

承达瑜, 武择鹏, 付春晓, 等. 融合无人机多源遥感数据的冬小麦株高估测[J]. 江苏农业学报, 2025, 41(11): 2209-2221.  
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2025.11.014

## 融合无人机多源遥感数据的冬小麦株高估测

承达瑜<sup>1,2</sup>, 武择鹏<sup>1</sup>, 付春晓<sup>3</sup>, 赵安周<sup>1</sup>, 王建东<sup>4</sup>, 何伟德<sup>1</sup>

(1.河北工程大学矿业与测绘工程学院, 河北 邯郸 056038; 2.河北省水生态文明及社会治理研究中心, 河北 邯郸 056038;  
3.河北工程大学水利水电学院, 河北 邯郸 056038; 4.中国农业科学院农业环境与可持续发展研究所, 北京 100081)

**摘要:** 及时、高效地获取冬小麦株高信息对优化其生产管理方案具有重要参考作用。为提高小麦株高反演效果, 本研究利用多光谱影像数据提取的植被指数、纹理特征参数及正射影像提取的冬小麦株高数据, 结合随机森林(Random forest, RF)、支持向量机(Support vector regression, SVR)和偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)等算法, 提出一种融合无人机多源遥感数据的冬小麦株高估测方法。首先利用正射影像数据提取数字表面模型(DSM), 计算不同生长期的冬小麦株高(Winter wheat plant height, WWPH)数据; 再基于多光谱影像数据和地面实测株高数据, 经过相关性分析, 筛选出适用于建立估测模型的植被指数和纹理特征参数; 然后, 基于植被指数+纹理特征+WWPH数据和植被指数+WWPH数据等不同输入数据组合, 利用RF算法、SVR算法和PLSR算法构建小麦株高估测模型, 根据模型性能的比较, 筛选出小麦株高估测适宜的特征数据输入组合和算法, 最后根据适宜的特征数据组合和算法进行试验区域小麦株高的估测。结果表明: 基于植被指数+WWPH数据+纹理特征组合, 利用RF算法构建的小麦株高估算模型对拔节期和抽穗期小麦株高的估测精度均最高, 测试集的决定系数( $R^2$ )分别为0.872和0.887, 均方根差(RMSE)分别为1.731 cm和1.335 cm。利用适宜的特征数据组合和算法估测得到研究区域拔节期冬小麦株高为40.46~52.61 cm, 试验区域内小麦株高差异较大, 而抽穗期小麦株高为60.32~71.94 cm, 试验区域内小麦株高总体较均匀, 估测结果与田间实测结果基本一致。

**关键词:** 冬小麦; 株高估测; 多源遥感数据

**中图分类号:** S512<sup>+</sup>1; TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2025)11-2209-13

## Estimation of winter wheat plant height based on multi-source remote sensing data from an unmanned aerial vehicle

CHENG Dayu<sup>1,2</sup>, WU Zepeng<sup>1</sup>, FU Chunxiao<sup>3</sup>, ZHAO Anzhou<sup>1</sup>, WANG Jiandong<sup>4</sup>, HE Weide<sup>1</sup>

(1.School of Mining and Geomatics, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China; 2.Research Center of Water Ecological Civilization and Social Governance of Hebei Provincial, Handan 056038, China; 3.School of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China; 4.Institute of Environment and Sustainable Development in Agriculture, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

收稿日期: 2024-12-12

基金项目: 河北省重大科技成果转化专项(22287401Z); 国家自然科学基金项目(42171212)

作者简介: 承达瑜(1980-), 男, 江苏常州人, 博士, 副教授, 研究方向为地理大数据挖掘、作物长势遥感监测及计算机视觉。  
(E-mail) yuyumails@126.com

通讯作者: 付春晓, (E-mail) chunxiao999999@163.com

**Abstract:** The timely and efficient acquisition of winter wheat plant height information plays a crucial role as a reference for optimizing its production management strategies. To improve the inversion accuracy of wheat plant height, this study proposed a method based on unmanned aerial vehicle (UAV) multi-source remote sensing data. It utilized the vegetation indices and texture feature parameters extracted from multispectral imagery, combined

with the plant height data derived from the orthophoto, and integrated random forest (RF), support vector regression (SVR), and partial least squares regression (PLSR) algorithms. First, a digital surface model (DSM) was extracted from the orthophoto data and utilized to calculate the winter wheat plant height (WWPH) at different growth stages. Based on multispectral imagery and ground-measured plant height data, vegetation indices and textural feature parameters suitable for constructing the estimation model were selected through correlation analysis. Then, based on different input combinations such as vegetation indices + texture features + WWPH data and vegetation indices + WWPH data, winter wheat plant height estimation models were constructed using the RF, SVR, and PLSR algorithms. Based on the comparison of model performance, the optimal combination of input features and the most suitable algorithm for wheat plant height estimation were selected. Finally, the estimation of wheat plant height in the experimental area was conducted using the optimal feature combination and algorithm. The results indicated that the wheat plant height estimation model, which was developed using the combination of vegetation indices, WWPH data and texture features based on the RF algorithm, achieved the highest accuracy for both the jointing and heading stages. For the testing set, the coefficients of determination ( $R^2$ ) were 0.872 and 0.887, and the root mean square errors (RMSE) were 1.731 cm and 1.335 cm, respectively. Using the optimal feature combination and algorithm, the estimated plant height in the study area ranged from 40.46 cm to 52.61 cm at the jointing stage, exhibiting significant spatial variability. In contrast, the estimated height at the heading stage ranged from 60.32 cm to 71.94 cm, showing a more uniform spatial distribution. These estimation results were in close agreement with the field-measured data.

**Key words:** winter wheat; estimation of plant height; multi-source remote sensing data

株高作为作物表型信息的重要组成部分,在作物叶面积指数估算<sup>[1]</sup>、倒伏识别<sup>[2]</sup>、生物量估算<sup>[3]</sup>以及产量估算<sup>[4]</sup>等方面被广泛应用,是评价作物长势的重要指标。因此,实时监测作物株高对田间精细化管理和生产效率提升具有重要的作用。

传统的田间作物株高测量方法主要依赖人工标尺测量,该方法效率低,且对田间作物具有一定的破坏性,因此难以适应高通量表型组学发展的需要<sup>[5]</sup>。随着低空无人机等设备的发展,国内外学者使用无人机获取的点云数据、表面模型数据以及植被指数数据来构建作物株高估测模型得到了初步开展。Malambo 等<sup>[6]</sup>利用无人机搭载的激光雷达获取高粱和玉米的三维点云数据,并分别建立相应的株高估测模型,模型精度较高;周梦维等<sup>[7]</sup>通过无人机搭载小光斑全波形激光雷达 LiDAR 对玉米株高进行反演,亦取得了较好效果。基于激光雷达的低空遥感平台可高效、便捷地估算研究区域内的作物生长指标,但由于激光雷达价格昂贵限制了其在农业监测领域的大面积推广。利用表面模型数据构建作物株高估算模型是一种成本较低且灵活性高的方法,在大田作物表型研究中得到了广泛应用。刘治开等<sup>[8]</sup>利用无人机搭载数码相机获取不同生育期冬小麦的数字表面模型 (Digital surface model, DSM),并将其与裸土期的 DSM 相减获得差值,建立

了不同生育期的小麦作物高度模型;梁永检等<sup>[9]</sup>利用无人机搭载 RGB 数码相机获取的农田影像数据,建立不同生育期甘蔗田的 DSM,并以 DSM 为基础提取甘蔗株高数据,同时与地面实测数据进行比较,亦取得了较好的拟合效果。但上述方法在构建 DSM 过程中,由于叶尖点云数据比较稀疏,常被误认为异常值而剔除,从而导致模型精度有所降低<sup>[10]</sup>。利用植被指数建立作物株高估测模型可以避免上述问题<sup>[11]</sup>。李燕强等<sup>[12]</sup>利用高光谱相机获取的不同品种冬小麦光谱数据,构建了冬小麦株高估测模型,拟合效果较好;刘建春等<sup>[11]</sup>根据无人机搭载多光谱镜头获取的水稻多光谱影像及地面实测水稻株高,利用多种回归算法对水稻株高进行反演,亦取得了较好的精度。上述研究中大多采用单一变量构建作物株高估测模型,近年来,基于 DSM、植被指数等多变量融合进行作物株高估测研究得到了初步开展<sup>[13]</sup>。吴婷婷等<sup>[14]</sup>的研究结果表明,采用多光谱数据与 RGB 数据相融合进行小麦株高估测,可以取得更高的估测精度。

由于 DSM 和植被指数数据主要体现作物的垂直结构特征和光谱反射特性,而对作物植株形态及空间分布等方面的信息体现不足,且多光谱影像数据常受到作物类型、物候期等因素的影响,使得作物植被指数存在饱和现象<sup>[15]</sup>。一般来说,作物生长过程中,植株高度、形态及空间分布特征会随着作物发

育过程同步发生动态变化,即作物株高与植株形态、空间分布有一定的相关性。光谱影像中的纹理特征能体现作物植株形态及空间分布等方面的特征,因此光谱影像中的纹理特征能在一定程度上体现作物株高的状态,引入纹理特征能提升株高反演精度。为此,本研究首先根据不同时相正射影像数据提取冬小麦植株高度(WWPH)数据,再通过不同植被指数、纹理特征参数与株高的相关性,筛选出适宜建模的植被指数、纹理特征参数,然后基于植被指数+WWPH、植被指数+WWPH+纹理特征不同数据组合,利用随机森林(RF)算法、支持向量机(SVR)算法和偏最小二乘回归(PLSR)算法等建立小麦株高反演模型,进行模型拟合效果比较,筛选出适宜的建模算法和数据组合。最后,根据筛选出的适宜算法和数据组合进行区域小麦株高反演。

## 1 材料与方法

### 1.1 小麦生长试验及株高取样

本研究试验区位于河北省邯郸市邱县古城营镇(115°07'E,36°53'N)。试验区占地 51.85 hm<sup>2</sup>,区内地势平坦,常年种植制度为小麦和玉米轮作。玉米收获后利用旋耕机耕地,2023 年 10 月 27 日进行小麦播种,品种为龙堂一号,常规肥料管理,水分管理方式为机井喷灌与雨养混合<sup>[16]</sup>。按照均匀布点原则,在试验地块设置 41 个采样点(图 1)。于 2024 年 4 月 12 日(拔节期)和 2024 年 4 月 24 日(抽穗期)进行 2 次小麦株高人工测量。测量时,在每采样点 1 m×1 m 的范围内随机选取 5 株小麦,进行株高人工测量,并取平均值作为该样点小麦株高。同时,使用上海华测导航技术股份有限公司生产的中绘 i90 GPS 仪获取采样点的位置信息。试验区小麦收获时间为 2024 年 6 月 10 日。

### 1.2 无人机数据获取与预处理

本试验使用的无人机平台为大疆经纬 Matrice 300 RTK 型四旋翼无人机。该型号无人机可搭载不同负载进行多种影像数据采集。本研究通过无人机平台搭载禅思 P1 相机和 MS600PRO 相机分别采集正射影像数据和多光谱影像数据。其中,禅思 P1 相机焦距为 35 mm,像素有效值为 4.500×10<sup>7</sup>;MS600PRO 相机可同时获取 6 个波段的遥感影像(表 1),并配备下行光传感器和白板,光谱采集范围为 400~900 nm。多光谱影像和正射影像采集时间



图 1 研究区设置的采样点分布

Fig.1 Distribution of sampling points in the study area

与株高人工观测时间同步,也在 2024 年 4 月 12 日(拔节期)和 2024 年 4 月 24 日(抽穗期)。此外,为了提取冬小麦株高(WWPH)数据,于 2023 年 11 月 7 日(小麦播种后至出苗期间)进行麦田近裸土初始正射影像的采集。上述影像数据采集时间均为中午 12:00 左右,且采集日天气晴朗、无风无云。采集时,无人机飞行高度均设置为 100 m,航向和旁向的重叠率分别为 80%、70%。相机捕获模式设置为自动,多光谱数据采集前进行白板矫正。正射影像的像元分辨率是 1.26 cm,多光谱的像元分辨率是 7.21 cm。另外,通过厘米级实时动态载波相位差分技术(Real time kinematic,RTK),避免了传统像控点布设,显著提升数字数据精度和作业效率,实现免像控航测。

表 1 MS600PRO 型多光谱相机波段信息

Table 1 Band information of the MS600PRO multispectral camera

波段号	波段名称	带宽 (nm)	中心波长 (nm)	白板反射率
B1	Blue	35	450	0.64
B2	Green	25	555	0.62
B3	Red	20	660	0.61
B4	Red edge	10	720	0.61
B5	Red edge750	15	750	0.61
B6	Near IR	35	840	0.57

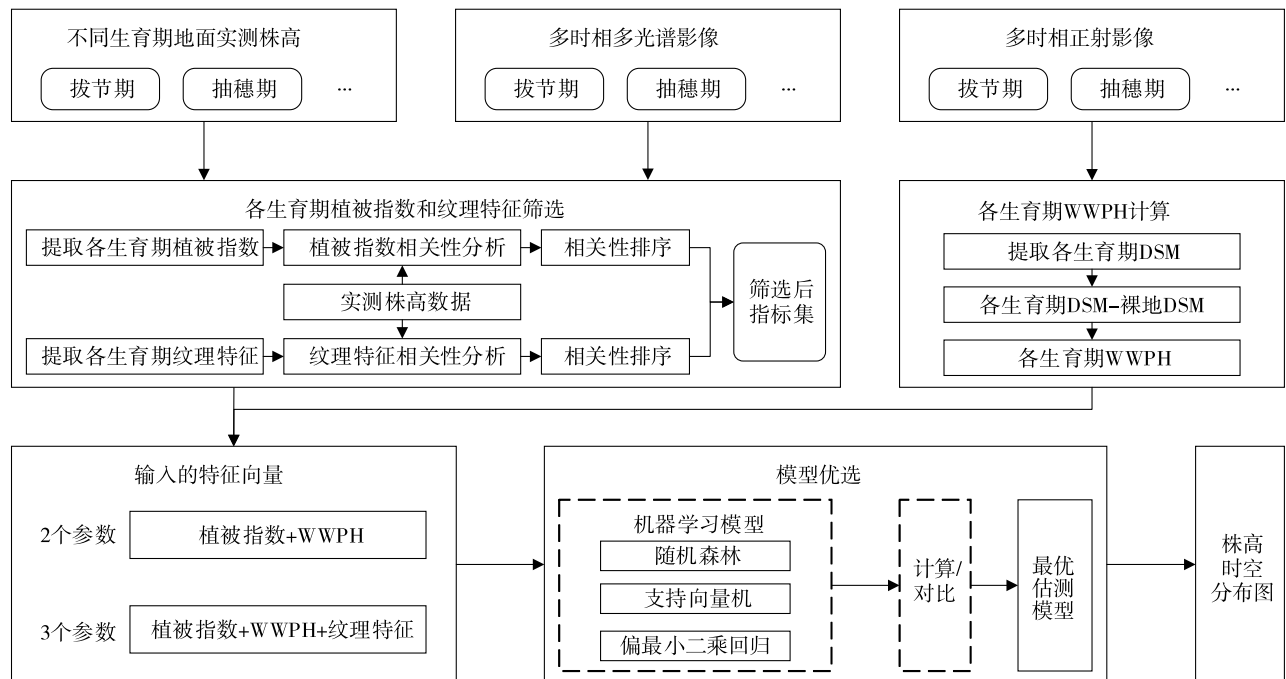
将获取的无人机多光谱影像,运用 YusenseRef 软件进行图像的辐射定标,采用 Pix4Dmapper 软件对定标好的图像进行拼接,最终得到 6 个波段(B1~B6)影像。采用 ENVI 软件对 6 个波段影像分别进行波段运算,以增强图像质量和可视化效果,便于更好地

观察和分析。同时将获取到的正射影像使用大疆智图软件进行建模,得到数字表面模型(Digital surface model, DSM)。根据地面采样点在影像中的位置,构建感兴趣区域(Region of interest, ROI),并将各影像下感兴趣区域内平均值作为该采样点的特征值。

### 1.3 小麦株高估算方法

基于无人机获取的多时相多光谱,提取冬小麦不同生育期的植被指数与纹理特征,并结合地面实测小麦株高数据,筛选出用于建模的植被指数和纹

理特征。同时,利用正射影像生成的 DSM 数据构建不同生育期的 WWP,在此基础上,采用随机森林(RF)、支持向量机(SVR)和偏最小二乘回归(PLSR)等机器学习算法构建基于植被指数+WWPH 和植被指数+WWPH+纹理特征作为特征输入变量的株高估算模型,通过结果对比筛选出最佳小麦株高估算模型,并利用筛选出的最佳模型进行整个研究区域小麦株高的反演,具体的技术路线如图 2 所示。



DSM: 基于正射影像数据构建的数字表面模型; WWP: 基于正射影像数据得到的株高数据。

图 2 技术路线

Fig.2 Technical roadmap

1.3.1 植被指数选取 植被指数是遥感数据中各光谱波段间线性或非线性组合<sup>[17]</sup>,其信息能够反映作物在不同生长条件下的健康状况、生长状态以及生产潜力等<sup>[18]</sup>。根据获取的光谱波段信息及已有研究成果<sup>[15-16]</sup>,本研究选取 12 个与作物高度相关性较好的植被指数进行分析,包括归一化差异植被指数(NDVI)<sup>[19]</sup>、蓝色归一化植被指数(BNDVI)<sup>[20]</sup>、绿色归一化植被指数(GNDVI)<sup>[21]</sup>、蓝绿归一化指数(NGBDI)<sup>[22]</sup>、标准化蓝(NormB)<sup>[23]</sup>、绿叶植被指数(GLI)<sup>[24]</sup>、绿红比值指数(GR)<sup>[25]</sup>、超绿指数(ExG)<sup>[26]</sup>、改进简单比值植被指数(MSR)<sup>[27]</sup>、三角植被指数(TVI)<sup>[28]</sup>、比值植被指数(RVI)<sup>[29]</sup>、再归一

化植被指数(RDVI)<sup>[30]</sup>。

1.3.2 纹理特征提取 纹理特征是一种反映图像中同质现象的视觉特征,能够反映物体表面的结构信息<sup>[31]</sup>。在小麦的生长周期中,其冠层结构会发生变化,对应的纹理特征也会发生相应的变化,不同波段上纹理特征也不尽相同。灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)<sup>[32]</sup>是一种广泛应用于遥感图像纹理特征的提取方法。本研究采用灰度共生矩阵方法,设置滑动窗口大小7×7、分析方向90°、空间相关矩阵偏移 X 与 Y 均为 1,进行多光谱图像的纹理特征提取。每个波段提取 8 个纹理特征参数:均值(Mean)、方差(Variance)、协同性(Homo-

geneity)、对比度(Contrast)、相异性(Dissimilarity)、信息熵(Entropy)、二阶矩(Second-moment)、相关性(Correlation),每个生育期6个波段,2个时期共96个纹理特征值。

1.3.3 WWPH提取 冬小麦播种后至出苗前获取的试验区域正射影像,生成DSM,记为 $DSM_0$ ,作为后期提取株高数据的地表基准面。拔节期和抽穗期获取的区域正射影像生成DSM后,分别减去 $DSM_0$ ,即得拔节期和抽穗期的冬小麦株高数据。

$$WWPH_d = DSM_d - DSM_0 \quad (1)$$

式中, $WWPH_d$ 为第 $d$ 天的冬小麦株高数据, $DSM_d$ 为基于正射影像获取的第 $d$ 天DSM, $DSM_0$ 为地表基准面。

1.3.4 基于多特征的小麦株高估测模型构建 通过拔节期和抽穗期植被指数和纹理特征与株高的相关性分析,筛选出与株高相关性较高的植被指数和纹理特征参数。为了避免特征数据冗余,本研究选取相关系数较高的6个植被指数与纹理特征<sup>[16,33]</sup>,并结合拔节期和抽穗期的WWPH数据作为模型的输入变量(方案1:6个最相关植被指数+WWPH;方案2:4个最相关植被指数+2个最相关纹理特征+WWPH),分别采用随机森林、支持向量机、偏最小二乘回归3种算法进行小麦株高估测模型的构建。研究中将拔节期

和抽穗期的41个采样点数据按照8:2的比例进行随机划分,分别作为训练集和测试集。根据训练集和测试集的拟合精度进行模型的选择。

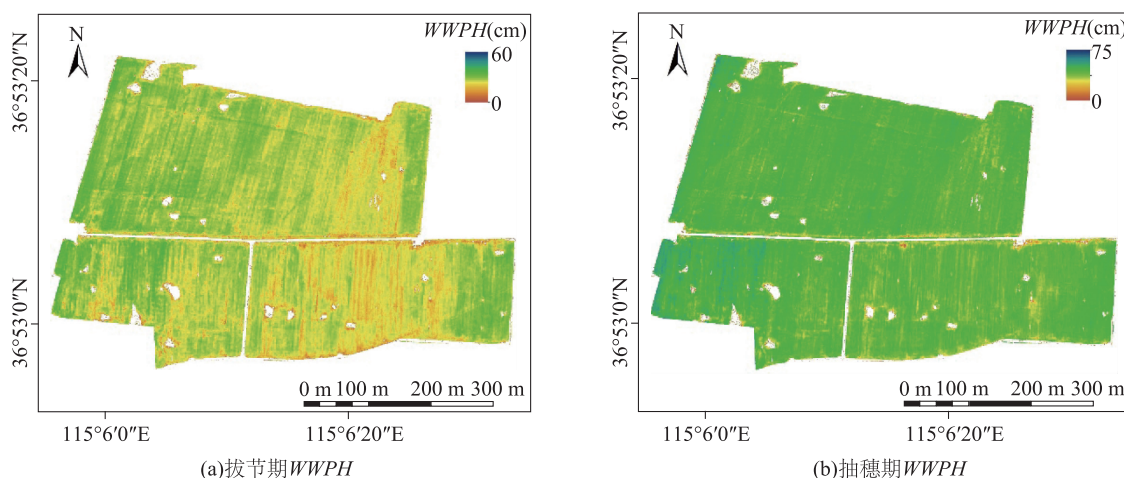
为进一步说明本研究所选特征(植被指数、WWPH数据和纹理特征)对株高估测模型精度的影响,在模型训练过程中分别进行2个最相关纹理特征+WWPH(方案3)、4个最相关植被指数+2个最相关纹理特征(方案4)输入处理,分析不同输入变量组合对冬小麦株高估测模型精度的影响。

1.3.5 模型精度评价 选用决定系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)评价模型的拟合度和准确性<sup>[14]</sup>。 $R^2$ 越接近1,拟合效果越好。RMSE越小,则表明估值与真实值偏差越小,模型的精度越高。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于多时相正射影像的株高提取

根据多时相正射影像得到的拔节期和抽穗期作物高度空间分布如图3所示。从图中可以看出,拔节期的小麦株高在空间上有一些高低差异,试验区域中东地块株高偏低,株高在10~20 cm左右,东西两侧较高,高度在30 cm左右;抽穗期的小麦植株整体上趋于平整,株高变化不大,株高大部分在50 cm左右,局部地块偏低,株高在35 cm左右。



WWPH:基于正射影像数据得到的株高数据。

图3 基于正射影像的拔节期与抽穗期的冬小麦株高

Fig.3 Winter wheat plant height at jointing stage and heading stage based on orthophoto data

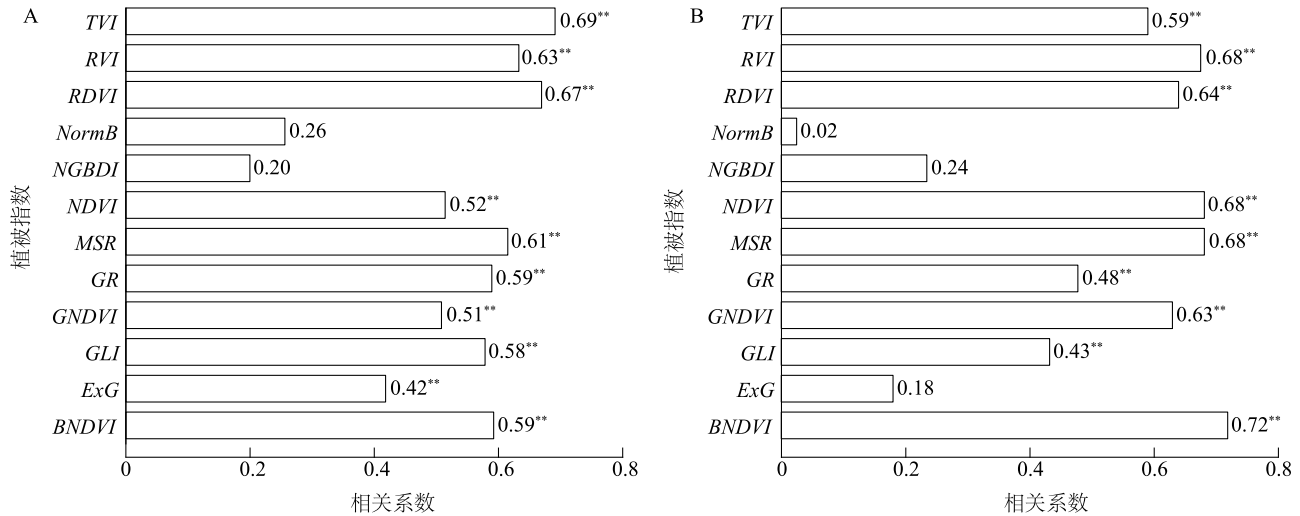
### 2.2 植被指数、纹理特征与株高的相关性

2.2.1 植被指数与株高的相关性 拔节期和抽穗期植被指数与实测株高数据的相关性如图4所示。

从图中可以看出,不同生育期植被指数与小麦株高的相关性存在一定差异。拔节期,除 $NormB$ 、 $NGB-DI$ ,其他植被指数均与株高呈极显著正相关,相关系

数介于0.42~0.69。与株高相关性从高到低的植被指数依次是 *TVI*、*RDVI*、*RVI*、*MSR*、*BNDVI*、*GR*、*GLI*、*NDVI*、*GNDVI*、*ExG*(图 4A);抽穗期,除 *NormB*、*NGBDI* 和 *ExG*,其他植被指数亦与株高呈极显著相关,

相关系数介于0.43~0.72 之间。与株高相关性从高到低的植被指数依次是 *BNDVI*、*MSR*、*NDVI*、*RVI*、*RDVI*、*GNDVI*、*TVI*、*GR*、*GLI*(图 4B)。



A:拔节期植被指数与株高的相关性;B:抽穗期植被指数与株高的相关性。*NDVI*:归一化差异植被指数;*BNDVI*:蓝色归一化植被指数;*GNDVI*:绿色归一化植被指数;*NGBDI*:蓝绿归一化指数;*NormB*:标准化蓝;*GLI*:绿叶植被指数;*GR*:绿红比值指数;*ExG*:超绿指数;*MSR*:改进简单比值植被指数;*TVI*:三角植被指数;*RVI*:比值植被指数;*RDVI*:再归一化植被指数。\*\*表示植被指数与株高极显著相关( $P < 0.01$ )。

图 4 拔节期与抽穗期植被指数与小麦株高相关性

Fig.4 Correlation between vegetation indices and wheat plant height at jointing stage and heading stage

2.2.2 纹理特征与株高的相关性 拔节期不同波段遥感影像纹理特征参数与实测小麦株高的相关性如表 2 所示。从表中可以看出,拔节期红光波段(B3)影像的纹理特征参数协同性与株高呈显著正相关,而对对比度、相异性、信息熵、方差等纹理特征参数与株高呈显著负相关;蓝光波段(B1)影像的纹理

特征参数相异性与株高呈负相关,协同性和对比度与株高都呈显著正相关。近红外波段(B6)和红边2波段(B5)影像的纹理特征参数均值与株高都呈极显著正相关,相关系数分别为 0.70 和 0.60。绿光波段(B2)和红外 1 波段(B4)影像的纹理特征参数与株高的相关性均不显著。

表 2 拔节期不同波段影像纹理特征参数与株高相关性

Table 2 Correlation between texture features from multiple bands and plant height at jointing stage

纹理特征参数	波段					
	B1	B2	B3	B4	B5	B6
对比度	0.33 *	-0.01	-0.34 *	0.03	-0.09	-0.04
相关性	0.19	0.07	0.11	0.09	-0.12	-0.30
相异性	-0.32 *	0.03	-0.35 *	0.13	-0.09	-0.05
信息熵	-0.27	0.12	-0.32 *	0.21	-0.28	-0.03
协同性	0.32 *	-0.04	0.34 *	-0.20	0.03	0.05
均值	0.06	0.06	-0.27	0.24	0.60 **	0.70 **
二阶矩	0.25	-0.16	0.28	-0.29	0.26	-0.02
方差	-0.29	-0.08	-0.33 *	0	-0.19	-0.17

波段 B1~B6 见表 1。\*、\*\* 分别表示显著相关( $P < 0.05$ )和极显著相关( $P < 0.01$ )。

抽穗期不同波段遥感影像纹理特征参数与实测

小麦株高的相关性如表 3 所示。从表中可以看出,

红光波段(B3)影像纹理特征参数相关性、均值、方差等与株高呈显著负相关,绿光波段(B2)影像纹理特征参数方差以及蓝光波段(B1)和红外1波段(B4)影像纹理特征参数相关性均与株高呈显著负相关,近红外波段(B6)纹理特征参数均值、二阶矩与株高呈极显著正相关,而信息熵与株高呈极显著

负相关。红外2波段(B5)影像纹理特征参数对比度、相关性、方差与株高呈显著负相关,信息熵与株高呈极显著负相关,而均值与株高呈极显著正相关,二阶矩与株高呈显著正相关。近红外波段(B6)和红外2波段(B5)影像纹理特征参数均值与株高的相关性较高,分别为0.69和0.63。

表3 抽穗期不同波段影像纹理特征参数与小麦株高相关性

Table 3 Correlation between texture features from multiple bands and plant height at heading stage

纹理特征参数	波段					
	B1	B2	B3	B4	B5	B6
对比度	0.10	-0.18	-0.18	-0.15	-0.31 *	-0.22
相关性	-0.32 *	-0.26	-0.36 *	-0.40 *	-0.36 *	-0.23
相异性	0.10	-0.16	-0.16	-0.10	-0.30	-0.26
信息熵	0.01	-0.26	-0.23	-0.17	-0.43 **	-0.42 **
协同性	-0.10	0.16	0.15	0.07	0.24	0.26
均值	-0.15	0	-0.34 *	0.29	0.63 **	0.69 **
二阶矩	-0.02	0.20	0.19	0.08	0.36 *	0.44 **
方差	-0.07	-0.37 *	-0.35 *	-0.23	-0.32 *	-0.29

波段 B1~B6 见表 1。\*、\*\* 分别表示显著相关( $P<0.05$ )和极显著相关( $P<0.01$ )。

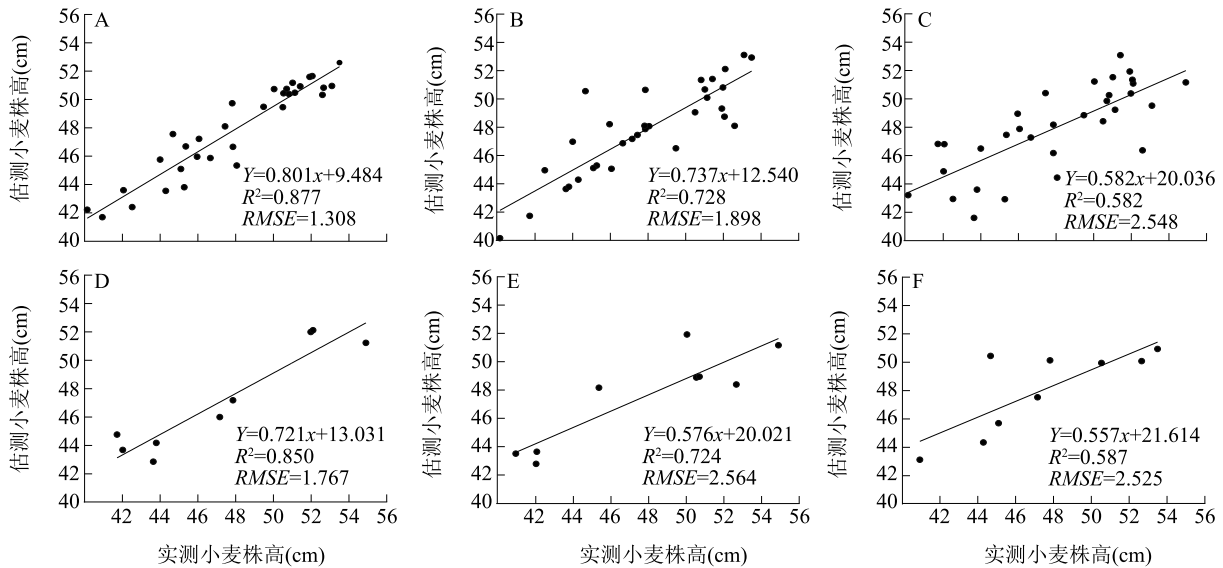
### 2.3 模型构建

2.3.1 基于植被指数和 WWPB 数据的株高估测模型 利用拔节期与株高相关性最高的 6 个植被指数 ( $BNDVI$ 、 $GR$ 、 $MSR$ 、 $RDVI$ 、 $RVI$ 、 $TVI$ ) 及 WWPB 数据, 分别采用 SVR、RF、PLSR 算法构建模型对训练集和测试集小麦株高进行估测, 模型的估测性能如图 5 所示。从图中可以看出, 利用 RF 算法构建的模型进行株高估测, 模型训练集和测试集株高估测值与实测值的决定系数分别为 0.877 和 0.850,  $RMSE$  分别为 1.308 cm 和 1.767 cm, 效果较好。而利用 PLSR 算法构建的模型进行株高估测, 训练集和测试集株高估测值与实测值的决定系数分别为 0.582 和 0.587,  $RMSE$  分别为 2.548 cm 和 2.525 cm, 效果最差。利用抽穗期与株高相关性最高的 6 个植被指数 ( $BNDVI$ 、 $GNDVI$ 、 $MSR$ 、 $NDVI$ 、 $RDVI$ 、 $RVI$ ) 及 WWPB 数据, 分别采用 SVR、RF、PLSR 算法构建的模型对训练集和测试集小麦株高进行估测, 模型的估测性能如图 6 所示。从图中可以看出, 利用 RF 算法构建的模型进行株高估测, 模型训练集和测试集株高估测值与实测值的决定系数分别为 0.881 和 0.869,  $RMSE$  分别为 1.275 cm 和 1.405 cm, 效果较好。而利用 PLSR 算法构建的模型进行株高估测, 训练集和测试集株高估测值与实测值的决定系数分

别为 0.631 和 0.653,  $RMSE$  分别为 2.264 cm 和 2.237 cm, 效果最差。因此, 基于植被指数+WWPB 数据进行小麦株高反演时, 随机森林算法构建的模型性能最好。

2.3.2 基于植被指数、WWPB 数据和纹理特征的株高估测模型 以拔节期和抽穗期与株高相关性最高的 4 个植被指数(拔节期为  $MSR$ 、 $RDVI$ 、 $RVI$ 、 $TVI$ , 抽穗期为  $BNDVI$ 、 $MSR$ 、 $NDVI$ 、 $RVI$ )、2 个纹理特征参数[2 个时期均为近红外波段(B6)影像和红边 2 波段(B5)影像纹理特征参数均值]及 WWPB 数据为变量, 分别利用 RF、PLSR、SVR 算法构建的模型进行小麦株高估测, 模型的估测性能如图 7、图 8 所示。从图中可以看出, 融合纹理特征、植被指数和作物高度(WWPB)数据后, 拔节期 RF 算法构建的模型训练集和测试集决定系数分别为 0.891 和 0.872,  $RMSE$  分别为 1.189 cm 和 1.731 cm, 模型性能较好, 而 PLSR 算法构建的模型训练集和测试集决定系数分别为 0.638 和 0.633,  $RMSE$  分别为 2.418 cm 和 2.217 cm, 模型反演株高的性能较差。抽穗期 RF 算法构建的模型训练集和测试集决定系数分别为 0.896 和 0.887,  $RMSE$  分别为 1.192 cm 和 1.335 cm; SVR 算法构建的模型训练集和测试集决定系数分别为 0.790 和 0.784,  $RMSE$  分别为 1.588 cm 和 2.140 cm, 而 PLSR 算法构建的模型训练集和测试集决定系

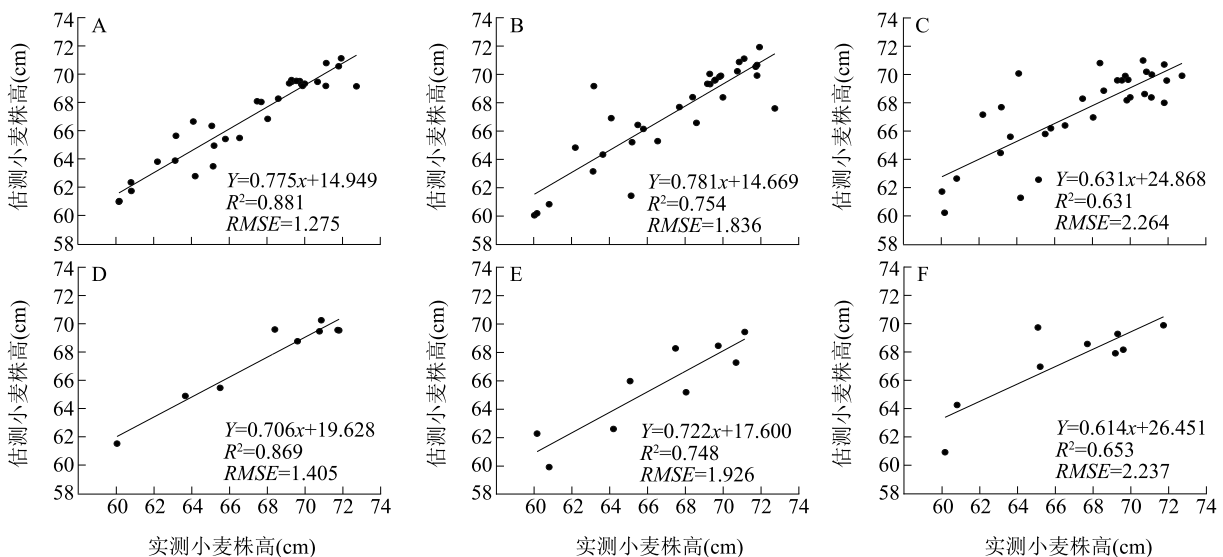
数分别为 0.667 和 0.662, RMSE 分别为 2.089 cm 和 2.443 cm。因此,融合植被指数、WWPH 数据和纹理特征后,随机森林算法构建的模型反演株高的精度仍好于 SVR 算法和 PLSR 算法。



A: RF 算法+训练集; B: SVR 算法+训练集; C: PLSR 算法+训练集; D: RF 算法+测试集; E: SVR 算法+测试集; F: PLSR 算法+测试集。RF 算法: 随机森林算法; SVR 算法: 支持向量机算法; PLSR 算法: 偏最小二乘回归算法。

图 5 基于植被指数+WWPH 数据组合, 不同算法构建的估测模型对拔节期小麦株高反演效果

Fig.5 Inversion performance of different estimation models for wheat plant height at the jointing stage based on vegetation indices and WWPH data combination



A: RF 算法+训练集; B: SVR 算法+训练集; C: PLSR 算法+训练集; D: RF 算法+测试集; E: SVR 算法+测试集; F: PLSR 算法+测试集。RF 算法: 随机森林算法; SVR 算法: 支持向量机算法; PLSR 算法: 偏最小二乘回归算法。

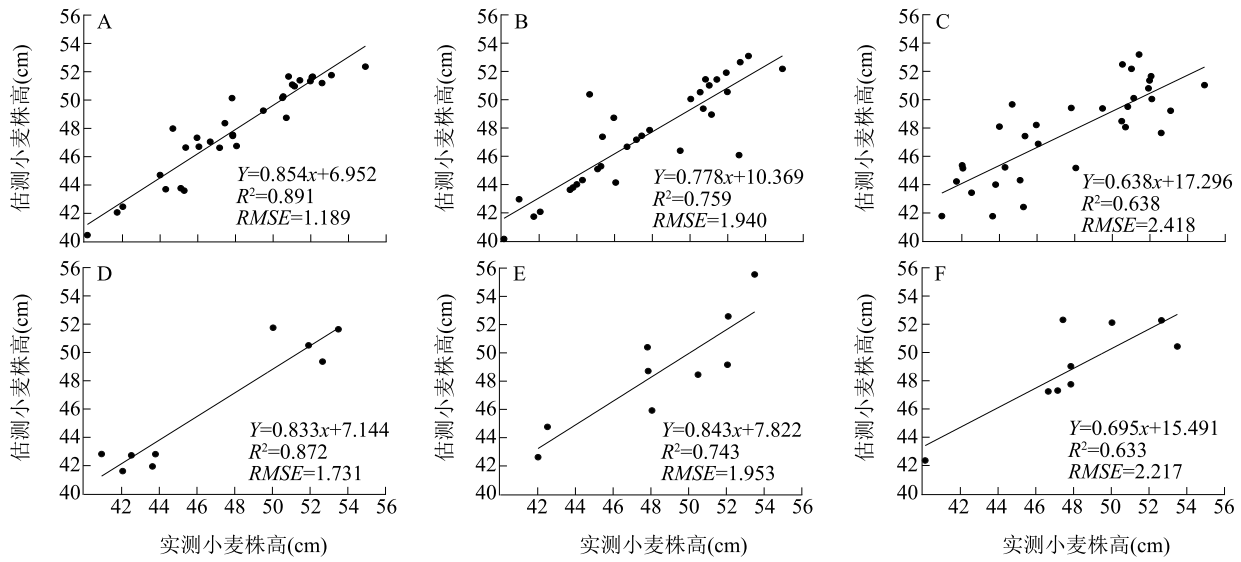
图 6 基于植被指数+WWPH 数据组合, 不同算法构建的估测模型对抽穗期小麦株高反演效果

Fig.6 Inversion performance of different estimation models for wheat plant height at the heading stage based on vegetation indices and WWPH data combination

#### 2.4 不同数据组合对小麦株高估测模型性能的影响

基于不同数据组合, 利用 RF 算法构建的模型

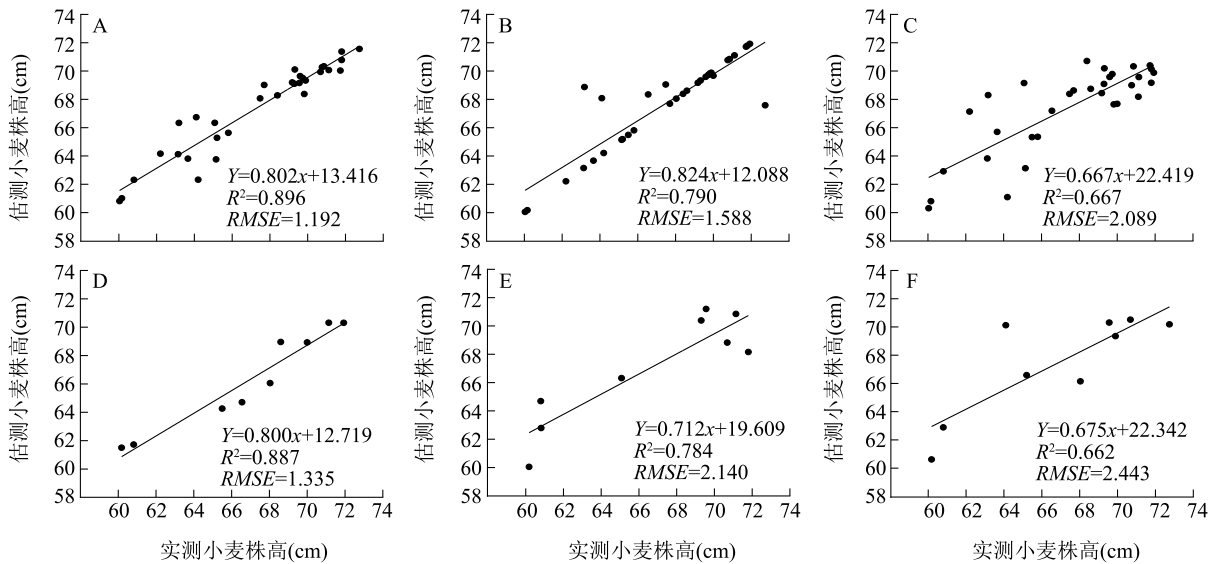
进行小麦株高反演得到的模型性能结果如表 4 和表 5 所示。从表中可以, 利用 WWPH 数据+植被指数+



A: RF 算法+训练集; B: SVR 算法+训练集; C: PLSR 算法+训练集; D: RF 算法+测试集; E: SVR 算法+测试集; F: PLSR 算法+测试集。RF 算法: 随机森林算法; SVR 算法: 支持向量机算法; PLSR 算法: 偏最小二乘回归算法。

图 7 基于植被指数+WVPH 数据+纹理特征组合,不同算法构建的估测模型对拔节期小麦株高反演效果

Fig.7 Inversion performance of different estimation models for wheat plant height at the jointing stage based on the combination of vegetation indices, WVPH data, and texture features



A: RF 算法+训练集; B: SVR 算法+训练集; C: PLSR 算法+训练集; D: RF 算法+测试集; E: SVR 算法+测试集; F: PLSR 算法+测试集。RF 算法: 随机森林算法; SVR 算法: 支持向量机算法; PLSR 算法: 偏最小二乘回归算法。

图 8 基于植被指数+WVPH 数据+纹理特征组合,不同算法构建的估测模型对抽穗期小麦株高反演效果

Fig.8 Inversion performance of different estimation models for wheat plant height at the heading stage based on the combination of vegetation indices, WVPH data, and texture features

纹理特征组合时,RF 算法构建的模型对拔节期训练集和测试集小麦株高反演的决定系数分别为 0.891 和 0.872, RMSE 分别为 1.189 cm 和 1.731 cm, 效果最好。利用 WVPH 数据+植被指数组合时, RF 算

法构建的模型对拔节期训练集和测试集小麦株高反演的决定系数分别比 WVPH 数据+植被指数+纹理特征组合降低 1.57% 和 2.52%, RMSE 增加 10.01% 和 2.08%。当移除 WVPH 数据时(4 个最相关植被

指数+2个最相关纹理特征),RF算法构建的模型对拔节期训练集和测试集小麦株高反演的决定系数分别比WWPH数据+植被指数+纹理特征组合降低1.91%和0.91%,*RMSE*增加7.74%和3.00%,模型估测精度下降;当移除植被指数(2个最相关纹理特征+WWPH数据)时,RF算法构建的模型对拔节期训练集和测试集小麦株高反演的决定系数分别比WWPH数据+植被指数+纹理特征组合降低1.68%和2.64%,*RMSE*增加6.64%和8.55%,模型估测性能同样下降;同样利用WWPH数据+植被指数+纹

理特征组合,RF算法构建的模型对抽穗期训练集和测试集小麦株高反演的决定系数要高于植被指数+纹理特征组合、WWPH数据+植被指数组合及WWPH数据+纹理特征组合,而*RMSE*更低,说明利用WWPH数据+植被指数+纹理特征组合能更好地反演小麦株高特征。其原因可能在于,植被指数和纹理特征能提供冬小麦冠层的表层特征,而WWPH数据能提供垂直方向上的关键结构特征。利用WWPH数据+植被指数+纹理特征组合能更充分利用植被冠层的数据信息,因此模型的估测效果更好。

表4 拔节期验证结果

Table 4 Verification results at the jointing stage

输入数据组合			决定系数( $R^2$ )		均方根误差(cm)	
WWPH 数据	植被指数	纹理特征	训练集	测试集	训练集	测试集
√	×	√	0.876	0.849	1.268	1.879
×	√	√	0.874	0.864	1.281	1.783
√	√	×	0.877	0.850	1.308	1.767
√	√	√	0.891	0.872	1.189	1.731

WWPH 数据:基于正射影像数据得到的冬小麦株高数据。√:包括该类输入;×:不含该类输入。

表5 抽穗期验证结果

Table 5 Verification results at the heading stage

输入数据组合			决定系数( $R^2$ )		均方根误差(cm)	
WWPH 数据	植被指数	纹理特征	训练集	测试集	训练集	测试集
√	×	√	0.884	0.862	1.272	1.417
×	√	√	0.884	0.865	1.253	1.458
√	√	×	0.881	0.869	1.275	1.405
√	√	√	0.896	0.887	1.192	1.335

WWPH、√、×见表4注。

## 2.5 最佳估测模型的应用

根据随机森林算法构建的模型和试验区域 WWPH 数据、植被指数及纹理特征,反演得到的区域小麦株高如图 9 所示。从图中可以看出,拔节期试验区域内冬小麦株高为40.46~52.61 cm,区域中南部小麦株高相对较低,而东西两侧小麦株高相对较高,区域内小麦株高存在明显的空间差异(图 9A)。抽穗期试验区域内冬小麦株高60.32~71.94 cm,大部分小麦植株高度较高且总体上小麦冠层较均匀,但局部地块及田块周边仍存在低值区域(图 9B)。拔节期和抽穗期小麦株高差异的形成可能与土壤地力、小麦发育进程、水分与肥料管理措施、土壤保肥保水能力的空间差异等相关。抽穗期不同株

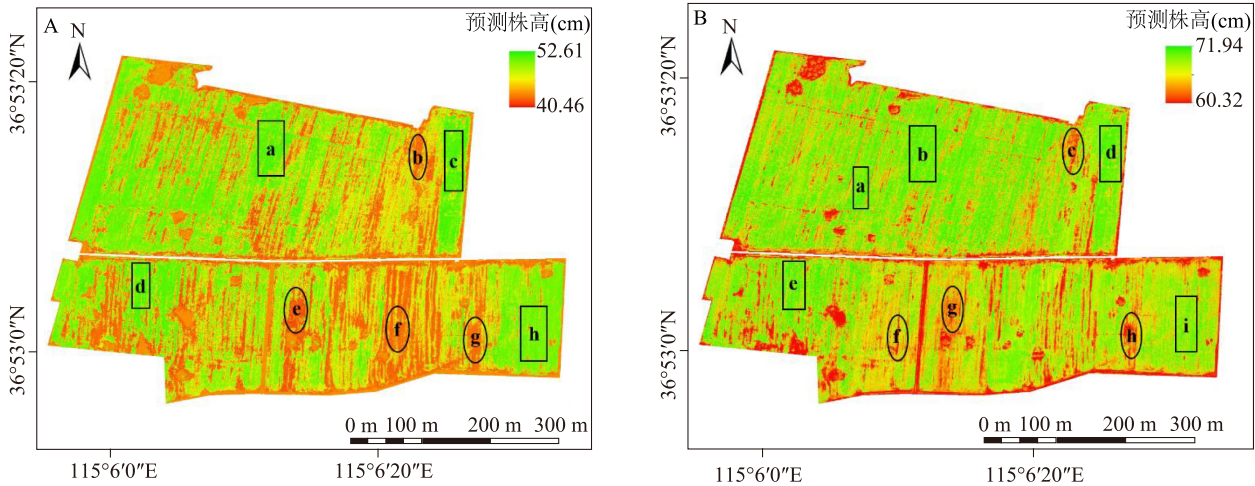
高典型地块正射影像图如图 10 所示。从图中可以看出,抽穗期株高高的地块小麦长势较好,而株高低的地块小麦长势相对较差,这与生产实践基本一致<sup>[34]</sup>。

## 3 讨论

前人基于植被指数或植被指数与 RGB 影像的融合进行作物株高反演与估测进行了较多研究<sup>[8,14]</sup>,但研究中一般未融合纹理特征信息。而纹理特征作为一个重要的遥感信息,可以表达研究对象的外部形态属性,光谱信息和纹理信息的融合使用能改善单一光谱信息源反演作物长势时存在的饱和问题<sup>[16,35]</sup>。本研究在分析 12 个植被指数及 8 个

纹理特征参数与株高相关性的基础上,比较不同输入数据方案对 RF、SVR 和 PLSR 等算法构建的小麦株高估测模型精度的影响。结果表明,植被指数+纹理特征+WVPH 模型融合使用时模型精度优于植

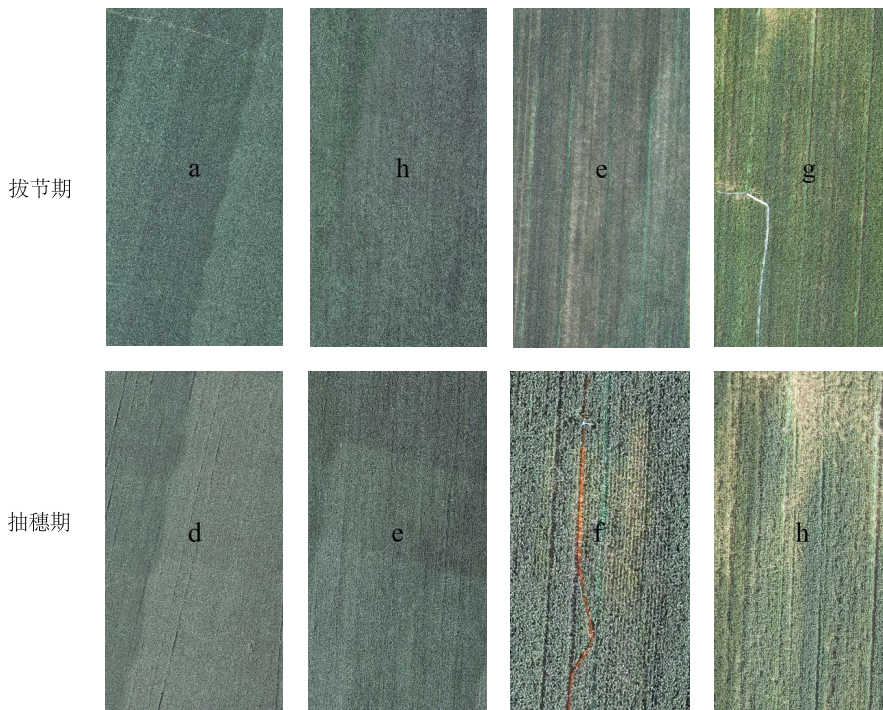
被指数+WVPH 模型输入处理,说明引入纹理特征能减弱植被指数在冬小麦株高反演时存在的饱和现象,在一定程度上弥补光谱信息的不足。



A:拔节期。a、c、d、h 地块长势较好,b、e、f、g 地块长势较差。B:抽穗期。a、b、d、e、i 地块长势较好,c、f、g、h 地块长势较差。

图 9 基于植被指数+WVPH 数据+纹理特征的冬小麦株高估测

Fig.9 Estimation of winter wheat plant height based on vegetation indices, WVPH data and texture features



图中小写字母为图 9 中相应地块。

图 10 拔节期和抽穗期不同长势地块的正射影像

Fig.10 Orthographic images of field plots with different growth vigor at jointing stage and heading stage

本研究结果还表明,基于 RF 算法构建的小麦

株高估测模型比 SVR 算法和 PLSR 算法构建的模型

更优。RF 算法作为一种基于决策树集成的机器学习方法,通过集成多个决策树的估测结果来提升模型的整体性能,尤其适用于处理具有多变量的非线性回归问题<sup>[36]</sup>。本研究利用的数据包括植被指数、WWPH 数据和纹理特征等,复杂又多样,非常适合 RF 算法的使用。另外,RF 算法集成了多个决策树,能有效提高模型的估测准确性和泛化能力,避免过拟合现象。RF 算法还通过决策树的投票机制对个别决策树的误差进行补偿,这种特性使得 RF 算法对噪声和异常值具有较强的鲁棒性<sup>[37]</sup>,进一步减少了模型对不必要特征和噪声的敏感性,有助于提高模型的估测精度。

本研究基于同一个小麦品种构建的小麦株高估测模型总体效果较好,但其对其他品种的株高估测能力还有待更广泛地验证。未来的研究中,可进一步采集不同品种、不同发育期数据,建立泛化能力更强的模型,提高模型的普适性和稳定性。

## 4 结论

利用植被指数+WWPH 数据+纹理特征,基于 RF 算法构建的小麦株高估测模型估测精度优于植被指数+WWPH 数据、WWPH 数据+纹理特征、植被指数+纹理特征组合。基于植被指数+WWPH 数据+纹理特征组合及植被指数+WWPH 数据组合,利用 RF 算法构建的小麦株高估测模型估测精度优于 SVR 算法和 PLSR 算法构建的估测模型。

### 参考文献:

- [1] 郭涛,颜安,耿洪伟. 基于无人机影像的小麦株高与 LAI 预测研究[J]. 麦类作物学报,2020,40(9):1129-1140.
- [2] 申华磊,苏敬琪,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.
- [3] LU N, ZHOU J, HAN Z X, 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,2019,15:17.
- [4] TAO H L, FENG H K, XU L J, et al. Estimation of the yield and plant height of winter wheat using UAV-based hyperspectral images[J]. Sensors,2020,20(4):1231.
- [5] 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,2020,19:3500105.
- [6] MALAMBO L, POPESCU S C, MURRAY S C, et al. Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2018,64:31-42.
- [7] 周梦维,柳钦火,刘强,等. 基于机载小光斑全波形 LIDAR 的作物高度反演[J]. 农业工程学报,2010,26(8):183-188.
- [8] 刘治开,牛亚晓,王毅,等. 基于无人机可见光遥感的冬小麦株高估算[J]. 麦类作物学报,2019,39(7):859-866.
- [9] 梁永检,吴文志,施泽升,等. 基于无人机 RGB 遥感的甘蔗株高估测[J]. 作物杂志,2023(1):226-232.
- [10] 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):1-15.
- [11] 刘建春,陈思,文波龙,等. 基于无人机多光谱遥感的水稻株高估测方法[J]. 遥感信息,2023,38(3):61-68.
- [12] 李燕强,张娟娟,熊淑萍,等. 不同冬小麦品种株高的高光谱估算模型[J]. 麦类作物学报,2012,32(3):523-529.
- [13] 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.
- [14] 吴婷婷,刘昕哲,聂睿琪,等. 基于细粒度校正的育种小区小麦株高无人机测量方法[J]. 农业机械学报,2023,54(6):158-167.
- [15] 郭燕,贺佳,曾凯,等. 基于无人机数字表面模型的冬小麦生物量估算模型构建及迁移能力分析[J]. 干旱区资源与环境,2024,38(9):97-105.
- [16] 承达瑜,何伟德,付春晓,等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的冬小麦综合长势监测[J]. 农业机械学报,2024,55(9):249-261.
- [17] 杨静,张亚杰,陈金威,等. 基于 MODIS 数据的三种植被指数在海南岛植被监测中的适用性研究[J]. 干旱气象,2024,42(2):274-282.
- [18] 刘洋,李强子,杜鑫,等. 不同样本集划分策略对农作物遥感分类精度的影响[J]. 河南农业科学,2024,53(6):144-153.
- [19] CARLSON T N, RIPLEY D A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index[J]. Remote Sensing of Environment,1997,62(3):241-252.
- [20] YANG C H, EVERITT J H, BRADFORD J M, et al. Airborne hyperspectral imagery and yield monitor data for mapping cotton yield variability[J]. Precision Agriculture,2004,5(5):445-461.
- [21] 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.
- [22] SELVARAJ M G, VALDERRAMA M, GUZMAN D, et al. Machine learning for high-throughput field phenotyping and image processing provides insight into the association of above and below-ground traits in cassava (*Manihot esculenta* Crantz) [J]. Plant Methods,2020,16:87.
- [23] ZHANG J Y, QIU X L, WU Y T, et al. Combining texture, color,

- and vegetation indices from fixed-wing UAS imagery to estimate wheat growth parameters using multivariate regression methods[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 185:106138.
- [24] 解毅,王佳楠,刘钰. 基于 Sentinel-1/2 数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(2): 231-241.
- [25] MONTANARO G, PETROZZA A, RUSTIONI L, et al. Phenotyping key fruit quality traits in olive using RGB images and back propagation neural networks[J]. *Plant Phenomics*, 2023, 5:61.
- [26] LAMM R D, SLAUGHTER D C, GILES D K. Precision weed control system for cotton[J]. *Transactions of the ASAE*, 2002, 45(1): 231-238.
- [27] VARELA S, PEDERSON T, BERNACCHI C J, et al. Understanding growth dynamics and yield prediction of *Sorghum* using high temporal resolution UAV imagery time series and machine learning[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(9):1763.
- [28] ZHOU Y C, LAO C C, YANG Y L, et al. Diagnosis of winter-wheat water stress based on UAV-borne multispectral imager texture and vegetation indices[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 256:107076.
- [29] 郭燕,王来刚,贺佳,等. 基于多层次特征筛选和无人机影像的冬小麦植株氮含量预测[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(12):174-182.
- [30] BANNARI A, MORIN D, BONN F, et al. A review of vegetation indices[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1995, 13(1/2):95-120.
- [31] 于明,郭志永,王岩. 基于计算机视觉的植物病害识别方法综述[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(12):4811-4823.
- [32] 裴欢,孙天娇,王晓妍. 基于 Landsat 8 OLI 影像纹理特征的面相对象土地利用/覆盖分类[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(2):248-255.
- [33] 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):347-359.
- [34] 徐凡,李茂松,王春艳,等. 充分与非充分灌溉条件下冬小麦光合速率与产量的关系[J]. *中国农业气象*, 2009, 30(增刊1):60-63,67.
- [35] 刘畅,杨贵军,李振海,等. 融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J]. *中国农业科学*, 2018, 51(16):3060-3073.
- [36] 王强,许有鹏,杨龙,等. 太湖平原地区洪水特征变化及驱动机理[J]. *地理学报*, 2023, 78(5):1088-1103.
- [37] 高越,布仁仓,熊在平,等. 基于气候滞效应和空间异质性的中国植被总初级生产力的模拟[J]. *生态学报*, 2024, 44(17):7615-7630.

(责任编辑:石春林)