DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.009

基于三维辐射传输模型模拟点云数据的水稻叶面积指数反演方法研究

吴锐[1,2], 白驹驰[1,2], 李世隆[1,2], 惠尹宣[1,2], 于丰华[1,2,3*], 许童羽[1,2,3]

(1. 沈阳农业大学信息与电气工程学院,辽宁沈阳,110866; 2. 国家数字农业区域创新分中心(东北),辽宁沈阳,110866; 3. 辽宁省智慧农业技术重点实验室,辽宁沈阳,110866)

摘要:利用辐射传输模型模拟光谱数据为水稻叶面积指数(leaf area index,LAI)反演模型提升鲁棒性和可解释性是目前相关研究的重要方向。然而,点云数据作为能够直接反映水稻物理结构的数据,相关的研究和应用却不够成熟。针对这一问题,本研究建立了一种融合三维辐射传输模型与无人机激光雷达技术的水稻LAI反演方法。基于LESS三维辐射传输模型构建虚拟水稻冠层场景,生成模拟点云数据;利用无人机激光雷达采集田间实测数据;通过Pearson相关性分析筛选关键特征,构建包含高度特征、垂直分层密度特征和累积密度特征的特征子集。采用岭回归、支持向量回归和随机森林3种机器学习模型,分别在模拟数据集、实测数据集及"模拟—实测"混合数据集上进行训练与验证。研究结果表明,LESS模型生成的模拟数据与实测点云在垂直分布上具有高度一致性,验证了模拟的有效性。特征分析表明,90%分位数高度$H90$和植被冠层体积VCM与LAI相关性最强。模型比较显示,随机森林在混合数据集上表现最优,验证集$R^2=0.918$,$RMSE=0.787$,混合数据集策略较实测数据集拟合效果更好,有效增强模型的泛化能力。综上所述,本研究提出的三维辐射传输模型与无人机激光雷达技术融合方法可以快速准确地获取水稻LAI信息,为水稻长势信息精准监测提供了新的技术途径,为农业低空经济中作物表型信息的高通量获取提供了技术支撑。

关键词:叶面积指数;无人机激光雷达;三维辐射传输模型;机器学习;混合数据集

中图分类号:S25 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2026)02-0102-10

吴锐,白驹驰,李世隆,惠尹宣,于丰华,许童羽.基于三维辐射传输模型模拟点云数据的水稻叶面积指数反演方法研究[J].智能化农业装备学报(中英文),2026,7(2):102-111

Wu Rui, Bai Juchi, Li Shilong, Hui Yinxuan, Yu Fenghua, Xu Tongyu. Retrieval of rice leaf area index from point cloud data simulated by a three-dimensional radiative transfer model [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 102-111

0 引言

水稻作为中国最重要的粮食作物,其种植面积约占全国粮食作物总面积的四分之一,产量约占全国粮食总产量的三分之一,其稳定高产与国家粮食安全战略的落实直接相关[1]。叶面积指数(leaf area index,LAI)定义为单位土地面积上植物叶片总面积与土地面积的比值[2],与光合作用、生物量积累及产量形成密切相关[3],是精准农业中指导施肥、灌溉与产量预测的关键依据[4]。传统LAI测定依赖破坏性采样或仪器测量,虽精度较高但费时费力、空间代表性不足,难以满足高通量的监测需求[5]。以无人机(unmanned aerial vehicle,UAV)为平台的近地遥感已成为作物表型信息获取的重要手段[6],为LAI的无损估算提供了新的技术途径[7]。随着农业低空经济快速的发展,LAI高精度反演作为其中的关键环节,对推动低空经济从数据获取向决策服务的价值转化具有重要支撑作用。

当前,基于无人机的LAI反演研究主要依赖高光谱、多光谱及RGB影像通过构建植被指数或纹理特征建立统计回归关系进行估算[8-9]。然而,光学遥感在作物封垄后易出现光谱饱和现象,且易受土壤背景、光照条件和大气干扰,导致反演精度受限[10]。相比之下,激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)技术通过主动发射激光脉冲并接收回波信号,能够直接获取植

收稿日期:2026-04-01 修回日期:2026-04-24

基金项目:国家自然科学基金(32572182);辽宁省"兴辽英才计划"项目(XLYC2203005)

第一作者:吴锐,女,2003年生,吉林松原人,硕士研究生;研究方向为农业信息化技术。E-mail: WuR@stu.syau.edu.cn

*通信作者:于丰华,男,1989年生,吉林白山人,博士,教授,博士生导师;研究方向为智慧农业。E-mail: adan@syau.edu.cn

被冠层的三维空间坐标信息，在冠层内部结构精细刻画方面具有不可替代的优势[11]。近年来，搭载LiDAR的无人机系统已在玉米[12]、小麦[13]等作物的LAI估算中具有潜力，基于点云高度分位数、冠层体积等三维结构参数，有效弥补二维光学影像在垂直信息获取方面的不足。

在反演算法方面，LAI估算方法经历了从经验统计模型到机器学习模型的演变[14]。基于统计经验模型估算LAI的方法普适性较差[15-16]；随机森林（random forest，RF）、支持向量回归（support vector regression，SVR）、极限梯度提升树（extreme gradient boosting，XGBoost）等机器学习算法显著提升了反演精度[17-19]；人工神经网络在处理遥感数据与LAI之间的非线性关系方面表现出较强的学习能力[20]。然而，机器学习模型的训练受到样本的数量与多样性的制约。田间实测面临生育期窗口狭窄、天气多变等自然约束及人力物力投入限制[21]，导致实测样本在数量与多样性上均难以满足复杂模型的训练需求。样本数量的不足限制了模型的学习容量，多样性匮乏削弱模型对不同品种、种植方式及环境条件的适应能力，两者共同构成当前LAI反演模型泛化能力提升的核心障碍。

为突破上述瓶颈，引入三维辐射传输模型进行数据增强成为有效途径。LESS（large-scale remote sensing data and image simulation framework）模型[22]是一种基于光线追踪算法的三维辐射传输模拟工具，能够构建高真实感的作物场景，并模拟多光谱、LiDAR等多源遥感数据[23]。该模型在保留三维冠层结构细节的同时具备较高计算效率，已被成功应用于森林、果园和农田生态系统的遥感机理分析与参数反演研究[24-25]。利用LESS生成不同结构参数下的模拟数据集，可扩充训练样本规模并覆盖实测难以获取的极端情况。然而，虚拟传感器与真实LiDAR在脉冲能量衰减、多次散射及回波阈值等方面存在固有物理差异，导致模拟数据与实测数据的统计分布存在系统性偏差[26]，直接使用模拟数据训练模型难以保证在真实场景中的预测精度。因此，采用混合数据集策略融合模拟与实测数据以缩小分布差异，成为提升模型泛化能力的重要方向[27]。

针对上述问题，本研究开展以下工作：（1）基于无人机LiDAR获取田间实测点云数据，并利用LESS模型构建虚拟水稻冠层场景与模拟LiDAR数据集；（2）结合Pearson相关性分析筛选关键特征，构建特征子集；（3）构建岭回归、支持向量回归和随机森林三种机器学习模型，分别在模拟数据集、实测数据集及数量平衡策略的“模拟—实测”混合数据集上进行训练与验证，比较不同数据集和模型组合下的LAI反演精度，验证数据融合策略的有效性。本研究旨在建立一套适用于水稻LAI反演的三维辐射传输模型与无人机LiDAR融合方法框架，为解决实测样本不足、提升水稻冠层结构参数高通量监测精度提供理论依据与技术支撑，助力农业低空经济中作物表型信息的高效获取。

1　材料与方法

1.1　试验区域概况

本研究试验地点位于中国辽宁省沈阳市苏家屯区辽宁省水稻研究所（41°38′28″N，123°18′28″E），如图1所示。

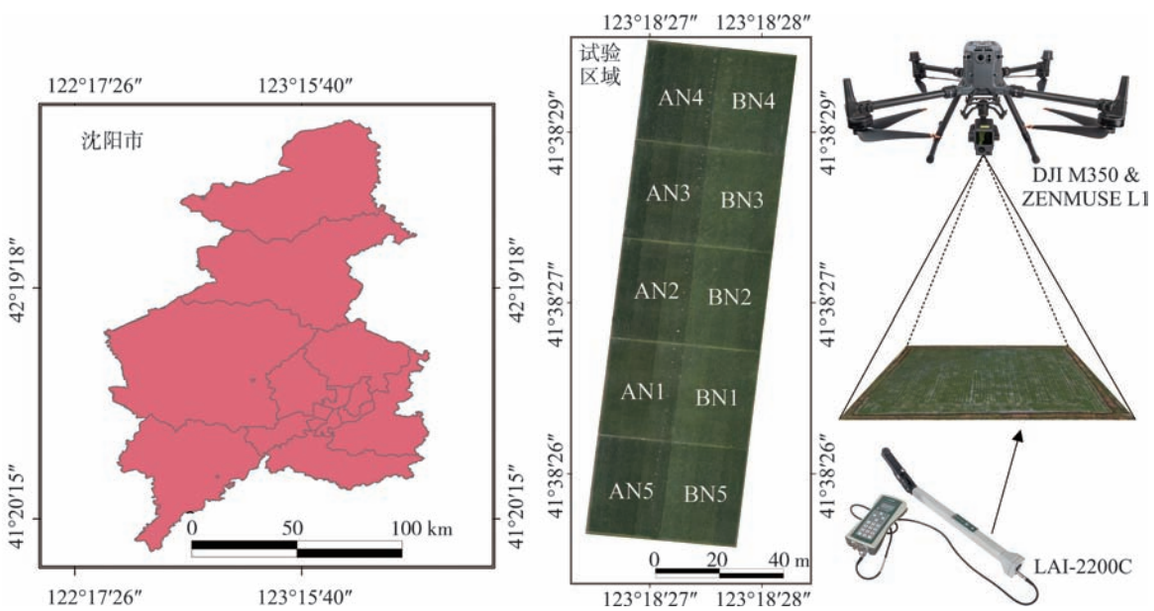


图1　试验区位置与小区布局

Figure 1　Experimental site location and plot layout

研究区属温带半湿润大陆性季风气候,四季分明,年平均气温 8 ℃,年降水量 659.6 mm,日照时数 2 527 h,水热条件适宜水稻种植。供试品种包括常规高产品种“辽粳 327”和杂交品种“辽优 2868”两类。研究区共设置为 10 个试验小区,其中 A 品种“辽粳 327”对应 5 个小区,单小区平均面积 520 m^2;B 品种“辽优 2868”对应 5 个小区,单小区平均面积 550 m^2。试验设置 5 个氮肥梯度处理,以标准氮肥施用量(N3,225 kg/hm^2)为基准,分别设置−40%(N1)、−20%(N2)、+20%(N4)和+40%(N5)4 个处理水平。氮肥按基肥、分蘖肥、穗肥 5∶3∶2 的比例分次施用,各小区磷肥(150 kg/hm^2,基肥施用)与钾肥(150 kg/hm^2,分蘖肥∶穗肥=1∶1)施用量保持一致。

试验观测安排在 2025 年 6—9 月的水稻分蘖期、拔节孕穗期、抽穗期 3 个关键生育期进行。每次采样时,于各小区内随机选取 5 穴代表性样株,先测定 LAI,再进行破坏性采样,将整穴植株带回实验室开展后续理化分析。

1.2 无人机激光雷达数据获取及预处理

本研究采用大疆经纬 M350 型无人机作为机载平台,搭载禅思 L1 激光雷达载荷获取试验小区的点云数据。飞行参数设置如下:飞行高度 15 m,激光脉冲频率 10 Hz,扫描方式为重复扫描。该参数配置旨在平衡点云密度与覆盖效率,以确保获取足够精细的地物细节信息。

本次研究主要利用大疆智图 DJI Terra 软件(中国深圳,DJI)对机载激光雷达获取的点云数据进行解算,并进行各航带数据的拼接工作,最终将获取的激光点云数据的投影坐标系导出为 WGS84 UTM 格式,预处理流程在 CloudCompare 平台中完成。处理步骤具体包括:(1)点云裁剪:首先进行大范围交互式裁剪移除无关点云,然后根据预设采样区范围,精确提取 1 m×1 m 标准小区点云数据;(2)重采样:采用 CloudCompare 内置“体素网格滤波”方法,均匀化点云密度,以保证分析结果的准确性,并消除因点云分布不均导致的测量偏差;(3)去噪:采用 CloudCompare 内置“统计离群点移除”算法,移除孤立噪点,提升数据质量,减少异常值对后续建模的干扰;(4)点云归一化:采用 CloudCompare 内置“Cloth Simulation Filter”算法识别地面点,将所有点云 Z 坐标减去其最近地面点 Z 值,完成高度归一化并获得冠层高度数据,用于后续的反演分析。上述预处理流程的规范执行,为获取可靠的植被结构参数提供了数据基础。

1.3 LAI 数据采集

为获取 LAI 反演模型的参考真值,本研究采用 LAI-2200C 植物冠层分析仪(美国内布拉斯加州林肯市 LI-COR 公司)对叶面积指数数据进行测定。每次测量过程中,于水稻冠层上方获取 1 个读数,同时在冠层下方获取 3 个读数。为确保数据准确性,冠层下方测量时需将传感器置于距水面约 5 cm 处,并配合使用 90°遮光帽以消除操作人员对传感器的干扰。考虑到田间光照条件的动态变化以及局部冠层结构的异质性可能引入的测量误差,本研究在每个 1 m×1 m 试验小区内进行 3 次重复测量。剔除异常值后,取 3 次测量平均值作为该小区的实测 LAI 值。

1.4 基于 LESS 模型的点云数据模拟方法

为解决实测样本数量有限、难以覆盖完整参数空间的问题,本研究利用 LESS 三维辐射传输模型构建虚拟水稻冠层场景,以模拟不同结构参数条件下的无人机遥感数据。水稻三维结构模型依托研究团队自主开发的几何建模算法,辅以程序化随机扰动策略,主要输入参数包括移栽天数、叶面积指数、株高及地上生物量等关键农学指标,输入参数见表 1。依据各生育期结构参数的分布特征,研究共构建 2 000 组模拟数据,其中分蘖期 650 组、拔节孕穗期 700 组、抽穗期 650 组,样本分配与生育期跨度相匹配。

表 1 虚拟水稻冠层场景模拟参数设置表

Table 1 Input parameters for virtual rice canopy scene simulation

列名	最大值	最小值	平均值	标准差	变异系数/%
移栽天数	75	1	30.209	24.001	79.449
LAI	11.144	0.1	4.946	2.989	60.433
株高/cm	146.583	24.698	82.344	34.266	41.614
地上生物量/g	718.955	0.1	46.537	96.030	206.353

在场景配置环节,生成的水稻三维模型按行距 30 cm 与株距 15 cm 的种植密度布设于 1 m×1 m 的模拟单元中。随后,利用 LESS 模型的 LiDAR 模块模拟点云数据。LiDAR 模块相应设置参数见表 2。

表 2 LiDAR 传感器仿真参数设置

Table 2 LiDAR sensor simulation parameter settings

参数名称	设置值
飞行高度/m	15
扫描带宽/m	10
距离分辨率/m	0.02
偏航分辨率/rad	0.02
最小探测距离/m	10

1.5　点云数据特征提取方法

为从点云数据中提取对LAI敏感的关键结构特征，本研究基于LESS模型模拟数据和田间采集的实测数据构建数据集并进行特征提取。在特征提取环节，首先利用分蘖初期植株稀疏时的点云数据提取绝对地表高程，以此作为固定物理基准，为后续归一化处理提供参考平面。基于归一化后的点云数据，提取以下4类特征：(1)高度特征：选取90%分位数高度($H90$)以刻画冠层宏观几何形态；(2)垂直分层密度特征：将植株绝对高度空间等分为10个垂直层，记为L0至L9，计算各层点云相对密度，构建垂直密度剖面；(3)累积密度特征：累积点云密度(Sum_D)，定义为所有垂直分层点云密度的累加值，用于表征整体空间的有效物质填充程度。(4)植被冠层体积(VCM)：基于点云空间分布估算冠层三维结构的重要特征。采用体素积分法计算VCM，其基本思路是将归一化后的点云空间在水平方向划分为若干网格单元，在垂直方向按固定高度间隔分层，统计每个体素内是否存在点云，最终累加所有非空体素的体积。具体计算公式如下：

$$VCM=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{l}V_{ijk}\cdot I_{ijk} \tag{1}$$

式中：VCM——植被冠层体积，表示所有非空体素的体积之和，m^3；

m、n、l——沿X、Y、Z方向划分的体素数量；

V_{ijk}——单个体素的几何体积，m^3；

I_{ijk}——指示函数。

当第(i,j,k)个体素内存在点云时取值为1，否则为0。VCM能够综合反映冠层在三维空间中的物理占据程度，与叶面积指数具有显著的相关性，因此被选为本研究的关键输入特征之一。

为降低特征维度并减少过拟合风险，采用Pearson相关系数法分析各点云特征与水稻LAI之间的线性相关性，按累积贡献度达95%的原则筛选相关系数绝对值较高的特征作为模型输入，剔除冗余或无关特征，降低维度并提升模型稳定性与预测精度。

1.6　水稻LAI反演模型构建方法

为比较不同机器学习算法在LAI反演任务中的适用性，并验证混合数据策略的有效性，本研究采用3种机器学习回归方法构建LAI反演模型，各方法针对不同的数据特性与建模需求。

岭回归(ridge regression)[28]在普通最小二乘法基础上引入L2正则化项，通过对回归系数施加平方惩罚约束，实现系数的平滑收缩。这一机制有效缓解了特征维度较高时可能出现的多重共线性问题，在降低参数估计方差的同时维持模型的可解释性。

支持向量回归(support vector regression，SVR)[29]基于结构风险最小化原则，本研究选用线性核函数以捕捉特征与LAI间的线性映射关系。该方法通过容忍一定范围内的预测偏差，在小样本条件下寻求具有最大泛化能力的超平面，对高维稀疏数据表现出较强的适应性。

随机森林(random forest，RF)[30]则采用Bagging集成策略，通过自助采样构建多棵决策树，并以平均聚合方式输出最终预测。这种集成机制不仅降低了单棵决策树的过拟合风险，还通过特征随机子空间的引入增强了模型的抗噪能力与稳健性。

为系统评估不同数据源对模型性能的影响，研究设计了三类数据集用于训练与验证。模拟数据集完全由LESS模型模拟生成的2 000组样本构成，代表理想无噪声条件下的理论上限；实测数据集来源于田间真实采集，包含传感器误差、环境变异及操作因素引入的复杂噪声；混合数据集则采用数量平衡策略将两类数据融合，试图在规模优势与真实性之间取得平衡。3类数据集均按8∶2比例随机划分训练集与验证集，样本数量如表3所示，以保证评估结果的可比性与统计严谨性。

表3　数据集划分

Table 3　Partitioning of datasets for model training and validation

数据集类型	样本数量	训练集	验证集
模拟数据集	2 000	1 600	400
实测数据集	239	191	48
混合数据集	478	382	96

1.7　模型评价指标

为定量评估各模型的反演精度与泛化性能，本研究采用决定系数(R^2)与均方根误差($RMSE$)两个经典指标评价LAI反演精度，计算公式如下：

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

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y_i}\right)^2} \tag{3}$$

其中，R^2取值范围在0到1之间，越接近1表明模型对观测变异的解释能力越强，拟合优度越高。$RMSE$以原始量纲反映预测值与实测值的平均偏离程度，其值越接近于0，意味着模型的预测精度越高。

2 结果与分析

2.1 基于LESS模型的水稻点云数据模拟结果

为验证虚拟场景构建的合理性及模拟数据的可靠性,本研究基于实测水稻结构参数的统计分布特征,构建水稻结构参量的模拟数据集,并依据实际种植密度配置三维空间场景。如图2所示,模拟生成的水稻植株在株型、叶倾角分布及冠层轮廓等关键结构特征上与田间实测样本一致,初步验证了虚拟场景构建的合理性。

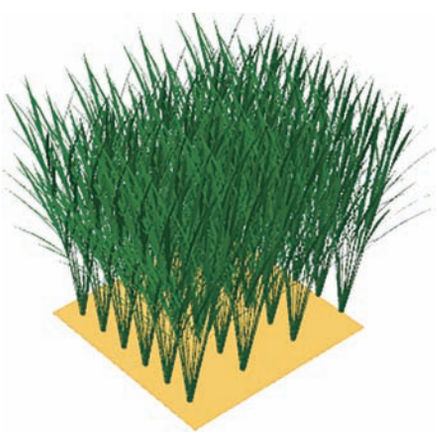


图2 LESS模型构建的水稻三维场景

Figure 2 Three-dimensional rice scene simulated by LESS model

为评估LESS模拟点云数据在垂直结构上的可靠性,本研究对实测数据与模拟数据在L0—L9共10个垂直分层上的点云分布特征进行了对比分析。如图3所示,模拟点云与实测点云在L0—L9垂直分层上的统计分布特征具有高度一致性,两者在各层次的均值、中位数及离散程度均呈现相似的分布规律,表明LESS模型能够有效复现真实冠层的垂直密度分布特征。

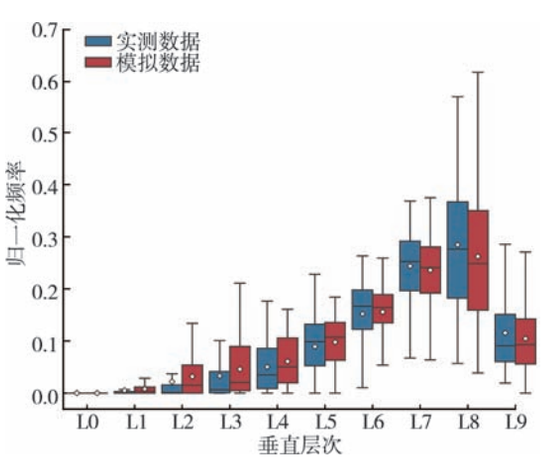


图3 模拟点云与实测点云垂直分布一致性分析(L0—L9)

Figure 3 Consistency analysis of vertical distribution between simulated and measured point clouds (L0—L9)

从垂直剖面形态来看,实测点云与模拟点云均呈现典型的作物冠层倒U型结构。底层L0至L2点云归一化频率趋近于零,且离散程度极低;中层L3至L6快速累积,中位数与均值同步上升,数据离散度逐渐增大;上层L7与L8达到峰值,其中L8层均值最高,约0.28~0.30,且上层数据变异度最大,反映冠层顶部点云密度的剧烈波动;顶层L9呈自然衰减趋势,均值回落至0.1左右。

该分布规律反映了水稻冠层内部的分层异质性特征,上层叶片密集、光照充足,导致激光反射强度最大;而底层受茎秆遮挡及地面穿透损失的双重影响,点云信号极弱。这一垂直剖面的高度吻合,证实了LESS模型在刻画冠层几何结构方面的物理合理性,也为后续将模拟数据用于机器学习训练提供了关键的质量保证。

2.2 特征重要性分析结果

为筛选对LAI反演贡献最大的关键特征,本研究采用Pearson相关系数法分析各提取特征与实测LAI之间的线性相关性,并据此评估特征重要性。图4所示的特征重要性柱形图直观展示了13个候选特征的相对贡献程度。

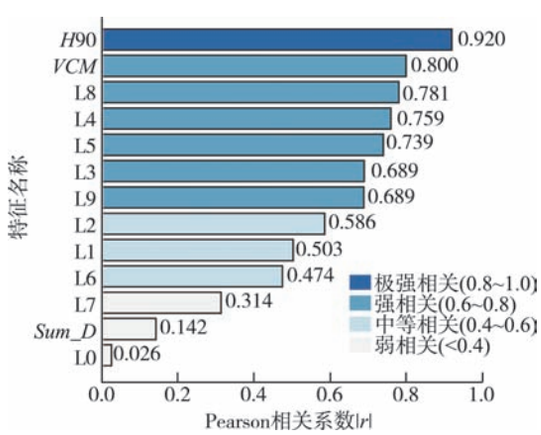


图4 基于Pearson相关系数的特征重要性分析

Figure 4 Feature importance analysis based on Pearson correlation coefficient

如图4所示,*H*90表现出最强的相关性,属于极强相关水平。这表明冠层最大高度与LAI之间的紧密关系,植株越高,通常意味着更大的光合面积与生物量积累。*VCM*相关性为0.800,同样达到极强相关,反映了冠层三维空间延展性对LAI的显著解释力。垂直分层密度特征中,L8层、L4层及L5层位居前列,均处于强相关区间,表明冠层中上部及中部区域的点云密度分布对LAI估算具有关键指示意义;而L3层与L9层|*r*|均为0.689,相关性稍弱但仍保持强相关水平。相比之下,L0层与*Sum_D*的相关性极低,L7层亦处于弱相关范畴,这些特征对LAI变化的解释能力有限。

基于累积贡献度达95%的筛选原则,并综合考量

各特征的 Pearson 相关系数，本研究最终保留 *H*90、*VCM* 及 L1—L9 共 11 个特征作为后续建模的输入特征集，剔除贡献最低的 L0 层密度特征以及相关性偏弱的 *Sum_D* 特征。这一筛选策略在保留绝大部分有效信息的前提下，有效压缩了特征维度，降低了冗余特征可能引发的模型过拟合风险，同时提升了计算效率与模型可解释性。

2.3　模型反演性能评估

为系统比较不同模型与数据集组合的反演效果，本研究在统一试验设置下进行了模型训练与验证。基于筛选后的特征子集，本研究分别采用岭回归、支持向量回归和随机森林 3 种机器学习算法，在模拟数据集、实测数据集和混合数据集 3 类数据集上构建 LAI 反演模型。并通过 R^2 和 *RMSE* 两项指标综合评价各模型的反演性能。

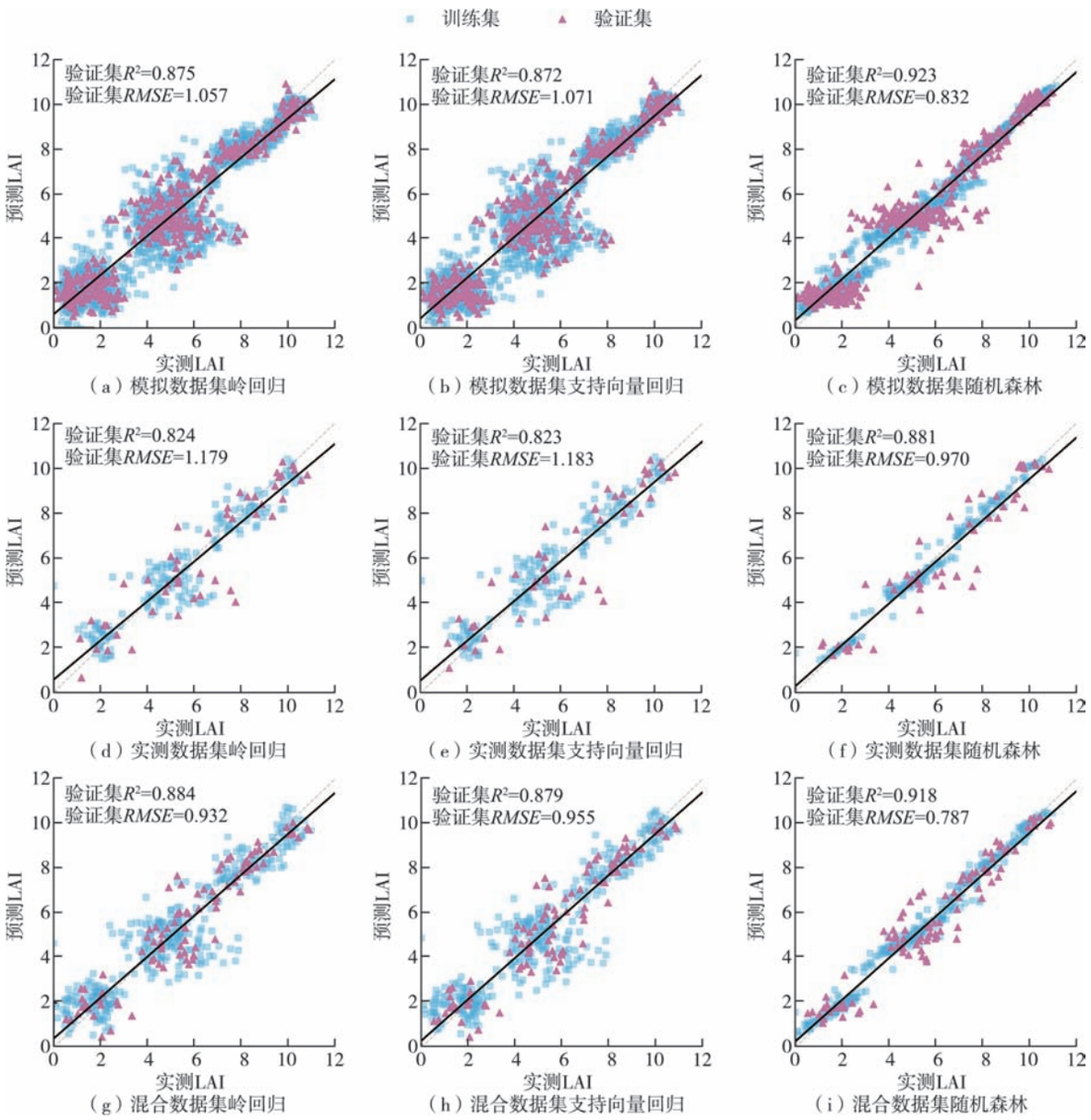


图 5　3 类数据集上 3 种模型的 LAI 实测值与预测值对比

Figure 5　Observed versus predicted LAI for three models across three datasets

从图 5 所示的散点图来看，3 类数据集上各模型的 R^2 均达到了 0.82 以上，初步验证了基于无人机 LiDAR 点云特征进行水稻 LAI 反演的技术路线的可行性。在模拟数据集上，3 个模型的 R^2 范围为 0.872～0.923，其中随机森林模型表现最优，验证集决定系数 R^2 达到 0.923，均方根误差 *RMSE* 为 0.832。这一结果反映出 LESS 模型生成的模拟数据具有较高的内部一致性和规律性。实测数据集上模型的 R^2 相对较低，这主要归因于实测样本量有限，难以充分覆盖 LAI 的完整变异范围，加之实测数据包含的环境噪声与测量误差增加了建模难度。混合数据集上，3 个模型均取得了显著改善，R^2 达 0.879～0.918，较实测数据集拟合效果更优，

证实了融合模拟数据与实测数据策略的有效性。散点图结果显示,混合数据集上3个模型的预测值与实测值围绕1:1线紧密分布,离散程度明显低于实测数据集,进一步验证了混合建模策略在提升预测精度方面的优势。

在模拟数据集上,岭回归的R^2和$RMSE$与支持向量回归性能接近,但线性模型与集成模型的差距相对较小。这一现象的根本原因在于模拟数据的生成机制,LESS模型作为确定性的三维辐射传输模型,其输入参数与输出之间遵循明确的物理规律;模拟数据经过系统化的参数控制,不存在实测场景中的环境噪声、仪器误差及异常值,数据分布均匀且结构清晰。在此理想条件下,线性模型已足以捕捉特征与LAI之间的主导映射关系,非线性模型因缺乏复杂模式可挖掘而未能体现其优势,导致两类模型的性能差距显著缩小。随机森林在3种数据集上综合表现最优,在混合数据集上R^2达到0.918,$RMSE$降至0.787,显示出集成学习方法在处理融合数据时的强大拟合能力。相比之下,岭回归和支持向量回归作为线性或近似线性模型,虽然在模拟数据上表现稳定,但在面对实测数据的复杂噪声时,其鲁棒性略逊于随机森林。总体而言,随机森林对不同数据集的泛化能力最强,岭回归与支持向量回归的性能表现较为接近,建议在实际应用中优先考虑随机森林算法构建LAI反演模型。

3 讨论

3.1 LESS模拟数据的有效性分析

本研究利用LESS三维辐射传输模型构建虚拟水稻冠层场景,以批量生成模拟样本数据。LESS模型基于几何光学原理,能够模拟激光脉冲在三维冠层中的传播过程,进而生成与真实无人机LiDAR点云类似的虚拟扫描数据。生成的模拟点云能够再现株高差异、垂直密度分层及行间空隙等典型结构特征,为后续特征提取提供了物理基础。

然而,本研究同时发现LESS模型在模拟精度方面存在固有局限。这一局限源于虚拟传感器与真实激光雷达之间存在本质差异,LESS模型基于理想几何光学假设,模拟过程中对叶片表面散射特性、脉冲能量衰减以及多次散射效应进行了简化处理,而真实激光脉冲在穿透冠层过程中不可避免地受到叶片倾角分布、叶绿素含量差异以及大气环境等多因素的随机调制。其次,真实激光雷达的量程参数、扫描角度分辨率以及回波阈值设置与虚拟扫描参数存在偏差,导致两者的点云密度和垂直分布特征难以完全一致。

在应用价值方面,LESS模型在批量生成多样化训练样本方面具有显著优势。通过参数化控制种植密度、株高、叶面积指数等农学参数,研究人员可在较短时间内构建包含数百个样本的大规模模拟数据集,从而缓解实测样本获取成本高、周期长的困境。这一优势对深度学习等数据驱动型方法的训练至关重要,因为充足且多样化的训练样本是确保模型泛化能力的必要条件。

3.2 机器学习模型的适用性比较

为便于实际应用中的模型选择,本研究综合分析了3种机器学习算法的性能差异与适用场景。综合比较3种模型在混合数据集上的表现如下:随机森林的R^2=0.918,$RMSE$=0.787优于岭回归和支持向量回归。值得注意的是,随机森林在混合数据集上的R^2低于模拟数据集,这一现象与混合数据集中引入的实测样本所增加的数据异质性和噪声水平有关,对模型的拟合优度造成一定稀释。然而,混合数据集上模型的泛化能力和实用性显著优于模拟数据集,因为实测数据的介入校正了模拟数据与真实LAI之间的系统性偏差,使模型预测结果更贴近实际应用需求。

综合考虑反演精度、计算效率和可解释性,本研究建议在实际应用中优先选择随机森林模型作为LAI反演的核心算法。对于计算资源受限的场景,岭回归可作为轻量化替代方案,其模型参数少、预测速度快,便于集成到无人机实时处理流程中。模型性能的发挥高度依赖于输入特征的合理性和样本数据的代表性,在应用本研究方法时,建议结合当地水稻品种和生长环境进行特征适用性验证及模型参数优化。

3.3 展望与不足

本研究将“模拟—实测”混合数据集策略视为一种数据扩充手段,从迁移学习的视角看,该策略本质上是一种简化的域适应方法。其中,LESS模型生成的模拟数据构成“源域”,具有样本量大、标注准确、分布可控的优势,但与真实场景存在域偏移;田间实测数据构成“目标域”,样本量有限但分布真实。混合数据策略通过样本层面的融合,在一定程度上缓解了域间的分布差异,实现了基础性的域适应效果。

然而,简单样本混合未能充分挖掘域间对齐的潜力。未来研究可沿以下方向深化:(1)基于对抗网络的域适应方法,通过域判别器与特征提取器的博弈学习,实现特征层面的深度对齐;(2)引入最大均值差异等显式域距离度量,约束源域与目标域的特征分布距离;(3)发展基于物理约束的生成式域适应框架,在保持LESS模型物理可解释性的同时,提升模拟数据向真实场景的迁移能力。

本研究存在以下局限性:其一,本研究仅针对两种

水稻品种开展试验，未涉及多品种间差异及生育期动态变化的系统性评估。其二，模拟数据校正策略主要关注垂直结构特征的统计，未涉及点云强度信息的校正和利用。激光回波强度与叶片表面特性、含水量等生化参数密切相关。其三，实测样本采集于有限的试验田块，水稻种植密度、施肥水平等田间管理措施相对统一，尚未充分考虑实际农业生产中复杂多变的种植条件。其四，仅采用了3种经典的机器学习算法进行模型构建和比较，未涉及深度学习方法的探索，而卷积神经网络和图神经网络等前沿架构已在点云处理领域展现出显著优势。

4　结论

本研究围绕基于无人机LiDAR点云的水稻叶面积指数反演问题，系统开展了三维模拟数据构建、点云特征提取、机器学习模型比较及混合数据集建模等研究工作。研究结果表明：

(1)LESS三维辐射传输模型能够生成可靠的水稻点云模拟数据，通过构建参数化三维水稻冠层场景方法，能够在一定程度上减小虚拟传感器与真实传感器之间的物理建模差距，使模拟数据与实测数据在关键特征上的分布趋于一致；(2)基于Pearson相关性分析筛选得到的$H90$、VCM及L1至L9共11个特征与实测LAI之间存在显著相关关系，其中垂直冠层指标和中高分层点云密度特征的贡献尤为突出，可作为水稻LAI估算的核心参量；(3)随机森林模型在模拟、实测和“模拟—实测”混合三类数据集上均取得最优反演性能，优于岭回归和支持向量回归等模型，表明LAI与点云特征之间存在非线性映射关系，集成学习方法能够更充分地挖掘特征信息；(4)混合数据集建模策略通过融合模拟数据与实测数据的优势，在保持较高决定系数的同时显著降低了归一化均方根误差，有效提升了模型的跨域泛化能力，证实了该策略在解决实测样本稀缺问题方面的实用价值。

综上所述，本研究验证了三维模拟技术与机器学习方法相结合进行水稻LAI反演的可行性，建立了一套适用于水稻LAI反演的三维辐射传输模型与无人机LiDAR融合方法框架，为作物结构参数的高通量、高精度监测提供了技术支撑，为农业低空经济中的作物表型信息获取提供了方法支撑。

参　考　文　献

[1] 程式华. 中国水稻育种百年发展与展望[J]. 中国稻米，2021，27(4)：1－6.
Cheng Shihua. One-hundred Years′ development and prospect of rice breeding in China [J]. China Rice，2021，27(4)：1－6.

[2] Watson D J. Comparative physiological studies on the growth of field crops：I. variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties，and within and between years [J]. Annals of Botany，1947，11(41)：41－76.

[3] 石浩磊，曹红霞，张伟杰，等. 基于无人机多光谱的棉花多生育期叶面积指数反演[J]. 中国农业科学，2024，57(1)：80－95.
Shi Haolei，Cao Hongxia，Zhang Weijie，et al. Leaf area index inversion of cotton based on drone multi-spectral and multiple growth stages [J]. Scientia Agricultura Sinica，2024，57(1)：80－95.

[4] Xu Z，He P，Yin X，et al. Simultaneously improving yield and nitrogen use efficiency in a double rice cropping system in China[J]. European Journal of Agronomy，2022，137：126513.

[5] 史丰智，王瑞燕，李玉环，等. LAI无人机多光谱遥感估测及其在盐渍土改良中的应用[J]. 中国农业科学，2020，53(9)：1795－1805.
Shi Fengzhi，Wang Ruiyan，Li Yuhuan，et al. LAI estimation based on multi-spectral remote sensing of UAV and its application in saline soil improvement [J]. Scientia Agricultura Sinica，2020，53(9)：1795－1805.

[6] 周晓雪，李楠，潘耀忠，等. 人工蜂群算法优化SVR的叶面积指数反演[J]. 遥感学报，2022，26(4)：766－780.
Zhou Xiaoxue，Li Nan，Pan Yaozhong，et al. Optimized SVR based on artificial bee colony algorithm for leaf area index inversion [J]. National Remote Sensing Bulletin，2022，26(4)：766－780.

[7] 苏伟，王伟，刘哲，等. 无人机影像反演玉米冠层LAI和叶绿素含量的参数确定[J]. 农业工程学报，2020，36(19)：58－65.
Su Wei，Wang Wei，Liu Zhe，et al. Determining the retrieving parameters of corn canopy LAI and chlorophyll content computed using UAV image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2020，36(19)：58－65.

[8] 姚雄，余坤勇，刘健. 基于无人机多光谱遥感的马尾松林叶面积指数估测[J]. 农业机械学报，2021，52(7)：213－221.
Yao Xiong，Yu Kunyong，Liu Jian. Leaf area index estimation of Masson pine(*Pinus massoniana*) forests based on multispectral remote sensing of UAV [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(7)：213－221.

[9] 朱永基，陶新宇，陈小芳，等. 基于无人机多光谱影像植被指数与纹理特征的冬小麦地上部生物量估算[J]. 浙江农业

学报, 2023, 35(12): 2966－2976.
Zhu Yongji, Tao Xinyu, Chen Xiaofang, et al. Estimation of above-ground biomass of winter wheat based on vegetation indexes and texture features of multispectral images captured by unmanned aerial vehicle [J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2023, 35(12): 2966－2976.

[10] 何勇, 杜晓月, 郑力源, 等. 无人机飞行高度对植被覆盖度和植被指数估算结果的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 63－72.
He Yong, Du Xiaoyue, Zheng Liyuan, et al. Effects of UAV flight height on estimated fractional vegetation cover and vegetation index [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(24): 63－72.

[11] Comba L, Biglia A, Ricauda Aimonino D, et al. Leaf area index evaluation in vineyards using 3D point clouds from UAV imagery[J]. Precision Agriculture, 2020, 21(4): 881－896.

[12] 雷蕾, 李振洪, 杨浩, 等. 利用无人机激光雷达提取玉米叶面积密度[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1737－1745.
Lei Lei, Li Zhenhong, Yang Hao, et al. Extraction of the leaf area density of maize using UAV-LiDAR data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(11): 1737－1745.

[13] 刘轲, 周清波, 吴文斌, 等. 基于多光谱与高光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演比较[J]. 农业工程学报,2016(3):155－162.
Liu Ke, Zhou Qingbo, Wu Wenbin, et al. Comparison between multispectral and hyperspectral remote sensing for LAI estimation [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(3): 155－162.

[14] Ali I, Greifeneder F, Stamenkovic J, et al. Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(12): 16398－16421.

[15] Dong T, Liu J, Shang J, et al. Assessment of red-edge vegetation indices for crop leaf area index estimation [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 222: 133－143.

[16] Binh N A, Hauser L T, Viet Hoa P, et al. Quantifying mangrove leaf area index from Sentinel-2 imagery using hybrid models and active learning [J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43(15-16): 5636－5657.

[17] Li H, Huang C, Zhang Y, et al. Estimating maize leaf area index using multi-source features derived from UAV multispectral imagery and machine learning models [J]. Plants, 2025, 14(22): 3534.

[18] Hasan U, Sawut M, Chen S. Estimating the leaf area index of winter wheat based on unmanned aerial vehicle RGB-image parameters [J]. Sustainability, 2019, 11(23): 6829.

[19] Zhao Z, Yao H, Zeng D, et al. UAV multi-source data fusion with super-resolution for accurate soybean leaf area index estimation [J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1700660.

[20] 薛华柱, 王昶景, 周红敏, 等. 基于模拟退火算法的 BP 神经网络模型估算高分辨率叶面积指数[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1057－1069.
Xue Huazhu, Wang Changjing, Zhou Hongmin, et al. BP neural network based on simulated annealing algorithm for high resolution LAI retrieval [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1057－1069.

[21] Qiu Z, Ma F, Li Z, et al. Estimation of nitrogen nutrition index in rice from UAV RGB images coupled with machine learning algorithms [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106421.

[22] 漆建波, 谢东辉, 许月, 等. 三维辐射传输模型 LESS 原理及其应用[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 914－924.
Qi Jianbo, Xie Donghui, Xu Yue, et al. Principles and applications of the 3D radiative transfer model LESS [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(5): 914－924.

[23] Qi J, Xie D, Yin T, et al. LESS: Large-scale remote sensing data and image simulation framework over heterogeneous 3D scenes [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 221: 695－706.

[24] Qi J, He S, Zhao X, et al. Retrieving forest LAI from Landsat via 3D look-up table generated by realistic LiDAR scenes [J]. Remote Sensing of Environment, 2026, 334: 115204.

[25] Cheng J, Yang H, Qi J, et al. Estimating canopy-scale chlorophyll content in apple orchards using a 3D radiative transfer model and UAV multispectral imagery [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107401.

[26] Yue J, Yang G, Tian Q, et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 150: 226－244.

[27] Fei S, Xiao S, Li Q, et al. Enhancing leaf area index and biomass estimation in maize with feature augmentation from unmanned aerial vehicle-based nadir and cross-circling oblique photography [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108462.

[28] Hoerl A E, Kennard R W. Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems [J].

Technometrics, 1970, 12(1): 55－67.
[29] Smola A J, Schölkopf B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199－222.
[30] Breiman L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5－32.

Retrieval of rice leaf area index from point cloud data simulated by a three-dimensional radiative transfer model

Wu Rui[1, 2], Bai Juchi[1, 2], Li Shilong[1, 2], Hui Yinxuan[1, 2], Yu Fenghua[1, 2, 3*], Xu Tongyu[1, 2, 3]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *Shenyang Agricultural University*, *Shenyang* 110866, *China*; 2. *National Digital Agriculture Sub-center of Innovation*(*Northeast Region*), *Shenyang* 110866, *China*; 3. *Key Laboratory of Intelligent Agriculture in Liaoning Province*, *Shenyang* 110866, *China*)

Abstract: Utilizing radiative transfer models to simulate spectral data for improving the robustness and interpretability of leaf area index (LAI) inversion models is a major focus in current research. However, the application of point cloud data, which can directly reflect the physical structure of rice, remains underdeveloped. To bridge this gap, this study proposes a rice LAI inversion method that integrates a three-dimensional radiative transfer model with unmanned aerial vehicle (UAV) light detection and ranging (LiDAR) technology. Virtual rice canopy scenes were constructed using the LESS three-dimensional radiative transfer model to generate simulated point cloud data, while UAV LiDAR was employed to collect field-measured data. Pearson correlation analysis was used to select key features, leading to the construction of a feature subset comprising height features, vertical layer density features, and cumulative density features. Three machine learning models-ridge regression, support vector regression, and random forest-were trained and validated on simulated datasets, measured datasets, and a simulation-measurement hybrid dataset. The results show that the simulated data generated by the LESS model demonstrate strong consistency with measured point clouds in vertical distribution, confirming the validity of the simulation. Feature analysis indicates that the 90th percentile height ($H90$) and vegetation canopy volume (VCM) manifest the strongest correlations with LAI. Model comparison reveals that the random forest model performs best on the hybrid dataset, achieving a validation R^2 of 0.918 and $RMSE$ of 0.787. The hybrid dataset strategy yields better fitting performance than using the measured dataset alone, effectively enhancing model generalization. In conclusion, the proposed method, which integrats three-dimensional radiative transfer modeling and UAV LiDAR technology, enables rapid and accurate estimation of rice LAI, providing a new technical pathway for precise monitoring of rice growth status and supporting high-throughput acquisition of crop phenotypic information within the framework of agricultural low-altitude economy.

Keywords: leaf area index; UAV LiDAR; three-dimensional radiative transfer model; machine learning; hybrid dataset

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (32572182); LiaoNing Revitalization Talents Program (XLYC2203005)

First Author: Wu Rui, E-mail: WuR@stu.syau.edu.cn

*__Corresponding Author:__ Yu Fenghua, E-mail: adan@syau.edu.cn