

基于多源遥感的橡胶树螨害发生监测模型研究

蔡丰政^{1,2}, 王晶晶^{1*}, 朱锦龙^{1,2}, 尤亚楠³, 王栋华³, 陶志强¹, 吴炳孙²,
叶回春^{4,5}

1. 海南大学热带农林学院, 海南海口 570228; 2. 中国热带农业科学院橡胶研究所, 海南海口 571101; 3. 太原理工大学水利科学与工程学院, 山西太原 030024; 4. 海南空天信息研究院海南省地球观测重点实验室, 海南三亚 572029; 5. 中国科学院空天信息研究院数字地球科学重点实验室, 北京 100094

摘要: 橡胶是全球重要的战略性基础原料, 在国防安全、交通运输、航空航天和医疗器械等领域具有不可替代的作用。然而, 橡胶树叶螨等害虫在热带种植区频繁发生, 尤其在高温干旱季节易大面积暴发, 导致叶片褪绿、枯黄甚至脱落, 严重影响树体健康和胶乳产量。传统病虫害监测主要依赖人工调查, 存在耗时长、效率低、覆盖面有限等问题, 已难以满足现代化橡胶园对快速预警与精准管理的需求, 遥感技术在农业病虫害监测中展现出显著优势, 能够实现大范围、快速、非接触式的动态监测。本研究针对传统橡胶树螨害监测方法效率低、精度不足等问题, 提出融合 ASD 光谱、近地多光谱和地面调查数据的多源遥感监测方法, 以实现橡胶树螨害的快速、精准识别。本研究基于中国热带农业科学院橡胶研究所儋州试验区 2024 年采集的橡胶叶片 ASD 光谱数据与无人机遥感影像, 采用 MSC 校正、SG 平滑与一阶导数等方法对原始光谱进行预处理, 构建植被指数、高光谱特征、连续统去除参数及小波系数四类光谱特征变量, 通过 LASSO 结合 Pearson 相关系数筛选敏感特征变量, 并分别采用多元线性回归 (MLR)、随机森林 (RF) 和反向传播神经网络 (BPNN) 构建橡胶树螨害监测模型。结果表明: ASD 光谱数据在各模型中表现最佳, 尤其是在 RF 和 BPNN 模型下性能突出, 验证集决定系数 (R^2) 最高达 0.8361, 最低 RMSE 为 0.6353, 具备较强的螨害分级预测能力。总体而言, ASD 光谱与 RF 模型的结合可构建高精度、强解释力的橡胶树螨害监测模型, 有效支撑橡胶树螨害发生的监测与分级评估, 为橡胶林的精准管理和病虫害防控提供重要的技术参考与理论依据。

关键词: ASD; 橡胶树螨害; 随机森林; 高光谱分析; 多源数据

中图分类号: S794.1 **文献标志码:** A

Monitoring Model for Rubber Tree Mite Infestation Based on Multi-source Remote Sensing

CAI Fengzheng^{1,2}, WANG Jingjing^{1*}, ZHU Jinlong^{1,2}, YOU Yanan³, WANG Donghua³, TAO Zhiqiang¹,
WU Bingsun², YE Huichun^{4,5}

1. School of Tropical Agriculture and Forestry, Hainan University, Haikou, Hainan 570228, China; 2. Rubber Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences, Haikou, Hainan 571101, China; 3. College of Hydraulic Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China; 4. Hainan Institute of Aerospace Information, Hainan Key Laboratory of Earth Observation, Sanya, Hainan 572029, China; 5. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract: Rubber is a globally significant strategic raw material, playing an irreplaceable role in national defense, transportation, aerospace and medical equipment industries. However, pests such as the rubber tree leaf mite frequently occur in tropical rubber plantations, especially under conditions of high temperature and drought, where they are prone to large-scale outbreaks. Infestations result in symptoms such as leaf chlorosis, yellowing and premature defoliation,

收稿日期 2025-08-13; **接受日期** 2025-11-01

基金项目 国家自然科学基金项目 (No. 42167011); 海南省科技专项 (No. ZDYF2025XDNY112, No. ZDYF2024XDNY196)。

作者简介 蔡丰政 (2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 热带雨林生物多样性保护及恢复。*通信作者 (Corresponding author): 王晶晶 (WANG Jingjing), E-mail: wangjj@hainanu.edu.cn。

which severely compromise tree vitality and substantially reduce latex yield. Traditional pest and disease monitoring relies primarily on manual field surveys, which are time-consuming, labor-intensive, and limited in spatial scope. The constraints make it increasingly difficult to meet the needs of modern rubber plantations for rapid early warning and precise pest management. Remote sensing technology has demonstrated significant advantages in the monitoring of agricultural pests and diseases. It enables large-scale, rapid, non-contact and dynamic monitoring across multiple temporal scales. To address the limitations of conventional monitoring methods, such as low efficiency and inadequate accuracy, this study proposes a multi-source remote sensing approach that integrates ground-based ASD (Analytical Spectral Devices) hyperspectral data, proximal multispectral imagery, and field survey data to achieve rapid and accurate detection of rubber tree mite infestations. The study was conducted based on spectral reflectance data of rubber leaves collected in 2024 from the experimental station of Rubber Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences in Danzhou, Hainan province, along with UAV-based multispectral imagery. The raw spectral data were pre-processed using Multiplicative Scatter Correction (MSC), Savitzky-Golay (SG) smoothing and first-order derivative transformation. Four types of spectral feature variables were derived, including vegetation indices (VIs), hyperspectral features, continuum removal (CR) parameters and wavelet coefficients. Sensitive features were selected through a combination of the Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) and Pearson correlation coefficient analysis. Based on the selected features, three regression models, Multiple Linear Regression (MLR), Random Forest (RF) and Back Propagation Neural Network (BPNN), were developed to model rubber tree mite infestations levels. Results indicated that the ASD hyperspectral data yielded the best performance across all models, with the RF and BPNN models performing particularly well. Among them, the RF model achieved the highest coefficient of determination (R^2) of 0.8361 and the lowest root mean square error (RMSE) of 0.6353 on the validation dataset, demonstrating a strong capacity for accurate infestation severity prediction. In conclusion, the integration of ASD hyperspectral data with the RF model enables the construction of a high-accuracy, strongly interpretable monitoring model for rubber tree mite infestations. This approach effectively supports early detection and quantitative classification of infestation levels in rubber tree mite infestations, and would provide essential technical guidance and theoretical support for precision plantation management and integrated pest control.

Keywords: ASD; rubber tree mite infestations; Random Forest (RF); hyperspectral analysis; multi-source data

DOI: 10.3969/j.issn.1000-2561.2026.01.023

橡胶树 (*Hevea brasiliensis*) 是天然橡胶的主要来源, 天然橡胶作为国家重要战略资源, 与钢铁、煤炭和石油并列为四大基础工业原料^[1], 因其可再生性及在国防、航空、医疗等关键领域的广泛应用而具有不可替代的经济和战略价值^[2]。橡胶树叶螨是橡胶树的重要害虫, 偏好高温干旱环境, 在热带季风气候下易暴发成灾, 取食叶片导致褪绿、枯黄、脱落, 严重时影响割胶和林地持续经营^[3]。传统螨害监测依赖人工田调, 效率低、覆盖不足, 难以满足快速预警和精准防控需求。相比之下, 无人机遥感具备快速、广域、非接触、时空连续等优势^[4-6], 已成为现代植保监测的重要手段^[7-9], 高分辨率影像和高光谱遥感技术的应用可实现植被生理状况的定量分析和大面积^[10-11]、无损^[12-13]、实时监测^[14-15], 有力支撑病虫害防控决策和精准管理^[16-18]。近年来, 学者们通过卫星遥感和无人机高光谱成像探索叶螨监测方法, 验证了遥感在识别病斑分布、量化螨害程度等方面的可行性。研究逐步发展出融合多源数据采集、特征提取和建模分析的综合监测体系,

通过植被指数、纹理特征、多时相影像及气象、地形等辅助因子, 实现了螨害时空动态监测。例如, 崔美娜等^[19]基于无人机遥感和 TVI、DVI、RDVI 构建 Logistic 回归模型, 实现棉叶螨快速识别 (准确率达 95%, F_1 值为 95.1%), 但未充分刻画复杂非线性关系。王守会等^[20]结合新疆气候和 7 个遥感气象特征建立预测模型, 融合模型效果最佳, 准确率为 82.9%, F_1 值为 83.3%。杨丽丽等^[21]提出融合冠层高光谱、无人机多光谱、环境和地面调查的多源方法, 构建高精度预测模型 (最高 R^2 为 0.848), 支持区域监测和预警, 但 SVM 和逐步回归的非线性建模能力有限。郭伟等^[22]利用高光谱图像中的 7 种植被指数, 使用一般线性回归分析方法构建棉叶螨为害等级遥感估测模型, 发现其与棉花叶片 SPAD 值呈显著负相关。其中, 基于红边归一化植被指数的模型精度最高 ($R^2=0.915$), 可实现棉叶螨为害的快速、无损、高精度监测。尽管所提出的 SPAD 遥感估测模型在本地试验条件下取得了较高精度, 但所采用的线性回归模型在捕捉光谱反射与害螨发生之间潜

在复杂非线性关系方面存在不足。赵亮等^[23]基于便携式光谱仪筛选出 706 nm 和 758 nm 敏感波段,构建的诊断模型 R^2 为 0.823、RE 为 0.351,为高光谱区域监测提供参考。郭伟等^[24]基于高光谱植被指数和一般线性回归构建棉田棉叶螨为害等级和冠层叶片 SPAD 值遥感估测模型,其中 SPAD-红边归一化植被指数模型表现最佳 ($R^2=0.915$, RMSE=3.451),实现了棉叶螨为害的快速、无损、准确监测,尽管该研究验证了无人机数码影像结合 RF 模型在棉叶螨监测中的有效性,但所采用的可见光影像在严重螨害下的光谱饱和效应可能影响高等级螨害的准确识别。然而,现有研究普遍依赖线性或传统机器学习方法,对光谱与螨害复杂非线性关系和时空变化规律的刻画不足,影响模型的泛化性和适用性。尽管农业病虫害,特别是螨类害虫的遥感监测研究已取得一定进展,但受不同作物的冠层结构、光谱响应和生理特性差异的影响,现有成果在橡胶树上的适用性和推广性有限。目前,橡胶树螨害遥感监测的机制探索、建模策略和精度评估仍处于起步阶段,缺乏系统的模型构建和可推广的技术方案。针对上述不足,本研究以橡胶树螨害为目标胁迫因子,结合无人机多光谱影像与 ASD 光谱测量数据,系统构建并优化橡胶树螨害监测模型,为橡胶产业螨害防控提供技术支撑和新思路。本研究探索 ASD 光谱测量与多光谱成像数据的融合方法,以提高地面实测与遥感影像的匹配精度。基于 3 种不同机器学习算法构建橡胶树螨害监测模型,并通过精度对比筛选出最优模型,为橡胶树螨害的快速监测和精准管理提供理论依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 材料

本研究在中国热带农业科学院橡胶研究所第三试验队试验基地开展,试验区位于海南省儋州市 ($19^{\circ}11'\sim 19^{\circ}52'N$, $108^{\circ}56'\sim 109^{\circ}46'E$),属典型热带湿润季风气候,年均气温为 $23.5^{\circ}C$,降水量为 1815 mm,雨季 (5—10 月)和旱季 (11 月至次年 4 月)分布明显,生态条件适宜天然橡胶生长。研究区占地 2 hm^2 ,栽植橡胶树品种为热研 7-33-97,行株距为 $7\text{ m}\times 3\text{ m}$,采用标准化管理保证林地和植株一致性。试验期间未采取任何人为干预措施,橡胶树螨害为自然发生,确保了病害背景的真实性和可靠性。

1.2 方法

1.2.1 ASD 光谱数据采集 为确保地面实测与遥感影像在时间和空间上的一致性,于 2024 年 6 月 28 日,7 月 5 日、12 日、19 日、27 日、31 日及 8 月 6 日共 7 个时间点,开展橡胶树螨害叶片反射光谱测量。使用 ASD Fieldspec FR2500 光谱仪测量,光谱范围为 350~2500 nm,光谱分辨率在 700 nm 波段处为 3 nm,在 1400 nm 与 2100 nm 波段处均为 10 nm,,配合 ASD Leaf Clip 附件,在每片样本叶片上选取 3 个避开主脉的代表性病斑区域测量反射率,并记录对应病害等级。每片叶片光谱取 3 处测量值的平均值以获得代表性曲线。每轮测量前后均进行标准白板校准,修正系统漂移,确保数据稳定性和可重复性。

1.2.2 无人机影像采集 于 2024 年在研究区共开展 7 次无人机多光谱遥感数据采集,具体日期为 6 月 28 日,7 月 5 日、12 日、19 日、27 日、31 日及 8 月 6 日。所有飞行任务均安排在 12:00—14:00,以确保太阳高度角适宜、光照均匀,从而减少阴影和光照变化对影像质量的干扰。采集期间选择晴朗、无云、低风速的气象条件,保障飞行稳定性及辐射一致性。数据采集平台采用 DJI Phantom 4 Multispectral 无人机系统,可同步获取多光谱与可见光影像。每次飞行均基于预设航线执行垂直投影拍摄,采用“S”型覆盖路径,有效像素为 208 万 (单传感器),旁向重叠率为 70%,航向重叠率为 80%,飞行速度为 4.2 m/s,飞行高度为 60 m (表 1),为了统一所有影像数据的分辨率,统一将分辨率重采样至 2.5 cm/像素,任务完成后使用 DJI Terra 软件进行辐射校正,并使用 ENVI 软件进行指数计算,以保证高精度影像拼接。

表 1 无人机及任务参数
Tab. 1 UAV platform and mission parameters

项目 Project	参数描述 Parameter description
传感器配置	6 个 1/2.9" CMOS 传感器 (其中 5 个为多光谱传感器,1 个为彩色传感器)
图像输出	彩色 JPEG, 多光谱 TIFF
分辨率	1600×1300 (4 : 3.25)
彩色传感器 ISO 范围	200~800
多光谱波段	蓝光 (中心波长 450 nm, 带宽 16 nm)、绿光 (560 nm, 16 nm)、红光 (650 nm, 16 nm)、红边 (730 nm, 16 nm) 和近红外 (840 nm, 16 nm)

1.2.3 采样流程 如图 1 所示，在每期影像获取前后同步开展实地螨害调查。采用隔行连株法在调查区系统布设 32 个标准样圆，每个样圆设置中心及东西南北 4 个方向，共 5 个固定采样点，确保空间分布均匀。调查中人工记录橡胶树螨害等级，并利用智能手机 GPS 获取采样点经纬度以保证定位精度。每期共获得 160 个有效采样点，实现影像与地面数据的时空一致性。在每个采样点使用高枝剪采集橡胶树叶片样本，并置于标记袋内保存，避免损伤。橡胶树螨害程度依据《热带作物病虫害监测技术规程》（NY/T 4301—2023）划分为 5 个等级（表 2），如图 2 所示，从左到右依次为 0、1、3、5、7 级，并选取不同等级叶片图像用于后续图像识别模型训练和验证。

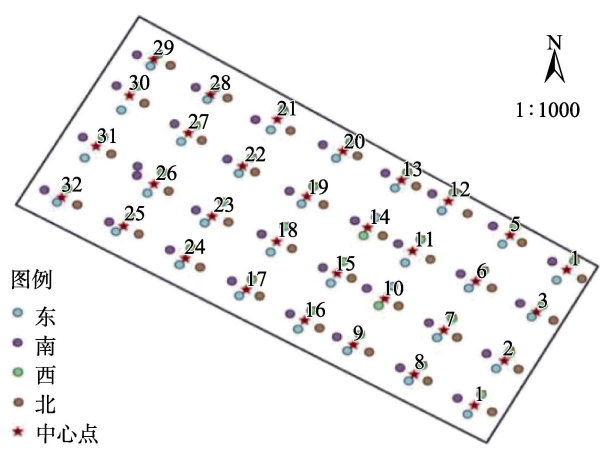


图 1 叶片采样
Fig. 1 Leaf sampling

表 2 橡胶树螨害危害程度等级划分标准
Tab. 2 Criteria for classification of rubber tree mite infestation severity levels

等级 Level	描述 Description
0	叶片表面无任何螨害症状
1	叶片背面主脉两侧基部出现零星褪绿斑点，无明显黄斑或坏死
3	叶片少量褪绿斑块、黄斑或小范围褐色坏死斑，总影响面积≤1/3
5	叶片大面积褪色或显著坏死斑，影响面积介于1/3~2/3之间
7	叶片螨害极为严重，广泛黄化和坏死，受害面积>2/3

1.2.4 特征变量选择 皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient, r ）是衡量 2 个变量之间线性相关程度的统计量，其取值范围为 $[-1,1]$ ，计算公式为：



图 2 橡胶树螨害危害程度分级
Fig. 2 Grading of rubber tree mite infestation severity

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

式中， x_i 和 y_i 分别表示 2 个变量的观测值； $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为 2 个变量的均值， n 为样本数量。当 $r=1$ 时，表示 2 个变量完全正相关；当 $r=-1$ 时，表示 2 个变量完全负相关；当 $r=0$ 时，表示 2 个变量之间不存在线性相关关系。

1.2.5 不同光谱参数 （1）植被指数（vegetation indices）。植被指数有助于降低背景噪声、减少非植被光谱干扰，从而提高植被结构研究的精度。本研究共选取了 30 种植被指数（表 3）。

（2）高光谱特征参数。高光谱特征参数可有效消除土壤背景噪声，并利用导数光谱曲线的拐点及反射率极值波长提取“三边参数”以分析光谱差异。本研究共总结了 15 个基于不同光谱位置和光谱面积的特征参数（表 4）。

（3）LASSO 回归。LASSO 回归是一种基于 L1 范数正则化的回归方法，能够在拟合模型的同时对特征系数进行稀疏化处理。通过调节惩罚参数（ λ ），LASSO 可将部分无关或冗余变量的系数收缩至零，实现特征选择与降维的双重目的。本研究中，利用 LASSO 对三类变量（植被指数、高光谱特征、小波系数）进行重要性评估与筛选，增强模型的泛化能力与可解释性。小波分析作为一种多尺度多分辨率分析方法，具备同时提取图像空间与光谱信息的能力。通过离散小波变换（DWT）与小波包分解（WPD），高光谱图像被分解为多个尺度下的频域子带，有效压缩数据冗余，并增强对边缘与纹理等空间细节的表达能力。在本研究中，提取了 40 余个统计类小波特征（如均值、标准差、能量、最小值等），以全面刻画橡胶树螨害病斑区域的光谱响应特征。经 LASSO

表 3 植被指数计算公式
Tab. 3 Vegetation index formulas used in this study

指数类别 Index category	植被指数 Vegetation index	计算公式 Calculation formula	参考文献 Reference
叶绿素含量相关 指数	叶绿素归一化指数 (NPCI)	$NPCI=R-B$	[24]
	红边叶绿素指数 (CI _{re})	$CI_{re}=(R_{750}/R_{720})-1$	[25]
	绿色叶绿素指数 (CI _{green})	$CI_{green}=(R_{800}/R_{560})-1$	[25]
	转化叶绿素吸收指数 (TCARI)	$TCARI=3[(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})(R_{700}/R_{670})]$	[25]
	MERIS 陆地叶绿素指数 (MTCI)	$MTCI=(R_{750}-R_{710})/(R_{710}-R_{680})$	[25]
	修正简单比值 705 指数 (mSR705)	$mSR705=(R_{750}-R_{445})/(R_{705}-R_{445})$	[25]
	修正归一化差值 705 指数 (mND705)	$mND705=(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705}-2R_{445})$	[25]
	705 nm 归一化差值植被指数 (NDVI705)	$NDVI705=(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$	[25]
植被指数类	归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI=(NIR-R)/(NIR+R)$	[21]
	归一化差异植被指数 (NDWI)	$NDWI=(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670})$	[25]
	优化土壤调整植被指数 (OSAVI)	$OSAVI=1.16(NIR-R)/(NIR+R+0.16)$	[21]
	土壤调整植被指数 (SAVI)	$SAVI=1.5[(NIR-R)/(NIR+R+0.5)]$	[21]
	改进型 SAVI (MSAVI)	$MSAVI=0.5 \times \{ (2NIR+1) - [(2NIR+1)2-8(NIR-R)]0.5 \}$	[21]
	修正 SAVI2 (MSAVI2)	$MSAVI2=0.5 \times \{ (2NIR+1) - [(2NIR+1)2-8(NIR-R)]0.5 \}$	[21]
	增强型植被指数 2 (EVI2)	$EVI2=2.5(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+2.4 \times R_{670}+1)$	[25]
	三角植被指数 (TVI)	$TVI=0.5[120(R_{800}-R_{550})-200(R_{670}-R_{550})]$	[25]
	绿色归一化差值植被指数 (GNDVI)	$GNDVI=(R_{750}-R_{550})/(R_{750}+R_{550})$	[25]
	归一化红边植被指数 (NDRE)	$NDRE=(R_{790}-R_{720})/(R_{790}+R_{720})$	[25]
植被色素类指数	类胡萝卜素反射指数 (ARI)	$ARI=(1/R_{559})/(1/R_{721})$	[25]
	结构无关色素指数 (SPVI)	$SPVI=0.4[3.7(R_{800}-R_{670})-1.2(R_{530}-R_{670})]$	[25]
反射率/光谱统计 特征类指数	红光反射率 (r)	$r=R/(R+G+B)$	[24]
	绿光二阶矩 (Second Moment_Green)	绿光波段灰度二阶矩统计量	[26]
	红边二阶矩 (Second Moment_RedEdge)	红边波段灰度二阶矩统计量	[26]
	近红外二阶矩 (Second Moment_NIR)	近红外波段灰度二阶矩统计量	[26]
	蓝光熵值 (Entropy_Blue)	蓝光波段灰度熵值	[26]
生理活性类指数	植物生物量指数 (PBI)	$PBI=R_{810}/R_{560}$	[25]
	植被光合活性指数 (PPR)	$PPR=(R_{550}-R_{450})/(R_{550}+R_{450})$	[25]
组合色差类指数	归一化绿蓝差异指数 (NGBDI)	$NGBDI=(G-B)/(G+B)$	[24]
	绿色指数 (GI)	$GI=R_{554}/R_{667}$	[25]
	氮反射指数 (NRI)	$NRI=(R_{560}-R_{670})/(R_{560}+R_{670})$	[25]

注: R_{445} 、 R_{450} 、 R_{530} 、 R_{550} 、 R_{554} 、 R_{559} 、 R_{560} 、 R_{667} 、 R_{670} 、 R_{680} 、 R_{700} 、 R_{705} 、 R_{710} 、 R_{720} 、 R_{721} 、 R_{746} 、 R_{750} 、 R_{790} 、 R_{800} 、 R_{810} 分别表示 445、450、530、550、554、559、560、667、670、680、700、705、710、720、721、746、750、790、800、810 nm 波长处的反射率。

Note: R_{445} , R_{450} , R_{530} , R_{550} , R_{554} , R_{559} , R_{560} , R_{667} , R_{670} , R_{680} , R_{700} , R_{705} , R_{710} , R_{720} , R_{721} , R_{746} , R_{750} , R_{790} , R_{800} and R_{810} indicates the reflectance at wavelengths of 445, 450, 530, 550, 554, 559, 560, 667, 670, 680, 700, 705, 710, 720, 721, 746, 750, 790, 800 and 810 nm, respectively.

筛选后,三类变量分别获得如下关键特征(表 5)。
1.2.6 建模方法 为构建橡胶树螨害等级的遥感预测模型,分别采用随机森林(Random Forest, RF)、反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)与多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)3 种建模方法。在模型训练与

验证中,所有模型的输出参数均为:实测橡胶树螨害等级(分级为 0、1、3、5、7),以等级作为模型的预测目标值(y),由实地人工调查结果获得,并作为模型监督学习的依据。输入参数利用 LASSO 正则化回归从原始三类特征变量中筛选关键指标,最终用于 3 种建模算法的输入变量

表 4 高光谱特征参数及提取方法^[26]
Tab. 4 Hyperspectral feature parameters and extraction methods

类型 Type	名称 Name	定义与算法 Definition and algorithm
光谱面积和位置参数	λ_r	Dr 对应的波长位置
	λ_g	Rg 对应的波长位置
	λ_y	Dy 对应的波长位置
	CR_absorption_band_length	在特定连续光谱去除后吸收带的长度
	CR_normalized_depth	在连续光谱去除后，连续线的归一化值
	SDb	蓝边波长 490~530 nm 范围内一阶导数光谱的积分
	SDr	红边波长 680~760 nm 范围内一阶导数光谱的积分
	Db	蓝边 490~530 nm 内一阶导数光谱的最大值
	Dr	红边 680~760 nm 内一阶导数光谱的最大值
	Dy	黄边 560~640 nm 内一阶导数光谱的最大值
光谱面积与位置的比值参数	V11	绿峰反射率（Rg）与红谷反射率（Rr）的比值
	V12	绿峰反射率（Rg）与红谷反射率（Rr）的归一化值
	V13	红边面积（SDr）和蓝边面积（SDb）的比值
	V15	红边面积（SDr）和蓝边面积（SDb）的归一化值
	V16	红边面积（SDr）和黄边面积（SDy）的归一化值

表 5 3 种变量经过 LASSO 筛选结果
Tab. 5 LASSO screening results of three types of variables

光谱变量类型 Type of spectral variables	变量个数 Number of variables	变量 Variable
VI	3	EVI2, ARI, SPVI
高光谱特征	3	Db, Dr, VI6
小波系数	32	WF5_mean, WF6_mean, WF4_mean, WF7_mean, WF3_mean, WF2_mean, WF1_mean, WF8_mean, WF5_std, WF6_std, WF4_std, WF7_std, WF3_std, WF2_std, WF1_std, WF8_std, WF5_energy, WF6_energy, WF4_energy, WF7_energy, WF8_energy, WF3_energy, WF2_energy, WF1_energy, WF4_min, WF5_min, WF3_min, WF2_min, WF1_min, WF6_min, WF7_min, WF8_min

包括：3 个植被指数（EVI2、ARI、SPVI）、3 个高光谱特征（Db、Dr、VI6）、32 个小波系数变量（WF1~WF8 系列的统计特征，包括 mean、std、energy、min 四类）。尽管 3 种模型的输入变量完全一致，但其建模策略与结果性能各异。模型选择依据主要包括变量维度、非线性程度、解释力与预测精度需求。

1.2.7 精度验证方法 为评估所建橡胶树螨害监测模型的精度与可靠性，采用决定系数（ R^2 ）和均方根误差（RMSE）作为主要评价指标。 R^2 用于衡量模型对观测值的拟合程度， R^2 的值域为 [0,1]，越接近 1，说明模型的拟合度越好，解释能力越强；RMSE 反映模型预测误差的大小，其值越小，表示模型预测精度越高，预测性能越好。

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

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

式中， $\hat{y}_i$ 为螨害等级实测值， $\bar{y}$ 为螨害等级平均值， n 为样本个数。

2 结果与分析

2.1 光谱指数与橡胶树螨害发生情况的相关性

本研究利用 ENVI 工具，将螨害调查结果与含地理坐标的矢量数据结合，从遥感影像中提取研究区域的各类光谱指数，并开展相关性分析。基于数码影像计算的各类光谱指数与螨害发生均呈极显著相关（ $P \leq 0.01$ ）。基于多光谱影像的指数以及基于 ASD 光谱数据提取的各类指数均与螨害发生呈极显著相关（ $P \leq 0.01$ ）（见附表 1）。

2.2 模型构建

为定量评估不同遥感数据源在橡胶树螨害识

别建模中的适用性,采用多元线性回归 (MLR)、反向传播神经网络 (BPNN) 和随机森林 (RF) 3 种主流建模方法,分别基于多光谱影像、数码影像和 ASD 光谱数据开展建模与验证。以决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 作为模型性能评价指标,建模过程中将全部样本分别按 70% 和 30% 划分为建模集和验证集。

2.2.1 基于 BPNN 的橡胶树螨害监测模型 不同数据源在建模集与验证集中的性能对比见表 6。数码影像在 BPNN 的橡胶树螨害监测模型中拟合与泛化能力最强,建模集 R^2 达 0.9433,验证集 R^2 为 0.8098, RMSE 分别为 0.3707 和 0.7041,表现出较高的预测精度和较强的稳定性。ASD 表现相对一般,建模集与验证集 R^2 分别为 0.8420 和 0.6326, RMSE 分别为 0.6180 和 0.8874,模型在建模集拟合效果良好,但泛化性能略低。

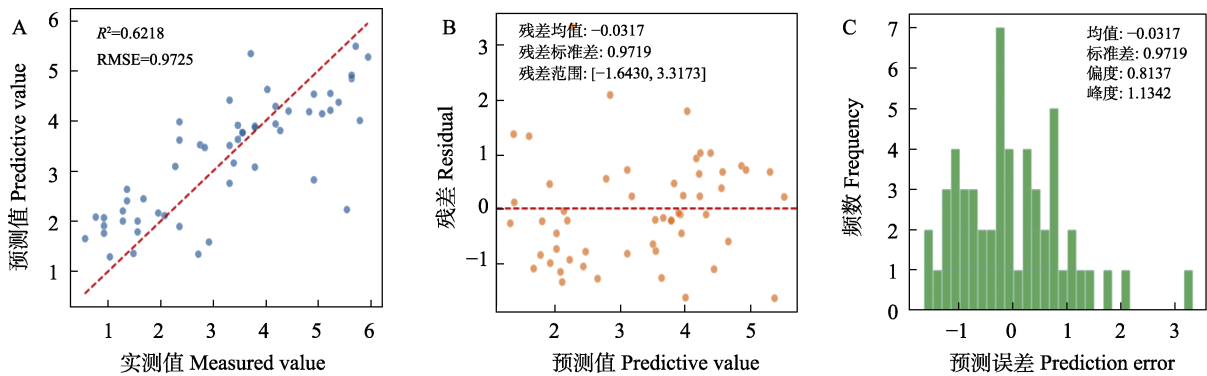
如图 3 所示,多光谱影像在验证集结果为中等 ($R^2=0.6218$, RMSE=0.9725),与建模集 ($R^2=$

表 6 基于 BPNN 的橡胶树螨害监测模型效果分析
Tab. 6 Analysis of performance of a BPNN-based model for monitoring rubber tree mite infestation

数据源	建模集 Modeling set		验证集 Validation set	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
多光谱影像	0.8745	0.5964	0.6218	0.9725
数码影像	0.9433	0.3707	0.8098	0.7041
ASD	0.8420	0.6180	0.6326	0.8874

0.8745) 存在一定差距,存在过拟合风险。残差均值接近于零 (-0.0317),呈对称分布,95% 预测误差分布在 ± 1.96 范围内,具备一定实际应用价值。

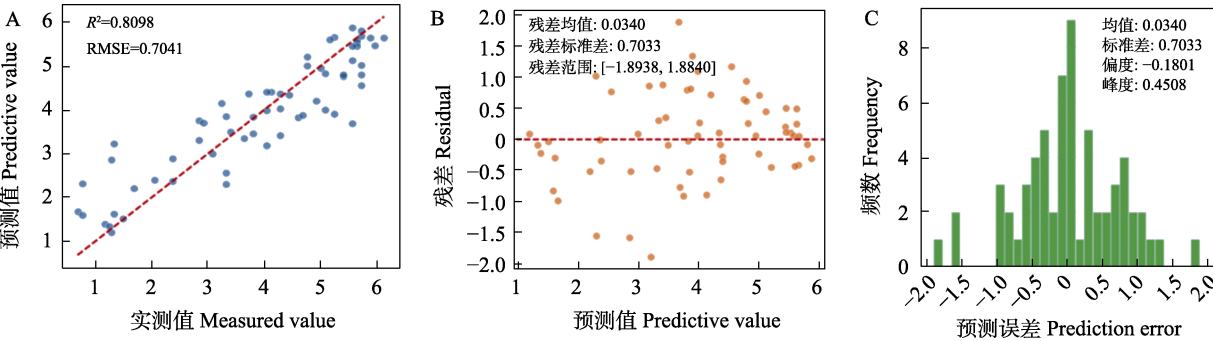
如图 4 所示,数码影像在 BPNN 的橡胶树螨害监测模型表现较优,验证集 R^2 达 0.8098, RMSE 为 0.7041,拟合精度高,建模集与验证集间性能差异较小,无明显过拟合。残差满足正态性与方差齐性假设 (均值为 0.0340,标准差为 0.7033),预测误差 95% 分布于 ± 1.53 范围内,满足实际监测精度需求。



A: 验证集图; B: 残差分析图; C: 预测误差分布图。
A: Validation set; B: Residual analysis; C: Prediction error distribution.

图 3 基于多光谱影像的 BPNN 橡胶树螨害监测模型验证集性能

Fig. 3 Validation performance of the BPNN-based rubber tree mite infestation monitoring model using multispectral imagery

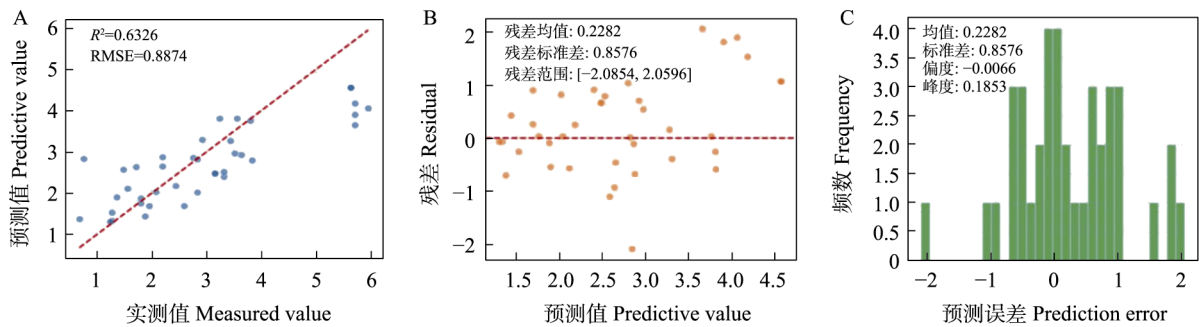


A: 验证集图; B: 残差分析图; C: 预测误差分布图。
A: Validation set; B: Residual analysis; C: Prediction error distribution.

图 4 基于数码影像的 BPNN 橡胶树螨害监测模型验证集性能

Fig. 4 Validation performance of the BPNN-based rubber tree mite infestation monitoring model using digital imagery

如图 5 所示，ASD 在 BPNN 的橡胶树螨害监测模型表现中等（ $R^2=0.6326$, $RMSE=0.8874$ ），建模集与验证集间性能差异明显，存在过拟合倾向。尽管残差均值接近零，仍观察到轻微异方差性和偏离正态性，95%误差控制在 ± 1.5 范围内，符合应用预期。



A：验证集图；B：残差分析图；C：预测误差分布图。
A: Validation set; B: Residual analysis; C: Prediction error distribution.
图 5 基于 ASD 光谱的 BPNN 橡胶树螨害监测模型验证集性能

Fig. 5 Validation performance of the BPNN-based rubber tree mite infestation monitoring model using ASD spectra

2.2.2 基于 RF 的橡胶树螨害监测模型 不同数据源在建模集与验证集中的性能对比见表 7。ASD 数据在 RF 的橡胶树螨害监测模型中性能最佳，建模集 R^2 为 0.9162，验证集 R^2 达 0.8361，RMSE 分别为 0.4669 和 0.6353，显示其在拟合精度与泛化能力方面均具优势。数码影像次之，说明其在保持较好拟合性能的同时，具备一定泛化能力。多光谱影像表现相对较弱，存在明显过拟合风险。

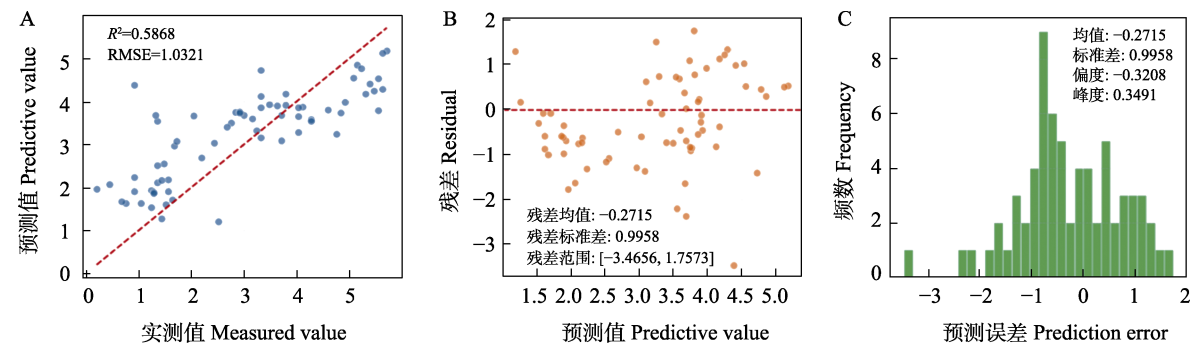
表 7 基于 RF 的橡胶树螨害监测模型效果分析

Tab. 7 Performance analysis of a random forest-based monitoring model for rubber tree mite infestation

数据源 Data source	建模集 Modeling set		验证集 Validation set	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
多光谱影像	0.8621	0.5833	0.5868	1.0321
数码影像	0.9035	0.4912	0.7711	0.7935
ASD	0.9162	0.4669	0.8361	0.6353

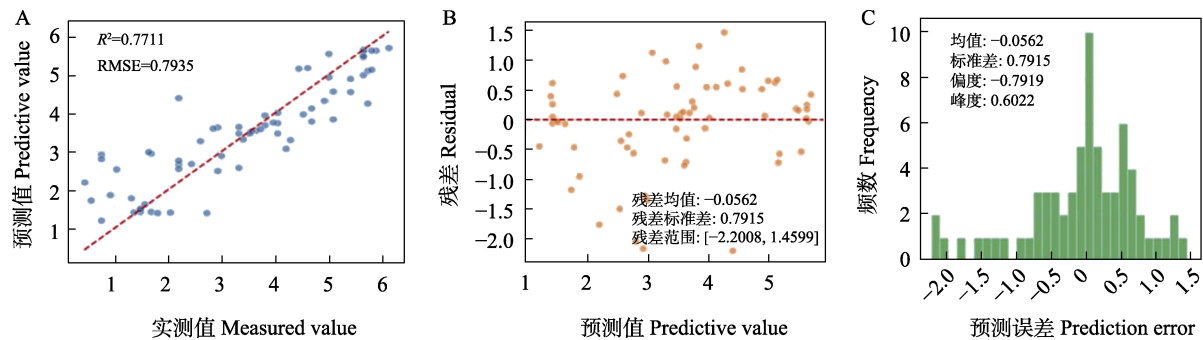
如图 6 所示，多光谱影像在 RF 的监测模型中表现较弱， R^2 为 0.5868，RMSE 为 1.0321，明显低于训练集 R^2 （0.8621），表明其拟合能力与泛化性能均有限。残差分析结果显示，残差均值为-0.2715，标准差为 0.9958，分布近似对称，Q-Q 图尾部略偏离理论正态线，提示残差整体接近正态但存在轻微偏态风险。预测误差累计分布显示，95%的误差控制在 1.71 以内，说明模型具备一定的应用价值，但稳定性和精度仍有待优化。

如图 7 所示，数码影像在 RF 的橡胶树螨害监测模型验证集上表现良好（ $R^2=0.7711$, $RMSE=0.7935$ ），虽较建模集（ $R^2=0.9305$ ）略有下降，但未出现显著过拟合。残差均值为-0.0562，标准差为 0.7915，残差呈近似正态分布。预测误差累计分布显示 95%的误差小于 1.67，满足应用精度需求，预测结果稳定可靠。



A：验证集图；B：残差分析图；C：预测误差分布图。
A: Validation set; B: Residual analysis; C: Prediction error distribution.
图 6 基于多光谱影像的 RF 橡胶树螨害监测模型验证集性能

Fig. 6 Validation performance of the RF-based rubber tree mite infestation monitoring model using multispectral imagery



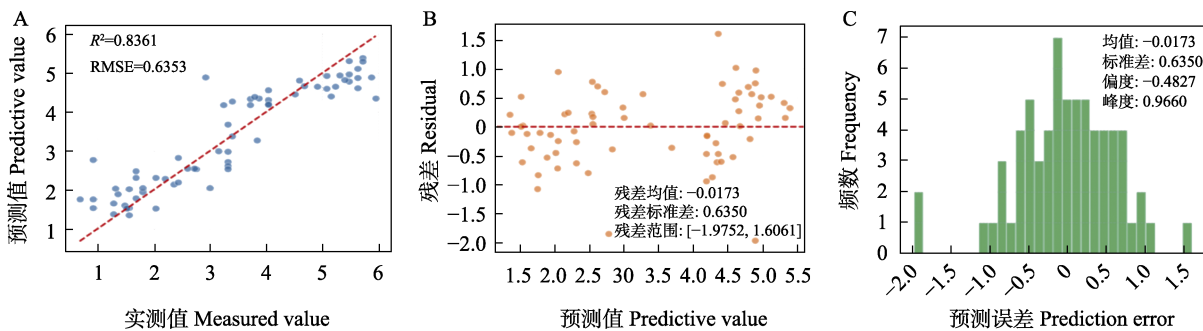
A: 验证集图; B: 残差分析图; C: 预测误差分布图。
A: Validation set; B: Residual analysis; C: Prediction error distribution.
图 7 基于数码影像的 RF 橡胶树螨害监测模型验证集性能

Fig. 7 Validation performance of the RF-based rubber tree mite infestation monitoring model using digital imagery

如图 8 所示, ASD 在 RF 的橡胶树螨害监测模型预测性能更优, 验证集 R^2 为 0.8361, RMSE 为 0.6353, 建模集 R^2 为 0.9162, 二者差异较小, 表明模型具备良好的泛化能力。残差均值为 -0.0173, 标准差为 0.6350, 残差分布对称集中, 未发现偏态与异方差。95% 的预测误差控制在 1.06 以内, 符合高精度监测需求。

2.2.3 基于 MLR 的橡胶树螨害监测模型 不同数据源在建模集与验证集中的性能对比见表 8。ASD

在 MLR 的橡胶树螨害监测模型中性能最优, 建模集 R^2 为 0.8819, 验证集 R^2 为 0.7719, RMSE 分别为 0.5396 和 0.7934, 表现出良好的拟合精度与较强的泛化能力。数码影像表现一般, 建模集与验证集 R^2 均在 0.41 左右, RMSE 分别为 1.2411 和 1.1933, 说明其对螨害等级的解释力有限。多光谱影像效果较弱, 建模集与验证集 R^2 分别为 0.3845 和 0.3840, RMSE 超过 1.2300, 模型解释能力和稳定性较差, 预测精度有限, 难以满足精细化监测需求。



A: 验证集图; B: 残差分析图; C: 预测误差分布图。
A: Validation set; B: Residual analysis; C: Prediction error distribution.
图 8 基于 ASD 光谱的 RF 橡胶树螨害监测模型验证集性能

Fig. 8 Validation performance of the RF-based rubber tree mite infestation monitoring model using ASD spectra

表 8 基于 MLR 的橡胶树螨害监测模型效果分析

Tab. 8 Performance analysis of multiple linear regression-based monitoring model for rubber tree mite infestation

数据源 Data source	建模集 Modeling set		验证集 Validation set	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
多光谱影像	0.3845	1.2324	0.3840	1.2603
数码影像	0.4118	1.2411	0.4150	1.1933
ASD 高光谱	0.8819	0.5396	0.7719	0.7934

图 9 为多光谱影像在验证集上的预测值与实测值的回归关系。拟合方程为 $y=0.6388x+3.5731$,

决定系数 (R^2) 为 0.3840, 均方根误差 (RMSE) 为 1.2603, 表明模型解释能力较弱, 仅能解释约 38% 的样本变异, 预测误差偏大。拟合线斜率明显小于 1, 截距较高, 反映出模型在高螨害等级区间存在低估倾向, 而在低等级区间则易出现高估, 存在系统性偏差。图中散点分布较为分散, 未呈现紧密聚集于拟合线附近的趋势, 进一步说明模型拟合效果有限, 泛化能力较差, 难以满足精细化预测需求。

图 10 为数码影像模型在验证集上的预测值

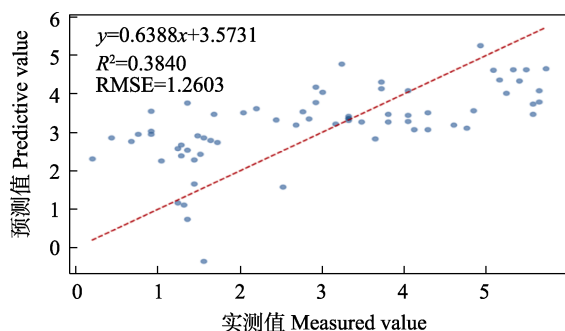


图 9 基于多光谱影像的 MLR 橡胶树螨害监测模型验证集表现

Fig. 9 Validation performance of the MLR-based rubber tree mite infestation monitoring model using multispectral imagery

与实测值拟合关系。拟合方程为 $y=0.1323x+3.3115$, R^2 为 0.4150, RMSE 为 1.1933。结果表明, 模型解释力较弱, 仅可解释约 41.5% 的数据方差, 预测误差偏大。拟合斜率显著低于 1, 截距偏高, 表明模型在高预测值时存在明显低估, 在低值区间则呈现高估, 存在系统性偏差。图中散点分布分散, 部分偏离拟合线, 进一步验证模型拟合精度有限, 预测稳定性不强。

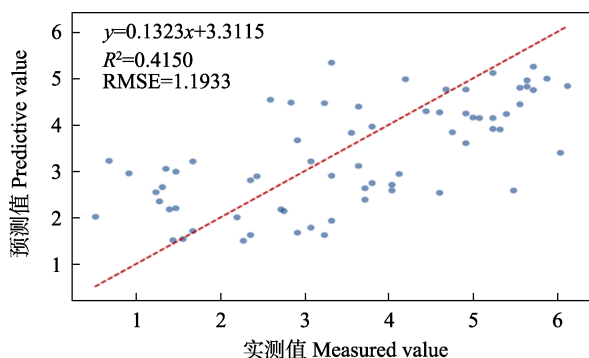


图 10 基于数码影像的 MLR 橡胶树螨害监测模型验证集表现

Fig. 10 Validation performance of the MLR-based rubber tree mite infestation monitoring model using digital imagery

图 11 为 ASD 模型在验证集上的预测值与实测值的拟合关系。拟合方程为 $y=1.0289x+3.4570$, R^2 为 0.7719, RMSE 为 0.7934, 表明模型拟合效果良好, 可解释约 77% 的数据方差, 预测误差控制在合理范围内。拟合线斜率接近 1, 说明模型对螨害等级变化具有较好的响应能力; 截距适中, 未显示显著系统性偏差。散点分布沿拟合线较为集中, 未见明显偏态或异常分布, 反映出模型具有较强的预测精度和稳定性。

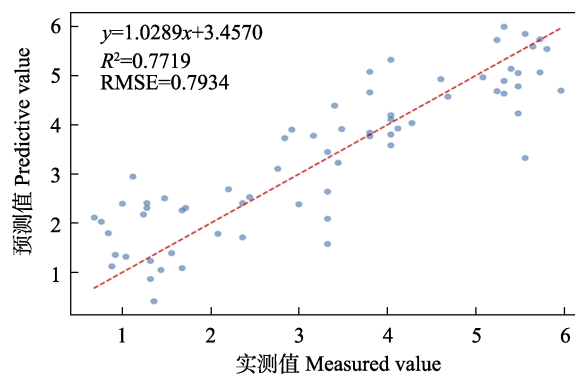


图 11 基于 ASD 光谱的 MLR 橡胶树螨害监测模型验证集表现

Fig. 11 Validation performance of the MLR-based rubber tree mite infestation monitoring model using ASD spectra

3 讨论

3.1 高光谱预处理技术对模型精度的影响

本研究通过多种数据源与建模方法的系统评估, 验证了数据预处理、波段选择及建模算法优化在橡胶树螨害遥感监测中的关键作用。综合试验结果与模型性能表现, 主要表现为数据预处理过程在螨害监测中具有显著的效能。尤其是采用 MSC 校正、SG 平滑与一阶导数等方法对原始光谱进行预处理可有效削弱 ASD 光谱数据中的背景噪声, 增强目标光谱信号, 进而显著提高建模的反演精度。金利山等^[25]利用地面 ASD 光谱与无人机 Resonon 影像数据, 基于多种光谱参数和机器学习方法对内蒙古典型草原植被氮含量进行估测。结果表明, 以小波系数为特征的 SVM 模型在地面数据中表现最佳 ($R^2=0.72$), 并成功应用于无人机影像反演, 为草原精准施肥与牧草品质提升提供技术支撑。该方法在高光谱数据的平滑处理与信息保留之间实现了较佳平衡, 是提升建模稳健性的基础步骤。刘静等^[26]利用高光谱技术结合多种光谱预处理方法和机器学习模型, 构建出辣椒叶片氮素含量 (LNC) 高精度预测模型, 实现了快速、非接触式氮素监测。结果表明, SG-SPA-RBFNN 组合模型预测精度最高 ($R^2=0.98$), 为辣椒精准管理与施肥提供了有效技术支撑。FENG 等^[27]基于高光谱数据, 通过 MC 光谱预处理与 CARS-SPA 特征提取相结合, 利用随机森林回归 (RFR) 构建高精度小麦白粉病监测模型。结果表明, MC-CARS-SPA-RFR 方法在开花期表现最佳, 显著提升了病害监测的精度与稳定性, 为作物病害的遥感监测提供技术支持。

3.2 特征选择方法的局限性与融合优化策略

当前采用的 Pearson 相关系数筛选法在一定程度上能够选取与橡胶树螨害等级显著相关指数,但存在波段过于集中的问题,可能导致信息冗余、模型泛化能力下降。未来应引入融合类筛选方法,以实现波段间信息协同优化,提高特征表达能力。

3.3 不同建模算法在橡胶树螨害遥感监测中的适配性分析与非线性建模优势

在不同建模方法中,非线性算法(RF、BPNN)均显著优于 MLR,验证了螨害等级与遥感特征之间的高度非线性关系。RF 在高维 ASD 高光谱数据上鲁棒性最强,BPNN 更适合低维图像类数据。这些结果揭示了数据源维度、特征复杂度和建模算法之间的重要耦合关系。本研究结果展现出 ASD 高光谱对病虫害监测敏感、预测精度高。LI 等^[28]提出一种融合 SVM 与 XGBoost 的无人机高光谱遥感方法,用于高效识别不同氮效率的小麦品种。通过特征带筛选与多算法融合,模型在多氮胁迫条件下均表现稳定(平均精度达 74%~83%),为高效小麦筛选与精准育种提供技术支撑,但其建模多依赖线性回归或传统机器学习方法,难以充分挖掘光谱与螨害的非线性关系。本研究在多源集成监测研究的基础上,基于 RF 的非线性建模克服了这一不足,在非线性模型应用上进一步提升了预测精度,实现了更优的拟合和泛化能力,更系统地评估了泛化能力和过拟合风险,并验证了不同数据源和模型组合的优势。总体而言,ASD 高光谱数据结合 RF 模型在验证集上达到最高 R^2 (0.8361)、最低 RMSE (0.6353),远优于传统线性模型和单一低维数据源,能够有效支撑传统方法覆盖不足、精度不高的缺陷,以满足快速预警和高精度监测的需求。

3.4 基于 ASD 与无人机遥感的橡胶树螨害监测模型优化与应用前景

鉴于本研究试验区域覆盖范围有限,未来研究应在更广泛的地理区域开展多点试验,以增强研究结果的普适性,并提升数据多样性。此外,后续研究还需在不同生态环境下采集数据,并结合无人机等遥感技术获取多时相观测数据,以验证和优化模型的时效性与适应性。通过不断完善算法和模型,有望进一步推动 ASD 光谱技术结合无人机遥感在橡胶树螨害监测中的应用,并为橡

胶林生长状况的动态监测提供有力的技术支撑。

4 结论

本研究系统评估了多源遥感数据在橡胶树螨害监测中的应用效果,基于数码影像、多光谱影像和 ASD 高光谱数据构建了多种监测模型,并对其相关性、拟合精度与泛化能力进行了综合比较。研究结果表明:

(1) 光谱指数与螨害等级之间存在显著相关性。不同数据源提取的光谱指数均与螨害发生表现出极显著相关性 ($P \leq 0.01$),其中 ASD 高光谱数据的相关性最强,表明其对螨害等级变化更敏感。

(2) 非线性建模方法优于传统线性模型。BPNN 与 RF 模型在拟合精度与泛化能力上均优于 MLR,尤其是 RF 模型结合 ASD 高光谱数据,在验证集上表现最优 ($R^2=0.8361$, RMSE=0.6353),显示出良好的稳定性与预测精度。

(3) 数码影像具有较高实用性。在低成本和易获取的前提下,数码影像在 BPNN 和 RF 模型中均表现出较强的预测能力和较好的泛化效果,适用于实际监测应用。

(4) 高光谱数据预处理显著提升建模精度。采用 SG 平滑、一阶导数及 MSC 等预处理方法,能够有效削弱背景干扰并增强特征信号,提高 ASD 建模准确性。

(5) 指数筛选方法仍有优化空间。当前采用的 Pearson 相关法存在特征冗余问题,未来应引入多种融合筛选策略,优化波段组合,提高模型的泛化能力。

(6) ASD 与无人机遥感结合具广阔应用前景。随着数据获取手段多样化和模型算法持续优化,ASD 结合无人机多时相遥感将为橡胶树螨害的快速预警与精准监测提供技术支撑。

(7) 本研究引入 LASSO 回归与小波分析方法,对橡胶树螨害遥感监测中的高维特征进行有效筛选与压缩。LASSO 作为一种基于 L1 范数正则化的特征选择算法,能够在回归建模过程中自动去除冗余变量,实现变量选择与降维的统一。通过对植被指数、高光谱特征及小波系数三类变量的重要性评估,筛选出对螨害响应最显著的关键指标,显著提升了模型的解释力与泛化性能。与此同时,小波分析通过 DWT 与 WPD 等技术,从多尺度视角提取了 40 余个空间-光谱复合特征,

增强了图像对螨害病斑区域的细节刻画能力。最终, 经 LASSO 筛选后的特征组合有效保留了变量间的表征信息与差异性, 减少了模型维度负担, 为后续的非线性建模提供了优质输入, 进一步提升了遥感监测模型的稳健性和预测精度。

综上所述, 融合高维光谱数据与非线性算法能显著提升橡胶树螨害遥感监测的精度与稳定性, 为病虫害快速诊断与精准防控提供了可行路径, 具有良好的推广与应用前景。

参考文献

- [1] 曾霞, 高新生, 黄天带, 程汉, 黄华孙. 橡胶树抗逆高产品种选育与应用[J]. 中国科学: 生命科学, 2024, 54(10): 1752-1765.
ZENG X, GAO X S, HUANG T D, CHENG H, HUANG H S. Breeding of stress-tolerant and high-yield rubber tree clones[J]. Scientia Sinica (Vitae), 2024, 54(10): 1752-1765. (in Chinese)
- [2] 刘婉婷, 安锋, 王纪坤, 程琳琳, 林位夫, 谢贵水. 中国橡胶树抗逆栽培: 成就与展望[J]. 中国科学: 生命科学, 2024, 54(10): 1766-1780.
LIU W T, AN F, WANG J K, CHENG L L, LIN W F, XIE G S. Stress resistant cultivation of rubber trees in China: achievements and prospects[J]. Scientia Sinica (Vitae), 2024, 54(10): 1766-1780. (in Chinese)
- [3] 贾静静, 符悦冠, 张方平, 周世豪, 聂跃, 陈俊谕. 尼氏真绥螨对三种橡胶叶螨的控害效能评价[J]. 应用昆虫学报, 2019, 56(4): 718-727.
JIA J J, FU Y G, ZHANG F P, ZHOU S H, NIE Y, CHEN J Y. Evaluation of *Euseius nicholsi* as a biological control for three species of spider mites in rubber plantations[J]. Chinese Journal of Applied Entomology, 2019, 56(4): 718-727. (in Chinese)
- [4] 林向彬, 孙金华, 杨柳, 刘欢, 王婷, 赵辉. 应用无人机多光谱遥感对栎类食叶虫害危害程度的监测[J]. 东北林业大学学报, 2023, 51(9): 138-144.
LIN X B, SUN J H, YANG L, LIU H, WANG T, ZHAO H. Application of UAV multispectral remote sensing to monitor damage level of leaf-feeding insect pests of oak[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2023, 51(9): 138-144. (in Chinese)
- [5] 李诗瑶, 丛士翔, 王融融, 余海龙, 黄菊莹. 基于无人机多光谱遥感的干旱胁迫下玉米冠层 SPAD 值监测[J]. 干旱区地理, 2023, 46(7): 1121-1132.
LI S Y, CONG S X, WANG R R, YU H L, HUANG J Y. Monitoring of maize canopy SPAD value under drought stress based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Arid Land Geography, 2023, 46(7): 1121-1132. (in Chinese)
- [6] 马云强, 李宇宸, 刘梦盈, 石雷, 张军, 张忠和. 基于无人机多光谱影像的云南切梢小蠹危害监测反演研究[J]. 西南农业学报, 2021, 34(9): 1878-1884.
MA Y Q, LI Y C, LIU M Y, SHI L, ZHANG J, ZHANG Z H. Harm monitoring and inversion study on *Tomicus yunnanensis* based on multi-spectral image of unmanned aerial vehicle[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2021, 34(9): 1878-1884. (in Chinese)
- [7] LIU Y, FENG H K, FAN Y G, YUE J B, YANG F Q, FAN J J, MA Y P, CHEN R Q, BIAN M B, YANG G J. Utilizing UAV-based hyperspectral remote sensing combined with various agronomic traits to monitor potato growth and estimate yield[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 109984.
- [8] LI Q, GAO M F, LI Z L. Ground hyper-spectral remote-sensing monitoring of wheat water stress during different growing stages[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2267.
- [9] LIU W, SUN C F, ZHAO Y N, XU F, SONG Y L, FAN J R, ZHOU Y L, XU X M. Monitoring of wheat powdery mildew under different nitrogen input levels using hyperspectral remote sensing[J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 3753.
- [10] HU Y, ABA X L, REN S E, YANG J, HE X, ZHANG C X, LU Y, JIANG Y Q, WANG L T, CHEN Y J, MI X Q, NAN X N. Monitoring the degree of Gansu zokor damage in Chinese pine by hyperspectral remote sensing[J]. Forests, 2024, 15(12): 2074.
- [11] ZHANG Y F, LIANG K M, ZHU F F, ZHONG X H, LU Z H, CHEN Y B, PAN J F, LU C S, HUANG J C, YE Q H, YIN Y H, PENG Y P, MO Z W, FU Y Q. Differential study on estimation models for indica rice leaf SPAD value and nitrogen concentration based on hyperspectral monitoring[J]. Remote Sensing, 2024, 16(23): 4604.
- [12] CHEN J, SAIMI A, ZHANG M H, LIU Q, MA Z H. Epidemic of wheat stripe rust detected by hyperspectral remote sensing and its potential correlation with soil nitrogen during latent period[J]. Life, 2022, 12(9): 1377.
- [13] YANG C B, FENG M C, SONG L F, JING B H, XIE Y K, WANG C, YANG W D, XIAO L J, ZHANG M J, SONG X Y. Study on hyperspectral monitoring model of soil total nitrogen content based on fractional-order derivative[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 201: 107307.
- [14] BAI Y L, NIE C W, YU X, GOU M Y, LIU S B, ZHU Y Q, JIANG T T, JIA X, LIU Y D, NAN F, LI L M, TEKINERDOGAN B D, SONG Y, LIU Q Z, JIN X L. Comprehensive analysis of hyperspectral features for monitoring canopy maize leaf spot disease[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109350.
- [15] LIU H, CHEN J Y, XIANG Y Z, GENG H S, YANG X Z,

- YANG N, DU R Q, WANG Y, ZHANG Z T, SHI L S, ZHANG F C. Improving UAV hyperspectral monitoring accuracy of summer maize soil moisture content with an ensemble learning model fusing crop physiological spectral responses[J]. *European Journal of Agronomy*, 2024, 160: 127299.
- [16] 杨兴川, 罗红霞, 赵文吉, 程玉丝, 王皓飞. 植被叶片光谱特征对烟煤病胁迫程度的响应模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(9): 2873-2878.
- YANG X C, LUO H X, ZHAO W J, CHENG Y S, WANG H F. Study on the response model of spectral signatures of vegetation leaves on the stress level for sooty mould[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(9): 2873-2878. (in Chinese)
- [17] 冯子恒, 宋莉, 张少华, 井宇航, 段剑钊, 贺利, 尹飞, 冯伟. 基于无人机多光谱和热红外影像信息融合的小麦白粉病监测[J]. *中国农业科学*, 2022, 55(5): 890-906.
- FENG Z H, SONG L, ZHANG S H, JING Y H, DUAN J Z, HE L, YIN F, FENG W. Wheat powdery mildew monitoring based on information fusion of multi-spectral and thermal infrared images acquired with an unmanned aerial vehicle[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2022, 55(5): 890-906. (in Chinese)
- [18] 马维维, 巩彩兰, 胡勇, 魏永林, 李龙, 刘丰轶, 孟鹏. 牧草品质的高光谱遥感监测模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(10): 2851-2855.
- MA W W, GONG C L, HU Y, WEI Y L, LI L, LIU F Y, MENG P. Hyperspectral remote sensing estimation models for pasture quality[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(10): 2851-2855. (in Chinese)
- [19] 崔美娜, 戴建国, 王守会, 张国顺, 薛金利. 基于无人机多光谱影像的棉叶螨识别方法[J]. *新疆农业科学*, 2018, 55(8): 1457-1466.
- CUI M N, DAI J G, WANG S H, ZHANG G S, XUE J L. Research on identification method of mite infection cotton based on of UAV multi-spectral image[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2018, 55(8): 1457-1466. (in Chinese)
- [20] 王守会, 戴建国, 李栓明, 张国顺, 崔美娜. 基于多源数据的棉叶螨预测研究[J]. *江苏农业科学*, 2018, 46(13): 96-100.
- WANG S H, DAI J G, LI S M, ZHANG G S, CUI M N. Study on prediction of cotton spider mites based on multi-source data[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2018, 46(13): 96-100. (in Chinese)
- [21] 杨丽丽, 王振鹏, 吴才聪. 基于多源数据的新疆棉田螨害大范围监测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(12): 3949-3956.
- YANG L L, WANG Z P, WU C C. Research on large-scale monitoring of spider mite infestation in Xinjiang cotton field based on multi-source data[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(12): 3949-3956. (in Chinese)
- [22] 郭伟, 李成伟, 王锦翔, 丁瑞丰, 张万臻, 裴鹏程, 王成博, 陆宴辉, 乔红波. 基于无人机成像高光谱的棉叶螨为害等级估测模型构建[J]. *植物保护学报*, 2021, 48(5): 1096-1103.
- GUO W, LI C W, WANG J X, DING R F, ZHANG W Z, PEI P C, WANG C B, LU Y H, QIAO H B. Construction of estimation models for the damage levels of cotton spider mites based on hyperspectral imaging of unmanned aerial vehicle (UAV)[J]. *Journal of Plant Protection*, 2021, 48(5): 1096-1103. (in Chinese)
- [23] 赵亮, 陈兵, 肖春华, 邹楠, 刘立峰. 棉花棉叶螨叶片遥感监测技术研究[J]. *甘肃农业大学学报*, 2015, 50(5): 94-99.
- ZHAO L, CHEN B, XIAO C H, ZOU N, LIU L F. Remote sensing monitoring technique on cotton leaves infected by spider mites[J]. *Journal of Gansu Agricultural University*, 2015, 50(5): 94-99. (in Chinese)
- [24] 郭伟, 高春风, 乔红波, 李成伟, 张枫, 张慧. 基于无人机数码影像的棉叶螨严重度监测[J]. *中国农机化学报*, 2022, 43(8): 143-150.
- GUO W, GAO C F, QIAO H B, LI C W, ZHANG F, ZHANG H. Severity monitoring of cotton spider mite based on UAV digital image[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(8): 143-150. (in Chinese)
- [25] 金利山, 王秀梅, 董建军, 王若琛, 温贺飞, 孙煜焱, 吴文博, 张智航, 康灿. 结合 ASD 和无人机高光谱的内蒙古典型草原植被氮反演[J]. *中国环境科学*, 2025, 45(5): 2713-2723.
- JIN L S, WANG X M, DONG J J, WANG R C, WEN H F, SUN Y Y, WU W B, ZHANG Z H, KANG C. Vegetation nitrogen inversion of typical grassland in Inner Mongolia combined with ASD and UAV hyperspectral[J]. *China Environmental Science*, 2025, 45(5): 2713-2723. (in Chinese)
- [26] 刘静, 汪泓, 张磊, 肖玖军, 吴建高, 龚明冲. 基于高光谱的辣椒叶片氮素含量反演[J]. *中国农业科学*, 2025, 58(2): 252-265.
- LIU J, WANG H, ZHANG L, XIAO J J, WU J G, GONG M C. Inversion of nitrogen content in chili pepper leaves based on hyperspectral analysis[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2025, 58(2): 252-265. (in Chinese)
- [27] FENG Z H, WANG L Y, YANG Z Q, ZHANG Y Y, LI X, SONG L, HE L, DUAN J Z, FENG W. Hyperspectral monitoring of powdery mildew disease severity in wheat based on machine learning[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 828454.
- [28] LI Y M, WANG C Y, ZHU J K, WANG Q L, LIU P. Classification of nitrogen-efficient wheat varieties based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Plants*, 2025, 14(13): 1908.