

陶惠林, 冯海宽, 徐良骥, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦生物量估算[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(5): 1154-1162.  
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2020.05.012

## 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦生物量估算

陶惠林<sup>1,2,3,4</sup>, 冯海宽<sup>1,3,4</sup>, 徐良骥<sup>2</sup>, 杨贵军<sup>1,3,4</sup>, 杨小冬<sup>1,3,4</sup>, 苗梦珂<sup>1,3,4</sup>, 刘明星<sup>1,3,4</sup>

(1. 农业农村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; 2. 安徽理工大学测绘学院, 安徽 淮南 232001; 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)

**摘要:** 以植被指数和红边参数为模型因子, 利用多元线性回归 (MLR), 构建冬小麦不同生育期的生物量估算模型, 从而有效和更好地监测冬小麦的长势情况, 为精准农业中作物的快速监测提供技术手段。首先分析植被指数 (VI) 和红边参数 (REPS) 与冬小麦生物量的相关性, 然后运用 MLR 分别建立模型 MLR+VI、MLR+REPS 和 MLR+VI+REPS, 最后将优选的冬小麦生物量估算模型应用于无人机高光谱影像中, 验证模型的可行性。结果表明, 利用单个植被指数或红边参数构建的估算模型在孕穗期、开花期和灌浆期估算精度最高的植被指数分别是归一化植被指数 (NDVI)、简单比值指数 (SR) 和增强型土壤调节植被指数 (MSAVI), 精度最高的红边参数分别为红边振幅/最小振幅、红边振幅和红边振幅; 通过 MLR 分别以植被指数、红边参数和植被指数结合红边参数为因子构建的模型 MLR+VI、MLR+REPS 与 MLR+VI+REPS 效果优于单个植被指数或红边参数建立的模型, 3 种模型在不同生育期的验证结果也较好, 其中 MLR+VI+REPS 模型精度最高, 模型决定系数 ( $R^2$ )、标准均方根误差 (NRMSE) 分别为 0.783 2 与 12.13%。

**关键词:** 无人机; 高光谱; 冬小麦; 多元线性回归; 植被指数; 红边参数

**中图分类号:** S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2020)05-1154-09

## Winter wheat biomass estimation based on hyperspectral remote sensing data of unmanned aerial vehicle (UAV)

TAO Hui-lin<sup>1,2,3,4</sup>, FENG Hai-kuan<sup>1,3,4</sup>, XU Liang-ji<sup>2</sup>, YANG Gui-jun<sup>1,3,4</sup>, YANG Xiao-dong<sup>1,3,4</sup>, MIAO Meng-ke<sup>1,3,4</sup>, LIU Ming-xing<sup>1,3,4</sup>

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China; 2. School of Geodesy and Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China; 4. Beijing Engineering Research Center for Agricultural Internet of Things, Beijing 100097, China)

**Abstract:** Using vegetation index (VI) and red edge parameter (REPS) as model factors, multivariate linear regression (MLR) was used to construct a biomass estimation model for winter wheat in different growth periods, to effectively and better monitor the growth of winter wheat and provide technical means for rapid monitoring of crops in precision agriculture. The correlation of VI and REPS with biomass of winter wheat was analyzed first. Then MLR+VI model, MLR+REPS model and MLR+VI+REPS model were constructed by MLR respectively. Finally, the optimized model for estimation of biomass in winter wheat was applied in hyperspectral images taken by unmanned aerial vehicles to verify the feasibility of the

收稿日期: 2019-11-09

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41601346, 41871333)

作者简介: 陶惠林 (1994-), 男, 安徽铜陵人, 硕士研究生, 主要从事农业定量遥感研究。 (E-mail) 15755515505@163.com

通讯作者: 冯海宽, (E-mail) fenghaikuan123@163.com

models. The results showed that the vegetation indices with the highest estimation accuracy of the estimation model constructed by single vegetation index or red edge parameter in booting stage, flowering stage and filling stage were normalized difference vegetation index (NDVI), simple

ratio index (*SR*) and modified soil-adjusted vegetation index (*MSAVI*) respectively, and the red edge parameters with the highest precision were red edge amplitude/minimum amplitude, red edge amplitude and red edge amplitude respectively. The effects of MLR+*VI* model, MLR+*REPS* model and MLR+*VI+REPS* model were better than the models constructed by single vegetation index or single red edge parameter. The verification results of the MLR+*VI* model, MLR+*REPS* model and MLR+*VI+REPS* model in different growth periods were also good, and the MLR+*VI+REPS* model showed the highest precision, the coefficient of determination ( $R^2$ ) and normalized root mean square error (*NRMSE*) of the model were 0.783 2 and 12.13% respectively.

**Key words:** unmanned aerial vehicle(UAV); hyperspectral; winter wheat; multiple linear regression; vegetation index; red edge parameters

生物量是作物生长过程中重要的生物物理参数之一<sup>[1]</sup>,能够很好地反映作物的长势情况,便于农业管理者对作物更好地进行管理。通过地面方式进行生物量获取会浪费大量的时间和人力、物力,造成资源浪费,且会对作物造成一定程度的破坏<sup>[2-3]</sup>;高空进行生物量的获取适合大范围、大区域的作物监测<sup>[4-7]</sup>;而低空中的无人机遥感技术具有高分辨率、观测方便等优点<sup>[8-10]</sup>,高光谱的波段信息多,从中可以分析作物的敏感波段<sup>[11]</sup>,在无人机上携带高光谱传感器可以更好地进行生物量的估算。关于生物量相关方面的研究,国内外学者做了大量的探索。刘占宇等使用地面 ASD 光谱仪,结合线性、非线性和逐步回归这 3 种分析方法,发现利用逐步回归方法,以 840 nm、1 132 nm、1 579 nm、1 769 nm 和 2 012 nm 这 5 个波段反射率作为变量的生物量估算模型最佳<sup>[12]</sup>。蒙诗栋等运用 WorldView-2 卫星多光谱遥感影像,将植被指数与纹理结合,构建的生物量模型有较高估算效果( $R^2=0.85$ ,  $RMSE=42.30\text{ t/hm}^2$ )<sup>[13]</sup>。另外,高光谱遥感卫星也有广泛应用。Bao 等通过 LANDSAT TM、EOS MODIS 卫星数据和野外高光谱数据进行了遥感估测,对高光谱的光谱参数进行优选,选出最佳光谱指数,将最佳光谱指数与 TM、MODIS 影像一起估算生物量,最佳估算模型的  $RMSE$  为  $66.403\text{ g/m}^2$ <sup>[14]</sup>。Psomas 等用获取的 EO-1 卫星高光谱数据监测草地生物量,通过窄带归一化植被指数(*NDVI*)、单个光谱带的多元线性回归(MLR)构建生物量监测模型,发现以 *NDVI* 构建的模型最佳<sup>[15]</sup>。但地面遥感技术无法生成影像,高空遥感技术空间分辨率低,影响因素较多。近些年,无人机遥感技术在农业上得到广泛应用。肖武等采用无人机携带多光谱相机获取无人机影像,挑选了 22 种植被指数,构建一元回归、多元逐

步回归反向传播神经网络的生物量模型,筛选出了以反向传播神经网络构建的生物量模型, $R^2$  为 0.83,提高了采煤沉陷区域玉米生物量反演模型精度<sup>[16]</sup>。陆国政等基于无人机数码和高光谱数据,将植被指数、光谱参数和株高一起作为因子,对大豆开花期和结荚期的鲜生物量进行估算,发现在大豆开花结荚期和鼓粒成熟期构建的模型都有比较高的精度和可靠性<sup>[17]</sup>。基于不同遥感平台反演生物量,大部分人通过植被指数或植被指数结合机器学习算法建立生物量反演模型,却很少有人深度分析光谱的红边区域,以植被指数结合红边参数作建模因子,通过多元线性回归(MLR)构建生物量估算模型。本研究基于冬小麦孕穗期、开花期和灌浆期的无人机高光谱和实测生物量数据,从高光谱红边区域提取出红边参数,分别用植被指数和红边参数估算生物量,通过 MLR 构建植被指数、红边参数及植被指数结合红边参数的生物量估算模型并分析对比,挑选出估算精度最好的模型,应用于无人机高光谱影像中,以验证估算模型的可行性和可靠性。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于北京市昌平区小汤山国家精准农业研究示范基地,处在温带和半湿润大陆性季风气候地区,基地多种植小麦、玉米等作物,研究区位置如图 1 所示。

所选取的试验田有 48 个小区,每个小区宽 6 m,长 8 m。供试小麦品种为京 9843 和中麦 175。肥料处理为  $0\text{ kg/hm}^2$ 、 $195\text{ kg/hm}^2$ 、 $390\text{ kg/hm}^2$  和  $585\text{ kg/hm}^2$  尿素。于冬小麦孕穗期、开花期和灌浆期进行无人机高光谱监测。

## 1.2 地面数据获取

通过收获法来获取试验田冬小麦孕穗期、开花期和灌浆期生物量数据。在每个小区随机取 30 株样本,带回实验室分离茎、叶,清水清洗干净,在 105

℃下进行杀青,80 ℃烘 48 h 以上,直至恒质量。称量孕穗期、开花期和灌浆期各样本的鲜、干质量,得到各生育期的总生物量,再计算出单位面积的总生物量(表 1)。

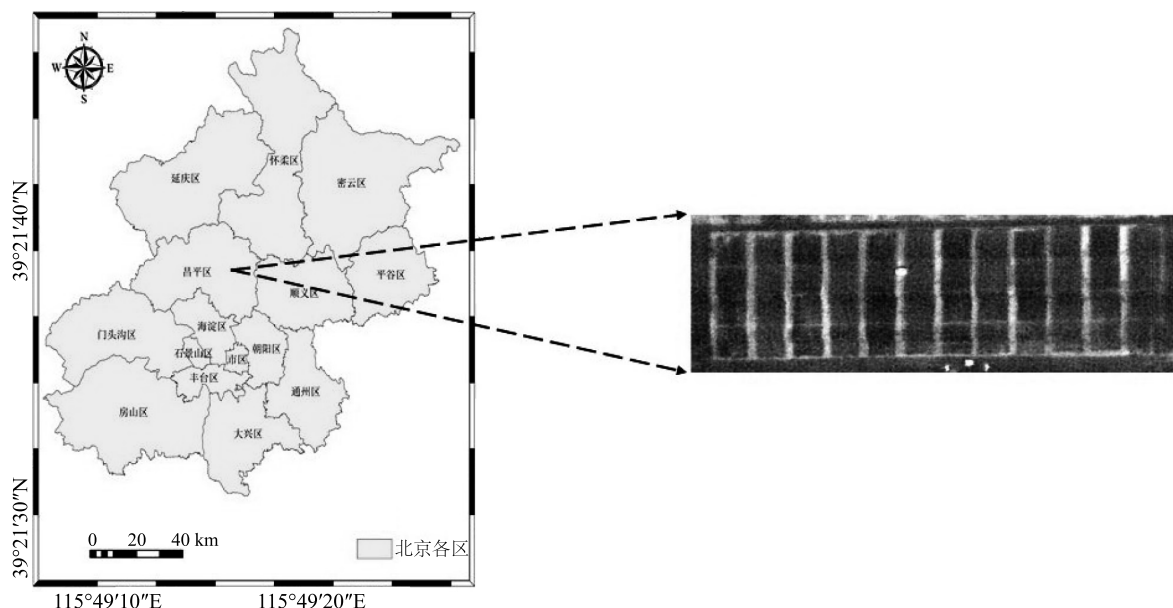


图 1 研究区位置

Fig.1 Location of the research area

表 1 冬小麦不同生育期生物量数值分布

Table 1 Distribution of biomass values in different growth periods of winter wheat

生育期	平均值 (kg/m <sup>2</sup> )	中位数 (kg/m <sup>2</sup> )	最小值 (kg/m <sup>2</sup> )	最大值 (kg/m <sup>2</sup> )
孕穗期	0.511 4	0.506 3	0.219 4	0.826 6
开花期	0.779 0	0.766 3	0.341 9	1.273 7
灌浆期	1.099 3	1.134 8	0.545 6	1.759 9

## 1.3 无人机高光谱数据获取和处理

在进行地面生物量数据获取的同时,于孕穗期、开花期和灌浆期利用无人机获取不同生育期的高光谱影像数据,无人机搭载 Cubert UHD185 Firefly 成像光谱仪。成像光谱仪主要参数:型号 UHD18,生产地德国,质量 470 g,大小 195 mm×67 mm×60 mm,操作条件 0~40 ℃,通道数 125,光谱间隔 4 nm,光谱范围 450~950 nm。获取高光谱数据的时间为 10:00-14:00,天空无云或少云,无人机飞行高度为 100 m。

无人机高光谱数据的处理主要包括影像校正、影像拼接和反射率的提取。影像校正:将影像的 DN 值转换为地表反射率值。影像拼接:利用俄罗斯的 Agisoft PhotoScan 软件,生成孕穗期、开花期和灌浆期的正射影像。反射率的提取:在 Arcgis 中完成,将每个小区进行编号,再根据小区面积绘制出各小区的矢量,并构建感兴趣区,最后利用 IDL 程序提取出各小区的冠层光谱,将此冠层光谱作为各小区的反射率数据,依次得到孕穗期、开花期和灌浆期的反射率数据。

## 1.4 光谱指数的选取

为了构建冬小麦生物量的估算模型,根据已有文献资料选取 13 种光谱指数,其中 8 种是植被指数,5 种为红边参数(表 2)。

## 1.5 数据分析方法

利用多元线性回归 (Multivariable liner regression, MLR) 方法计算冬小麦生物量 (Y), 公式如下。

$$Y_i = a_0 + a_1 x_{1i} + \dots + a_j x_{ji} + w_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中  $x$  为无人机光谱指数,式中  $j$  为变量数量,  $a_m$  ( $m = 1, 2, \dots, j$ ) 为系数。

表 2 选取的光谱指数

Table 2 Spectral indices selected

光谱指数	公式	文献来源
SR	$R_{750}/R_{550}$	[18]
MSR	$(R_{800}/R_{670}-1)/\sqrt{R_{800}/R_{670}+1}$	[19]
NDVI	$(R_{750}-R_{706})/(R_{750}+R_{706})$	[20]
NDVI * SR	NDVI * SR	[21]
MSAVI	$\frac{2 \times R_{800} + 1 - \sqrt{(2 \times R_{800} + 1)^2 - 8 \times (R_{800} - R_{670})}}{2}$	[22]
TCARI	$3[(R_{700}-R_{670})-0.2 \times (R_{700}-R_{550})] \left( \frac{R_{700}}{R_{670}} \right)$	[23]
OSAVI	$\frac{(1+0.16)(R_{800}-R_{670})}{(R_{800}+R_{670}+0.16)}$	[24]
TCARI/OSAVI	TCARI/OSAVI	[25]
红边振幅(Dr)	Dr	[26]
红边振幅/最小振幅(Dr/Dr <sub>min</sub> )	Dr/Dr <sub>min</sub>	[27]
最小振幅(Dr <sub>min</sub> )	Dr <sub>min</sub>	[28]
红边面积(SDr)	SDr	[29]
红边位置(REP)	REP	[30]

## 1.6 统计分析

以决定系数(Coefficient of determination,  $R^2$ )、均方根误差(Root mean squared error, RMSE)和标准均方根误差(Normalized root mean squared error, NRMSE)作为估算模型的评价指标<sup>[31]</sup>,计算公式如下。式中  $x_i$  是冬小麦生物量的实测值,  $\bar{x}$  是生物量实测值的平均值,  $y_i$  为估算模型的生物量估算值,  $\bar{y}$  为生物量估算值的平均值,  $n$  是样本数。

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (3)$$

$$NRMSE = RMSE / \bar{x} \quad (4)$$

## 2 结果与分析

### 2.1 UHD185 成像光谱仪数据精度分析

在使用无人机 UHD185 高光谱数据前,为了确保数据的精度,用地面 ASD 数据作精度验证。将重采样地面采集的 ASD 数据转换为 UHD185 的各个波段数据,得到冬小麦不同生育期的光谱反射率,将不同生育期地面 ASD 重采样光谱反射率与 UHD185 光谱反射率进行对比分析(图 2)。由图 2 可知,

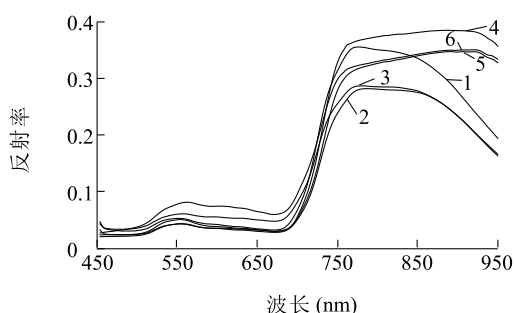
UHD185 光谱反射率曲线与 ASD 重采样光谱反射率曲线在 680~758 nm 时表现出较高的一致性,即在红边区域两曲线变化情况较为一致,此波段范围内反射率都快速增加,土壤反射率较高。两反射率曲线都在 550 nm 左右位置出现第 1 次峰值,表现为绿峰,在 UHD185 和 ASD 反射率曲线中,绿峰波段反射率均为灌浆期>开花期>孕穗期;随着波段的推移,处于 680 nm 左右位置时,出现第 1 次谷值,表现为红谷,两曲线在不同生育期的反射率大小情况依然是灌浆期最高;波长处在 680~758 nm 时,即红边范围内,两者反射率都较快增加;波长处于 758~950 nm 时,两曲线 3 个不同生育期反射率大小表现为孕穗期>灌浆期>开花期,对比两曲线发现 UHD185 反射率曲线随着波长增加反射率下降较快,曲线波动较大,而 ASD 反射率下降不明显,曲线较为稳定。综合来说,波长处于 450~758 nm 时两曲线变化是一致的,因此选取位于此波段区间的红边参数用于估算生物量。

### 2.2 光谱指数与冬小麦生物量的相关性分析

将冬小麦 3 个生育期的光谱指数分别与对应时期的生物量进行相关性分析,得到孕穗期、开花期和灌浆期光谱指数与生物量的相关系数(表 3)。

从表 3 中可以看出,当冬小麦处于孕穗期时,整体上光谱指数与生物量呈极显著相关关系( $P < 0.01$ ),其中大部分相关系数绝对值都在 0.6 以上,





1:孕穗期 UHD185 反射率曲线;2:开花期 UHD185 反射率曲线;  
3:灌浆期 UHD185 反射率曲线;4:孕穗期 ASD 反射率曲线;5:开  
花期 ASD 反射率曲线;6:灌浆期 ASD 反射率曲线。

图2 冬小麦不同生育期 UHD185 反射率曲线与 ASD 重采样反  
射率曲线对比

Fig.2 Comparison of reflectance curves of UHD185 and resam-  
pled reflectance curves of ASD in different growth peri-  
ods of winter wheat

相关性较好,光谱指数  $TCARI$  与冬小麦生物量呈显著负相关关系, $TCARI/OSAVI$  和最小振幅与冬小麦生物量呈极显著负相关关系,其余光谱指数与冬小麦生物量均呈极显著正相关。相关系数绝对值最大的光谱指数是  $NDVI$ ,为 0.786;绝对值最小的指数为  $TCARI$ ,相关系数绝对值是 0.367。开花期,光谱指数  $TCARI$  和最小振幅与冬小麦生物量间无显著相关性,大部分光谱指数与冬小麦生物量的相关系数绝对值在 0.7 以上,相关性比孕穗期更好。开花期,光谱指数  $SR$  与冬小麦生物量的相关系数最大,为 0.831;光谱指数最小振幅与冬小麦生物量的相关系数最小,为 -0.133。灌浆期,光谱指数与冬小麦生物量的相关性与开花期表现相似,其中光谱指数  $TCARI$  和最小振幅与冬小麦生物量之间无显著相关关系,其余光谱指数中,除了  $TCARI/OSAVI$  与冬小麦生物量呈极显著负相关关系外,其他光谱指数与冬小麦生物量都呈极显著正相关关系,相关系数最大的光谱指数为红边振幅,为 0.701,相关系数最小的光谱指数为  $TCARI$ ,为 0.067。

### 2.3 植被指数与红边参数估算冬小麦生物量的精度

根据光谱指数与冬小麦生物量的相关性分析结果,按相关系数绝对值大小挑选出植被指数  $SR$ 、 $MSR$ 、 $NDVI$ 、 $NDVI * SR$ 、 $MSAVI$ 、 $OSAVI$ 、 $TCARI/OSAVI$  和红边参数红边振幅、红边振幅/最小振幅、红边面积、红边位置,分别用植被指数和红边参数估算冬小麦不同生育期生物量。结果(表4)表明,植被指数中,不同生育期构建的生物量估算模型精度不同,孕穗期,各植被指数

中  $R^2$  最大的是  $NDVI$ ,为 0.606 3,同时  $NDVI$  的  $RMSE$  和  $NRMSE$  也是植被指数中最小的,分别为 0.096 2 kg/m<sup>2</sup> 和 18.86%,植被指数  $MSAVI$  的  $R^2$ 、 $RMSE$  和  $NRMSE$  分别为 0.413 6、0.117 4 kg/m<sup>2</sup> 与 23.02%,其余植被指数的  $R^2$  在 0.4 至 0.6 之间, $NRMSE$  大部分处在 20% 以上,精度较低。开花期,各植被指数中, $R^2$  值最高、 $RMSE$  和  $NRMSE$  最小的是植被指数  $SR$ ,此植被指数效果最好,效果最差的植被指数的是  $TCARI/OSAVI$ ,植被指数  $SR$  相比于  $TCARI/OSAVI$ , $R^2$  高 0.421 2, $RMSE$  低 0.061 6 kg/m<sup>2</sup>, $NRMSE$  低 7.81 个百分点。灌浆期,精度最高的植被指数为  $MSAVI$ ,其  $NRMSE$  达到 18.97%, $R^2$  达到 0.4677;精度最差的是植被指数  $TCARI/OSAVI$ , $NRMSE$  为 20.97%, $R^2$  值较低,仅为 0.349 9。相比于植被指数,红边参数的 4 个参数效果整体较差。孕穗期精度最高的红边参数为红边振幅/最小振幅,其  $R^2$ 、 $RMSE$  和  $NRMSE$  分别是 0.555 1、0.102 2 kg/m<sup>2</sup> 和 20.05%;精度最差的红边参数是红边位置, $R^2$ 、 $RMSE$  和  $NRMSE$  分别为 0.267 3、0.133 6 kg/m<sup>2</sup> 与 26.20%。开花期的红边参数精度优于孕穗期,表现最好的红边振幅的  $R^2$ 、 $RMSE$  和  $NRMSE$  分别达到 0.621 0、0.126 4 kg/m<sup>2</sup> 和 16.04%,表现最差的是红边位置,其  $R^2$  仅为 0.207 3, $RMSE$  和  $NRMSE$  分别是 0.183 5 kg/m<sup>2</sup> 和 23.28%。灌浆期,精度最高的红边参数也为红边振幅, $NRMSE$  达到 18.42%, $R^2$  为 0.498 1;精度最低的红边参数是红边位置,红边位置的  $NRMSE$  为 20.21%。

表3 不同生育期光谱指数与冬小麦生物量的相关性

Table 3 Correlation between spectral indices and biomass in different growth periods of winter wheat

光谱指数	相关系数		
	孕穗期	开花期	灌浆期
$SR$	0.762 **	0.831 **	0.694 **
$MSR$	0.764 **	0.800 **	0.680 **
$NDVI$	0.786 **	0.763 **	0.696 **
$NDVI * SR$	0.768 **	0.824 **	0.698 **
$MSAVI$	0.697 **	0.801 **	0.687 **
$TCARI$	-0.367 *	0.202	0.067
$OSAVI$	0.738 **	0.774 **	0.677 **
$TCARI/OSAVI$	-0.692 **	-0.571 **	-0.637 **
红边振幅 ( $Dr$ )	0.628 **	0.795 **	0.701 **
最小振幅 ( $Dr_{min}$ )	-0.542 **	-0.133	-0.243
红边振幅/最小振幅 ( $Dr/Dr_{min}$ )	0.725 **	0.536 **	0.651 **
红边面积 ( $SDr$ )	0.602 **	0.786 **	0.670 **
红边位置 ( $REP$ )	0.454 **	0.473 **	0.593 **

光谱指数见表2。\*表示在 0.05 水平显著相关,\*\*表示在 0.01 水平显著相关。

2.4 利用 MLR 构建的冬小麦生物量估算模型

将植被指数和红边参数作为生物量估算模型的因子,通过 MLR 分别构建冬小麦不同生育期基于植被指数(VI)、红边参数(REPS)和植被指数融合红边

参数的生物量估算模型,利用冬小麦 3 个生育期样本的 2/3(32 个)建模,建模结果如表 5 所示。3 个生育期剩余样本的 1/3(16 个)用于验证,验证结果如图 3、图 4、图 5 所示。

表 4 不同生育期植被指数与红边参数估算生物量的精度

Table 4 Estimation of biomass accuracy by vegetation indices and red edge parameters in different growth periods

光谱指数	孕穗期			开花期			灌浆期		
	$R^2$	RMSE (kg/m <sup>2</sup> )	NRMSE (%)	$R^2$	RMSE (kg/m <sup>2</sup> )	NRMSE (%)	$R^2$	RMSE (kg/m <sup>2</sup> )	NRMSE (%)
SR	0.554 5	0.102 3	20.06	0.695	0.113 4	14.39	0.447 1	0.214 4	19.34
MSR	0.549 0	0.102 9	20.18	0.655 9	0.120 5	15.28	0.429 9	0.217 6	19.63
NDVI	0.606 3	0.096 2	18.86	0.636 9	0.123 7	15.70	0.437 4	0.216 2	19.51
NDVI * SR	0.569 0	0.100 6	19.73	0.683 4	0.115 5	14.66	0.451 7	0.213 5	19.26
MSAVI	0.413 6	0.117 4	23.02	0.641 5	0.123 0	15.60	0.467 7	0.210 3	18.97
OSAVI	0.485 3	0.109 9	21.56	0.641 6	0.122 9	15.59	0.436 3	0.216 4	19.52
TCARI/OSAVI	0.521 1	0.106 1	20.80	0.273 8	0.175 0	22.20	0.349 9	0.232 4	20.97
Dr	0.313 5	0.127 0	24.90	0.621	0.126 4	16.04	0.498 1	0.204 2	18.42
Dr/Dr <sub>min</sub>	0.555 1	0.102 2	20.05	0.226 9	0.180 5	22.91	0.431 7	0.217 3	19.60
SDr	0.282 9	0.129 8	25.45	0.606 3	0.128 8	16.35	0.449 7	0.213 8	19.29
REP	0.267 3	0.133 6	26.20	0.207 3	0.183 5	23.28	0.399 4	0.224 0	20.21

光谱指数见表 2。

表 5 不同生育期基于多元线性回归(MLR)与植被指数(VI)、红边参数(REPS)的冬小麦生物量估算模型分析结果

Table 5 Analysis results of estimation models for biomass based on multivariate linear regression (MLR), vegetation index (VI) and red edge parameter (REPS) in different growth periods of winter wheat

模型	孕穗期			开花期			灌浆期		
	$R^2$	RMSE (kg/m <sup>2</sup> )	NRMSE (%)	$R^2$	RMSE (kg/m <sup>2</sup> )	NRMSE (%)	$R^2$	RMSE (kg/m <sup>2</sup> )	NRMSE (%)
MLR+VI	0.698 5	0.084 2	16.51	0.761 6	0.100 3	12.72	0.711 8	0.157 1	14.18
MLR+REPS	0.605 3	0.096 3	18.88	0.670 4	0.117 9	14.96	0.640 5	0.172 8	15.59
MLR+VI+REPS	0.715 6	0.081 7	16.03	0.783 2	0.095 6	12.13	0.722 6	0.151 8	13.70

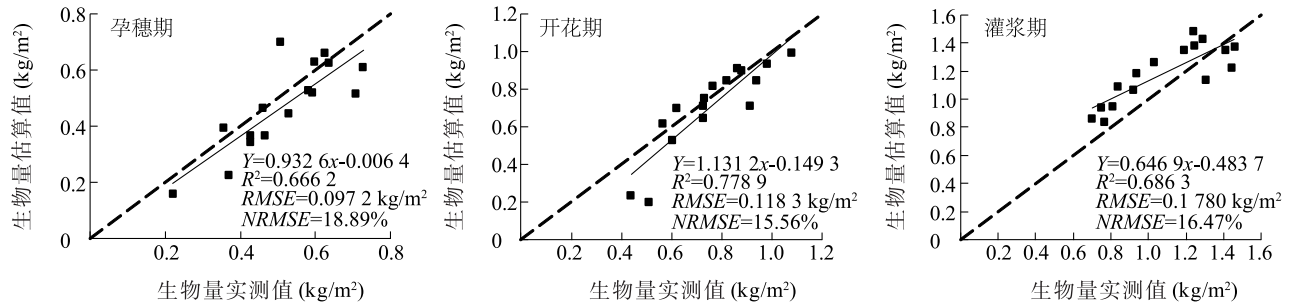


图 3 冬小麦生物量估算模型多元线性回归+植被指数(MLR+VI)的验证

Fig.3 Verification of multivariate linear regression+vegetation index(MLR+VI) model for biomass estimation of winter wheat

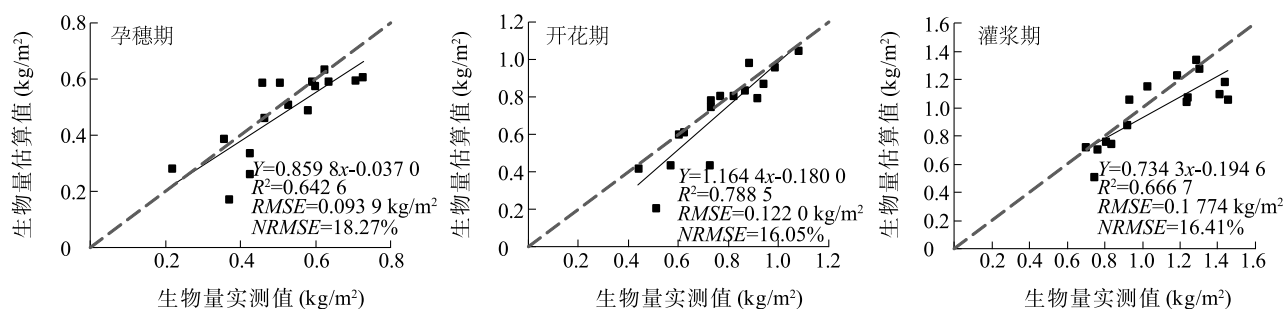


图4 不同生育期冬小麦生物量估算模型 MLR+REPS 的验证

Fig.4 Verification of MLR+REPS model of winter wheat biomass estimation in different growth periods

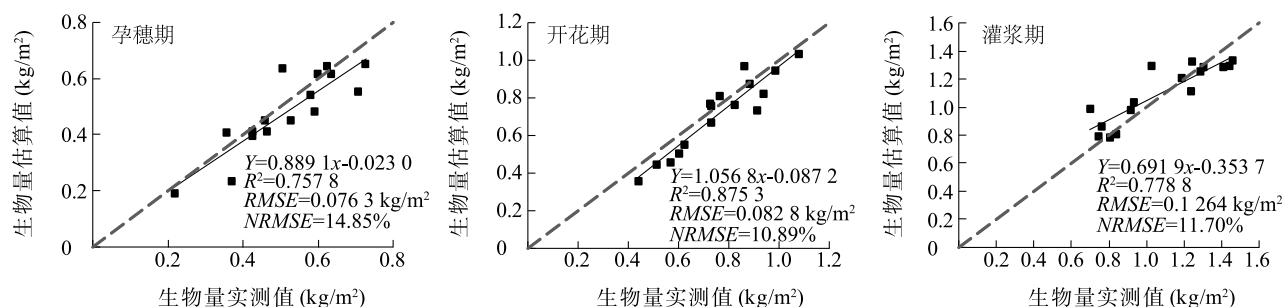


图5 不同生育期冬小麦生物量估算模型MLR+VI+REPS 的验证

Fig.5 Verification of MLR+VI+REPS model of winter wheat biomass estimation in different growth periods

从表5和图3~图5可以看出,通过MLR构建的冬小麦生物量估算模型MLR+VI、MLR+REPS和MLR+VI+REPS的拟合性和精度要优于单个植被指数、单个红边参数构建的估算模型。孕穗期,MLR+VI模型的 $R^2$ 、 $RMSE$ 和 $NRMSE$ 分别为0.6985、0.0842 kg/m<sup>2</sup>与16.51%,比此生育期单个植被指数估算效果最好的 $R^2$ 高0.0922,  $RMSE$ 低0.0120 kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE$ 低2.35个百分点,且模型验证的 $R^2$ 、 $RMSE$ 与 $NRMSE$ 分别达到0.6662、0.0972 kg/m<sup>2</sup>与18.89%,验证结果与建模结果相近,说明模型较为稳定,效果较好;MLR+REPS模型的 $R^2$ 、 $RMSE$ 与 $NRMSE$ 分别是0.6053、0.0963 kg/m<sup>2</sup>和18.88%,比单个精度最高的红边参数的 $R^2$ 高0.0502,  $RMSE$ 低0.0059 kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE$ 低1.17个百分点,验证结果也与建模结果相近,模型的稳定性和精度都较高;而MLR+VI+REPS模型精度最高( $R^2=0.7156$ ,  $RMSE=0.0817$  kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE=16.03\%$ ),其验证的结果也较高,验证的 $R^2$ 、 $RMSE$ 和 $NRMSE$ 分别达到0.7578、0.0763 kg/m<sup>2</sup>、14.85%,模型MLR+VI+REPS稳定性较好。开花期,模型MLR+VI的 $R^2$ 、 $RMSE$ 和 $NRMSE$ 分别为

0.7616、0.1003 kg/m<sup>2</sup>与12.72%,模型MLR+REPS的 $R^2=0.6704$ ,  $RMSE=0.1179$  kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE=14.96\%$ ,这2个模型的验证结果均较好,模型的精度比单个植被指数或红边参数建立的模型精度要高;模型MLR+VI+REPS的 $R^2$ 、 $RMSE$ 和 $NRMSE$ 分别是0.7832、0.0956 kg/m<sup>2</sup>与12.13%,比模型MLR+VI的 $R^2$ 高0.0216,  $RMSE$ 低0.0047 kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE$ 小0.59个百分点,验证模型的 $NRMSE$ 达到10.89%,模型精度较高。灌浆期,MLR+VI与MLR+REPS模型比单个指数模型效果最好的植被指数和红边参数模型的 $R^2$ 分别高0.2441、0.1728,  $RMSE$ 分别小0.0532 kg/m<sup>2</sup>、0.0375 kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE$ 小4.79个百分点、3.38个百分点,模型验证结果也和建模结果相近,精度也较高;此生育期模型MLR+VI+REPS建模和验证结果依然最好(建模 $R^2=0.7226$ ,  $RMSE=0.1518$  kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE=13.70\%$ ;验证 $R^2=0.7788$ ,  $RMSE=0.1264$  kg/m<sup>2</sup>,  $NRMSE=11.70\%$ )。比较不同生育期,开花期模型MLR+VI、MLR+REPS、MLR+VI+REPS的 $R^2$ 最高,值分别为0.7616、0.6704与0.7832,  $NRMSE$ 值最低,分别是12.72%、14.96%

与 12.13%,说明开花期构建的模型拟合性和精度最高,效果最好;在孕穗期 MLR+VI、MLR+REPS、MLR+VI+REPS 模型的  $R^2$  分别达到 0.698 5、0.605 3 和 0.715 6,  $NRMSE$  分别是 16.51%、18.88% 和 16.03%,而灌浆期 MLR+VI、MLR+REPS、MLR+VI+REPS 模型的  $R^2$  为 0.711 8、0.640 5 和 0.722 6,  $NRMSE$  达到 14.18%、15.59% 与 13.70%,表明估算模型效果最好的生育期是开花期,其次是灌浆期,最差的时期为孕穗期。

### 3 讨论

在估算生物量时,大部分基于单植被指数建立线性或非线性估算模型,这样构建的估算模型无法解决植被指数饱和问题<sup>[32]</sup>,所建立的模型不具有适用性。基于机器学习,通过植被指数来估算可以很好地提高估算精度,效果优于单植被指数估算模型<sup>[33]</sup>。然而,对于高光谱而言,分析光谱信息是很重要的<sup>[34-37]</sup>,研究光谱参数对估算模型的影响,能够充分展示高光谱多波段特征,将植被指数融合光谱参数构建生物量估算模型。本研究在建立估算模型前分析了高光谱 UHD185 数据精度,发现 UHD185 和 ASD 反射率曲线变化趋势相似,在红边区域波段较大,反射率值较高,这个结果和宋开山等<sup>[38]</sup>的研究结果一致。根据相关性大小分析单植被指数和单红边参数的生物量估算精度,发现通过单植被指数和单红边参数估算冬小麦生物量精度较低,引入 MLR 建立生物量估算模型得到的模型 MLR+VI、MLR+REPS 和 MLR+VI+REPS 精度较单植被指数和单红边参数模型有了很大的提高,且模型 MLR+VI+REPS 的精度最高,说明植被指数融合红边参数对模型的精度提高有着重要作用。本研究构建了 3 种生物量估算模型,MLR+VI+REPS 效果优于传统的经验模型<sup>[13]</sup>,这与将红边参数也当作模型的自变量有关。红边参数包含了光谱的深度分析信息,传统的经验模型多为利用机器学习,把植被指数视为估算因子来建立估算模型,而没有考虑光谱的深度信息。分析冬小麦不同生育期的 MLR+VI+REPS 模型,发现开花期的模型表现效果优于另外 2 个生育期,灌浆期次之,孕穗期较弱,这个结果可能是由冬小麦的生长规律和模型的适用性所导致的。冬小麦在不同生育期生长速度不同,生物量估算模型在其生育期表现也不一样。虽然分析了高光谱信

息,运用了红边参数去估算生物量,但高光谱波段众多,其他波段信息也需要更深入挖掘,这需要进行进一步研究。

将最优的估算模型应用于无人机高光谱影像中,发现冬小麦孕穗期生物量的估算值普遍偏低,分布结果较差,而开花期生物量的估算值较高,分布效果好,两时期差距明显。这样的结果与实测的生物量的估算值分布是较为一致的,符合冬小麦不同生育期生物量的分布规律和效果。孕穗期冬小麦缓慢生长,开花期生长较快,生物量逐渐增大。整体而言,所构建的最优估算模型 MLR+VI+REPS 精度较高,得到的生物量监测结果也较好,与实际生物量具有很高的一致性。表明模型 MLR+VI+REPS 可以用于基于无人机高光谱估算冬小麦生物量,可以从高光谱影像中得到高精度的生物量估算信息,为无人机高光谱技术在精准农业中的应用提供了依据。

### 参考文献:

- [1] 王秀珍,黄敬峰,李云梅,等.水稻地上鲜生物量的高光谱遥感估算模型研究[J]. 作物学报, 2003, 29(6): 815-821.
- [2] 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(8): 48-53.
- [3] GNYP M L, MIAO Y X, FEI Y, et al. Hyperspectral canopy sensing of paddy rice aboveground biomass at different growth stages[J]. Field Crops Research, 2014, 155(155): 42-55.
- [4] 卢小平,王双亭. 遥感原理与方法[M]. 北京: 测绘出版社, 2012.
- [5] 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.
- [6] 李卫国,赵春江,王纪华,等.基于卫星遥感的冬小麦拔节期长势监测[J]. 麦类作物学报, 2007, 27(3): 523-527.
- [7] 史 舟,梁宗正,杨媛媛,等.农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247-260.
- [8] 潘海珠,陈仲新.无人机高光谱遥感数据在冬小麦叶面积指数反演中的应用[J]. 中国农业资源与区划, 2018, 39(3): 32-37.
- [9] YUE J B, FENG H K, YANG G J, et al. A Comparison of regression techniques for estimation of above-ground winter wheat biomass using near-surface spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 66.
- [10] YUE J B, FENG H K, JIN X L, 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: 1138.
- [11] 刘伟东,项月琴,郑兰芬,等.高光谱数据与水稻叶面积指数及



- 叶绿素密度的相关分析[J]. 遥感学报, 2000, 4(4): 279-283.
- [12] 刘占宇, 黄敬峰, 吴新宏, 等. 草地生物量的高光谱遥感估算模型[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 111-115.
- [13] 蒙诗栋, 庞勇, 张钟军, 等. WorldView-2 纹理的森林地上生物量反演[J]. 遥感学报, 2017, 21(5): 812-824.
- [14] BAO Y, GAO W, GAO Z. Estimation of winter wheat biomass based on remote sensing data at various spatial and spectral resolutions[J]. *Frontiers of Earth Science in China*, 2009, 3(1): 118.
- [15] PSOMAS A, KNEUBUEHLER M, HUBER S, et al. Hyperspectral remote sensing for estimating aboveground biomass and for exploring species richness patterns of grassland habitats[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9007-9031.
- [16] 肖武, 陈佳乐, 笪宏志, 等. 基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 169-180.
- [17] 陆国政, 杨贵军, 赵晓庆, 等. 基于多载荷无人机遥感的大豆地上鲜生物量反演[J]. 大豆科学, 2017(1): 41-50.
- [18] TAO H L, FENG H K, XU L J, et al. Estimation of crop growth parameters using UAV-based hyperspectral remote sensing data[J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1296.
- [19] WU C Y, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148(8/9): 1241.
- [20] PENUELAS J, ISLA R, FILELLA I, et al. Visible and near-infrared reflectance assessment of salinity effects on barley[J]. *Crop Science*, 1997, 37(1): 198-202.
- [21] GONG P, PU R, BIGING G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1355-1362.
- [22] HUETE A. Modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119-126.
- [23] 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): 416-426.
- [24] APARICIO N, VILLEGAS D, ARAUS J L, et al. Relationship between growth traits and spectral vegetation indices in durum wheat[J]. *Crop Sci*, 2002, 42: 1547-1555.
- [25] LIANG L, DI L P, ZHANG L P, et al. Estimation of crop LAI using hyperspectral vegetation indices and a hybrid inversion method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 165: 123-134.
- [26] 冯伟, 朱艳, 姚霞, 等. 利用红边特征参数监测小麦叶片氮素积累状况[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 194-201.
- [27] 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.
- [28] 黄敬峰, 王福民, 王秀珍. 水稻高光谱遥感试验研究[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2010: 25-31.
- [29] FILELLA I, PENUELAS J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(7): 1459-1470.
- [30] DAWSON T P, CURRAN P J. Technical note a new technique for interpolating the reflectance red edge position[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(11): 2133-2139.
- [31] TORRES-SANCHEZ J, LOPEZ-GRANADOS F, SERRANO N, et al. High-throughput 3-D monitoring of agricultural-tree plantations with unmanned aerial vehicle (UAV) technology[J]. *PLoS One*, 2015, 10(6): e0130479.
- [32] 李凤涛, 鲁欣欣, 王珍珍, 等. 基于多光谱特征的玉米生物参量估算模型[J]. 青岛农业大学学报(自然科学版), 2014, 31(3): 196-198.
- [33] 刘明, 冯锐, 纪瑞鹏, 等. 基于 MODIS-NDVI 的春玉米叶面积指数和地上生物量估算[J]. 中国农学通报, 2014, 31(6): 80-87.
- [34] 张静静, 周卫红, 邹萌萌, 等. 高光谱遥感监测大面积土壤重金属污染的研究现状、原理及展望[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(12): 9-13.
- [35] 牛鲁燕, 张晓艳, 郑纪业, 等. 葡萄叶片叶绿素含量高光谱估测模型研究[J]. 山东农业科学, 2018, 50(7): 152-156.
- [36] 芦兵, 孙俊, 杨宁, 等. 基于 SAGA-SVR 预测模型的水稻种子水分含量高光谱检测[J]. 南方农业学报, 2018, 49(11): 2342-2348.
- [37] 王卓卓, 何英彬, 罗善军, 等. 基于冠层高光谱数据与马氏距离的马铃薯品种识别[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(5): 1036-1041.
- [38] 宋开山, 张柏, 李方, 等. 高光谱反射率与大豆叶面积及地上鲜生物量的相关分析[J]. 农业工程学报, 2005, 21(1): 36-40.

(责任编辑: 张震林)