

## 基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算

陶惠林<sup>1,2,3,4</sup>, 徐良骥<sup>1</sup>, 冯海宽<sup>2,3,4\*</sup>, 杨贵军<sup>2,3,4</sup>, 杨小冬<sup>2,3,4</sup>, 苗梦珂<sup>2,3,4,5</sup>, 代 阳<sup>1</sup>

(1. 安徽理工大学测绘学院, 淮南 232001; 2. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097; 4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097; 5. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000)

**摘要:** 高效、快速地获取作物的株高和生物量信息, 对农业生产有重要意义。该文利用2015年4月-6月获得了冬小麦拔节期、挑旗期和开花期的高清数码影像。首先基于无人机高清数码影像生成冬小麦的作物表面模型(crop surface model, CSM), 利用CSM提取出冬小麦的株高( $H_{\text{csm}}$ ), 然后利用提取的21种数码影像图像指数, 构建了拔节期、挑旗期和开花期混合的多生育期生物量估算模型, 并进行单生育期和多生育期模型对比分析; 最后选择逐步回归(stepwise regression, SWR)、偏最小二乘(partial least square, PLSR)、随机森林(random forest, RF)3种建模方法对多生育期估算模型进行对比, 挑选出冬小麦生物量估算的最优模型。结果表明, 提取的 $H_{\text{csm}}$ 和实测株高( $H$ )具有高度拟合性( $R^2=0.87$ ,  $\text{RMSE}=6.45\text{ cm}$ ,  $\text{NRMSE}=11.48\%$ ); 与仅用数码影像图像指数构建的生物量估算模型相比( $R^2=0.721\ 2$ ,  $\text{RMSE}=0.137\ 2\text{ kg/m}^2$ ,  $\text{NRMSE}=26.25\%$ ), 数码影像图像指数融入 $H$ 和 $H_{\text{csm}}$ 所得模型效果更佳, 其中融入 $H_{\text{csm}}$ 的模型精度和稳定性( $R^2=0.819\ 1$ ,  $\text{RMSE}=0.110\ 6\text{ kg/m}^2$ ,  $\text{NRMSE}=21.15\%$ )要优于加入株高 $H$ 所构建的估算模型( $R^2=0.794\ 1$ ,  $\text{RMSE}=0.117\ 9\text{ kg/m}^2$ ,  $\text{NRMSE}=22.56\%$ ); SWR生物量估算模型( $R^2=0.7212$ )效果优于PLSR( $R^2=0.677\ 4$ )和RF( $R^2=0.657\ 1$ )生物量估算模型。该研究为冬小麦生长状况高效、快速监测提供参考。

**关键词:** 无人机; 数码影像; 作物表面模型; 冬小麦; 株高; 生物量; 逐步回归

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.19.013

中图分类号: S252 文献标志码: A 文章编号: 1002-6819(2019)-19-0107-10

陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 杨贵军, 杨小冬, 苗梦珂, 代 阳. 基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 107—116. doi:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.19.013 <http://www.tcsae.org>  
Tao Huilin, Xu Liangji, Feng Haikuan, Yang Guijun, Yang Xiaodong, Miao Mengke, Dai Yang. Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(19): 107—116. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.19.013 <http://www.tcsae.org>

## 0 引 言

无人机遥感(UAV remote sensing)是通过遥感传感器、(position and orientation system, POS)定位定姿、GPS差分定位的一种技术, 能够比较快速、智能、自动化地获取空间遥感信息, 并且能够快速、高效、实时处理和分析<sup>[1]</sup>。作物株高(height,  $H$ )和生物量(biomass)能够很好地反映作物表型信息<sup>[2]</sup>, 反映作物生长状况, 是作物产量预测的重要指标<sup>[3-6]</sup>, 因此如何有效地获取田间作物表型信息尤为重要。传统株高和生物量测量方式需要大量实地调查, 耗费了大量人力和物力。在测定的过程中对作物具有一定的破坏性<sup>[7]</sup>。

随着无人机技术的快速发展, 无人机遥感高通量平台, 如无人机多光谱、高光谱和激光雷达相继应用于田间作物表型信息获取, 对叶面积指数(leaf area index, LAI)、生物量、叶绿素等属性进行准确研究<sup>[8-13]</sup>。数码相机虽然光谱分辨率不高, 也仅有红绿蓝3个通道, 但分辨率高、智能化、设备较完善, 可以作为一种低成本的数据获取方式, 国内外很多学者已开始相关研究。牛庆林等<sup>[14]</sup>利用无人机数码影像, 从中通过地面控制点(ground control position, GCP)获取玉米株高信息, 得到单通过可见光植被指数LAI估算的 $R^2$ 为0.69, 加入株高的可见光植被指数估算LAI估算的 $R^2$ 是0.73。表明加株高估算LAI精度更高。张正健等<sup>[15]</sup>建立不同植被指数与草地生物量之间的回归模型, 结果表明植被指数(green red ratio index, GRRI)对草地生物量具有较好的估算能力。杨琦等<sup>[16]</sup>基于无人机技术得到数码影像, 构建6种常见的植被指数与株高预测甘蔗LAI回归模型, 在苗期至生长末期中提取的株高对甘蔗LAI预测的效果最好。李长春等<sup>[17]</sup>通过无人机数码影像, 采用一元线性回归、逐步回归、全子集回

收稿日期: 2019-04-30 修订日期: 2019-07-05  
基金项目: 国家自然科学基金(41601346, 41871333)  
作者简介: 陶惠林, 实习研究员, 主要从事农业定量遥感研究。  
Email: 15755515505@163.com  
\*通信作者: 冯海宽, 助理研究员, 主要从事农业定量遥感研究。  
Email: fenghaikuan123@163.com

归、偏最小二乘回归、支持向量机回归和随机森林回归模型估测大豆的LAI,全子集回归模型中利用4个参数构建的模型精度最高。Jibo等<sup>[18]</sup>利用无人机RGB影像和高光谱数据,运用光学植被指数对叶面积指数和地面生物量进行了估算,得到光学植被指数与AGB有很高的相关性。Torres Sánchez等<sup>[19]</sup>运用无人机数码影像制图,并选取几种常见的植被作为评价指标,发现植被指数Exg和Veg能够较好地提高预测精度。Zhou等<sup>[20]</sup>基于无人机数码影像预测水稻的产量,最佳植被指数为(vegetation atmospherically resistant index, VARI),此时对估产水稻的效果最优。Som等<sup>[21]</sup>利用无人机RGB遥感影像对甘蔗的产量进行反演,使用影像和地面耦合方法可以提高产量反演的精度,基于甘蔗像素得到的产量反演结果效果最好。然而,将从作物表面模型中提取的株高用于估算冬小麦的生物量,并与实测冬小麦株高一起融入多种植被指数的研究还比较少。本文以冬小麦作为研究对象,利用无人机高分辨率数码影像,生成冬小麦表面模型提取株高,然后利用可见光植被指数、可见光植被指数加入表面模型提取的株高、以及可见光植被指数加入冬小麦实测的株高,通过3种分析方法估算生物量,并对比分析3种方法。探讨利用无人机数码影像估算冬小麦生物量的可行性以及效果,以期为监测冬小麦生长状况和产量估算提供一种有效方法。

1 材料与方法

1.1 研究区域与试验设计

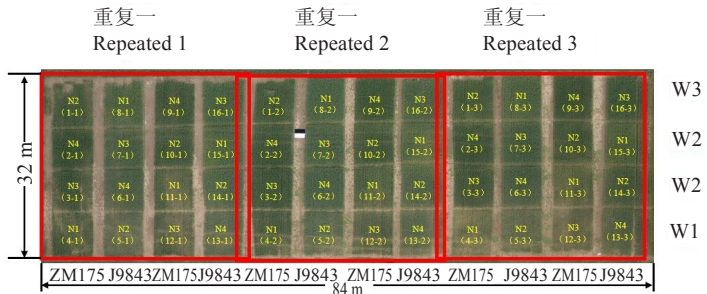
本文研究区域位于北京市昌平区的小汤山国家精准农业研究示范基地,地处北纬40°00′~40°21′,东经116°34′~117°00′,海拔平均高度约36 m。属于暖温带和半湿润大陆性季风气候,年总降水量约为640 mm,年最低温度约-10℃,年最高温度约40℃。

试验田东西向长度为84 m,南北向长度为32 m,采用的是品种、施氮量和灌溉量的正交试验设计。2个品种、4个施氮水平、3种水分处理,共16个处理,3次重复,共48个小区,每个小区面积为56 m<sup>2</sup>。播种时间是2014年10月7日,种植密度是490株/m<sup>2</sup>,试验品种京9843(J9843)和中麦175(ZM175);4个施氮水平为0尿素(N1)、195 kg/hm<sup>2</sup>尿素(N2)、390 kg/hm<sup>2</sup>尿素(N3)、585 kg/hm<sup>2</sup>尿素(N4),3个水分处理为雨养(W1)、正常灌水675 m<sup>3</sup>/hm<sup>2</sup>(W2)、1.5倍正常灌水1 012.5 m<sup>3</sup>/hm<sup>2</sup>(W3),具体试验方案见图1。

1.2 地面数据获取

分别采取冬小麦拔节期(2015年4月21日)、挑旗期(2015年4月26日)、开花期(5月13日)的株高和生物量数据。其中冬小麦株高的观测方法为:在每个小区的周围和中间位置共随机选取具有代表性的6棵植株,在抽穗前用直尺量测从旗叶叶尖到茎基的距离;在抽穗后用直尺量测从不包括芒长的穗顶端到茎基的距离。冬小麦地上生物量通过收获法得到,地下生物量通过采挖法获取。随机取20颗植株,将植株的茎、叶分离开,然后用清水冲洗干净,105℃杀青,80℃烘干48 h以上,直到恒定

质量在进行称质量。分别称出植株的各部位的干质量,将试验中所得数据的平均值作为生物量值,在拔节期、挑旗期得到数据叶生物量和茎生物量,开花期得到数据叶生物量、茎生物量、穗生物量;将所得生物量相加得到总的生物量,最后除以取样面积得到冬小麦的生物量<sup>[22-23]</sup>。



注:ZM175: 中麦175;J9843: 京9843;N是尿素,N1: 0 kg·hm<sup>-2</sup>,N2: 195 kg·hm<sup>-2</sup>,N3: 390 kg·hm<sup>-2</sup>,N4: 585 kg·hm<sup>-2</sup>;W是水分处理,W1: 雨养,W2: 675 m<sup>3</sup>·hm<sup>-2</sup>,W3: 1 012.5 m<sup>3</sup>·hm<sup>-2</sup>。  
Note: ZM175: Zhongmai 175; J9843: Jing 9843; N is urea, N1: 0 kg·hm<sup>-2</sup>, N2: 195 kg·hm<sup>-2</sup>, N3: 390 kg·hm<sup>-2</sup>, N4: 585 kg·hm<sup>-2</sup>; W is water treatment, W1: rain, W2: 675 m<sup>3</sup>·hm<sup>-2</sup>, W3: 1 012.5 m<sup>3</sup>·hm<sup>-2</sup>.

图1 试验方案  
Fig. 1 Experimental scheme

1.3 无人机数码影像数据获取

利用无人机分别获取冬小麦拔节期、挑旗期、开花期的数码高分辨率影像,试验采用八旋翼电动无人机(单臂长386 mm,机身净质量4.2 kg,载物质量6 kg,续航时间15~20 min)遥感系统平台。系统携带有高清索尼Cyber-shot DSC-QX100数码相机,主要参数:尺寸为62.5 mm×62.5 mm×55.5 mm,质量179 g;2 090万像素CMOS传感器;焦距10 mm(定焦拍摄)。选择在下午进行高清数码影像数据获取,此时天空晴朗少云、太阳光照比较稳定。无人机的飞行高度为55 m,数码影像空间分辨率为0.013 m。影像获取情况如表1。

表1 冬小麦的生育期及无人机数码影像获取时间  
Table 1 Growth stages of winter wheat and digital image acquisition time of UAV

生育期 Growing stage	拍摄时间 Shooting time	数码影像数目 Number of digital images
拔节期 Jointing stage	4月21日	90
挑旗期 Flagging stage	4月26日	101
开花期 Flowering stage	5月13日	126

1.4 数码影像数据处理

利用Agisoft PhotoScan Professional软件对获取的数码影像进行处理,先将影像进行拼接,得到研究区域试验田的数字高程模型(digital elevation model, DEM)和高清数字正射影像(digital orthophoto map, DOM)。具体处理流程为:先将各生育期的POS点数据和数码影像导入到软件中,得到拍摄时无人机的空间位置和姿态;对齐照片并生成无人机飞行区域的密集点云;在生成的密集点云基础上建立空间格网和空间纹理;生成无人机数字高程模型(DEM)和数字正射影像(DOM)。

1.5 冬小麦株高提取

用得到的无人机数字高程模型(DEM)和数字正射影像(DOM)提取株高的主要步骤为:1)导入处理得到的



DEM和DOM文件,进行基准点选择;2)赋予基准点高程信息;3)使用克里金内插法进行DEM内插;4)输出作物表面模型(CSM);5)通过栅格计算得到小麦株高。以上进程在Arcmap软件中完成。

1.6 可见光植被指数的选取

绿色植被吸收红光和蓝光波段,反射绿光和近红外波段。植被指数是将不同波段的反射率进行数学运算,得到较强的植被信息<sup>[24-25]</sup>。通过获得的DOM提取试验小区的红、绿、蓝波段区域的平均DN值,即将数码影像中红、绿、

蓝3个通道DN值进行归一化处理,将3个通道的DN值定义为 $R$ 、 $G$ 、 $B$ ,处理后的DN值定义为 $r$ 、 $g$ 、 $b$ 。计算公式如下:

$$r=R/(R+G+B)$$
(1)

$$g=G/(R+G+B)$$
(2)

$$b=B/(R+G+B)$$
(3)

根据文献和资料中已有的可见光植被指数<sup>[21, 22, 26-32]</sup>,选取18种可见光植被指数,加上定义的 $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $r$ 、 $g$ 、 $b$ 一共24个数码影像图像指数,本文用这24个指数进行冬小麦生物量估算,具体如表2所示。

表2 数码影像图像指数  
Table 2 Digital image index

图像指数 Image index	计算公式 Formula	数码影像图像指数编号 Digital image index number	来源 References
$R$	$R=R$	I	红光波段
$G$	$G=G$	II	绿光波段
$B$	$B=B$	III	蓝光波段
$r$	$r=R/R+G+B$	IV	归一化后的红光波段
$g$	$g=G/R+G+B$	V	归一化后的绿光波段
$b$	$b=B/R+G+B$	VI	归一化后的蓝光波段
$r/b$	$r/b$	VII	文献[26]
$g/b$	$g/b$	VIII	文献[26]
$r-b$	$r-b$	IX	文献[26]
$r+b$	$r+b$	X	文献[26]
$g-b$	$g-b$	XI	文献[26]
$(r-b)/(r+b)$	$(r-b)/(r+b)$	XII	文献[26]
$(r-g-b)/(r+g)$	$(r-g-b)/(r+g)$	X III	文献[26]
EXG	$EXG=2g-b-r$	X IV	文献[21]
GRVI	$GRVI=(g-r)/(g+r)$	X VIII	文献[27]
MGRVI	$MGRVI=(g^2-r^2)/(g^2+r^2)$	X IX	文献[27]
RGBVI	$RGBVI=(g^2-br)/(g^2+br)$	X X	文献[27]
EXR	$EXR=1.4r-g$	X X III	文献[22]
NDI	$NDI=(r-g)/(r+g+0.01)$	X X IV	文献[28]
VARI	$VARI=(g-r)/(g+r-b)$	X X I	文献[29]
EXGR	$EXGR=3g-2.4r-b$	X V	文献[30]
WI	$WI=(g-b)/(r-g)$	X VI	文献[27]
CIVE	$CIVE=0.441r-0.881g+0.385b+18.78745$	X VII	文献[31]
GLA	$GLA=(2G-B-R)/(2G+B+R)$	X X II	文献[32]

1.7 数据分析

所采用的方法是逐步回归(stepwise regression, SWR)、偏最小二乘(partial least square, PLSR)、随机森林(random forest),通过这3种方法构建出冬小麦生物量的估算模型,使用SWR构建生物量估算模型时,模型会经过一次次添加自变量,直到挑选出最优估算模型。为了权衡估算模型复杂度和拟合数据优良性,引用赤池信息量准则(akaike information criterion, AIC),AIC不仅要提高模型拟合度(极大似然),而且引入了惩罚项,使模型参数尽可能少,有助于降低过拟合的可能性。同时也引用贝叶斯信息准则(bayesian information criterion, BIC),BIC的惩罚项比AIC的大,考虑了样本数量,样本数量过多时,可有效防止模型精度过高造成的模型复杂度过高。使用PLSR在构建生物量模型时,它在回归建模中采用了数据降维技术,并且可以消除多个变量的共线性问题,将多个自变量减少到较少的几个不相关的潜变量。使用RF构建生物量估测模型时,RF基于bootstrap抽样方法,从原始样本中有放回抽取多个样本,对每个bootstrap样本使用决策树建模,然后组合多棵决策树进行预测,最后以投票的方式来决定最后的预测结果。

1.8 评价指标

为了评价和检验模型的精度,采用指标决定系数(coefficient of determination,  $R^2$ )、均方根误差(root mean square error, RMSE)、标准均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)。 $R^2$ 越大说明模型的精度越高,拟合效果越好。用RMSE来量化模型的精度,当RMSE越小说明模型的精度越高。NRMSE不大于10%时,估算值和实测值的一致性为极好;NRMSE为10%~20%时,此时估算值和实测值的一致性为好;NRMSE为20%~30%时,估算值和实测值得一致性为中等;NRMSE大于30%时,此时估算值和实测值一致性较差。具体计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$
(4)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}}$$
(5)

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}}$$
(6)

式中 $x_i$ 为实测的冬小麦株高或生物量, $\bar{x}$ 为实测的冬小麦株高或生物量的均值; $y_i$ 为估算的冬小麦株高或生物量; $n$ 为样本个数。

2 结果与分析

2.1 提取冬小麦株高

通过无人机在试验田上飞行,分别获取了冬小麦拔节期、挑旗期和开花期这3个主要生育期的数码高分辨影像,利用Agisoft PhotoScan Professional软件对获取到的无人机数码影像进行处理,分别生成3个主要生育期的DEM和DOM,通过克里金内插的方法得到CSM,在根据栅格计算提取出试验田冬小麦的平均株高。提取的株高其实表现的是冬小麦冠层信息,所得的结果与实测的株高有不同程度的偏差。无人机获取3个主要生育期的数码影像,48个试验小区,3个生育期共提取得到144个冬小麦平均株高数据,将提取得到的冬小麦株高与实测的冬小麦株高进行对比分析,结果如图2所示。

由图2可知,基于CSM的克里金插值提取冬小麦株高 $H_{csm}$ 和实测株高 $H$ , $R^2$ 达到了0.87,NRMSE为11.48%,说明提取到的 $H_{csm}$ 精度较高,数据较好,对冬小麦预估精度高。因此,下文采用基于CSM的克里金插值冬小麦株高进行具体分析。

2.2 冬小麦生物量估算

2.2.1 相关性分析

根据冬小麦拔节期、挑旗期、开花期和多生育期4个

时期的数码影像图像指数与生物量的相关性筛选,将挑选的数码影像图像指数、 $H$ 、 $H_{csm}$ 一起组成新的数据集,将组成的新数据集和实测的小麦生物量相关性筛选,与分别得到拔节期、挑旗期、开花期和多生育期的数码影像图像指数、 $H$ 、 $H_{csm}$ 的相关性分析结果(表3)。根据相关性系数检验表可知,自由度为48(即样本量)时,0.01、0.05显著水平的临界值分别为0.361 03和0.278 71,相关性系数绝对值大于0.36103时,即达到极显著水平。自由度为144时,0.01、0.05显著水平的临界值分别是0.212 56、0.162 52,相关性系数绝对值大于0.212 56时,表现极显著水平。

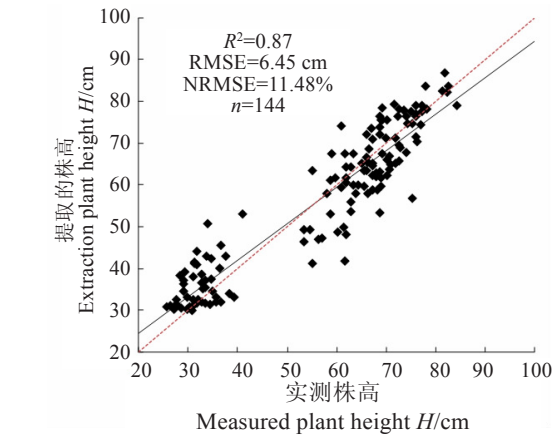


图2 基于CSM的克里金插值提取的冬小麦株高和实测株高的对比

Fig.2 Contrastion height extraction and measured plant height of winter wheat based on CSM kriging interpolation

表3 拔节期、挑旗期、开花期和多生育期的相关系数

Table3 Correlation of jointing stage, flagging stage, flowering stage and multiple growth stages

数码影像图像指数 Digital image index	各生育期的相关系数 Correlation coefficient of each growth stages			
	拔节期Jointing stage	挑旗期Flagging stage	开花期Flowering stage	多生育期Multiple growth stages
I	-0.720**	-0.680**	-0.628**	-0.275**
II	-0.721**	-0.568**	-0.507**	-0.074
III	-0.685**	-0.397**	-0.430**	0.261**
IV	-0.612**	-0.730**	-0.712**	-0.724**
V	0.601**	0.499**	0.574**	-0.001
VI	0.226	0.702**	0.522**	0.818**
VII	-0.495**	-0.734**	-0.695**	-0.810**
VIII	0.259	-0.524**	0.065	-0.684**
IX	-0.530**	-0.734**	-0.702**	-0.812**
X	-0.601**	-0.499**	-0.574**	0.001
XI	0.388**	-0.419**	0.194	-0.626**
XII	-0.500**	-0.732**	-0.701**	-0.818**
X III	-0.598**	-0.733**	-0.716**	-0.762**
X IV	0.601**	0.499**	0.574**	-0.001
X VII	0.632**	0.697**	0.681**	0.533**
X IX	0.632**	0.698**	0.680**	0.533**
X X	0.580**	0.416**	0.551**	-0.110
X X III	-0.631**	-0.705**	-0.686**	-0.567**
X X IV	-0.632**	-0.697**	-0.681**	-0.533**
X X I	0.631**	0.702**	0.691**	0.573**
X V	0.625**	0.639**	0.637**	0.298**
X VI	-0.254	0.215	0.259	0.037
X VII	-0.606**	-0.530**	-0.586**	-0.049
X X II	0.602**	0.500**	0.573**	0.001

注:\*\*表示0.01显著水平。  
Note: \*\* indicates a significant level of 0.01.

2.2.2 单生育期和多生育期生物量估算模型对比分析

本文取SWR、PLSR和RF共3种建模方法进行单生育期和多生育期生物量估算模型对比分析,现以SWR为例进行分析。以重复一、二数据为建模集。重复三数据

为验证集,得到3个生育期和多生育期建模集数据分别是32、32、32、96,验证集数据分别是16、16、16、48。将选取的13个极显著相关的数码影像图像指数、 $H$ 、 $H_{csm}$ 与生物量进行逐步回归分析,构建冬小麦单生育期的生物量

估算模型,挑选出评价指标AIC和BIC值最小时的最优模型,结果如表4所示。从表4中可以看出对于拔节期生物量估算模型,加入 $H$ 和 $H_{csm}$ 不能提高模型的精度,但加入 $H_{csm}$ ( $R^2=0.524\ 7$ ,NRMSE=19.39%)的效果比加入 $H$ ( $R^2=0.516\ 7$ ,NRMSE=19.56%)要好。对于挑旗期构建估算模型,加入 $H$ 和 $H_{csm}$ 明显提高模型的精度,加入 $H_{csm}$ ( $R^2=0.665\ 4$ ,NRMSE=16.70%)效果优于加入 $H$ ( $R^2=0.657\ 2$ ,NRMSE=16.98%)。对于开花期,加入 $H$ 和 $H_{csm}$ 也明显提高模型的精度,加入 $H_{csm}$ ( $R^2=0.672\ 1$ ,NRMSE=14.09%)效果优于加入 $H$ ( $R^2=0.662\ 2$ ,NRMSE=14.30%)。通过拔节期、挑旗期、开花期的逐步回归分析结果可知,随着小麦生育期的推移,开花期所构建的生物量估算模型效果

要优于其他时期。而多生育期生物量估算模型,其NRMSE为26.25%,相比单生育期里的开花期逐步回归结果而言,多生育期的NRMSE值偏大,但多生育期的 $R^2$ 为0.721 2,远大于开花期。综合考虑模型的通用性以及评价指标,多生育期的逐步回归模型精度优于单生育期。加入 $H$ 的 $R^2$ 、RMSE、NRMSE与加入 $H_{csm}$ 的逐步回归模型,分别相差0.025、0.0073 kg/m<sup>2</sup>、1.41%,根据模型评价指标,相比而言加 $H_{csm}$ 时效果更好。

为了验证逐步回归分析结果,结果如图3、图4、图5所示。通过分析可知,拔节期、挑旗期、开花期的验证与逐步回归分析的 $R^2$ 都相差0.2以内,RMSE和NRMSE也分别保持0.02 kg/m<sup>2</sup>、2%以内,表明模型具有很好的稳定

表4 数码影像图像指数、 $H$ 、 $H_{csm}$ 与生物量的逐步回归分析结果  
Table 4 results of stepwise regression analysis between digital image index,  $H$ ,  $H_{csm}$  and biomass

生育期 Growth stages	数码影像图像指数 Digital image index	AIC	BIC	$R^2$	RMSE / (kg · m <sup>-2</sup> )	NRMSE / %
拔节期 Jointing stage	$r+b, G, r, R, B, VARI$	-163.71	-143.19	0.537 4	0.050 0	19.13
	$H, B, r, GLA, G, R$	-160.31	-138.33	0.516 7	0.051 1	19.56
	$H_{csm}, G, GLA, r, R, B$	-160.84	-138.86	0.524 7	0.050 7	19.39
挑旗期 Flagging stage	$EXGR, b, R, VARI$	-124.71	-104.19	0.606 6	0.092 0	18.11
	$H, R, b, EXGR, VARI$	-126.82	-104.84	0.657 2	0.086 3	16.98
	$H_{csm}, R, b, EXGR, VARI$	-127.89	-105.91	0.665 4	0.084 8	16.70
开花期 Flowering stage	$CIVE, (r-b)/(r+b), R, r/b$	-108.89	-87.61	0.632 4	0.117 8	14.91
	$H, R, (r-b)/(r+b), CIVE, r/b$	-109.59	-88.37	0.662 2	0.112 9	14.30
	$H_{csm}, R, (r-b)/(r+b), CIVE, r/b$	-110.54	-88.56	0.672 1	0.111 3	14.09
多生育期 Multiple growth stages	$MGRVI, g-b, r/b, g/b$	-353.32	-317.42	0.721 2	0.137 2	26.25
	$MGRVI, g-b, H, r/b, g/b$	-380.42	-341.95	0.794 1	0.117 9	22.56
	$MGRVI, g-b, H_{csm}, r/b, g/b$	-392.81	-354.34	0.819 1	0.110 6	21.15

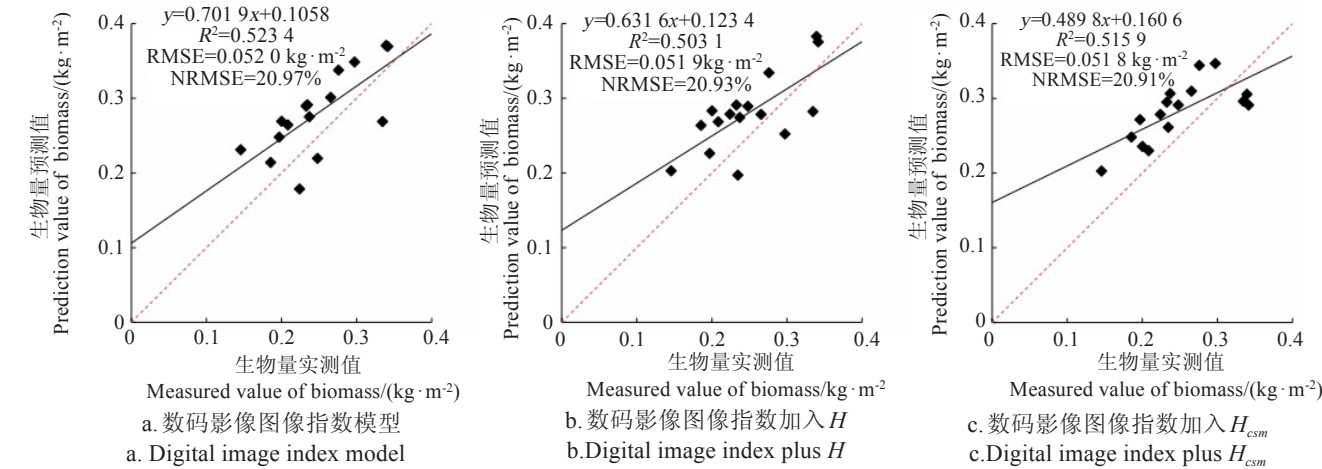


图3 冬小麦拔节期生物量预测模型的验证结果

Fig.3 Verification results of biomass prediction model for winter wheat at jointing stage

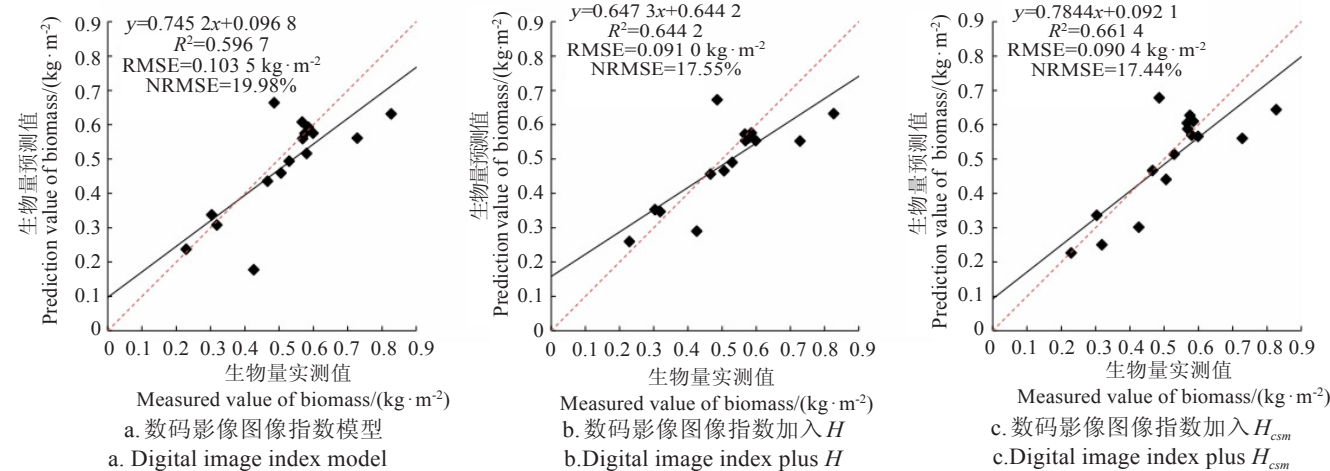


图4 冬小麦挑旗期生物量预测模型的验证结果

Fig.4 Verification results of biomass prediction model for winter wheat at flagging stage



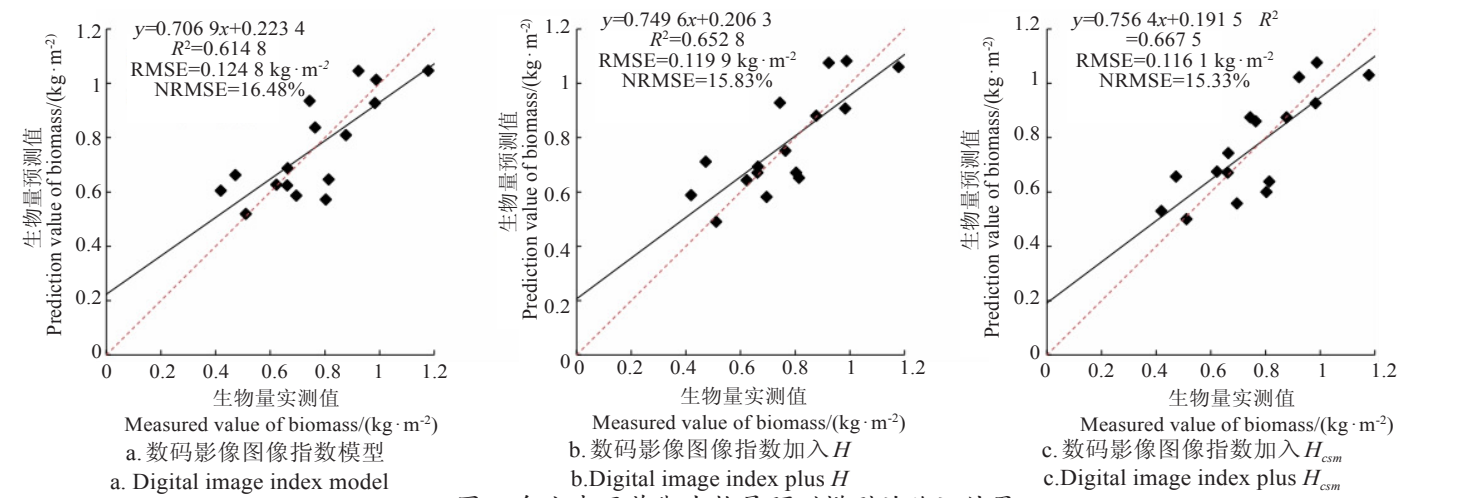


图5 冬小麦开花期生物量预测模型的验证结果

Fig. 5 Verification results of biomass prediction model for winter wheat at flowering stage

性和较高的精度,拟合效果较好。

2.2.3 多生育期模型的对比分析

由表4和图3、图4、图5的结果可知,多生育期生物量估算模型优于单生育期,下面利用PLSR和RF进行多生育期不同生物量估算模型的探讨,从中选取效果较好的建模方法,结果如表5所示。由表5可知,PLSR和RF中以数码影像图像指数为自变量, $R^2$ 、RMSE和NRMSE

分别是0.6774、0.6571和0.1476和0.1527  $\text{kg}/\text{m}^2$ ;28.24%和29.71%,而将株高 $H$ 与数码影像图像指数共同作为自变量建模时,两者的 $R^2$ 、RMSE和NRMSE分别达到了0.7490和0.7261、0.1302、0.1357  $\text{kg}/\text{m}^2$ ;24.91%、26.39%,精度有明显提高。对于PLSR模型, $R^2$ 、RMSE、NRMSE分别为0.7850、0.1205  $\text{kg}/\text{m}^2$ 和23.05%。对于RF模型, $R^2$ 、RMSE、NRMSE达到0.7737、0.1233  $\text{kg}/\text{m}^2$ 与23.99%。

表5 多生育期不同模型对比分析结果

Table 5 Comparative analysis of different models of multiple growth period

模型 Model	参数 Parameter	$R^2$	RMSE / ( $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$ )	NRMSE / %
SWR	数码影像图像指数	0.7212	0.1372	26.25
	数码影像图像指数加入 $H$	0.7941	0.1179	22.56
	数码影像图像指数加入 $H_{\text{csm}}$	0.8191	0.1106	21.15
PLSR	数码影像图像指数	0.6774	0.1476	28.24
	数码影像图像指数加入 $H$	0.7490	0.1302	24.91
	数码影像图像指数加入 $H_{\text{csm}}$	0.7850	0.1205	23.05
RF	数码影像图像指数	0.6571	0.1527	29.71
	数码影像图像指数加入 $H$	0.7261	0.1357	26.39
	数码影像图像指数加入 $H_{\text{csm}}$	0.7737	0.1233	23.99

各模型验证结果如图6、图7、图8所示,从图6、图7和图8中可知,对于验证集,以SWR构建的3种模型 $R^2$ 分别是0.7196、0.7507和0.7909,模型的稳定性和效果都较高,其中利用提取株高 $H_{\text{csm}}$ 为因子的模型效果和预测精度最高。PLSR的3种模型表现效果和SWR模型相似,验证模型的效果也较好, $R^2$ 分别达到0.6765、0.707

8、0.7814,同样是利用提取株高 $H_{\text{csm}}$ 为因子的模型预测效果最好。通过RF建立的3种生物量估算模型,验证效果一般,但模型比较稳定, $R^2$ 分别为0.6399、0.6742、0.7449,预测效果不如SWR和PLSR模型。综合3种模型的建模集和验证集分析可知,SWR构建的生物量模型预测精度更高,稳定性更强,PLSR次之。

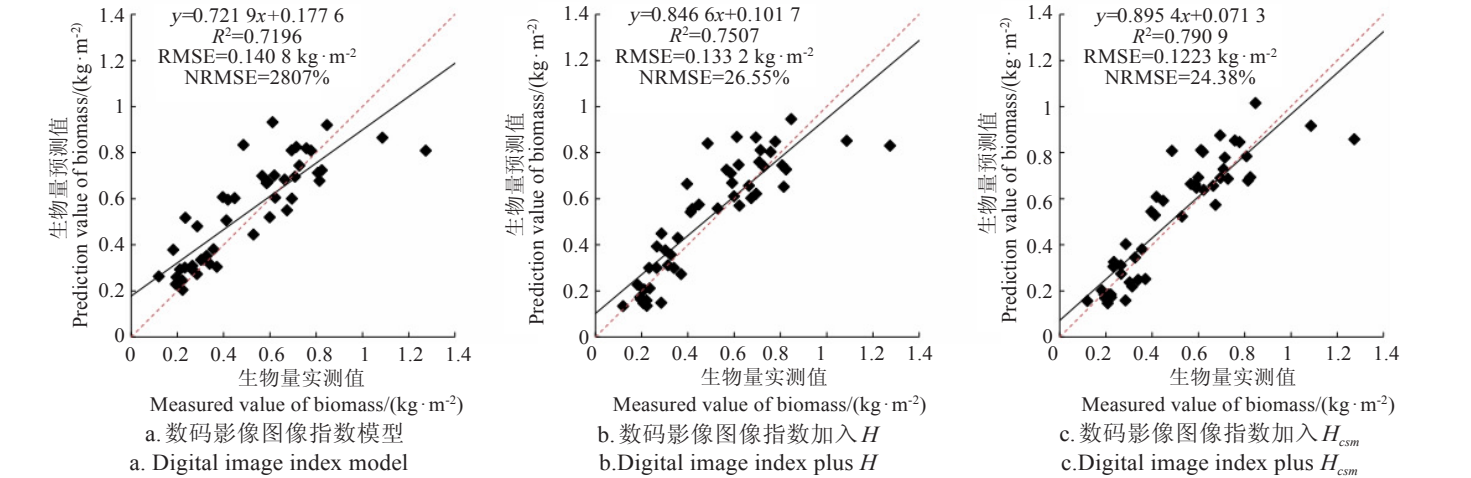


图6 SWR方法构建的冬小麦多生育期生物量预测模型验证结果

Fig.6 Verification results of multi-growth stages biomass prediction model of winter wheat by SWR method

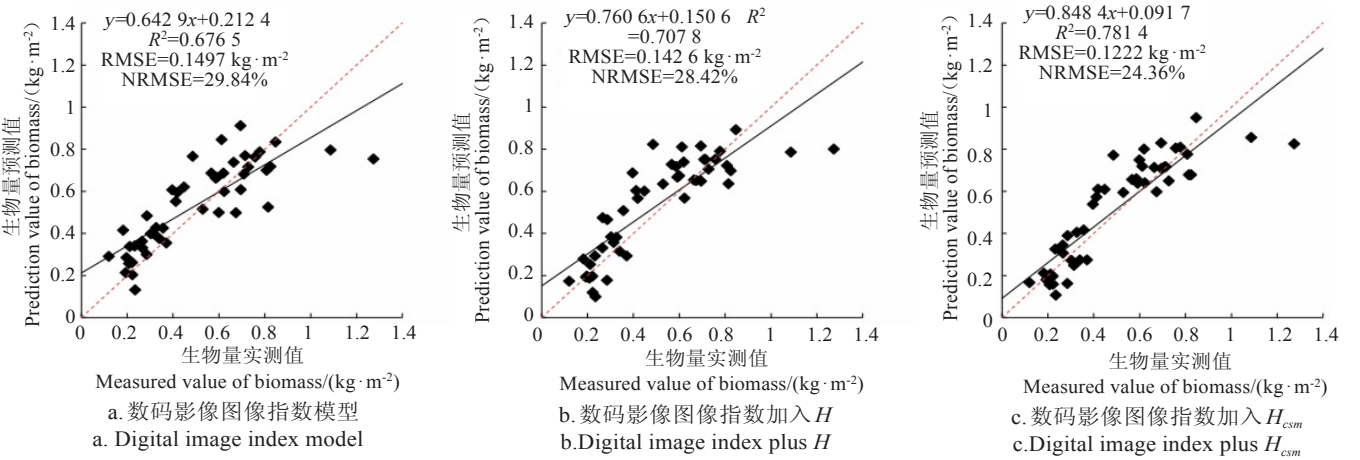


图7 PLSR方法构建的冬小麦多生育期生物量预测模型验证结果  
Fig.7 Verification results of multi-growth stages biomass prediction model of winter wheat by PLSR method

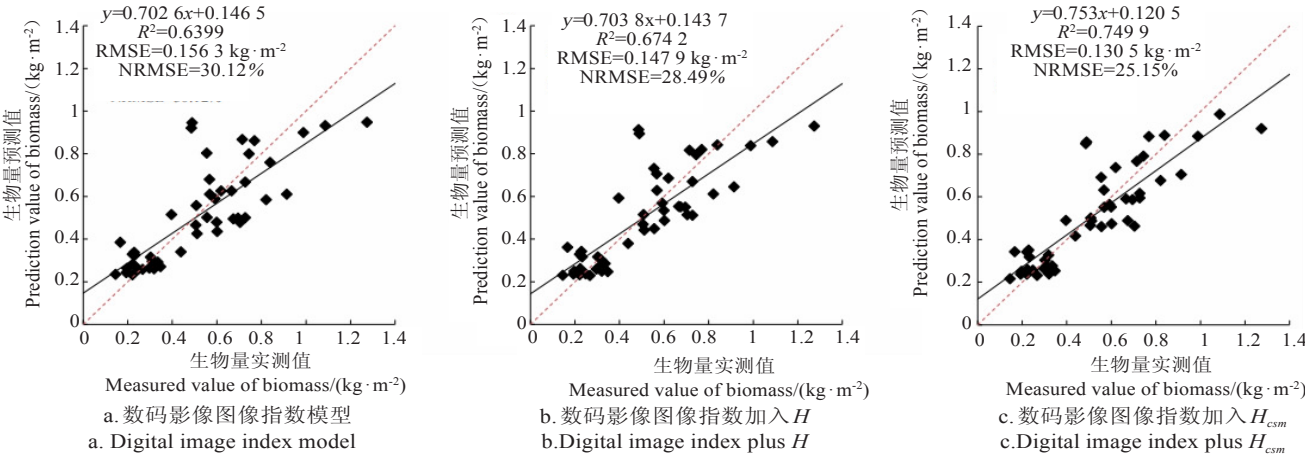


图8 RF方法构建的冬小麦多生育期生物量预测模型验证结果  
Fig.8 Verification results of multi-growth stages biomass prediction model of winter wheat by RF method

2.2.4 SWR模型的生物量空间分布

采用加入 $H_{csm}$ 的最优模型SWR估算冬小麦3个主要生育期的生物量,制作出冬小麦3个生育期的生物量空间分布图,结果如图9所示。从图9中可以看出,在拔节期时,冬小麦刚刚开始生长,其生物量值比较小,为0.4~0.5 kg/m<sup>2</sup>;挑旗期,冬小麦到了快速生长时期,试验中部

小区生物量值较高,为0.5~1.3 kg/m<sup>2</sup>,西边和东边小区生物量值较低,为0.4~0.5 kg/m<sup>2</sup>。开花期,冬小麦生长迅猛,生物量值也较前2个时期增大,和前2生育期生物量分布情况不同,这与小麦的生长特性有关,且各个小区生长情况和相对差异在分布图上能够明显辨别,各小区生物量值都达0.5 kg/m<sup>2</sup>以上。

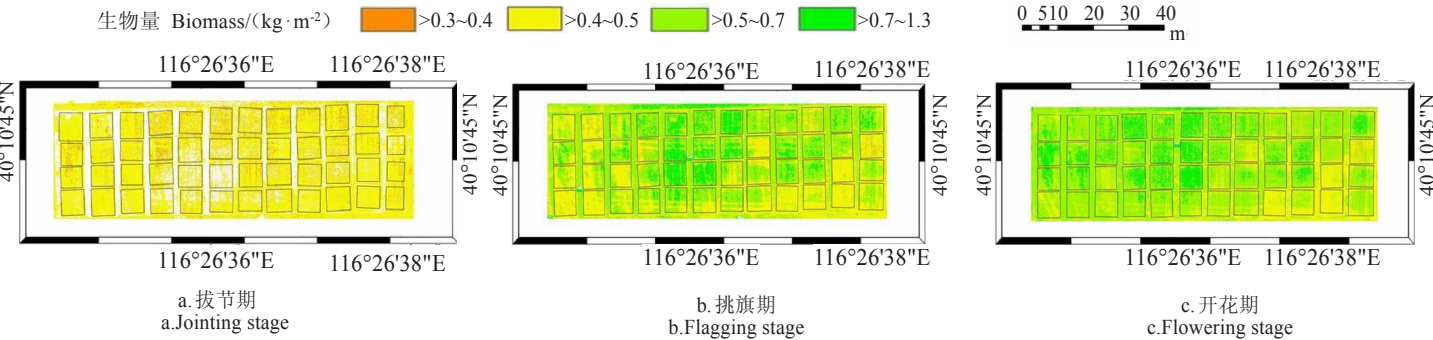


图9 冬小不同生育期的生物量空间分布  
Fig.9 Spatial distribution of biomass in different growth stages of winter

3 讨论

3.1 株高监测

本文基于无人机数码影像提取得到冬小麦株高 $H_{csm}$ ,并将其与3个生育期的实测株高 $H$ 对比,提取的 $H_{csm}$ 具有很高的精度,所得结果与他人通过无人机数码影像提取的 $H$ 结果较为一致<sup>[33-34]</sup>。本文提取的 $H_{csm}$ ,相对于实测值偏低,这是由于用无人机数码相机拍摄得到的小

麦冠层影像中包括了土壤像元并且可能缺少一部分冬小麦叶子等空间结构信息,从而导致提取出的 $H_{csm}$ 与实测值相比较小。各生育期的 $H_{csm}$ 与实测值结果也不同,精度略有差别,这是由于各生育期小麦封垄情况不同,导致提取到的 $H_{csm}$ 结果不完全一样。

3.2 生物量估算

本文探讨了 $H_{csm}$ 和数码影像图像指数融入的方法分

别构建拔节期、挑旗期、开花期和多生育期生物量估算模型并对比分析,得到多生育期生物量估算模型较单生育期生物量模型效果更好。拔节期加入 $H_{csm}$ 不能明显提高模型的精度,这是由于此时小麦旗叶开始生长,第1节位开始迅速生长,第2、3、4节位开始生长,小麦生长高度变化不明显。但在挑旗期、开花期和多生育期时,加入 $H_{csm}$ 对生物量估算模型的精度有很好的提升,相比于加入 $H$ 时的效果更好,小麦旗叶长开,第5节位开始生长,直至灌浆期生长高度开始定型,植株高度变化较为明显。本文中还选取了SWR、PLSR、RF三种建模方法进行对比分析,挑选最优的SWR模型。牛庆林等<sup>[14]</sup>利用数码影像图像指数和提取的冬小麦株高构建LAI的逐步回归模型,仅通过数码影像图像指数和指数融合提取的株高LAI估测模型, $R^2$ 、RMSE和NRMSE分别为0.67、0.72和0.38、0.35 kg/m<sup>2</sup>、23.16%和24.96%;而本文的逐步回归模型 $R^2$ 、RMSE和NRMSE分别为0.7212、0.8191、0.1372和0.1106 kg/m<sup>2</sup>、26.25%、21.15%,估算的效果较优。生物量空间分布中,不同生育期的生物量值差异较大,且同一生育期的小区上也出现明显区别,这因为冬小麦生长过程中,生物量值逐渐增大,由于施肥等处理方式不同,导致同时期的各小区生物量值也出现较大差异。本文仅用1年的冬小麦进行构建模型,还需要进一步使用不同年限和地点的小麦数据进行分析,以得到一个更普遍适用的生物量估算模型。

#### 4 结论

1)基于无人机高清数码影像的得到了冬小麦的作物表面模型,提取出冬小麦的株高并与实测株高进行对比分析,两者具有高度拟合性( $R^2=0.87$ , RMSE=6.45 cm, NRMSE=11.48%),说明用作物表面模型提取冬小麦株高的方法可行,对田间小麦的株高估算的精度很高。

2)对拔节期、挑旗期、开花期和多生育期的生物量估算模型分析,得出仅用数码影像图像指数构建生物量估算模型与融合株高、提取株高构建生物量估算模型相比( $R^2=0.7212$ , RMSE=0.1372 kg/m<sup>2</sup>, NRMSE=26.25%),数码影像图像指数融合 $H$ 模型效果优于仅用数码影像图像指数构建的模型 $R^2=0.7941$ , RMSE=0.1179 kg/m<sup>2</sup>, NRMSE=22.56%),精度有明显提高,融合 $H_{csm}$ 构建的生物量估算模型效果优于加入 $H$ 的模型( $R^2=0.8191$ , RMSE=0.1106 kg/m<sup>2</sup>, NRMSE=21.15%)。加入 $H$ 、 $H_{csm}$ 和数码影像图像指数共同建立生物量估算模型,对模型的精度有很大提高。

3)选取了SWR、PLSR、RF这3种建模方法构建生物量估算模型,通过建模的结果分析,加入 $H_{csm}$ 的SWR生物量估算模型效果最好, $R^2$ 、RMSE、NRMSE分别为0.8191、0.1106 kg/m<sup>2</sup>、21.15%,所构建出生物量估算模型具有较高精度和稳定性。

3个生育期数码影像,生物量分布图能够较好地监测不同生育期的冬小麦生物量值分布,可以为未来田间小

麦的信息获取提供一种高效、快捷的技术手段。

#### [参考文献]

- [1] 李德仁,李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2014, 39(5): 505—513.  
Li Deren, Li Ming. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan Univers, 2014, 39(5): 505—513. (in Chinese with English abstract)
- [2] 徐云碧. 作物科学中的环境型鉴定(Envirotyping)及其应用[J]. 中国农业科学, 2015, 48(17): 3354—3371.  
Xu Yunbi. Envirotyping and its applications in crop science[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(17): 3354—3371. (in Chinese with English abstract)
- [3] Watanabe K, Guo W, Arai K, et al. High-throughput phenotyping of sorghum plant height using an unmanned aerial vehicle and its application to genomic prediction modeling[J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 421.
- [4] Singh S K, Iii J H H, Maw M J W, et al. Assessment of growth, leaf N concentration and chlorophyll content of sweet sorghum using canopy reflectance[J]. Field Crops Research, 2017, 209: 47—57.
- [5] 阎广建,胡容海,罗京辉,等. 叶面积指数间接测量方法[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 958—978.  
Yan Guangjian, Hu Ronghai, Luo Jinghui, et al. Review of indirect methods for leaf area index measurement[J]. Journal of remote sensing, 2016, 20(5): 958—978. (in Chinese with English abstract)
- [6] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748—767.  
Chen Zhongxin, Ren Jianqiang, Tang Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748—767. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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—53.  
Yao Kuo, Guo Xudong, Nan Ying, et al. Research progress of hyperspectral remote sensing monitoring of vegetation biomass assessment[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(8): 48—53. (in Chinese with English abstract)
- [8] 刘建刚,赵春江,杨贵军,等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. 农业工程学报, 2016, 32(24): 98—106.  
Liu Jiangang, Zhao Chunjiang, Yang Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(24): 98—106. (in Chinese with English abstract)
- [9] Candiago S, Remondino F, De Giglio M, et al. Evaluating multi-spectral images and vegetation indices for precision farming applications from uav images[J]. Remote Sensing, 2015, 7(4): 4026—4047.
- [10] Potgieter A B, George Jaeggli B, Chapman S C, et al. Multi-spec-



- tral imaging from an unmanned aerial vehicle enables the assessment of seasonal leaf area dynamics of sorghum breeding lines [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1532.
- [11] Yang G, Li C, Wang Y, et al. The dom generation and precise radiometric calibration of a UAV-mounted miniature snapshot hyperspectral imager[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 642.
- [12] Nie S, Wang C, Dong P, et al. Estimating leaf area index of maize using airborne discrete-return LiDAR data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2016, 9(7): 3259—3266.
- [13] Guo Q, Su Y, Hu T, et al. An integrated UAV-borne lidar system for 3D habitat mapping in three forest ecosystems across China [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(8/9/10): 2954—2972.
- [14] 牛庆林,冯海宽,杨贵军,等.基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和LAI监测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(5): 73—82.
- Niu Qinglin, Feng Haikuan, Yang Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2018, 34(5): 73—82. (in Chinese with English abstract)
- [15] 张正健,李爱农,边金虎,等.基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖草地上生物量估算研究[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(1): 51—62.
- Zhang Zhengjian, Li Ainong, Bian Jinhui, et al. Estimating aboveground biomass of grassland in zoige by visible vegetation index derived from unmanned aerial vehicle image[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(1): 51—62. (in Chinese with English abstract)
- [16] 杨琦,叶豪,黄凯,等.利用无人机影像构建作物表面模型估测甘蔗LAI[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(8): 104—111.
- Yang Qi, Ye Hao, Huang Kai, et al. Estimation of leaf area index of sugarcane using crop surface model based on UAV image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2017, 33(8): 104—111. (in Chinese with English abstract)
- [17] 李长春,牛庆林,杨贵军,等.基于无人机数码影像的大豆育种材料叶面积指数估测[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(8): 147—158.
- Li Changchun, Niu Qinglin, Yang Guijun, et al. Estimation of leaf area index of soybean breeding materials based on UAV digital images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(8): 147—158. (in Chinese with English abstract)
- [18] Jibo Y, Haikuan F, Xiuling J, et al. A comparison of crop Parameters estimation using images from UAV-mounted snapshot hyperspectral sensor and high-definition digital camera[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(7): 1138.
- [19] Torres Sánchez J, Peña Barragán J M, Castro A D. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2014, 103(2): 104—113.
- [20] Zhou X, Zheng H B, Xu X Q, et al. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2017, 130: 246—255.
- [21] Som Ard J, Hossain M D, Ninsawat S, et al. Pre-harvest sugarcane yield estimation using UAV-based RGB images and ground observation[J]. *Sugar Tech*, 2018, 20: 645—657.
- [22] 裴浩杰,冯海宽,李长春,等.基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(20): 74—82.
- Pei Haojie, Feng Haikuan, Li Changchun, et al. Remote sensing monitoring of winter wheat growth with UAV based on comprehensive index[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2017, 33(20): 74—82. (in Chinese with English abstract)
- [23] 王备战,冯晓,温暖,等.基于SPOT-5影像的冬小麦拔节期生物量及氮积累量监测[J]. *中国农业科学*, 2012, 45(15): 3049—3057.
- Wang Beizhan, Feng Xiao, Wen Nuan, et al. Monitoring biomass and N accumulation at jointing stage in winter wheat based on SPOT-5 images[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2012, 45(15): 3049—3057.
- [24] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等.基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 152—159.
- Wang Xiaoqin, Wang Miaomiao, Wang Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2015, 31(5): 152—159. (in Chinese with English abstract)
- [25] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, et al. Color image segmentation: Advances and prospects[J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2259—2281.
- [26] 何彩莲,郑顺林,万年鑫,等.马铃薯光谱及数字图像特征参数对氮素水平的响应及其应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(9): 2930—2936.
- He Cailian, Zheng Shunlin, Wan Nianxin, et al. Potato spectrum and the digital image feature parameters on the response of the nitrogen level and its application[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(9): 2930—2936. (in Chinese with English abstract)
- [27] Bendig J, Yu K, Aasen H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, 39: 79—87.
- [28] Vol. N. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the Asae*, 1995, 38(1): 259—269.
- [29] 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—87.
- [30] Meyer G E, Neto J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282—293.

- [31] Kataoka T, Kaneko T, Okamoto H, et al. Crop growth estimation system using machine vision[C]// Ieee/asme International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2003. Aim 2003. Proceedings. IEEE, 2003:1079—1083.
- [32] Chianucci F, Disperati L, Guzzi D, et al. Estimation of canopy attributes in beech forests using true colour digital images from a small fixed-wing UAV[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 47: 60—68.
- [33] Bendig J, Bolten A, Bareth G. UAV-based imaging for multi-temporal, very high resolution crop surface models to monitor crop growth variability [J]. Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, 2013(6): 551—562.
- [34] Tilly A N, Hoffmeister D, Cao Q, et al. Multitemporal crop surface models: Accurate plant height measurement and biomass estimation with terrestrial laser scanning in paddy rice[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8(1): 083671.

## Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital image

Tao Huilin<sup>1,2,3,4</sup>, Xu Liangji<sup>1</sup>, Feng Haikuan<sup>2,3,4\*</sup>, Yang Guijun<sup>2,3,4</sup>, Yang Xiaodong<sup>2,3,4</sup>,  
Miao Mengke<sup>2,3,4,5</sup>, Dai Yang<sup>1</sup>

(1. School of Geodesy and Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;

2. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;

3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;

4. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China;

5. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China )

**Abstract:** Efficient and timely acquisition of height and biomass of plant is important in improving agricultural management. The purpose of this paper is to investigate the feasibility of using UAV remote sensing to obtain these data. We took winter wheat as an example and conducted a field experiment between April and June 2015 at the Xiaotangshan National Precision Agricultural Research Demonstration Base in Beijing. UAV imageries were taken by a drone from the field at jointing, flagging and flowering stage, respectively. We then developed a crop surface model (CSM) based on these imageries to calculate the plant height and compared the results with field measurements. The image indices extracted from the UAV imageries were used to calculate the biomass using a stepwise regression (SWR) model at each of the three growing stages, as well as the average over the three growing stages. We also compared SWR with the partial least square (PLSR) method and the random forest (RF) method. The results showed that the plant height estimated from the crop surface model agreed well with the measurements with  $R^2=0.87$ , RMSE=6.45 cm and NRMSE=11.48%. The biomass model was calibrated separately for the jointing, flagging and flowering stage separately, as well as for integrating the three stages as one. Comparison with the measured biomass showed that  $R^2$ , RMSE and NRMSE of the SWR model were 0.537 4, 0.0500 kg/m<sup>2</sup> and 19.13% at the jointing stage, 0.606 6, 0.092 0 kg/m<sup>2</sup> and 18.11% at the flagging stage, and 0.6324, 0.117 8 kg/m<sup>2</sup> and 14.91% at the flowing stage, respectively. For average biomass over the three stages,  $R^2$ , RMSE and NRMSE of the SWR model were 0.721 2, 0.137 2 kg · m<sup>-2</sup> and 26.25% respectively. It was found that incorporating the plant height into the SWR model improved the biomass estimation, with its associated  $R^2$  and NRMSE increasing to 0.794 1 and 22.56% while RMSE reducing to 0.117 9 kg/m<sup>2</sup>. The SWR model is superior to the PLSR and RF model whose  $R^2$  was 0.677 4 and 0.657 10, respectively. In summary, we presented methods to estimate the height and biomass of plant based on UAV imagery and validated it against field experiment with winter wheat as the model plant.

**Keywords:** UAV; digital image; crop surface model; winter wheat; plant height; biomass; stepwise regression