

基于多时相多参数融合的麦玉轮作小麦产量估算方法

李 阳<sup>1,2</sup> 苑严伟<sup>1,2</sup> 赵 博<sup>1,2</sup> 王吉中<sup>1,2</sup> 伟利国<sup>1,2</sup> 董 鑫<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司, 北京 100083; 2. 农业装备技术全国重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 为了进一步提高冬小麦产量预测的准确性,针对麦玉轮作体系缺乏直接把前茬作物信息纳入到当季作物的产量估算及管理中的研究状况,利用前茬玉米季中长势遥感信息及产量信息,融合小麦拔节期、灌浆期及成熟期长势遥感信息、播前施肥信息及土壤特性信息等多时相多模态数据,基于 GPR 算法,建立多时相多模态参数融合的麦玉轮作体系小麦产量估算模型,结果显示:基于多生育期的产量估算模型较单生育期最优产量估算模型性能有所提升, $R^2$ 提高 0.01~0.03。其中基于拔节期产量估算模型精度略低于多生育期产量估算模型,但精度相近。基于多模态参数融合的产量估算模型中,除玉米作物信息与土壤特性信息融合构建的产量估算模型,多模态参数融合的产量估算模型精度较相应低模态参数融合的产量估算模型精度高。四模态参数融合的 GPR 模型决定系数  $R^2$  为 0.92, RMSE 为 213.75 kg/hm<sup>2</sup>,较其他模型, $R^2$ 提高 0.02~0.41。对于小麦产量估算模型,各模态参数影响由大到小依次为施肥信息、小麦遥感信息、土壤特性信息、玉米作物信息。玉米作物信息对于多模态参数融合的小麦产量估算模型精度提升最小, $R^2$ 总体提升 0.02~0.07。玉米作物信息在一定程度表征了收获后土壤肥力状况,是土壤特性信息的高空间分辨率补充,可以进一步提高量化土壤肥力的能力,与其他参数信息结合,提高了小麦产量估算精度,为麦玉轮作体系土壤-作物数据的综合利用及轮作体系的综合管理提供了科学依据和方法思路。

**关键词:** 小麦; 玉米; 产量估算模型; 作物信息; 多模态参数融合; 机器学习

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)12-0186-11

OSID:



Estimation of Wheat Yield in Wheat – Maize Rotation Based on Multi-temporal and Multi-parameter Fusion

LI Yang<sup>1,2</sup> YUAN Yanwei<sup>1,2</sup> ZHAO Bo<sup>1,2</sup> WANG Jizhong<sup>1,2</sup> WEI Liguo<sup>1,2</sup> DONG Xin<sup>1,2</sup>

(1. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing 100083, China

2. National Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Yield prediction models can be improved by better integration of data and algorithms, and the accuracy of yield prediction can be further improved by incorporating other factors such as those affecting yield into the model. The research situation was addressed that the wheat – maize rotation system lacked the direct incorporation of the previous crop information into the yield prediction and management of the seasonal crop, a multi-temporal and multimodal crop yield prediction model based on GPR was established by using remote sensing information of the growing season and yield information of the previous maize crop, fusing multi-temporal and multimodal data such as remote sensing information of wheat growing season at the jointing stage, filling stage and maturity stage, fertilization information before sowing and soil properties. The results showed that the performance of the yield prediction model based on the multiple growth periods was improved compared with that based on the single growth period, in which the decision coefficient  $R^2$  of the yield prediction model was improved by 0.01~0.03. The accuracy of the yield prediction model based on the spectral indexes of wheat growing season at the jointing stage was higher than the accuracy of the yield prediction model based on the spectral indexes of wheat growing season at the filling stage, and the accuracy of the yield prediction model based on the spectral indexes of wheat growing season at the maturity stage was the lowest, and the accuracy of the

收稿日期: 2023-05-26 修回日期: 2023-07-25

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2001502)

作者简介: 李阳(1990—),男,博士生,主要从事农业传感及信息化技术研究,E-mail: tanfeiyuxie@163.com

通信作者: 苑严伟(1980—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业传感及信息化技术研究,E-mail: yyw215@163.com

yield prediction model based on the jointing stage was slightly lower than that of the yield prediction model based on the multiple growth periods, but the accuracy was similar. In the yield prediction models based on the multimodal parameters fusion, the yield prediction models based on two-modal parameters fusion had higher accuracy than the unimodal yield prediction models, except for the yield prediction model constructed by fusing maize information with soil properties. The accuracy of the yield prediction models with four-modal parameters fusion and three-modal parameters fusion was higher than that of the corresponding yield prediction models with low-modal parameters fusion. The GPR model with four-modal parameters fusion had a decision coefficient  $R^2$  of 0.92 and RMSE of 213.75 kg/hm<sup>2</sup>, which improved  $R^2$  by 0.02 to 0.41 compared with the wheat yield prediction models based on other modalities. For wheat yield prediction models based on multimodal parameters fusion, from large to small, the influence of each modal parameters was as follows: fertilization information, wheat remote sensing information, soil properties information, maize crop information. Maize crop information had the least improvement in the accuracy of the yield prediction models based on the multimodal parameters fusion, which improved  $R^2$  by 0.02 ~ 0.07. Maize crop information characterized the soil fertility condition of post-harvest to a certain extent, and it was a high spatial resolution supplement to soil properties information, which could further improve the ability to quantify soil fertility, then combined with other parameters, they can improve the accuracy of wheat yield prediction. In conclusion, the research result provided a scientific basis and method for the comprehensive utilization of soil-crop data and the comprehensive management of wheat-maize rotation system.

**Key words:** wheat; maize; yield prediction model; crop information; multimodal parameters fusion; machine learning

## 0 引言

现有的小麦、玉米等作物产量估算模型与当前生产实践相互矛盾之处仍然非常多,作物产量和土壤养分以及其它影响因素呈高度的非线性关系<sup>[1]</sup>,而且积累的大量数据难以指导生产实践。研究表明,产量估算模型可以通过更好的数据和算法集成来改进<sup>[2]</sup>,而且通过在模型中纳入天气条件等其他因素,可以进一步提高产量及氮需求预测的准确性,进而提高作物管理决策精度。机器学习作为人工智能的一个分支,专注于构建从数据和经验中学习的应用程序,从而随着时间的推移提高其决策能力的准确性。而且,机器学习能够处理多源多类型数据,如多类型遥感图像、天气、土壤、作物以及施肥等种植农艺等<sup>[3]</sup>。目前,针对州县等多区域多时间多田块<sup>[4]</sup>、农场多时间多田块<sup>[5-6]</sup>或室内环境可控<sup>[7-8]</sup>等场景下建立影响作物产量综合因素的基于机器学习的综合模型,从输入的特征数据中学习各因素的行为过程,进行产量预测及指导水肥药的施用。AULA 等<sup>[9]</sup>以美国俄克拉荷马州同一试验场多年的冬小麦 INSEY 数据、种植前施氮量、总降雨量及季中平均气温作为输入因子,基于最小绝对收缩和选择算子建立了最佳产量预测模型,与仅基于 INSEY 的产量预测相比,模型提高了产量预测精度。在精准农业中,以开源遥感数据为驱动建立基于机器学习的预测模型可以替代复杂的作物模型。通过与遥感数据结合,现代农业将成为一个实时人工智能系

统,在优化投入和提高产量方面实现高效率。通常,精准农业研究是一次分析一个田地,为了探索将多个田地和年份的数据结合到一个数据集和模型中的价值,FILIPPI 等<sup>[6]</sup>以澳大利亚几个农场地块的土壤质地信息、土壤表观电导率、伽马射线测量的土壤特性、遥感信息和气候数据为输入,利用随机森林构建小麦、大麦和燕麦作物的产量预测模型。IATROU 等<sup>[5]</sup>收集了希腊塞萨洛尼基平原一个水稻农场多源、多时相和多尺度数据集,包括光学和雷达遥感图像、土壤特性数据和产量数据,以此获得的叶氮含量、生长阶段、土壤特性信息及施肥信息作为输入,采用了几种机器学习算法来预测各种氮水平的水稻产量,其中分布式梯度增强(Extreme gradient boosting,XGBoost)模型的精度最高。通过选择最大产量的施氮量作为氮肥最佳推荐量。

针对轮作体系,充分利用前茬作物种植生长信息,整合到后茬作物的管理决策中,利用机器学习等分析技术,探索轮作体系管理规律,可以提高施肥、灌溉及施药决策精度。已有研究依据前茬作物产量、作物季中长势信息及土壤信息等进行管理区划分,对土壤肥力状况进行表征,以对当季作物进行施肥管理。例如,ZHANG 等<sup>[10]</sup>与 GUERRERO 等<sup>[11]</sup>分别利用卫星遥感图像获取小麦前茬作物马铃薯、甜菜 3 个生长阶段的归一化植被指数(Normalized difference vegetation index,NDVI),结合在线可见和近红外光谱传感器测量的土壤特性信息划分管理区,以进行变量施肥管理。SCHWALBERT 等<sup>[12]</sup>通

过重叠玉米产量图、地形特征和土壤表观电导率来划定小麦施肥管理区。但是,截至目前,还没有直接把前茬作物信息纳入到当季作物的产量估算及施肥管理中的研究报道。

为进一步提高小麦产量的估算精度,本文针对麦玉轮作体系,利用无人机遥感监测技术获取玉米、冬小麦季中长势信息,然后利用冲量式测产系统对冬小麦产量进行实时测产,获取高空间分辨率产量数据。充分利用前茬玉米季中长势遥感信息和产量信息,融合当季小麦拔节期、灌浆期及成熟期长势遥感信息、播前施肥信息及土壤特性信息等多时相多模态数据,基于机器学习算法,构建多时相多模态参数融合的麦玉轮作体系小麦产量估算模型,比较不同模态数据间产量估算效果,优化基于多生育期多模态参数融合的小麦产量估算模型及方法,以期为小麦产量的精确估算提供方法依据和技术参考。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

研究区位于山东省青岛市即墨区段泊岚镇姜家庄村,属于暖温带季风大陆性气候区,种植模式为玉米、小麦轮作,玉米品种为齐单 1 号,小麦品种为济麦 22。一般在 10 月中下旬进行小麦播种,次年 6 月下旬收获。玉米在小麦收获后进行播种,当年 10 月中下旬进行收获。

试验区共设置 5 个氮肥水平处理,其中传统施氮处理为 202.5 kg/hm<sup>2</sup>,适量氮肥处理为 180.0 kg/hm<sup>2</sup>,缺氮处理分别为 157.5、135.0、112.5 kg/hm<sup>2</sup> 3 个水平,磷肥、钾肥则正常施用,每种施氮处理重复 14 次,施肥小区为 10 m×10 m,共 70 个试验小区(图 1),所有试验小区按照大田管理规范进行统一管理。

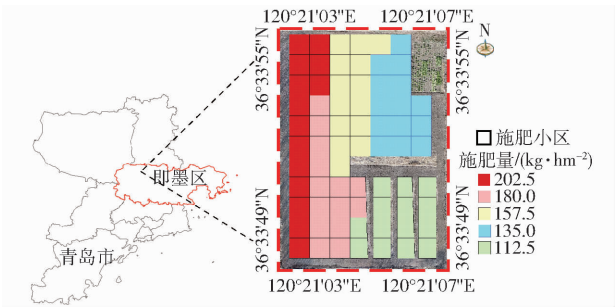


图 1 研究区示意图

Fig. 1 Location of experimental area

1.2 试验数据采集

1.2.1 无人机遥感数据采集与预处理

利用大疆精灵 4 型多光谱版无人机遥感系统进行数据采集,配备有光强传感器和固定反射率校正板,如图 2 所示。无人机飞行航线设置为 S 型固定



图 2 无人机遥感系统

Fig. 2 UAV remote sensing system

航线,飞行高度 80 m,前向重叠率 70%,侧向重叠率 80%,同时获取作物蓝光(B,波长(450±16) nm)、绿光(G,波长(560±16) nm)、红光(R,波长(650±16) nm)、红边光(RE,波长(730±16) nm)、近红外光(NIR,波长(840±26) nm)信息。

于 2020 年 8 月 18 日玉米抽雄期,利用无人机遥感系统获取玉米长势遥感信息。分别于 2021 年 4 月 5 日小麦拔节期、5 月 15 日灌浆期、5 月 30 日成熟期,对小麦长势进行无人机遥感监测,获取小麦长势遥感信息。每次采集后利用大疆智图软件对作物多光谱影像进行辐射定标、正射校正以及拼接,生成整个地块作物的多光谱影像,并利用软件 ArcGIS 对矢量影像进行掩模、裁剪、计算及空间提取等处理,获取整个地块及各试验小区作物的多种光谱指标信息。

1.2.2 冬小麦与玉米产量测定

(1) 小麦产量测定

利用雷沃 4LZ-8M 型收获机对小麦进行收获,并通过安装于收获机上的冲量式在线测产系统进行实时测产,如图 3 所示。测产传感器采样频率为 1 000 Hz,收获机幅宽 2.75 m,最大喂入量 8.0 kg/s。收获作业时,须对测产传感器进行标定,在完成收获作业时,获得整个地块冬小麦的产量分布。

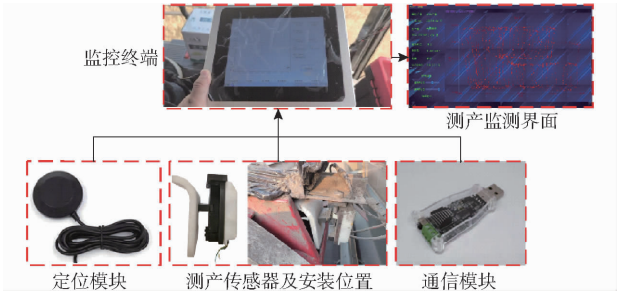


图 3 冲量式测产系统

Fig. 3 Impact-based yield monitor system

(2) 玉米产量测定

于玉米成熟期,在每个试验小区(10 m×10 m),每隔 4 行采集 1 行玉米穗,每个试验小区共收获 4 行玉米,晾晒后进行脱粒测产,获得玉米单产,如图 4 所示。

1.3 土壤特性信息测定

利用 IMKO HD2 型移动式测量设备测量每个试



图 4 玉米产量测定

Fig. 4 Determination of maize yield

验小区小麦种植前的土壤特性信息,主要获取土壤含水率、土壤电导率,共 70 组测土数据。在采样区域的中心进行测量,测量深度为 10 ~ 15 cm,同时采集土壤样本进行实验室理化分析,以进行后续研究,如图 5 所示。



图 5 土壤特性信息测定

Fig. 5 Determination of soil characteristic information

1.4 小麦与玉米植被指数

结合无人机遥感系统搭载的多光谱传感器,本文通过构建多种植被指数及指标进行研究,包括归一化植被指数 (NDVI)<sup>[13]</sup>、归一化差异红色边缘指数 (Normalized difference red edge index, NDRE)<sup>[14]</sup>、绿色归一化差异植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI)<sup>[15]</sup>、最优化土壤调节植被指数 (Optimal soil adjusted vegetation index, OSAVI)<sup>[16]</sup> 及叶面叶绿素指数 (Leaf chlorophyll index, LCI)<sup>[17]</sup>。

1.5 基于 GPR 的小麦产量估算模型构建及验证

高斯过程回归 (Gaussian process regression, GPR) 算法可以很好地克服经验算法存在的问题,虽然同为数据驱动算法,但与经验模型不同, GPR 的优势在于不需要假设产量和各模态参数的显式关系,而是从数据中自主学习函数形式,并且在输入特征的选取上具有很高的灵活性,能够充分挖掘输入信息中的特征信息,可以很好地适应多维非线性关系。同时,其还具备对新数据进行不确定度预测和分析的能力。

本文基于 GPR 算法,选择 5 折交叉验证法对 70 组试验小区数据进行建模及验证。每个试验小区数据为一组,具有多种模态的参数信息,包括前茬玉米作物信息 (光谱指标及产量)、土壤特性信息 (土壤

电导率、土壤含水量)、小麦光谱信息 (拔节期、灌浆期、成熟期光谱指标) 以及施肥量。不同模态的信息单独或经组合作为变量来构建产量估算模型。采用决定系数 (Coefficient of determination,  $R^2$ ) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 评价产量估算模型的性能。

2 结果与分析

2.1 冬小麦产量在线测量

测产传感器经标定后,对整个地块冬小麦进行收获测产。收获作业时,在不同区域进行集中收获,并对所收获产量进行称量,以此对测产传感器的田间环境测产精度进行分析。由田间测产数据 (表 1) 可知,传感器测产误差小于 5%,满足冬小麦田间测产精度及田间产量制图要求。

表 1 田间试验测产数据

Tab. 1 Data of field test

| 测产编号 | 在线测量小麦<br>总质量/kg | 小麦称量总<br>质量/kg | 相对误差/<br>% |
|------|------------------|----------------|------------|
| 1    | 759.07           | 787.68         | 3.63       |
| 2    | 826.67           | 798.37         | -3.54      |
| 3    | 963.18           | 990.05         | 2.71       |
| 4    | 1 001.92         | 1 050.23       | 4.60       |
| 5    | 976.27           | 988.45         | 1.23       |

利用 ArcGIS 对测产传感器田间测产数据进行处理,生成整个地块的产量分布图 (图 6),并获得每个试验小区的平均产量。

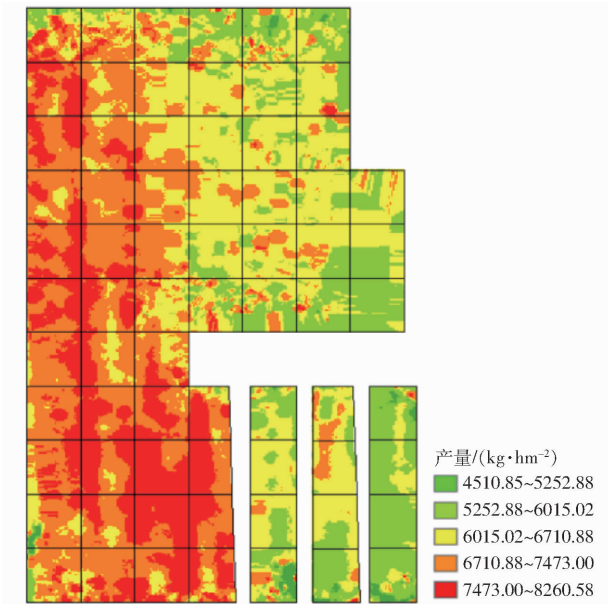


图 6 冬小麦产量分布图

Fig. 6 Yield distribution map of winter wheat

2.2 玉米、小麦光谱指标与产量的相关性分析

分别构建光谱指标与产量的线性、二次多项式、

幂函数、指数、对数回归模型,通过对回归模型的决定系数及均方根误差对比,筛选出与小麦产量相关性较好的光谱指标(表 2),各光谱指标在各生育期与小麦产量均有显著的关系。总体看来,基于拔节期的小麦产量估算模型精度最高,灌浆期次之,成熟期最低。本文选择 NDVI、NDRE、GNDVI、OSAVI、LCI 光谱指标对小麦产量进行估算研究。

表 2 基于光谱指标的小麦产量估算模型决定系数  
Tab.2 Decision coefficient of yield estimation model  
based on spectral indexes

| 指标    | 拔节期  | 灌浆期  | 成熟期  |
|-------|------|------|------|
| NDVI  | 0.75 | 0.61 | 0.51 |
| NDRE  | 0.70 | 0.59 | 0.56 |
| GNDVI | 0.76 | 0.62 | 0.59 |
| OSAVI | 0.60 | 0.57 | 0.54 |
| LCI   | 0.71 | 0.59 | 0.55 |

同样,构建基于光谱指标的玉米产量估算模型,对估算模型的决定系数及均方根误差对比,二次多项式估算模型为所有光谱指标的最优估算模型,基于各光谱指标的产量估算模型性能如表 3 所示,各光谱指标与产量相关性较好。作物长势与其产量密切相关,相关研究表明,玉米抽雄期光谱指标 NDVI、OSAVI、NDRE、GNDVI、LCI 等与玉米主要的长势指标叶面积指数、叶绿素含量等相关性较好<sup>[17-21]</sup>。多种具有不同特性的植被指数的组合可以更好地估测作物长势及产量<sup>[22-24]</sup>。前茬作物的季中长势及产量在一定程度上可以表征前茬作物收获后地块土壤肥力的差异。本文选择玉米抽雄期光谱指标表征玉米长势,并与玉米产量一起参与对冬小麦产量的估算研究。

表 3 基于抽雄期光谱指标的玉米产量估算模型性能  
Tab.3 Performance of yield estimation model  
based on spectral indexes

| 指标    | $R^2$ | RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ ) |
|-------|-------|-----------------------------------------|
| NDVI  | 0.67  | 515.47                                  |
| NDRE  | 0.62  | 556.96                                  |
| GNDVI | 0.71  | 482.58                                  |
| OSAVI | 0.58  | 589.35                                  |
| LCI   | 0.64  | 541.76                                  |

### 2.3 基于单生育期与多生育期光谱指标的产量估算模型

利用筛选出的与产量相关性较高的小麦拔节期、灌浆期及成熟期光谱指标,基于 GPR 算法评估各生育期模型性能。基于光谱指标的产量估算模型性能随着生育期发展,性能逐渐下降。其中拔节期预测效果最好, $R^2$ 为 0.78, RMSE 为  $348.23\text{ kg}/\text{hm}^2$ ;其次是

灌浆期, $R^2$ 为 0.65, RMSE 为  $442.18\text{ kg}/\text{hm}^2$ ;成熟期效果最差, $R^2$ 为 0.59, RMSE 为  $479.06\text{ kg}/\text{hm}^2$ 。基于 3 个生育期光谱指标的产量估算模型, $R^2$ 为 0.79, RMSE 为  $342.38\text{ kg}/\text{hm}^2$ ,性能基本与拔节期模型相同。多生育期光谱信息对于产量估算模型性能有所提升。

### 2.4 基于单模态参数的产量估算模型

分别构建土壤特性信息、施肥信息、玉米作物信息、小麦光谱信息与小麦产量的单模态预测模型,其中基于施肥信息的估产模型精度( $R^2$ 为 0.79, RMSE 为  $339.31\text{ kg}/\text{hm}^2$ )高于基于小麦光谱信息的估产模型精度( $R^2$ 为 0.79, RMSE 为  $342.38\text{ kg}/\text{hm}^2$ )及基于土壤特性信息的产量估算模型精度( $R^2$ 为 0.61, RMSE 为  $461.47\text{ kg}/\text{hm}^2$ )(表 4),基于玉米作物信息的产量估算模型精度最低, $R^2$ 为 0.51, RMSE 为  $518.30\text{ kg}/\text{hm}^2$ ,其单模态模型精度无法满足对小麦的产量估算要求。

表 4 基于单模态信息的小麦产量回归模型  
Tab.4 Regression model of wheat yield based on  
single-modal information

| 信息类型   | 回归模型  | $R^2$ | RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ ) |
|--------|-------|-------|-----------------------------------------|
| 土壤特性信息 | GPR   | 0.61  | 461.47                                  |
| 玉米作物信息 | GPR   | 0.51  | 518.30                                  |
| 施肥信息   | 二次多项式 | 0.79  | 339.31                                  |

### 2.5 基于多模态参数融合的产量估算模型

#### 2.5.1 基于两模态参数融合的产量估算模型

构建基于两模态参数融合的小麦产量估算模型(表 5),小麦光谱信息与玉米作物信息相结合构建

表 5 基于两模态参数融合的产量估算模型精度评价  
Tab.5 Evaluation of yield estimation model based on  
two-modal parameters fusion

| 参数                   | $R^2$ | RMSE/<br>( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ ) |
|----------------------|-------|---------------------------------------------|
| 土壤特性信息 + 施肥信息        | 0.86  | 276.28                                      |
| 小麦光谱信息 + 施肥信息        | 0.86  | 275.30                                      |
| 小麦光谱信息(拔节期) + 施肥信息   | 0.85  | 285.91                                      |
| 小麦光谱信息(灌浆期) + 施肥信息   | 0.84  | 286.88                                      |
| 小麦光谱信息(成熟期) + 施肥信息   | 0.83  | 296.14                                      |
| 小麦光谱信息 + 土壤特性信息      | 0.84  | 301.83                                      |
| 小麦光谱信息(拔节期) + 土壤特性信息 | 0.81  | 321.12                                      |
| 小麦光谱信息(灌浆期) + 土壤特性信息 | 0.74  | 373.38                                      |
| 小麦光谱信息(成熟期) + 土壤特性信息 | 0.71  | 389.66                                      |
| 施肥信息 + 玉米作物信息        | 0.86  | 280.96                                      |
| 小麦光谱信息 + 玉米作物信息      | 0.83  | 310.75                                      |
| 小麦光谱信息(拔节期) + 玉米作物信息 | 0.82  | 313.29                                      |
| 小麦光谱信息(灌浆期) + 玉米作物信息 | 0.69  | 406.05                                      |
| 小麦光谱信息(成熟期) + 玉米作物信息 | 0.68  | 407.85                                      |
| 土壤特性信息 + 玉米作物信息      | 0.67  | 427.68                                      |

的产量估算模型  $R^2$  为 0.83, RMSE 为 310.75 kg/hm<sup>2</sup> (图 7a), 低于其他两模态参数构建的产量估算模型, 但高于基于土壤特性信息与玉米作物信息构建的产量估算模型 ( $R^2$  为 0.67, RMSE 为 427.68 kg/hm<sup>2</sup>, 图 7b); 小麦光谱信息与土壤特性信息相结合构建产量估算模型  $R^2$  为 0.84, RMSE 为 301.83 kg/hm<sup>2</sup> (图 7c), 高于基于

小麦光谱信息与玉米作物信息相结合的产量估算模型; 土壤特性信息与施肥信息、玉米作物信息与施肥信息、小麦光谱信息与施肥信息分别相结合构建产量估算模型, 决定系数  $R^2$  均为 0.86, RMSE 分别为 276.28、280.96、275.30 kg/hm<sup>2</sup>, 模型性能基本相同, 产量估算精度高于其他两模态产量估算模型 (图 7d ~ 7f)。

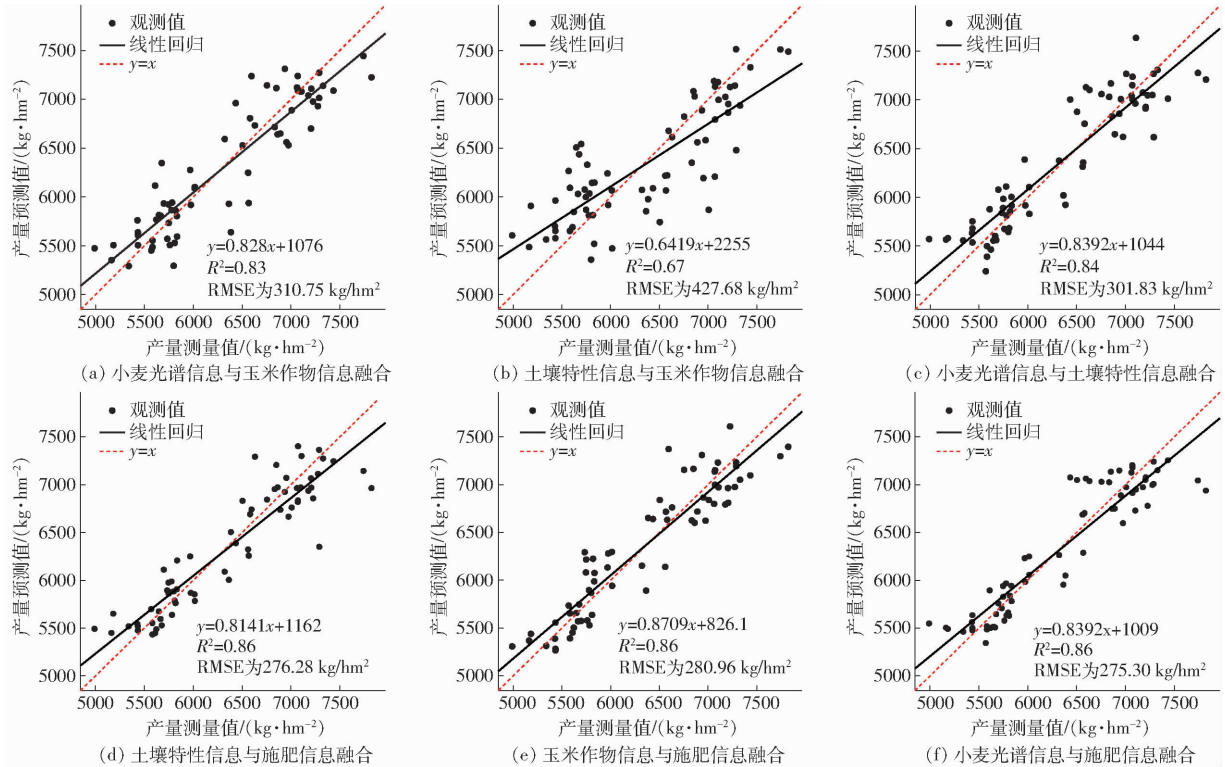


图 7 基于两模态参数融合估算产量和实测产量比较

Fig. 7 Comparison of estimation and measured yields based on two-modal parameters fusion

2.5.2 基于三模态参数融合的产量估算模型

构建基于 3 个模态参数相结合的小麦产量估算模型 (表 6), 其中基于小麦光谱信息、土壤特性信息、施肥信息, 基于土壤特性信息、施肥信息、玉米作物信息, 基于小麦光谱信息、施肥信息、玉米作物信息的产量估算模型决定系数  $R^2$  均为 0.90, RMSE 分

别为 240.80、233.30、238.35 kg/hm<sup>2</sup>, 模型预测性能基本相同, 如图 8a ~ 8c 所示。而基于小麦光谱信息、土壤特性信息、玉米作物信息相结合构建的产量估算模型  $R^2$  为 0.86, RMSE 为 273.54 kg/hm<sup>2</sup> (图 8d), 精度低于其他三模态参数融合的产量估算模型, 但高于基于单模态及两模态的产量估算模型。

表 6 基于三模态参数融合的产量估算模型精度评价

| 参数                             | $R^2$ | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) |
|--------------------------------|-------|-----------------------------|
| 小麦光谱信息 + 土壤特性信息 + 施肥信息         | 0.90  | 240.80                      |
| 小麦光谱信息 (拔节期) + 土壤特性信息 + 施肥信息   | 0.89  | 246.93                      |
| 小麦光谱信息 (灌浆期) + 土壤特性信息 + 施肥信息   | 0.86  | 270.79                      |
| 小麦光谱信息 (成熟期) + 土壤特性信息 + 施肥信息   | 0.86  | 275.96                      |
| 土壤特性信息 + 施肥信息 + 玉米作物信息         | 0.90  | 233.30                      |
| 小麦光谱信息 + 施肥信息 + 玉米作物信息         | 0.90  | 238.35                      |
| 小麦光谱信息 (拔节期) + 施肥信息 + 玉米作物信息   | 0.89  | 239.54                      |
| 小麦光谱信息 (灌浆期) + 施肥信息 + 玉米作物信息   | 0.89  | 246.89                      |
| 小麦光谱信息 (成熟期) + 施肥信息 + 玉米作物信息   | 0.88  | 252.84                      |
| 小麦光谱信息 + 土壤特性信息 + 玉米作物信息       | 0.86  | 273.54                      |
| 小麦光谱信息 (拔节期) + 土壤特性信息 + 玉米作物信息 | 0.83  | 302.38                      |
| 小麦光谱信息 (灌浆期) + 土壤特性信息 + 玉米作物信息 | 0.75  | 361.85                      |
| 小麦光谱信息 (成熟期) + 土壤特性信息 + 玉米作物信息 | 0.73  | 378.36                      |

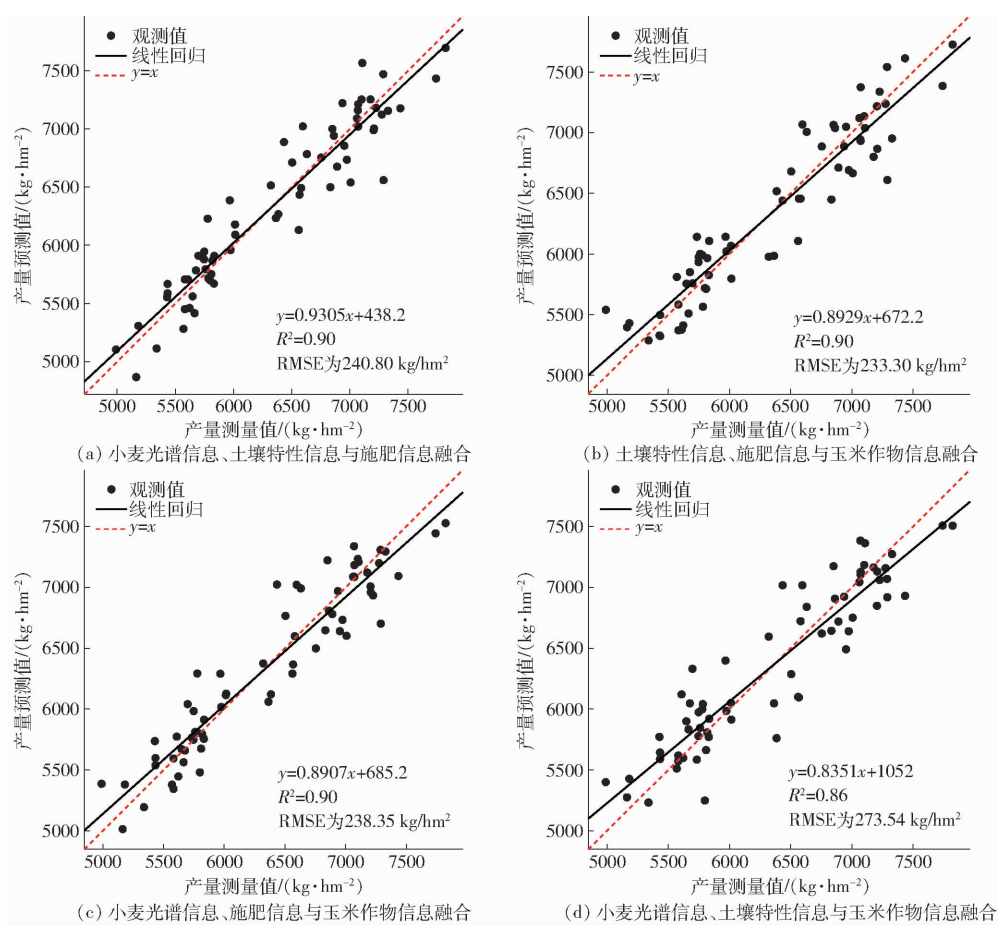


图 8 基于三模态参数融合估算产量和实测产量比较

Fig. 8 Comparison of estimation and measured yields based on three-modal parameters fusion

2.5.3 基于四模态参数融合的产量估算模型

基于玉米作物信息、土壤特性信息、小麦光谱信息、施肥信息,构建多时相多模态参数融合的小麦产量估算模型,模型决定系数  $R^2$  为 0.92, RMSE 为

213.75 kg/hm<sup>2</sup> (表 7, 图 9)。基于拔节期光谱信息的四模态估算模型决定系数  $R^2$  为 0.91, RMSE 为 222.08 kg/hm<sup>2</sup> (图 10), 略低于基于多生育期四模态产量估算模型性能。

表 7 基于四模态参数融合的产量估算模型精度评价

Tab.7 Evaluation of yield estimation model accuracy based on four-modal parameters fusion

| 参数                             | $R^2$ | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) |
|--------------------------------|-------|-----------------------------|
| 小麦光谱信息(成熟期)+土壤特性信息+施肥信息+玉米作物信息 | 0.91  | 229.34                      |
| 小麦光谱信息(灌浆期)+土壤特性信息+施肥信息+玉米作物信息 | 0.91  | 226.43                      |
| 小麦光谱信息(拔节期)+土壤特性信息+施肥信息+玉米作物信息 | 0.91  | 222.08                      |
| 小麦光谱信息+土壤特性信息+施肥信息+玉米作物信息      | 0.92  | 213.75                      |

2.5.4 基于多时相多模态参数融合的产量估算模型评价

除玉米作物信息与土壤特性信息融合构建的产量估算模型,多模态参数融合的产量估算模型精度较相应低模态参数融合的产量估算模型精度高。其中,四模态参数融合的 GPR 模型,较基于其他模态的小麦产量估算模型,  $R^2$  提高 0.02 ~ 0.41。由以上结果可以看出,在植被指数的基础上,融合土壤特性信息、施肥信息及玉米作物信息,可以极大地提高模型的估算精度。而单模态、两模态、三模态及四模态

参数融合的多生育期估算模型决定系数  $R^2$  分别较相应单生育期最优模型提高 0.01、0.01 ~ 0.03、0.01 ~ 0.03、0.01。

基于施肥信息的四模态、三模态与两模态参数融合的小麦产量估算模型分别相较于低一级模态不含施肥信息的小麦产量估算模型,  $R^2$  提高 0.06、0.06 ~ 0.23、0.07 ~ 0.35; 基于小麦遥感信息的四模态、三模态与两模态参数融合的小麦产量估算模型分别相较于低一级模态不含小麦遥感信息的小麦产量估算模型,  $R^2$  提高 0.02、0.04 ~ 0.19、0.07 ~

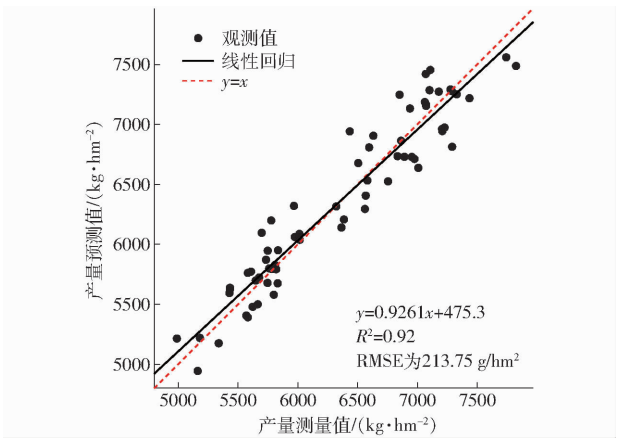


图 9 基于多生育期四模态参数融合的产量估算模型

Fig. 9 Multi-growth period and four-modal yield estimation model

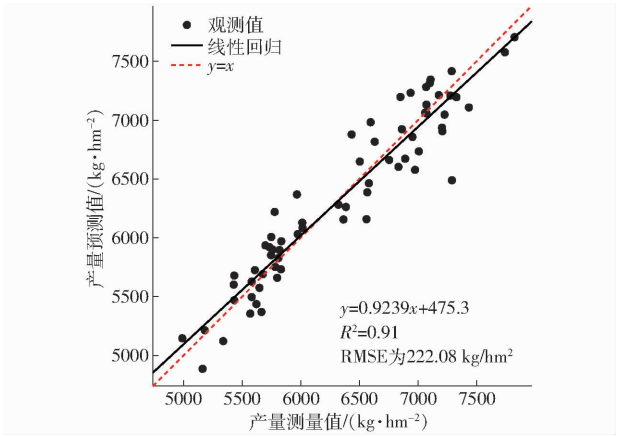


图 10 基于拔节期四模态参数融合的产量估算模型

Fig. 10 Four-modal yield estimation model at jointing stage

0.32; 基于土壤特性信息的四模态、三模态与两模态参数融合的小麦产量估算模型分别相较于低一级模态不含土壤特性信息的小麦产量估算模型,  $R^2$  提高 0.02、0.03 ~ 0.04、0.05 ~ 0.16; 基于玉米作物信息的四模态、三模态与两模态参数融合的小麦产量估算模型分别相较于低一级模态不含玉米作物信息的小麦产量估算模型,  $R^2$  提高 0.02、0.02 ~ 0.04、0.04 ~ 0.07。

### 3 讨论

#### 3.1 不同生育期对小麦估产模型的影响

作物对不同光谱的反射率随着作物生育期的不同而变化, 由波段组合成各种不同形式的植被指数可以很好地反映不同生育期内作物的长势特征, 利用植被指数建立简单经验模型用于估计作物产量, 仍然是估算作物产量的主要方法之一。但是由于各个生育期作物生长状态不一样, 植被指数对各个生育期作物生长特征的反映敏感程度也不一样, 所以基于各个生育期植被指数构建的产量估算模型精度也不一样。小麦拔节期至孕穗期是小麦植株生长速

度最快, 生长量最大的阶段, 是冬小麦生长的关键时期之一, 对氮肥的需求量增多, 是水肥管理的关键时期, 也是产量形成的重要基础阶段。小麦从孕穗期至灌浆期是从营养生长与生殖生长并进阶段转向生殖生长为主的阶段, 该时期同样是产量形成的重要阶段。在拔节期至灌浆期之间的小麦估产模型精度较高。灌浆期至成熟期是粒质量形成的关键时期, 营养物质向籽粒转移, 叶片叶绿素含量下降, 植被指数对籽粒数反映不足, 基于不同波段植被指数和作物产量的相关性下降。所以在小麦灌浆期至成熟期估产模型精度下降。

#### 3.2 多生育期对小麦估产模型的影响

本文基于多生育期光谱指标的产量估算模型相较于基于单生育期光谱指标的产量估算模型性能有所提升, 这与文献[25 - 26]研究结果一致。其中, 各模态参数融合的多生育期产量估算模型决定系数  $R^2$  较相应单生育期最优模型提高 0.01 ~ 0.03。作物产量是一个干物质累积的结果, 单生育期的作物长势并不能很好地代表作物的产量。因此, 本文考虑到作物的营养生长和生殖生长的过程, 利用无人机遥感监测作物多个生育期的长势, 把生长期之间受天气等因素影响的多生育期遥感信息纳入到产量模型的构建中, 以解释生育期之间因天气等因素对产量形成造成的影响。因而基于多生育期的小麦估产模型不仅提高了模型的实用性, 而且可以提升模型的可解释性。

文献[27]指出, 在对作物产量进行遥感估算时, 遥感数据如不是来自于决定作物产量的生育期, 最终的估产模型是不准确的。本研究基于拔节期产量估算模型精度略低于多生育期估产模型, 但精度相近, 这与其他两生育期光谱数据与产量相关性不高有关, 李冰等<sup>[28]</sup>研究也表明基于小麦拔节期的产量预测模型精度最高。

#### 3.3 多模态参数融合对小麦估产模型的影响

通过构建小麦长势信息、施肥信息、土壤特性信息与玉米作物信息融合的多时相多模态参数融合的小麦产量估算模型, 大幅度提升了小麦产量估算精度。这是由于玉米长势信息与土壤特性信息相结合, 可以很好地表征土壤肥力状况, 与施肥信息相结合, 可以较好地反映影响冬小麦长势情况的重要管理因素, 与小麦季中遥感信息的结合, 可以较好反映天气等因素对小麦生长的影响。张少华等<sup>[29]</sup>与 MAIMAITIJIANG 等<sup>[30]</sup>也证明了多类型数据源结合对作物产量的估算具有较好效果, 较单模态数据模型精度有较大程度提升。

小麦长势信息、施肥信息、土壤特性信息与玉米

作物信息均有一定的相关性,各参数一定程度上均解释了产量的变化。随着参数增多,对产量变化解释的互补性逐渐下降,产量估算模型精度提升幅度逐渐降低。对于多模态参数融合的产量估算模型,各模态参数影响由大到小顺序为:施肥信息、小麦遥感信息、土壤特性信息、玉米作物信息。施肥管理措施相较于其他因素,对产量的影响更大。主要影响土壤肥力及小麦对肥料的阶段性吸收。基于土壤特性信息与玉米作物信息融合的产量估算模型在两模态参数融合产量估算模型中精度最低,小麦长势信息、玉米作物信息与土壤特性信息共同构建产量估算模型在三模态参数融合产量估算模型中精度最低。缺失施肥信息是产量估算模型精度不高的原因。融合小麦遥感信息的多模态参数产量估算模型,相较基于施肥信息的产量估算模型精度略低,但高于其他非施肥信息外多模态参数融合模型。究其原因,虽然光谱信息主要表征了光与植物或者土壤的相互作用,在很大程度上反映了土壤养分状况、施肥及天气等综合因素共同影响下的作物长势状况,但是光谱数据依然存在信息表征的内在局限性,如解释不了高施氮量使小麦有效穗数增多,穗粒数或千粒质量下降,造成产量低<sup>[31]</sup>等现象。虽然土壤特性信息与玉米作物信息均是对土壤肥力的反映,但是由于施肥措施对土壤肥力的重要影响使两者对土壤肥力的影响相对下降。由此,此两模态参数对于产量估算模型影响较其他两模态小。但是,土壤特性信息直接反映了土壤肥力状况,对于模型的提升幅度要高于玉米作物信息的间接表征。

3.4 前茬玉米作物信息对小麦估产模型的影响

虽然玉米作物信息对于多模态参数融合的小麦产量估算模型精度提升最小,但在相对应模态参数融合的模型中, $R^2$ 总体提升 0.02 ~ 0.07。玉米作物信息在一定程度表征了收获后土壤肥力状况,与土壤特性信息的结合,可以进一步提高量化土壤肥力的能力,进而提高小麦产量估算精度。虽然至今没有涉及前茬作物信息对当季作物产量影响的研究,但有研究表明作物季中长势光谱指标与施肥量<sup>[32]</sup>、土壤含氮量<sup>[33]</sup>等密切相关。作物冠层光谱数据已

经用于小麦、水稻和棉花等作物土壤氮素状况的诊断研究<sup>[34-35]</sup>,且取得了不错的效果。更重要的是在某种模态参数缺失的情况下,如土壤特性信息、小麦遥感信息或施肥信息缺失时,玉米作物信息可以作为模型输入参数的补充,与某模态参数融合均可以提高小麦产量估算模型性能。土壤特性信息可以有效地表征土壤肥力状况,但是其获取难度大,且耗费大量人力、物力、财力及时间成本,前茬作物信息可以作为有效替代参数,与其他参数一起构建模型对小麦产量进行估算。

4 结 论

(1)基于多生育期光谱指标的产量估算模型相较于基于单生育期光谱指标的产量估算模型性能有所提升,其中单模态及多模态参数融合的最优产量估算模型决定系数  $R^2$  分别较相应单生育期最优模型提高 0.01 ~ 0.03。基于拔节期小麦光谱指标的产量估算模型精度高于基于灌浆期小麦光谱指标的产量估算模型精度,基于成熟期小麦光谱指标的产量估算模型精度最低。其中,基于拔节期产量估算模型精度略低于多生育期估产模型,但精度相近。

(2)基于多模态参数融合的产量估算模型中,除玉米作物信息与土壤特性信息融合构建的产量估算模型,多模态参数融合的产量估算模型精度较相应低模态参数融合的产量估算模型精度高。四模态参数融合的 GPR 模型决定系数  $R^2$  为 0.92, RMSE 为 213.75 kg/hm<sup>2</sup>,较基于其他模态的小麦产量估算模型, $R^2$  提高 0.02 ~ 0.41。

(3)对于多模态参数融合的小麦产量估算模型,各模态参数影响由大到小顺序为:施肥信息、小麦遥感信息、土壤特性信息、玉米作物信息。玉米作物信息对于多模态参数融合的小麦产量估算模型精度提升最小, $R^2$  总体提升 0.02 ~ 0.07。玉米作物信息在一定程度表征了收获后土壤肥力状况,是土壤特性信息的高空间分辨率补充,可以进一步提高量化土壤肥力的能力,与其他参数信息结合,提高了小麦产量估算精度,为轮作体系数据综合利用和深度挖掘提供了科学依据和方法思路。

参 考 文 献

[1] 吴才聪. 精确农业变量施肥决策研究与技术经济分析[D]. 长春: 吉林大学, 2003.  
WU Caicong. Decision making research and technical & economic analysis of variable-rate fertilization in precision agriculture [D]. Changchun: Jilin University, 2003. (in Chinese)

[2] CORTI M, FASSA V, BECHINI L. A scoping review of side-dress nitrogen recommendation systems and their perspectives in precision agriculture[J]. Italian Journal of Agronomy, 2022,17(1):1951.

[3] SONG X, ZHANG G, LIU F, et al. Modeling spatio-temporal distribution of soil moisture by deep learning-based cellular automata model[J]. Journal of Arid Land, 2016, 8: 734 - 748.

[4] RANSOM C J, KITCHEN N R, SAWYER J E, et al. Improving publicly available corn nitrogen rate recommendation tools with soil and weather measurements[J]. *Agronomy Journal*, 2021, 113(2): 2068 – 2090.

[5] IATROU M, KARYDAS C, IATROU G, et al. Topdressing nitrogen demand prediction in rice crop using machine learning systems[J]. *Agriculture*, 2021, 11(4): 312.

[6] FILIPPI P, JONES E J, WIMALATHUNGE N S, et al. An approach to forecast grain crop yield using multi-layered, multi-farm data sets and machine learning[J]. *Precision Agriculture*, 2019, 20(5): 1015 – 1029.

[7] 李亚娴, 郭向红, 孙西欢, 等. 肥热耦合条件下土壤硝态氮转化及其动力学特征研究[J]. *中国农村水利水电*, 2016(10): 35 – 39.

LI Yaxian, GUO Xianghong, SUN Xihuan, et al. Research on the soil nitrate nitrogen transformation and its dynamic characteristics under the fertilizer and temperature coupling condition[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2016(10): 35 – 39. (in Chinese)

[8] 尹义志, 王永刚, 张楠楠, 等. 基于小波神经网络的温室番茄产量预测[J]. *中国瓜菜*, 2020, 33(8): 53 – 59.

YIN Yizhi, WANG Yonggang, ZHANG Nannan, et al. Study on tomato yield prediction in greenhouse based on wavelet neural network[J]. *China Cucurbits and Vegetables*, 2020, 33(8): 53 – 59. (in Chinese)

[9] AULA L, OMARA P, NAMBI E, et al. Active optical sensor measurements and weather variables for predicting winter wheat yield[J]. *Agronomy Journal*, 2021, 113(3): 2742 – 2751.

[10] ZHANG J, GUERRERO A, MOUAZEN A M. Map-based variable-rate manure application in wheat using a data fusion approach[J]. *Soil and Tillage Research*, 2021, 207: 104846.

[11] GUERRERO A, DE NEVE S, MOUAZEN A M. Data fusion approach for map-based variable-rate nitrogen fertilization in barley and wheat[J]. *Soil and Tillage Research*, 2021, 205: 104789.

[12] SCHWALBERT R A, AMADO T J C, REIMCHE G B, et al. Fine-tuning of wheat (*Triticum aestivum*, L.) variable nitrogen rate by combining crop sensing and management zones approaches in southern Brazil[J]. *Precision Agriculture*, 2019, 20(1): 56 – 77.

[13] ZHANG J, WANG W, KRIENKE B, et al. In-season variable rate nitrogen recommendation for wheat precision production supported by fixed-wing UAV imagery[J]. *Precision Agriculture*, 2022, 23(3): 830 – 853.

[14] 董超, 赵庚星, 宿宝巍, 等. 基于无人机多光谱影像的冬小麦返青期变量施氮决策模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(11): 3599 – 3605.

DONG Chao, ZHAO Gengxing, SU Baowei, et al. Decision model of variable nitrogen fertilizer in winter wheat returning green stage based on UAV multi-spectral images[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(11): 3599 – 3605. (in Chinese)

[15] SHANMUGAPRIYA P, RATHIKA S, RAMESH T, et al. Applications of remote sensing in agriculture—a review[J]. *Int. J. Curr. Microbiol. Appl. Sci*, 2019, 8(1): 2270 – 2283.

[16] BANSOD B, SINGH R, THAKUR R, et al. A comparison between satellite based and drone based remote sensing technology to achieve sustainable development; a review[J]. *Journal of Agriculture and Environment for International Development*, 2017, 111(2): 383 – 407.

[17] 马龙飞, 胡乃月, 李伟, 等. 利用无人机多光谱数据监测玉米对不同灌溉模式的响应差异[J]. *植物营养与肥料学报*, 2022, 28(4): 743 – 753.

MA Longfei, HU Naiyue, LI Wei, et al. Using multispectral drone data to monitor maize's response to various irrigation modes[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2022, 28(4): 743 – 753. (in Chinese)

[18] 贺佳, 王来刚, 郭燕, 等. 基于无人机多光谱遥感的玉米 LAI 估算研究[J]. *农业大数据学报*, 2021, 3(4): 20 – 28.

HE Jia, WANG Laigang, GUO Yan, et al. Estimating the leaf area index of maize based on unmanned aerial vehicle multispectral remote sensing[J]. *Journal of Agricultural Big Data*, 2021, 3(4): 20 – 28. (in Chinese)

[19] 刘帅兵, 金秀良, 冯海宽, 等. 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, 287.

LIU Shuaibing, JIN Xiuliang, FENG Haikuan, et al. 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, 287. (in Chinese)

[20] 刘珺, 庞鑫, 李彦荣, 等. 夏玉米叶面积指数遥感反演研究[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(9): 309 – 317.

LIU Jun, PANG Xin, LI Yanrong, et al. Inversion study on leaf area index of summer maize using remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9): 309 – 317. (in Chinese)

[21] 徐洪刚, 陈震, 程千, 等. 无人机多源光谱反演大田夏玉米叶面积指数[J]. *灌溉排水学报*, 2021, 40(8): 42 – 49.

XU Honggang, CHEN Zhen, CHENG Qian, et al. Leaf area index of summer maize estimated using UAV-based multispectral imageries[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2021, 40(8): 42 – 49. (in Chinese)

[22] LIU S, ZENG W, WU L, et al. Simulating the leaf area index of rice from multispectral images[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(18): 3663.

[23] RAMOS A P M, OSCO L P, FURUYA D E G, et al. A random forest ranking approach to predict yield in maize with UAV-

- based vegetation spectral indices[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105791.
- [24] 欧阳玲, 毛德华, 王宗明, 等. 基于 GF-1 与 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构与产量分析[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(11): 147-156, 316.  
OUYANG Ling, MAO Dehua, WANG Zongming, et al. Analysis crops planting structure and yield based on GF-1 and Landsat8 OLI images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(11): 147-156, 316. (in Chinese)
- [25] 韩文霆, 彭星硕, 张立元, 等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(1): 148-155.  
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(1): 148-155. (in Chinese)
- [26] 王来刚, 徐建华, 贺佳, 等. 基于无人机遥感的玉米叶面积指数与产量估算[J]. *玉米科学*, 2020, 28(6): 88-93.  
WANG Laigang, XU Jianhua, HE Jia, et al. Estimating leaf area index and yield of maize based on remote sensing by unmanned aerial vehicle[J]. *Journal of Maize Sciences*, 2020, 28(6): 88-93. (in Chinese)
- [27] QADER S H, DASH J, ATKINSON P M. Forecasting wheat and barley crop production in arid and semi-arid regions using remotely sensed primary productivity and crop phenology: a case study in Iraq[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 613: 250-262.
- [28] 李冰, 黎世民, 周磊, 等. 基于多生育期 MODIS-NDVI 的区域冬小麦遥感估产研究[J]. *河南农业科学*, 2017, 46(6): 150-155.  
LI Bing, LI Shimin, ZHOU Lei, et al. Regional scale yield estimation of winter wheat by remote sensing using MODIS-NDVI data in different growth stages[J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2017, 46(6): 150-155. (in Chinese)
- [29] 张少华, 段剑钊, 贺利, 等. 基于无人机平台多模态数据融合的小麦产量估算研究[J]. *作物学报*, 2022, 48(7): 1746-1760.  
ZHANG Shaohua, DUAN Jianzhao, HE Li, et al. Wheat yield estimation from UAV platform based on multi-modal remote sensing data fusion[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2022, 48(7): 1746-1760. (in Chinese)
- [30] MAIMAITIJANG M, SAGAN V, SIDIKE P, et al. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111599.
- [31] 尹素芬, 张增川, 张先平, 等. 不同时期追施不同量氮肥对陕南地区稻茬田小麦产量的影响[J]. *安徽农业科学*, 2016, 44(17): 156-158.  
YIN Sufen, ZHANG Zengchuan, ZHANG Xianping, et al. Effects of applying different amount of nitrogen fertilizer in different stages on wheat yield in Southern Shaanxi[J]. *Journal of Anhui Agri. Sci.*, 2016, 44(17): 156-158. (in Chinese)
- [32] 魏全全. 应用数字图像技术进行冬油菜氮素营养诊断的初步研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2016.  
WEI Quanquan. Preliminary study on diagnosing nitrogen status of winter rapeseed based on digital image processing technique [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [33] 李井会, 朱丽丽, 宋述尧. 应用数字图像技术进行马铃薯氮素营养诊断的研究[J]. *安徽农业科学*, 2012, 40(6): 3303-3305.  
LI Jinghui, ZHU Lili, SONG Shuyao. Diagnosis of N status of potato using digital image processing technique[J]. *Journal of Anhui Agri. Sci.*, 2012, 40(6): 3303-3305. (in Chinese)
- [34] 张银杰, 王磊, 白由路, 等. 基于玉米叶片光谱特征的土壤无机氮含量估算模型的建立与验证[J]. *植物营养与肥料学报*, 2020, 26(7): 1206-1215.  
ZHANG Yinjie, WANG Lei, BAI Youlu, et al. Establishment and variation of soil inorganic nitrogen content estimation model based on maize leaf spectral characteristics[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2020, 26(7): 1206-1215. (in Chinese)
- [35] 陈珠琳, 王雪峰. 基于图像的幼龄檀香分割与土壤速效氮诊断[J]. *林业科学*, 2019, 55(12): 74-83.  
CHEN Zhulin, WANG Xuefeng. Segmentation and soil available nitrogen diagnosis of young stage sandalwood based on image [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2019, 55(12): 74-83. (in Chinese)