

基于无人机高光谱数据的小麦生物量估测

张敏^{1,2}, 刘涛^{1,2}, 孙成明^{1,2*}

(1. 扬州大学农学院江苏省作物遗传生理重点实验室/江苏省作物栽培生理重点实验室, 江苏扬州 225009; 2. 扬州大学江苏省粮食作物现代产业技术协同创新中心, 江苏扬州 225009)

摘要 高光谱因其通道多、数据量大、信息丰富等特点, 在小麦农学参数估测方面被广泛应用。对小麦生物量和植被指数进行相关性分析, 结果表明 17 种植被指数中在拔节期、孕穗期和全生育期与生物量达到显著相关水平的植被指数各有 16 种; 拔节期 DVI 和 RDVI 指数相关性最高, r 均为 0.784; 孕穗期 GNDVI 指数相关性最高, r 为 0.766; 全生育期 WI 指数相关性最高, r 为 -0.799; 与开花期生物量达到显著相关的植被指数有 8 种, WBI 指数相关性最高, r 为 -0.642。分别利用各时期与生物量达到显著相关的植被指数构建生物量 PLSR 估测模型, 模型的验证 R^2 和建模 R^2 均是全生育期最高, 分别为 0.85 和 0.93, 其次是孕穗期、拔节期、开花期。建模 RMSE 最低的是孕穗期, 为 461.74 kg/hm², 验证 RMSE 最低的是拔节期为 354.92 kg/hm²。建模和验证 R^2 提升最大的是全生育期, 提升了 0.11; RMSE 下降最多的同样是全生育期, 下降了 298.93 kg/hm²。总体来看, 利用全生育期数据构建生物量估测模型精度最优。该研究所构建的小麦生物量预测模型可为田间作物长势监测以及农业管理决策提供有效参考。

关键词 小麦; 无人机; 高光谱; 生物量估测; 植被指数

中图分类号 S126 **文献标识码** A

文章编号 0517-6611(2023)17-0182-05

doi: 10.3969/j.issn.0517-6611.2023.17.041

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Wheat Biomass Estimation Based on UAV Hyperspectral Data

ZHANG Min^{1,2}, LIU Tao^{1,2}, SUN Cheng-ming^{1,2} (1. Jiangsu Key Laboratory of Crop Genetics and Physiology/ Jiangsu Key Laboratory of Crop Cultivation and Physiology, Agricultural College of Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225009; 2. Jiangsu Co-Innovation Center for Modern Production Technology of Grain Crops, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225009)

Abstract Hyperspectral is widely used in the estimation of agronomic parameters of wheat because of its many channels, large amount of data and rich information. We analyzed the correlation between wheat biomass and vegetation indices, and the analysis showed that 16 vegetation indices were significantly correlated with biomass at each of the 17 vegetation indices, including the pulling, gestation and full-fertility stages; the highest correlation between DVI and RDVI indices was 0.784 at the pulling stage; the highest correlation between GNDVI indices was 0.766 at the gestation stage; the highest correlation between WI indices was -0.799 at the full-fertility stage; and the highest correlation with biomass at the flowering stage. The highest correlations were found for the vegetation indices at flowering, and the highest correlations were found for the WBI indices, with an r of -0.642. The vegetation indices that were significantly correlated with biomass at each period were used to construct the biomass PLSR estimation model. It gradually decreased at the gestation, nodulation and flowering stages. The lowest modeled RMSE was 461.74 kg/hm² at gestation and the lowest validated RMSE was 354.92 kg/hm² at nodulation. The largest increase in modeled and validated R^2 was at full-gestation, with an increase of 0.11, and the largest decrease in RMSE was also at full-gestation, with a decrease of 298.93 kg/hm². The biomass estimation model using full-gestation data had the best accuracy. Overall, the accuracy of the biomass estimation model using full fertility data was the optimal. The wheat biomass prediction model constructed could provide an effective reference for crop growth monitoring in the field as well as agricultural management decisions.

Key words Wheat; UAV; Hyperspectral; Biomass estimation; Vegetation index

小麦地上部生物量(以下简称生物量)是反映作物生长状况的重要指标之一。为了实现小麦的最佳生长和减少环境污染,农民需要通过不同生育时期的生物量信息来判断小麦长势,进一步指导施肥。而且在接近生育后期时估算作物的生物量还可用于产量预测^[1]。在传统手段上准确测定作物生物量需要破坏性取样^[2],这不仅费时费力,而且通常不适用于大面积监测^[3]。

随着科学技术的发展,遥感技术逐渐被用于农业监测,为在局部和区域尺度上定量估测作物生物量提供了一种经济高效的方法^[4-5]。同时,近乎连续光谱的高光谱传感器的出现,为准确估测生物量等作物理化指标开辟了新的道路^[6]。随着无人机(UAV)硬件和软件的快速发展,基于无人

机平台的遥感监测越来越多地用作数据收集工具,其操作简单、超高的软硬件集成度、灵活的飞行高度等特点可以快速获取大量遥感数据,而且较低的飞行高度大大提高了遥感数据的空间分辨率^[7]。

早期一些 RGB 相机和多光谱相机计算的颜色指数或植被指数(VI)在估测农学参数时存在一定限制,如基于多光谱的红波段和近红外波段得到的归一化差异植被指数(NDVI),它在估测生物量或叶面积指数时容易出现饱和现象^[8-9]。因此,它不能用来准确估测非常密集的冠层生物量^[10]。然而,基于高光谱计算的植被指数被认为对量化植被生物量更加敏感^[11]。研究表明,由特定波段构建的归一化差异植被指数(NDVI)可以提高生物量估测精度。Hansen 等^[12]的研究中表明,基于 NDVI(718、720 nm)的线性模型在用于估算冬小麦生物量时准确度很高。Cho 等^[13]使用机载高光谱图像发现基于 NDVI(740、771 nm)的线性模型用于估测草的生物量时比基于传统 NDVI(665、801 nm)的线性模型精度更高。Ren 等^[14]研究表明,基于 NDVI(693、862 nm)的线性模型相对于土壤调整植被指数(SAVI)估测

基金项目 国家重点研发计划项目(2018YFD0300805);国家自然科学基金项目(31671615,31701355,31872852);江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD);国家博士后基金(2016M600448,2018T110560)。

作者简介 张敏(1993—),女,江苏盐城人,硕士研究生,研究方向:作物图像识别与应用。*通信作者,教授,博士,博士生导师,从事作物系统模拟与表型监测研究。

收稿日期 2022-10-24

的荒漠草原绿色生物量具有更好的估测性能。

鉴于此,以设置不同品种、氮肥梯度和密度处理的小麦大田试验为基础,笔者利用无人机平台搭载高光谱相机获取不同时期小麦冠层反射光谱数据,利用高光谱通道多、光谱分辨率高、信息丰富等特点,提取 17 种不同的植被指数,充分挖掘冠层反射光谱信息;通过将植被指数与生物量进行相关性分析,筛选与生物量相关性达到显著水平的植被指数构建各生育期生物量的偏最小二乘回归模型(PLSR),并将 3 个生育时期数据融合在一起构建生物量全生育期估测模型,旨在寻找不同生育时期生物量敏感植被指数,构建多时期生物量估测模型,提高生物量估测精度。

1 材料与方法

1.1 试验地概况 试验于 2020—2021 年在仪征市大仪镇(119°10'E,32°30'N)进行,试验区全年温暖湿润,雨水充沛,四季分明,属亚热带季风气候地区。常年主导风向为东南风,多年平均降水量约 1 014 mm,多年平均气温约 15.1℃,多年平均日照时长约 6 h。

1.2 试验材料 该试验以扬麦 23 号、镇麦 9 号和宁麦 13 号为研究对象。

1.3 试验方法 试验设置 4 个氮肥梯度:225.0 kg/hm²(N1 处理)、202.5 kg/hm²(N2 处理)、180.0 kg/hm²(N3 处理)、157.5 kg/hm²(N4 处理);2 个条播密度:225 万株/hm²(M1 处理)和 300 万株/hm²(M2 处理)基本苗。肥料采用含氮量 44%的树脂包衣控释氮肥(控释期 180 d),磷钾肥分别为 P₂O₅ 含量为 12%的过磷酸钙和 K₂O 含量为 60%的 KCl,施用量均为 120 kg/hm²,所有肥料均于播前底施。于 2020 年

11 月 3 日播种,小区面积为 18 m²,重复 2 次,共 48 小区。

1.4 数据获取方式

1.4.1 小麦地上部生物量测定。分别于小麦拔节期、孕穗期、开花期进行田间取样。各处理随机选取 20 株长势均匀的小麦植株,剪掉根系,清水洗净,放入烘箱在 105℃下杀青 30 min 后将温度调节到 80℃继续烘干至恒重,称取干重后换算成单位面积地上部干物重,即地上部生物量。

1.4.2 光谱数据获取过程。于拔节期、孕穗期、开花期采用 DJI M600 PRO 无人机搭载 GaiaSky-Mini2 机载高光谱成像系统获取试验田块高光谱图像数据,飞行高度为 100 m,手动规划航线坐标点,采用定点悬停扫描,航向和旁向重复率均为 80%,飞行任务开始前校准镜头调整曝光时间,起飞后拍摄地面 3 张不同反射率灰布,为后期图像反射率校准提供参考标准。每次飞行时间为 10:30—11:30,天气晴朗、无强风。

1.5 数据分析方法

1.5.1 光谱数据预处理。使用 SpecView 对原始数据依次进行镜头校准、反射率校准、大气校正即可得到校准后的高光谱图像数据。使用 HiSpectralSticher 软件对校准后的高光谱图像进行拼接。使用 Envi 5.3 软件并利用 Subset Data from ROIs 工具对拼接完成的高光谱图像进行裁剪。

1.5.2 植被指数提取。该研究利用 MATLAB R2020a 软件,通过预处理后的高光谱图像分别计算和提取了每个处理较为常用的 17 种植被指数(详细植被指数名称见表 1)。关于这些植被指数的研究较多,在小麦的生长监测中早已被证明具有很高的相关性和可靠性。

表 1 植被指数及计算方法
Table 1 Vegetation index and calculation method

序号 Code	植被指数名称 Vegetation index name	计算方法 Claculation method	参考文献 Reference
1	比值植被指数	$RVI=NIR/R$	[15]
2	归一化植被指数	$NDVI=(NIR-R)/(NIR+R)$	[16]
3	绿光归一化植被指数	$GNDVI=(NIR-G)/(NIR+G)$	[17]
4	差值植被指数	$DVI=NIR-R$	[18]
5	重归一化植被指数	$RDVI=(NIR-R)/\sqrt{(NIR+R)}$	[19]
6	水分指数	$WI=\rho_{970}/\rho_{900}$	[20]
7	水分波段指数	$WBI=\rho_{950}/\rho_{900}$	[20]
8	修正红边简单比率指数	$MRESRI=(\rho_{750}-\rho_{455})/(\rho_{950}-\rho_{445})$	[21]
9	修正红边归一化指数	$MRENDVI=(\rho_{750}-\rho_{705})/(\rho_{750}+\rho_{705}-2\times\rho_{455})$	[21]
10	归一化叶绿素比值指数	$NPCI=(R-B)/(R+B)$	[22]
11	红边归一化指数	$RENDVI=(\rho_{750}-\rho_{710})/(\rho_{710}-\rho_{680})$	[23]
12	比值指数	$RI=\rho_{735}/\rho_{720}$	[21]
13	红边指数	$VREI=\rho_{740}/\rho_{720}$	[21]
14	大气阻抗植被指数	$ARVI=(NRI-2\times R+B)/(NIR+2\times R-B)$	[24]
15	植被衰减指数	$PSRI=(\rho_{650}-\rho_{500})/\rho_{750}$	[23]
16	修正叶绿素吸收反射率指数	$MCARI=[(RE-R)-0.2\times(RE-G)]\times(RE/R)$	[25]
17	改进型叶绿素吸收比率指数	$TCARI=3\times[(RE-R)-0.2\times(RE-G)]\times(RE/R)$	[26]
18	土壤调节植被指数	$OSAVI=1.16\times(NIR-R)/(NIR+R+0.16)$	[27]

注:R、G、B、NIR、RE 分别为 ρ_{650} 、 ρ_{560} 、 ρ_{450} 、 ρ_{840} 、 ρ_{730} 的光谱反射率。
Note:R, G, B, NIR and RE were the spectral reflectances of ρ_{650} , ρ_{560} , ρ_{450} , ρ_{840} , ρ_{730} , respectively.

1.6 建模方法及模型验证指标 为了构建最佳的小麦生物量估测模型,采用偏最小二乘回归(PLSR)进行建模,PLSR 融合了主成分分析法和多元线性回归算法,有效地消除了多

元线性回归中各变量的共线性,剔除了冗余信息,以提高计算的效率^[28]。该研究利用 Python 3.9 和 scikit-learn 库进行 PLSR 建模,训练集和验证集比例为 3:1。通过决定系数

(R^2)、均方根误差 (RMSE) 检验模型的精度。

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \right)^2 \#(1-1)$$

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

式中: x_i 为样本 i 的估测值; \bar{x} 为 x_i 的平均值; y_i 为样本 i 的估测值; \bar{y} 为 y_i 的平均值; y'_i 为样本 i 的实测值; n 为样本量。

2 结果与分析

2.1 各生育期植被指数与生物量的相关性 分别对拔节期、孕穗期、开花期和全生育期的植被指数和生物量进行相关性分析, 结果见表 2。拔节期、孕穗期、开花期样本数均为 24 个, 全生育期样本数为 72 个。从表 2 可以看出, 拔节期 17 种植被指数中与生物量相关性最低的是 WBI 指数, 相关系数仅为 -0.286, 其余指数与生物量的相关性均达到极显著相关水平, 其中相关系数最高的是 DVI 和 RDVI 指数, 相关系数均为 0.784。孕穗期 TCARI 指数与生物量的相关性最低, 相关系数为 0.188, 未达到显著相关水平; 除 NPCI 指数和 MCARI 指数与生物量只达到显著相关水平外, 其余植被指数均与生物量均达到极显著相关水平, 其中相关系数最高的指数是 GNDVI, 系数为 0.766。开花期有 4 个植被指数与生物量达到极显著相关水平, 相关系数最大的是 WBI, 为 -0.642。全生育期除 GNDVI 与生物量相关性未达到显著水平、NPCI 达到显著水平外, 其余 15 种植被指数与生物量的相关性均达到极显著相关, 其中相关系数最高的是 WI 指数, 相关系数为 -0.799。

表 2 基于高光谱数据的不同植被指数与生物量的相关性

Table 2 Correlation of different vegetation indices with biomass based on hyperspectral data

植被指数名称 Vegetation index name	拔节期 Jointing stage	孕穗期 Booting stage	开花期 Flowering stage	全生育期 Whole growth period
RVI	0.752**	0.683**	0.378	0.309**
NDVI	0.750**	0.704**	0.310	0.398**
GNDVI	0.734**	0.766**	0.379	-0.126
DVI	0.784**	0.653**	0.168	0.366**
RDVI	0.784**	0.672**	0.219	0.391**
WI	-0.650**	-0.638**	-0.532**	-0.799**
WBI	-0.286	-0.670**	-0.642**	-0.759**
MRESRI	0.729**	0.635**	0.502*	0.382**
MRENDVI	0.735**	0.640**	0.436*	0.387**
NPCI	-0.742**	-0.500*	-0.479*	-0.296*
RI	0.723**	0.698**	0.525**	0.400**
VREI	0.724**	0.677**	0.525**	0.440**
ARVI	0.756**	0.691**	0.390	0.392**
PSRI	-0.750**	-0.674**	-0.511*	-0.781**
MCARI	0.574**	0.490*	-0.060	0.373**
TCARI	0.540**	0.188	-0.139	0.688**
OSAVI	0.774**	0.673**	0.228	0.402**

注: * 表示在 0.05 水平显著相关; ** 表示在 0.01 水平极显著相关。
Note: * indicated significant correlation at 0.05 level; ** indicated extremely significant correlation at 0.01 level.

2.2 基于显著相关植被指数的小麦生物量模型构建 根据

前述相关分析的结果可知, 在小麦拔节期、孕穗期和全生育期各有 16 种植被指数与生物量达到显著相关水平, 在小麦开花期有 8 种植被指数与生物量达到显著相关水平。该研究以达到显著相关为筛选标准, 利用各生育期与生物量达到显著相关水平的植被指数构建偏最小二乘回归模型, 并绘制训练集生物量 1:1 线图 (图 1)。

从图 1 可以看出, 各时期生物量的估测值和真实值均较为均匀的对称分布在 1:1 线两侧, 图 1D (全生育期) 和 1B (孕穗期) 中各点围绕 1:1 线分布更加紧凑, 线性趋势更为明显, 图 1A (拔节期) 中各点分布更为松散, 松散程度最高的是图 1C (开花期)。与之对应的是各生育期生物量模型的决定系数 (R^2), R^2 最高的是全生育期为 0.82, 孕穗期精度次之, R^2 为 0.72, 拔节期和开花期 R^2 分别为 0.61 和 0.54。孕穗期、拔节期、开花期生物量模型均方根误差 (RMSE) 依次为 461.74、472.05、742.97 kg/hm², R^2 越高则 RMSE 越低, 但 R^2 最高的全生育期模型的 RMSE 反而也是最高, 为 818.60 kg/hm²。

2.3 基于显著相关植被指数的小麦生物量模型验证 表 3 是各生育期小麦生物量 PLSR 估测模型中各植被指数对应的权重和常数项。利用各生育期预留的小麦生物量验证数据代入到模型中对各生物量估测模型进行精度验证, 同时绘制真实值和估测值的 1:1 线图 (图 2)。

表 3 各生育期生物量 PLSR 模型参数

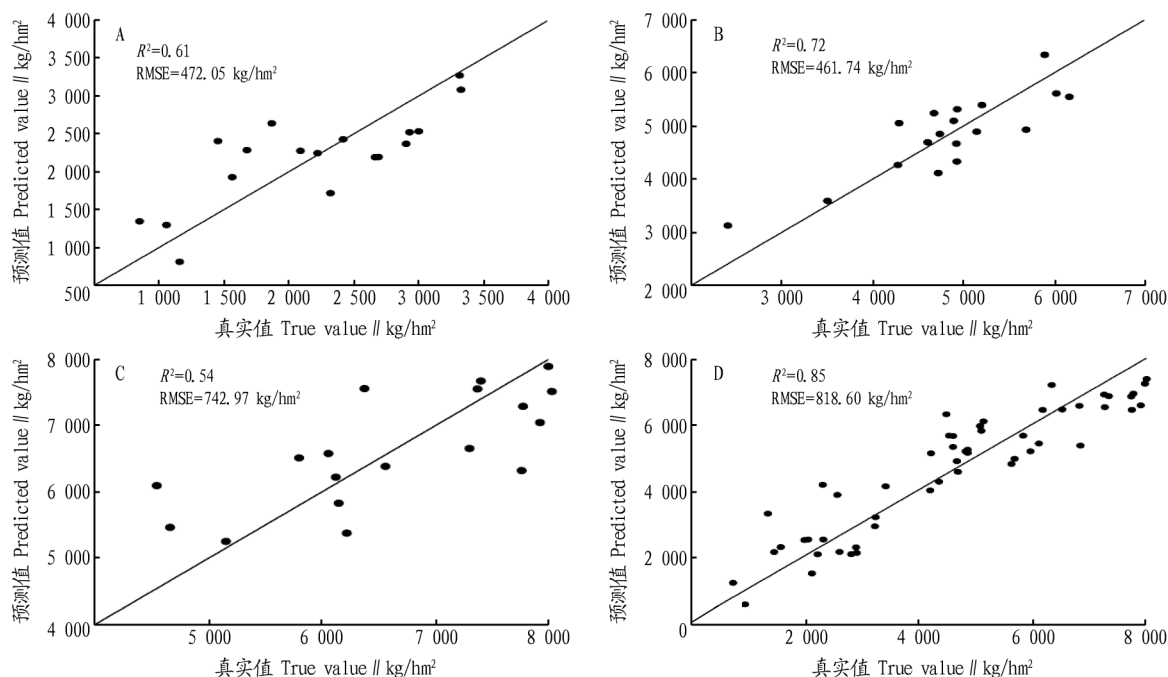
Table 3 PLSR model parameters for biomass at each reproductive stage

植被指数名称 Vegetation index name	拔节期 Jointing stage	孕穗期 Booting stage	开花期 Flowering stage	全生育期 Whole growth period
RVI	14.57	24.00	—	-97.08
NDVI	174.31	5 620.81	—	-2 390.66
GNDVI	-702.34	21 334.94	—	—
DVI	2 694.90	1 875.84	—	-5 056.87
RDVI	1 546.86	1 954.44	—	-4 056.14
WI	-14 204.23	1 873.92	22 630.28	-22 360.07
WBI	—	-11 249.33	-83 677.67	-23 718.33
MRESRI	12.51	-169.10	1 266.77	303.34
MRENDVI	615.66	-1 100.19	-36 140.03	2 763.87
NPCI	-213.50	27 008.77	26 314.91	7 255.68
RI	-232.51	4 890.18	13 562.72	1 831.75
VREI	238.22	3 282.38	2 767.20	2 164.91
ARVI	91.58	312.06	—	-1 894.71
PSRI	715.58	7 772.43	-185 268.80	-75 362.69
MCARI	-3 916.85	-9 491.35	—	-10 344.12
TCARI	18 828.63	—	—	31 012.19
OSAVI	548.91	1 585.70	—	-3 751.06
常数项 Constant term	11 699.31	-22 357.25	52 827.64	45 640.98

从图 2 可以看出, 图 2D 中各点分布最靠近 1:1 线, 而且均匀分布在线的两侧, 50% 左右的点几乎分布在线上; 图 2A、B 中各点分布也较为均匀, 图 2C 中各点分布效果最差。各生育期 PLSR 模型的验证精度均较建模精度有所提高, 拔节

期、孕穗期、开花期和全生育期的 R^2 分别为 0.68、0.82、0.57 和 0.93, 较建模 R^2 分别提高 0.07、0.10、0.03 和 0.11, RMSE

分别为 354.92、402.09、652.86 和 519.67 kg/hm^2 , 较建模 RMSE 分别降低了 117.13、59.65、90.11 和 298.93 kg/hm^2 。

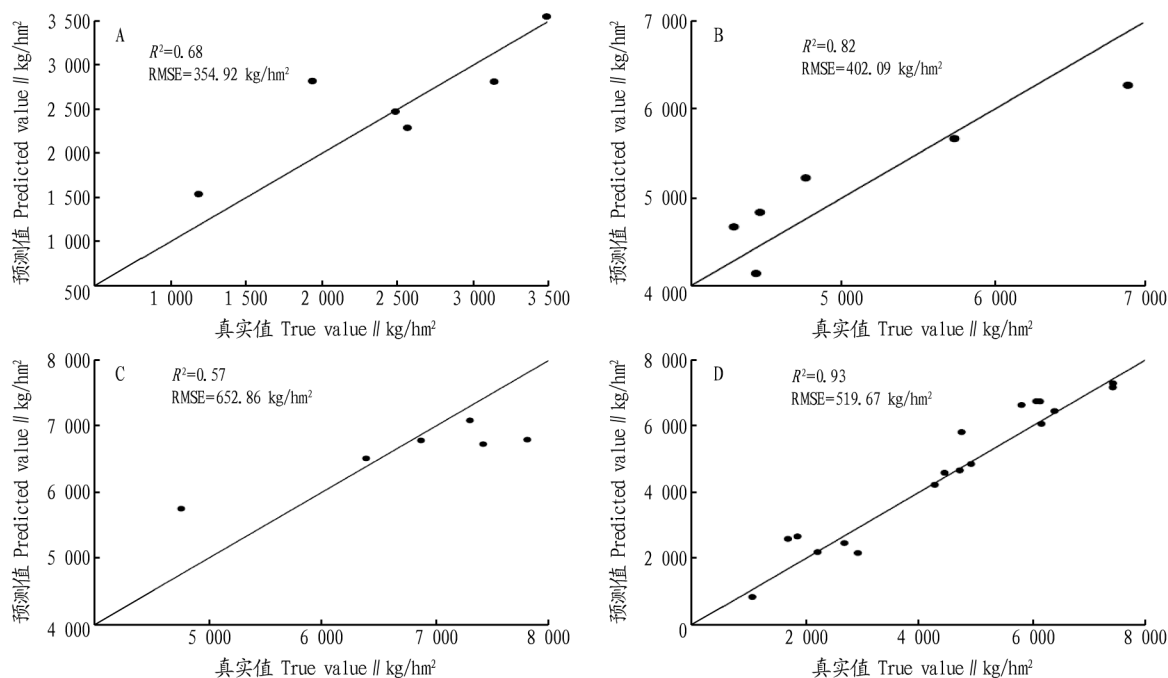


注: A. 拔节期; B. 孕穗期; C. 开花期; D. 全生育期。

Note: A. Jointing stage; B. Booting stage; C. Flowering stage; D. Whole growth period.

图 1 各生育期小麦生物量 PLSR 估测模型训练集(1:1)

Fig. 1 Training set (1:1) of PLSR estimation model for wheat biomass at each fertility stage



注: A. 拔节期; B. 孕穗期; C. 开花期; D. 全生育期。

Note: A. Jointing stage; B. Booting stage; C. Flowering stage; D. Whole growth stage.

图 2 各生育期小麦生物量 PLSR 估测模型验证集(1:1)

Fig. 2 Validation set of PLSR estimation model for wheat biomass at each fertility stage (1:1)

3 讨论

该研究中不同生物量与植被指数相关性分析可以看出, 拔节期和孕穗期生物量与各植被指数的相关性的相关程度

很高, 分别有 16 和 14 种植被指数达到极显著相关, 而且拔节期相关系数绝对值大多达到 0.7, 孕穗期相关系数绝对值普遍在 0.6 以上; 而开花期 17 种植被指数中只有 8 种达到显

著相关,其中4种达到极显著相关,许多在拔节期和孕穗期均极显著相关的植被指数在开花期均未达到显著相关。这可能是因为拔节期和孕穗期小麦植株冠层叶片不够密集、叶片重叠率低,而到了开花期植株冠层茂盛、空间重叠率高,导致植被指数出现饱和现象^[15]。Gao等^[8-9]的研究都认为基于多光谱的红波段和近红外波段得到的归一化差异植被指数(NDVI),它在估测生物量或叶面积指数时容易出现饱和现象,Clevers等^[10]认为,光谱饱和现象使得一些植被指数在估测密集植被的冠层生物量时精度受限。陈鹏飞等^[29]研究指出,NDVI与OSAVI可用于准确估测中低生物量信息,在较高冠层生物量条件下估测能力显著下降。该研究结果同样表明,模型在估算拔节期和孕穗期的生物量精度高于开花期,这可能是由于开花期植被相对较密,使得光谱饱和现象更为严重。此外,有研究表明,机器学习模型对训练数据的量具有较高的要求^[30-32]。对于全生育期而言,数据量的增加使得模型被训练得更为充足,各指数的信息被挖掘得更为充分,这也解释了利用全生育期数据训练的模型相较而言,精度提升明显。尽管RMSE相较拔节期和孕穗期有所提高,这是由于融入了开花期的数据,使得实测生物量的基数增大。

4 结论

该研究提取了基于无人机高光谱数据共提取了的17种植被指数,并通过相关性分析筛选了各生育期与生物量相关系数较高的植被指数,以构建最优的PLSR模型。结果显示,各生育期与生物量存在显著相关关系的植被指数存在差异,其中在拔节期,相关系数最高的是DVI($r=0.784$)和RDVI($r=0.784$);孕穗期最高的是GNDVI($r=0.766$);开花期最高的是WBI($r=-0.642$);全生育期最高的是WI($r=-0.799$)。该研究所构建的PLSR模型能够很好地拟合生物量与植被指数之间的关系。对于拔节期,精度达到0.68;孕穗期精度达到0.82;开花期精度达到0.57;全生育期精度达到0.93;该研究中,在低植被覆盖的拔节期和孕穗期,模型受到的饱和效应较小,精度也高于高植被覆盖的开花期;此外,具有更多训练样本的全生育期具有更高的精度。

整体而言,该研究结合相关关系分析和PLSR算法所构建的小麦生物量估算模型具有良好的精度,能够为田间作物长势监测与农田生产决策提供有效的信息与参考。

参考文献

- [1] CLEVERS J P G W, VAN DER HEIJDEN G W A M, VERZAKOV S, et al. Estimating grassland biomass using SVM band shaving of hyperspectral data[J]. Photogrammetric engineering & remote sensing, 2007, 73(10): 1141-1148.
- [2] CORRALL A J, FENLON J S. A comparative method for describing the seasonal distribution of production from grasses[J]. The journal of agricultural science, 1978, 91(1): 61-67.
- [3] BOSCHETTI M, BOCCHI S, BRIVIO P A. Assessment of pasture production in the Italian Alps using spectrometric and remote sensing information[J]. Agriculture, ecosystems & environment, 2007, 118(1/2/3/4): 267-272.
- [4] SCHINO G, BORFECCHIA F, DE CECCO L, et al. Satellite estimate of grass biomass in a mountainous range in central Italy[J]. Agroforestry systems, 2003, 59(2): 157-162.
- [5] LIU Y, ZHA Y, GAO J, et al. Assessment of grassland degradation near Lake Qinghai, West China, using Landsat TM and *in situ* reflectance spec-

- tra data[J]. International journal of remote sensing, 2004, 25(20): 4177-4189.
- [6] XING J A, SYMONS S, SHAHIN M, et al. Detection of sprout damage in Canada Western Red Spring wheat with multiple wavebands using visible/near-infrared hyperspectral imaging[J]. Biosystems engineering, 2010, 106(2): 188-194.
- [7] 周元琦, 王敦亮, 陈晨, 等. 基于无人机 RGB 图像颜色及纹理特征指数的小麦产量预测[J]. 扬州大学学报(农业与生命科学版), 2021, 42(3): 110-116.
- [8] GAO X, HUETE A R, NI W G, et al. Optical-biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination[J]. Remote sensing of environment, 2000, 74(3): 609-620.
- [9] THENKABAIL P S, SMITH R B, DE PAUW E. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics[J]. Remote sensing of environment, 2000, 71(2): 158-182.
- [10] CLEVERS J P G W, JONGSCHAAP R. Imaging spectrometry for agricultural applications[M]//VAN DER MEER F D, DE JONG S M. Imaging spectrometry. Dordrecht, Nederland: Springer, 2002: 157-199.
- [11] PU R L, GONG P. Hyperspectral remote sensing of vegetation bioparameters[M]//WENG Q H. Advances in environmental remote sensing: Sensors, algorithms, and applications. Boca Raton: CRC Press, 2011: 101-142.
- [12] HANSEN P M, SCHJOERRING J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression[J]. Remote sensing of environment, 2003, 86(4): 542-553.
- [13] CHO M A, SKIDMORE A, CORSI F, et al. Estimation of green grass/herb biomass from airborne hyperspectral imagery using spectral indices and partial least squares regression[J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2007, 9(4): 414-424.
- [14] REN H R, ZHOU G S, ZHANG X S. Estimation of green aboveground biomass of desert steppe in Inner Mongolia based on red-edge reflectance curve area method[J]. Biosystems engineering, 2011, 109(4): 385-395.
- [15] PEARSON R L, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie[J]. Remote sensing of environment, 1972, 45(2): 7-12.
- [16] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation [NASA/GSFC type II report] [M]. Greenbelt, MD: NASA/Goddard Space Flight Center, 1973.
- [17] 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): 289-298.
- [18] RICHARDSON A J, WIEGAND C L. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric engineering and remote sensing, 1977, 43(12): 1541-1552.
- [19] ROUJEAN J L, BREON F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote sensing of environment, 1995, 51(3): 375-384.
- [20] 胡珍珠, 潘存德, 潘鑫, 等. 基于光谱水分指数的核桃叶片含水量估算模型[J]. 林业科学, 2016, 52(12): 39-49.
- [21] 卢霞, 林雅丽, 赵倩, 等. 盐度对滨海湿地盐地碱蓬生理指标和反射光谱的响应分析[J]. 海洋科学, 2019, 43(2): 41-50.
- [22] PEÑUELAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves[J]. Remote sensing of environment, 1994, 48(2): 135-146.
- [23] 陈帼, 徐新刚, 杜晓初, 等. 基于PLS和组合预测方法的冬小麦收获指数高光谱估测[J]. 中国农业信息, 2019, 31(2): 28-38.
- [24] KAUFMAN Y J, TANRE D. Atmospherically resistant vegetation index (ARV) for COS-MODIS[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 1992, 30(2): 261-270.
- [25] 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): 229-239.
- [26] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote sensing of environment, 2002, 81(2/3): 416-426.
- [27] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote sensing of environment, 1996, 55(2): 95-107.

(下转第189页)

苏州等地区数字乡村发展水平超过 60%, 位居全省前列。2022 年全国县域经济百强县前 10 名, 江苏省上榜 6 个县, 其中前 4 名均为苏南地区。省内县域间农业农村信息化发展的不平衡性较为突出, 最大差距高达 35 百分点^[9]。

3.3 协同推进机制不健全 数字乡村的建设要注重涉农资源的整合, 政府多部门配合是基础, 社会、企业以及农民的积极参与是关键^[10]。然而, 江苏数字乡村建设的模式依旧是以传统式政府主导为主, 市场主体、社会组织和民众的自觉参与程度不高, 仅仅靠政策帮扶、财政补贴等输血式外生资源驱动, 会导致乡村自身内源性的发展驱动力严重缺乏, 难以构建多元主体协同参与的推进机制。

4 建议与对策

4.1 加大要素投入力度, 破解“人财不足” 政府应充分发挥相关财政专项资金的支持和引导作用, 探索政府购买服务、政府与社会资本合作、贷款贴息等方式, 引导更多社会资本投入^[11]。加强与高等院校、科研院所、相关领域企业等的协作, 打通现有人才交流、共享渠道, 建设数字乡村发展领域高端人才队伍^[12]。支持新型农业经营主体、新农人和农民教育培训, 加强对农村、社区基层干部的数字农业农村业务培训, 提高数字技术应用和管理水平^[13]。

4.2 强化示范引领带动, 破解“发展不平衡” 充分发挥国家和省级数字乡村试点的示范作用, 推动全省数字乡村均衡发展。鼓励地方政府积极探索促进数字乡村发展水平的多维路径, 在乡村数字经济新业态和乡村数字治理新模式等方面深入实践, 因地制宜, 有力有序推进试点工作。对于数字乡村建设先进地区, 大力宣传推广好经验好做法, 强化试点示范效应, 为后发地区提供借鉴和实践经验, “由点及面”助

推全省数字乡村整体发展。

4.3 构建多方联动格局, 破解“协同推进难” 技术层面上, 坚持产学研用协同推进, 以“揭榜挂帅”等方式, 构建省市县农业信息化工作体系、科研体系、创新平台载体、农业高新技术企业等联结机制, 充分调动社会参与数字乡村建设的积极性, 为地方政府和农业农村部门提供技术支撑和智力支持。项目建设上, 鼓励政府牵线, 企业、个人或组织及社会资本参与的共建方式^[14], 构建政府、市场、社会协同推进数字乡村发展的工作格局。

参考文献

- [1] 李开清. 乡村振兴背景下数字乡村发展路径研究[J]. 河北企业, 2023(1): 47-49.
 - [2] 翁明, 胡蓉. 建设数字乡村“新引擎”[N]. 消费日报, 2022-12-28.
 - [3] 本刊记者. 数字乡村建设的创新实践[J]. 群众, 2022(2): 27-28.
 - [4] 叶惠娟, 毛利. 乡村振兴视角下江苏省数字乡村建设现状、动因与路径研究[J]. 山西农经, 2021(22): 75-78, 85.
 - [5] 吴滨源. 江苏数字乡村建设的现状·困境及路径探析[J]. 安徽农业科学, 2019, 47(24): 259-261.
 - [6] 杨基楼, 王婷. 树立都市近郊型数字乡村建设标杆[J]. 江苏农村经济, 2021(12): 46-47.
 - [7] 毛学伟, 王海芹, 吴昊, 等. 江苏省数字农业农村发展现状及对策[J]. 安徽农业科学, 2021, 49(1): 240-242.
 - [8] 郝栋栋. 乡村振兴战略视域下数字乡村建设路径研究[J]. 南方农机, 2022, 53(10): 104-106.
 - [9] 魏祥帅. 深入推进江苏农业数字化转型[J]. 江苏农村经济, 2022(10): 50-51.
 - [10] 李姣娥, 牛萌婕, 李清清, 等. 云南省数字乡村建设模式研究[J]. 现代商业, 2020(20): 84-85.
 - [11] 陈雯, 任妮. 江苏省县域数字农业农村发展水平分析与思考[J]. 农业工程技术, 2021, 41(27): 14-18.
 - [12] 本刊评论员. 加快推进江苏数字乡村建设[J]. 江苏农村经济, 2019(12): 1.
 - [13] 江迪. 乡村振兴要有“数”[N]. 人民政协报, 2022-02-16(003).
 - [14] 滕欢, 李聪聪. 乡村振兴战略背景下数字乡村建设模式及实施路径[J]. 河北农业大学学报(社会科学版), 2021, 23(3): 74-80.
-
- (上接第 181 页)
- [7] HE C F, HUANG Z J, YE X Y. Spatial heterogeneity of economic development and industrial pollution urban China[J]. Stochastic environmental research and risk assessment, 2013, 28(4): 767-781.
 - [8] 梁琦. 知识溢出的空间局限性与集聚[J]. 科学学研究, 2004, 22(1): 76-81.
 - [9] 刘舜佳, 生延超. 外商直接投资隐性知识空间溢出: 基于修正的 Lichtenberg-Pottelsberghe 模型估计[J]. 研究与发展管理, 2014, 26(6): 54-66.
 - [10] 邱成利. 制度创新与产业集聚的关系研究[J]. 中国软科学, 2001(9): 100-103.
 - [11] 李淑, 赖明勇. 制度、高科技产业集聚与高科技园区的发展[J]. 山东社会科学, 2008(9): 63-65.
 - [12] LESAGE J, PACE R K. Introduction to spatial econometrics[M]. New York: CRC Press, 2009: 33-34, 40-41, 68-70.
-
- (上接第 186 页)
- [28] CHENG M Y, JIAO X Y, LIU Y D, et al. Estimation of soil moisture content under high maize canopy coverage from UAV multimodal data and machine learning[J]. Agricultural water management, 2022, 264: 1-15.
 - [29] 陈鹏飞, NICOLAS TREMBLAY, 王纪华, 等. 估测作物冠层生物量的新植被指数的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2): 512-517.
 - [30] 周元琦. 基于光谱数据反演农学参数的小麦产量估测研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2022.
 - [31] CHENG M H, PENUELAS J, MCCABE M F, et al. Combining multi-indicators with machine-learning algorithms for maize yield early prediction at the county-level in China[J/OL]. Agricultural and forest meteorology, 2022, 323[2022-03-27]. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2022.109057>.
 - [32] CHENG M H, LI B B, JIAO X Y, et al. Using multimodal remote sensing data to estimate regional-scale soil moisture content: A case study of Beijing, China[J/OL]. Agricultural water management, 2022, 260[2022-03-27]. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.107298>.