

## 基于光谱植被指数的小麦灌浆速率时序性表型监测

姜平涛<sup>1,2</sup>, 刘佳<sup>1,2</sup>, 罗一航<sup>1,2</sup>, 袁梦<sup>1,2</sup>, 夏艺<sup>1,2</sup>, 欧京瑞<sup>1,2</sup>, 王钰泽<sup>1,2</sup>,  
闫子怡<sup>1,2</sup>, 吴婷婷<sup>3</sup>, 刘守阳<sup>4</sup>, 蔚睿<sup>4</sup>, 吴建辉<sup>1,2</sup>, 韩德俊<sup>1,2</sup>

(1. 西北农林科技大学农学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学作物抗逆与高效生产全国重点实验室, 陕西杨凌 712100;  
3. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 4. 南京农业大学前沿交叉研究院, 江苏南京 210095)

**摘要:** 为了解基于无人机多光谱传感器实现小麦籽粒灌浆速率 (grain filling rate, GFR) 的高通量无损监测效果, 以 565 份小麦种质为材料, 于 2022 和 2023 年, 通过无人机采集灌浆期时序光谱植被指数 (SVIs), 并同步实测粒重。利用 Logistic 函数拟合 SVIs 与粒重动态变化过程, 筛选出与灌浆速率密切相关的红边叶绿素指数 (CIRE), 基于随机森林回归 (random forest regressor, RFR)、支持向量机回归 (support vector regression, SVR)、线性回归 (linear regression, LR) 构建预测模型, 并通过决定系数 ( $r^2$ )、均方根差 (RMSE) 评价其性能。结果表明, 经 Logistic 拟合, 两个生长季的 SVIs 与实测粒重动态曲线的  $r^2$  分别达到 0.87 和 0.92。CIRE 的动态变化速率与灌浆速率呈显著正相关 ( $r=0.40\sim0.43$ ,  $P<0.05$ )。在预测中, RFR 模型表现最佳, 2022 和 2023 年全数据集的  $r^2$  分别为 0.88 和 0.89, RMSE 分别为 0.27 和 0.32, 显著优于 SVR 和 LR 模型。在特定品种数据集中, RFR 模型同样具有较高的预测精度和泛化能力。因此, 基于无人机多光谱数据, 通过 CIRE 与 RFR 结合可实现小麦灌浆速率高通量监测, 为小麦种质资源快速评价及抗逆性育种提供技术支持。

**关键词:** 小麦; 灌浆速率; 光谱植被指数; 无人机

中图分类号: S512.1; S311

文献标识码: A

文章编号: 1009-1041(2025)11-1563-12

## Measurement of Temporal Wheat Grain Filling Rate Based on Spectral Vegetation Indices

JIANG Pingtao<sup>1,2</sup>, LIU Jia<sup>1,2</sup>, LUO Yihang<sup>1,2</sup>, YUAN Meng<sup>1,2</sup>, XIA Yi<sup>1,2</sup>, OU Jingrui<sup>1,2</sup>, WANG Yuze<sup>1,2</sup>,  
YAN Ziyi<sup>1,2</sup>, WU Tingting<sup>3</sup>, LIU Shouyang<sup>4</sup>, YU Rui<sup>4</sup>, WU Jianhui<sup>1,2</sup>, HAN Dejun<sup>1,2</sup>

(1. College of Agronomy, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China; 2. State Key Laboratory of Crop Stress Resistance and High-Efficiency Production, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;  
3. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest Agriculture and Forestry University, Yangling, Shaanxi 712100, China;  
4. Nanjing Agricultural University, Academy for Advanced Interdisciplinary Studies, Nanjing, Jiangsu 210095, China)

**Abstract:** To understand the effect of high-throughput non-destructive monitoring of wheat grain filling rate (GFR) based on UAV multi-spectral, 565 wheat germplasm accessions were used as experimental materials over two growing seasons (2022 and 2023). UAVs were used to collect temporal spectral vegetation indices (SVIs) during the grain filling period, along with synchronized measurements of grain weight. The logistic function was applied to fit the dynamic changes between SVIs and grain weight, and the red-edge chlorophyll index (CIRE) was identified as the SVI most closely related to GFR. Machine learning models, including Random Forest Regressor (RFR), Support Vector Regression (SVR), and Linear Regression (LR), were constructed to predict GFR, and their performance

收稿日期: 2024-11-21 修回日期: 2025-02-13

基金项目: 国家重点研发计划项目

第一作者 E-mail: 2395815705@qq.com (姜平涛); 3501687088@qq.com (刘佳)

通讯作者 E-mail: handj@nwfau.edu.cn (韩德俊)

was evaluated using  $r^2$  and RMSE. The results showed that the  $r^2$  values of the logistic fitting dynamic curves between SVIs and measured grain weight reached 0.87 and 0.92, respectively. The dynamic change rate of CIRE exhibited a significantly positive correlation with GFR ( $r=0.4-0.43$ ,  $P<0.05$ ). Among the models, RFR demonstrated the best predictive performance, with  $r^2$  values of 0.88 and 0.89 and RMSE values of 0.27 and 0.32 for the full datasets in 2022 and 2023, respectively, significantly outperforming SVR and LR. Similarly, RFR achieved higher prediction accuracy and generalization capability in specific genotype datasets. Therefore, based on UAV multi-spectral data, the wheat grain filling rate was monitored by combining CIRE and RFR with high-precision and high-throughout. This method provides essential technical support for the evaluation of wheat germplasm resources and breeding for stress resistance.

**Keywords:** Wheat; Grain filling rate; Spectral vegetation indices (SVIs); Unmanned aerial vehicle (UAV)

小麦是中国的主要粮食作物之一,其稳产高产对保障国家粮食安全至关重要<sup>[1]</sup>。千粒重是小麦产量构成的重要因素之一,而籽粒灌浆速率 (grain filling rate, GFR) 和灌浆持续时间直接影响千粒重<sup>[2-3]</sup>。小麦灌浆期易受干旱、干热风等环境胁迫的影响,常导致粒重增速减缓,最终引起产量下降<sup>[4]</sup>。部分小麦种质可通过调整光合、籽粒灌浆等过程对环境胁迫产生适应性,进而减少产量损失<sup>[5]</sup>。因此,准确监测大田环境下小麦群体的灌浆速率对于理解种质的适应性机制至关重要,也可为挖掘关键调控基因、优化田间管理以及改良抗逆性育种策略提供参考<sup>[6]</sup>。然而,传统的灌浆速率测定方法依赖频繁的破坏性采样,既耗时又费力,且难以在大规模群体中高效应用,因而开发无损且高效的监测技术显得尤为重要。

目前,遥感技术凭借成本低、便捷性强和精度高的优势,已广泛应用于作物表型的无损评估<sup>[7-11]</sup>,尤其在作物地上部生物量<sup>[12]</sup>、氮素营养<sup>[13]</sup>、关键物候期<sup>[14]</sup>、相对持绿度<sup>[15]</sup>、氮素利用<sup>[16]</sup>等特征的监测中表现出色。尽管已有研究利用光谱指数和遥感技术进行小麦灌浆速率的无损监测,但受限于小规模群体或受控条件,样本多样性不高,且在大田环境下时序动态监测仍显不足<sup>[17]</sup>,现有方法在大规模、高通量应用中的效率也有待提高。此外,机器学习技术具有处理高维、非线性数据的优势,其应用效果已在作物表型监测中得到了检验<sup>[18]</sup>。叶绿素含量是反映植物光合作用的重要指标。光谱特征植被指数 (spectral vegetation indices, SVIs) 常用于反演作物叶绿素含量<sup>[19-20]</sup>。由于小麦灌浆期叶片叶绿素逐渐减

少,SVIs 能够有效捕捉这一变化过程,成为无损监测小麦灌浆速率的关键工具<sup>[21]</sup>。鉴于此,本研究依据小麦灌浆速率的 S 型变化特征,采用 Logistic 模型拟合光谱指数与粒重的动态变化过程,并结合机器学习模型对关键特征进行筛选与预测,兼顾生物学解释性与模型的预测精度和计算效率<sup>[22]</sup>,以期提高对小麦籽粒灌浆速率的动态监测精度,并为解析其遗传基础及制定抗逆性育种策略提供重要技术支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验设计

供试材料为 565 份小麦品种(系),包括现代育成品种、农家品种、骨干亲本和国外引进种质资源,其中百农 207、济麦 22、周麦 18、西农 511 和偃展 4110 作为试验对照。试验分别于 2021—2022 和 2022—2023 年两个小麦生长季在陕西省杨凌示范区西北农林科技大学曹新庄试验农场 (34°18'15"N, 108°5'41"E) 进行(图 1)。将对照以外的试验材料均成 16 组,每组 35 材料,与 5 个对照品种一起随机分布种植,共形成 640 个小区。小区面积 6 m<sup>2</sup> (5 m×1.2 m),种植 6 行,行距 0.20 m,基本苗 270 万株·hm<sup>-2</sup>。田间管理严格规范,试验期间剔除倒伏、病虫害防治不佳和生育期显著异常的小区,以确保数据质量。

### 1.2 基于无人机的光谱数据采集

利用 Inspire 2 无人机 (DJ-Innovations Technology) 搭载的 MicaSense Altum 多光谱成像传感器采集小麦灌浆期冠层的光谱信息。传感器具备红 (red, R)、绿 (green, G)、蓝 (blue, B)、红边

(red-edge, RE)和近红外(near-infrared, NIR)五个波段的通道,光谱空间分辨率为  $2\ 064 \times 1\ 544$

个像素,其余参数详情见表 1。同时,无人机配备 GPS 全球定位系统,以记录地理信息。

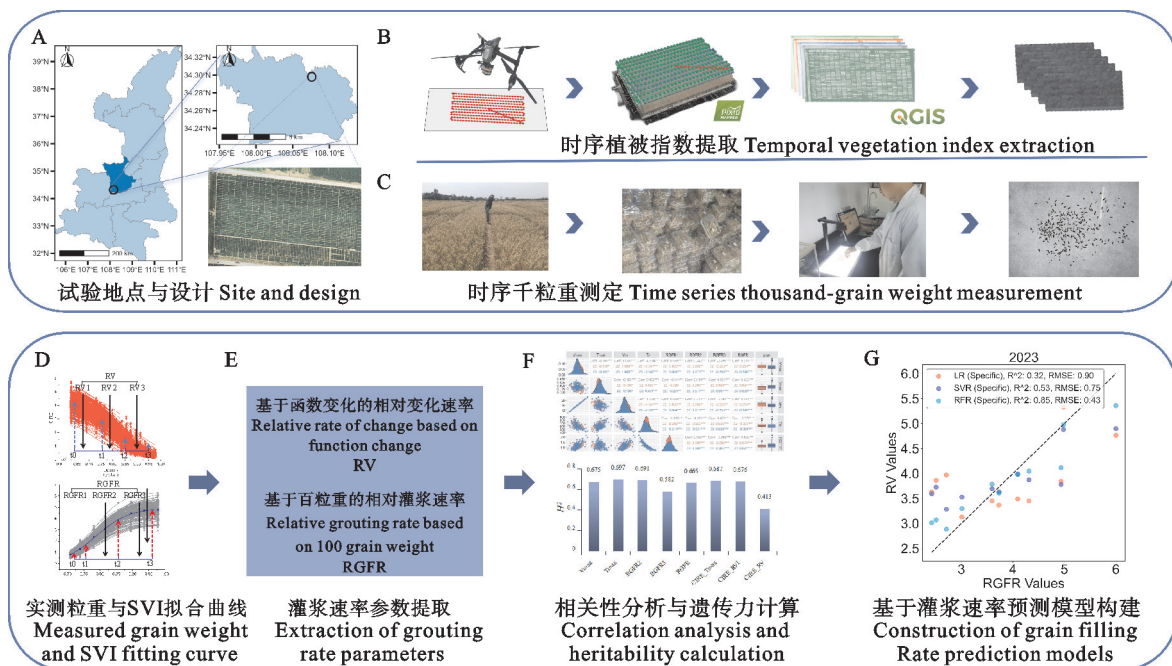


图 1 试验设计流程

Fig. 1 Experimental work flow

表 1 MicaSense Altum 传感器参数

Table 1 MicaSense Altum Sensor parameter specification

名称 Name	规格 Specification
像素 Pixel size	3.4 $\mu\text{m}$
长宽比 Aspect ratio	4:3
传感器尺寸 Sensor size	7.12 $\times$ 5.33 mm
输出位深度 Output bit depth	12bit
焦距 Focal length	5.5 mm
视野(H $\times$ V) Field of view(H $\times$ V)	48° $\times$ 36.8°
GSD@120m	5.2 cm
GSD@60m	2.1 cm

光谱数据采集在小麦开花后第 10 天开始。航线的规划使用 Pix4D Capture 软件完成,飞行高度和速度分别为 25 m 和  $2\ \text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,在风速较小、云量较少、光照条件均匀的午间时段(上午 10 点至下午 2 点)进行采集。原始图像的拼接以及各个波段的正射影像获取皆采用 Pix4D mapper 完成,使用 QGIS 3.28.0 进行图像配准、掩膜构建与分割有效区域(图 1C)。利用 Matlab2022b 提取与小麦后期生长密切相关的 SVIs(表 2)。参考公式(1),利用 Origin 2023 软件对小麦群体灌浆过程的时序 SVIs 进行 Logistics 拟合,并提取

相关参数<sup>[23]</sup>。

$$\text{SVIs} = a / (1 + e^{b+t}) \quad (1)$$

$$V(t) = -ace^{b+t} / (1 + e^{b+t})^2 \quad (2)$$

式中, $t$  为取样时间对应的相对累积生长度日数(RAGDD)<sup>[24-25]</sup>, $b$ 、 $c$  是不同品种所确定的参数, $a$  为拟合理论最大 SVIs。以到达理论 10% $a$  的  $t_0$  作为灌浆起点,到达 96% $a$  的  $t_3$  作为灌浆的终点。对公式(1)求一阶导数即公式(2),可得籽粒灌浆速率(GFR),进一步求速率方程对  $t$  的二阶导数并令其为零,可得 2 个拐点即  $t_1$  与  $t_2$ ,从而确定变化过程的特征参数最大变化速率( $V_{\text{max}}$ )、达到最大变化速率时的 RAGDD( $T_{\text{max}}$ )、平均变化速率( $V_{\text{mean}}$ )、变化持续期间的积温( $T_z$ )。

### 1.3 粒重实测数据采集与拟合参数提取

记录每个小区的小麦开花期,从花后第 10 天开始,与光谱数据采集同步从 640 个小区中选取 200 个小区,每个小区每隔 4 d 取 10 个长势均匀的麦穗进行 105  $^{\circ}\text{C}$ 、20 min 的杀青,65  $^{\circ}\text{C}$  烘干后进行脱粒,取样至成熟。使用万深考种仪进行千粒重测定。利用 Origin 2023 软件对灌浆过程时序百粒重进行 Logistics 拟合<sup>[21]</sup>。

表 2 试验选取的 SVIs  
Table 2 Selected SVIs in the experiment

SVIs	公式 Formulation	参考文献 Reference
NDRE	$(NIR-RE)/(NIR+RE)$	[26]
NDVI	$(NIR-R)/(NIR+R)$	[27]
CIRE	$NIR/RE-1$	[28-29]
MCARI/OSAVI	$\{[(NIR-RE)-0.2 \times (NIR-G)]/(NIR/RE)\} / [(1+0.16)(NIR-RE)/(NIR+RE+0.16)]$	[30-31]
OSAVI	$(1+0.16)(NIR-R)/(NIR+R+0.16)$	[32]
NIRv	$((NIR-RE)/(NIR+RE)) \times NIR$	[33]
MSR	$((NIR/R)-1)/\sqrt{(NIR/R)+1}$	[34]
CIgreen	$NIR/G-1$	[30]

NIR: 近红外波段; RE: 红边波段; R: 红光波段; G: 绿光波段。

NIR: Near infrared band; RE: Red edge band; R: Red light band; G: Green light band.

$$GW = d / (1 + f e^{-gt}) \quad (3)$$

式中, GW 表示籽粒百粒重,  $t$  为取样时间对应的相对累积生长度日数 (RAGDD),  $f, g$  是不同品种所确定的参数。对此公式求导可得到计算灌浆特性参数。

#### 1.4 相对 GFR 的计算

基于时序的实测粒重和 VIs 灌浆过程拟合方程, 确定了灌浆期三个阶段 ( $t_0$  至  $t_1$  为渐缓期,  $t_1$  至  $t_2$  为快速期,  $t_2$  至  $t_3$  为缓慢期) 对应四个时间点 ( $t_0, t_1, t_2, t_3$ ) 的 GAGDD, 这四个时间点的 GAGDD 用来计算 GFR。利用公式 (4) 和 (5) 分别计算基于粒重和 SVIs 不同阶段的 GFR。

$$RGFR_n = (HGW_{n+1} - HGW_n) / HGW_n \quad (4)$$

$$RV_n = [f(VI_{n+1}) - f(VI_n)] / f(VI_n) \quad (5)$$

公式 (4) 中,  $RGFR_n$  为基于百粒重的相对 GFR;  $HGW_{n+1}$  和  $HGW_n$  为任意两次 RAGDD 对应的百粒重, 最终计算的相关特征参数分别是渐增期、快增期、缓增期以及整个灌浆期的相对 GFR 即  $RGFR_1, RGFR_2, RGFR_3$  和  $RGFR$ 。公式 (5) 中,  $RV_n$  为基于 SVIs 的相对变化率,  $f(VI_{n+1})$  和  $f(VI_n)$  为任意两次时间对应的函数变化后的 SVIs 值, 最终计算得到 SVIs 渐降期、快降期、缓渐期和整个衰减持续期相对变化率  $RV_1, RV_2, RV_3$  和  $RV$ 。

#### 1.5 相关性分析与遗传力计算

使用 R 语言中的 Ggally 包的 ggpairs() 函数对基于时序实测粒重拟合的灌浆过程参数与计算的 GFR 和基于时序 SVIs 拟合的灌浆过程参数与相对变化率分别进行相关性分析, 以验证 SVIs 监测灌浆过程的有效性。使用 R 包 lme4 中的 lmer 函数按照公式 (6) 计算各灌浆速率相关指标

的遗传力 ( $H^2$ )。

$$H^2 = V_g / (V_g + V_e) / n \quad (6)$$

式中,  $V_g$  表示遗传方差,  $V_e$  表示随机误差,  $n$  为环境个数。

#### 1.6 基于机器学习模型的灌浆速率预测方法构建

本研究分别采用随机森林回归 (random forest regressor, RFR)、支持向量机回归 (support vector regression, SVR)、线性回归 (linear regression, LR) 算法, 利用两个生长季内小麦灌浆期无人机采集的红边叶绿素指数 (CIRE) 三个阶段相对变化速率 ( $RV_1, RV_2, RV_3$ ) 作为输入特征, 结合实测灌浆速率参数 ( $RGFR_1, RGFR_2, RGFR_3$ ) 作为输出目标, 构建灌浆速率预测模型。数据分析在 Python 3.10 环境下完成, 主要依赖 Scikit-learn 库 (版本 0.24.2) 实现。其中, 随机森林回归模型中, 树数量 = 500, 最大深度 = 30, 分裂样本 = 2, 交叉验证折数 = 10, 确保模型的泛化能力和稳定性, 其余模型参数皆按默认设置。模型构建所需数据来源于两个生长季共 253 个小麦材料的全数据集 (565 份材料中部分被剔除), 其中 80% 的数据用于训练集, 20% 用于测试集, 另外以西农 805、西农 836、西农 865 等 17 个西北农林科技大学所选育品种的数据作为验证集 (此验证集不包含在 253 个全数据集内), 用于评估模型的适用性。模型训练和测试过程中采用标准化处理消除特征尺度差异, 并使用决定系数 ( $r^2$ ) 和均方根差 (RMSE) 作为评价指标, 量化模型的拟合优度和预测误差。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于 SVIs 拟合分析小麦灌浆过程及其动态特性

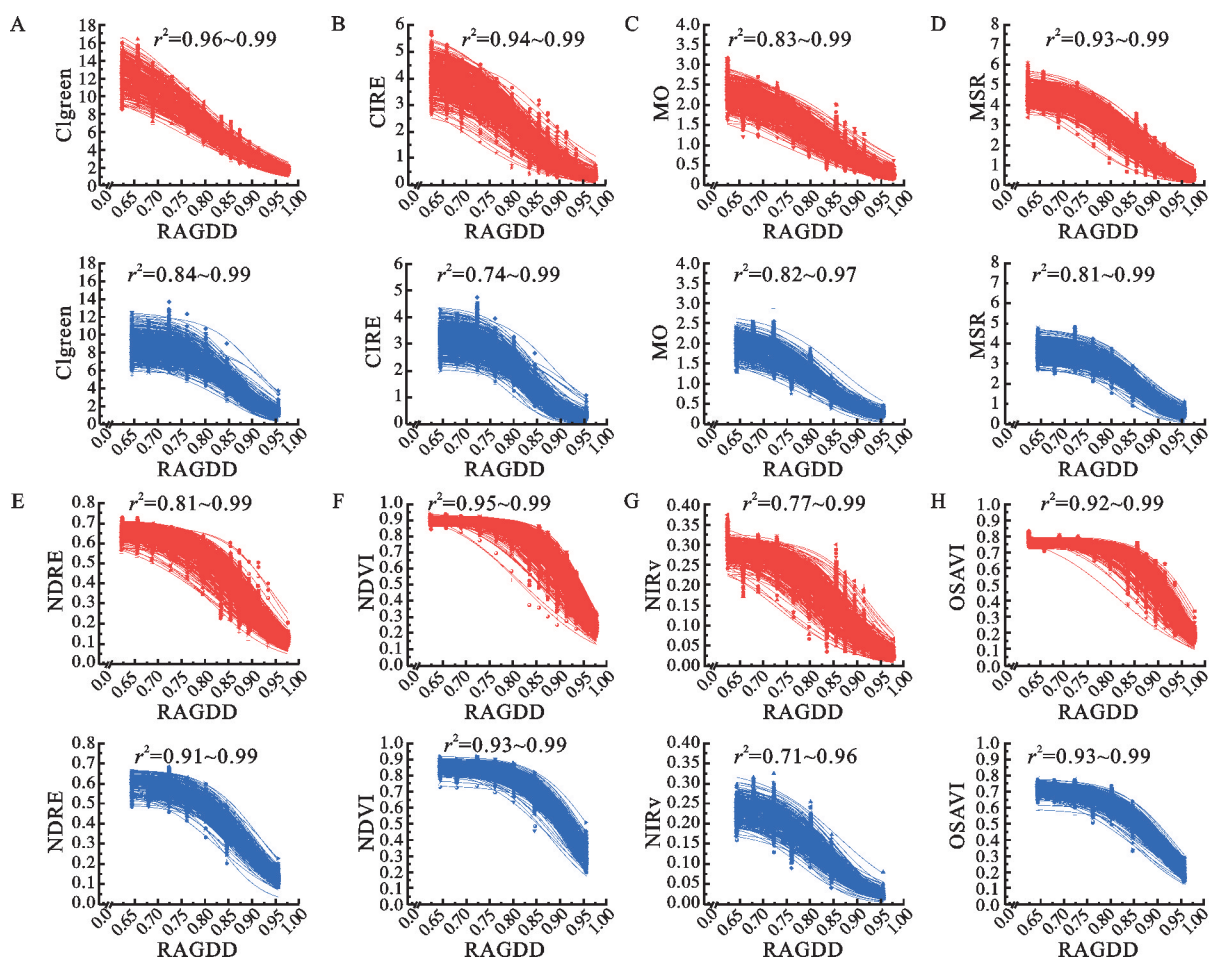
利用 Logistic 函数对提取的 8 个 SVIs 进行

灌浆过程拟合,两年的  $r^2$  为 0.70~0.99(图 2),表明这些拟合结果具有一定的可信度。总体上,8 个 SVIs 在灌浆过程中的变化均呈现“慢—快—慢”的倒 S 型下降趋势,这与小麦灌浆速率呈现的“慢—快—慢”上升趋势高度吻合。在 8 个 SVIs 中,CIgreen、CIRE、MSR、NDRE 和 NDVI 的拟合  $r^2$  在两年均超过 0.9,说明这些指数能够稳定表征灌浆过程中的光谱动态变化。而 MCARI/OSAVI 和 NIRv 的拟合  $r^2$  较低且波动较大,表明其在监测小麦灌浆过程中的可靠性有限。

SVIs 的  $V_{max}$  和  $V_{mean}$  平均值在 2022 年分别为 -40.02 和 -26.46,在 2023 年分别为 -45.82 和 -30.30(表 3),表明灌浆期间 SVIs 的衰减趋势显著,与小麦叶绿素含量的下降趋势一致。其中,CIRE、NDRE 和 NDVI 的  $V_{max}$  和  $V_{mean}$  两年的方差较小,表明这些指数对灌浆速率的表征具有较高的稳定性和时空适应性。相比之下,CI-

green 的  $V_{max}$  和  $V_{mean}$  方差在两年间差异较大,说明其受环境影响较大,对灌浆过程的动态表征能力较弱。

进一步分析 SVIs 与灌浆速率的动态关系发现,CIRE、NDRE 和 NDVI 在快速灌浆阶段的变化速率显著高于其他阶段,能够有效反映灌浆速率的关键变化过程。其中,CIRE 两年的拟合参数表现出一致性( $r^2 > 0.9$ ),且拟合结果的动态特征与实测粒重变化高度相关,进一步验证其作为灌浆速率监测核心指数的优越性。NDVI 和 NDRE 对灌浆速率的监测同样表现出较好的可靠性,但在灌浆后期的灵敏度有所下降。总体来说,CIRE、NDRE 和 NDVI 具有较强的时空适应性和稳定性,可作为动态监测灌浆速率的核心指数,而 CIgreen 和 MCARI/OSAVI 因受环境影响较大,其在大规模无损监测中的适用性较低。



红色:2022 年;蓝色:2023 年;RAGDD:相对累积生长度日。

Red: 2022; Bule: 2023;RAGDD: Relative accumulated growing degree days.

图 2 基于 SVIs 的拟合结果

Fig. 2 Fitting results based on SVIs

表3 不同SVIs拟合参数的统计分析结果  
Table 3 Statistical analyses of the fitted parameters for different SVIs

SVIs	参数 Parameter	年份 Year	均值 Average	方差 Variance	F值 F value	SVIs	参数 Parameter	年份 Year	均值 Average	方差 Variance	F值 F value
CIgreen	$V_{max}$	2022	-40.02±5.70	32.470	74.45***	NDRE	$V_{max}$	2022	-2.89±0.35	0.126	50.73***
		2023	-45.82±10.14	102.850				2023	-2.77±0.38	0.143	
	$T_{max}/(°C \cdot d)$	2022	0.79±0.02	0	2305.33***		$T_{max}/(°C \cdot d)$	2022	0.88±0.02	0	2.58
		2023	0.86±0.02	0				2023	0.88±0.01	0	
	$V_{mean}$	2022	-26.46±3.77	14.200	74.45***		$V_{mean}$	2022	-1.91±0.23	0.055	50.73***
		2023	-30.30±6.71	44.970				2023	-1.83±0.25	0.063	
	$T_z/(°C \cdot d)$	2022	1081.49±67.97	4619.990	4221.60***		$T_z/(°C \cdot d)$	2022	699.48±88.81	7886.730	0.78
		2023	599.56±92.28	8515.140				2023	674.98±78.97	6236.460	
	$RV_1$	2022	-0.14±0.02	0.001	0.32		$RV_1$	2022	-0.17±0.05	0.003	15.74***
		2023	-0.17±0.04	0.002				2023	-0.17±0.04	0.002	
	$RV_2$	2022	-0.73±0.03	0.001	4.52*		$RV_2$	2022	-0.73±0.04	0.002	0.15
		2023	-0.73±0.09	0.008				2023	-0.73±0.05	0.003	
$RV_3$	2022	-0.53±0.03	0.001	8.62**		$RV_3$	2022	-0.53±0.04	0.002	1.78	
	2023	-0.53±0.07	0.005				2023	-0.53±0.05	0.003		
$RV$	2022	-0.89±0.02	0	1.52		$RV$	2022	-0.89±0.02	0.001	0.001	
	2023	-0.89±0.06	0.003				2023	-0.89±0.03	0.001		
CIRE	$V_{max}$	2022	-17.43±2.45	6.000	20.51***	NDVI	$V_{max}$	2022	-4.84±0.64	0.412	196.71***
		2023	-18.90±4.34	18.810				2023	-4.26±0.59	0.348	
	$T_{max}/(°C \cdot d)$	2022	0.81±0.02	0	191.62***		$T_{max}/(°C \cdot d)$	2022	0.92±0.02	0	2.96
		2023	0.83±0.02	0				2023	0.93±0.01	0	
	$V_{mean}$	2022	-11.53±1.62	2.630	20.51***		$V_{mean}$	2022	-3.20±0.42	0.180	196.71***
		2023	-12.50±2.87	8.230				2023	-2.82±0.39	0.152	
	$T_z/(°C \cdot d)$	2022	739.85±83.81	7024.760	932.77***		$T_z/(°C \cdot d)$	2022	569.80±89.65	8037.210	85.62***
		2023	530.77±106.03	11242.520				2023	614.93±81.59	6656.440	

(续表 3 Continued table 3)

SVIs	参数 Parameter	年份 Year	均值 Average	方差 Variance	F 值 F value	SVIs	参数 Parameter	年份 Year	均值 Average	方差 Variance	F 值 F value
CIRE	RV <sub>1</sub>	2022	-0.17±0.05	0.002	0.84	NDVI	RV <sub>1</sub>	2022	-0.17±0.05	0.003	19.23***
		2023	-0.17±0.04	0.001				2023	-0.17±0.04	0.001	
	RV <sub>2</sub>	2022	-0.73±0.06	0.004	9.04**		RV <sub>2</sub>	2022	-0.73±0.03	0.001	4.25*
		2023	-0.73±0.11	0.011				2023	-0.73±0.06	0.004	
	RV <sub>3</sub>	2022	-0.53±0.05	0.002	9.52**		RV <sub>3</sub>	2022	-0.53±0.05	0.002	2.21
		2023	-0.54±0.09	0.009				2023	-0.53±0.06	0.004	
RV	2022	-0.89±0.04	0.002	1.96	RV	2022	-0.89±0.02	0	0.34		
	2023	-0.89±0.07	0.005			2023	-0.89±0.04	0.002			
MSR	V <sub>max</sub>	2022	-19.68±2.59	6.690	31.33***	OSAV	V <sub>max</sub>	2022	-4.18±0.66	0.440	473.69***
		2023	-18.69±3.59	12.890				2023	-3.38±0.50	0.253	
	T <sub>max</sub> /(°C·d)	2022	0.84±0.02	0	26.18***		T <sub>max</sub> /(°C·d)	2022	0.92±0.02	0	193.09***
		2023	0.86±0.01	0				2023	0.90±0.01	0	
	V <sub>mean</sub>	2022	-13.01±1.70	2.920	31.33***		V <sub>mean</sub>	2022	-2.77±0.44	0.193	473.69***
		2023	-12.36±2.37	5.636				2023	-2.23±0.33	0.110	
	T <sub>z</sub> /(°C·d)	2022	711.40±97.32	9 470.430	164.33***		T <sub>z</sub> /(°C·d)	2022	564.09±104.22	10 826.390	228.73***
		2023	607.05±98.61	9 723.570				2023	650.43±101.13	10 227.440	
	RV <sub>1</sub>	2022	-0.17±0.06	0.003	16.79***		RV <sub>1</sub>	2022	-0.16±0.06	0.003	17.37***
		2023	-0.17±0.04	0.001				2023	-0.17±0.04	0.002	
	RV <sub>2</sub>	2022	-0.73±0.06	0.004	8.50**		RV <sub>2</sub>	2022	-0.73±0.04	0.002	0.69
		2023	-0.73±0.08	0.006				2023	-0.73±0.05	0.003	
RV <sub>3</sub>	2022	-0.53±0.05	0.003	0.39	RV <sub>3</sub>	2022	-0.53±0.06	0.004	15.02***		
	2023	-0.53±0.07	0.005			2023	-0.53±0.06	0.004			
RV	2022	-0.89±0.04	0.001	1.98	RV	2022	-0.89±0.03	0.001	3.69		
	2023	-0.89±0.05	0.002			2023	-0.89±0.03	0.001			

\* : P<0.05; \*\* : P<0.01; \*\*\* : P<0.001.

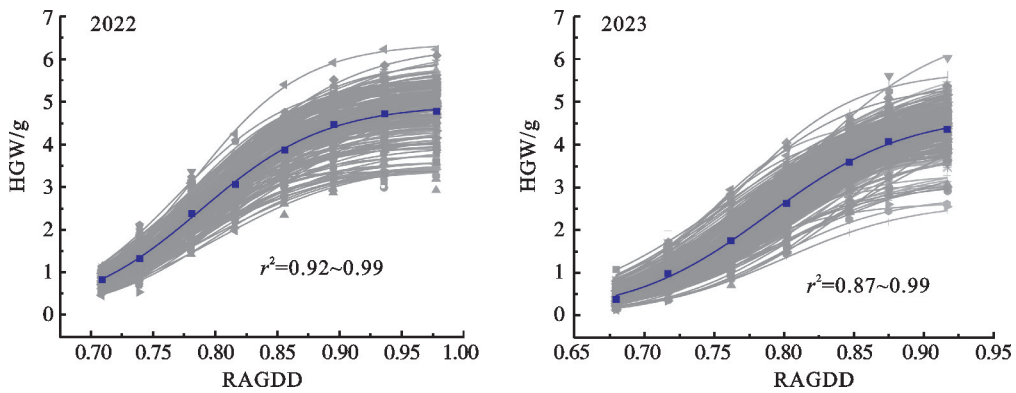
### 2.2 基于实测粒重的小麦灌浆过程拟合结果

使用 Logistic 函数对两年小麦群体灌浆期的时序粒重进行拟合,结果(图 3)显示,2022 和 2023 年的  $r^2$  分别大于 0.92 和 0.87,且动态变化总体呈“慢—快—慢”的上升趋势。 $V_{max}$  和  $V_{mean}$  的平均值在 2022 年分别为 14.96 和 9.58,在 2023 年分别为 14.01 和 8.97。从方差分析结果来看,除了  $V_{mean}$ 、 $T_z$  外,其他参数的方差两年均相近。经  $F$  检验,尽管拟合灌浆速率特征参数在年份间存在一定差异,但不同阶段小麦群体相对灌浆速率相对一致且稳定(表 4)。

### 2.3 SVIs 变化过程与灌浆过程相关性构建与优选指标遗传力计算

对小麦粒重和 SVIs 之间拟合参数和相对变

化率进行相关性分析,结果表明,只有基于小麦粒重拟合参数与  $RGFR_n$  间及 CIRE 的拟合参数与  $RV_n$  间存在显著相关性(图 4),在两年中粒重的  $V_{max}$  与 CIRE 的  $V_{max}$  和  $RV_2$ 、 $RV_3$ 、 $RV$  相关系数分别为  $-0.138$ 、 $-0.08$ 、 $-0.11$ 、 $-0.10$  ( $P < 0.05$ )。粒重的  $T_{max}$  与 CIRE 的  $T_{max}$  和  $RV_1$ 、 $RV_2$  和  $RV$  的相关系数分别为  $0.517$ 、 $0.43$ 、 $0.41$ 、 $0.40$  ( $P < 0.05$ )。除  $RV_3$  之外,  $RGFR_n$  与  $RV_n$  皆呈正相关,相关系数为  $0.02 \sim 0.45$  ( $P < 0.05$ )。小麦粒重灌浆过程拟合参数与 CIRE 变化过程拟合参数的遗传力为  $0.413 \sim 0.697$  (图 1F),表明以上指标受环境因素影响较小。以上结果说明,可用 CIRE 的变化过程描述小麦的籽粒灌浆过程。



HGW;百粒重;RAGDD;相对累积积生长度日。蓝线为整体拟合线。

HGW;100-grain weight;RAGDD;Relative acumulated growing degree days. Bule line is the fitting line in the whole.

图 3 基于实测粒重的拟合结果

Fig. 3 Fitting results based on measured grain weight

表 4 时序实测粒重灌浆过程拟合参数统计结果

Table 4 Results of statistical analysis for different measured grain refitting parameters

指标 Index	参数 Parameter	年份 Year	最小值 Minimum	最大值 Maximum	均值 Average	方差 Variance	F 值 F value
GFR	$V_{max}$	2022	14.96	32.93	$24.77 \pm 3.47$	12.02	1.58
		2023	14.01	35.42	$24.40 \pm 3.50$	12.26	
	$T_{max}/(^\circ\text{C} \cdot \text{d})$	2022	0.73	0.82	$0.78 \pm 0.02$	0	38.85
		2023	0.74	0.86	$0.79 \pm 0.02$	0	
	$V_{mean}$	2022	9.58	21.07	$15.85 \pm 2.22$	4.92	1.59
		2023	8.97	22.67	$15.61 \pm 2.24$	5.02	
$T_z/(^\circ\text{C} \cdot \text{d})$	2022	403.73	889.69	$621.20 \pm 62.26$	3 876.72	0.56	
	2023	415.68	924.58	$616.18 \pm 90.50$	8 190.78		
RGFR	RGFR1	2022	0.69	1.61	$1.13 \pm 0.17$	0.03	1.70
		2023	0.62	2.13	$1.15 \pm 0.27$	0.07	
	RGFR2	2022	1.15	5.06	$2.79 \pm 0.64$	0.41	0.24
		2023	1.27	5.77	$2.82 \pm 0.80$	0.63	
	RGFR3	2022	0.06	0.48	$0.22 \pm 0.07$	0.01	0.05
		2023	0.04	0.55	$0.22 \pm 0.09$	0.01	
	RGFR	2022	3.13	17.65	$8.94 \pm 2.46$	6.05	1.11
		2023	3.40	23.91	$9.21 \pm 3.31$	10.94	

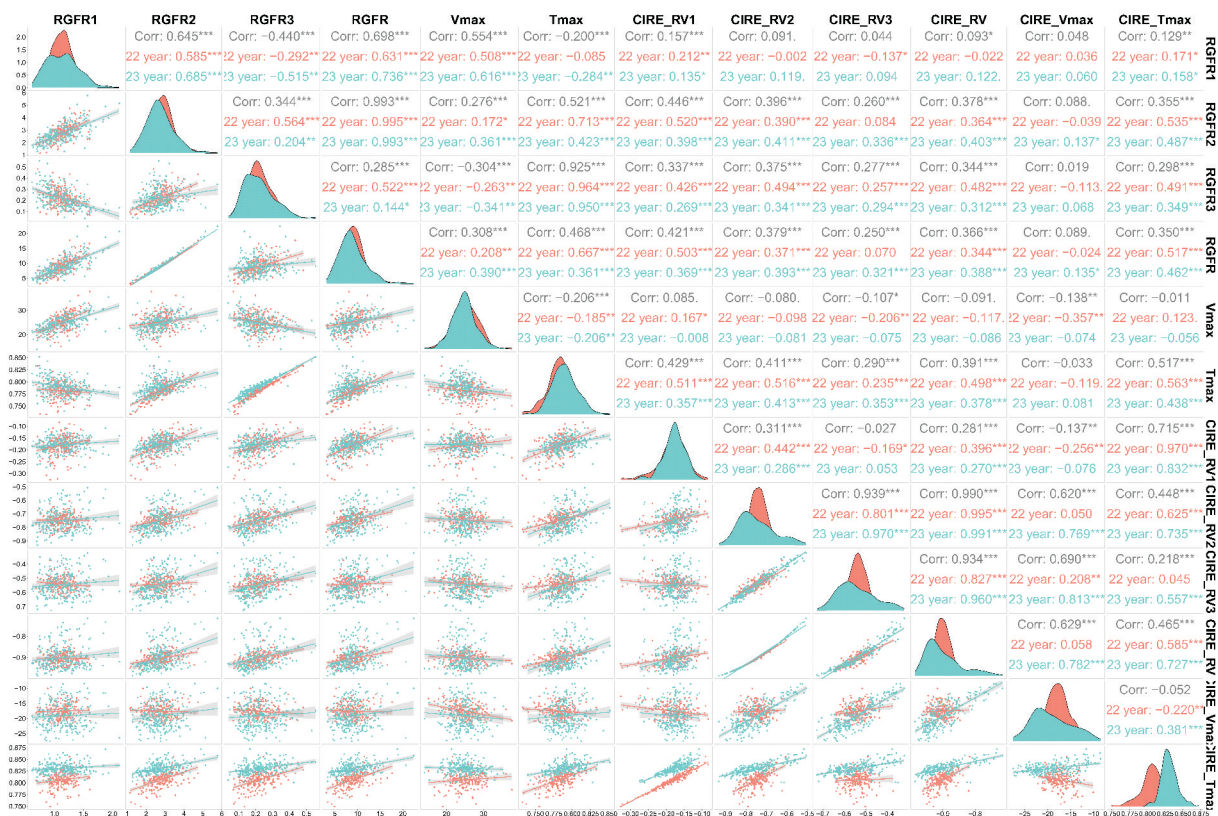
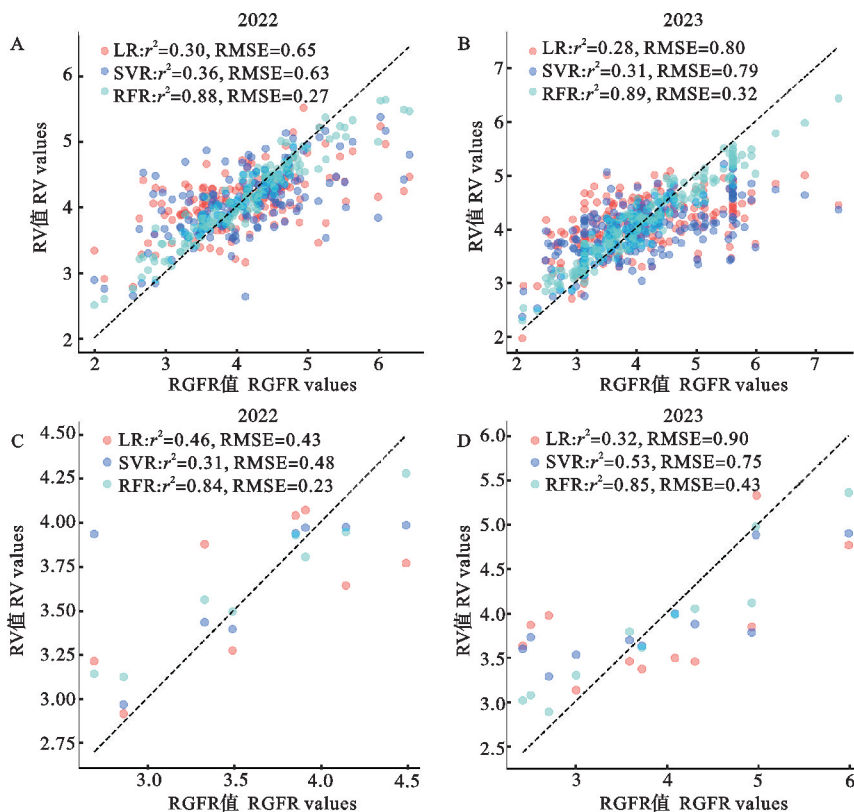


图 4 基于粒重与 SVIs 的 GFR 特征参数之间的相关性

Fig. 4 Correlation between filling rate characteristic parameters based on grain weight and SVIs



A: 2022 年全数据集; B: 2023 年全数据集; C: 2022 年特定品种数据集; D: 2023 年特定品种数据集。  
A: Full dataset in 2022; B: Full dataset in 2023; C: Specific variety dataset in 2022; D: Specific variety dataset in 2023.

图 5 不同模型在 2022 年和 2023 年全数据集及特定品种数据集上的预测效果。

Fig. 5 Prediction performance of different models on the full dataset and specific variety dataset in 2022 and 2023

## 2.4 基于机器学习预测模型的小麦灌浆速率高精度预测及适用性分析

根据以上结果,选择红边叶绿素指数(CIRE)三个阶段相对变化率( $RV_1$ 、 $RV_2$ 、 $RV_3$ )作为输入特征,以实测灌浆速率参数( $RGFR_1$ 、 $RGFR_2$ 、 $RGFR_3$ )作为输出结果,基于三种机器学习算法(RFR、SVR 和 LR)构建小麦灌浆速率预测模型。在全数据集中,RFR 模型的  $r^2$ 、RMSE 在 2022 年分别为 0.88 和 0.27,在 2023 年分别为 0.89 和 0.32,两个年度均显著优于 SVR 和 LR 模型,表明利用 CIRE 构建的 RFR 模型对小麦灌浆过程具有较高的拟合能力和稳定性。

在特定品种数据中,RFR 的优势更加明显。其  $r^2$ 、RMSE 和 MAE 在 2022 年分别为 0.84 和 0.23,在 2023 年分别为 0.85 和 0.43,也均优于 SVR 和 LR。这进一步说明,RFR 模型能够捕捉红边叶绿素指数相对变化速率与灌浆速率之间的非线性关系,具有更强的预测精度和泛化能力。

## 3 讨论

小麦灌浆速率的动态调节能力在育种改良中至关重要,尤其在环境胁迫条件下,是衡量种质光合速率调控及光合产物分配弹性的关键指标。灌浆速率直接影响粒重与籽粒品质。适应性强的品种在灌浆期能够通过灵活调节光合产物的转运与积累,在胁迫条件下优化资源分配,从而提高籽粒产量<sup>[6,35]</sup>。本研究筛选了多个光谱植被指数,包括 CIgreen、CIRE、MSR、NDRE、NDVI、MCARI/OSAVI、NIRv 和 OSAVI。不同指数在监测小麦光合产物积累和转运方面各具优势。其中,CIgreen 和 CIRE 直接反映叶绿素含量,叶绿素是灌浆期光合产物转移的关键指标;NDVI 和 NIRv 则主要用于估算植物的光合效率和生物量;NDRE 在灌浆后期对叶绿素变化尤为敏感;OSAVI 和 MSR 能够校正土壤背景的干扰,提高监测精度;MCARI/OSAVI 结合了叶片结构和光合作用变化特征,适用于田间复杂条件下的监测<sup>[36-39]</sup>。在这些指数中,CIRE(红边叶绿素指数)因其对叶绿素含量变化的高度敏感性,被选为关键监测指标。CIRE 的动态变化率(RV)能够反映灌浆期植物在环境胁迫下的光合功能调节机制及光合产物分配弹性。为消除不同品种生育期差异对结果的干扰,研究中采用了相对积温法对数据进行处理,从而提升了 CIRE 在动态监测灌浆

速率变化中的适用性和稳定性。

传统的灌浆速率测定方法耗时费力,尤其在大规模田间实验中限制了其广泛应用。而光谱指数(如 CIRE)与叶绿素之间的密切关系为利用光谱信号间接预测灌浆速率提供了科学依据,这与灌浆期光合速率及光合产物转运和积累的生理基础密切相关<sup>[40-43]</sup>。本研究通过统计分析和相关性分析筛选了多个光谱植被指数,尽管 CIRE 与灌浆速率的线性相关程度没有达到极显著水平,但由于 CIRE 能够敏感捕捉叶绿素含量的动态变化,其作为关键预测指标依然具有重要意义。这是因为叶绿素是灌浆期光合产物转移的重要调控因子,通过参与光合作用而间接影响灌浆速率<sup>[44-45]</sup>。此外,CIRE 的红边波段特性使其对光谱变化和环境干扰更具适应性,尤其在灌浆期植物光合效率下降和叶片衰老阶段,能够更准确反映光合作用的动态变化。基于此,本研究构建并比较了随机森林回归(RFR)、支持向量机回归(SVR)和线性回归(LR)的机器学习模型,用于预测灌浆速率。结果表明,RFR 在捕捉 CIRE 动态变化与灌浆速率之间非线性关系方面具有明显优势。RFR 通过集成多棵决策树,利用特征随机采样与树结构的多样性,高效捕捉输入特征间复杂交互效应,同时降低对噪声和数据分布不均的敏感性,使其在处理高维非线性数据时表现出色<sup>[46]</sup>。相比之下,SVR 尽管通过核方法处理部分非线性关系,但在高维数据中易受样本分布影响且参数调优复杂<sup>[47]</sup>;而 LR 由于假设线性关系,限制了其在动态建模中的应用<sup>[48]</sup>。

未来研究可结合深度学习模型(如卷积神经网络和长短期记忆网络)处理更复杂的多模态数据(包括光谱、气象和土壤数据),以提升灌浆速率预测的精度及时空迁移能力。同时,通过引入长期监测数据验证模型在大规模田间育种试验中的泛化能力和稳定性,为小麦育种研究提供更可靠的无损监测与高效预测手段。

## 4 结论

本研究提出了一种基于无人机多光谱传感器与机器学习模型的小麦灌浆速率高通量无损监测方法。通过结合红边叶绿素指数(CIRE)动态变化表征灌浆过程,并构建随机森林回归(RFR)模型实现高精度预测。本方法可有效捕捉 CIRE 动态变化与灌浆速率之间的非线性关系,显著优于

支持向量机回归(SVR)和线性回归(LR)模型,表现出较强的预测精度和泛化能力。经检验,CIRE不仅在快速灌浆阶段表现出高敏感性,还能通过其动态变化率间接反映光合效率与光合产物转运积累的调控机制。

#### 参考文献:

- [1] WANG Z H, WANG W X, XIE X M, *et al.* Dispersed emergence and protracted domestication of polyploid wheat uncovered by mosaic ancestral haploblock inference [J]. *Nature Communications*, 2022, 13: 3891.
- [2] LIN Y, JIANG X J, TAO Y, *et al.* Identification and validation of stable quantitative trait loci for grain filling rate in common wheat (*Triticum aestivum* L.) [J]. *Theoretical and Applied Genetics*, 2020, 133(8): 2377.
- [3] ZHAO Y F, ZHANG X F, CHENG Y, *et al.* The miR167-Os-ARF12 module regulates rice grain filling and grain size downstream of miR159 [J]. *Plant Communications*, 2023, 4(5): 100604.
- [4] 王妍, 徐新刚, 郭文善, 等. 基于氮素叶绿素关系的冬小麦籽粒蛋白质含量高光谱反演[J]. 上海交通大学学报(农业科学版), 2013, 31(6): 6.  
WANG Y, XU X G, GUO W S, *et al.* Estimation grain protein content of winter wheat based on the relationship between nitrogen and chlorophyll by hyperspectral data [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University (Agricultural Science)*, 2013, 31(6): 6.
- [5] MA B, ZHANG L, HE Z H. Understanding the regulation of cereal grain filling: The way forward [J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2023, 65(2): 526.
- [6] CAO S H, LIU B Y, WANG D W, *et al.* Orchestrating seed storage protein and starch accumulation toward overcoming yield-quality trade-off in cereal crops [J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2024, 66(3): 468.
- [7] 赵春江. 植物表型组学大数据及其研究进展[J]. 农业大数据学报, 2019, 1(2): 5.  
ZHAO C J. Big data of plant phenomics and its research progress [J]. *Journal of Agricultural Big Data*, 2019, 1(2): 5.
- [8] DONG M X, LIU S Y, JIANG R B, *et al.* Comparing and combining data-driven and model-driven approaches to monitor wheat green area index with high spatio-temporal resolution satellites [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 305: 114118.
- [9] 金秀良, 聂臣巍, 石磊. 作物表型性状鉴定技术促进智慧农业发展[C]//第十九届中国作物学会学术年会论文摘要集, 2020: 47806.  
JIN X L, NIE C W, SHI L. Technologies for identifying crop phenotypic traits promote the development of smart agriculture [C]// Abstracts of Papers of the 19th Annual Academic Conference of the Crop Science Society of China, 2020: 47806.
- [10] 杨万能. 作物表型组技术前沿研究进展[C]//首届植物科学前沿学术大会摘要集(一), 2022: 22429.  
YANG W N. Research progress on the frontiers of crop phenomics technologies [C]// Abstracts of the First Frontiers of Plant Science Academic Conference (Part one), 2022: 22429.
- [11] ZHANG B Y, GU L M, DAI M L, *et al.* Estimation of grain filling rate of winter wheat using leaf chlorophyll and LAI extracted from UAV images [J]. *Field Crops Research*, 2024, 306: 109198.
- [12] ALVAREZ-MENDOZA C I, GUZMAN D, CASAS J, *et al.* Predictive modeling of above-ground biomass in *Brachiaria* pastures from satellite and UAV imagery using machine learning approaches [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(22): 5870.
- [13] FU Y Y, YANG G J, SONG X Y, *et al.* Improved estimation of winter wheat aboveground biomass using multiscale textures extracted from UAV-based digital images and hyperspectral feature analysis [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 708.
- [14] FU Y Y, YANG G J, LI Z H, *et al.* Winter wheat nitrogen status estimation using UAV-based RGB imagery and Gaussian processes regression [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3778.
- [15] YU R, CAO X F, LIU J, *et al.* Using UAV-based temporal spectral indices to dissect changes in the stay-green trait in wheat [J]. *Plant Phenomics*, 2024, 6: 171.
- [16] DING G H, SHEN L Y, DAI J, *et al.* The dissection of nitrogen response traits using drone phenotyping and dynamic phenotypic analysis to explore N responsiveness and associated genetic loci in wheat [J]. *Plant Phenomics*, 2023, 5: 128.
- [17] ZHANG B Y, WU W B, ZHOU J P, *et al.* A spectral index for estimating grain filling rate of winter wheat using UAV-based hyperspectral images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 223: 109059.
- [18] FAROOQ M A, GAO S, HASSAN M A, *et al.* Artificial intelligence in plant breeding [J]. *Trends in Genetics*, 2024, 40(10): 891.
- [19] ZHANG X C, LIU X L, WANG L, *et al.* Wheat yield and grain-filling characteristics due to cultivar replacement in the Haihe Plain in China [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2024, 15: 1374453.
- [20] ZENG Y L, HAO D L, PARK T, *et al.* Structural complexity biases vegetation greenness measures [J]. *Nature Ecology & Evolution*, 2023, 7: 1790.
- [21] ZHU J, YIN Y M, LU J S, *et al.* The relationship between wheat yield and Sun-induced chlorophyll fluorescence from continuous measurements over the growing season [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 298: 113791.
- [22] DINKAR V, SARKAR S, PANDEY S, *et al.* Plant stress phenotyping: Current status and future prospects [M]// Advances in Agronomy. Amsterdam: Elsevier, 2024: 247.
- [23] ZHANG B Y, GU L M, DAI M L, *et al.* Estimation of grain filling rate of winter wheat using leaf chlorophyll and LAI extracted from UAV images [J]. *Field Crops Research*, 2024, 306: 109198.
- [24] 王丽娜, 韩玉林, 邹少奎, 等. 不同小麦品种粒重与籽粒灌浆特性探究[J]. 山东农业科学, 2019, 51(10): 40.  
WANG L N, HAN Y L, ZOU S K, *et al.* Grain weight and

- grain filling characteristics of different wheat cultivars [J]. *Shandong Agricultural Sciences*, 2019, 51(10):40.
- [25] FU Y Y, YANG G J, LI Z H, *et al.* Winter wheat nitrogen status estimation using UAV-based RGB imagery and Gaussian processes regression [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22):3778.
- [26] DING G H, SHEN L Y, DAI J, *et al.* The dissection of nitrogen response traits using drone phenotyping and dynamic phenotypic analysis to explore N responsiveness and associated genetic loci in wheat [J]. *Plant Phenomics*, 2023, 5:128.
- [27] XIE Q Y, DASH J, HUANG W J, *et al.* Vegetation indices combining the red and red-edge spectral information for leaf area index retrieval [J]. *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(5):1482.
- [28] DAUGHTRY C S T, WALTHALL C L, KIM M S, *et al.* Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(2):229.
- [29] NAGUIB N S, DALIMAN S. Analysis of NDVI and NDRE indices using satellite images for crop identification at Kelantan [J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2022, 1102(1):012054.
- [30] 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.
- [31] 冯惠芬, 李映雪, 吴芳, *等.* 机器学习结合高光谱植被指数与SPAD值估算冬小麦氮含量 [J]. *农业工程学报*, 2024, 40(1):227.
- FENG H F, LI Y X, WU F, *et al.* Estimating winter wheat nitrogen content using SPAD and hyperspectral vegetation indices with machine learning [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(1):227.
- [32] CLEVERS J, KOOISTRA L, VAN DEN BRANDE M. Using Sentinel-2 data for retrieving LAI and leaf and canopy chlorophyll content of a potato crop [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(5):405.
- [33] ZHANG J R, XIAO J F, TONG X J, *et al.* NIRv and SIF better estimate phenology than NDVI and EVI: Effects of spring and autumn phenology on ecosystem production of planted forests [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2022, 315:108819.
- [34] YU X H, GE H, LU D, *et al.* Comparative study on variable selection approaches in establishment of remote sensing model for forest biomass estimation [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(12):1437.
- [35] QUEMADA M, GABRIEL J, ZARCO-TEJADA P. Airborne hyperspectral images and ground-level optical sensors As assessment tools for maize nitrogen fertilization [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(4):2940.
- [36] LI L L, MAO Z Q, WANG P, *et al.* Drought priming enhances wheat grain starch and protein quality under drought stress during grain filling [J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.jia.2024.05.008>.
- [37] 李江鹏, 刘海俊, 黄志午, *等.* 光谱对水稻灌浆期剑叶光合及叶绿素荧光特性的影响 [J]. *中国农业科学*, 2019, 52(16):2768.
- LI J P, LIU H J, HUANG Z W, *et al.* Effects of spectral distribution on photosynthetic and chlorophyll fluorescence characteristics of flag leaves at grain filling stage in rice [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019, 52(16):2768.
- [38] 彭燕, 何国金, 张兆明, *等.* 中国区域 Landsat 遥感指数产品 [J]. *中国科学数据*, 2020, 5(4):83.
- PENG Y, HE G J, ZHANG Z M, *et al.* Landsat spectral index products over China [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(4):83.
- [39] 郭 妮. 植被指数及其研究进展 [J]. *干旱气象*, 2003, 21(4):71.
- GUO N. Vegetation index and its advances [J]. *Journal of Arid Meteorology*, 2003, 21(4):71.
- [40] XU Y P, SHRESTHA V, PIASECKI C, *et al.* Sustainability trait modeling of field-grown switchgrass (*Panicum virgatum*) using UAV-based imagery [J]. *Plants*, 2021, 10(12):2726.
- [41] JIN X L, LI Z H, FENG H K, *et al.* Estimation of maize yield by assimilating biomass and canopy cover derived from hyperspectral data into the AquaCrop model [J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 227:105846.
- [42] GAO S, YAN K, LIU J X, *et al.* Assessment of remote-sensed vegetation indices for estimating forest chlorophyll concentration [J]. *Ecological Indicators*, 2024, 162:112001.
- [43] ZHANG M, GAO Y M, ZHANG Y H, *et al.* The contribution of spike photosynthesis to wheat yield needs to be considered in process-based crop models [J]. *Field Crops Research*, 2020, 257:107931.
- [44] LI Z H, ZHAO Y, TAYLOR J, *et al.* Comparison and transferability of thermal, temporal and phenological-based in-season predictions of above-ground biomass in wheat crops from proximal crop reflectance data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 273:112967.
- [45] ZENG L L, WARDLOW B D, XIANG D X, *et al.* A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237:111511.
- [46] ZHOU Z X, STRUIK P C, GU J F, *et al.* Quantifying source-sink relationships in leaf-color modified rice genotypes during grain filling [J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2024, 23(9):2923.
- [47] KOK Z H, MOHAMED SHARIFF A R, ALFATNI M S M, *et al.* Support vector machine in precision agriculture: A review [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 191:106546.
- [48] CHANG Y B, LATHAM J, LICHT M, *et al.* A data-driven crop model for maize yield prediction [J]. *Communications Biology*, 2023, 6:439.