数据与星载光学影像数据,基于 BO-RF 模型低成本高精度快速遥感估测植被 LAI 的方法,探究贝叶斯优化算法对机器学习方法的优化提升能力,以期进一步提高星载光学影像估测 LAI 的精度,为大空间尺度遥感反演 LAI 提供参考。

1 研究区概况

香格里拉市位于云南省西北部的滇、川、藏大三角区域,地处 99°08'02"~100°21'15"E、26°49'07"~28°54'38"N,辖区总面积为 11613 km²。辖区内地形总趋势为西北高、东南低,海拔相对高差达 4042 m,平均海拔 3459 m,但纬度较低,属山地寒温带季风气候,低纬高原的地理特征使其南北植被在空间分布上极具垂直分异特征,主要植被类型为寒温性针叶林。森林面积大,林业用地面积为 950911.7 hm²,占全市土地总面积的 83.3%,是云南省重点保护林区,全市有林地 757105.2 hm²,森林覆盖率达 76%。其中,在高山地区分布的高山松林形成大面积纯林或近似纯林,林分整齐,是主要的优势树种之

一,占全市乔木林面积的 22.7%^[20-21]。

2 材料与方法

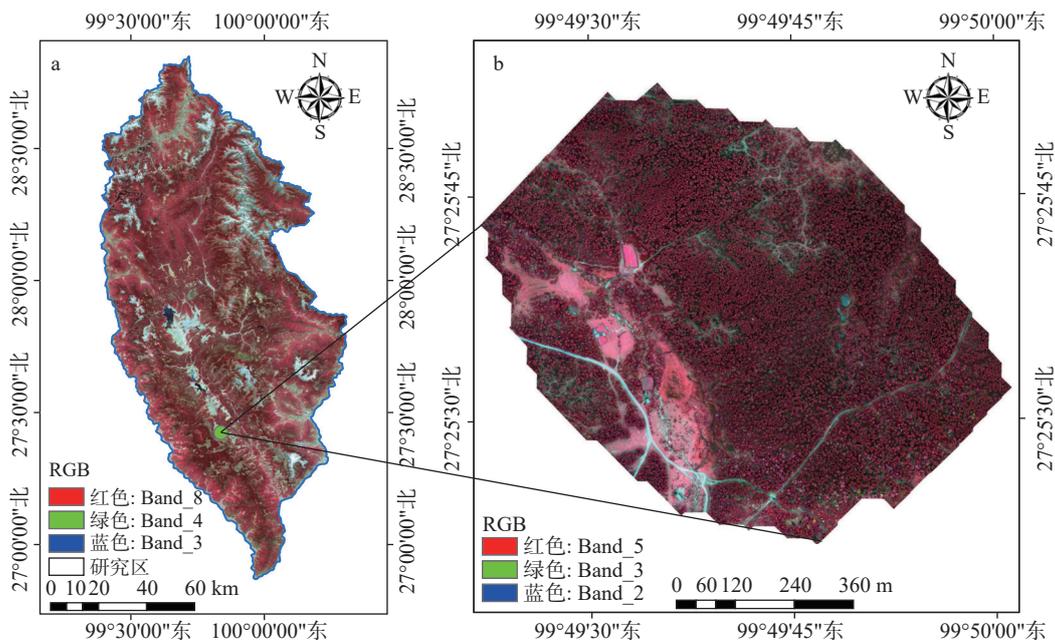
2.1 数据来源与处理

2.1.1 无人机多光谱数据

使用大疆四旋翼无人机搭载的航测系统与 AURedEdge 多光谱相机获取实验区高山松多光谱影像,航拍时相机面向地面垂直 90°,地面控制点由 RTK 测定,坐标系采用 WGS84。航飞时间为 2021 年 10 月 29 日 10:00—14:30,晴空万里、无风云干扰,经过 5 次试飞和航测点调整,确定无人机飞行高度为 260 m,航速为 8.8 m/s,航向、旁向重叠度分别为 75% 和 70%,地面分辨率为 0.017 m,获取航测区 64 hm² 影像质量最佳;然后用大疆智图软件对采集的多光谱影像进行拼接,并重构二维多光谱获取正射影像。

2.1.2 卫星影像多光谱数据

使用成像时间为 2021 年 10 月的 Sentinel-2 Level-1C 级影像数据(图 1),在欧空局官方网站免费下载(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)。Sentinel-2 Level-1C 级影像经过 Sen2cor 插件大气校正后升级为 Level-2A 级,然后采用 5 m 的 SPOT-5 卫星影像进行几何精校正,利用 SCS + C 模型进行地形校正,根据研究需要在 13 个波段中,只选择蓝波段(B2)、绿波段(B3)、红波段(B4)、近红外波段(B8)等 4 个分辨率为 10 m 的波段计算植被指数(表 1)^[8,10-11,13,22-26],计算公式见表 1^[22-26]。研究利用 2021 年森林资源林地变更属性数据提取出高山松的空间分布区域及对应的植被指数分布区,为 LAI 反演作数据准备。



以红色突出植被区域。

图 1 影像波段合成的标准假彩色图像

Fig. 1 Standard false color images synthesized by image

表1 植被指数及计算公式

Table 1 Vegetation indices and calculation formulae

植被指数	公式	植被指数	公式
NDVI	$\frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}}$	GNDVI	$\frac{\rho_{nir} - \rho_{green}}{\rho_{nir} + \rho_{green}}$
DVI	$\rho_{nir} - \rho_{red}$	GRVI	$\frac{\rho_{red} - \rho_{green}}{\rho_{red} + \rho_{green}}$
SAVI	$\frac{1.5 \times (\rho_{nir} - \rho_{red})}{\rho_{nir} - \rho_{red} + 0.5}$	RDVI	$\frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\sqrt{\rho_{nir} + \rho_{red}}}$
RVI	$\frac{\rho_{nir}}{\rho_{red}}$	IDVI	$\frac{1 + (\rho_{nir} - \rho_{red})}{1 - (\rho_{nir} - \rho_{red})}$
EVI2	$\frac{2.5 \times (\rho_{nir} - \rho_{red})}{1 + \rho_{nir} + 2.4 \times \rho_{red}}$	OSAVI	$\frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} - \rho_{red} + 0.16}$
EVI	$\frac{2.5 \times (\rho_{nir} - \rho_{red})}{1 + \rho_{nir} + 6 \times \rho_{red} - 7.5 \times \rho_{blue}}$	MASVI	$\frac{2 \times \rho_{nir} + 1 - \sqrt{(2 \times \rho_{nir} + 1)^2 - 8 \times (\rho_{nir} - \rho_{red})}}{2}$

注： ρ_{nir} 、 ρ_{red} 、 ρ_{blue} 、 ρ_{green} 分别表示近红外、红、蓝、绿波段的地表反射率值，是无量纲比值。

2.2 LAI 计算理论模型

为提高获取高山松冠层间隙率的精度，尽量减弱外在因素的干扰。将影像中的边界、道路、部分裸土、建筑等样区剔除掉，留取中央矩形区域影像数据的13400个像素进行图像分类，样区内高山松林分布为纯林，使用随机森林的非监督分类方法可将类型分为森林和非森林两类，利用混淆矩阵评价分类结果，将分类结果采用有限长度平均法生成新样区为10 m × 10 m的渔网栅格，与Sentinel-2影像10 m的分辨率保持一致，随后将栅格区内的非森林像素值进行分区统计后计算比值，以此来获取高山松冠层间隙率并计算LAI，记录栅格中心坐标信息。目前来说，地面LAI光学测量方法计算模型均由植被的辐射传输方程及概率理论推导而来^[2-3,9-10]，而通过概率模型推导的结果可引入为聚集指数的比尔定律形式的有限长度平均法^[3,9-10]，是估算LAI的常用算法。因此，研究通过RGB影像提取出高山松冠层间隙率，根据冠层间隙率 $P(\theta)$ 与叶面积指数之间的函数关系，计算出LAI。根据比尔定律形式有：

$$P(\theta) = e^{-\frac{G(\theta)\Omega(\theta)LAI}{\cos\theta}} \quad (1)$$

式中： θ 为观测天顶角，本研究采用正射影像， θ 取值为 0° ^[3,9-11]； $P(\theta)$ 为冠层间隙率； $G(\theta)$ 函数与叶倾角大小有关，代表单位体积叶面积再垂直于 θ 方向平面上的平均投影，一般取随机取向型值为0.5^[2,10]； $\Omega(\theta)$ 为聚集指数^[3,9]，即尼尔逊(Nilson)参数，基于叶片的空间分布方式，当 $\Omega(\theta) > 1$ 代表规则分布(正二项式分布)， $\Omega(\theta) = 1$ 代表随机分布(泊松分布)， $\Omega(\theta) < 1$ 代表丛生分布(负二项式分布)^[3,9,23]。由上述公式变换可得LAI计

算公式：

$$LAI = \frac{[\ln P(\theta)] \cos\theta}{G(\theta)\Omega(\theta)} \quad (2)$$

其中聚集指数是表征植被冠层非均匀性的重要参数^[3,9-10,23]，利用有限长度平均法切分成叶片随机分布的不同单元，使用间隙率模型计算有效叶面积指数与真实叶面积指数，根据两者比值得到定量描述的 $\Omega(\theta)$ 聚集指数，即：

$$\Omega(\theta)_{Lx} = \frac{\ln \text{mean}[P_{\text{cell}}(\theta)]}{\text{mean}[\ln P_{\text{cell}}(\theta)]} \quad (3)$$

式中： $P_{\text{cell}}(\theta)$ 为分割的每个单元格内的冠层间隙率，即每个单元格内非森林像素总数除以总像素^[9-10]，研究设置单元格大小为10 m × 10 m， $\text{mean}()$ 表示对括号内的算式求平均值。

2.3 BO-RF 算法构建

2.3.1 随机森林模型

随机森林算法的核心思想在于决策树与袋装采样，由Breiman在2001年提出^[15]。该算法使用自助采样法(Bootstrap)构建RF回归模型，通过使用多棵决策树的Bootstrap对 k 个训练样本进行 k 次的随机采样，由此获得由含有 k 个训练样本的采样集构建的 k 个决策树；决策树结点处设置为 M 的属性集合中随机选择一个包含 m 个属性的子集，并按照最优属性划分出 k 个决策树以构建随机森林^[15-16]。研究使用回归算法，则所有决策树的预测结果的平均值就是最终预测结果。

2.3.2 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化算法是一种基于模型的序贯优化方法，核心是概率代理模型和采集函数寻找目标函数的全局最优解[式(4)]^[18]，即使用概率模型代理原始评估代价高昂的复杂目标函数^[15]，并利用代理模型的后验信息构造主动选择策略，即

采集函数^[18]。这就使得概率模型能够更准确地满足黑箱函数的行为，有效地减少了不必要的采样，并在理论上保证最终收敛到全局最优解^[18]，以此减小模型计算量和优化目标模型参数，提高模型估测精度。

$$p(f|D_{1:t}) = \frac{p(D_{1:t}|f)p(f)}{p(D_{1:t})} \quad (4)$$

式中： f 表示优化模型中的参数； $D_{1:t} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)\}$ 表示已观测集合， x_t 表示决策向量， $y_t = f(x_t) + \varepsilon_t$ 表示观测值， ε_t 表示观测误差； $p(D_{1:t}|f)$ 表示 y 的似然分布； $p(f)$ 表示 f 的先验概率分布； $p(D_{1:t})$ 表示边缘化 f 的边际似然分布，在贝叶斯优化中主要用于超参数； $p(f|D_{1:t})$ 表示 f 的后验概率分布。

贝叶斯优化过程是一个不断迭代的过程^[18]，其核心步骤有 3 个：1) 根据最大化采集函数选择出下

一个最具“潜力”的评估点 $x_t = \operatorname{argmax}_{x \in X} \alpha(x|D_{1:t-1})$ ；2) 根据选择的评估点 x_t 计算目标函数值 $y_t = f(x_t) + \varepsilon_t$ ；3) 将新获得的输入-观测值对 $\{x_t, y_t\}$ 加入到历史观测集中 $D_t = D_{t-1} \cup \{x_t, y_t\}$ 中，不断更新概率代理模型为下次模型迭代作准备。

2.3.3 BO-RF 算法

本研究基于 Python 平台搭建基础模型及优化算法，首先编程实现 RF 模型的调用和运行，取出关键影响模型精度的 5 个主要内置参数，然后调用贝叶斯优化模块对 5 个模型参数进行循环超参优化（构建高斯核函数代理模型），直至寻找到最佳模型参数，详细流程见 图 2。本研究对 RF 模型的重要参数进行优化提升 1400 次，以此寻找最佳模拟优化次数和最优参数组合用于建模，各优化参数含义见表 2。



图 2 实现 BO-RF 算法的流程图

Fig. 2 Flow chart of BO-RF algorithm

表 2 RF 模型参数说明

Table 2 Description of RF model parameters

变量名	描述	类型
max_depth	树深	整数型
n_estimators	决策树数目	整数型
min_samples_split	节点可分的最小样本数	整数型或浮点型
min_samples_leaf	叶子节点包含的最少样本	整数型或浮点型
max_features	构建最优模型时考虑的最大特征数	整数型或浮点型

2.4 模型评价

研究使用留一交叉验证方法（LOOCV）的决定系数（ R^2 ）、均方根误差（RMSE）、预测精度（ P ）、平均绝对误差（MRE）来综合评价估测模型的拟合精度，LOOCV 对于小样本数据采用逐一参与训练建模和验证，以解决模型局部最优的问题，具有更强的鲁棒性^[21]。各指标计算方法如下：

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (6)$$

$$P = \left(1 - \frac{RMSE}{\bar{y}}\right) \times 100\% \quad (7)$$

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (8)$$

式中： \hat{y}_i 为模型预测值， \bar{y} 为模型预测平均值， y_i 为实测值， N 为验证样本总数。

3 结果与分析

3.1 分类评价与 LAI 精度分析

无人多光谱影像具有较高分辨率，采用人工解译的方法挑选训练样本参与森林类型和非森林类型分类，使用混淆矩阵来评价分类精度。混淆矩阵评价结果见表 3。由表 3 可知，森林类型和非森林类型总分类精度为 98.30%，Kappa 值达 0.97，森林类型制图精度达 96.92%，总分类精度高，分类效果优满足下一步分析要求。

研究基于辐射传输模型与聚集指数理论计算高山松 LAI^[9-11]，采用均匀随机抽样的方法，在无人机样区内抽取 151 个 LAI 值参与建模，均值为 4.24，标准差为 0.96。

表3 混淆矩阵评价结果

Table 3 The evaluation results of confusion matrix

数据	总分类精度/%	Kappa	森林类型制图精度/%	用户精度/%	非森林类型制图精度/%	用户精度/%
无人多光谱影像	98.30	0.97	96.92	99.52	99.55	97.37

3.2 特征变量相关性分析

本研究使用151个LAI值与提取的12个植被指数做相关性分析^[8-13],所有参数与LAI均极显著相关($P < 0.01$) (表4)。以相关系数大于0.5为阈值,共筛选出5个植被指数参与建模,分别是NDVI、EVI2、RVI、GNDVI、MASVI,相关系数从高到低分别为0.54、0.54、0.53、0.53、0.51。

表4 特征变量与LAI的相关系数

Table 4 Correlation coefficients between characteristic variables and LAI

植被指数	相关系数	植被指数	相关系数
NDVI	0.54**	GNDVI	0.53**
DVI	0.41**	GRVI	0.31**
SAVI	0.49**	RDVI	0.40**
RVI	0.53**	IDVI	0.42**
EVI2	0.54**	OSAVI	0.48**
EVI	0.47**	MASVI	0.51**

注: **表示相关性极显著 ($P < 0.01$)。

3.3 模型优化与结果

本研究使用贝叶斯优化算法改进随机森林回归模型,预设1400次范围内进行参数寻优,以 R^2 最大、RMSE最小时对应的模拟次数和参数组合为最佳模拟优化次数和最优参数组合,以此确定最佳估测模型。根据研究结果,得到当模型优化迭代次数达到一定阈值时(700次),即使继续增加模型优化次数,模型精度变化也会逐渐趋于稳定,且模型运算时间成倍增加(图3)。由图3可知,当模型优化迭代次数到800次时出

现峰值,BO-RF模型的 R^2 最高为0.82, RMSE最低为0.41,以此为模型最佳模拟优化次数;对应的参数组合为max_depth: 59; n_estimators: 3175; min_samples_split: 10; min_samples_leaf: 5; max_features: 0.4874,以此为模型最优参数组合。

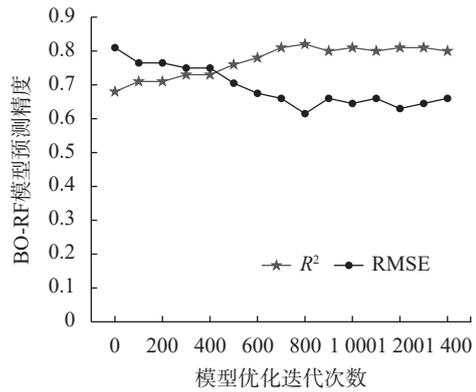


图3 模型最佳优化迭代次数的选择

Fig. 3 The selection of the optimal number of iterations of the model

根据研究结果,得到当BO-RF模型进行800次模拟优化提升时(图4),其拟合精度最佳, $R^2=0.82$ 、 $RMSE=0.41$ 、 $P=90.03\%$ 、 $MRE=8.78\%$,较比RF模型, R^2 提高了20.59%、RMSE减小了24.07%、 P 提升了2.87%、MRE降低了1.78%。通过模型评价指标体系的综合定量比较,说明了贝叶斯优化算法可以有效提高机器学习模型的估测精度及运算速率。本研究选择BO-RF模型估测研究区的高山松叶面积指数。

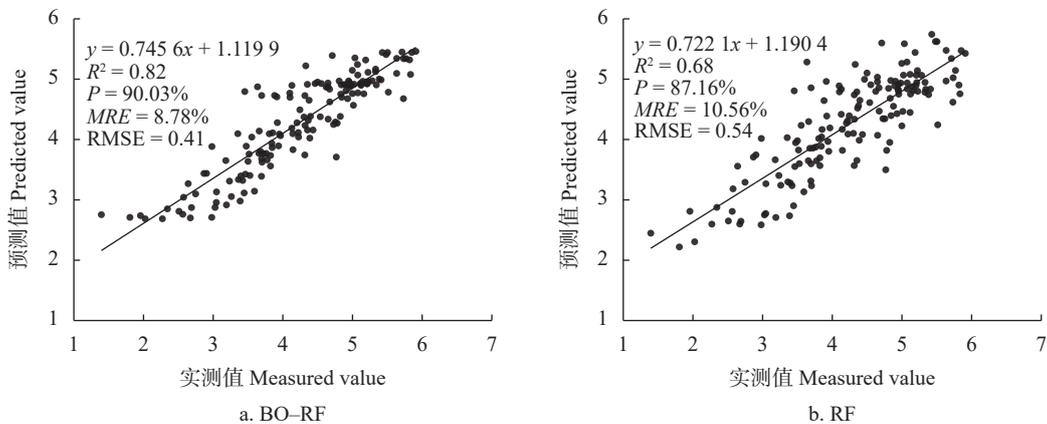


图4 估测模型精度

Fig. 4 Accuracy of estimation model

3.4 高山松叶面积指数的空间分布

研究以优选出的 5 个特征变量作为建模参数，采用 BO-RF 模型估测研究区高山松 LAI 并进行空间制图，结果见图 5。由图 5 可知，LAI 最大值为 5.52，最小值为 0.06，均值为 4.25，集中分布在 4~6，占比 63.15% (表 5)，主要分布在中部和北部区域；根据前人研究结果显示^[27-28]，研究区中北部地区人工林种植面积逐年增加，且东北地区是普达措国家森林公园的分布区域，所以 LAI 值较高。LAI 分布在 2~4，约占 27.46%，分布在 0~2，约占 9.39%，两者主要分布在东南部区域或城镇附近；根据前人研究结果发现^[17]，研究区地势西北高、东南低，东南部气候条件较比西北及北部区域更加适宜，是人类聚居地，所以 LAI 值较低。与谭德宏等^[20]、赵洪莹等^[21] 反演同一研究区的高山松 LAI 相比，数量级保持一致，估测结果量级相同，LAI 值集中区间有提升，由于前后研究时间相差接近 4 a 且 Sentinel-2 “时-空-谱”分辨率较高，并使用了较为先进的贝叶斯优化算法对 RF 模型进行优化提升，估测精度有所提升，估测结果可靠，由 BO-RF 模型遥感估测的香格里拉高山松 LAI 结果与实际区域分布情况基本一致^[21]。

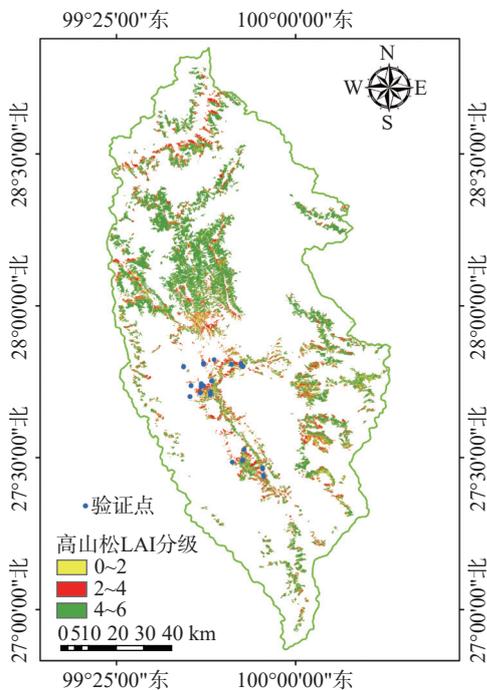


图 5 研究区内高山松 LAI 的空间分布及验证点位置
Fig. 5 Spatial distribution of *P. densata* LAI and the position of verification point in the study area

使用 2021 年 11 月在研究区建塘镇和小中甸镇实地调查的 40 块高山松 LAI 样地数据 (20 m ×

30 m) 验证估测结果和制图精度，本研究采用 LAI-2200 叶面积指数仪器测定样方的高山松叶面积指数，实测 LAI 最大值为 3.54，最小值为 0.45，均值为 1.54，标准差为 0.87。研究结果表明 (图 6)，使用 BO-RF 模型估测的 LAI 与实测 LAI 值具有较高的一致性，相关系数达 0.75， $R^2 = 0.58$ 。由此验证了该方法可以低成本、高效率和高精度获取区域尺度植被的 LAI，为快速评估陆地植被生态系统状态，实现森林资源精准监测提供了一种参考。

表 5 研究区高山松 LAI 空间分布信息

Table 5 Spatial distribution information of *P. densata* LAI in the study area

LAI 分级	面积/km ²	比例/%	LAI		
			最大值	最小值	平均值
0~2	18442.60	9.39	5.53	0.06	4.25
2~4	53950.34	27.46			
4~6	124066.89	63.15			

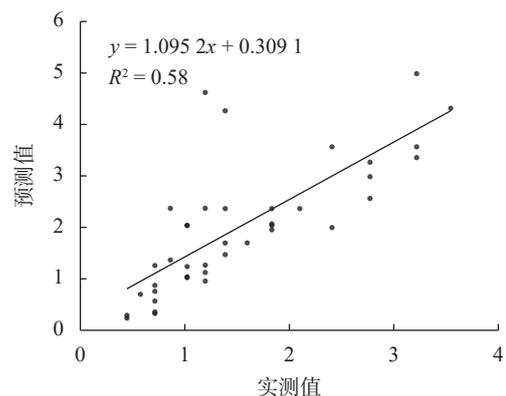


图 6 基于 BO-RF 模型预测的高山松 LAI 与实测值的线性拟合

Fig. 6 Linear fitting of *P. densata* LAI predicted by BO-RF model with measured values

4 结论与讨论

4.1 讨论

使用无人机低空拍摄高山松的多光谱超高分辨率影像以获取冠层间隙率计算 LAI，利用 Sentinel-2 影像提取建模参数，采用 Pearson 法优选特征变量，基于 BO-RF 模型构建 LAI 估测模型，以此遥感估测研究区高山松 LAI 的方法具有可行性，结果具有可靠性。本研究基于辐射传输方程及聚集指数理论计算的 151 个高山松叶面积指数，均值为 4.24，标准差为 0.96，联合 Sentinel-2 10 m 波段计算的植被指数，基于 BO-RF 模型

($R^2=0.81$ 、 $RMSE=0.43$ 、 $P=90.03\%$ 、 $MRE=8.78\%$)反演研究区内的高山松 LAI, 估测结果可靠, 预测 LAI 与实测值相关系数达 0.75, $R^2=0.58$, 具有较高的一致性, 与已有研究结果相似^[9-11]。本研究采用目视解译的方法挑选训练样本参与分类, 使用随机森林的非监督分类方法分离森林类型和非森林类型, 但多光谱影像分类精度有限, 存在一定的误差影响^[3], 加上栅格渔网大小为 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$, 导致在获取高山松的冠层间隙率时会出现极少部分间隙率值为 1 的情况, 在研究中须删除这部分值以消除影响; 后期可采用深度学习参与森林类型与非森林类型分类以提升分类精度, 进而提高计算 LAI 值的精度^[10-11]。

使用冠层间隙率计算 LAI 和机器学习模型反演研究区高山松叶面积指数存在模型间的误差传递。本研究为降低误差传递, 探究贝叶斯优化算法对机器学习模型的优化提升能力, 以 RF 为基础模型, 使用 BOA 对其进行优化提升, 以提高 LAI 遥感估测精度。研究表明: BOA 能有效提高基础模型估测精度, 模型最佳模拟优化次数为 800 次, 最佳参数组合为 max_depth: 59, n_estimators: 3 175, min_samples_split: 10, min_samples_leaf: 5, max_features: 0.4874。优化后的 RF 模型较比优化前, R^2 提高了 20.59%、RMSE 减小了 24.07%、 P 提升了 2.87%、MRE 降低了 1.78%。以此作为研究区 LAI 估测模型, 估测结果可靠, 与研究区森林资源分布极为吻合和现有研究成果^[20-21]量级一致。但本研究模拟优化次数仅在 1 400 次内, 后期可在时间充裕、硬件设备更优越的条件下尝试更多优化次数内的参数寻优, 或逐渐向全模型参数优化延伸, 以进一步提高模型预测精度。另外研究只优选了植被指数作为建模参数, 后期可提取不同窗口的纹理特征、单波段反射率值等作为备选特征变量, 以增加建模参数的多样性。由于植被指数易受光谱饱和特征影响和天气条件影响^[29], 后期可联合激光雷达数据、微波遥感数据, 增加地形因子等实现多源遥感数据的整合以期解决数据饱和问题^[30-31]。本研究采用的特征变量优选方法较为单一, 只考虑了特征参数与 LAI 的相关性, 未兼顾特征参数的特征重要性, 在接下来的研究中可以采用多种特征变量筛选方法相互比较优选出最佳的特征变量建模集^[32-33], 以有效提高叶面积指数估测精度。

4.2 结论

利用无人机低空拍摄的高山松多光谱影像基

于辐射传输方程及聚集指数理论计算 LAI, 协同星载 Sentinel-2 影像提取的建模参数, 基于 BO-RF 模型估测区域尺度高山松 LAI 的方法具有可行性, 估测结果具有可靠性, 预测 LAI 与实测 LAI 值的相关系数达 0.75, $R^2=0.58$; BOA 算法可有效提高机器学习模型的估测精度及运算速率, BO-RF 模型 ($R^2=0.81$ 、 $RMSE=0.43$ 、 $P=90.03\%$ 、 $MRE=8.78\%$) 较比优化前, R^2 提高了 20.59%、RMSE 减小了 24.07%、 P 提升了 2.87%、MRE 降低了 1.78%。研究区高山松 LAI 总体分布趋势为: 中间高、四周低, 其中, 高值 LAI 由东南向北贯穿分布, 中部和北部为主要分布区; 低值 LAI 主要分布在东南部区域。该方法为使用机载超高分辨率数据耦合星载中分辨率遥感数据及时、快速、低成本和高精度估测大空间尺度的叶面积指数提供一种新技术和参考。

[参 考 文 献]

- [1] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 153-162.
- [2] 梁顺林, 李小文, 王锦地, 等. 定量遥感: 理念与算法 [M]. 2 版. 北京: 科学出版社, 2019: 407-409.
- [3] 刘强, 蔡二丽, 张嘉琳, 等. 叶面积指数田间测量中有限长度平均法的改进 [J]. *植物学报*, 2018, 53(5): 671-685.
- [4] 贺敏, 闻建光, 游冬琴, 等. 山地森林叶面积指数 (LAI) 遥感估算研究进展 [J]. *遥感学报*, 2022, 26(12): 2451-2472.
- [5] 王希群, 马履一, 贾忠奎, 等. 叶面积指数的研究和应用进展 [J]. *生态学杂志*, 2005, 24(5): 537-541.
- [6] 洪宇, 龚建华, 胡社荣, 等. 无人机遥感影像获取及后续处理探讨 [J]. *遥感技术与应用*, 2008, 23(4): 462-466.
- [7] 张潘. 无人机遥感影像数据处理在生产中关键环节研究 [D]. 成都: 成都理工大学, 2016.
- [8] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取 [J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 152-159.
- [9] 胡容海, 阎广建. 对 Beer-Lambert 定律间接测量森林 LAI 的误差低估分析 [J]. *地球信息科学学报*, 2012, 14(3): 366-375.
- [10] 褚洪亮, 肖青, 柏军华, 等. 基于无人机遥感的叶面积指数反演 [J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(1): 140-148.
- [11] 孙越, 顾祝军, 李栋梁. 无人机与卫星影像的叶面积

- 指数遥感反演研究 [J]. 测绘科学, 2021, 46(2): 106–112, 145.
- [12] 姚雄, 余坤勇, 杨玉洁, 等. 基于随机森林模型的林地叶面积指数遥感估算 [J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 159–166.
- [13] 史博太, 常庆瑞, 崔小涛, 等. 基于 Sentinel-2 多光谱数据和机器学习算法的冬小麦 LAI 遥感估算 [J]. 麦类作物学报, 2021, 41(6): 752–761.
- [14] Zhang W F, Zhao L X, Li Y, et al. Forest above-ground biomass inversion using optical and SAR images based on a multi-step feature optimized inversion model [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(7): 1608.
- [15] 仇文岗, 唐理斌, 陈福勇, 等. 基于 4 种超参数优化算法及随机森林模型预测 TBM 掘进速度 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2021, 29(5): 1186–1200.
- [16] Chen L, Ren C Y, Bao G D, et al. Improved object-based estimation of forest aboveground biomass by integrating LiDAR data from GEDI and ICESat-2 with multi-sensor images in a heterogeneous mountainous region [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2743.
- [17] 宋涵玥, 舒清态, 席磊, 等. 基于星载 ICESat-2/ATLAS 数据的森林地上生物量估测 [J]. 农业工程学报, 2022, 38(10): 191–199.
- [18] 崔佳旭, 杨博. 贝叶斯优化方法和应用综述 [J]. 软件学报, 2018, 29(10): 3068–3090.
- [19] Cho H, Kim Y, Lee E, et al. Basic enhancement strategies when using Bayesian optimization for hyperparameter tuning of deep neural networks [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 52588–52608.
- [20] 谭德宏, 舒清态, 赵洪莹, 等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络模型估测高山松叶面积指数 [J]. 林业资源管理, 2020, 5: 123–130.
- [21] 赵洪莹, 舒清态, 罗文秀, 等. 基于 Landsat 8-OLI 的高山松叶面积指数采样尺度优化分析 [J]. 西南林业大学学报 (自然科学), 2021, 41(5): 114–120.
- [22] Lang A. Estimation of leaf area index from transmission of direct sunlight in discontinuous canopies [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1986, 37(3): 229–243.
- [23] 徐希孺. 遥感物理 [M]. 北京: 北京大学出版社, 2005: 75–85.
- [24] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展 [J]. 地球科学进展, 1998, 13(4): 10–16.
- [25] Huete A. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 59(3): 440–451.
- [26] Jiang Z, Huete A, Didan K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3833–3845.
- [27] Su T, Spicer R A, Wu F X, et al. A middle Eocene lowland humid subtropical “Shangri-La” ecosystem in central Tibet [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(52): 32989–32995.
- [28] Shi L Y, Zhao H B, Li Y L, et al. Evaluation of Shangri-La county’s tourism resources and ecotourism carrying capacity [J]. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 2015, 22(2): 103–109.
- [29] Pu Y H, Xu D D, Wang H B, et al. Extracting canopy closure by the CHM-based and SHP-based methods with a hemispherical FOV from UAV-LiDAR data in a poplar plantation [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): 3837.
- [30] Zhao P P, Lu D S, Wang G X, et al. Examining spectral reflectance saturation in landsat imagery and corresponding solutions to improve forest aboveground biomass estimation [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 469.
- [31] 周文武, 舒清态, 王书伟, 等. 基于多源遥感数据协同的滇西北森林郁闭度估测 [J]. 应用生态学报, 2023, 34(7): 1806–1816.
- [32] 李擎, 王振锡, 王雅佩, 等. 基于 GF-2 号遥感影像的天山云杉林郁闭度估测研究 [J]. 中南林业科技大学学报, 2019, 39(8): 48–54.
- [33] 周文武, 舒清态, 胥丽, 等. 滇西北森林郁闭度估测模型——基于全球生态系统动力学调查多波束激光雷达数据 [J]. 生态学报, 2024, 44(8): 3525–3539.

(责任编辑 陆 驰)

