

基于无人机多时相多特征的冬小麦产量预测模型研究

赵泽阳,李美玲,徐伟,刘冰雪,黄鹏宇,康迪,张改生,宋瑜龙

(西北农林科技大学农学院/国家杨凌农业生物技术育种中心/国家小麦改良中心杨凌分中心/

小麦育种教育部工程研究中心/陕西省作物杂种优势研究与利用重点实验室,陕西杨凌 712100)

摘要:为实现冬小麦产量的准确估算,利用无人机采集 266 个小麦品种(系)的多时相冠层多光谱数据,提取多个植被指数,分别基于多元线性回归(PLSR)、支持向量机(SVR)、随机森林(RF)、反向传播神经网络(BP)等机器学习算法建立单一生育时期和多生育时期结合的小麦籽粒产量预测模型,并采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)对所获模型精度进行评价。结果表明,基于植被指数进行单一生育时期的产量预测时,最佳预测时期是灌浆中期,最优模型是 RF 模型,其预测 R^2 和 RMSE 分别为 0.655 和 0.550 $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$;多生育时期结合进行产量预测时,最优模型是基于 5 个生育时期(扬花期、灌浆中期、灌浆后期、蜡熟期和完熟期)多光谱数据的 RF 模型,其预测 R^2 和 RMSE 分别为 0.834 和 0.381 $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$ 。在建模特征中加入纹理特征后,冬小麦产量预测模型的精度进一步提高,其中以蜡熟期和完熟期结合的 SVR 模型最优,其预测 R^2 和 RMSE 分别为 0.924 和 0.253 $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$ 。因此,可基于植被指数加纹理特征对冬小麦产量进行无人机冠层光谱预测,其中以基于多生育时期(蜡熟期、完熟期)的 SVR 模型预测精度最佳。

关键词: 植被指数;纹理特征;多生育时期;冬小麦;产量预测模型

中图分类号:S512.1;S311

文献标识码:A

文章编号:1009-1041(2025)08-1089-12

Yield Prediction Model of Winter Wheat Based UAV-Multi-Temporal and Multi-Feature

ZHAO Zeyang, LI Meiling, XU Wei, LIU Bingxue, HUANG Pengyu,
KANG Di, ZHANG Gaisheng, SONG Yulong

(College of Agronomy, Northwest A&F University/ National Yangling Agricultural Biotechnology & Breeding Center/ Yangling Branch of State Wheat Improvement Center/ Wheat Breeding Engineering Research Center, Ministry of Education/ Key Laboratory of Crop Heterosis of Shaanxi Province, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to realize the accurate estimation of winter wheat yield, this study used an unmanned aerial vehicle(UAV) to collect multi-temporal canopy multispectral data from 266 wheat varieties(lines), extracted multiple vegetation indices, and established a single-fertility and multi-fertility combined single-stage and multi-stage based on machine learning algorithms, such as multiple linear regression(PLSR), support vector regression(SVR), random forest(RF), and back-propagation neural network(BP), to set up. wheat grain yield prediction model. At the same time, the coefficient of determination(R^2) and root mean square error(RMSE) were used to evaluate the models. It was found that the yield prediction with a single growth stage was best at mid-filling stage, and the optimal model was the RF model with the prediction accuracy of $R^2=0.655$ and $\text{RMSE}=0.550 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ and the optimal model for the yield prediction model with a combination of multi-growth stages was

收稿日期:2024-07-15 修回日期:2024-08-23

基金项目:国家自然科学基金项目(31701500);陕西省重点研发计划一般项目(2022NY-176);中央高校基本科研业务经费(Z1090322148)

第一作者 E-mail:zhaozeyangzz@163.com(赵泽阳)

通讯作者 E-mail:sylbl1986@163.com(宋瑜龙)

the RF model based on multi-spectral data from the five development stages (flowering, mid-filling, late-filling, dough and full-maturity), with the prediction accuracy of $R^2=0.834$, $RMSE=0.381 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$. Meanwhile, the accuracy of the winter wheat yield prediction model was further improved after adding textural features to the modeling features. Based on a single stage, the optimal prediction stage for the vegetation index combined with textural features was the combination of dough and full-maturity stages, and the optimal model was the SVR model, with the prediction accuracy of $R^2=0.924$ and $RMSE=0.253 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$. Therefore, unmanned canopy spectra can be used to predict winter wheat yield based on vegetation indices plus textural features, with the best prediction accuracy based on SVR models with multiple growth stages (dough and full-maturity).

Keywords: Vegetation index; Texture features; Multiple fertility periods; Winter wheat; Yield prediction model

粮食生产关乎国家发展和人民的幸福生活,其中小麦高产稳产对保障国家粮食安全起着十分重要的作用^[1],因此小麦的科学种植和合理管理就显得十分重要,其中准确预测产量对国家政策调整和指导小麦生产意义重大^[2]。传统的小麦产量预测主要采用实地取样调查,不仅费时费力,且对区域尺度的产量估测显得力不从心。近年来随着无人机遥感技术的进步,其操作便捷、响应迅速、高分辨率等特点非常适合小麦大面积产量的准确快速估测^[3],但估测模型的精度仍需要进一步提升和优化。

目前,基于无人机光谱数据的小麦产量预测模型的研究已有不少文献报道。例如,陶惠林等^[4]利用无人机平台搭载高光谱相机获取冬小麦多个生育时期影像,优选了5个植被指数和2种红边参数,构建了不同生育时期的小麦产量预估模型,为无人机高光谱估算作物产量提供了参考;Hassan等^[5]利用无人机采集充分灌溉和缺水灌溉状态下多个小麦生育时期的多光谱数据,并构建产量预估模型,经验证在充分灌溉的条件下灌浆期的模型精度最高;Vatter^[6]以34个硬质小麦为研究对象,设置了16种不同的环境条件,获取了11个波段的多光谱图像数据,基于机器学习回归模型对产量进行预测,开发出具有良好预测能力的产量预测模型。虽然这些研究都提出了最佳模型,但大多采用少量品种(系)进行探讨,所得出的结论在更多小麦品种(系)上的应用效果有待进一步验证,且小麦产量的形成是由多个生育时期的生长发育共同决定的,利用单一时期的光谱数据难以实现产量的精准预测。此外,贾丹^[7]研究表明,光谱信息和纹理特征结合对小麦植株氮浓度的预测效果优于单一光谱特征或纹理特征;王

立群^[8]也认为,植被指数融入纹理特征后,所构建的冬小麦产量预测模型相较于基于植被指数的产量预测模型有较高的预测精度。基于此,本研究利用无人机采集266个小麦品种(系)的多时相冠层多光谱和RGB数据,提取多个植被指数和纹理特征,并分别基于多元线性回归(PLSR)、支持向量机(SVR)、随机森林(RF)、反向传播神经网络(BP)等机器学习算法建立单一生育时期和多生育时期结合的小麦产量预测模型,同时采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)对所获模型精度进行评价,以期对无人机技术在小麦产量预测方面的应用提供参考和技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验在西北农林科技大学农作一站(108°5'34"E,34°8'17"N)进行。该地区地处暖温带,属于温带季风性气候区,年均气温14.1℃,日照时间2572.6h,无霜期292d,降水量709.5mm。小麦于2022年10月7号播种,小区面积6.75m²(4.5m×1.5m),每小区种植6行,行距0.25m。全国施肥标准统一,每公顷基施225kg尿素和500kg二胺,返青期追施112.5kg尿素。供试材料为263个冬小麦新品种(系),不设重复;同时选周麦18、周麦36和小偃22作为参考品种,每品种设3次重复;共计266个品种(系)和272个小区。

1.2 数据采集

1.2.1 无人机多光谱遥感数据获取

本研究选用大疆经纬M300RTK(大疆创新科技有限公司,中国)作为无人机遥感平台,搭载美国Micasense公司生产的RedEdge-MX五通道多光谱相机获取冬小麦冠层的多光谱数据。Re-

dEdge-MX 可以同时采集蓝、绿、红、红边、近红外 5 个波段的光谱影像。飞行时间选择天气晴朗无云的上午 10:00—12:00 [4 月 26 日(扬花期)、5 月 11 日(灌浆期)、5 月 19 日(灌浆期)、5 月 30 日(蜡熟期)和 6 月 6 日(完熟期)]。与此同时,试验采用重叠度触发拍照模式,航向重叠率设置 80%,旁向重叠率设置 70%,触发高度为 10 m,飞

行高度设置 30 m,每次飞行前后均需手动拍摄定标版,用于后续辐射校正。

1.2.2 小麦产量测定

小麦成熟后收获 272 个小区并测定产量。小麦产量范围为 4 000 ~ 10 000 kg · hm⁻²,且主要集中在 7 000 ~ 8 000 kg · hm⁻²,其中产量约为 7 500 kg · hm⁻² 的品种(系)最多(图 1)。

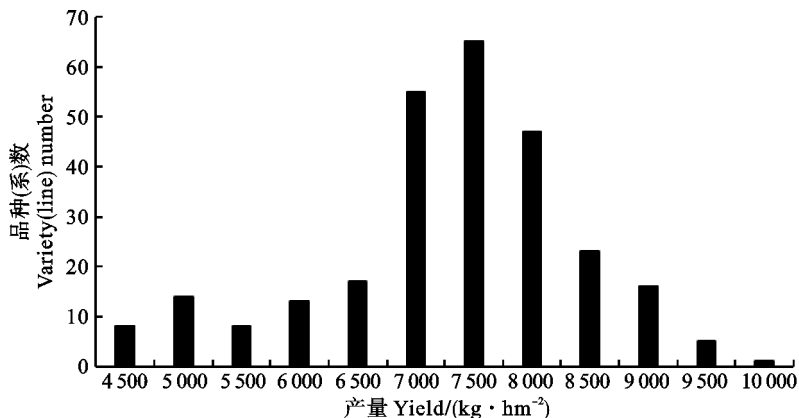


图 1 冬小麦产量分布

Fig. 1 Distribution of winter wheat yield

1.3 无人机多光谱数据预处理

将采集到的无人机多光谱数据通过 Pix4D mapper、ENVI5.3 进行预处理:(1)将多光谱图像导入 Pix4D mapper,完成初始化,生成密集点云,生成网格,进行辐射定标,然后生成整个研究区的五通道单波段反射率图像;(2)使用 ENVI5.3 软件的 Layer stacking 功能将 5 个单波段反射率图像合成一幅研究区的地面反射率图像;(3)为了降低数据冗余,提升数据处理速度,使用 ENVI5.3 中的 Subset Datavia ROIs 工具,对拼接好的试验区地面反射率影像进行裁剪,裁剪掉区外的多余影像;(4)由于小区间有 50 cm 的间隔,因而使用 ENVI5.3 中的 ROI 工具标记出植被指数提取区域,剔除多余的裸地背景。此外,在确保每个小区大小相等且尽可能多地包含小麦群体的前提下,获得 272 个小区的感兴趣区域(region of interest, ROI)。

1.4 植被指数的提取

植被指数是基于遥感数据中两个或多个波段的光谱反射率,通过比值、线性或非线性的组合形式来计算得出的,目的是为了突出植被信息。因此,在进行植被指数计算前,首先需要提取每个小区冠层的反射率。具体做法是,以感兴趣区域内矩形框中的所有像素点的平均反射率代表该小区的平均冠层反射率,以确保计算出的植被指数

能更加精确地反映特定区域植被的实际情况。与此同时,在参考前人研究结果的基础上,本研究选取能够有效反映冬小麦生长状况和潜在产量的 32 种常见植被指数(表 1),构建产量估测模型,对冬小麦产量进行估测。

1.5 纹理特征的提取

利用灰度共现矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)方法从 RGB 相机收集的图像中提取各时期蓝、绿、红、红外、近红五个波段的共 40 个纹理特征(平均值、方差、均匀性、对比度、相异性、熵、二阶矩和相关性),再筛选出各时期与产量相关性最高的 5 个纹理特征。

1.6 无人机产量预测模型构建

数据在标准化处理和缩放后,随机抽取其中的 2/3 作为建模集,分别用偏最小二乘回归(partial least-squares regression, PLSR)^[36]、随机森林(random forest, RF)^[37]、支持向量机(support vector regression, SVR)^[38]和 BP 神经网络(back propagation, BP)算法构建预测模型。剩余的 1/3 数据作为验证集用于模型预测精度检验。

1.7 模型评价

采用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)评价模型性能。 R^2 越接近于 1,表明模型的拟合度越高,预测能力越强;RMSE 越小,表明模型的预

表 1 植被指数汇总
Table 1 Summary of vegetation indices

植被指数 Vegetation index	公式 Formula	文献 Reference
r	$R/(R+G+B)$	[9]
g	$G/(R+G+B)$	[9]
b	$B/(R+G+B)$	[9]
EXR	$1.4R-G$	[10]
EXG	$2G-R-B$	[10]
EXRG	$EXG-EXR$	[11]
CIVE	$0.441R-0.881G+0.3856B+18.79$	[12]
GRR1	G/R	[13]
GBR1	G/B	[14]
VDVI	$(2G-R-B)/(2G+R+B)$	[15]
VARI	$(G-R)/(G+R-B)$	[15]
NGBDI	$(G-R)/(G+R)$	[16]
NGRDI	$(G-B)/(G+B)$	[16]
DVI	$N-R$	[17]
EVI2	$2.5(N-R)/(N+6R-7.5B+1)$	[18]
RV1	N/R	[19]
GNDVI	$(N-G)/(N+G)$	[20]
NDVI	$(N-R)/(N+R)$	[21]
OSAVI	$1.16(N-R)/(N+R+0.16)$	[22]
CI _{re}	$N/RE-1$	[23]
CI _{green}	$N/G-1$	[24]
NDRE	$(N-RE)/(N+RE)$	[25]
SIPI	$(N-B)/(N+R)$	[26]
TVI	$60(N-G)/100(R-G)$	[27]
TCARI	$3[(RE-R)-0.2(RE-G)(RE/R)]$	[28]
MNVI	$1.5(N^2-R)/(N^2+R+0.5)$	[29]
MTCI	$(N-RE)/(RE/R)$	[30]
CCCI	$NDRE/NDVI$	[31]
NDWI	$(G-N)/(G+N)$	[32]
MSR	$\frac{(N/R-1)}{\sqrt{(N/R+1)}}$	[33]
MCARI	$((RE-R)-0.2(RE-G))(RE/R)$	[34]
MSAVI	$N+1-\frac{\sqrt{(2N+1)^2-8(N-R)}}{2}$	[35]

R、G、B、RE 和 N 分别指多光谱图像中蓝波段、绿波段、红波段、红边波段、近红波段的反射率。

R, G, B, RE, and N refer to the reflectance of the blue band, green band, red band, red edge band, near-infrared band in the multi-spectral image, respectively.

测误差越低,预测精度越高。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - f_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$

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

其中 f_i 表示第 i 个样本的预测值, \bar{y} 为因变量均值, y_i 为因变量实测值, n 表示样本数。

2 结果与分析

2.1 植被指数与小麦产量的相关性

相关分析表明,小麦的植被指数与产量均存在不同程度的相关性,且不同生育时期的相关性不同。其中,在扬花期,NDRE 的相关性最高,其相关系数达到 0.628,其次是 CI_{re} 和 CCCI;灌浆中

期,TVI 的相关性最高,其相关系数达到 0.728,MSAVI 与 MNVI 次之;灌浆后期,EVI2 的相关性最高,其相关系数为 0.782,TVI 及 DVI 次之;蜡熟期,EVI2 的相关性最高,其相关系数达到 0.783,EVI2 次之;完熟期,DVI 的相关性最高,其相关系数达到 0.609,TVI 和 MSAVI 次之(表 2)。由于小麦不同生育时期与产量极显著相关的植被指数不完全一致,且相关程度存在差异,因此选择与产量显著相关的植被指数建模。

2.2 植被特征筛选

为了能够剔除不相关的植被特征,提高模型准确度,减少运行时间,本研究对各时期植被指数进行特征数目筛选和特征重要性评估。首先,利

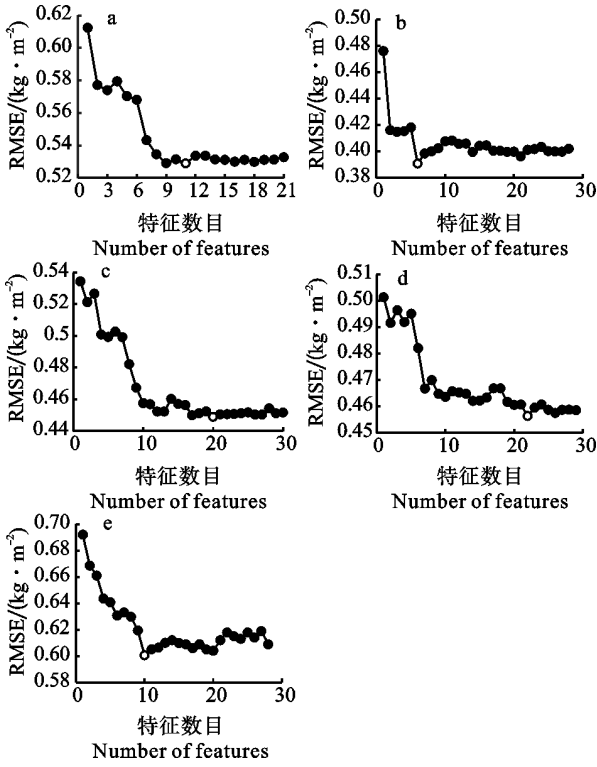
用递归消除法进行特征筛选,使用 RMSE 对模型进行评价,当 RMSE 最低时,输入模型的特征数目最佳。结果表明,扬花期、灌浆中期、灌浆后期、蜡熟期和完熟期的最佳特征数目分别为 11、6、20、22 和 10(图 2)。各时期的植被指数通过随机森林特种重要性进行排序,扬花期和灌浆中期的最重要特征分别为 SIPI 和 EVI2,灌浆后期、蜡熟期和完熟期的最重要特征均为 DVI(图 3)。与此同时,通过各时期最佳特征输入数和相对应的特征重要性结合,即可获得不同生育时期最佳的特征集合,如灌浆中期的最佳植被特征集合为 EVI2、CIre、DVI、NDRE、TVI 和 b。

表 2 小麦不同生育时期植被指数与产量的相关性

Table 2 Correlation between vegetation index and yield at different wheat growth stages

植被指数 Vegetation index	扬花期 Anthesis	灌浆中期 Mid-filling	灌浆后期 Late-filling	蜡熟期 Dough maturity	完熟期 Full-maturity
r	-0.219*	-0.310**	-0.555**	-0.573**	-0.347**
g	0.209*	-0.100	0.373**	0.594**	0.501**
b	-0.108	0.509**	0.618**	0.159	-0.533**
EXG	-0.372**	-0.458**	0.029	0.625**	0.521**
EXR	0.063	-0.021	-0.488**	-0.559**	-0.421**
EXGR	-0.287**	-0.338**	0.324**	0.597**	0.481**
CIVE	-0.287**	0.456**	-0.019	-0.627**	-0.519**
GRR1	0.215*	0.167	0.516**	0.582**	0.465**
GBRI	0.164	-0.426**	-0.415**	0.572**	0.547**
VDVI	0.211*	-0.098	0.374**	0.596**	0.502**
NGBDI	0.171	-0.419**	-0.409**	0.585**	0.555**
NGRDI	0.223*	0.173	0.509**	0.587**	0.464**
DVI	-0.054	0.695**	0.774**	0.774**	0.609**
EVI2	-0.049	0.728**	0.782**	0.775**	0.603**
RVI	0.452**	0.558**	0.635**	0.669**	0.577**
GNDVI	0.568**	0.639**	0.607**	0.587**	0.462**
NDVI	0.498**	0.576**	0.630**	0.707**	0.585**
OSAVI	0.172	0.706**	0.732**	0.767**	0.601**
CIre	0.617**	0.681**	0.644**	0.421**	0.154
CIgreen	0.545**	0.622**	0.583**	0.566**	0.446**
NDRE	0.628**	0.691**	0.664**	0.434**	0.159
SIPI	0.517**	0.540**	0.611**	0.711**	0.597**
TVI	-0.068	0.686**	0.774**	0.783**	0.607**
TCARI	-0.204*	-0.258*	-0.420**	0.555**	0.566**
MNVI	-0.006	0.708**	0.769**	0.735**	0.507**
MTCI	0.605**	0.669**	0.570**	0.062	-0.033
CCCI	0.611**	0.676**	0.561**	0.004	0.002
NDWI	-0.568**	-0.639**	-0.607**	-0.587**	-0.462**
MSRI	0.439**	0.549**	0.625**	0.646**	0.568**
MCARI	-0.196	-0.254*	0.254*	0.622**	0.530**
MSAVI	0.102	0.710**	0.771**	0.774**	0.607**

* : $P < 0.05$; ** : $P < 0.01$.



a: 扬花期; b: 灌浆中期; c: 灌浆后期; d: 蜡熟期; e: 成熟期。下同。

a: Anthesis stage; b: Mid-filling stage; c: Late-filling stage; d: Dough maturity stage; e: Full-maturity stage. The same in Fig. 3.

图 2 模型表现随特征数目的变化
Fig. 2 Variation of model performance with number of features

2.3 纹理特征与产量的相关性分析

将多光谱 5 个波段的共 40 个纹理特征与产量进行相关性分析,然后筛选出每个时期与产量相关性最高的 5 个纹理特征参与建模,这些特征与产量相关性均达到显著水平(表 3)。

2.4 基于植被指数的冬小麦产量预估模型构建与验证

2.4.1 单一生育时期植被指数产量预估模型

利用特征筛选结果,基于单一生育时期植被指数构建了 PLSR、SVR、RF、BP 神经网络小麦产量预测模型。从模型拟合性来看,扬花期和成熟期的表现较差,灌浆中期、灌浆后期和蜡熟期的表现较好,其中灌浆中期以 RF 模型表现最佳,灌浆后期和蜡熟期均以 SVR 表现最佳。利用验证集对这些模型的预测精度进行检测,结果(表 5)表明,不同生育时期中,4 种模型的预测精度与建模精度的规律基本一致,总体上也是扬花期和成熟期的表现较差,灌浆中期、灌浆后期和蜡熟期的表现较好;4 种模型中 SVR 和 RF 模型表现优于 PLSR

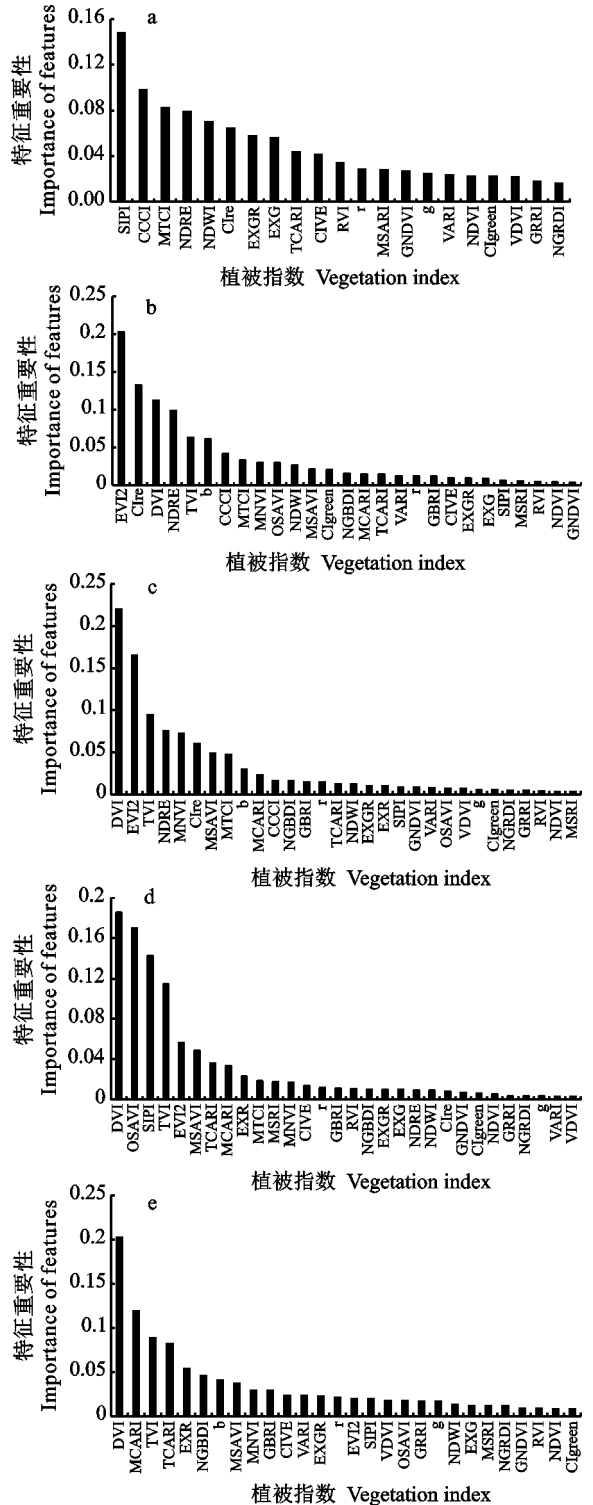


图 3 小麦不同生育时期建模时植被指数的特征重要性
Fig. 3 Feature importance of vegetation index at different wheat growth stages

和 BP 模型,其中以灌浆中期的 RF 模型预测精度最高,其 R^2 为 0.655, RMSE 为 $0.550 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ 。

2.4.2 多生育时期植被指数产量预估模型

对不同生育时期数据进行组合,重新构建基

表 3 小麦不同生育时期纹理特征与产量的相关性
Table 3 Correlation between textural features and yield at different wheat growth stages

时期 Stage	纹理特征 Textural feature	相关性 Correlation
扬花期 Anthesis	Mean (b)	0.477 **
	Homogeneity (b)	0.370 **
	Dissimilarity (b)	-0.397 **
	Secondmoment (b)	0.368 **
	Correlation (N)	-0.352 **
灌浆中期 Mid-filling	Variance (b)	-0.546 **
	Homogeneity (b)	0.507 **
	Contrast (b)	-0.536 **
	Dissimilarity (b)	-0.532 **
	Entropy (b)	-0.514 **
灌浆后期 Late-filling	Contrast (r)	-0.418 **
	Correlation (g)	-0.367 **
	Entropy (r)	-0.439 **
	Secondmoment (r)	0.446 **
	Correlation (RE)	-0.386 **
蜡熟期 Dough maturity	Mean (r)	0.420 **
	Mean (RE)	0.430 **
	Mean (N)	0.456 **
	Entropy (g)	-0.425 **
	Secondmoment (g)	0.465 **
完熟期 Full-maturity	Mean (g)	0.420 **
	Mean (RE)	0.498 **
	Mean (N)	0.466 **
	Secondmoment (g)	0.349 **
	Entropy (g)	-0.390 **

表 4 生育时期组合

Table 4 Growth stage combinations

组合 Combination	生育时期 Stage
S1	扬花期 Anthesis stage
S2	灌浆中期、灌浆后期 Mid-filling stage, late-filling stage
S3	蜡熟期、完熟期 Dough maturity, full-maturity stage
S4	扬花期、灌浆中期、灌浆后期 Anthesis stage, mid-filling stage, late-filling stage
S5	扬花期、蜡熟期、完熟期 Anthesis stage, dough maturity, full-maturity stage
S6	灌浆中期、灌浆后期、蜡熟期、完熟期 Mid-filling stage, late-filling stage, dough maturity, full-maturity stage
S7	扬花期、灌浆中期、灌浆后期、蜡熟期、完熟期 Anthesis stage, mid-filling stage, late-filling stage, dough maturity, full-maturity stage

于多生育时期数据集的冬小麦产量预估模型(表 4、表 6)。随着参与组合的时期增多,模型的拟合性和预测精度总体上均呈增加趋势,均以 5 个时期组合的模型最高。对比表 6 与表 5 数据可知, S2 组合(包括灌浆中期与灌浆后期)的模型预测精度高于对应的单一时期预测模型, S3 组合(包括蜡熟期与完熟期)模型的预测精度,也高于对应的单一预测模型精度,说明多生育时期数据结合更有利于小麦产量精准预测。在 S7 结合模型中以 RF 预测模型的精度最高($R^2 = 0.834$, $RMSE = 0.381 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$), BP 模型次之, PLSR 模型预测精度最差。

2.5 基于植被指数结合纹理特征的冬小麦产量预估模型构建与验证

2.5.1 单一生育时期多植被指数结合纹理特征产量预估模型

为了进一步提高模型精度,基于单一生育时期植被指数结合纹理特征构建了 PLSR、SVR、RF、BP 小麦产量预测模型,结果发现,与表 5 数据相比,加入纹理特征后,各生育时期的模型拟合性和精度总体上均提高。在不同模型中, SVR 和 RF 模型拟合性和预测精度较高,其中验证的 R^2 分别为 0.689~0.836 和 0.610~0.875, RMSE 分别为 0.372~0.490 和 0.324~0.574; 不同时期中均以蜡熟期的拟合性和预测精度最高(表 7)。这说明小麦产量预测模型的性能不仅与建模方法有关,而且受生育时期的影响。

2.5.2 多生育时期多植被指数结合纹理特征产量预估模型

根据表 4 的组合方式,将各生育时期植被指数和纹理特征进行组合,再次构建多生育时期联合的冬小麦产量预测模型(表 8)。植被指数结合纹理特征作为模型参数后,总体上组合时期的增多有助于模型拟合性和预测精度的提升,但也有可能导致模型过拟合。S3 组合下, SVR 模型的预测精度最高($R^2 = 0.924$, $RMSE = 0.253 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)(表 8)。对比表 8、表 7 和表 6 数据可知,多生育时期模型的预测效果均优于单生育时期模型;加入纹理特征后,模型的预测精度得到提高,说明利用植被指数结合纹理特征,同时多个生育时期数据组合进行冬小麦产量预测时效果最好。

表 5 基于单一生育时期植被指数的冬小麦产量的训练和验证结果

Table 5 Training and testing results of winter wheat yield models based on vegetation indexes for single growth stages

模型 Model	数据 Data	指标 Index	扬花期 Anthesis	灌浆中期 Mid-filling	灌浆后期 Late-filling	蜡熟期 Dough maturity	完熟期 Full-maturity
PLSR	训练集 Training set	R^2	0.376	0.617	0.601	0.605	0.426
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.726	0.603	0.633	0.569	0.702
	验证集 Testing set	R^2	0.358	0.527	0.494	0.589	0.400
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.751	0.644	0.666	0.601	0.725
SVR	训练集 Training set	R^2	0.472	0.635	0.756	0.753	0.572
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.687	0.589	0.522	0.587	0.832
	验证集 Testing set	R^2	0.417	0.565	0.628	0.557	0.176
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.715	0.618	0.560	0.623	0.850
RF	训练集 Training set	R^2	0.552	0.752	0.722	0.692	0.539
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.642	0.502	0.560	0.526	0.576
	验证集 Testing set	R^2	0.460	0.655	0.589	0.638	0.445
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.688	0.550	0.601	0.563	0.602
BP	训练集 Training set	R^2	0.568	0.736	0.733	0.706	0.523
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.436	0.406	0.392	0.396	0.488
	验证集 Testing set	R^2	0.507	0.629	0.392	0.636	0.473
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.487	0.423	0.416	0.418	0.504

表 6 基于多生育时期多植被指数的冬小麦产量模型的训练和验证结果

Table 6 Training and testing results of the winter wheat yield models based on multiple vegetation indices for multiple growth stages

模型 Model	数据 Data	指标 Index	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7
PLSR	训练集 Training set	R^2	0.376	0.553	0.579	0.622	0.666	0.659	0.752
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.726	0.602	0.586	0.580	0.532	0.536	0.486
	验证集 Testing set	R^2	0.358	0.530	0.565	0.604	0.659	0.647	0.724
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.751	0.642	0.618	0.590	0.547	0.556	0.492
SVR	训练集 Training set	R^2	0.472	0.709	0.562	0.721	0.629	0.709	0.752
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.687	0.521	0.622	0.482	0.568	0.502	0.483
	验证集 Testing set	R^2	0.417	0.677	0.531	0.713	0.616	0.698	0.735
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.715	0.533	0.642	0.501	0.580	0.517	0.500
RF	训练集 Training set	R^2	0.552	0.713	0.659	0.752	0.800	0.829	0.842
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.642	0.500	0.521	0.460	0.421	0.390	0.366
	验证集 Testing set	R^2	0.460	0.682	0.638	0.733	0.779	0.821	0.834
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.688	0.528	0.531	0.484	0.441	0.396	0.381
BP	训练集 Training set	R^2	0.568	0.726	0.719	0.761	0.794	0.817	0.834
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.436	0.371	0.370	0.340	0.324	0.304	0.290
	验证集 Testing set	R^2	0.507	0.707	0.706	0.747	0.774	0.806	0.820
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.487	0.376	0.376	0.349	0.330	0.306	0.294

表 7 基于单一生育时期植被指数和纹理特征的冬小麦产量模型训练和验证结果

Table 7 Training and testing results of winter wheat yield models based on vegetation indexes and textural features for single growth stages

模型 Model	数据 Data	指标 Index	扬花期 Anthesis	灌浆中期 Mid-filling	灌浆后期 Late-filling	蜡熟期 Dough maturity	完熟期 Full-maturity
PLSR	训练集 Training set	R^2	0.540	0.614	0.679	0.776	0.721
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.677	0.621	0.566	0.472	0.527
	验证集 Testing set	R^2	0.486	0.603	0.617	0.750	0.671
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.659	0.579	0.568	0.460	0.527
SVR	训练集 Training set	R^2	0.721	0.905	0.919	0.960	0.936
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.469	0.306	0.283	0.199	0.251
	验证集 Testing set	R^2	0.689	0.764	0.715	0.836	0.777
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.486	0.446	0.490	0.372	0.433
RF	训练集 Training set	R^2	0.702	0.770	0.819	0.931	0.886
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.545	0.479	0.424	0.260	0.337
	验证集 Testing set	R^2	0.677	0.61	0.647	0.875	0.776
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.522	0.574	0.546	0.324	0.434
BP	训练集 Training set	R^2	0.692	0.658	0.698	0.872	0.851
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.374	0.392	0.38	0.254	0.263
	验证集 Testing set	R^2	0.669	0.629	0.666	0.846	0.824
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.399	0.423	0.401	0.272	0.291

表 8 基于多生育时期植被指数和纹理特征的冬小麦产量模型训练和验证结果

Table 8 Training and testing results of the winter wheat yield models based on vegetation indices and textural features for multiple growth stages

模型 Model	数据 Data	指标 Index	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7
PLSR	训练集 Training set	R^2	0.540	0.696	0.716	0.757	0.781	0.783	0.806
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.677	0.55	0.532	0.492	0.467	0.465	0.440
	验证集 Testing set	R^2	0.486	0.668	0.632	0.729	0.713	0.796	0.802
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.659	0.529	0.558	0.478	0.492	0.414	0.408
SVR	训练集 Training set	R^2	0.702	0.919	0.970	0.985	0.988	0.992	0.992
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.545	0.283	0.171	0.121	0.108	0.088	0.088
	验证集 Testing set	R^2	0.677	0.712	0.924	0.854	0.894	0.876	0.863
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.522	0.492	0.253	0.351	0.298	0.323	0.340
RF	训练集 Training set	R^2	0.721	0.931	0.957	0.968	0.971	0.961	0.975
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.469	0.262	0.206	0.177	0.169	0.195	0.157
	验证集 Testing set	R^2	0.689	0.791	0.828	0.887	0.843	0.796	0.857
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.486	0.420	0.380	0.308	0.364	0.414	0.347
BP	训练集 Training set	R^2	0.700	0.798	0.920	0.836	0.928	0.931	0.927
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.387	0.321	0.211	0.311	0.206	0.201	0.201
	验证集 Testing set	R^2	0.648	0.734	0.886	0.766	0.889	0.907	0.900
		RMSE/(kg · m ⁻²)	0.411	0.357	0.233	0.336	0.230	0.211	0.219

3 讨论

基于无人机的产量估测模型作为作物估产遥感技术的重要内容一直备受学者们的关注。因此,如何提高模型估产的精度也一直是现在研究者热烈讨论的话题。本研究以 2022—2023 年度种植的 266 个小麦品种(系)为试验材料,利用多光谱相机获取 5 个生育时期冬小麦影像,提取传感器 5 个单波段光谱信息,并进行植被指数特征提取,获得了 32 个植被指数,经过相关性分析与特征筛选,得到了基于单一生育时期产量预估模型的最佳特征数目及各生育时期特征重要性排名。基于单一生育时期及多生育时期的数据,分别构建了包含多种植被指数参数的 PLSR、SVR、RF 和 BP 神经网络的冬小麦产量预测模型。在单一生育时期的模型中,RF 和 BP 神经网络预测模型表现出最佳的产量预测效果,这与张少华等^[39]以选取的 7 种植被指数和两个温度参数作为输入变量获得最佳小麦产量预测模型为 RF 模型的结果相近。此外,本研究发现,基于单一生育时期的冬小麦产量预测模型中,灌浆期模型的预测精度普遍高于其他生育时期。李宗鹏等^[40]使用多光谱无人机分别在小麦的抽穗期、开花期和灌浆期采集冠层多光谱影像,并基于此构建了 MLR、SVM、PLSR 和 Cubist 回归模型,采用 Stacking 方法形成次级产量预估模型,其中 Cubist 的次级模型在灌浆期的产量预测精度最高,与本研究结果相似。兰铭等^[41]通过对比小麦拔节期、挑旗期、抽穗期和灌浆期的预测精度,也证实灌浆期预测效果的优越性。这可能是因为冬小麦籽粒生长发育的过程中灌浆期的持续时间较长,对产量形成具有重要的影响^[42]。

对多生育时期组合的冬小麦产量预估模型进行比较分析,结果表明,多生育时期组合的产量预估模型精度比单一时期产量估测模型的精度高,其中基于 5 个生育时期的 RF 模型预测精度最好。李阳等^[43]通过对比分析综合多个生育时期与基于单一生育时期构建的冬小麦产量预测模型,也认为多时期组合的模型具有优越性。这也说明在产量预测研究中,应综合考虑作物整个生长周期内的关键生育时期所获得的遥感指标,可以显著提高模型的预测精度和可靠性。此外,无论是基于单一生育时期,还是多生育时期结合的产量预估模型,RF 与 BP 产量模型的预测效果较

佳。这与 Han 等^[44]和申洋洋等^[45]的研究结果一致。RF 算法结合了大量回归树的嵌入学习算法,具有运算快速、抗噪声强、不易出现过拟合等优点,是在不同生育时期对小麦产量进行预测的首选算法之一。BP 模型具有强大的学习和推理能力,可更好地提升模型性能。

利用纹理信息可以帮助区分独立于色调的空间信息,以识别图像中感兴趣的物体或区域^[46]。作物冠层结构信息用于构建作物监测模型时可有效提高模型监测精度^[47]。当纹理特征与植被指数结合使用时,纹理特征可以补充植被指数无法提供的冠层特征,比单独使用多光谱植被指数的效果要好。范军亮等^[48]利用无人机搭载多光谱相机在冬小麦的拔节期、孕穗期、抽穗期和灌浆期获取了多光谱图像,并提取了植被指数和纹理特征,结果发现,相较于仅利用植被指数或纹理特征的方法,结合植被指数和纹理特征可以有效提高模型对冬小麦叶片氮素的估测精度。朱永基等^[49]用无人机获取冬小麦 6 个关键生育时期的多光谱影像和纹理特征,将植被指数与纹理特征融合后建模,提升了冬小麦生物量估算的精度。上述结果表明,RGB 纹理指数对提高冬小麦生长及产量估测精度具有重要作用,这在本研究也得到了证实。本研究在利用多生育时期植被指数建模的最高 R^2 为 0.834,而在加入纹理特征后, R^2 可达到 0.924,充分说明加入纹理特征后,模型精度得到了进一步提高。

4 结论

以 266 个冬小麦品种(系)为研究对象,基于单一生育时期植被指数的冬小麦产量预估模型中,精度最高的是灌浆中期的 RF 预测模型,而基于多生育时期植被指数的冬小麦产量预估模型中精度是 5 个生育时期组合的 RF 模型,且多生育时期组合的产量预估模型精度均高于单一时期。建模特征中加入纹理特征可进一步提高模型精度,其中精度最高的是蜡熟期和完熟期结合的 SVR 模型, $R^2=0.924$, $RMSE=0.253 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ 。

参考文献:

- [1] 李军玲,郭其乐,彭记永. 基于 MODIS 数据的河南省冬小麦产量遥感估算模型[J]. 生态环境学报,2012,21(10):1665.
LI J L, GUO Q L, PENG J Y. Remote sensing estimation model of Henan province winter wheat yield based on MODIS data [J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2012, 21(10):

- 1665.
- [2] WANG L, TIAN Y, YAO X, *et al.* Predicting grain yield and protein content in wheat by fusing multi-sensor and multi-temporal remote-sensing images [J]. *Field Crops Research*, 2014, 164: 178.
- [3] 姚阔, 郭旭东, 南颖, 等. 植被生物量高光谱遥感监测研究进展[J]. *测绘科学*, 2016, 41(8): 48.
YAO K, GUO X D, NAN Y, *et al.* Research progress of hyperspectral remote sensing monitoring of vegetation biomass assessment [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016, 41(8): 48.
- [4] 陶惠林, 冯海宽, 徐良骥, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦生物量估算[J]. *江苏农业学报*, 2020, 36(5): 1154.
TAO H L, FENG H K, XU L J, *et al.* Winter wheat biomass estimation based on hyperspectral remote sensing data of unmanned aerial vehicle(UAV) [J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2020, 36(5): 1154.
- [5] HASSAN M A, YANG M, RASHEED A, *et al.* A rapid monitoring of NDVI across the wheat growth cycle for grain yield prediction using a multi-spectral UAV platform [J]. *Plant Science*, 2019, 282: 95.
- [6] VATTER T, GRACIA-ROMERO A, KEFAUVER S C, *et al.* Preharvest phenotypic prediction of grain quality and yield of durum wheat using multispectral imaging [J]. *The Plant Journal*, 2022, 109(6): 1507.
- [7] 贾丹, 陈鹏飞. 低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(7): 164.
JIA D, CHEN P F. Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(7): 164.
- [8] 王立群. 基于无人机多光谱的冬小麦产量估测研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2024.
WANG L Q. Research on winter wheat yield estimation based on drone multispectral data [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2024.
- [9] YANG B, WANG M, SHA Z, *et al.* Evaluation of aboveground nitrogen content of winter wheat using digital imagery of unmanned aerial vehicles [J]. *Sensors*, 2019, 19(20): 4416.
- [10] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282.
- [11] PETERS-LIDARD C D, ZION M S, WOOD E F. A soil-vegetation-atmosphere transfer scheme for modeling spatially variable water and energy balance processes [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1997, 102(D4): 4303.
- [12] VINCENT L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, 2(2): 176.
- [13] HAGUE T, TILLET N D, WHEELER H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals [J]. *Precision Agriculture*, 2006, 7(1): 21.
- [14] GUIJARRO M, PAJARES G, RIOMOROS I, *et al.* Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(1): 75.
- [15] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76.
- [16] HUNT E R, CAVIGELLI M, DAUGHTRY C S T, *et al.* Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status [J]. *Precision Agriculture*, 2005, 6(4): 359.
- [17] RICHARDSON A J, EVERITT J H. Using spectral vegetation indices to estimate rangeland productivity [J]. *Geocarto International*, 1992, 7(1): 63.
- [18] JIANG Z, HUETE A R, DIDAN K, *et al.* Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3833.
- [19] JORDAN C F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor [J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663.
- [20] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289.
- [21] ROUSE J W, HAAS R W, SCHELL J A, *et al.* Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation [R]. Greenbelt MD: NASA/GSFC type III, final report, 1974.
- [22] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95.
- [23] JU C H, TIAN Y C, YAO X, *et al.* Estimating leaf chlorophyll content using red edge parameters [J]. *Pedosphere*, 2010, 20(5): 633.
- [24] CLEVERS J G P W, GITELSON A A. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and-3 [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 23: 344.
- [25] SIMS D A, GAMON J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2-3): 337.
- [26] VERRELST J, SCHAEPMAN M E, KOETZ B, *et al.* Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5): 2341.
- [27] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 156.
- [28] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, *et al.* Inte-

- grated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2-3): 416.
- [29] GONG P, PU R, BIGING G S, *et al.* Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1355.
- [30] GITELSON A A, VIÑA A, VERMA S B, *et al.* Relationship between gross primary production and chlorophyll content in crops: Implications for the synoptic monitoring of vegetation productivity [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2006, 111: e2005jd006017.
- [31] FITZGERALD G, RODRIGUEZ D, O'LEARY G. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index—The canopy chlorophyll content index (CCCI) [J]. *Field Crops Research*, 2010, 116(3): 318.
- [32] MCFEETERS S K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(7): 1425.
- [33] CHEN J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1996, 22(3): 229.
- [34] 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.
- [35] QI J, CHEHBOUNI A, HUETE A R, *et al.* A modified soil adjusted vegetation index [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119.
- [36] WOLD S, SJÖSTRÖM M, ERIKSSON L. PLS-regression: A basic tool of chemometrics [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2001, 58(2): 109.
- [37] BREIMAN L. Random forest [J]. *Machine Learning*, 1999, 45: 1.
- [38] DRUCKER H, SURGES C J C, KAUFMAN L, *et al.* Support vector regression machines [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1997: 155.
- [39] 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.
ZHANG S H, DUAN J Z, HE L, *et al.* Wheat yield estimation from UAV platform based on multi-modal remote sensing data fusion [J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2022, 48(7): 1746.
- [40] 李宗鹏, 李连豪, 陈震, 等. 基于Stacking法的无人机光谱遥测冬小麦产量[J]. *灌溉排水学报*, 2021, 40(8): 50.
LI Z P, LI L H, CHEN Z, *et al.* Estimating winter wheat yield using UAV remote sensing imageries and stacking method [J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2021, 40(8): 50.
- [41] 兰铭, 费帅鹏, 禹小龙, 等. 多光谱与热红外数据融合在冬小麦产量估测中的应用[J]. *麦类作物学报*, 2021, 41(12): 1564.
LAN M, FEI S P, YU X L, *et al.* Application of multispectral and thermal infrared data fusion in estimation of winter wheat yield [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2021, 41(12): 1564.
- [42] HILLEL D. Modeling plant and soil systems [J]. *Soil Science*, 1992, 154(6): 511.
- [43] 李阳, 苑严伟, 赵博, 等. 基于多时相多参数融合的麦玉轮作小麦产量估算方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(12): 186.
LI Y, YUAN Y W, ZHAO B, *et al.* Estimation of wheat yield in wheat-maize rotation based on multi-temporal and multi-parameter fusion [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(12): 186.
- [44] HAN L, YANG G, DAI H, *et al.* Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data [J]. *Plant Methods*, 2019, 15: 10.
- [45] 申洋洋, 陈志超, 胡昊, 等. 基于无人机多时相遥感影像的冬小麦产量估算[J]. *麦类作物学报*, 2021, 41(10): 1298.
SHEN Y Y, CHEN Z C, HU H, *et al.* Estimation of winter wheat yield based on UAV multi-temporal remote sensing image [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2021, 41(10): 1298.
- [46] SARKER L R, NICHOL J E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(4): 968.
- [47] LU J, CHENG D, GENG C, *et al.* Combining plant height, canopy coverage and vegetation index from UAV-based RGB images to estimate leaf nitrogen concentration of summer maize [J]. *Biosystems Engineering*, 2021, 202: 42.
- [48] 范军亮, 王涵, 廖振棋, 等. 基于纹理-颜色特征与植被指数融合的冬小麦LAI估测[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(7): 347.
FAN J L, WANG H, LIAO Z Q, *et al.* Winter wheat leaf area index estimation based on texture-color features and vegetation indices [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(7): 347.
- [49] 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.
ZHU Y J, TAO X Y, CHEN X F, *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.