DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.002

基于无人机多维特征的水稻估产模型对比与归因解析

兰玉彬[1, 3, 4]，吴奇梁[1, 4]，张彬[2]，徐伟诚[2]，张雷[3, 4, 5]，杨炜光[1, 3, 4*]

(1. 华南农业大学人工智能与低空技术学院，广东广州，510642；2. 广东省农业科学院水稻育种新技术重点实验室，广东广州，510640；3. 绿色农药全国重点实验室，广东广州，510642；4. 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心，广东广州，510642；5. 华南农业大学农学院，广东广州，510642)

摘要：作物产量的精准定量预测是保障国家粮食安全与制定智慧农业决策的重要基础。在水稻生长周期中，齐穗期是生物量积累最关键的阶段，其冠层光谱特征蕴含着丰富的生化参数与产量潜力信息。本研究探讨了齐穗期多维无人机遥感特征与先进机器学习算法组合在水稻产量预测中的应用优势。研究利用多光谱无人机获取影像，系统构建了可见光(red-green-blue，RGB)、多光谱(multispectral，MS)、重建高光谱(multispectral to hyperspectral，MSTPP)、空间纹理(spatial texture，Texture)、植被指数(vegetation index，VI)及多维融合特征(multi-dimensional fusion，Fusion)在内的6类特征集。算法层面全面评估了8种机器学习算法，重点对比了支持向量回归(support vector regression，SVR)等核方法及多类非线性集成模型。试验结果表明，MS数据在单维特征中展现出突出的预测潜力。融合光谱与纹理信息的策略取得了优异的预测稳定性，其中SVR模型结合多维融合特征实现了理想的拟合效果(决定系数R^2为0.828)，校准了因齐穗期冠层郁闭而受损的光谱信号，有效修正了单维模型在极端产量区间的系统性估算偏差。此外，本实验通过引入沙普利加和解释(Shapley additive explanations，SHAP)框架验证了绿光归一化植被指数(green normalized difference vegetation index，GNDVI)在产量预测中起到了核心驱动作用，客观揭示了群体长势均衡度对最终产量的保底机理。本研究探索的“多维融合结合非线性算法与归因解析”路径，为构建兼具高鲁棒性与农学解释力的定量估产模型提供了一种可行的思路。

关键词：产量预测；无人机遥感；特征集；特征融合；机器学习；SHAP框架

中图分类号：S24 **文献标识码：**A **文章编号：**2096-7217(2026)02-0011-10

兰玉彬，吴奇梁，张彬，徐伟诚，张雷，杨炜光. 基于无人机多维特征的水稻估产模型对比与归因解析[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2026，7(2)：11－20

Lan Yubin，Wu Qiliang，Zhang Bin，Xu Weicheng，Zhang Lei，Yang Weiguang. Comparison and attribution analysis of rice yield estimation models based on multi-dimensional UAV features [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2026，7(2)：11－20

0 引言

水稻作物的长势监测与产量定量估测，对优化田间水肥管理决策及保障国家粮食安全具有重要的战略意义。随着精准农业与信息技术的不断发展，无人机遥感凭借其高机动性和较高空间分辨率，已逐渐成为获取大面积农情监测信息的有效手段之一[1-2]。在水稻生长发育过程中，齐穗期是产量形成的关键阶段，此时期的冠层光谱特征能较好地反映作物的生化参数[3-4]，是进行产量预测的重要时间窗口。

目前，基于轻量化传感器的无人机田间监测已得到广泛应用。研究者们尝试利用多光谱反射率和空间纹理特征构建回归模型[5-6]，但单一维度的特征在捕获作物复杂的生理波动时仍存在一定的局限性。同时，作为智能植保装备的重要组成部分，无人机载荷的集成化与智能化也对遥感数据的定量化处理提出了更高要求[7]。为弥补光谱分辨率的限制，学术界开始探索高光谱重建[8-9]或多维特征融合等增强手段[10-11]，以进一步提升探测精度。但在真实的无人机田间作业中，多源传感器的物理视差、触发延迟以及飞行姿态变动往往会引发严峻的“时空匹配”问题，导致获取的异构数据极易出现空间错位与时间异步，大大增加了多维

收稿日期：2026-04-10 修回日期：2026-04-30

基金项目：国家自然科学基金(32501765)；中国博士后科学基金(2025M782467)；岭南现代农业实验室科研项目(NT2021009)；高等学校学科创新引智基地资助(D18019)；国家棉花产业技术体系项目(CARS-15-23)

第一作者：兰玉彬，男，1961年生，吉林农安人，博士，教授；研究方向为精准农业航空技术。E-mail：ylan@scau.edu.cn

*通信作者：杨炜光，男，1996年生，甘肃张掖人，博士，助理研究员；研究方向为农业多源遥感与作物长势监测。E-mail：wgyang@scau.edu.cn

特征融合的工程实现难度与不确定性。在这种伴随底层观测噪声的复杂条件下,面对产量这种长期累积形成的复合性状,上述复杂特征工程的实际有效性及其与传统基准特征的优势差异,仍有待系统的实证检验。

在建模算法方面,尽管集成学习等先进算法有效提升了估产模型的预测性能[12-14],但其固有的"黑盒"属性容易导致模型缺乏透明度与可解释性。明确各类特征指标对产量预测的具体贡献,对于指导田间管理和探究生理机制具有科学价值[15]。因此,如何缓解复杂机器学习模型的"黑盒"限制[16],探索数据驱动与农学机理的有效结合[17],是当前农业遥感估产研究面临的重要挑战。

为探讨无人机多维遥感特征与复杂机器学习算法在水稻定量估产中的应用潜力,本研究旨在基于齐穗期冠层影像,系统对比并评估6种异构特征集(RGB、MS、MSTPP、Texture、VI及Fusion)的预测表现。在此基础上,通过全面对比SVR与多种非线性集成算法[18],以筛选出预测精度最高且最稳健的估产模型。最后,引入SHAP解释框架定量解析不同遥感指标的边际贡献,揭示关键植被指数及群体长势特征与最终产量的潜在生理关联,从而为构建兼具拟合精度与农学可解释性的定量估产方案提供方法参考。

1 材料与方法

本试验通过设计多品种和多氮处理水稻实验,获得了用于评估多维遥感特征与产量关系的可靠基础数据。本章将详细阐述试验开展的具体流程、无人机遥感观测参数以及多维特征提取与建模的技术路径。

1.1 试验设计与区域概况

本田间试验于2021年在广东省广州市华南农业大学试验基地开展(23.39°N,113.44°E),该区域属于典型的亚热带海洋性季风气候,试验涵盖了早稻和晚稻两个完整的种植季。本研究采用了分裂区设计,共设置4个氮肥梯度N1至N4,旨在通过养分梯度诱导产量的显著差异,具体如图1所示[8]。为了增强模型的泛化性,试验种植了美香占2号、象牙香占、十九香、软华优金丝、青香优033、南晶香占、二广香占3号和莉香占共8个具有代表性的水稻品种。试验期间采用清水灌溉,氮肥(尿素)按基肥:分蘖肥:穗肥=5:3:2的比例分次施用。基肥于移栽前1~2 d施入,分蘖肥于移栽后5 d追施。磷肥(60 kg/hm²)与钾肥(120 kg/hm²)作为基肥在移栽前均匀撒施并旋耕入土。水分管理、病害防治、虫害防治与杂草防除均采用高产稻田的标准化管理措施。

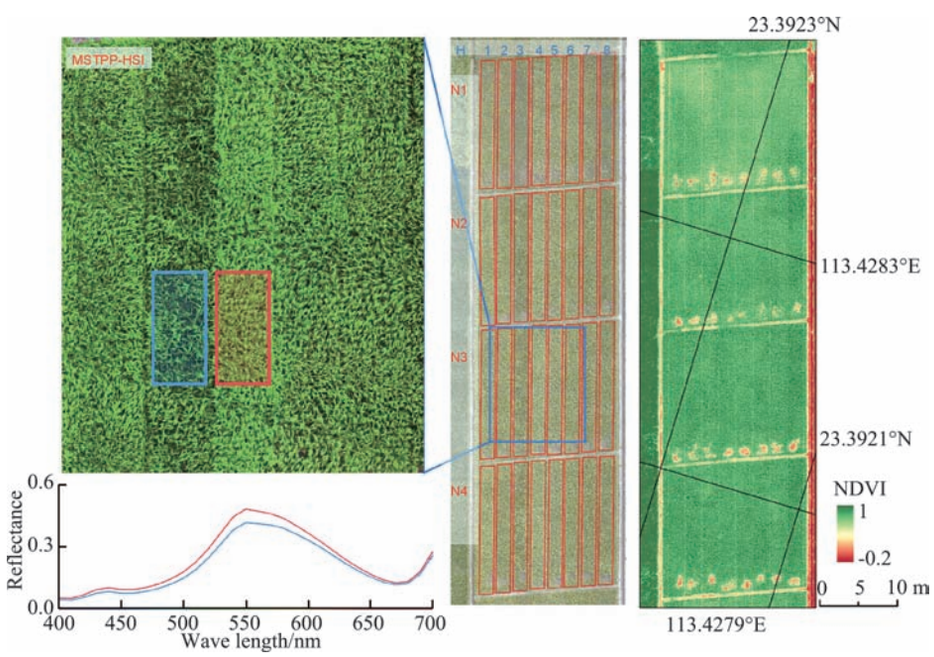


图1 研究区域概述及高光谱重建结果的示意图

Figure 1 Schematic diagram of research area overview and hyperspectral reconstruction results

1.2 数据采集与实测

无人机遥感观测锚定在水稻齐穗期进行,具体日期为早稻6月20日及晚稻9月28日。数据采集平台为大疆精灵4多光谱版无人机,该平台集成了蓝(blue,450 nm)、绿(green,560 nm)、红(red,650 nm)、红边(red edge,RE,730 nm)及近红外(near-infrared,NIR,840 nm)5个多光谱通道。飞行任务均安排在晴朗无云的正午时分执行,飞行高度设定为25 m(对应的地面采样距离*GSD*约为1.01 cm/pixel),航向与旁向重叠率均设为70%(对应的相邻航线触发线间距约为

6 m，实际作业效率约0.018 hm²/min）。在每次飞行任务前后均使用标准漫反射定标板（型号为大疆官方配套标定板，反射率范围25%～75%）进行辐射标定，通过经验线性法建立像素灰度值与反射率的线性映射关系。实际产量数据在收获期通过全样收割法获得，经过脱粒、除杂及水分校正至13.5%标准含水量后作为模型的目标标签值。

1.3　影像预处理与特征提取

航拍影像首先利用大疆智图软件进行拼接与辐射校正。为消除非目标背景干扰，本研究通过构建掩膜去除了水体与土壤像元，以提取纯净的水稻冠层。通过人工判断和监督学习，使用ENVI 5.6分类工具，采用最大似然分类法构建了掩膜，仅保留纯净的水稻冠层像元，水稻的分类准确率达到99.25%，分类前后的分类结果如图2所示[8]。

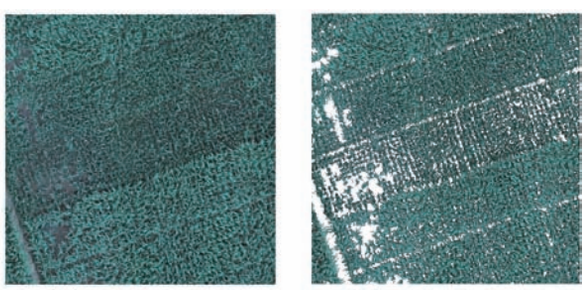


图2　基于最大似然法的水稻冠层提取及背景去除效果对比

Figure 2　Comparison of rice canopy extraction and background removal effects based on maximum likelihood method

基于处理后的影像，本研究构建了6个并行的特征集进行对比。RGB特征集提取红、绿、蓝3个可见光波段的统计量。MS特征集提取5个原生多光谱波段的反射率均值。MSTPP特征集利用MST++模型将可见光重建为包含31个连续窄波段的高光谱数据块（其光谱范围覆盖400～700 nm，光谱采样间隔为10 nm）。Texture特征集通过灰度共生矩阵提取对比度、相关性等指标量化空间异质性。VI特征集则计算了归一化植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）、GNDVI等8种核心植被指数。其中，GNDVI的计算公式如下：

$$\mathrm{GNDVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Green}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{\mathrm{Green}}} \tag{1}$$

同时，NDVI的计算公式为：

$$\mathrm{NDVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{\mathrm{Red}}} \tag{2}$$

式中：ρ——对应波段反射率。

最后，本研究通过特征串联的方式，构建了聚合MS、VI与Texture的多维融合特征集。

1.4　建模算法与评价指标

为全面评估不同建模策略的预测潜力并筛选出最优估产模型，本研究系统对比了传统线性模型、核方法以及多类集成学习算法。首先，考虑到多维特征间可能存在的共线性，采用岭回归（ridge regression，Ridge）作为线性对比基准，并引入K近邻（K-nearest neighbors，KNN）算法作为基于距离度量的基础对比模型。同时选用SVR，利用径向基核函数处理特征空间的非线性关系[18]，以检验核方法在应对齐穗期复杂冠层光谱信号时的优势。

在对比了单一模型后，本研究进一步验证集成学习算法的误差控制能力。具体选用随机森林（random forest，RF）和极端随机树（extra trees，ET），旨在探讨多决策树投票策略[19-20]对田间环境噪声的鲁棒性；同时，引入极端梯度提升（extreme gradient boosting，XGBoost）和轻量级梯度提升机（light gradient boosting machine，LightGBM）算法，检验基于梯度提升架构的残差迭代策略在处理高维遥感数据时的深层特征挖掘与非线性拟合表现。

为探究是否能通过多算法互补打破单一策略的预测瓶颈，本研究还构建了堆叠泛化（stacked generalization，Stacking）集成模型。该架构将前述预测表现较优的算法作为初级学习器，利用其输出结果作为新特征，再由线性元学习器进行最终拟合，从而对比“深度融合策略”与“单体算法”的性能差异。

为确保对比结果的客观性，所有模型的超参数均基于五折交叉验证与网格搜索策略进行全局寻优[21]。各对比模型的最终拟合精度与误差表现，将通过以下3个统计指标进行综合评估。

决定系数R^2用于表征模型对产量观测值变异的解释比例：

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{3}$$

均方根误差（root mean square error，*RMSE*）作为绝对误差指标，反映了预测产量偏离实测产量的物理程度：

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{4}$$

平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error，*MAPE*）则从相对误差的角度评价模型的稳健性：

$$MAPE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{5}$$

1.5 SHAP归因与模型解释

尽管集成学习与核方法在处理复杂非线性映射任务中具备强大的拟合潜力,但其复杂的内部参数演化过程往往使模型带有“黑盒”属性,导致遥感特征权重与农学生理机制之间难以直接建立联系。为提升模型的可解释性,本研究引入了基于协同博弈论的SHAP框架[22]。该框架的核心逻辑是将模型的预测产量视为所有输入特征共同参与博弈所产生的“总收益”,它通过评估某一特定特征在不同特征组合下对模型预测值产生的实际影响,并计算这些影响的平均值,从而为每个遥感指标精准分配量化的贡献度(即SHAP值)。其具体的数学定义如下:

$$\phi_i=\sum_{S\subseteq N\backslash\{i\}}\frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!}\left[f(S\cup\{i\})-f(S)\right] \tag{6}$$

其中,N表示所有特征的集合,S代表排除特征i后的随机特征子集,而$f(S\cup\{i\})-f(S)$则精准刻画了特征i加入特定子集后对模型预测输出产生的净边际贡献。这种方法不仅满足局部准确性、缺失性与一致性公理,更能从数学层面定量剥离出特定波段或植被指数对最终产量预测的具体贡献度。

在具体的研究分析设计上,本研究针对MS与VI构建的预测模型,开展了从全局重要性到局部响应机制的系统归因分析。在全局统计层面,通过计算测试集中各特征SHAP绝对值的均值,筛选出驱动水稻产量的核心遥感指标,并对比MS与VI模型在决策焦点上的分布差异,以评估不同特征类型的信息表达偏好。

在局部响应维度,本研究利用SHAP散点图深入剖析关键特征在不同取值区间下对产量的正负驱动效应,进而揭示近红外反射率或特定植被指数等核心指标的边际响应趋势,以此验证数据驱动模型捕获的光谱信号是否契合“齐穗期高光合效能与最终高产呈正相关”的农学先验知识[23]。

针对高冠层郁闭度易引发的信号饱和问题,研究进一步对比了MS与VI模型在不同产量区间下的响应差异,探讨波段派生过程(植被指数化)在缓解信号饱和方面的优势及其内在物理逻辑。上述透明化的解析流程不仅提升了机器学习模型在农业遥感应用中的科学可信度,也为未来基于多维定量遥感指标指导田间精准管理提供了可靠的方法学支撑。

2 结果

2.1 不同特征集的估产表现

图3与图4展示了本研究对6类异构特征集(RGB、MS、VI、Texture、MSTPP、Fusion)产量解释能力的综合评估结果。

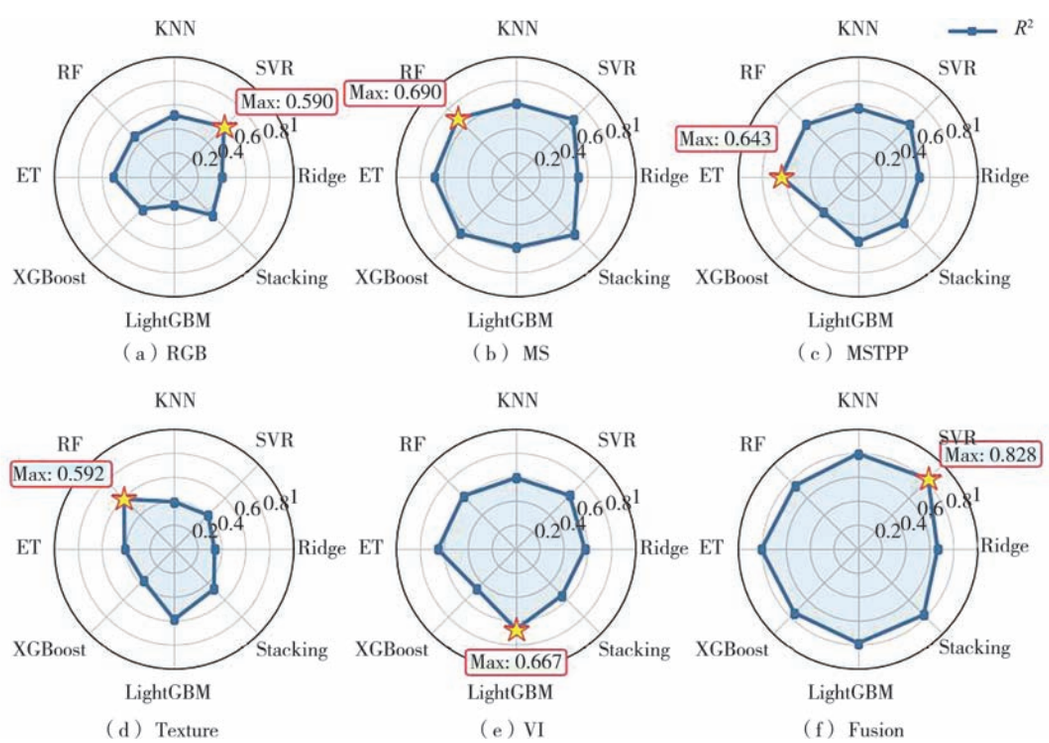


图3 6种遥感特征集估产模型R^2评价结果

Figure 3 Evaluation results of R^2 for yield estimation models using six remote sensing feature sets

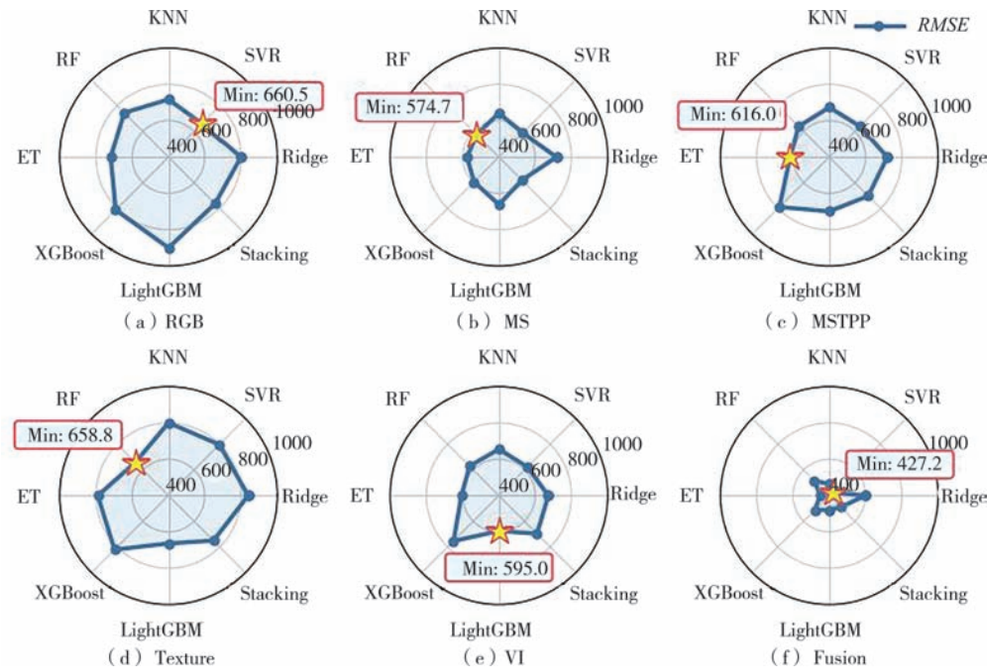


图 4　六种遥感特征集估产模型 *RMSE* 评价结果

Figure 4　Evaluation results of *RMSE* for yield estimation models using six remote sensing feature sets

从决定系数与误差指标的整体分布来看，在单维特征中，MS 与 VI 表现最为稳健，其预测精度在统计学意义上显著优于仅包含可见光信息的 RGB 特征集。为明确不同特征集单维度的定量差距，提取各方案的最优表现对比发现：MS 特征集取得了显著优于 RGB 的拟合精度（其最优算法的决定系数 R^2 达 0.690，*RMSE* 低至 574.7 kg/hm^2；而 RGB 特征集的 R^2 最优仅为 0.590，*RMSE* 达 660.5 kg/hm^2）。这从数据层面证实了 NIR 及 RE 波段在捕获生物量积累与叶绿素变化、区分群体细微长势差异中具有不可替代的作用。

在多波段技术探索层面，基于 MSTPP 重建的高光谱特征精度虽优于 RGB，但整体表现逊于原生的 MS 特征。这表明在当前样本规模约束下，波段的密集扩展（共 31 个窄波段）引发了严重的多重共线性，在一定程度上削弱了核心反射率信号的有效拟合。此外，单一维度的 Texture 特征预测精度虽然略高于 RGB，但整体 *RMSE* 波动较大，表明纯空间异质性指标难以脱离生化背景独立完成对高动态产量的定量预测。

值得注意的是，Fusion 特征集在各回归模型中均展现出最优的预测性能，其误差指标较单维特征集有显著下降。这表明算法在整合异构数据时，通过光谱信息与空间纹理特征的协同互补，能够有效克服单一指标在冠层郁闭条件下的信号饱和瓶颈，从而显著提升模型对极端产量区间的捕捉能力与整体拟合稳定性。

2.2　不同算法性能对比

模型评估结果揭示了 8 种机器学习算法在处理复杂特征空间时的性能差异。如图 5 所示，Ridge 与 KNN 算法的整体 *MAPE* 值相对较高，整体拟合优度尚有提升空间。进一步对比非线性模型发现，XGBoost 与 LightGBM 等基于提升法的模型在处理 RGB 或 Texture 等弱特征时表现出明显的误差波动；而树基装袋法模型（RF、ET）与核方法（SVR）则展现出了较好的误差控制能力。

SVR 表现出优异的普适鲁棒性与高维映射潜力。它不仅在单维弱特征下维持了较优的抗噪水平，在处理包含丰富生化信息的 Fusion 融合特征时，SVR 的预测潜力更是被彻底激活，其精度一举反超所有算法，显著降低了整体预测误差，展现出最优的综合估产性能。

2.3　方案优选与误差诊断

结合上述特征与算法的综合评估，最终确定 Fusion 特征集与 SVR 算法的组合为本研究的最优估产方案。如图 6 所示，通过全产量区间的散点拟合图对该方案进行深度扫描，其决定系数 R^2 达 0.828，*RMSE* 降至 427.2 kg/hm^2，*MAPE* 稳定在 5.685% 左右。

为深入探究该最优方案对局部误差的修正能力，本研究进一步对比了全产量区间内的散点拟合状态。结果显示，RGB 与 Texture 方案在低产区间存在明显的预测偏高现象，散点显著偏离 1∶1 标准线上方；而 MS 与 VI 方案在高产区间受制于冠层郁闭引发的光谱信号饱和，散点出现向下偏折趋势。对比而言，Fusion 方案通过多维特征的光谱互补，有效对冲了单一维度的饱和瓶颈与环境噪声，修正了上述“低产高估、高产低估”的区间系统性偏差，使得回归拟合线在全量程内均与 1∶1 标准线保持高度贴合。这进一步证实了该方案在应对极端长势样本时具备更强的鲁棒性与泛化潜力。

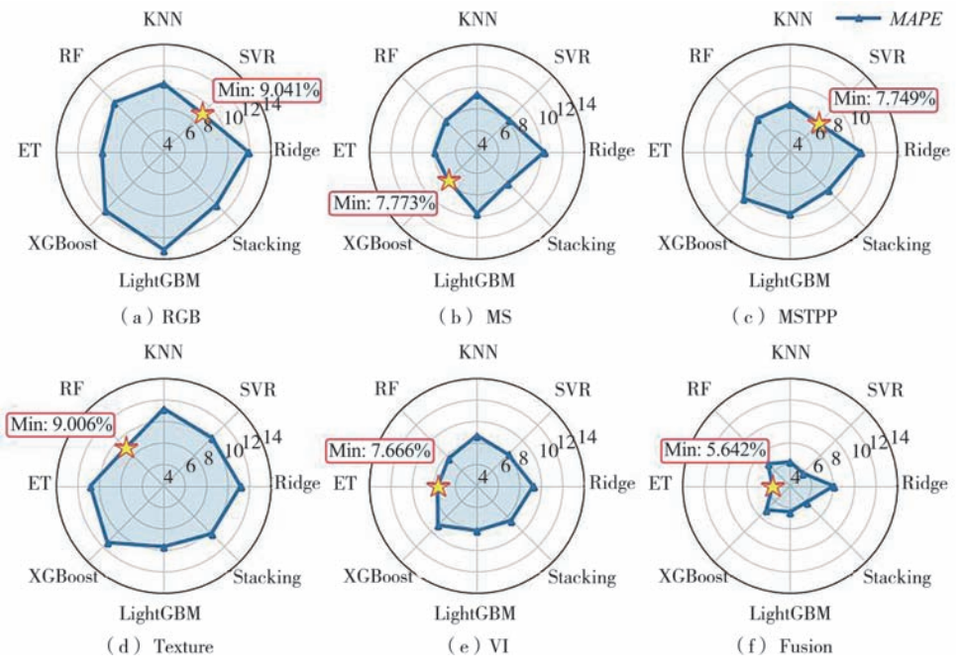


图5 6种遥感特征集估产模型*MAPE*评价结果

Figure 5 Evaluation results of *MAPE* for yield estimation models using six remote sensing feature sets

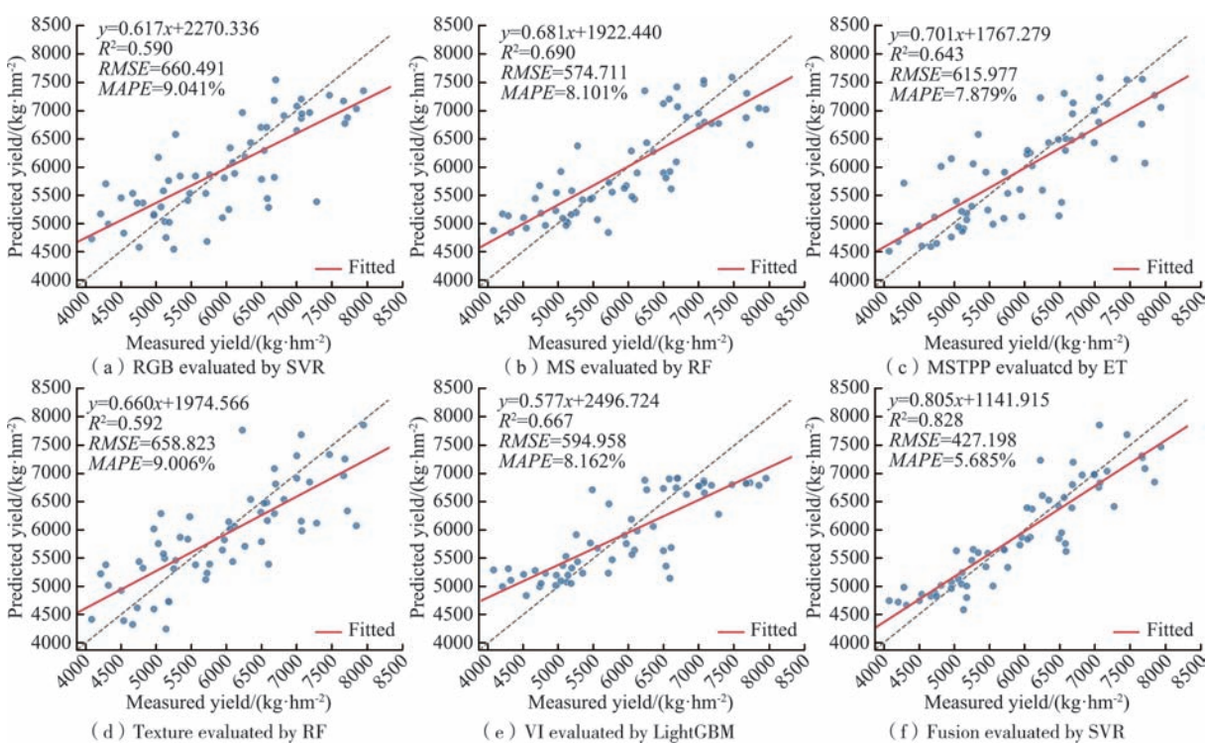


图6 各特征集最优估产模型散点拟合图

Figure 6 Scatter fitting plots of the optimal yield estimation models for each feature set

2.4 核心特征贡献度解析

为进一步探明最优预测方案背后的物理驱动机制,本研究利用SHAP框架对核心特征集(MS与VI)进行了归因分析,以揭示关键遥感指标对估产结果的边际贡献。如图7所示,MS原生光谱模型的SHAP归因分析表明,模型的预测路径表现出对空间极值特征(Min/Max)的高度敏感。其中,NIR Min(近红外最小值)与Green Min(绿光最小值)表现出明确的正向驱动作用,这主要反映了该小区群体长势下限较高且分布均衡,为高产潜力提供了基础支撑。相反,Blue Max(蓝光最大值)展现出显著的负向制约效果。模型通过赋予其高额的负向权重,有效地识别并惩罚了局部早衰或水面及裸土背景暴露等潜在的长势风险因子。

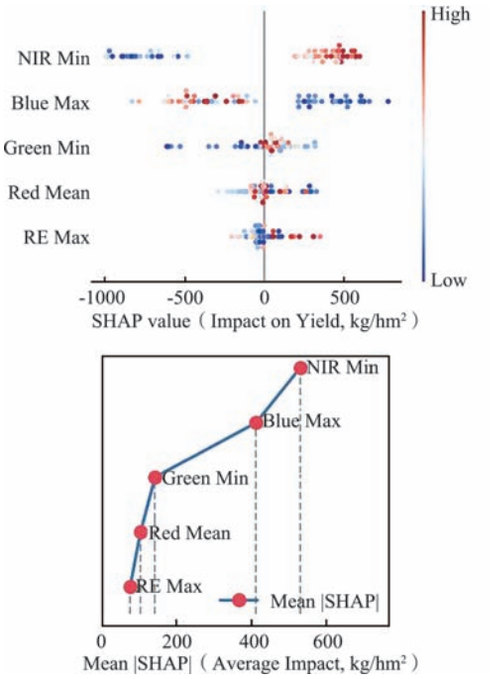


图 7　多光谱估产模型的 SHAP 特征贡献度分析

Figure 7　SHAP feature contribution analysis of multispectral yield estimation models

注：Red Mean 为红光波段均值；RE Max 为红边波段最大值。

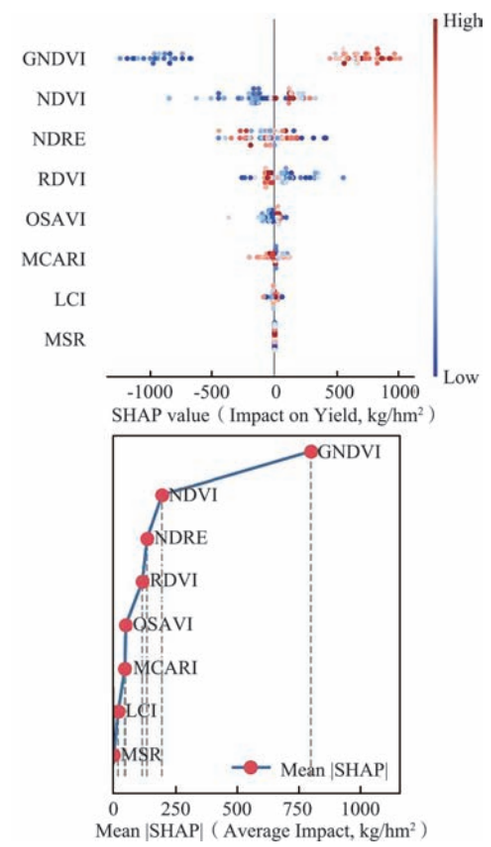


图 8　植被指数估产模型的 SHAP 特征贡献度分析

Figure 8　SHAP feature contribution analysis of vegetation index yield estimation models

注：NDRE 为归一化差值红边植被指数；RDVI 为重归一化差值植被指数；OSAVI 为优化土壤调节植被指数；MCARI 为改进型叶绿素吸收比指数；LCI 为叶绿素指数；MSR 为改进型简单比值指数。

如图 8 所示，在 VI 植被指数模型中，特征贡献度高度集中于 GNDVI 与 NDVI。GNDVI 表现出压倒性的正向拉动优势，证实了在齐穗期极高密度的冠层下，基于绿光通道的指数相较于易饱和的红光指数，具有更强的冠层穿透力与深层生理探测优势。与此同时，经典的生物量指标 NDVI 作为辅助特征同样贡献了正向增益，为模型提供了作物整体光合潜能的基础量级参考。两者的主次协同，共同构成了模型精准锁定生化敏感性的核心驱动力。

3　讨论

3.1　各特征集估产潜力分析

根据 2.1 节对 6 种特征集的评估，MS 与 VI 的预测表现显著优于仅含可见光信息的 RGB 特征集。这一结果表明，近红外与红边波段在捕获水稻冠层生物量及叶绿素动态变化中具有明确的物理优越性。相比之下，本研究探索的 MSTPP 虽然扩展了光谱维度，但精度提升未达预期，这反映出在当前样本规模下，31 个窄波段间的冗余信息和高多重共线性在一定程度上掩盖了核心反射率信号的贡献。此外，Texture 在单维度预测中的乏力，说明空间异质性指标在缺乏生化光谱背景支撑时，难以独立完成高动态产量的预测任务。

3.2　特征融合与算法适配性

在 3.1 节讨论的基础上，Fusion 融合方案通过将光谱、指数与纹理信息有机结合，有效弥补了单一数据源在描述产量特征时的片面性。这种“图谱结合”的机制利用纹理特征捕获的冠层几何结构，校准了因冠层郁闭而可能失真的光谱反射率信号[24]。由 2.3 节的散点拟合图可见，这种多维数据的协同作用，使得模型在全产量区间内都能与观测值高度贴合，证实了多维数据在抵御环境干扰、丰富长势细节方面的显著优势。同时，线性模型的欠佳表现与 SVR 及集成算法的强鲁棒性形成对比，进一步印证了齐穗期产量预测并非简单的线性叠加，而高级算法能更精准地挖掘出这些异构数据之间的深层关联。

3.3　预测机理与农学解释

SHAP 归因分析将模型预测路径与作物生理指标进行了有效关联。模型对 NIR Min 和 Green Min 的正向依赖，符合农学上群体长势“下限均衡度”对产量的保底作用逻辑；而 Blue Max 的负向拉动，则体现了模型捕捉局部早衰或背景暴露等减产风险因子的能力。此外，GNDVI 表现出的显著优势，从物理机理上支撑了绿光波段在穿透郁闭冠层、探测中下层生理活性方面的潜力。这种基于 SHAP 发现的“主次协同”探测路径，不仅增强了模型的可信度，也为未来专用农业传感

器的波段配置提供了科学参考。

3.4 研究局限性与挑战

尽管多维融合策略显著提升了预测精度,但在复杂田间环境下仍面临难以忽视的物理边界。光谱饱和效应在极端高产样本中依然构成了预测"天花板",即便是穿透力较强的植被指数,其信号对冠层中下层及深层穗部发育变化的灵敏度,仍表现出随冠层密度增加而系统性下降的趋势。同时,当前基于二维影像的特征挖掘尚无法完全表征水稻纵向结构的变异,反映出光学遥感手段在产量预测任务中存在固有的探测上限。此外,重建特征在解析微观生化差异时出现的波动,进一步暴露出特征扩展技术在缺乏强物理约束时,可能面临"伪特征"冗余或物理机理缺失的困境。加之本研究主要聚焦于齐穗期的静态探测,对于产量形成全过程的动态映射以及模型在多生境条件下的泛化能力,仍有待更深层次的探讨。

3.5 未来展望

针对上述局限,未来的研究可尝试引入由LiDAR[25]或多视角影像获取的三维结构参数,通过探讨"生化—结构"融合预测机制,以期突破光学信号在郁闭冠层下的探测瓶颈,提升模型对高产样本的捕捉能力。同时,有必要结合水稻全生育期的序列数据,分析特征贡献度随产量形成的动态演替规律,从而缓解单一生育期预测的片面性,构建更为稳健的动态估产模型。此外,在更广阔的空间尺度和多季节环境下验证本研究所揭示的驱动逻辑,对于提升模型在不同区域、不同品种间的普适性具有重要意义,这将为构建具备强鲁棒性的通用估产范式提供科学支撑。

4 结论

本研究评估了多种遥感特征集与机器学习算法在水稻齐穗期的预测表现。实验结果表明,由多光谱反射率、植被指数与空间纹理有机结合的Fusion融合方案配合SVR算法取得了全局最优精度,其R^2达0.828,*RMSE*降至427.2 kg/hm^2,平均绝对百分比误差*MAPE*稳定在5.685%左右。相比单维特征模型,该方案通过多维数据同化,在全产量区间内展现出更强的拟合稳定性。

研究结果侧面印证了"图谱结合"在缓解遥感预测系统性偏差中的关键价值。实验观察到的"低产高估、高产低估"现象,反映了单维模型在极端产量区间(<5 250 kg/hm^{2}或>7 200 kg/hm^2)的局限性;而本文应用的融合范式利用纹理特征提供的几何结构信息,在一定程度上补偿了因冠层郁闭导致的光谱信号饱和。这种特征互补机制在实证层面成功将预测残差控制在较低水平,强化了模型对极端长势样本的捕捉能力。

此外,基于SHAP框架的归因分析,与*GNDVI*在郁闭冠层下的探测优势以及群体长势均衡度对产量的支撑作用形成了良好的逻辑呼应。这使得"数据驱动"的预测结果与经典的"作物生理"特征实现了深度耦合。尽管本研究依然受限于二维光学影像无法完全表征纵向结构变异的物理边界,但所确立的融合逻辑为未来引入LiDAR三维参数及全生育期时序数据以构建通用、鲁棒的估产范式提供了可靠参考。

参 考 文 献

[1] 张伟, 王松寒, 和玉璞, 等. 遥感技术驱动的作物产量估算方法研究进展[J]. 南京农业大学学报, 2026(1):1-17.
Zhang Wei, Wang Songhan, He Yupu, et al. Advances in remote sensing-based methods for crop yield estimation [J]. Journal of NanjingAgricultural University, 2026(1): 1-17.

[2] 吉文翰, 郑恒彪, 王迪, 等. 基于无人机影像和卷积神经网络的水稻育种材料产量预测研究[J]. 南京农业大学学报, 2025, 48(5): 1001-1012.
Ji Wenhan, Zheng Hengbiao, Wang Di, et al. Yield prediction in rice breeding materials using UAV-based images and convolutional neural network [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2025, 48(5): 1001-1012.

[3] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红. 基于冠层反射光谱的水稻产量预测模型[J]. 遥感学报, 2005(1): 100-105.
Xue Lihong, Cao Weixing, Luo Weihong. Rice yield forecasting model with canopy reflectance spectra [J]. Journal of Remote Sensing, 2005(1): 100-105.

[4] Kganyago M, Adjorlolo C, Mhangara P, et al. Optical remote sensing of crop biophysical and biochemical parameters: An overview of advances in sensor technologies and machine learning algorithms for precision agriculture [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108730.

[5] 兰玉彬, 王天伟, 陈盛德, 等. 农业人工智能技术: 现代农业科技的翅膀[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 1-13.
Lan Yubin, Wang Tianwei, Chen Shengde, et al. Agricultural artificial intelligence technology: Wings of modern agricultural science and technology [J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(6): 1-13.

[6] Quille-Mamani J, Ramos-Fernández L, Huanuqueño-Murillo J, et al. Rice yield prediction using spectral and textural indices derived from UAV imagery and machine learning models in Lambayeque, Peru [J]. Remote Sensing, 2025, 17(4): 632.

[7] 孙竹, 顾伟, 崔龙飞, 等. 智能植保装备关键技术研究现状与发展趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2024, 5(4): 1-23.
Sun Zhu, Gu Wei, Cui Longfei, et al. Research status and

development trends of key technologies for intelligent plant protection equipment [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2024, 5(4): 1－23.

[8] Yang W G, Zhang B, Xu W C, et al. Impact of hyperspectral reconstruction techniques on the quantitative inversion of rice physiological parameters: A case study using the MST++ model [J]. Journal of Integrative Agriculture, 2025, 24(7): 2540－2557.

[9] Yang W G, Fu H Y, Xu W C, et al. Optimized modular transfer learning framework integrating PROSAIL and UAV-based hyperspectral reconstruction for cotton canopy water and nitrogen content retrieval [J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2026, 16(2): 764－787.

[10] 朱俊科，赵红建，吕垚，等. 基于无人机植被指数与纹理－颜色特征融合的冬小麦冻害评价[J]. 农业工程学报，2025，41(14)：165－173.
Zhu Junke, Zhao Hongjian, Lü Yao, et al. Evaluating freeze damage in winter wheat using vegetation index and texture-color features of unmanned aerial vehicle [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(14): 165－173.

[11] 赵静，闫春雨，杨东建，等. 基于无人机多光谱遥感的台风灾后玉米倒伏信息提取[J]. 农业工程学报，2021，37(24)：56－64.
Zhao Jing, Yan Chunyu, Yang Dongjian, et al. Extraction of maize lodging information after typhoon based on UAV multispectral remote sensing [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(24): 56－64.

[12] 王俊，吴振伟，姜海，等. 基于随机森林及遥感植被指数的无人农场水稻产量预测研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2025，6(2)：97－104.
Wang Jun, Wu Zhenwei, Jiang Hai, et al. Rice yield prediction of unmanned farm based on random forest and remote sensing vegetation index [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 97－104.

[13] Brandt P, Beyer F, Borrmann P, et al. Ensemble learning-based crop yield estimation: A scalable approach for supporting agricultural statistics [J]. GIScience & Remote Sensing, 2024, 61(1): 2367808.

[14] Wang B J, Zhu J K, Sun S, et al. Multimodal remote sensing combination for maize LAI estimation: Stacking model development and phenology-specific feature sensitivity analysis [J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2026, 16(2): 873－888.

[15] 赵瑞雪，杨潇，张丹丹，等. 农业智能科研新范式：关键要素、面临挑战与路径建议[J]. 智慧农业(中英文)，2025，7(3)：35－47.
Zhao Ruixue, Yang Xiao, Zhang Dandan, et al. Artificial intelligence for agricultural science (AI4AS): Key elements, challenges and pathways [J]. Smart Agriculture, 2025, 7(3): 35－47.

[16] Hohl A, Obadic I, Fernandez-Torres M A, et al. Opening the black box: A systematic review on explainable AI in remote sensing [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2024, 12(4): 261－304.

[17] 于丰华，许童羽，郭忠辉，等. 水稻智慧无人农场关键技术研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文)，2024，6(6)：1－22.
Yu Fenghua, Xu Tongyu, Guo Zhonghui, et al. Research status and prospects of key technologies for rice smart unmanned farms [J]. Smart Agriculture, 2024, 6(6): 1－22.

[18] 黄光群，韩鲁佳. 基于非线性径向基核函数支持向量机的堆肥产品近红外光谱分析研究[J]. 光学学报，2009，29(12)：3556－3560.
Huang Guangqun, Han Lujia. Near infrared reflectance spectroscopy analysis of compost products using nonlinear support vector machine with RBF nucleus [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(12): 3556－3560.

[19] 尹儒，门昌骞，王文剑. 一种模型决策森林算法[J]. 计算机科学与探索，2020，14(1)：108－116.
Yin Ru, Men Changqian, Wang Wenjian. Model decision forest algorithm [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(1): 108－116.

[20] 赵胜利，王国宾，胡连槟，等. 基于无人机多光谱遥感的棉花生长参数和产量估算[J]. 中国农机化学报，2024，45(2)：227－234.
Zhao Shengli, Wang Guobin, Hu Lianbin, et al. Estimation of cotton growth parameters and yield based on UAV multispectral remote sensing [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(2): 227－234.

[21] El-Shahat D, Tolba A, Abouhawwash M, et al. Machine learning and deep learning models based grid search cross validation for short-term solar irradiance forecasting [J]. Journal of Big Data, 2024, 11(1): 134.

[22] Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 4765－4774.

[23] 常硕其，粟琳，欧阳翔. 水稻产量提高与光合作用之间的关系[J]. 生命科学，2024，36(10)：1305－1310.
Chang Shuoqi, Su Lin, Ouyang Xiang. The relationship between the enhancement of rice grain yield and photosynthesis [J]. Chinese Bulletin of Life Sciences, 2024, 36(10): 1305－1310.

[24] 徐孟亮，丁绿萍，罗佳，等. 超级稻超高产形成的光合机制研究进展[J]. 生命科学研究，2021，25(5)：386－392.
Xu Mengliang, Ding Lüping, Luo Jia, et al. Research progress of photosynthetic mechanisms of super high-grain-yield rice [J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 25(5): 386－392.

[25] 徐恩恩, 郭颖, 陈尔学, 等. 基于无人机LiDAR和高空间分辨率卫星遥感数据的区域森林郁闭度估测模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1298－1308.
Xu Enen, Guo Ying, Chen Erxue, et al. An estimation model for regional forest canopy closure combined with UAV LiDAR and high spatial resolution satellite remote sensing data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(8): 1298－1308.

Comparison and attribution analysis of rice yield estimation models based on multi-dimensional UAV features

Lan Yubin[1, 3, 4], Wu Qiliang[1, 4], Zhang Bin[2], Xu Weicheng[2], Zhang Lei[3, 4, 5], Yang Weiguang[1, 3, 4*]

(1. *College of Artificial Intelligence and Low-Altitude Technology, South China Agricultural University, Guangzhou* 510642, *China*; 2. *Guangdong Key Laboratory of New Technology for Rice Breeding, Guangdong Academy of Agricultural Sciences, Guangzhou* 510640, *China*; 3. *State Key Laboratory of Green Pesticide, Guangzhou* 510642, *China*; 4. *National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticide Spraying Technology, Guangzhou* 510642, *China*; 5. *College of Agriculture, South China Agricultural University, Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: Accurate quantitative prediction of crop yield is a crucial foundation for ensuring national food security and formulating smart agricultural decisions. During the rice growth cycle, the full heading stage is the most critical period for biomass accumulation, and its canopy spectral characteristics contain rich information on biochemical parameters and yield potential. This study explores the application advantages of combining multi-dimensional UAV remote sensing features with advanced machine learning algorithms for rice yield prediction at the full heading stage. Using a multispectral UAV to acquire images, this research systematically constructed six categories of feature sets, including red-green-blue (RGB), multispectral (MS), multispectral to hyperspectral (MSTPP), spatial texture (Texture), vegetation index (VI), and multi-dimensional fusion (Fusion). At the algorithmic level, eight machine learning algorithms were comprehensively evaluated, with a focus on comparing kernel methods represented by support vector regression (SVR) and various nonlinear ensemble models. The experimental results indicate that MS data exhibit outstanding prediction potential among single-dimensional features. The strategy of fusing spectral and texture information achieved excellent prediction stability, wherein the SVR model combined with multi-dimensional fusion features achieved an ideal fitting effect (coefficient of determination R^2=0.828), calibrating the spectral signals impaired by canopy closure during the full heading stage, and effectively correcting the systematic estimation bias of single-dimensional models in extreme yield intervals. Furthermore, this experiment verified through the introduction of the Shapley additive explanations (SHAP) framework that the green normalized difference vegetation index (GNDVI) played a core driving role in yield prediction, objectively revealing the safeguard mechanism of population growth balance on the final yield. The approach of "multi-dimensional fusion combined with nonlinear algorithms and attribution analysis" explored in this study provides a feasible approach for constructing quantitative yield estimation models with both high robustness and agronomic interpretability. .

Keywords: yield prediction; UAV remote sensing; feature sets; feature fusion; machine learning; SHAP framework

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (32501765); China Postdoctoral Science Foundation (2025M782467); Laboratory of Lingnan Modern Agriculture Project (NT2021009); the Programme of Introducing Talents of Disciplines to Universities of China (D18019); National Cotton Industry Technology System Projects (CARS-15-23)

First Author: Lan Yubin, E-mail: ylan@scau.edu.cn

*__Corresponding Author:__ Yang Weiguang, E-mail: wgyang@scau.edu.cn