

基于无人机高光谱遥感的南繁玉米授粉期叶面积指数反演方法研究

陶志强^{1,2,5}, 王晶晶^{1*}, 吴炳孙², 叶回春^{3,4}, 杨 珺⁵, 程琦雯^{1,2}, 王紫璇^{1,2}, 蔡丰政^{1,2}, 林位卿^{1,2}, 朱锦龙^{1,2}

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. 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; 4. 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; 5. 海南省农业科学院热带园艺研究所, 海南海口 571100

摘 要: 玉米叶面积指数 (leaf area index, LAI) 是反映玉米生长和产量的关键参数, 授粉期是决定玉米穗粒数与产量的关键时期。本研究旨在筛选合适的反演方法高效精确地估测授粉期南繁玉米 LAI, 以授粉期南繁玉米为研究对象, 利用经纬 M300RTK 四轴无人机平台搭载 ULTRIS X20 PLUS 高光谱成像仪采集授粉期南繁玉米的冠层反射率数据。基于相关分析筛选 28 种 LAI 敏感的植被指数, 使用单变量和多变量通过一元线性回归 (unary linear regression, ULR), 多元逐步回归 (multiple stepwise regression, MSR) 2 种传统经验模型, 以及偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR)、随机森林回归 (random forest regression, RFR)、支持向量回归 (support vector regression, SVR)、BP 神经网络 (back propagation neural network, BPNN) 4 种机器学习模型构建玉米冠层 LAI 反演模型, 比较不同植被指数与回归分析算法的预测精度, 筛选最优反演模型, 对授粉期南繁玉米的 LAI 状况进行精准预测。结果表明: 大部分植被指数与 LAI 的相关性达到极显著 ($P < 0.01$); 相较于一元回归模型, 多元回归模型的预测精度更高, 其中 RFR 模型、MSR 模型和 PLSR 模型的决定系数 (R^2) 建模精度最高, R^2 分别为 0.96、0.85 和 0.80, 均方根误差 (RMSE) 分别为 0.18、0.35 和 0.41。本研究通过分析高光谱数据与玉米 LAI 的相关性与敏感性, 并使用基于高光谱数据计算的植被指数结合回归算法成功构建了可靠的玉米 LAI 反演模型, 并根据反演效果最好的 RFR 模型建立了南繁玉米授粉期 LAI 空间分布图, 为南繁玉米 LAI 估测以及生长发育田间监测提供理论依据和技术支撑。

关键词: 无人机; 南繁玉米; 叶面积指数 (LAI); 高光谱; 机器学习

中图分类号: S127 文献标志码: A

Inversion Methods of Nanfan Maize Leaf Area Index at Pollination Stage Based on UAV Hyperspectral Remote Sensing Data

TAO Zhiqiang^{1,2,5}, WANG Jingjing^{1*}, WU Bingsun², YE Huichun^{3,4}, YANG Jun⁵, CHENG Qiwen^{1,2}, WANG Zixuan^{1,2}, CAI Fengzheng^{1,2}, LIN Weiqing^{1,2}, ZHU Jinlong^{1,2}

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. Key Laboratory of Earth Observation of Hainan Province, Hainan Aerospace Information Research Institute, Sanya, Hainan 572029, China; 4. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 5. Tropical Horticulture Research Institute, Hainan Academy of Agricultural Sciences, Haikou, Hainan 571100, China

Abstract: The maize leaf area index (LAI) is a key parameter for reflecting growth and yield of maize, and the pollination stage being crucial for determining ear kernel number and yield. This study aimed to identify an effective inversion

收稿日期 2025-06-03; 接受日期 2025-07-15

基金项目 海南省重点研发项目 (No. ZDYF2021GXJS038, No. ZDYF2025XDNY112); 国家自然科学基金项目 (No. 42167011)。

作者简介 陶志强 (1994—), 男, 博士研究生, 研究方向: 作物栽培与遥感。*通信作者 (Corresponding author): 王晶晶 (WANG Jingjing), E-mail: wangjj@hainanu.edu.cn。

method to accurately estimate the LAI of Nanfan maize at pollination stage. Nanfan maize at pollination stage was used as the study subject. Canopy reflectance data were acquired using a ULTRIS X20 PLUS hyperspectral imager mounted on a Jingwei M300RTK quadrotor UAV platform. Based on correlation analysis, 28 LAI-sensitive vegetation indices were selected. Two traditional empirical models, univariate linear regression (ULR) and multiple stepwise regression (MSR), and four machine learning models, partial least squares regression (PLSR), random forest regression (RFR), support vector regression (SVR) and back propagation neural network (BPNN) were employed to construct LAI inversion models. The prediction accuracy of different vegetation indices and regression algorithms was compared, and the optimal inversion model was selected for accurately predicting the LAI status of Nanfan maize at pollination stage. Most vegetation indices exhibited highly significant correlations with LAI ($P < 0.01$). Compared to univariate regression, multivariate regression models provided higher prediction accuracy. Among them, RFR, MSR and PLSR models achieved the highest R^2 values, with coefficients of determination (R^2) of 0.96, 0.85 and 0.80 and corresponding root mean square errors (RMSE) of 0.18, 0.35 and 0.41, respectively. By analyzing the correlation and sensitivity between hyperspectral data and maize LAI, and employing vegetation indices calculated based on hyperspectral information combined with regression algorithms, this study successfully developed a reliable LAI inversion model, and established a spatial distribution of Nanfan maize LAI at pollination stage based on the RFR model with the best inversion effect. The model would provide both theoretical support and technical guidance for LAI estimation and field monitoring of Nanfan maize growth and development.

Keywords: UAV; Nanfan maize; leaf area index (LAI); hyperspectral; machine learning

DOI: 10.3969/j.issn.1000-2561.2025.11.023

玉米是世界上最主要的粮食作物之一，广泛种植于热带和温带地区，是食品、饲料、能源、医疗卫生、轻工业、化工业等领域不可或缺的原料。国家统计局（<http://www.stats.gov.cn/>）数据显示，2024 年我国玉米播种面积达 $4.47 \times 10^7 \text{ hm}^2$ ，产量达 2.95 亿 t，种植面积居全球首位，产量居全球第二位。叶面积指数（leaf area index, LAI）是描述植物冠层结构和量化植物群体生长动态的核心参数，也是反映植物生长和产量的关键参数，直接参与植物的光合作用、呼吸作用、蒸散作用和碳循环等过程^[1]。因此，精确反演 LAI 对玉米长势监测具有重要意义。

作物生理生化参数的空间精确量化能够有效提升农业精准管理水平^[2]。传统方法测量 LAI 受田间条件的限制，测量范围有限，效率低，需耗费大量的人力物力。遥感无人机（remote sensing UAV）作为一种新兴遥感平台，具有高分辨率、高效率、高灵活性、非破坏性和高通量的特点^[3]，在反映作物生理生化参数（包括叶面积指数、株高、叶绿素含量、地上部生物量等）的时空变化方面具有数据获取速度快、成本低等优势，因此无人机遥感在农业领域得到迅速发展和广泛应用，为快速、准确地获取作物生理生化参数提供有效手段。

作物冠层光谱特征包括通过无人机搭载光谱相机获取的原始光谱波段反射率和植被指数，可

用于作物生理生化参数的高精度估测^[4]。LI 等^[5]使用冬小麦冠层高光谱数据提取了光谱一阶导数、光谱位置特征等参数，成功建立了冬小麦 LAI 反演模型。植被指数与机器学习算法相结合用于预测作物的生理生化参数，能够有效监测生理生化参数的动态变化，建成模型的精度和鲁棒性结果理想^[6]。刘帅兵等^[7]采用多源遥感数据融合方法，整合玉米冠层多光谱植被指数、纹理信息、热红外温度数据与机器学习算法建立了玉米 LAI 反演模型，结果表明，多层感知机（MLP）、随机森林（RF）模型在估算玉米冠层 LAI 垂直分布方面表现出较高的预测精度。陈晓凯等^[8]通过最优光谱指数结合 BP 神经网络（BPNN）和随机森林（RF）建立冬小麦 LAI 模型，发现 RF 模型表现出更好的预测效果，有效避免了过度拟合和拟合不足的问题。DU 等^[9]基于 RGB 图像的植被指数，采用线性回归（LR）、BP 神经网络（BPNN）和随机森林（RF）算法建立了玉米 LAI 估测模型，发现随机森林模型在玉米全生育期和单生长期中展现出最佳性能，并具有良好的泛化能力，可以提供可靠的估测结果。曾广泉等^[10]利用水稻多光谱植被指数与机器学习算法相结合建立了多个水稻 LAI 反演模型，引入施氮量作为变量对模型进行优化，结果发现随机森林（RF）模型可对各时期的水稻 LAI 进行较好地估测。由此可见，植被指数与机器学习相结合建立的 LAI 反演模型，能够有效

克服传统 LAI 反演方法对于地区、物种及生长阶段的局限性, 提供了更加稳定和高效的手段。

南繁是利用我国南方特别是海南岛南部地区冬春季节气候温暖的优势条件, 将夏季在北方种植的农作物育种材料, 于冬春季节在南方再种植 1 季或者 2 季的育种方法 (<https://agri.hainan.gov.cn/zgnf>)。南繁育种能够有效缩短育种周期, 提高育种效率, 使农作物新品种选育周期缩短 1/3~1/2, 已成为育种工作的重要手段^[11], 为保障国家粮食安全、加速农业科技创新提供关键支撑。南繁的核心区域集中在北纬 18°以南的海南三亚、乐东、陵水等市(县), 这些地区因其独特的光温资源优势成为育种加代的理想场所——年均气温为 22~26 °C, ≥ 10 °C 的积温达 8200 °C, 年均降水量在 1600 mm 以上, 年光照为 1750~2650 h^[12]。据统计, 我国已育成的农作物品种中, 70%以上的品种均经过南繁培育 (<https://agri.hainan.gov.cn/zgnf>)。

在众多南繁作物中, 玉米育种具有特殊的历史地位和科学价值。南繁玉米育种的技术价值主要体现在育种效能的革命性提升, 传统玉米育种通常需要 8 a 左右才能育成稳定品种, 而通过南繁加代, 育种周期可缩短至 3~4 a。南繁玉米一般播种 60 d 后进入授粉期, 授粉期是玉米生长发育过程中最关键的一个时期, 也是花期最重要的组成部分, 表明玉米已经进入了以生殖生长为主的时期, 通常仅持续 5~8 d, 是决定玉米穗粒数的关键时期, 也是决定产量高低的重要阶段^[13]。

本研究聚焦授粉期南繁玉米, 以海南省乐东黎族自治县老坡村育种基地为研究区, 利用高光谱无人机和 LAI-2200 冠层分析仪空地同步测定数据, 采用无人机高光谱遥感影像计算得到植被指数, 使用单变量和多变量通过传统经验与机器学习模型构建多个授粉期南繁玉米冠层叶面积指数反演模型, 对比反演精度并确定最佳反演模型, 实现南繁玉米 LAI 的快速估测, 为利用无人机遥感高效、非破坏性地监测南繁玉米田间农艺性状等信息提供有力的数据支持。

1 材料与方法

1.1 田间试验及玉米 LAI 测量

试验时间为 2022 年 1 月 12—17 日, 试验区域位于海南省乐东黎族自治县老坡村育种基地, 中心点经纬度为 18°26'25"N、108°57'42"E, 试验点位于热带地区, 属热带季风气候, 年均气温为

22~26 °C, 年平均降水量在 1600 mm 以上, 光照充足, 雨量充沛, 有利于热带作物和反季节瓜菜的生长, 是中国非常重要的玉米南繁地区。

试验选用具有广泛遗传多样性的玉米自交系, 选取可以代表授粉期玉米长势特征的 3 个典型试验小区进行理化参数与高光谱数据测量, 每个样地设置多个 2 m×2 m 的基本采样单元, 3 个试验小区共设置 116 个采样单元。

玉米 LAI 测量采用 LAI-2200 植物冠层分析仪 (Li-COR, Lincoln, NE, USA), 采用 45°视野间隙, 以尽量减少光照和背景条件的影响^[14]。在每个采样单元中, 基于 1 个冠层顶部和 4 个冠层下部的点来测量 LAI, 在每个采样单元上重复 2 次, 2 次测量的平均值作为采样单元的 LAI 值^[15]。所有采样单元的 LAI 测量均在清晨或傍晚进行, 以确保漫射照明条件。

1.2 无人机高光谱影像获取

利用经纬 M300RTK 四轴无人机平台 (图 1A) 搭载的 ULTRIS X20 PLUS 传感器 (图 1B), 于 2022 年 1 月 15 日 11:00—13:00 在晴朗天气下获取高光谱图像。无人机平台飞行高度为 40 m, 飞行速度为 5 m/s, 航向重叠率为 75%, 旁向重叠率为 75%, 获取波长范围为 350~1000 nm, 主要参数如表 1 所示。田间样品参数测定与无人机作业同步进行。无人机高光谱图像处理包括图像拼接、辐射标定和几何校正。高光谱数据使用 Cubert-pilot 软件 (Cubert, Baden-Württemberg, Germany) 将每张高光谱图像与同时获取的相应全色图像进行融合, 随后使用 Agisoft PhotoScan Professional 1.4.5 软件 (Agisoft LLC, St. Petersburg, Russia) 根据全色图像的点云数据对高光谱图像进行拼接。利用白板进行飞前标定, 获得无人机高光谱图像的反射率。使用 ENVI 软件在处理后的无人机图像中手动绘制各采样单元, 获得各采样单元的平均反射率, 用于玉米 LAI 反演模型的构建和验证。

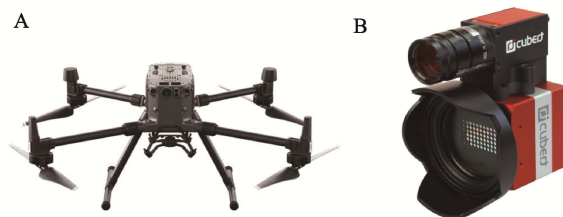


图 1 高光谱无人机设备
Fig. 1 UAV hyperspectral system

表 1 无人机飞行和传感器参数

Tab. 1 Summary of UAV flight and sensor parameters

指标 Index	参数 Parameter
采集时间	2022-01-15
传感器	ULTRIS X20 PLUS
飞行高度/m	40
飞行速度/(m·s ⁻¹)	5
航向重叠率/%	75
旁向重叠率/%	75
空间分辨率/cm	1.5
波长范围/nm	350~1000
光谱采样/nm	4

1.3 光谱参数的选定

根据地理环境、植被类型，对不同种类的植被指数进行筛选，选取已发表的对玉米、水稻等作物 LAI 敏感的植被指数，以及一些红边波段的植被指数，共 28 种（表 2）。

1.4 玉米 LAI 反演模型的构建与检验

为保证模型训练充分，同时尽量减少模型过拟合的风险，将 3 个试验小区 116 个样本以 8 : 2 的比例随机划分为训练集和验证集，授粉期玉米 LAI 的训练集和验证集各项统计数据见表 3。首先对选定的光谱参数和 LAI 进行相关性分析以筛

表 2 本研究选用的高光谱植被指数

Tab. 2 Hyperspectral vegetation indices selected in this study

植被指数 Vegetation index	计算公式 Calculation formula	参考文献 Reference
红边位置指数 (REP)	$REP=700+40 \times [(R_{670}+R_{780})/2-R_{700}]/(R_{740}-R_{700})$	[16]
归一化差异光谱指数 (NDSI)	$NDSI=(R_{788}-R_{756})/(R_{788}+R_{746})$	[17]
红光叶绿素光谱指数 (CI red edge)	$CI \text{ red edge}=R_{800}/R_{750}-1$	[18]
新双差指数 (DDN)	$DDN=2 \times R_{710}-R_{660}-R_{760}$	[19]
红边归一化光谱指数 2 (NDRE2)	$NDRE2=(R_{800}-R_{750})/(R_{800}+R_{750})$	[20]
修正归一化光谱指数 (mND705)	$mND705=(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705}+2R_{445})$	[21]
红边指数 2 (VOG2)	$VOG2=(R_{734.7}-R_{747.7})/(R_{714.4}+R_{725.5})$	[22]
土壤调节植被指数 2 (SAVI2)	$SAVI2=(1-0.08) \times (R_{825}-R_{735})/(R_{825}+R_{735}-0.08)$	[23]
双差指数 (DD)	$DD=(R_{750}-R_{720})-(R_{700}-R_{670})$	[24]
土壤调节植被指数 1 (SAVI1)	$SAVI1=(R_{800}-R_{670}) \times (1+0.5)/(R_{800}+R_{670}+0.5) (L=0.5)$	[23]
改进叶绿素吸收指数 (MCARI)	$MCARI=[(R_{750}-R_{705})-0.2 \times (R_{750}-R_{550})] \times (R_{750}/R_{705})$	[25]
陆地叶绿素指数 (MTCI)	$MTCI=(R_{750}-R_{710})/(R_{710}-R_{680})$	[26]
优化土壤调节植被指数 (OSAVI)	$OSAVI=(1+0.16) \times (R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670}+0.16)$	[27]
新型植被指数 (NVI)	$NVI=(R_{777.3}-R_{747.7})/R_{673.7}$	[28]
改进叶绿素吸收指数 (MCAVI)	$MCAVI=0.2 \times [2R_{800}+1-2 \times \sqrt{2R_{800}+1}-8 \times (R_{800}-R_{670})]$	[29]
红边归一化光谱指数 1 (NDRE1)	$NDRE1=(R_{750}-R_{706})/(R_{750}+R_{706})$	[30]
红边指数 Vogelmann (VOG)	$VOG=R_{740}/R_{720}$	[22]
绿光叶绿素光谱指数 (CI green)	$CI \text{ green}=R_{800}/R_{550}-1$	[18]
绿光归一化植被指数 (GNDVI)	$GNDVI=(R_{800}-R_{550})/(R_{800}+R_{550})$	[31]
改进三角植被指数 (MTVI)	$MTVI=1.2 \times [1.2 \times (R_{800}-R_{550})-2.5 \times (R_{670}-R_{550})]$	[32]
改进红边比值植被指数 (MSR)	$MSR=(R_{800}/R_{670}-1)/\sqrt{R_{800}/R_{670}+1}$	[33]
归一化差异叶绿素指数 1 (NDchl)	$NDchl=(R_{925}-R_{710})/(R_{925}+R_{710})$	[19]
比值植被指数 (RVI)	$RVI=R_{800}/R_{670}$	[34]
改进红边比值植被指数 (mSR705)	$mSR705=(R_{750}-R_{445})/(R_{705}+R_{445})$	[35]
简单比值植被指数 (SRI)	$SRI=R_{800}/R_{670}$	[36]
归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI=(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670})$	[37]
增强型植被指数 (EVI)	$EVI=2.5 \times [(R_{800}-R_{670})/(R_{800}-6R_{670}-7.5R_{475}+1)]$	[38]
三角植被指数 (TVI)	$TVI=0.5 \times [120 \times (R_{800}-R_{550})-200 \times (R_{670}-R_{550})]$	[39]

注：R₄₄₅、R₄₇₅、R₅₅₀、R₆₆₀、R₆₇₀、R_{673.7}、R₆₈₀、R₇₀₀、R₇₀₅、R₇₀₆、R₇₁₀、R_{714.4}、R₇₂₀、R_{725.5}、R_{734.7}、R₇₃₅、R₇₄₀、R₇₄₆、R_{747.7}、R₇₅₀、R₇₅₆、R₇₆₀、R_{777.3}、R₇₈₀、R₇₈₈、R₈₀₀、R₈₂₅、R₉₂₅ 分别表示 445、475、550、660、670、673.7、680、700、705、706、710、714.4、720、725.5、734.7、735、740、746、747.7、750、756、760、777.3、780、788、800、825、925 nm 波长处的反射率。

Note: R₄₄₅, R₄₇₅, R₅₅₀, R₆₆₀, R₆₇₀, R_{673.7}, R₆₈₀, R₇₀₀, R₇₀₅, R₇₀₆, R₇₁₀, R_{714.4}, R₇₂₀, R_{725.5}, R_{734.7}, R₇₃₅, R₇₄₀, R₇₄₆, R_{747.7}, R₇₅₀, R₇₅₆, R₇₆₀, R_{777.3}, R₇₈₀, R₇₈₈, R₈₀₀, R₈₂₅ and R₉₂₅ indicates the reflectance at wavelengths of 445, 475, 550, 660, 670, 673.7, 680, 700, 705, 706, 710, 714.4, 720, 725.5, 734.7, 735, 740, 746, 747.7, 750, 756, 760, 777.3, 780, 788, 800, 825 and 925 nm, respectively.

表 3 玉米授粉期 LAI 的训练集和验证集统计数据
Tab. 3 Trained and validated statistical results for LAI during pollination of maize

项目 Item	样本数 Sample number	最大值 Max	最小值 Min	平均值 Mean	标准偏差 SD	变异系数 CV
总样本	116	4.36	1.15	2.95	0.91	0.31
训练集	92	4.33	1.15	2.95	0.92	0.31
验证集	24	4.36	1.56	2.95	0.91	0.30

选出对 LAI 最为敏感的光谱指数,然后将筛选出的光谱参数作为自变量。参考其他无人机高光谱估测作物生理生化信息所选择的模型及常见机器学习模型,采用一元线性回归(unary linear regression, ULR)和多元逐步回归(multiple stepwise regression, MSR) 2 种传统经验回归模型,以及偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)、支持向量机回归(support vector regression, SVR)、随机森林回归(random forest regression, RFR)和 BP 神经网络回归(back propagation neural network, BPNN) 4 种机器学习方法对授粉期玉米 LAI 进行预测。使用 SPSS Statistics 27 软件(IBM Corp., Armonk, NY, USA)进行 ULR、MSR 模型建模,使用 MATLAB 7.0 软件(TheMathWorks, Inc., Natick, MA, USA)进行 PLSR、SVR、RFR、BPNN 模型建模。最终,使用验证集数据对训练集数据构建的反演模型进行验证与优化,模型估测结果以预测值和实测值的 1:1 线图呈现。

采用决定系数(coefficient of determination, R^2)和均方根误差(root mean square error, RMSE)评价玉米 LAI 模型的反演精度,确定最优估测模型。 R^2 越接近 1, RMSE 越接近 0,说明模型拟合效果越好,反演精度越高。

RMSE 计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}$$

式中, P_i 和 O_i 分别为玉米 LAI 的预测值和实测值, n 为样本数。

2 结果与分析

2.1 高光谱数据的相关性分析与敏感性分析

为探究授粉期玉米 LAI 与高光谱影像数据的相关性,提取各采样点在各个波段的反射率,进行光谱数据与玉米 LAI 的相关性分析。发现在

720 nm 前呈负相关,720 nm 后呈正相关。在 750~1000 nm 波长范围内, LAI 与高光谱反射率具有显著相关性,随着波长的增加其相关性逐渐增加。在 690~746 nm 处, LAI 与高光谱反射率的相关性快速增加,在 746~880 nm 处, LAI 与高光谱反射率的相关性平缓上升且显著相关,在 910~1000 nm 处, LAI 与高光谱反射率的相关性达到最高,最高处 958 nm 波长的相关系数为 0.517 (图 2)。

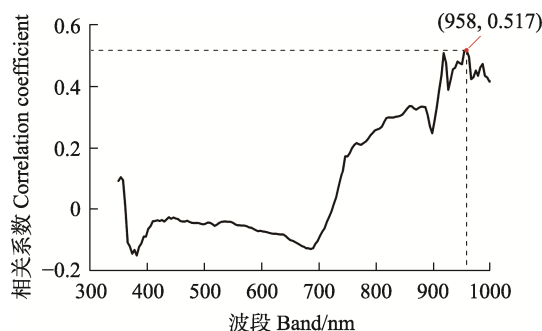


图 2 玉米 LAI 与各波段光谱反射率的相关系数
Fig. 2 Correlation coefficients between maize LAI and spectral reflectance in different bands

植物 LAI 变化会引起反射光谱的显著变化。通过对玉米不同 LAI 值的光谱反射率的变化进行分析,结果表明,光谱反射率随着波长的增加逐渐上升,在 690 nm 后迅速上升;在 880~890 nm 开始逐渐降低;在 690~750 nm 红边波段范围内光谱反射率变化剧烈,快速增加,此段敏感波段集中在红边波段;在 750~900 nm 波段范围内,光谱反射率随 LAI 的增加呈先降后增的变化趋势。LAI 为 2.5 时反射率最低, LAI 为 4.4 时反射率最高(图 3)。反射率变化的原因是 LAI 较低时,光谱反射主要受土壤的影响,导致反射率偏低;而 LAI 在 2.0~2.5 之间时,受玉米叶片叶倾角分布和叶绿

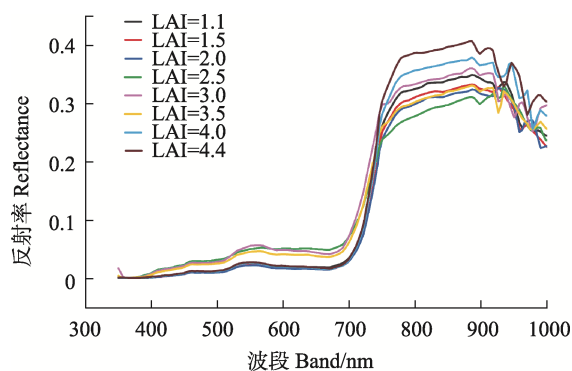


图 3 玉米不同 LAI 在各波段的敏感性分析
Fig. 3 Sensitivity analysis of different maize LAI in different bands

素含量的影响导致反射率偏低；LAI>2.5 时，反射率逐渐增加，其主要原因是在植被高 LAI 下，可见光、红边和近红外波段受吸收和散射效应等外界因素的影响较小^[40]。

2.2 植被指数的相关性分析与筛选

将玉米授粉期实测 LAI 与备选 28 个植被指数进行相关性分析，结果表明，所选的 28 个植被指数均与 LAI 呈极显著相关 ($P<0.01$)，其中有 27 个相关系数均在 0.600 以上，红边位置指数(REP)的相关系数最高，为 0.789（表 4）。从中筛选出与玉米授粉期 LAI 相关系数较高的 9 个植被指数 REP、NDSI、CI red-edge、DDN、NDRE2、mND705、VOG2、SAVI2、DD 作为后续建模的自变量。

由表 4 可知，用于建模的 DDN 与 VOG2 两个植被指数与 LAI 呈负相关，其原因可能是植被指数设计原理与 LAI 不一致。DDN 常用于突出红边与近红外波段反差，可能对叶绿素浓度、光合效率等参数更敏感，若 DDN 对 LAI 的响应弱于叶绿素浓度，就可能出现 LAI 升高但指数下降的现象。VOG2 是利用红边和红光计算，本质上是反映叶绿素含量。当 LAI 增加时，若红光吸收已经趋于饱和，但红边反射又开始下降，反而会拉低 VOG2 值，从而导致统计上表现为与 LAI 呈负相关。

根据表 2 植被指数的计算公式可以看出，相

关系数较高的这 9 个植被指数均涉及红边波段。红边波段处于可见光和近红外波段之间，对于植被的反射特性非常敏感^[41-42]。通过分析红边波段的光谱特征，可以提取植被叶面积指数、叶绿素含量、植被生物量、含水量和氮浓度等生理和结构信息。已有研究表明，红边波段参与构建的植被指数与植被 LAI 的敏感性显著相关，相比于其他类型的植被指数，红边波段增强了其与 LAI 的敏感性，提高了 LAI 估测模型精度，无论是在传统经验模型还是机器学习回归模型中，红边波段对植被 LAI 的估测均更具优势^[40]。

2.3 基于单自变量与多自变量的玉米 LAI 估测模型

2.3.1 基于单自变量的玉米 LAI 估测模型 传统经验回归分析模型是光谱遥感中最常用的统计建模方法，能够直观地反映自变量对应变量的影响。根据筛选的授粉期 9 个相关系数较高的植被指数，以各植被指数分别作为自变量，叶片 LAI 参数作为因变量，建立 ULR 模型，建模集和验证集的预测及验证结果见表 5，最优植被指数为 REP，训练集的 R^2 为 0.62，RMSE 为 0.56，验证集的 R^2 为 0.54，RMSE 为 0.62。

2.3.2 基于多自变量的玉米 LAI 估测模型 基于高光谱遥感的作物生理生化参数估测的研究结果显示，使用多个光谱参数作为自变量构建的估测

表 4 玉米授粉期 LAI 与植被指数的相关系数
Tab. 4 Correlation coefficients between maize LAI and vegetation indices at pollination stage

编号 No.	植被指数 Vegetation index	相关系数 Correlation coefficient	编号 No.	植被指数 Vegetation index	相关系数 Correlation coefficient
1	红边位置指数 (REP)	0.789**	15	改进叶绿素吸收指数 (MCAVI)	-0.735**
2	归一化差异光谱指数 (NDSI)	0.784**	16	红边归一化光谱指数 1 (NDRE1)	0.733**
3	红光叶绿素光谱指数 (CI red edge)	0.780**	17	红边指数 Vogelmann (VOG)	0.732**
4	新双差指数 (DDN)	-0.779**	18	绿光叶绿素光谱指数 (CI green)	0.727**
5	红边归一化光谱指数 2 (NDRE2)	0.774**	19	绿光归一化植被指数 (GNDVI)	0.715**
6	修正归一化光谱指数 (mND705)	0.756**	20	改进三角植被指数 (MTVI)	0.715**
7	红边指数 2 (VOG2)	-0.755**	21	改进红边比值植被指数 (MSR)	0.711**
8	土壤调节植被指数 2 (SAVI2)	0.751**	22	归一化差异叶绿素指数 1 (NDch1)	0.701**
9	双差指数 (DD)	0.750**	23	比值植被指数 (RVI)	0.696**
10	土壤调节植被指数 1 (SAVI1)	0.746**	24	改进红边比值植被指数 (mSR 705)	0.695**
11	改进的叶绿素吸收指数 (MCARI)	0.741**	25	简单比值植被指数 (SRI)	0.695**
12	陆地叶绿素指数 (MTCI)	0.739**	26	归一化植被指数 (NDVI)	0.692**
13	优化土壤调节植被指数 (OSAVI)	0.738**	27	增强型植被指数 (EVI)	0.638**
14	新型植被指数 (NVI)	0.736**	28	三角植被指数 (TVI)	0.580**

注：**表示极显著相关 ($P<0.01$)。
Note: ** indicates extremely significant correlation ($P<0.01$).

表 5 单个光谱参数的玉米授粉期 LAI 估测模型及验证
Tab. 5 Prediction model and validation of maize LAI with single spectral parameter at pollination stage

植被指数 Vegetation index	回归方程 Regression equation	训练集 Training dataset		验证集 Validation dataset	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
REP	$y=0.29x-207.18$	0.62	0.56	0.54	0.62
NDSI	$y=74.62x-2.13$	0.61	0.57	0.60	0.57
CI red edge	$y=16.64x-0.88$	0.61	0.57	0.60	0.57
DDN	$y=-17.76x-0.32$	0.61	0.57	0.55	0.59
NDRE2	$y=40.56x-1.22$	0.60	0.58	0.59	0.57
mND705	$y=8.87x-3.26$	0.57	0.60	0.51	0.62
VOG2	$y=-5.12x+0.70$	0.57	0.60	0.50	0.64
SAVI2	$y=11.94x-1.48$	0.56	0.60	0.52	0.63
DDI	$y=21.63x-0.06$	0.56	0.60	0.53	0.61

模型的精度和鲁棒性明显高于单光谱参数构建的估测模型^[43-44]。通过不同的建模方式构建玉米 LAI 估测模型, 模型的训练集和验证集估测结果如表 6 与图 4 所示, 结果表明, 不同模型对玉米 LAI 的估测性能存在显著差异, RFR 拟合结果的 R^2 最高, 训练集的 R^2 为 0.96, 验证集的 R^2 为 0.85;

MSR 泛化能力优秀, 验证集的 R^2 为 0.80, RMSE 为 0.40, 训练集与验证集误差差异较小, 为 0.05; PLSR 稳定性最佳, 训练集与验证集 RMSE 差值仅 0.02; SVR 与 BPNN 验证集的 R^2 分别为 0.61、0.60, 对 LAI 非线性关系捕捉不足。

利用 SPSS 27 软件构建 MSR 模型, 将已筛选的 9 个植被指数带入 MSR 多元逐步回归, 通过不断比较引入变量的重要性, 最终留下 5 个变量: DDN、CI red edge、SAVI2、NDRE2 和 VOG2, 得到标准化回归方程: $y=1.975-25.606\times DDN+215.187\times CI\ red$

表 6 多个光谱参数的玉米授粉期 LAI 估测模型及验证
Tab. 6 Prediction model and validation of maize LAI with multiple spectral parameter at pollination stage

模型 Model	训练集 Training dataset		验证集 Verification dataset	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
MSR	0.85	0.35	0.80	0.40
PLSR	0.80	0.41	0.77	0.43
RFR	0.96	0.18	0.85	0.37
SVR	0.61	0.57	0.61	0.56
BPNN	0.62	0.57	0.60	0.55

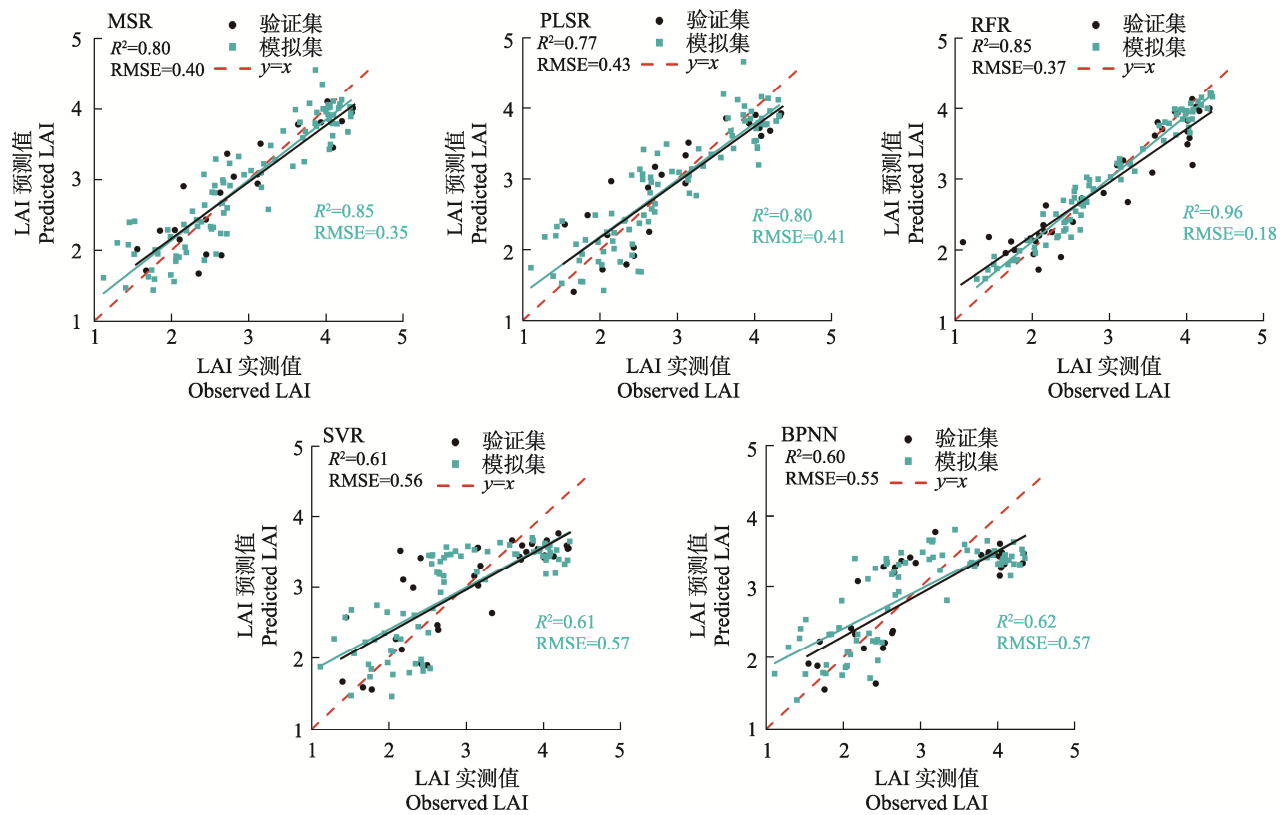


图 4 基于多个光谱参数的玉米授粉期 LAI 训练集与验证集的反演模型

Fig. 4 Inversion model of maize LAI training dataset and validation dataset based on multiple spectral parameter at pollination stage

edge-4.292×SAVI2-478.901×NDRE2+5.466×VOG2。

在 PLSR 中, 投影重要性指标 (variable importance in the projection, VIP) 用来表示每个预测变量对因变量的重要性以及对估测模型的贡献程度。如图 5 所示, 通过偏最小二乘法对 9 个植被指数的 VIP 值进行计算, VIP>1 的 4 个自变量为 SAVI2、DDN、VOG2、NDSI, VIP>1 的自变量在解释因变量时的作用相对较大。

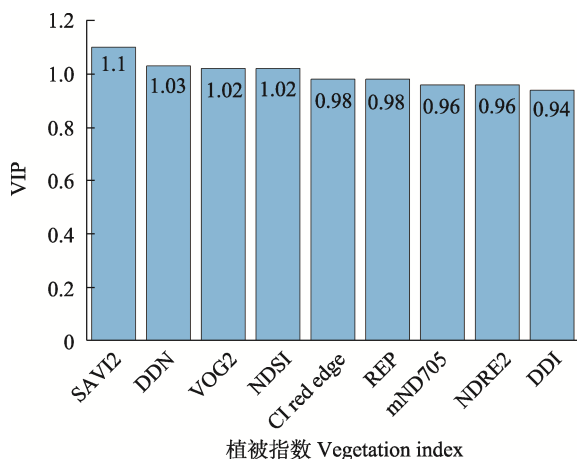


图 5 授粉期玉米 PLSR 模型的变量重要性

Fig. 5 Variable importance in the projection in maize PLSR model at pollination stage

RFR 结果同样也能得到变量重要性, 如图 6 所示, 重要性最高的是 DDN, 为 31.0%, 其次是 NDSI、NDRE2 和 CI red edge, 分别为 17.0%、15.4%和 14.0%, 均高于 10%。DDN 在 RFR 模型中的变量重要性高达 31.0%, 其原因可能是 DDN 是一种改进型植被指数, 通过引入双波段差分增强对植被动态的敏感性, 通过多波段差分组合增强对冠层散射辐射的敏感性, 其计算基于近红外 (NIR) 与红边波段反射率的双差分, 抗饱和能力强, 红边敏感、抗土壤干扰、抗大气散射, 依赖红边波段数据。DDN 在玉米、小麦等直立叶作物中表现最佳, 因直立叶冠层增强多次散射, 放大红边信号。本研究中, 玉米授粉期叶片多呈直立形态, 平均倾角为 60°~90°, 叶片垂直分布增强了冠层透光率, 使散射光更易穿透至玉米中下层叶片, 延长散射路径, 放大了 DDN 对玉米中高层叶片 LAI 的敏感性, 从而显著增强了 DDN 的响应。并且在高密度种植下, 玉米 LAI 显著升高, DDN 通过双差分结构抑制背景噪声, 可以突出叶片散射信号。

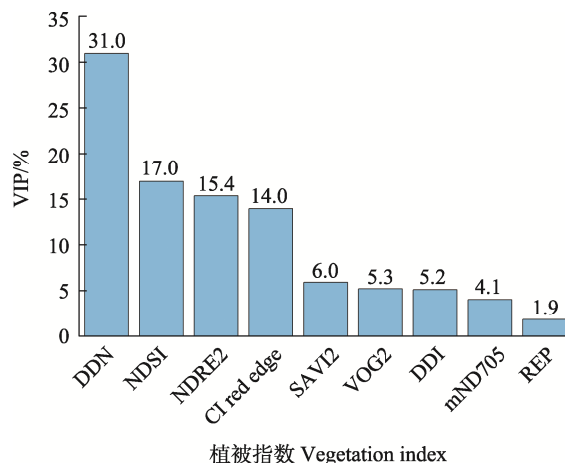


图 6 授粉期玉米 RFR 模型的变量重要性

Fig. 6 Variable importance in the projection in maize RFR model at pollination stage

2.4 建模过程及模型效果评价

2.4.1 一元回归模型与多元回归模型比较 对比一元回归模型与多元回归模型的反演结果发现, 一元回归模型的精度整体上低于多个光谱参数参与的多元回归模型。单个光谱参数参与的一元线性回归的 R^2 为 0.56~0.62, RMSE 为 0.56~0.64, 多个光谱参数参与的 5 种多元回归模型的 R^2 均高于 0.60, 最高为 0.96, RMSE 为 0.18~0.56。相较于单个光谱参数, 多个光谱参数建立的模型估测精度与稳定性均出现不同幅度的提升, 其原因可能是多元回归模型可利用的有效波段光谱信息多, 并且所选光谱参数是通过与 LAI 进行相关性分析后选取最高相关系数而得到, 因此具有更高的可适性, 从而提高了玉米叶片 LAI 的预测效果。对比结果还发现, 部分模型建模精度较高, 而验证精度比建模精度偏低一些, 其原因可能是模型在建模过程中结果较为稳定, 但仍存在过度拟合的缺点。

2.4.2 传统经验模型与机器学习模型比较 2 种传统经验模型中, MSR 模型精度最高, 训练集 R^2 为 0.85, RMSE 为 0.35, 验证集 R^2 为 0.80, RMSE 为 0.40。4 种机器学习模型估测结果中, RFR 模型的估测精度和稳定性均最佳, 训练集 R^2 为 0.96, RMSE 为 0.18, 验证集 R^2 为 0.85, RMSE 为 0.37, 拟合效果明显优于基于 PLSR、SVR 和 BPNN 建立的高光谱反演模型, 训练集 R^2 为 RFR>PLSR>SVR>BPNN。

机器学习是近年来为提高预测精度衍生的算法, 是采用自动学习的算法, 能有效提升输入与

输出的相关关系结果^[45]。机器学习算法具有很强的自适应学习能力,能够更好地解决线性分析无法解决的问题。研究表明,机器学习算法可以通过多种计算方式,训练样本和验证样本的结果均表现良好,具有优秀的预测效果和回归分析能力^[46]。

本研究分析发现,构建玉米 LAI 高光谱反演模型时,传统经验模型和机器学习模型均可以取得较好的反演结果,使用相同特征波段,机器学习模型的反演结果并不总是比传统经验模型表现更佳。其原因可能是机器学习回归模型预测结果一般与多重因素密切相关,很难达到理想效果。机器学习算法与传统经验回归算法模型各有优势,传统经验回归模型同时还可以得出回归方程,能够更加直观地展示估测模型。所以对于反演分析植被理化参数,选用更加适合的反演模型,才能得到更精准的反演结果。

2.5 玉米 LAI 遥感空间分布反演与分析

根据反演效果最好的 RFR 模型建立了授粉期南繁玉米 LAI 空间分布图(图 7),结果表明,本研究区 3 个地块的 LAI 空间分布规律整体上呈中间高、四周低的趋势,全区 LAI 主要分布在 1.85~4.07 之间。由于玉米品种、播种时间与种植密度的不同,生长情况不一,导致 LAI 地块间差异较大;整个玉米种植区域中部地块的 LAI 较高,是玉米种植的集中区域;北部地块与南部地块的玉米 LAI 较低,主要是北部区域玉米种植时间较晚且种植稀疏,南部区域靠近道路,种植稀疏,长势较差。这与实地采样时玉米长势实际情况一致,表明基于无人机高光谱图像的授粉期南繁玉

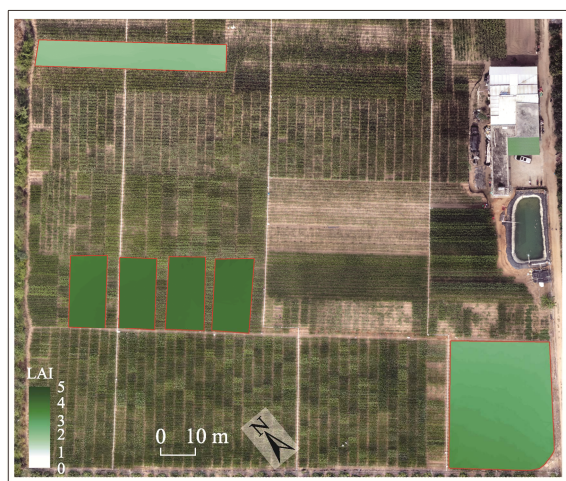


图 7 玉米授粉期的 LAI 空间分布

Fig. 7 Spatial distribution of LAI in maize at pollination stage

米叶片 LAI 反演模型具有较高的分辨率和精度,可以取得较好的小范围反演效果。

3 讨论

3.1 玉米叶片 LAI 估测模型的性能

对于授粉期南繁玉米,对比采用的 6 种模型反演结果发现,训练集 R^2 为 $SFR>MSR>PLSR>SVR>BPNN>ULR$ 。本研究使用的 2 种传统经验模型中 MSR 模型精度最高。本研究使用的 4 种机器学习模型估测结果中, RFR 模型的估测精度和稳定性最佳,拟合效果明显优于基于 PLSR、SVR 和 BPNN 建立的高光谱反演模型。

SVR 与 BPNN 模型的训练集与验证集 R^2 仅有 0.61 左右,表现不佳,分析其原因,首先是样本量不足,遥感特征变量维度高,若训练样本数量有限(<200),SVR 模型会由于支持向量太少,无法充分学习非线性关系,可能造成欠拟合,而 BPNN 模型由于参数众多,但数据支撑不足从而容易过拟合;其次可能是玉米叶片 LAI 样本不均衡或代表性不足,本研究所选材料为授粉期玉米叶片, LAI 多集中在 2~4 范围,而高 LAI 或低 LAI 样本较少,从而容易导致模型难以预测极端值,SVR 与 BPNN 模型对样本分布敏感,训练集分布不均也会降低模型精度。

对比反演效果最好的机器学习与传统经验回归模型结果,发现 RFR 模型的 R^2 为 0.96, MSR 模型的 R^2 为 0.85, RFR 训练集的精度比 MSR 高 12.9%,可以更好地对 LAI 进行估测,本研究结果表明, RFR 模型对 LAI 的预测精度最佳。RFR 是一种早已被证明适用于遥感应用的算法,以往研究也表明,以植被指数为预测变量,并应用 RFR 进行 LAI 估测,该结果与本研究相符,明显优于 MSR、SVR、PLSR、BPNN^[47-49]。RFR 模型验证集的 R^2 为 0.85,显著低于建模集的 R^2 (0.96),存在潜在过拟合风险,后续模型优化可以在 RFR 模型中引入玉米叶倾角数据或聚集度校正参数,进一步提升植被指数对高密度玉米 LAI 的预测精度。在选点或采样阶段控制各 LAI 梯度的均衡分布,增加样本点数量或使用主成分分析方法,从而提高模型泛化能力。

本研究基于高光谱数据分别构建了传统经验与机器学习共 6 种反演模型,综合本研究对这 6 种回归算法构建的反演模型的结果与分析,对比发现 RFR 模型、MSR 模型和 PLSR 模型的 $R^2>$

0.80, 具有较好的反演能力, 因此这 3 种算法更加适用于南繁玉米授粉期 LAI 的反演预测研究。

3.2 玉米叶片 LAI 估测自变量的表现

植被指数是由光谱反射率通过一定方式组合运算得到, 能够有效反映植被生理生化信息^[50]。大量研究表明, 植被指数与 LAI 呈显著相关性。因此, 基于植被指数的光谱反演模型能有效监测 LAI 的动态变化, 并以此表征作物光合作用、营养状况和长势状况^[51]。

为防止自变量之间共线性过大导致过度拟合问题, 需要对自变量进行比较筛选。本研究中, RFR、MSR、PLSR 是拟合效果最好的 3 种模型, 通过分析这 3 种模型的自变量评价结果, 发现 RFR 中重要性大于 10% 的自变量有 DDN、NDSI、NDRE2 与 CI red edge, MSR 筛选后的最优自变量是 DDN、CI red edge、SAVI2、NDRE2、VOG2, PLSR 中 VIP>1 的自变量有 SAVI2、DDN、VOG2、NDSI。其中, NDSI、DDN、CI red edge、SAVI2、NDRE2 和 VOG2 六个植被指数在不同模型中重复出现, 更加适用于建立玉米 LAI 估测模型, 以往研究也表明, 基于这些植被指数建立的作物 LAI 估测模型能更好地反演作物实际生长趋势^[41, 52-53]。这 6 个植被指数均涉及红边波段参与, 红边波段参与运算的植被指数与植被 LAI 的敏感性显著相关^[40], 可以建立针对不同作物的 LAI 估测的通用经验模型^[54], 选用红边波段的光谱指数构建的玉米 LAI 反演模型精度比未选用红边波段的光谱指数的反演模型精度更高。

3.3 红边波段在热带作物中的表现

红边波段不仅在南繁玉米 LAI 反演中表现优异, 在其他作物中也有很好的表现。红边波段对作物长势、叶绿素浓度、水分含量等因素密切相关, 相比传统红光和近红外波段, 红边波段具有更强的植物生理响应能力^[55]。因此, 在估算叶面积指数、叶绿素浓度、氮素含量等作物关键参数时, 红边波段往往优于单独使用红光或近红外波段的植被指数。黄侠等^[56]发现使用红边波段组合的植被指数可以精准识别水稻生育期。唐延林等^[57]对玉米、水稻、棉花的研究表明, 这 3 种作物的冠层红边参数分别与其 LAI 呈极显著的线性相关。

红边波段可以突破传统光谱波段的局限, LI 等^[58]通过辐射传输模型模拟与田间数据融合, 明确红边波段可规避可见光波段(如红光)的饱和问题, 并减少叶倾角与观测几何的干扰, 提出“差

值形式”波段组合, 成功构建能覆盖从低至高 LAI 区间的通用 LAI 模型。

在热带地区作物应用中, 红边波段的优势也面临一定挑战。一方面, 高温高湿气候条件加剧了植被茂盛程度, 易造成红边信号饱和, 尤其在叶片重叠多的作物中, 红边反演能力可能下降; 另一方面, 红边位置算法的选择影响红边位置对叶片参数的预测能力, 且受生育时期和冠层位置的影响较大^[59]。由于不同作物冠层结构不同, 导致不同观测角度下的红边敏感性存在差异, 如玉米与大豆, 使不同观测角度下红边对其反射率变化的响应存在物种差异^[60]。

因此, 在热带农业遥感研究中, 应根据目标作物类型、生育期和传感器特点综合评估红边波段的适用性。未来研究可结合高光谱多时相数据与作物模型, 优化红边信息的提取方式, 提升其在复杂环境下的稳定性与解释力。

4 结论

本研究为探索无人机高光谱数据与不同建模方法在南繁玉米授粉期 LAI 反演方面的潜力, 以授粉期南繁玉米为研究对象, 基于无人机遥感飞行平台获取的高光谱影像分析了光谱数据与玉米 LAI 的相关性与敏感性, 构建了南繁玉米授粉期 LAI 的 ULR、MSR、PLSR、RFR、SVR 和 BPNN 反演模型, 得到以下结论:

(1) 在 690~750 nm 之间授粉期玉米 LAI 反射率变化剧烈, 快速增加, 敏感波段集中在红边波段, 在 746~880 nm 之间玉米 LAI 与高光谱反射率的相关性显著且平缓上升, 所以由 690~880 nm 波段构建得到的高光谱植被指数和相关变量能够更精准地反演玉米 LAI。

(2) 选取的 28 种植被指数均与玉米 LAI 显著相关, 其中有 27 个相关系数均在 0.600 以上, 红边位置指数(REP)的相关系数最高, 为 0.789。绝大部分有红边波段参与计算的植被指数的相关系数均较高。

(3) 在玉米 LAI 和光谱参数相关性分析的基础上, 筛选与南繁玉米授粉期 LAI 相关性较高的光谱参数建立玉米 LAI 反演模型, 与单个光谱参数相比, 基于多个光谱参数构建的反演模型的估测精度更高, 其中 RFR 模型最佳, 训练集的 R^2 和 RMSE 分别可达 0.96 和 0.18, 验证集的 R^2 和 RMSE 分别可达 0.85 和 0.37。MSR 和 PLSR 模型

的估测精度次之,而 SVR 与 BPNN 模型估测精度最差。

参考文献

- [1] GOWER S T, KUCHARIK C J, NORMAN J M. Direct and indirect estimation of leaf area index, fAPAR, and net primary production of terrestrial ecosystems[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70(1): 29-51.
- [2] ROOSJEN P P J, BREDE B, SUOMALAINEN J M, BARTHOLOMEUS H M, KOOISTRA L, CLEVERS J G P W. Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data-potential of unmanned aerial vehicle imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2018, 66: 14-26.
- [3] 赖佳政, 李贝贝, 程翔, 孙丰, 陈炬廷, 王晶, 张芊, 叶协锋. 基于无人机高光谱遥感的烤烟叶片叶绿素含量估测[J]. *智慧农业(中英文)*, 2023, 5(2): 68-81.
LAI J Z, LI B B, CHENG X, SUN F, CHEN J T, WANG J, ZHANG Q, YE X F. Monitoring of leaf chlorophyll content in flue-cured tobacco based on hyperspectral remote sensing of unmanned aerial vehicle[J]. *Smart Agriculture*, 2023, 5(2): 68-81. (in Chinese)
- [4] ZHANG Y, XIA C Z, ZHANG X Y, CHENG X H, FENG G Z, WANG Y, GAO Q. Estimating the maize biomass by crop height and narrowband vegetation indices derived from UAV-based hyperspectral images[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 129: 107985.
- [5] LI X C, ZHANG Y J, BAO Y S, LUO J H, JIN X L, XU X G, SONG X Y, YANG G J. Exploring the best hyperspectral features for LAI estimation using partial least squares regression[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(7): 6221-6241.
- [6] 束美艳, 陈向阳, 王喜庆, 马韞韬. 基于高光谱数据的玉米叶面积指数和生物量评估[J]. *智慧农业(中英文)*, 2021, 3(1): 29-39.
SHU M Y, CHEN X Y, WANG X Q, MA Y T. Estimation of maize leaf area index and aboveground biomass based on hyperspectral data[J]. *Smart Agriculture*, 2021, 3(1): 29-39. (in Chinese)
- [7] 刘帅兵, 金秀良, 冯海宽, 聂臣巍, 白怡, 余汛. 基于无人机多源遥感的玉米 LAI 垂直分布估算[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(5): 181-193.
LIU S B, JIN X L, FENG H K, NIE C W, BAI Y, YU X. Vertical distribution estimation of maize LAI using UAV multi-source remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(5): 181-193. (in Chinese)
- [8] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 史博太, 侯玉昊, 常庆瑞. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(22): 40-49.
CHEN X K, LI F L, WANG Y N, SHI B T, HOU Y H, CHANG Q R. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(22): 40-49. (in Chinese)
- [9] DU L P, YANG H, SONG X, WEI N, YU C X, WANG W T, ZHAO Y. Estimating leaf area index of maize using UAV-based digital imagery and machine learning methods[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 15937.
- [10] 曾广泉, 马韬, 张孟希, 戴妍, 陈凯文, 丁继辉, 俞双恩, 王中文. 基于无人机多光谱影像的不同施氮量水稻 LAI 反演方法研究[J]. *江苏农业科学*, 2024, 52(20): 41-48.
ZENG G Q, MA T, ZHANG M X, DAI Y, CHEN K W, DING J H, YU S E, WANG Z W. LAI inversion method for rice with different nitrogen application rates based on multi-spectral images from unmanned aerial vehicle[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2024, 52(20): 41-48. (in Chinese)
- [11] 刘慧迪, 李庭锋, 郭建华, 纪武鹏. 玉米南繁育种栽培技术指导[J]. *中国种业*, 2023(7): 115-118.
LIU H D, LI T F, GUO J H, JI W P. Guidance of cultivation and management on maize breeding in Hainan[J]. *China Seed Industry*, 2023(7): 115-118. (in Chinese)
- [12] 中国热带农业科学院. 中国热带作物产业可持续发展研究[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences. Research on sustainable development of tropical crop industry in China[M]. Beijing: Science Press, 2014. (in Chinese)
- [13] 穆心愿, 马智艳, 张兰薰, 付景, 刘天学, 丁勇, 夏来坤, 张凤启, 张君, 齐建双. 不同耐/感玉米品种的叶片光合荧光特性、授粉结实和产量构成因素对花期高温的反应[J]. *中国生态农业学报(中英文)*, 2022, 30(1): 57-71.
MU X Y, MA Z Y, ZHANG L X, FU J, LIU T X, DING Y, XIA L K, ZHANG F Q, ZHANG J, QI J S. Responses of photosynthetic fluorescence characteristics, pollination, and yield components of maize cultivars to high temperature during flowering[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2022, 30(1): 57-71. (in Chinese)
- [14] DUAN S B, LI Z L, WU H, TANG B H, MA L L, ZHAO E Y, LI C R. Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data[J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2014, 26: 12-20.
- [15] GUO A T, YE H C, HUANG W J, QIAN B X, WANG J J, LAN Y, WANG S Z. Inversion of maize leaf area index

- from UAV hyperspectral and multispectral imagery[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 212: 108020.
- [16] CLEVERS J. Imaging spectrometry in agriculture-plant vitality and yield indicators[M]//Eurocourses: remote sensing. Dordrecht: Springer Netherlands, 2007: 193-219.
- [17] GITELSON A A, MERZLYAK M N, GRITS Y. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves[J]. *Advances in Space Research*, 1998, 22(5): 689-692.
- [18] GITELSON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2003, 160(3): 271-282.
- [19] MAIRE G L, FRAN OIS C, SOUDANI K, BERVEILLER D, PONTAILLER J Y, BRÉDA N, GENET H, DAVI H, DUFRÊNE E. Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3846-3864.
- [20] BARNES E M, CLARKE T R, RICHARDS S, COLAIZZI P D, HABERLAND J, KOSTRZEWSKI M, WALLER P, CHOI C Y, RILEY E T, THOMPSON T L, LASCANO R J, LI H, MORAN M S, ROBERT P C, RUST R H, LARSON W E. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground-based multispectral data[C]. *Proceedings of the fifth international conference on precision agriculture*, Bloomington, MN, USA, 2000: 1356.
- [21] SIMS D A, GAMON J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2/3): 337-354.
- [22] VOGELMANN J E, ROCK B N, MOSS D M. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14: 1563-1575.
- [23] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309.
- [24] MAIRE G L, FRANÇOIS C, DUFRÊNE E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(1): 1-28.
- [25] DAUGHTRY C S T, KIM M S, DE COLSTOUN E B, MCMURTREY J E, WALTHALL C L. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000(2): 74.
- [26] DASH J, CURRAN P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI)[J]. *Advances in Space Research*, 2007, 39(1): 100-104.
- [27] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95-107.
- [28] 贺佳, 刘冰锋, 李军. 不同生育时期冬小麦叶面积指数高光谱遥感监测模型[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(24): 141-150.
- HE J, LIU B F, LI J. Monitoring model of leaf area index of winter wheat based on hyperspectral reflectance at different growth stages[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(24): 141-150. (in Chinese)
- [29] QI J G, CHEHBOUNI A R, HUETE A R, KERR Y H, SOROOSHIAN S. A modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119-126.
- [30] EHAMMER A, FRITSCH S, CONRAD C, LAMERS J P A, DECH S. Statistical derivation of fpar and LAI for irrigated cotton and rice in arid Uzbekistan by combining multi-temporal rapideye data and ground measurements[J]. *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XII*, 2010, 7824: 1-10.
- [31] GITELSON A A, MERZLYAK M N, LICHTENTHALER H K. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm[J]. *Journal Plant Physiology*, 1996, 148(3/4): 501-508.
- [32] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, ZARCO-TEJADA P J, STRACHAN I B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3): 337-352.
- [33] WU C Y, NIU Z, TANG Q, HUANG W J. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148(8/9): 1230-1241.
- [34] JORDAN C F. Derivation of leaf - area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663-666.
- [35] HE L, REN X X, WANG Y Y, LIU B C, ZHANG H Y, LIU W D, FENG W, GUO T C. Comparing methods for estimating leaf area index by multi-angular remote sensing in winter wheat[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 13943.
- [36] 刘杨, 冯海宽, 黄珏, 孙乾, 杨福芹, 杨贵军. 基于无人机高光谱影像的马铃薯株高和地上生物量估算[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(2): 188-198.
- LIU Y, FENG H K, HUANG J, SUN Q, YANG F Q, YANG G J. Estimation of potato plant height and above-ground biomass based on UAV hyperspectral images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(2): 188-198. (in Chinese)

- [37] ROUSE J W, HAAS R W, DEERING D W, SCHELL J A, HARLAN J C. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation[R]. Greenbelt, MD: NASA/GSFC type III, final report, 1974.
- [38] HUETE A, JUSTICE C, LIU H. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49(3): 224-234.
- [39] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 156-172.
- [40] 郭云开, 刘雨玲, 许敏, 张晓炯. 植被叶面积指数估算的红边指数建模分析[J]. *测绘科学*, 2021, 46(1): 93-98.
- GUO Y K, LIU Y L, XU M, ZHANG X J. Modeling and analysis of red edge index estimated by leaf area index in road vegetation[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46(1): 93-98. (in Chinese)
- [41] ELVIDGE C D, CHEN Z K. Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 54(1): 38-48.
- [42] ZHOU Q B, YU Q Y, LIU J, WU W B, TANG H J. Perspective of Chinese GF-1 high-resolution satellite data in agricultural remote sensing monitoring[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2017, 16(2): 242-251.
- [43] LI C C, CHEN P, MA C Y, FENG H K, WEI F Y, WANG Y L, SHI J J, CUI Y Q. Estimation of potato chlorophyll content using composite hyperspectral index parameters collected by an unmanned aerial vehicle[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020(1): 1-22.
- [44] TAO H L, FENG H K, XU L J, MIAO M K, LONG H L, YUE J B, LI Z H, YANG G J, YANG X D, FAN L L. Estimation of crop growth parameters using UAV-based hyperspectral remote sensing data[J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1296.
- [45] 李运. 机器学习算法在数据挖掘中的应用[D]. 北京: 北京邮电大学, 2015.
- LI Y. Application of machine learning algorithms in data mining[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2015. (in Chinese)
- [46] 周志华, 曹存根. 神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- ZHOU Z H, CAO C G. Neural network and its application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [47] LI S Y, YUAN F, ATA-UI-KARIM S T, ZHENG H B, CHENG T, LIU X J, TIAN Y C, ZHU Y, CAO W X, CAO Q. Combining color indices and textures of UAV-based digital imagery for rice LAI estimation[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(15): 1763.
- [48] WANG L A, ZHOU X D, ZHU X K, DONG Z D, GUO W S. Estimation of biomass in wheat using random forest regression algorithm and remote sensing data[J]. *The Crop Journal*, 2016, 4(3): 212-219.
- [49] HAN L, YANG G J, DAI H Y, XU B, YANG X, FENG H K, LI Z H, YANG X D. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data[J]. *Plant Methods*, 2019, 15: 10.
- [50] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 杨贵军, 代阳, 牛亚超. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦株高和叶面积指数估算[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(12): 193-201.
- TAO H L, XU L J, FENG H K, YANG G J, DAI Y, NIU Y C. Estimation of plant height and leaf area index of winter wheat based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(12): 193-201. (in Chinese)
- [51] FATEHI P, DAMM A, SCHWEIGER A K, SCHAEPMAN M E, KNEUBÜHLER M. Mapping alpine aboveground biomass from imaging spectrometer data: a comparison of two approaches[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(6): 3123-3139.
- [52] CLEVERS J G P W, KOOISTRA L. Using hyperspectral remote sensing data for retrieving canopy chlorophyll and nitrogen content[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(2): 574-583.
- [53] 苏伟, 侯宁, 李琪, 张明政, 赵晓凤, 蒋坤萍. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(1): 151-156.
- SU W, HOU N, LI Q, ZHANG M Z, ZHAO X F, JIANG K P. Retrieving leaf area index of corn canopy based on Sentinel-2 remote sensing image[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(1): 151-156. (in Chinese)
- [54] DONG T F, MENG J H, SHANG J L, LIU J G, WU B F. Evaluation of chlorophyll-related vegetation indices using simulated Sentinel-2 data for estimation of crop fraction of absorbed photosynthetically active radiation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 4049-4059.
- [55] 李双, 何青海, 张文东, 毕梦琪, 王琦, 张玉浩, 翟伟广, 马岩川. 高光谱遥感技术在作物水氮监测中的应用: 方法、模型及挑战[J]. *中国农业信息*, 2024, 36(5): 67-80.
- LI S, HE Q H, ZHANG W D, BI M Q, WANG Q, ZHANG Y H, ZHAI W G, MA Y C. Applications of hyperspectral

- remote sensing in crop water and nitrogen monitoring: methods, models and challenges[J]. *China Agricultural Informatics*, 2024, 36(5): 67-80. (in Chinese)
- [56] 黄侠, 姜雪芹, 张灿, 方圣辉, 龚龔, 柳杨华, 郭文茜. 红边波段在水稻生育期识别中的应用研究[J]. *测绘地理信息*, 2023, 48(3): 87-90.
- HUANG X, JIANG X Q, ZHANG C, FANG S H, GONG Y, LIU Y H, GUO W Q. Application of red edge band in identification of rice growth stages[J]. *Journal of Geomatics*, 2023, 48(3): 87-90. (in Chinese)
- [57] 唐延林, 黄敬峰, 王秀珍, 王人潮, 王福民. 水稻、玉米、棉花的高光谱及其红边特征比较[J]. *中国农业科学*, 2004, 37(1): 29-35.
- TANG Y L, HUANG J F, WANG X Z, WANG R C, WANG F M. Comparison of the characteristics of hyperspectra and the red edge in rice, corn and cotton[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2004, 37(1): 29-35. (in Chinese)
- [58] LI H L, LI P H, XU X G, FENG H K, XU B, LONG H L, YANG G J, ZHAO C J. Revealing the spectral bands that make generic remote estimates of leaf area index in wheat crop over various interference factors and planting conditions[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 235: 110381.
- [59] 唐彧哲, 晋永芬, 吴凌波, 闫东, 张雪梅, 李斐. 红边位置估测玉米叶片叶绿素含量算法的比较[J]. *玉米科学*, 2024, 32(4): 46-54.
- TANG Y Z, JIN Y F, WU L B, YAN D, ZHANG X M, LI F. Comparison of methods for estimating chlorophyll content in maize leaves by red edge position[J]. *Journal of Maize Sciences*, 2024, 32(4): 46-54. (in Chinese)
- [60] 邓磊, 毛智慧, 陈云浩, 段福洲, 李京. 基于多角度高光谱遥感的植被红边波段角度效应分析——以大豆和玉米为例[J]. *地理与地理信息科学*, 2019, 35(5): 9-15.
- DENG L, MAO Z H, CHEN Y H, DUAN F Z, LI J. Angle effect analysis of vegetation red-edge band based on multi-angle hyperspectral remote sensing: a case study of soybean and maize[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2019, 35(5): 9-15. (in Chinese)