

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.016

基于细粒度校正的育种小区小麦株高无人机测量方法

吴婷婷¹ 刘昕哲¹ 聂睿琪² 刘佳² 武璐¹ 李涛¹

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学农学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 在小麦育种田间试验中, 小区群体株高是最受关注的重要农艺性状之一。针对当前无人机遥感在小麦育种小区粒度下获取株高表型精确度低的问题, 提出了两种方法: 基于人工测量真值的近邻校正法 (Nearest neighbor correction method, NNCM) 和基于多光谱 + RGB 数据融合的光谱指数校正法 (Spectral indices correction method, SICM), 近邻校正法通过获取小区群体高程信息、结合地埂进行高程校正、再依据近邻真值滑动校正得到小区精确株高; 光谱指数校正法通过计算植被指数并进行指数优选, 从而构建株高-植被指数精确反演模型。试验结果表明, 在具有地面真值的 6 个时期, 传统无人机作物株高测量方法的相对均方根误差 (Relative root mean square error, RMSE100) 分别为 11.15%、59.44%、11.76%、12.31%、8.05%、59.76%; NNCM 的 RMSE100 分别为 7.17%、8.18%、5.70%、5.62%、5.65%、7.74%; SICM 的 RMSE100 分别为 7.33%、8.17%、6.05%、6.15%、6.45%、10.50%; NNCM 与 SICM 核密度分布曲线与地面真值更加接近, 中位数、四分位数、最大值、最小值偏差不超过 0.5%, 表明提出的 2 种方法均可以校正无人机测量育种小区粒度上的株高性状。本文所提 2 种方法具有较高的精确度和较强的鲁棒性, NNCM 适用于具有地面随机采样真值的场景, SICM 则适用于大范围的农田株高检测, 可依据不同使用条件选择相应的校正方法。

关键词: 小麦; 株高; 无人机遥感; 植被指数; 多光谱成像; 高通量表型

中图分类号: S123 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)06-0158-10 **OSID:** 

UAV Measurement of Plant Height of Breeding Wheat Based on Fine-scale Correction

WU Tingting¹ LIU Xinzhe¹ NIE Ruiqi² LIU Jia² WU Lu¹ LI Tao¹

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Agriculture, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In the field experiment of wheat breeding, an important measurement index is the plant height of the plot population. To solve the problem of low accuracy of wheat plant height measurement based on UAV remote sensing, two methods were proposed, including a nearest neighbor correction method (NNCM) and a spectral index correction method (SICM). NNCM based on the true value of manual measurement, the height information of the community group was obtained, the elevation correction was carried out in combination with the ridge, and then the accurate plant height of the community was obtained by sliding correction according to the true value of the neighbor. SICM of multi-spectral + RGB data fusion, by calculating vegetation index and performing index optimization, an accurate inversion model of plant height-vegetation index was constructed. The test results showed that the relative root mean square error (RMSE100) of the traditional UAV crop height measurement method in the six periods with ground truth were 11.15%, 59.44%, 11.76%, 12.31%, 8.05% and 59.76%; the RMSE100 of NNCM were 7.17%, 8.18%, 5.70%, 5.62%, 5.65% and 7.74%; the RMSE100 of SICM were 7.33%, 8.17%, 6.05%, 6.15%, 6.45% and 10.50%; the NNCM and SICM kernel density distribution curves were closer to the ground truth, and the median, quartile, maximum, and minimum deviations did not exceed 0.5%. These indicated that both the proposed methods can correct the plant height traits on the grain size of breeding plots measured by UAV. The two models proposed had high accuracy and strong robustness. NNCM was suitable for the scene of random sampling of ground truth on

收稿日期: 2022-10-29 修回日期: 2023-04-12

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2021NY-045)、校级科技创新与成果转化项目(TGZX2021-30)和校级学科建设专项经费项目

作者简介: 吴婷婷(1982—), 女, 副教授, 博士, 主要从事农情信息智能感知研究, E-mail: tt_wu@nwsuaf.edu.cn

the ground, while SICM was used for plant height detection of large-scale farmland, and different methods were selected according to the using conditions.

Key words: wheat; plant height; UAV remote sensing; vegetation index; multispectral imaging; high throughput phenotype

0 引言

株高作为小麦的重要表型性状^[1],是生物量估算模型的重要输入参数^[2-4],还可用于小麦产量预测^[5]、氮素营养评价^[6]、倒伏识别^[7]等,对选育高产、稳产且具有抗逆性的小麦品种具有重要意义^[8-9]。现有田间小麦株高主要依赖人工标尺测量,效率低下,难以适应高通量表型组学的发展需要^[10]。为解决此问题,可以通过效率高、无主观误差的间接法测量小麦田间株高性状。

现有的间接测量方式有利用雷达点云、深度相机、无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)遥感等手段获取田间育种小麦株高^[11-13]。苗艳龙等^[14]提出一种基于地基雷达生成三维点云的株高测量方法,与人工测量结果对比,均方根误差为 21.5 mm。孙翔^[12]提出一种基于标尺图像识别的株高测量方法,相对误差小于 3.55%。此外,无人机遥感因成本低、灵活性高等优势,在大田作物表型中得到广泛研究。樊意广等^[15]基于 UAV 生成试验区域的数字正射影像(Digital orthophoto map, DOM)和数字表面模型(Digital surface model, DSM)提取冠层光谱特征和株高,实现了植株氮含量的估算。文献[16-17]对基于 UAV 的多种空间辅助信息组合进行作物株高估算,结果表明最佳株高估算结果中决定系数 R^2 为 0.736, RMSE 为 5.3 cm。OEHME 等^[18]基于无人机 DSM 信息对不同生育阶段玉米株高进行估测,测量误差范围为 12.07%~19.62%;JAMIL 等^[9]发现基于 UAV 的小麦株高估测和地面实测数据相关系数仅为 0.49, RMSE 高达 22.04 cm;HAN 等^[19]提出一种利用多层地面控制点改进无人机作物株高估算的方法, RMSE 降低约 20%。

低成本无人机测量作物株高普遍精度不够理想,特别是对小麦这样的低矮作物^[20],在进入特定生育期后株高增长缓慢,高度落差不明显,直接采用上述方法会存在较大误差。作者通过全生育期高频次飞行反演育种小区粒度(面积通常是几平方米)的株高性状,以平衡单次测量误差,然而,多次反演出株高数据逆增长现象,显然不符合作物生长机理,且发现这种逆生长差距随时序增长被进一步放大。若随意抛弃逆增长的株高反演结

果,则生育期数据空缺易造成整体模型的不稳定,为此,在缺失地面控制点高程信息的条件下,考虑将时序变化中遇到的实际问题转换到空间变化中来分析,本文提出一种在育种小区尺度下基于空间已有株高真实数据的近邻校正法以及一种基于多光谱+RGB 数据融合的半经验光谱指数校正法,以实现田间育种小区小麦株高的无人机遥感精确测量。

1 试验材料与数据采集

1.1 试验设计

试验研究区位于陕西省杨凌农业高新技术产业示范区实验基地(34°17'27.05"N, 108°04'31.59"E),海拔 435~563 m、年降水量 635.1~663.9 mm,年平均气温 12.9℃。选取 565 份(含 5 个对照品种)具有丰富遗传多样性的小麦种质作为本次研究的试验材料,包括当前国内的主栽品种、高代品系、核心种质、农家种、骨干亲本、不同时期培育的代表性品种以及国外引进的关键材料等。大田田间试验设计采用随机增广试验,共种植 640 个样本小区,分 16 个区组,每区组选取西农 511、百农 207、偃展 4110、济麦 22 和周麦 185 等 5 个品种作为对照品种,每个小区播种 6 行,行长 5 m,宽 1.2 m,播种密度每平方米 270 株基本苗,播种期为 2021 年 10 月 18 日,具体研究区规划如图 1 所示。

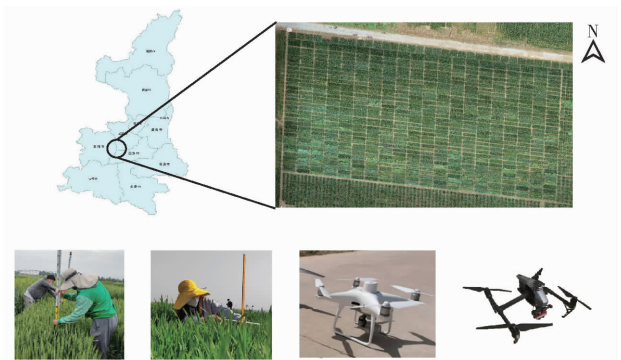


图 1 研究区规划图及 UAV 平台

Fig.1 Research area map and UAV platform

1.2 无人机数据采集

无人机数据获取平台如图 1 所示,RGB 图像获取平台采用小型多旋翼高精度 Phantom 4 RTK 型航测无人机(DJI 大疆创新公司,深圳),搭载 RGB 相机对大田农情信息进行采集,相机分辨率 2 000 万

像素,搭配 8.8 mm 定焦镜头(等效焦距 24 mm),多光谱图像获取平台采用大疆 Inspire2 型无人机搭载 MicaSense RedEdge – MX 型多光谱相机对农田进行采集,多光谱相机每次拍摄的原始图像尺寸为 1 280 像素×960 像素,相机焦距为 5.5 mm,视场角为 47.2°,相机配有标准反射板,每次采集数据需要对相机进行校正,多光谱相机各通道中心波长与半波宽如表 1 所示。

表 1 RedEdge – MX 型多光谱相机的通道参数
Tab.1 Channel of RedEdge – MX multispectral

camera		nm
通道	中心波长	半波宽
Blue	475	20
Green	560	20
Red	668	10
Red_edge	717	10
NIR	840	40

2021 年 10 月 31 日至 2022 年 5 月 31 日,间隔采集试验田的 RGB 与多光谱影像共 31 次。为保证数据质量,选取晴天拍摄,拍摄时间为 11:00—15:00 之间,设定无人机自动巡航的飞行区域为 150 m×100 m,飞行高度 25 m,飞行速度 2 m/s,航向重叠率 85%,旁向重叠率 80%,相机垂直拍摄,拍照间隔时间 1 s。

1.3 地面数据采集

为了获取作物高度,以评估株高估算精度和对应无人机图像质量,在冬小麦的拔节到开花期选取试验田中的 107 个小区进行了 6 次完备株高标尺测量,采样日期为:2022 年 3 月 7、11、28 日和 2022 年 4 月 5、13、27 日;采样时间为 10:00—11:00。测量土壤至小麦冠层的高度(不包括麦芒部分)。

表 2 基于传统方法的无人机测量与地面测量株高结果对比

Tab.2 Comparison of plant height based on traditional UAV measurement and ground measurement												cm
小麦种质	3 月 7 日		3 月 11 日		3 月 27 日		4 月 5 日		4 月 13 日		4 月 27 日	
	UAV	GM	UAV	GM	UAV	GM	UAV	GM	UAV	GM	UAV	GM
济宁 13	28.34	25.00	12.01	33.00	45.09	54.00	50.52	57.50	65.75	65.00	36.47	69.00
周麦 36	26.66	24.50	9.97	30.00	41.77	50.00	56.54	54.00	69.63	68.00	38.17	83.00
周麦 18	29.93	24.00	11.13	33.00	42.36	50.00	58.85	55.00	64.62	69.00	78.19	83.00
绵阳 31	26.13	22.80	12.22	33.00	48.07	52.00	65.55	60.00	69.49	68.00	58.66	85.00
濮麦 9 号	26.57	24.50	9.13	31.00	44.24	50.00	25.15	62.00	72.85	70.00	52.05	82.00
许农 7 号	24.52	22.00	7.42	28.00	39.84	18.00	56.01	61.00	68.25	68.00	56.98	80.00
济麦 44	26.38	23.00	10.53	30.00	41.66	45.00	63.87	59.00	76.80	69.00	76.73	89.00
周麦 18	28.14	24.00	15.18	30.00	45.34	50.00	65.67	61.00	72.60	70.00	92.11	84.00
山农 14	24.79	25.50	8.26	30.00	41.37	52.00	55.32	56.00	60.54	65.00	65.95	68.00
⋮												
RMSE100/%	11.15		59.44		11.76		12.31		8.05		59.76	
R	0.66		0.68		0.82		0.74		0.91		-0.36	

注:UAV 表示无人机测量的数据,GM 表示地面测量的数据。

2 基于无人机遥感的小麦株高精确测量

2.1 数据预处理

分别将多光谱图像、RGB 图像导入到 Pix4Dmapper 软件中,利用多光谱相机厂家提供的标定系数依次对小麦多光谱单幅影像进行标定,依据对应的位置与姿态数据生成稀疏点云,采用多视点立体匹配算法生成密集点云数据,最后导出为 TIFF 格式的 DOM 和 DSM 数据。生成的多光谱 DOM 影像空间分辨率约为每像素 0.8 cm、可见光 DOM 影像空间分辨率约为每像素 0.56 cm,其投影坐标系设置为 WGS 1984 坐标系下墨卡托投影分度带的北半区 49°带。由于携带多光谱相机的无人机不具有 RTK,故需选择标准日期,利用地面控制点(GCP)将其余日期以标准日期为参考进行校准。为避免田间试验破坏性采样和杂草对试验结果精确度造成影响,剔除田间破坏性采样区域保留感兴趣区域,将 DOM 及 DSM(DTM)分割为单独小区,同时利用阈值分割法去除多光谱图像中的杂草信息。

2.2 高频次 UAV 株高测量的误差机理分析

采用 UAV 测量小麦株高时,通常将小麦的自然株高(小麦最顶端不包括麦芒部分到土壤的距离)作为度量株高变化的评价指标^[16];依据研究侧重点选取日长、积温、生长度日等参数作为时序指标^[21-23]。为更好观测细粒度尺度下株高变化,本文选取日历日期作为衡量小麦时序变化的指标。

表 2 为利用传统方法^[24](Traditional method, TM)估测的小麦株高和地面真值,在 2022 年 3 月 11 日、4 月 27 日误差较大,这是由于无人机飞行高度定位误差、小麦冠层高程提取误差而导致。如图 2 所

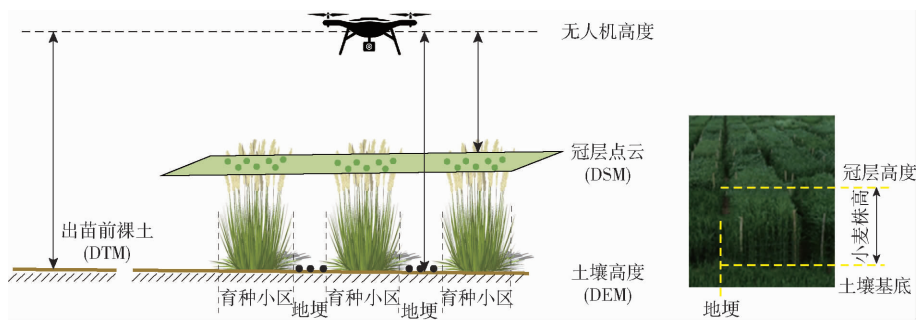


图 2 冠层点云分布示意图

Fig. 2 Distribution of point cloud in canopy

示,随着时间的增长,小麦冠层发育逐渐封垄使得拍摄的 RGB 图像特征点变少,同时由于进入多风多雨季节,采样时由于风的影响使得冠层产生扰动,从而导致图像在拼接生成 DSM 时误差被进一步放大。此外由于无人机处于 25 m 的较高高度进行群体测量,麦穗间间隙导致小区冠层顶面非水平面,以及部分高秆小麦自然下垂但测量人员会将其扶正后测量,均会导致测量结果比真值偏小,且小麦封垄将进一步导致后期株高监测更为复杂,测量误差也更大。

在空间分布上,试验区小麦种质资源丰富,不同品系之间小麦固有发育速度有较大差异,最慢品种和最快品种的日株高差可达 146 cm,这导致无人机每次采样的株高数据之间存在较大梯度。以表 2 中 2022 年 3 月 11 日为例,虽然相对均方根误差 (RMSE100) 为 59.44%,但相关系数仍然处于较高的显著性水平,进一步说明时序上出现株高逆增长现象,是设备与算法的固有误差被相对放大而导致。

2.3 小麦株高精确测量方法

基于前述分析,本文在缺失地面控制点高程信息的条件下,基于空间分布上已有部分随机采样真值,提出一种在育种小区粒度下的近邻校正法和一种基于多光谱 + RGB 数据融合的半经验光谱指数校正法。试验区整体平整,南北海拔差异为 0.8 m、东西海拔差异为 0.3 m,近邻小区南北海拔落差在 0.05 m 以内、东西海拔落差在 0.03 m 以内,与各小区群体后期生长发育不齐带来的株高落差相比,可以忽略不计,这为近邻校正法提供现实基础。此外,基于不同波段光谱反射率组合的植被指数 (VIs) 能够有效反映植物生长状况^[25],以及无人机遥感能够提供高分辨率的 VIs 测量,为光谱指数校正法提供了理论依据,故而可以在育种小区粒度下选取合适的 VIs 建立回归模型预测小麦株高。图 3 展示了数据预处理流程与两种模型的建模思路。

2.3.1 基于高分辨率 RGB 图像的近邻校正法

本方法在出苗之前采集试验田裸地数据的 DTM 信息,并采用下述步骤计算小麦株高。

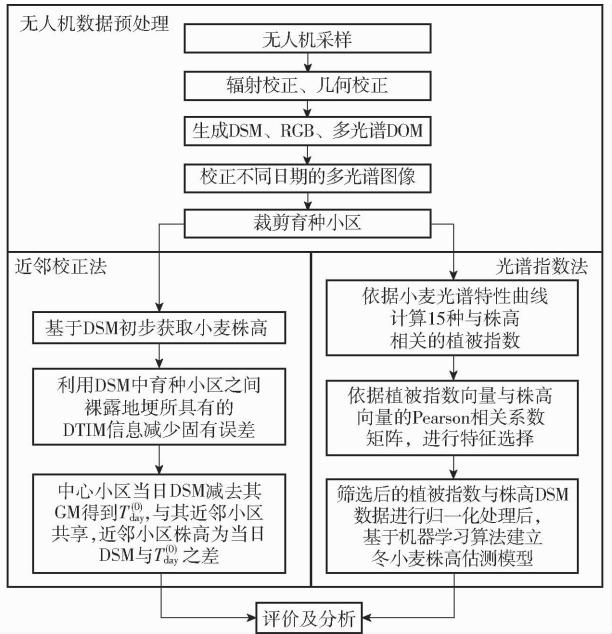


图 3 总体技术流程图

Fig. 3 Overall technical roadmap

(1) 小区群体高程获取

不同采样时间下,由于 RTK 信号会有轻微偏移,因此将不同日期各小区的遥感影像进行经纬度配准。依据地面控制点进行配准,配准方法采用一阶多项式,其又称为仿射变换,除了平移、缩放和旋转之外,具有纠正地图变形的功能,保证每个日期配准残差小于 1 个像素。将获取到的每两期图像做差,得到作物株高数据 (Wheat plant height, WPH), 计算式为

$$H_{\text{day}}^{(1)} = S_{\text{day}} - T \tag{1}$$

式中 S_{day} ——数字高程数据

T ——裸土数字高程数据

$H_{\text{day}}^{(1)}$ ——群体高程获取阶段小麦株高

(2) 结合地埂高程校正

为解决由于设备与算法的固有误差被相对放大而导致株高时序上出现逆增长问题,利用遥感影像中育种小区之间裸露地埂的土壤基底信息进行修正。由于小区分割时感兴趣区域可能包含部分未种植的裸地信息,将每个生长阶段 DSM 值的 95% 百

分位数视为小麦顶部,将 DSM 值的 5% 视为裸土高程 DEM,得到 WPH 的估计值,计算式为

$$H_{\text{day}}^{(2)} = \alpha(S_{\text{day}} - E_{\text{day}}) + (1 - \alpha)H_{\text{day}}^{(1)} \quad (2)$$

其中

$$\alpha = \frac{|H_{\text{day}}^{(1)} - (S_{\text{day}} - E_{\text{day}})|}{H}$$
$$H = \frac{H_{\text{day}}^{(1)} + S_{\text{day}} - E_{\text{day}}}{2}$$

式中 E_{day} ——数字高程数据

α ——算法调节因子

$H_{\text{day}}^{(2)}$ ——结合地埂高程校正阶段小麦株高

(3) 依据真值滑动校正

在小麦生长发育后期,叶片会将小区间的地埂覆盖,对无法通过式(1)、(2)修正的小区,采用与其邻近的地面株高真值修正土壤基底信息。具体地,UAV 测量的冠层海拔减去地面真值,得到各小区土壤海拔,并将这一海拔共享给周围 n 个近邻, n 个近邻的最终株高则为 UAV 测量的冠层海拔扣除上述共享海拔,将 $n + 1$ 个小区作为一个滑动窗口依次计算所有小区的株高(图 4)。

$$H_{\text{day}}^{(3)} = 0.9(S_{\text{day}} - T_{\text{day}}^{(0)}) + 0.05H_{\text{day}}^{(2)} + 0.05H_{\text{day}}^{(1)} \quad (3)$$

其中 $T_{\text{day}}^{(0)} = S_{\text{day}} - G_{\text{day}}^{(0)}$

式中 $T_{\text{day}}^{(0)}$ ——中央小区 0 日期 day 的土壤高程

$G_{\text{day}}^{(0)}$ ——小区 0 的株高真值

$H_{\text{day}}^{(3)}$ ——修正后日期 day 的株高

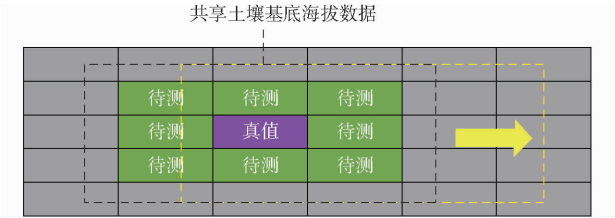


图 4 近邻小区海拔共享

Fig. 4 Altitude sharing of adjacent cells

2.3.2 基于多光谱和 RGB 数据融合的光谱指数法

根据采集的五通道多光谱数据,计算植被指数及其与株高的相关系数,优选合适的植被指数与 DSM 数据参与建模得出株高回归模型。

(1) VIs 计算

多光谱遥感影像生成的植被指数地图中像素点灰度变化能够反映株高生长特征的差异,故对各育种小区发育过程中的植被指数求取均值。计算与作物高度相关程度高的 15 种植被指数^[26-28]:归一化植被指数 (NDVI)、蓝色归一化差异植被指数 (BNDVI)、蓝色归一化差异红边植被指数 (BNDREI)、归一化绿蓝差异指数 (NGBDI)、标准蓝色指数 (NormB)、绿叶指数 (GLI)、绿/红比率指数 (GR)、过绿指数 (ExG)、修正简单比率 (MSR)、红边

叶绿素指数 (CIRE)、改良叶绿素吸收率指数 (MCARI)、转化叶绿素吸收反射指数 (TCARI)、三角植被指数 (TVI)、根号归一化植被指数 (RNVI)、非线性植被指数 (NLI) 等。

$$V = f_1(\text{Blue}, \text{Green}, \text{Red}, \text{Red_edge}, \text{NIR}) \quad (4)$$

式中, V 为多种植被指数, Blue 、 Green 、 Red 、 Red_edge 、 NIR 为五通道光谱反射率。

(2) 植被指数优选

分别在时序上计算植被指数向量与株高向量的皮尔逊相关系数和空间上各育种小区的植被指数向量与株高向量的皮尔逊相关系数,形成三维相关系数矩阵,并在合适的显著性水平下选出用于下一步建模的 $VIs^{[25-27]}$ 。

$$P_{VI,GM}^{\text{day}} = \frac{\text{cov}(V^{\text{day}}, G^{\text{day}})}{\sigma_{VI}^{\text{day}} \sigma_{GM}^{\text{day}}} \quad (5)$$

式中 V^{day} ——日期 day 植被指数向量

G^{day} ——日期 day 株高向量

σ_{VI}^{day} ——日期 day 植被指数方差

σ_{GM}^{day} ——日期 day 株高方差

$P_{VI,GM}^{\text{day}}$ ——日期 day 株高与植被指数的相关系数三维矩阵

(3) VIs - WPH 模型构建

将选择出的 VIs 与 DSM 数据进行归一化处理,分别采用偏最小二乘 $g_1(V, S, b)$ 、支持向量机 $g_2(V, S, b)$ 、随机森林 $g_3(V, S, b)$ 3 种回归算法,计算校正后的株高,再进行模型的选择。

$$H_{\text{day}} = \min\{\text{RMSE}(g(V, S, b))\} \quad (6)$$

其中 $g(V, S, b) =$

$\{g_1(V, S, b), g_2(V, S, b), g_3(V, S, b)\}$

式中 H_{day} ——日期 day 小麦株高

S ——数字高程数据

b ——调节系数

$\text{RMSE}(g(V, S, b))$ ——计算 $g(V, S, b)$ RMSE 的函数

2.4 准确性评价指标

采用决定系数 R^2 、均方根误差 (RMSE)、相对均方根误差 (RMSE100)、相关系数 R 评价模型的稳健性和准确性。 R^2 越高拟合效果越好, RMSE 越小,测量越精确。107 个采样点随机分为 80% 的训练集和 20% 的验证集,采用五折交叉验证的方法以获得可靠结果。

3 结果与分析

3.1 植被指数与株高的相关性分析

根据相关性系数显著性检验公式可知,自由度为 107 (即样本量) 时, 0.02、0.01、0.05、0.001 显著

水平的临界值分别为 0.224 7、0.248 0、0.269 5、0.313 7,即相关性系数绝对值大于 0.248 0 时达到极显著水平。表 3 展示了 15 种植被指数在不同时期与小麦株高的皮尔逊相关系数,大部分植被指数与株高的相关系数从 2022 年 3 月 28 日才开始出现绝对值大于 0.313 7,然后随时间推移不断增加,在 2022 年 4 月 5 日达到最高后开始不断减小,值得注

意的是过绿指数(Excess green,ExG)在整个时期均表现出较高的显著性水平;在 2022 年 3 月 28 日至 2022 年 4 月 13 日这个时间段大部分植被指数与株高的相关性维持在较高的显著性水平上,说明在挑旗期、抽穗期的植被指数能很好地反映株高变化,而在其它生长期与株高的相关性较低,难以精确反映小区粒度上的株高变化。

表 3 不同时期植被指数与株高的皮尔逊相关系数
Tab.3 Correlation coefficient between vegetation index and plant height in different periods

植被指数	2022-03-07	2022-03-11	2022-03-28	2022-04-05	2022-04-13	2022-04-27
NDVI	0.13	0.07	-0.27**	-0.66**	-0.65**	-0.22
BNDVI	0.12	0.08	-0.41**	-0.64**	-0.61**	-0.25**
BNDREI	0.26**	0.28**	-0.01	-0.34**	-0.40**	0.12
NGBDI	0.23	0.31**	0.25**	0.01	-0.15	0.24
NormB	-0.02	-0.19	-0.28**	-0.35**	-0.22	-0.32**
GLI	0.23	0.25**	0.08	-0.44**	-0.47**	0.07
GR	0.13	0.13	-0.13	-0.55**	-0.56**	-0.05
ExG	0.28**	0.37**	0.56**	0.39**	0.42**	0.59**
MSR	0.26**	-0.08	-0.48**	-0.33**	-0.28**	0.07
CIRE	-0.04	-0.13	-0.58**	-0.58**	-0.60**	-0.56**
MCARI	0.22	0.26**	0.42**	0.06	-0.11	0.47**
TCARI	0.22	0.26**	0.42**	0.06	-0.11	0.47**
TVI	0.18	0.17	0.18	-0.31**	-0.32**	0.11
RNVI	0.14	0.08	-0.24**	-0.66**	-0.64**	-0.19
NLI	0.19	0.12	-0.13	-0.61**	-0.61**	-0.20

注:**表示在 0.01 水平上显著。

3.2 不同模型下的小麦株高时序变化

表 4 给出了 TM、NNCM 以及 SICM 的株高估算结果,可以看出传统测量方法在 2022 年 3 月 11 日和 2022 年 4 月 27 日出现较大偏差,NNCM 的测量精度在 2022 年 4 月 5 日达到最高,其 R 为 0.94, RMSE 为 3.72 cm, RMSE100 为 5.62%,此时大部分育种小区完成拔节,株高处 在 40 ~ 100 cm 范围,动态变化快、空间差异大,有利于数据校正;测量精度在 2022 年 4 月 13 日开始降低,主要原因在于大部分品种的株高已经停止变化,营养用于叶片和生殖器官的发育,导致育种小区间地埂被逐步覆盖,降低了算法的精度。SICM 的测量精度在 2022 年 3 月 28 日达到最高,其 R^2 为 0.79, R 为 0.89, RMSE 为 3.25 cm, RMSE100 为 6.05%,此时小麦处于快速生长期,很高的 R 值说明植被指数能够较好地反映小麦株高变化。从时序上看,2022 年 3 月 28 至 4 月 13 日期间 NNCM 和 SICM 结果相比于其它时期具有更高的测量精度,说明这 2 种方法在小麦挑旗期与抽穗期取得了最好的应用效果。为了进一步观测小区粒度株高的反演情况,得到单个小区的模型估测结果与真值的散点图如图 5 所示,不同列表示不同方法的株高反演情况,不同行表示不同时期的株

表 4 不同日期不同模型的评价指标计算结果
Tab.4 Results of different models on different dates

日期	模型	R^2	R	RMSE/	RMSE100/
				cm	%
2022-03-07	TM	0.54	0.66	2.72	11.15
	NNCM		0.79	1.72	7.17
	SICM		0.73	1.79	7.33
2022-03-11	TM	0.57	0.68	17.80	59.44
	NNCM		0.79	2.44	8.18
	SICM		0.75	2.46	8.17
2022-03-28	TM	0.79	0.82	6.25	11.76
	NNCM		0.92	3.03	5.70
	SICM		0.89	3.25	6.05
2022-04-05	TM	0.86	0.74	8.06	12.31
	NNCM		0.94	3.72	5.62
	SICM		0.93	4.04	6.15
2022-04-13	TM	0.89	0.91	6.29	8.05
	NNCM		0.96	4.45	5.65
	SICM		0.94	5.05	6.45
2022-04-27	TM	0.64	-0.36	58.34	59.76
	NNCM		0.91	7.41	7.74
	SICM		0.80	10.18	10.50

注:由于传统方法与 NNCM 不是基于回归分析的方法,故没有 R^2 指标。

高反演情况。可以看出,在 2022 年 3 月 11 日、2022 年 4 月 27 日两个时期无人机传统测量方法估测的

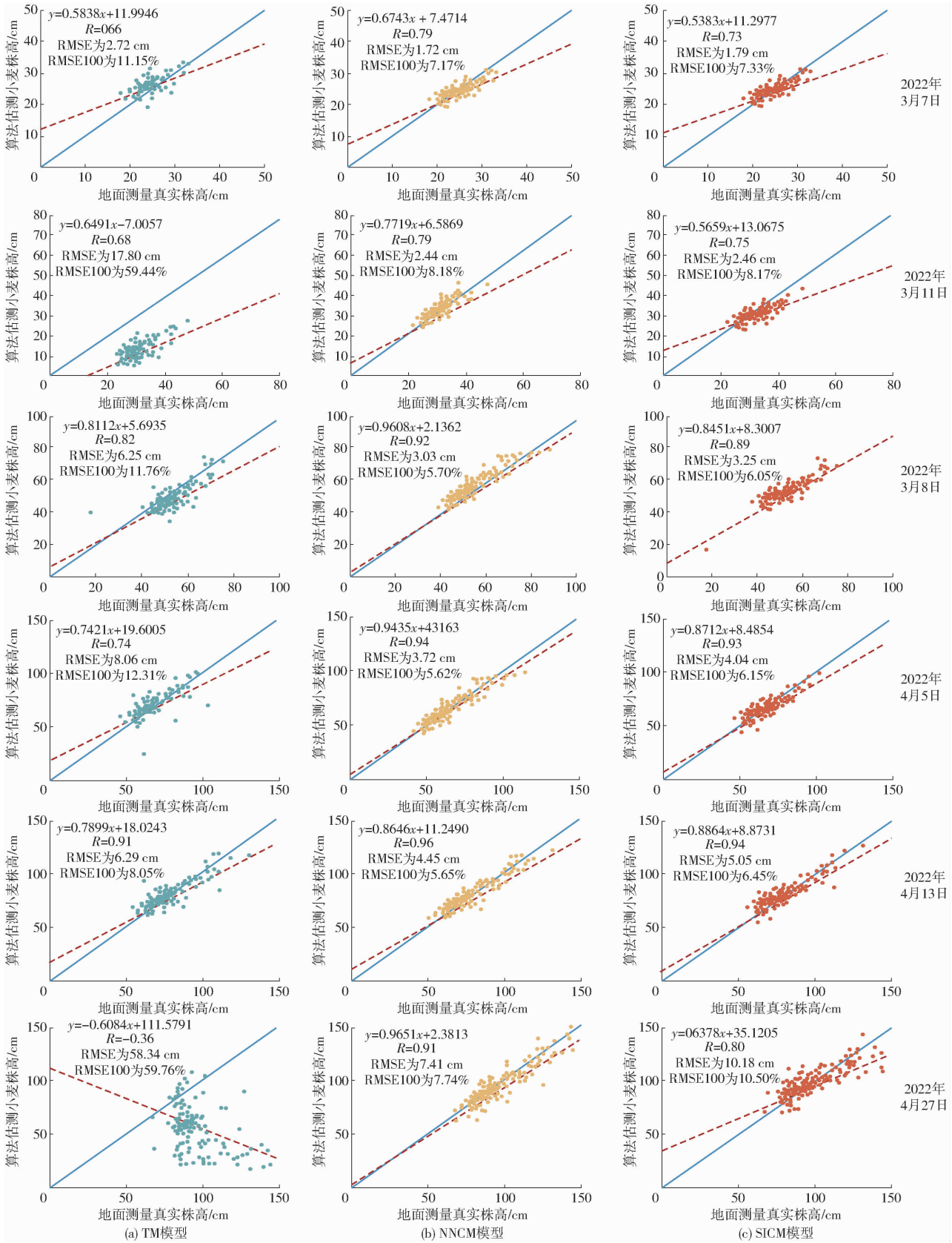


图5 模型估测结果精度及时序变化分析

Fig. 5 Accuracy of model estimation results and time series change analysis

小麦株高明显低于地面测量真值；相比于 TM，NNCM 与 SICM 观测点拟合直线斜率 k 在 6 个时期均接近 1，拟合直线截距更接近 0，各观测点小区更靠近坐标轴的 45°线，说明 NNCM 与 SICM 能够很好

地测量小麦株高。SICM 与 NNCM 相比在 2022 年 4 月 27 日结果较差，这是由于在小麦株高生长后期植被指数并不能够很好地反映小麦株高的变化，故可以依据不同的实验时期以及实验条件，合理选择

SICM 模型或 NNCM 模型。

3.3 不同生育期的小麦株高空间分布

图 6 为小区细粒度下采用 NNCM 绘制的小麦株高时序变化空间分布,不同颜色代表不同株高,2022 年 3 月 7 日多数小区处于橘黄色,将图中不同

小区的颜色与右侧参考值对比,结合图 5 可以看出在 2022 年 3 月 7 日小麦株高普遍在 20 ~ 30 cm。此外,原图在 QGIS 软件中可以查看每个像素点的具体株高。

在 2022 年 3 月 28 日试验田北部株高在 35 ~

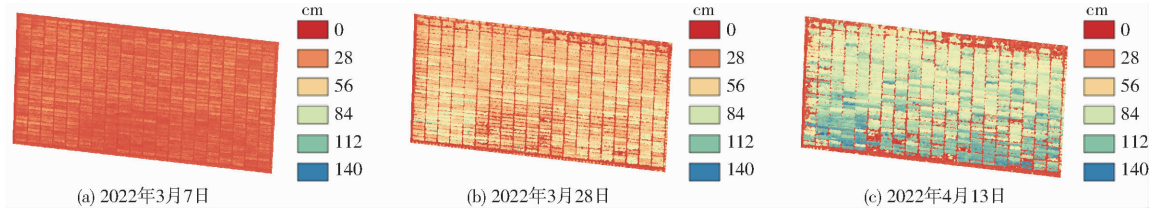


图 6 NNCM 测量小麦株高时序变化的空间分布
Fig. 6 Spatial distribution of wheat plant height

50 cm,南部株高在 45 ~ 60 cm,表明南部种植的小麦品种相较于试验田北部小麦品种有更快的株高生长速率;在 2022 年 4 月 13 日试验田,南部种植的小麦株高比北部种植的小麦品种高 20 ~ 40 cm,说明 NNCM 能够精确反演小区粒度尺度下的株高及不同小区株高在空间中的变化,为后续全基因组关联分析提供精确度高、通量大的小麦田间株高表型数据。

3.4 不同模型的性能对比分析

图 7 给出了不同时期株高真值 GM 及使用两种校正方法后的分布结果,对比发现,NNCM 与 SICM 核密度分布曲线与地面真值都很接近,中位数、四分

位数、最大值、最小值偏差均不超过 0.5%,说明这两种方法解决了细粒度株高精确测量的问题,有效校正了固有误差带来的数据逆增长现象。图 7 小提琴图的轮廓即核密度曲线,反映了株高性状的分布,可以看出,本试验区株高性状服从正态分布,种质资源丰富,群体间株高性状具有较大的差异性。此外还可以看出,在 2022 年 4 月 13 日株高增长较快的小麦已停止增长,较 2022 年 4 月 5 日采样结果 GM 中位数增长 19 cm、TM 模型中位数增长 10 cm、NNCM 模型中位数增长 17 cm、SICM 模型中位数增长 17 cm,相比于 TM 模型,NNCM 和 SICM 能够很好地同步跟随 GM 观测到的株高变化。

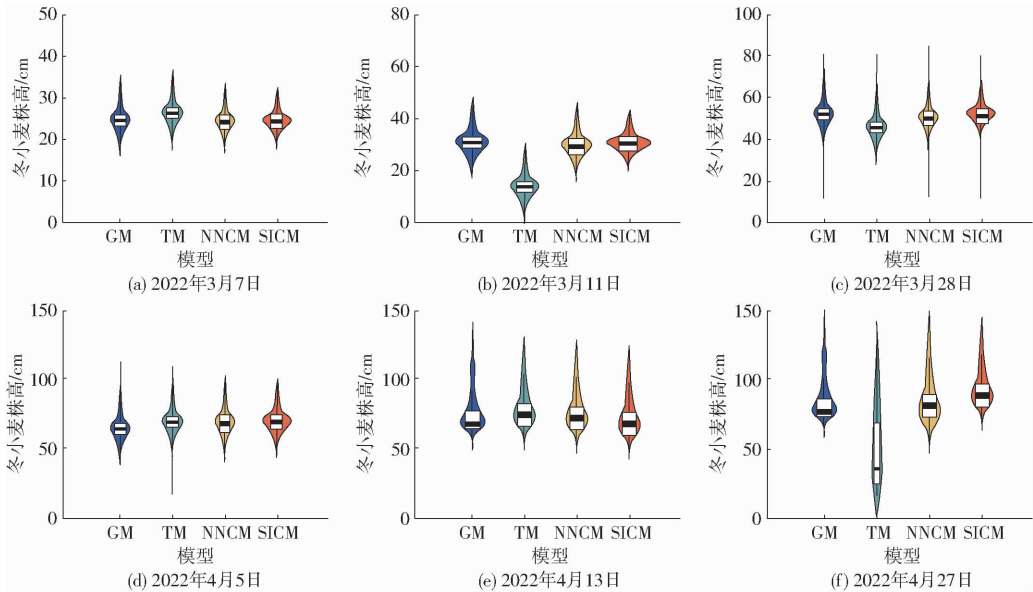


图 7 实测株高与模型校正后的株高分布
Fig. 7 Measured plant height and plant height distribution after model correction

4 讨论

本文基于无人机遥感,通过 TM、NNCM 以及 SICM 提取小麦冠层株高,并与 6 个时期的实测株高对比,表明无人机遥感在小麦育种小区粒度下,基于

人工测量真值的 NNCM 和基于多光谱 + RGB 数据融合的 SICM 能够精确获取小麦株高。NNCM 获取精度略高于 SICM,在具有地面随机采样真值的条件下,获取成本低于 SICM;在不具有地面随机采样真值的条件下应当选用 SICM,NNCM 在实际农田的

效率可能不如 SICM,应当依据实际情况合适选择测量方法。此外,无人机数据采集时,天气变化、风的有无会对数据质量造成较大影响,所以要在天气晴朗、无风或微风的条件下采集数据。下一步将在不同试验田、不同采集设备条件下探究本文所提模型的泛化能力,本文所提思想还可以为小麦其他表型参数在细粒度尺度下精确测量提供借鉴。

5 结 论

(1)验证了基于细粒度校正的育种小区小麦株

高无人机测量是可行的,本文提出的两种株高精确获取方法能够在育种小区细粒度下精确获取小麦株高,两种方法的 RMSE100 可达 6.00% 左右,其中 NNCM 的 RMSE100 最低可达 5.70%;SICM 的 RMSE100 最低可达 6.05%。

(2)NNCM 和 SICM 对真实株高动态变化均具有良好的跟随性,可以精确测量育种小麦小区粒度的全生育期株高,避免了 UAV 高频次飞行传统测量所出现的株高逆增长现象,在实际生产实践与辅助育种中有较好的应用前景,可为细粒度下小麦株高无人机遥感精确获取提供参考。

参 考 文 献

[1] HASSAN M A, YANG M, FU L, et al. Accuracy assessment of plant height using an unmanned aerial vehicle for quantitative genomic analysis in bread wheat[J]. *Plant Methods*, 2019(15): 15–37.

[2] LU N, ZHOU J, HAN Z, et al. Improved estimation of aboveground biomass in wheat from RGB imagery and point cloud data acquired with a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. *Plant Methods*, 2019(17): 1–16.

[3] BATISTOTI J, MARCATO J J, ITAVO L, et al. Estimating pasture biomass and canopy height in brazilian savanna using UAV photogrammetry[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(20): 2447.

[4] NIU Y, ZHANG L, ZHANG H, et al. Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1261.

[5] TAO H, FENG H, XU L, et al. Estimation of the yield and plant height of winter wheat using UAV-based hyperspectral images[J]. *Sensors*, 2020, 20(4): 1231.

[6] MAES W H, STEPPE K. Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture[J]. *Trends in Plant Science*, 2019, 24(2): 152–164.

[7] 中华磊,苏歆琪,赵巧丽,等.基于深度学习的无人机遥感小麦倒伏面积提取方法[J].*农业机械学报*,2022,53(9):252–260,341.
SHEN Hualei, SU Xinqi, ZHAO Qiaoli, et al. Extraction of lodging area of wheat varieties by unmanned aerial vehicle remote sensing based on deep learning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022,53(9):252–260, 341. (in Chinese)

[8] 王晶晶,李长硕,卓越,等.基于多时相无人机遥感生育时期优选的冬小麦估产[J].*农业机械学报*,2022,53(9):197–206.
WANG Jingjing, LI Changshuo, ZHUO Yue, et al. Yield estimation of winter wheat based on optimization of growth stages by multi-temporal UAV remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(9): 197–206. (in Chinese)

[9] JAMIL N, KOOTSTRA G, KOOTSTRA L. Evaluation of individual plant growth estimation in an intercropping field with UAV imagery[J]. *Agriculture*, 2022(12): 102.

[10] GOMEZ-GARCIA D, RODRIGUEZ-MORALES F, WELCH S, et al. High-throughput phenotyping of wheat canopy height using ultrawideband radar: first results[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020(19): 1–5.

[11] FAN J, ZHANG Y, WEN W, et al. The future of internet of things in agriculture: plant high-throughput phenotypic platform [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021(280): 123651.

[12] 孙翔. 基于 FPGA 标尺图像识别的作物株高测量系统设计[D]. 南京:南京信息工程大学, 2021.
SUN Xiang. Design of crop height measurement system based on FPGA scale image recognition[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2021. (in Chinese)

[13] FENG L, CHEN S, ZHANG C, et al. A comprehensive review on recent applications of unmanned aerial vehicle remote sensing with various sensors for high-throughput plant phenotyping[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021(182): 106033.

[14] 苗艳龙,彭程,高阳,等.基于地基激光雷达的玉米株高与茎粗自动测量研究[J].*农业机械学报*,2021,52(增刊):43–50.
MIAO Yanlong, PENG Cheng, GAO Yang, et al. Automatic measurement of plant height and stem thickness of maize based on terrestrial laser scanning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(Supp.): 43–50. (in Chinese)

[15] 樊意广,冯海宽,刘杨,等.基于冠层光谱特征和株高的马铃薯植株氮含量估算[J].*农业机械学报*,2022,53(6):202–208,294.
FAN Yiguang, FENG Haikuan, LIU Yang, et al. Estimation of potato plant nitrogen content based on canopy spectral

- characteristics and plant height[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 202–208, 294. (in Chinese)
- [16] 张建, 谢田晋, 杨万能, 等. 近地遥感技术在大田作物株高测量中的研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2021(3): 1–15.
- ZHANG Jian, XIE Tianjin, YANG Wanneng, et al. Research status and prospect of near-ground remote sensing technology in plant height measurement of field crops[J]. Smart Agriculture, 2021(3): 1–15. (in Chinese)
- [17] 谢田晋. 基于无人机遥感的作物高度获取方法评估[D]. 武汉: 华中农业大学, 2021.
- XIE Tianjin. Evaluation of crop height acquisition method based on UAV remote sensing[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2021. (in Chinese)
- [18] OEHME L H, REINEKE A J, WEISS T M, et al. Remote sensing of maize plant height at different growth stages using UAV-based digital surface models (DSM)[J]. Agronomy, 2022, 12(4): 958.
- [19] HAN X, THOMASSON J A, BAGNALL G C, et al. Measurement and calibration of plant-height from fixed-wing UAV images[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4092.
- [20] MONDAL S, DUTTA S, CRESPO-HERRERA L, et al. Fifty years of semi-dwarf spring wheat breeding at CIMMYT: grain yield progress in optimum, drought and heat stress environments[J]. Field Crops Research, 2020, 250: 107757.
- [21] KIM S, KIM T K, YOON S, et al. Quantifying the importance of day length in process-based models for the prediction of temperate spring flowering phenology[J]. Science of the Total Environment, 2022, 843: 156780.
- [22] QIAN-QIAN M A, YONG H E, MENG-TING Z, et al. Responses of winter wheat phenology to accumulated temperature during growing periods in northern China wheat belt[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2018, 39(4): 233.
- [23] CHARALAMPOPOULOS I. Agrometeorological conditions and agroclimatic trends for the maize and wheat crops in the Balkan region[J]. Atmosphere, 2021, 12(6): 671.
- [24] DEMIR N, SÖNMEZ N K, AKAR T, et al. Automated measurement of plant height of wheat genotypes using a DSM derived from UAV imagery[J]. Multidisciplinary Digital Publishing Institute Proceedings, 2018, 2(7): 350.
- [25] VILJANEN N, HONKAVAARA E, NÄSI R, et al. A novel machine learning method for estimating biomass of grass swards using a photogrammetric canopy height model, images and vegetation indices captured by a drone[J]. Agriculture, 2018, 8(5): 70.
- [26] TEODORO P E, TEODORO L P R, BAIO F H R, et al. Predicting days to maturity, plant height, and grain yield in soybean: a machine and deep learning approach using multispectral data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(22): 4632.
- [27] OSCO L P, JUNIOR J M, RAMOS A P M, et al. Leaf nitrogen concentration and plant height prediction for maize using UAV-based multispectral imagery and machine learning techniques[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3237.
- [28] BORGES M V V, OLIVEIRA G J, BATISTA T S, et al. High-throughput phenotyping of two plant-size traits of eucalyptus species using neural networks[J]. Journal of Forestry Research, 2022, 33(2): 591–599.

(上接第 157 页)

- [37] 张东彦, 韩宣宣, 林芬芳, 等. 基于多源无人机影像特征融合的冬小麦 LAI 估算[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 171–179.
- ZHANG Dongyan, HAN Xuanxuan, LIN Fenfang, et al. Estimation of winter wheat leaf area index using multi-source UAV image feature fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9): 171–179. (in Chinese)
- [38] CHENG M, JIAO X, LIU Y, 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: 107530.
- [39] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机成像高光谱影像的冬小麦 LAI 估测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176–187.
- TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 176–187. (in Chinese)
- [40] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 113–120.
- GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remoter sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 113–120. (in Chinese)
- [41] ZHANG Y, HUI J, QIN Q, et al. Transfer-learning-based approach for leaf chlorophyll content estimation of winter wheat from hyperspectral data[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 267: 112724.
- [42] 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): 164–169.
- JIA Dan, CHEN Pengfei. 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): 164–169. (in Chinese)
- [43] REYNIERS M, WALVOORT D J J, DE B J. A linear model to predict with a multi-spectral radiometer the amount of nitrogen in winter wheat[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(19): 4159–4179.