

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.02.017

# 基于无人机高光谱影像的马铃薯株高和地上生物量估算

刘 杨<sup>1,2</sup> 冯海宽<sup>1,3</sup> 黄 珏<sup>2</sup> 孙 乾<sup>1,3</sup> 杨福芹<sup>4</sup> 杨贵军<sup>1,3</sup>

(1. 北京农业信息技术研究中心农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097;

2. 山东科技大学测绘科学与工程学院, 青岛 266590; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 河南工程学院土木工程学院, 郑州 451191)

**摘要:**为实现快速无损获取马铃薯株高和地上生物量信息,分别获取马铃薯现蕾期、块茎形成期、块茎增长期、淀粉积累期、成熟期的高光谱影像,实测马铃薯株高 $H$ 、地上生物量(AGB)和地面控制点(GCP)的三维空间坐标,基于无人机高光谱影像结合GCP生成试验田的数字表面模型(DSM),利用DSM提取马铃薯的株高 $H_{\text{dsm}}$ ;然后,对马铃薯AGB与原始无人机冠层光谱和高光谱指数分别进行相关性分析,筛选出最优光谱指数和前10个光谱指数,利用指数回归(Exponential regression, ER)构建单变量模型;最后,采用多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)、偏最小二乘回归(Partial least square regression, PLSR)和随机森林(Random forest, RF)3种方法构建不同生育期的估算模型,并进行对比,挑选出马铃薯AGB估算的最优模型。结果表明:将提取的马铃薯株高与实测值进行线性拟合, $R^2$ 为0.84;在单变量模型中,每个生育期以ER估算AGB得到的验证精度高于相应的建模精度,其中构建模型效果优劣次序依次为最优光谱指数、 $H_{\text{dsm}}$ 、 $H$ ,块茎增长期以CIrededge指数估测精度最高( $R^2 = 0.45$ );在多变量模型中,每个生育期采用3种方法构建AGB估算模型,每种方法以光谱指数加入 $H_{\text{dsm}}$ 的模型精度更高、稳定性更强;每个生育期利用MLR以光谱指数和 $H_{\text{dsm}}$ 为变量的AGB模型( $R^2$ 为0.64、0.70、0.79、0.68、0.63)效果优于PLSR( $R^2$ 为0.62、0.68、0.75、0.67、0.60)和RF( $R^2$ 为0.56、0.61、0.67、0.63、0.53)模型。利用MLR模型进行马铃薯AGB填图,5个生育期的AGB空间分布与实际生长情况一致。利用融入 $H_{\text{dsm}}$ 的MLR模型可估测大面积马铃薯AGB,为精准农业定量化研究提供技术支持。

**关键词:** 马铃薯; 株高; 地上生物量; 无人机; 高光谱指数

中图分类号: S127; S532 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)02-0188-11

OSID:



## Estimation of Potato Plant Height and Above-ground Biomass Based on UAV Hyperspectral Images

LIU Yang<sup>1,2</sup> FENG Haikuan<sup>1,3</sup> HUANG Jue<sup>2</sup> SUN Qian<sup>1,3</sup> YANG Fuqin<sup>4</sup> YANG Guijun<sup>1,3</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. College of Surveying Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

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

4. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China)

**Abstract:** Plant height ( $H$ ) and above-ground biomass (AGB) are important parameters for monitoring growth and evaluating yield of crop. It is significant for agricultural precision fertilization management to acquire plant  $H$  and AGB information of potato quickly and accurately. Hyperspectral images, measured plant height ( $H$ ), measured above-ground biomass (AGB) and three-dimensional information of ground control point (GCP) were obtained respectively at the budding stage, tuber forming stage, tuber growth period, starch accumulation period and maturity period of potato. Firstly, the digital surface model (DSM) of test field was generated based on the unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral gray images combined with GCP, and the potato plant height ( $H_{\text{dsm}}$ ) was extracted by using DSM. Then correlation analysis of the potato AGB with the original canopy spectrum and hyperspectral indexes was performed,

收稿日期: 2020-10-26 修回日期: 2020-12-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346)

作者简介: 刘杨(1994—),男,实习研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: liuyanghe810@163.com

通信作者: 冯海宽(1982—),男,高级工程师,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: fenghaikuan123@163.com

and the optimal spectral parameters and top 10 spectral parameters were selected, and the univariate model was constructed by exponential regression (ER) with plant height and optimal spectral parameters, respectively. Finally, multiple linear regression (MLR), partial least square regression (PLSR) and random forest (RF) were used to construct and compare the AGB estimation model at different growth periods to select the optimal model. The results showed that the  $H_{\text{dsm}}$  extracted from the UAV images was highly fitted with the measured plant height ( $H$ ) ( $R^2 = 0.84$ ); in the univariate model, the verification accuracy of AGB estimated by ER in each growth period was higher than that of corresponding modeling accuracy, in which the effect of the model was in the order of optimal spectral parameters,  $H_{\text{dsm}}$  and  $H$ , and the estimation accuracy of C1rededge was the highest ( $R^2 = 0.45$ ) in the tuber growth period; in the multivariable model, three methods were used to construct AGB estimation model for each growth period, and the model with spectral index added to  $H_{\text{dsm}}$  had higher accuracy in each method. The effect of AGB model with spectral index and  $H_{\text{dsm}}$  of MLR ( $R^2$  was 0.64, 0.70, 0.79, 0.68 and 0.63) was better than that of PLSR ( $R^2$  was 0.62, 0.68, 0.75, 0.67 and 0.60) and RF ( $R^2$  was 0.56, 0.61, 0.67, 0.63 and 0.53) in each growth period. The potato AGB was mapped by using the MLR model, and the AGB distribution was consistent with the actual growth situation in the five growth stages. The MLR model integrated with  $H_{\text{dsm}}$  can be used to estimate the potato AGB in a large area, which provided technical support for the quantitative research of precision agriculture.

**Key words:** potato; plant height; above-ground biomass; unmanned aerial vehicle; hyperspectral index

## 0 引言

马铃薯作为我国主要农作物之一,其长势监测和产量预测关系到国家粮食安全,因此快速、无损、高精度的马铃薯定量监测至关重要。地上生物量(Above-ground biomass, AGB)和株高 $H$ 是重要的农学参数<sup>[1]</sup>,与作物的光合作用相关,一般用于评定作物生长情况、估算作物产量以及评价田间管理效益<sup>[2-4]</sup>。近年来,通过遥感技术能够高效、实时地对作物 AGB 进行监测。然而,利用卫星和航空遥感技术虽能大面积获取作物表型参数,但易受到天气影响,限制了其在精准农业中的推广应用<sup>[5]</sup>。

无人机遥感技术的发展,使现代化农业进入定量化<sup>[6]</sup>。无人机搭载的数码相机和多光谱相机含有波段数量少,无法获取作物冠层充足的光谱信息,阻碍了对作物表型参数进行多波段研究<sup>[7-9]</sup>。高光谱遥感光谱分辨率较高,可以获得大量的光谱信息,能够更精确地提取与作物长势相关的光谱波段。因此无人机高光谱技术能够更好地监测作物的生长情况<sup>[10]</sup>。国内外许多学者对高光谱技术进行了大量研究,文献[11]利用无人机高光谱数据,将叶面积指数、叶片叶绿素含量、植株氮含量、AGB、植株水分含量等5个指标按照均等权重构建综合指标,通过多种光谱指数采用偏最小二乘回归(Partial least square regression, PLSR)方法构建综合指标模型,结果表明,综合指标与光谱指数的相关性更高、反演效果更好。文献[12]获取了大豆5个生育期的高光谱影像,采用PLSR方法估算大豆产量,结果表明,取样光谱空间长、宽与小区总长、宽比例介于4.25:

5和4.5:5之间时,估算精度最高( $R^2 = 0.81$ )。文献[13]基于无人机高光谱影像,结合光谱指数和PLSR方法估测引黄灌区水稻叶片全氮含量,结果表明,以738 nm和522 nm波长处一阶光谱导数组合构成的比值光谱指数(Ratio spectral index, RSI)估测水稻全氮含量精度最高( $R^2 = 0.67$ )。文献[14]基于无人机高光谱影像,分别以光谱指数、作物株高及二者融合构建冬小麦 AGB 模型,结果表明,融合变量效果优于单一变量估测效果。文献[15]利用高光谱影像、2DRGB影像以及3D作物表面模型估算LAI,并进行验证,结果表明,基于RGB的影像估算效果较差,而通过高光谱影像和作物表面模型的估算效果较好。文献[16]利用高光谱数据,对混合型作物采用PROSPECT+SAIL模型反演LAI, $R^2$ 达到0.82。以上研究大多将光谱指数作为自变量,通过构建模型来估算水稻叶片氮素含量、大豆产量和小麦 AGB,而通过高光谱影像结合地面控制点(Ground control point, GCP)生成数字表面模型(Digital surface model, DSM)进行株高提取,并融入光谱指数来估算 AGB 的研究较少。

本文以马铃薯为研究对象,首先进行株高提取和最优光谱指数筛选,然后分别将实测株高、提取株高和最优光谱指数与马铃薯 AGB 进行单变量分析,各生育期采用3种建模方法以光谱指数和光谱指数加入估测株高为输入变量来估算马铃薯的 AGB,以期进一步提高马铃薯 AGB 的估算精度。

## 1 材料与amp;方法

### 1.1 研究区域与amp;试验设计

马铃薯试验于2019年3—7月在北京市昌平区

小汤山镇国家精准农业研究示范基地进行。该区域位于北纬  $40^{\circ}10'34''$ ，东经  $116^{\circ}26'39''$ ，平均海拔为 36 m，气候类型为暖温带半湿润大陆性季风气候，年均降水量为 640 mm，年均温度为  $10^{\circ}\text{C}$ ，年均无霜期 180 d。试验设计为小区随机试验，试验品种为中薯 5 (P1) 和中薯 3 (P2)，均为早熟马铃薯品种，试验田共计 48 个小区，每个小区面积为  $6.5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 。共设密度试验区 (T 区)、氮素试验区 (N 区)、钾肥试验区 (K 区) 3 个试验区，每种试验重复 3 次，每种重复进行不同程度的密度、氮素和钾肥处理，其中密度设置 3 种水平 (T1:  $60\ 000\ \text{株}/\text{hm}^2$ 、T2:  $72\ 000\ \text{株}/\text{hm}^2$ 、

T3:  $84\ 000\ \text{株}/\text{hm}^2$ )，氮素设置 4 种水平 (N0:  $0\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、N1:  $244.65\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、N2:  $489.15\ \text{kg}/\text{hm}^2$  (正常处理,  $15\ \text{kg}$  纯氮)、N3:  $733.5\ \text{kg}/\text{hm}^2$ )，钾肥设置 3 种水平 (K0:  $0\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、K1:  $970.5\ \text{kg}/\text{hm}^2$  (T 区和 N 区均为 K1 处理)、K2:  $1\ 941\ \text{kg}/\text{hm}^2$ )。为了更好地获取试验田的 DSM，本试验在试验小区周围均匀布控 11 个地面控制点 (k1 ~ k11, 由  $0.3\ \text{m} \times 0.3\ \text{m}$  的木板和埋于地下的木桩组成, 其上有黑白标志的塑料板, 目的是准确确定木板的中心位置), 并用差分 GPS 测定其三维空间位置, 详细试验设计见图 1。

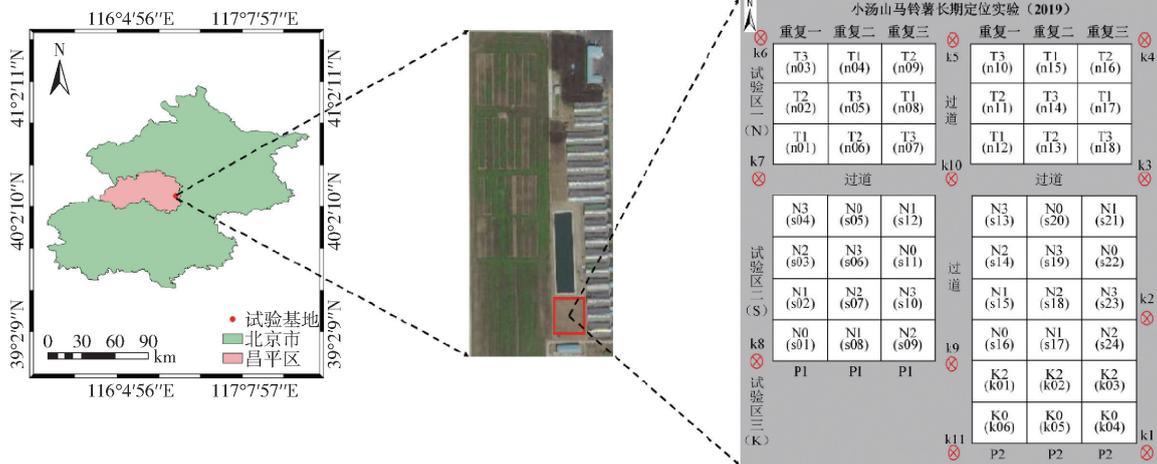


图1 马铃薯试验区域位置及试验设计

Fig. 1 Location of potato experimental area and experiment design

## 1.2 地面数据获取

分别获取马铃薯现蕾期 (2019 年 5 月 13 日)、块茎形成期 (2019 年 5 月 28 日)、块茎增长期 (2019 年 6 月 10 日)、淀粉积累期 (2019 年 6 月 20 日) 和成熟期 (2019 年 7 月 3 日) 5 个关键时期的马铃薯株高和 AGB 数据。其中马铃薯株高的观测方法为: 在每个小区选取能够代表整体长势水平的 4 棵植株, 分别用直尺测量从茎基到叶顶端的距离, 取其平均高度代表该小区的实测马铃薯株高。马铃薯 AGB 通过收获法获取, 在每个小区选取代表长势水平的 3 棵植株, 将其茎叶分离, 随后用清水洗净,  $105^{\circ}\text{C}$  杀青,  $80^{\circ}\text{C}$  干燥至质量恒定再进行称量。将植株茎和叶的干质量求和得到样本干质量, 最后通过样本干质量和种植密度得到每个小区的马铃薯 AGB<sup>[17]</sup>。

## 1.3 无人机高光谱数据获取与处理

利用无人机搭载 UHD185 型机载成像光谱仪 (Cubert, 德国) 分别获取裸土期 (2019 年 4 月 20 日) 至成熟期高光谱影像。该光谱仪尺寸为  $195\ \text{mm} \times 67\ \text{mm} \times 60\ \text{mm}$ , 质量 470 g, 波段范围为  $450 \sim 950\ \text{nm}$ , 共有 125 个光谱通道, 采样间隔  $4\ \text{nm}$ , 光谱分辨率  $8\ \text{nm}$ , 数字分辨率 12 位。选择晴朗无云天气进行拍

摄, 飞行时刻为 12:00, 此时太阳光照强度稳定, 无人机的飞行高度为 50 m。无人机遥感作业与地面数据获取同步进行, 起飞前, 需要利用黑板进行辐射校正, 同时作业时各时期的飞行航线保持一致。

无人机获取的高光谱数据处理主要包括几何校正、影像拼接、影像融合和光谱提取 4 部分。拼接前, 完成由影像数字值 (Digital number, DN) 到地表反射率的辐射定标。首先挑选出航带内的灰度影像和地面 11 个 GCP 导入到 PhotoScan 软件中, 利用 GCP 的三维坐标信息进行几何校正, 生成密集点云进而完成影像拼接; 其次通过 Cubert-Pilot 软件, 进行高光谱与灰度影像融合; 最后在 Arcmap 10.2 软件中, 绘制马铃薯每个小区矢量数据, 基于 IDL 语言统计每个小区平均光谱作为马铃薯冠层光谱, 得到高光谱反射率数据。

## 1.4 高光谱指数的选取

高光谱指数就是将植被指数 (Vegetation index, VI) 以高光谱不同波段的反射率进行一定方式的组合, 用来降低或者消除背景信息对作物冠层光谱的影响<sup>[18]</sup>。根据以往研究成果, 本文选取 20 种高光谱指数对马铃薯 AGB 进行监测, 具体名称和计算公式见表 1。

表1 高光谱指数及计算公式

Tab.1 Hyperspectral indexes and calculation equation

光谱指数	计算公式	文献序号
植物衰老反射指数 PSRI	$PSRI = (R_{680} - R_{500}) / R_{750}$	[19]
绿度指数 GI	$GI = R_{550} / R_{678}$	[19]
改善叶绿素吸收比率指数与改善角度植被指数 2 的比值 MCARI_MTVI2	$MCARI\_MTVI2 = MCARI / MTVI2$	[20]
改善角度植被指数 2 MTVI2	$MTVI2 = 1.5 [1.2 (R_{800} - R_{500}) - 2.5 (R_{670} - R_{550})] / [2 (R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5R_{670}^{1/2}) - 0.5]^{1/2}$	[21]
转换型植被指数 TVI	$TVI = 0.5 [120 (R_{750} - R_{550}) - 200 (R_{670} - R_{550})]$	[21]
红边模型植被指数 Ciredge	$Ciredge = R_{750} / R_{720} - 1$	[21]
改善叶绿素吸收比率指数 2 MCARI2	$MCARI2 = 1.5 [2.5 (R_{800} - R_{670}) - 1.3 (R_{800} - R_{550})] / [(2R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5R_{670}^{1/2}) - 0.5]^{1/2}$	[21]
Canste 归一化差值植被指数 NDVIcanste	$NDVIcanste = (R_{760} - R_{708}) / (R_{760} + R_{708})$	[21]
改进型叶绿素吸收植被指数 TCARI	$TCARI = 3 [(R_{710} - R_{680}) - 0.2 (R_{700} - R_{560}) (R_{710} / R_{680})]$	[20]
差值植被指数 DVI	$DVI = R_{890} - R_{670}$	[21]
土壤调节植被指数 OSAVI	$OSAVI = 1.16 (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	[21]
修正土壤调节植被指数 MSAVI	$MSAVI = 0.5 [2R_{800} + 1 - [(2R_{800} + 1)^2 - 8(R_{800} - R_{670})]^{1/2}]$	[22]
简单比值植被指数 SRI	$SRI = R_{800} / R_{680}$	[22]
光谱多角形植被指数 SPVI	$SPVI = 0.4 [3.7 (R_{800} - R_{670}) - 1.2  R_{550} - R_{670} ]$	[22]
重归一化植被指数 RDVI	$RDVI = (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})^{1/2}$	[23]
归一化植被指数 NDVI	$NDVI = (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})$	[23]
调整土壤亮度植被指数 SAVI	$SAVI = 1.5 (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.5)$	[23]
改进比值植被指数 MSR	$MSR = (R_{800} / R_{670} - 1) / (R_{800} / R_{670} + 1)^{1/2}$	[24]
宽范围植被指数 WDRVI	$WDRVI = (0.1R_{890} - R_{670}) / (0.1R_{890} + R_{670})$	[24]
比值植被指数 RVI	$RVI = R_{810} / R_{660}$	[24]

注:  $R_{500}$ 、 $R_{550}$ 、 $R_{560}$ 、 $R_{660}$ 、 $R_{670}$ 、 $R_{678}$ 、 $R_{680}$ 、 $R_{700}$ 、 $R_{708}$ 、 $R_{710}$ 、 $R_{720}$ 、 $R_{750}$ 、 $R_{760}$ 、 $R_{800}$ 、 $R_{810}$ 、 $R_{890}$  分别表示 500、550、560、660、670、678、680、700、708、710、720、750、760、800、810、890 nm 波长处的反射率。

## 1.5 分析方法

利用试验田的灰度影像结合 GCP 借助 PhotoScan 软件生成试验田的数字表面模型, 通过将马铃薯不同生育期的数字表面模型  $DSM_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4, 5$ ) 与播种后至出苗前裸土时期的数字表面模型  $DSM_0$  作差, 得到相应生育期马铃薯的株高  $H_{dsm}$ 。

采用 MLR、PLSR 和 RF 估算马铃薯 AGB。使用 MLR 构建 AGB 模型时, 在回归建模中同时使用多个自变量组合来预测因变量, 同时要求自变量与因变量之间有较好的相关性。PLSR 是 MLR 的一种全新表达方式, 能够消除自变量之间的共线性问题, 从而使模型仅用较少自变量来估测因变量。RF 是一种机器学习方法, 通过 bootstrap 取样方式进行多次取样形成训练集, 利用决策树组合方式进行预测因变量。本文输入数据为光谱指数、光谱指数和  $H_{dsm}$  融合参数, 输出结果为马铃薯地上生物量。

## 1.6 精度评价

本文对每个生育期分别挑选 2/3 样本数据 (32 个, 重复 1 和重复 2) 作为建模集, 1/3 样本数据 (16 个, 重复 3) 作为验证集, 以此来构建马铃薯地上生物量估算模型。将采用决定系数 (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) 评价模型精度。 $R^2$  越接近 1、RMSE 和 NRMSE 越低, 其估测模型的精度就越高。

## 2 结果与分析

### 2.1 马铃薯株高提取

利用 Arcmap 10.2 软件基于矢量数据提取出每个试验小区的平均株高, 5 个生育期共得到 240 个马铃薯平均株高数据, 将提取的株高与马铃薯株高实测值进行线性拟合,  $R^2$  为 0.84, RMSE 为 6.85 cm, NRMSE 为 15.67%, 其值处于 10% ~ 20% 之间, 说明提取的马铃薯株高精度较高, 能够较好地估测马铃薯地上生物量。

### 2.2 光谱参数筛选

#### 2.2.1 原始光谱敏感波长筛选

为筛选出与马铃薯地上生物量相关性最好的原始光谱波长, 通过 Pearson 相关性分析得到不同生育期马铃薯冠层原始光谱与地上生物量的相关性, 结果如图 2 所示。现蕾期, 在波段 454 ~ 714 nm 和

742 ~ 914 nm 范围内,地上生物量与原始光谱分别呈极显著负相关和正相关( $P < 0.01$ ),相关性最好的波长分别为 674 nm 和 778 nm,它们的相关系数分别为  $-0.679$  和  $0.478$ 。块茎形成期,在波段 558 ~ 698 nm 和 726 ~ 950 nm 范围内,地上生物量与原始光谱分别呈极显著负相关和正相关( $P < 0.01$ ),相关性最好的波长分别为 630 nm 和 766 nm,其相关系数分别为  $-0.438$  和  $0.633$ 。块茎增长期,在波段 454 ~ 702 nm 和 718 ~ 950 nm 范围内,AGB 与原始光谱波长呈极显著负相关和正相关( $P < 0.01$ ),相

关性最好的波长分别为 610 nm 和 886 nm,它们的相关系数分别为  $-0.718$  和  $0.713$ 。淀粉积累期,在波段 454 ~ 702 nm 和 714 ~ 950 nm 波段范围内,地上生物量与原始光谱波长呈极显著负相关和正相关( $P < 0.01$ ),相关性最好的波长为 482 nm 和 746 nm,相关系数分别为  $-0.701$  和  $0.756$ 。成熟期,在波段 602 ~ 710 nm 和 914 ~ 950 nm 范围内,地上生物量与原始光谱呈正相关和负相关( $P < 0.01$ ),相关性最好的波长为 694 nm 和 950 nm,相关系数分别为  $0.251$  和  $-0.405$ 。

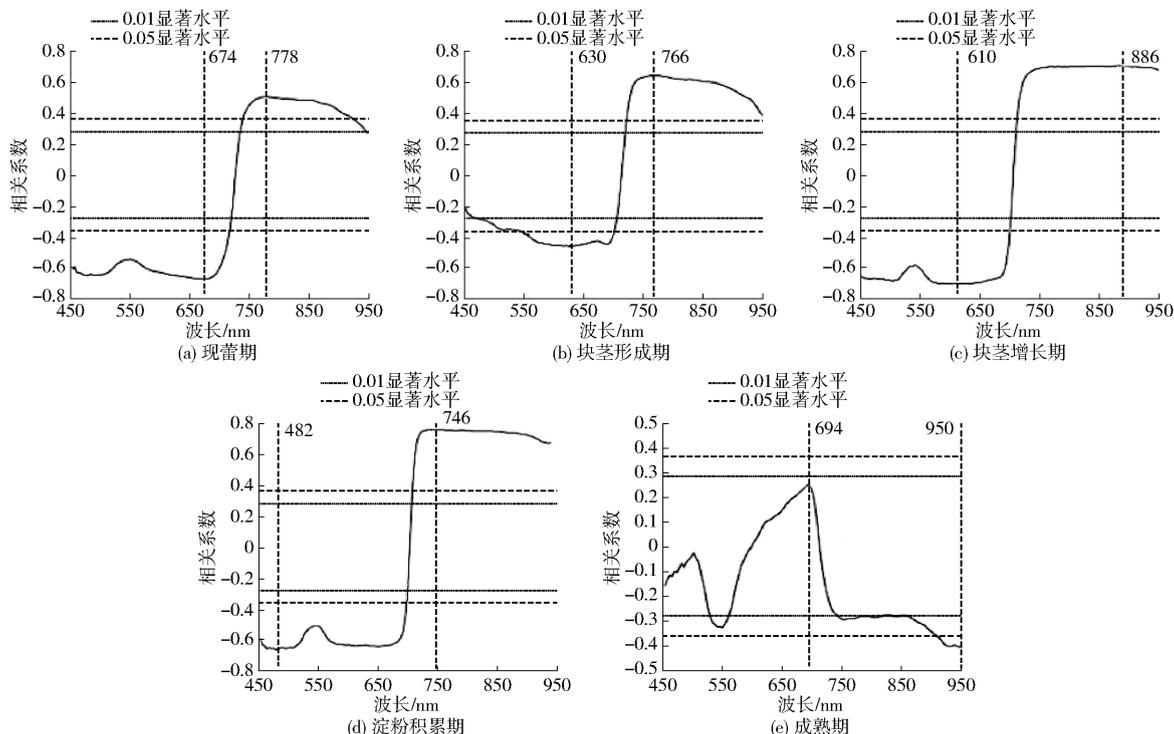


图2 马铃薯地上生物量与原始光谱的相关性分析

Fig. 2 Correlation analysis of AGB of potato with original spectrum

## 2.2.2 高光谱指数筛选

将马铃薯5个生育时期的高光谱指数与地上生物量进行相关性分析,分析结果如表2所示。现蕾期,除了TCARI指数与地上生物量达到显著水平( $P < 0.05$ )外,剩余高光谱指数均与地上生物量达到极显著水平( $P < 0.01$ ),其中相关性最好的光谱指数为MSR,相关系数为 $0.678$ 。块茎形成期,所有光谱指数与地上生物量均达到极显著水平,其中相关性最好的光谱指数为PSRI,相关系数为 $-0.727$ 。块茎增长期,所有光谱指数的相关性较前两个时期都高,其与地上生物量均达到极显著水平,其中相关性最好的光谱指数为CIrededge,相关系数为 $0.747$ 。淀粉积累期,除了MCARI\_MTVI2指数与地上生物量不相关外,其余指数均与地上生物量达到极显著水平,其中相关性最好的光谱指数为SPVI,相关系数为 $0.756$ 。成熟期,所有光谱指数相关性比前4

期都低,这与马铃薯自身生长状况有关,仅有PSRI和GI光谱指数与地上生物量达到极显著水平,MCARI\_MTVI2、MTVI2、TVI、CIrededge、MCARI2、NDVIcanste、TCARI、DVI、OSAVI等光谱指数与地上生物量达到显著水平,其中相关性最好的光谱指数为PSRI,相关系数为 $0.396$ 。

## 2.2.3 敏感波段与光谱指数确定

为了尽可能避免各指数之间的共线性,将各个变量相关系数绝对值按从大到小排序,筛选出各生育期与地上生物量相关性较高的前10个光谱指数,其结果如表3所示。综合5个生育期相关性排名前10的光谱指数与地上生物量的相关性可知,现蕾期、块茎形成期、块茎增长期和淀粉积累期相关性均达到极显著水平,相关系数绝对值均不小于 $0.642$ ,成熟期达到显著水平,相关系数绝对值均不小于 $0.304$ ;其次这些参数中包含了红边波段,能够排除

表2 5个生育期的高光谱指数与地上生物量的相关系数

Tab.2 Correlation coefficient of hyperspectral index and above-ground biomass in bud period, tuber form period, tuber grow period, starch store period and maturity period

高光谱指数	现蕾期	块茎形成期	块茎增长期	淀粉积累期	成熟期
植物衰老反射指数 PSRI	-0.596 **	-0.727 **	-0.696 **	-0.682 **	0.396 **
绿度指数 GI	0.473 **	0.575 **	0.645 **	0.614 **	-0.390 **
改善叶绿素吸收比率指数与改善角度植被指数 2 比值 MCARI_MTVI2	-0.555 **	-0.631 **	-0.595 **	-0.261	0.360 *
改善角度植被指数 2 MTVI2	0.604 **	0.621 **	0.712 **	0.731 **	-0.327 *
转换型植被指数 TVI	0.602 **	0.659 **	0.714 **	0.741 **	-0.315 *
红边模型植被指数 CIrededge	0.637 **	0.642 **	0.747 **	0.693 **	-0.308 *
改善叶绿素吸收比率指数 2 MCARI2	0.637 **	0.641 **	0.720 **	0.734 **	-0.306 *
Canste 归一化差值植被指数 NDVIcanste	0.652 **	0.645 **	0.747 **	0.714 **	-0.304 *
改进型叶绿素吸收植被指数 TCARI	0.310 *	0.410 **	0.641 **	0.686 **	-0.304 *
差值植被指数 DVI	0.617 **	0.650 **	0.733 **	0.742 **	-0.302 *
土壤调节植被指数 OSAVI	0.630 **	0.655 **	0.717 **	0.742 **	-0.291 *
修正土壤调节植被指数 MSAVI	0.657 **	0.651 **	0.730 **	0.748 **	-0.266
简单比值植被指数 SRI	0.676 **	0.662 **	0.715 **	0.726 **	-0.238
光谱多角形植被指数 SPVI	0.631 **	0.673 **	0.728 **	0.756 **	-0.256
重归一化植被指数 RDVI	0.658 **	0.642 **	0.731 **	0.746 **	-0.270
归一化植被指数 NDVI	0.675 **	0.580 **	0.729 **	0.733 **	-0.255
调整土壤亮度植被指数 SAVI	0.659 **	0.639 **	0.731 **	0.746 **	-0.270
改进比值植被指数 MSR	0.678 **	0.636 **	0.724 **	0.733 **	-0.237
宽范围植被指数 WDRVI	0.675 **	0.632 **	0.725 **	0.727 **	-0.247
比值植被指数 RVI	0.677 **	0.664 **	0.715 **	0.733 **	-0.217

注: \* 表示 0.05 显著水平, \*\* 表示 0.01 显著水平。

表3 排名前 10 的光谱指数的相关系数绝对值

Tab.3 Correlation coefficient absolute value of top 10 spectral parameters

现蕾期		块茎形成期		块茎增长期		淀粉积累期		成熟期	
光谱指数	相关系数	光谱指数	相关系数	光谱指数	相关系数	光谱指数	相关系数	光谱指数	相关系数
$R_{674}$	0.679	PSRI	0.727	CIrededge	0.747	$R_{746}$	0.756	$R_{950}$	0.405
MSR	0.677	SPVI	0.673	NDVIcanste	0.747	SPVI	0.756	PSRI	0.396
RVI	0.677	RVI	0.664	DVI	0.733	MSAVI	0.748	GI	0.390
SRI	0.676	SRI	0.662	RDVI	0.731	SAVI	0.746	MCARI_MTVI2	0.360
NDVI	0.675	TVI	0.659	SAVI	0.731	RDVI	0.746	MTVI2	0.327
WDRVI	0.675	OSAVI	0.655	MSAVI	0.730	DVI	0.742	TVI	0.315
SAVI	0.659	MSAVI	0.651	NDVI	0.729	OSAVI	0.742	CIrededge	0.308
RDVI	0.658	DVI	0.650	SPVI	0.728	TVI	0.741	MCARI2	0.306
MSAVI	0.657	NDVIcanste	0.645	WDRVI	0.725	MCARI2	0.734	NDVIcanste	0.304
NDVIcanste	0.652	CIrededge	0.642	MSR	0.724	RVI	0.733	TCARI	0.304

注:  $R_{674}$ 、 $R_{746}$ 、 $R_{950}$  分别表示 674、746、950 nm 波长处的反射率。

较多环境因素的影响,符合选取的要求<sup>[17]</sup>。

## 2.3 马铃薯地上生物量估算模型

### 2.3.1 单变量模型

每个生育期将株高、最优光谱指数作为自变量利用 ER 构建马铃薯地上生物量估算模型,并计算每个生育期各模型的评价指标,其结果见表 4。由表 4 可知,每个生育期以最优光谱指数、 $H$ 、 $H_{\text{dsm}}$  为变量的模型效果存在差异,建模和验证效果优劣依次为最优光谱指数、 $H_{\text{dsm}}$  和  $H$ ,其中每个生育期同种变量验证集  $R^2$  比建模集  $R^2$  大,而 RMSE 和 NRMSE 小,

则验证模型精度较高,稳定性较强。就不同生育期而言,现蕾期和成熟期各模型的建模和验证  $R^2$  较低, RMSE 和 NRMSE 较高,以不同变量构建的地上生物量估算模型较差,而通过最优光谱指数估算地上生物量的精度高于  $H$  和  $H_{\text{dsm}}$ ,模型效果较佳。块茎形成期,以 3 种变量构建的不同模型建模集和验证集  $R^2$  高于现蕾期和成熟期, RMSE 和 NRMSE 低于这 2 个生育期,综合分析,地上生物量预测效果优于现蕾期和成熟期,同样是以最优光谱指数得到的模型效果最优。块茎增长期,建模集和验证集各模

表4 株高和最优光谱指数估测马铃薯地上生物量的回归分析

Tab.4 Regression analysis of plant height and optimal spectral parameters estimated potato AGB

生育期	变量	建模集			验证集		
		$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%
现蕾期	$H$	0.16	382.18	32.11	0.22	331.16	25.74
	$H_{\text{dsm}}$	0.21	352.88	30.37	0.28	323.66	24.09
	$R_{674}$	0.33	332.46	29.22	0.36	293.51	22.59
块茎形成期	$H$	0.35	304.85	25.17	0.39	254.63	24.09
	$H_{\text{dsm}}$	0.38	277.48	23.67	0.43	242.81	22.99
	PSRI	0.39	239.23	21.26	0.46	227.54	20.74
块茎增长期	$H$	0.37	250.64	24.55	0.40	232.45	18.36
	$H_{\text{dsm}}$	0.40	249.95	23.35	0.43	223.88	18.28
	Clrededge	0.45	229.01	19.19	0.48	218.76	17.89
淀粉积累期	$H$	0.32	313.32	25.56	0.33	273.21	24.33
	$H_{\text{dsm}}$	0.33	294.75	24.11	0.35	252.83	23.67
	$R_{746}$	0.38	249.26	22.44	0.41	233.31	19.68
成熟期	$H$	0.12	402.69	32.41	0.19	379.66	29.45
	$H_{\text{dsm}}$	0.17	361.26	31.97	0.25	351.43	28.37
	$R_{950}$	0.29	347.87	29.86	0.35	310.95	25.67

型  $R^2$  较高, RMSE 和 NRMSE 较低, 相比其他生育期, 此生育期构建的模型效果最好, 预测地上生物量的精度最高, 其中依然是以最优光谱指数 Clrededge 为变量估算地上生物量的效果最好, 建模集和验证集的  $R^2$  分别为 0.45 和 0.48; RMSE 分别为 229.01  $\text{kg}/\text{hm}^2$  和 218.76  $\text{kg}/\text{hm}^2$ ; NRMSE 分别为 19.19% 和 17.89%。淀粉积累期, 各模型精度相较于块茎增长期有所降低, 得到的模型效果开始变差, 但最优光谱指数构建的模型精度依然最高, 模型稳定性最强。通过对比分析 5 个生育期建模集和验证集的结果, 各生育期以同种变量估算地上生物量, 块茎增长期表现结果最优, 其次是块茎形成期和淀粉积累期, 最后是现蕾期和成熟期。

### 2.3.2 多变量模型

通过单变量模型分析可知, 每个生育期的  $H_{\text{dsm}}$  预测地上生物量的精度高于  $H$ , 因此将  $H_{\text{dsm}}$  与表 3 选取的前 10 个光谱指数一起作为模型输入变量, 利用 MLR、PLSR、RF 模型分别构建马铃薯 5 个生育期的地上生物量估算模型, 并验证各模型精度, 从而选出最优估算模型, 各模型的精度评价指标见表 5、6。由表 5、6 可知, 每个生育期通过 3 种方法以 VIs +  $H_{\text{dsm}}$  为模型因子估算地上生物量时, 建模集和验证集的  $R^2$  比仅以 VIs 为模型因子高, 而 RMSE 和 NRMSE 较低, 地上生物量预测效果更好。

不同生育期通过 3 种方法得到的模型效果差异明显, 现蕾期和成熟期建模集和验证集  $R^2$  相较于其他生育期较低, RMSE 和 NRMSE 较高, 预测地上生物量效果较差, 而加入  $H_{\text{dsm}}$  时, 建模集和验证集  $R^2$

提高, RMSE 和 NRMSE 降低, 模型精度得到改善。块茎形成期, 以 3 种方法构建各模型的建模集和验证集  $R^2$  高于现蕾期和成熟期, RMSE 和 NRMSE 却低于这 2 生育期, 预测地上生物量的效果变好, 同样加入  $H_{\text{dsm}}$  为因子的模型精度较高, 稳定性较强。块茎增长期, 相比其他生育期, 建模和验证  $R^2$  最高, RMSE 和 NRMSE 最低, 构建的模型效果最好, 预测 AGB 精度最高, 同样加入  $H_{\text{dsm}}$  的模型效果优于单一 VIs 模型。淀粉积累期, 各模型建模集和验证集  $R^2$  较上一期变低, RMSE 和 NRMSE 变高, 预测地上生物量效果开始变差, 仍然是加入  $H_{\text{dsm}}$  的模型效果较优。综合分析 5 个生育期通过 3 种方法以 2 种变量构建的各模型精度评价指标可知, 每个生育期以同种方法同种变量构建的模型效果在块茎增长期最优, 其次为块茎形成期和淀粉积累期, 而现蕾期和成熟期表现结果最差。对比分析 3 种方法构建的模型可知, 各生育期基于 MLR 以  $H_{\text{dsm}}$  + VIs 构建的模型效果最优 ( $R^2$  为 0.64、0.70、0.79、0.68、0.63), 基于 PLSR 构建的模型次之 ( $R^2$  为 0.62、0.68、0.75、0.67、0.60), 基于 RF 构建的模型最差 ( $R^2$  为 0.56、0.61、0.67、0.63、0.53), 其中在块茎增长期, 以  $H_{\text{dsm}}$  + VIs 为变量构建的模型效果达到最佳, 基于 MLR、PLSR 和 RF 的地上生物量模型建模集  $R^2$  分别为 0.79、0.75 和 0.67; RMSE 分别为 161.54、206.22、212.89  $\text{kg}/\text{hm}^2$ ; NRMSE 分别为 11.43%、13.78% 和 15.35%, 验证集  $R^2$  分别为 0.85、0.83 和 0.70; RMSE 分别为 132.23、144.87、189.73  $\text{kg}/\text{hm}^2$ ; NRMSE 分别为 9.39%、10.35% 和 13.15%。

表5 各生育期以不同模型变量估测马铃薯地上生物量的建模分析

Tab. 5 Modeling analysis of estimation potato AGB based on different model variables at different growth stages

生育期	变量	MLR			PLSR			RF		
		$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%
现蕾期	VI <sub>s</sub>	0.60	316.89	26.69	0.58	331.77	27.38	0.42	351.12	28.06
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.64	305.92	24.83	0.62	313.28	25.77	0.56	332.19	27.68
块茎形成期	VI <sub>s</sub>	0.67	260.27	20.78	0.66	285.29	21.18	0.58	307.22	22.66
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.70	242.53	18.49	0.68	265.35	19.58	0.61	282.18	20.89
块茎增长期	VI <sub>s</sub>	0.72	185.85	13.65	0.71	215.71	14.89	0.60	248.53	16.76
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.79	161.54	11.43	0.75	206.22	13.78	0.67	212.89	15.35
淀粉积累期	VI <sub>s</sub>	0.65	270.45	21.02	0.63	299.31	22.09	0.52	317.55	23.46
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.68	253.68	19.42	0.67	279.18	20.79	0.63	298.47	21.49
成熟期	VI <sub>s</sub>	0.55	332.68	27.36	0.42	347.74	28.61	0.37	361.59	30.08
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.63	312.82	25.78	0.60	328.29	26.81	0.53	343.61	28.55

表6 各生育期以不同模型变量估测马铃薯地上生物量的验证分析

Tab. 6 Verification analysis of estimation potato AGB based on different model variables at different growth stages

生育期	变量	MLR			PLSR			RF		
		$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%
现蕾期	VI <sub>s</sub>	0.65	280.03	22.62	0.62	287.52	23.39	0.59	301.85	24.38
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.68	270.36	20.43	0.66	285.60	21.03	0.62	287.46	22.77
块茎形成期	VI <sub>s</sub>	0.74	217.26	18.94	0.72	230.22	19.93	0.66	244.86	20.01
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.76	202.27	17.49	0.74	219.23	18.45	0.68	238.87	19.62
块茎增长期	VI <sub>s</sub>	0.83	151.29	10.27	0.82	174.34	12.04	0.67	204.11	15.48
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.85	132.23	9.39	0.83	144.87	10.35	0.70	189.73	13.15
淀粉积累期	VI <sub>s</sub>	0.72	221.41	19.05	0.70	244.02	20.69	0.65	275.36	21.87
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.73	197.37	18.02	0.71	221.91	19.92	0.67	233.45	20.47
成熟期	VI <sub>s</sub>	0.63	297.44	23.46	0.57	310.56	24.94	0.48	335.36	25.56
	VI <sub>s</sub> + $H_{\text{dsm}}$	0.67	285.99	21.25	0.64	289.64	22.14	0.62	307.45	23.16

### 2.3.3 基于 MLR 模型的地上生物量空间分布

对比各生育期马铃薯地上生物量估算模型,最后采用 MLR 模型以  $\text{VI}_s + H_{\text{dsm}}$  为变量的模型估算马铃薯 5 个生育期的地上生物量,制作出地上生物量的空间分布图,结果如图 3 所示。由图 3 可知,马铃薯生长过程中,地上生物量呈现先上升后下降的趋势,这与马铃薯的生长特性一致。现蕾期,马铃薯茎叶开始生长,总体上地上生物量值偏低,而此时研究区域中部地上生物量要比边缘部分高,这与对小区浇水施肥管理和马铃薯自身生长有关;块茎形成期,马铃薯地上茎叶和地下块茎增长并进,每个小区地上生物量较上一生育期变大且地上生物量高值分布区域开始向边缘扩散;块茎增长期,是马铃薯生长最快的时期,此时茎叶生长基本完成,光合作用变强,有机物不断积累,同比其他 4 个生育期而言,地上生物量达到最大,每个小区地上生物量空间分布最为均匀;淀粉积累期,马铃薯地上茎叶停止生长,但其同化有机物不断向地下块茎输送,造成地上茎叶开始枯萎,因此每个小区地上生物量同比低于前一期,而研究区域东半部较西半部枯萎严重,主要与马铃

薯的品种对氮肥和钾肥的需求有关;成熟期,试验区域的马铃薯地上茎叶基本枯黄,此时每个小区的地上生物量最低,而且 N 区氮素正交试验在此时期表现更为明显。通过对马铃薯地上生物量进行填图显示,可以更直观地掌握马铃薯生长周期状况以及对每个生育期的施肥追肥和水分供给实施有效管理。

## 3 讨论

本文进行株高提取时,并没有通过采用作物表面模型(Crop surface model, CSM)进行克里金插值法提取株高,主要是因为马铃薯以垄的形式进行种植,垄也存在一定的高度,进行基准面插值运算时忽略了其高度。基于此,文中利用高光谱灰度影像结合 GCP,通过 Photoscan 软件生成试验区的 DSM,提取了每个生育期的  $H_{\text{dsm}}$ ,并将其与 5 个生育期的 240 个实测株高进行了对比,其  $R^2$  达到 0.84,表明利用 GCP 进行株高提取具有较高的精度。本文提取的株高与实测值整体偏低,主要因为马铃薯实测株高的冠层空间结构小,在进行三维重建时可能被当作噪声去除,从而导致马铃薯冠层空间信息丢失,

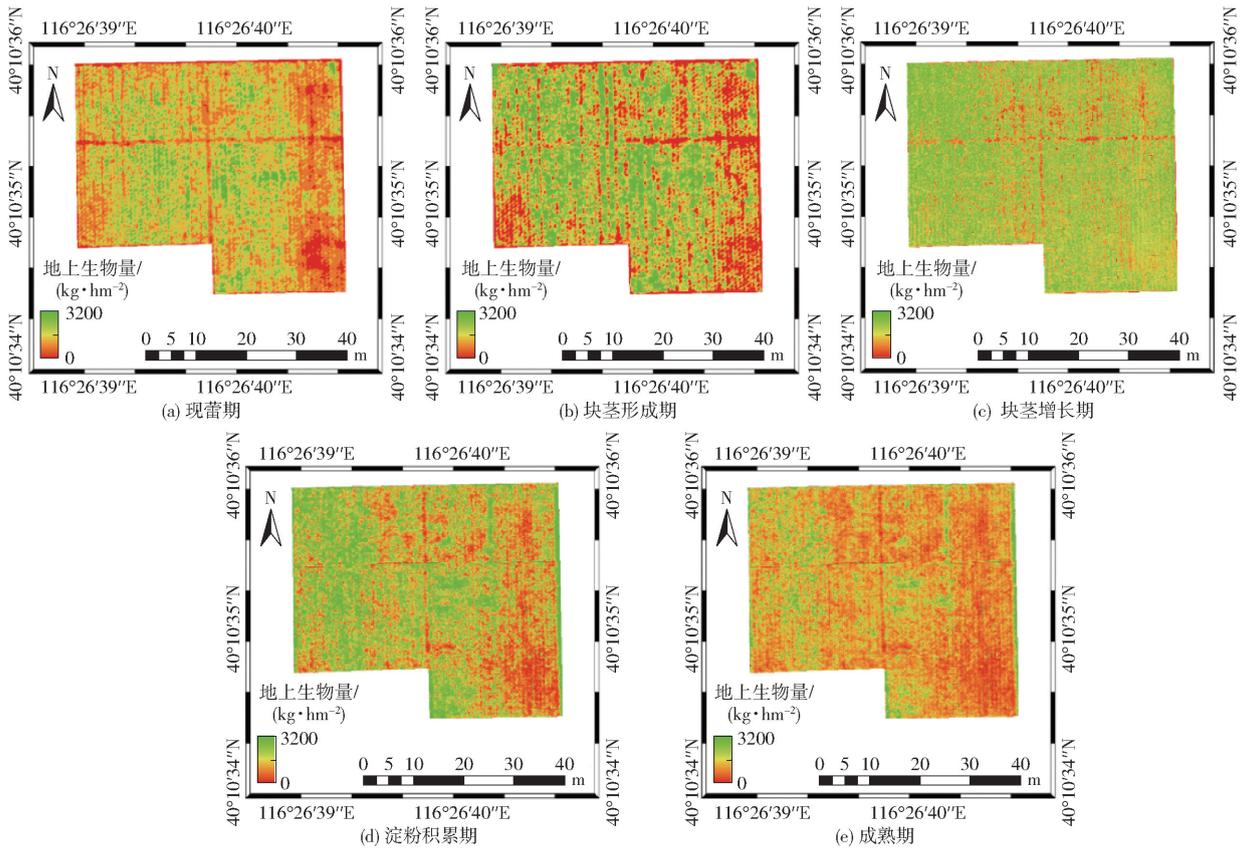


图3 马铃薯不同生育期的地上生物量空间分布

Fig. 3 Spatial distributions of AGB in different growth stages of potato

基于GCP提取的株高较低。因此,确保马铃薯冠层空间信息的重建精度,对提高基于DSM提取的 $H_{\text{dsm}}$ 精度尤为关键。

本文首先将每个生育期的光谱特征参数与地上生物量进行相关性分析,并挑选出前10个参数和最优参数作为模型变量,经对比可知,成熟期的光谱特征参数与地上生物量的相关性绝对值普遍低于前4期,主要原因为生长后期,地上部有机物不断向地下输送,外加连续多天大雨,造成地上部叶片迅速枯黄脱落,植被覆盖度明显低于前4期,冠层光谱信息的提取更多受到地面土壤的影响,造成冠层光谱信息不能够充分表达和地上生物量之间的联系,进而使光谱特征参数与地上生物量的相关性普遍偏低。单变量模型中,通过ER以株高数据和最优光谱指数来估算5个生育期的地上生物量,经分析可知,每个生育期以ER进行建模的精度要低于相应的验证精度,建模和验证效果依次为最优光谱指数、 $H_{\text{dsm}}$ 、 $H$ ,且3种不同变量都在块茎增长期表现效果最好,块茎形成期和淀粉积累期次之,现蕾期和成熟期较差,主要因为马铃薯现蕾期,茎叶刚开始生长,此时主要以自身营养状况为主,体现在茎叶伸长,叶片扩大,块茎形成期开始,茎叶生殖器官不断变大,植被覆盖度逐渐变大,到了块茎增长期,植被覆盖度最大,随

后由于地上有机物需要向地下输送,另外受天气影响,地上部茎叶开始枯萎,到了成熟期,地上茎叶基本枯黄,使得光层信息的提取容易受到土壤背景的干扰,进而构建的模型效果由优变差。多变量模型中,每个生育期利用3种方法以同种变量构建模型效果同样在块茎增长期最优,块茎形成期和淀粉积累期次之,现蕾期和成熟期最差。每个生育期利用MLR、PLSR方法分别以 $VIs$ 和 $VIs + H_{\text{dsm}}$ 估算地上生物量的建模集和验证集的 $R^2$ 相较于RF较高,而RMSE和NRMSE较低,且通过这2种方法得到的NRMSE大都在20%以内,表明模型拟合效果较好,稳定性较强。利用RF估算地上生物量精度较低,主要因为机器学习适用于较大数据集,而本研究用于建模数据集32个,验证数据集16个,都属于较小数据集。另外,本文所选的10个指数存在一定的多重共线性,而RF对多重共线性不敏感。本文得出各个生育期融入 $H_{\text{dsm}}$ 能够提高模型精度,这与牛庆林等<sup>[25]</sup>将提取的株高和影像指数融合后估算玉米的LAI,精度明显提高的结论一致。本文每个生育期通过MLR模型进行估算马铃薯地上生物量精度最高,模型最为稳定,这与YUE等<sup>[26]</sup>和陶惠林等<sup>[27]</sup>关于估测冬小麦地上生物量和LAI的精度结果一致,他们的研究也表明MLR模型精度高于RF。

从地上生物量空间分布填图中可以看出,整个生育期马铃薯地上生物量先上升后下降,块茎增长期为趋势节点期,此时茎叶生长最为迅速,有机物较快积累,此时地上生物量主要以茎叶为主,此生育期过后叶片开始枯黄,地上有机物向地下块茎转移,地上生物量开始下降。同生育期不同小区地上生物量差异明显,这与每个小区进行的氮素梯度试验和密度梯度试验密切相关。

## 4 结论

(1) 基于 DSM 提取的  $H_{\text{dsm}}$  与实测株高具有高度的拟合性 ( $R^2 = 0.84$ ), 得到的  $H_{\text{dsm}}$  精度较高。

(2) 最优光谱指数在不同生育期与地上生物量相关性不同, 现蕾期相关系数绝对值最高的光谱参数为  $R_{674}$  ( $r = 0.679$ ), 块茎形成期相关系数绝对值最高的参数为 PSRI ( $r = 0.727$ ), 块茎增长期相关系

数绝对值最高的为 CIrededge 和 NDVIcanste ( $r = 0.747$ ), 淀粉积累期相关系数绝对值最大的为  $R_{746}$  和 SPVI ( $r = 0.756$ ), 成熟期最优光谱指数为  $R_{950}$  ( $r = 0.405$ )。

(3) 以株高、最优光谱指数为变量, 运用 ER 估测马铃薯地上生物量, 综合 5 个生育期可知, 每个生育期得到的模型效果优劣次序依次为最优光谱参数、 $H_{\text{dsm}}$ 、 $H$ , 块茎增长期以 CIrededge 参数估测的地上生物量精度最高, ER 建模集和验证集  $R^2$  分别为 0.45 和 0.48、RMSE 分别为 229.01 kg/hm<sup>2</sup> 和 218.76 kg/hm<sup>2</sup>、NRMSE 分别为 19.19% 和 17.89%。

(4) 每个生育期利用 MLR、PLSR、RF 3 种建模方法分别基于 VIs 和 VIs +  $H_{\text{dsm}}$  估算马铃薯地上生物量, 以后者为输入变量构建的估算模型效果最好。每种方法以同种变量在块茎增长期表现效果最好, 块茎形成期和淀粉积累期次之, 现蕾期和成熟期表现最差。

## 参 考 文 献

- [1] 徐云碧. 作物科学中的环境型鉴定及其应用[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)
- [2] 刘明星, 李长春, 李振海, 等. 基于高光谱遥感与 SAFY 模型的冬小麦地上生物量估算[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 192-202.  
LIU Mingxing, LI Changchun, LI Zhenhai, et al. Estimation of dry aerial mass of winter wheat based on coupled hyperspectral remote sensing and SAFY model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 192-202. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2002021&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2002021&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.021. (in Chinese)
- [3] 孙红, 刘宁, 吴莉, 等. 高光谱成像的马铃薯叶片含水率分布可视化[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(3): 254-260.  
SUN Hong, LIU Ning, WU Li, et al. Visualization of water content distribution in potato leaves based on hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 254-260. (in Chinese)
- [4] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 180-191.  
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 180-191. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2002020&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2002020&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.020. (in Chinese)
- [5] 林毅, 李倩, 王宏博, 等. 高光谱反演植被水分含量研究综述[J]. 中国农学通报, 2015, 31(3): 167-172.  
LIN Yi, LI Qian, WANG Hongbo, et al. Summary of research on retrieving vegetation water content by hyperspectral[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2015, 31(3): 167-172. (in Chinese)
- [6] 任建强, 吴尚蓉, 刘斌, 等. 基于 Hyperion 高光谱影像的冬小麦地上干生物量反演[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 199-211.  
REN Jianqiang, WU Shangrong, LIU Bin, et al. Retrieving winter wheat above-ground dry biomass based on Hyperion hyperspectral imagery[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 199-211. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180423&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180423&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.023. (in Chinese)
- [7] 邓兵, 杨武年, 慕楠. 基于光谱分析与角度斜率指数的植被含水量研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(8): 2546-2552.  
DENG Bing, YANG Wunian, MU Nan. Research on vegetation water content based on spectral analysis and angle slope index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(8): 2546-2552. (in Chinese)
- [8] YU K, GNYP M L, GAO L. Estimate leaf chlorophyll of rice using reflectance indices and partial least squares[J]. Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 2015(1): 45-54.
- [9] BENDIG J, YU K, AASEN H. 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 and Geoinformation, 2015, 39: 79-87.
- [10] 杨贵军, 李长春, 于海洋, 等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(21): 184-190.  
YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. Agricultural UAV multi-sensor remote sensing assisted wheat breeding information acquisition[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(21): 184-190. (in Chinese)

- [11] 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 CSAE, 2017, 33(20): 74-82. (in Chinese)
- [12] 赵晓庆,杨贵军,刘建刚,等. 基于无人机载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1):110-116.  
ZHAO Xiaoqing, YANG Guijun, LIU Jian'gang, et al. Estimation of soybean breeding yield based on optimization of spatial scale of UAV hyperspectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(1): 110-116. (in Chinese)
- [13] 秦占飞,常庆瑞,谢宝妮,等. 基于无人机高光谱影像的引黄灌区水稻叶片全氮含量估测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 77-85.  
QIN Zhanfei, CHANG Qingrui, XIE Baoni, et al. Rice leaf nitrogen content estimation based on hyperspectral imagery of UAV in Yellow River diversion irrigation district[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(23): 77-85. (in Chinese)
- [14] YUE Jibo, YANG Guijun, LI Changchun, et al. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models[J]. Remote Sensing, 2017, 9(7): 708-726.
- [15] KALISPERAKIS I, STENTOUMIS C, GRAMMATIKOPOULOS L. Leaf area index estimation in vineyards from UAV hyperspectral data, 2D image mosaics and 3D canopy surface models[C]// ISPRS International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics, 2015, 12(1): 299-303.
- [16] 李剑剑,朱小华,马灵玲,等. 基于无人机高光谱数据的多类型混合作物 LAI 反演及尺度效应分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(3): 427-434.  
LI Jianjian, ZHU Xiaohua, MA Lingling, et al. Multi-type hybrid crop LAI inversion and scale effect analysis based on UAV hyperspectral data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(3): 427-434. (in Chinese)
- [17] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 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.  
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Estimation of winter wheat plant height and biomass based on UAV digital image[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19): 107-116. (in Chinese)
- [18] 张春兰,杨贵军,李贺丽. 基于随机森林算法的冬小麦叶面积指数遥感反演研究[J]. 中国农业科学, 2018, 51(5): 855-867.  
ZHANG Chunlan, YANG Guijun, LI Heli. Research on remote sensing retrieval of winter wheat leaf area index based on random forest algorithm[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2018, 51(5): 855-867. (in Chinese)
- [19] 于丰华,许童羽,郭忠辉,等. 基于红边优化植被指数的寒地水稻叶片叶绿素含量遥感反演研究[J]. 智慧农业, 2020, 2(1): 77-86.  
YU Fenghua, XU Tongyu, GUO Zhonghui, et al. Remote sensing retrieval of chlorophyll content of rice leaf in cold region based on red edge optimized vegetation index[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(1): 77-86. (in Chinese)
- [20] 吴亚鹏,贺利,王洋洋,等. 冬小麦生物量及氮积累量的植被指数动态模型研究[J]. 作物学报, 2019, 45(8): 1238-1249.  
WU Yapeng, HE Li, WANG Yangyang, et al. Study on the vegetation index dynamic model of winter wheat biomass and nitrogen accumulation[J]. Acta Agronomica Sinica, 2019, 45(8): 1238-1249. (in Chinese)
- [21] 武旭梅,常庆瑞,落莉莉,等. 水稻冠层叶绿素含量高光谱估算模型[J]. 干旱地区农业研究, 2019, 37(3): 238-243.  
WU Xumei, CHANG Qingrui, LUO Lili, et al. Hyperspectral estimation model of chlorophyll content in rice canopy[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2019, 37(3): 238-243. (in Chinese)
- [22] 范剑,尤慧,刘凯文,等. 不同播期冬小麦叶面积指数高光谱遥感监测模型[J]. 气象科技进展, 2018, 8(5): 72-77.  
FAN Jian, YOU Hui, LIU Kaiwen, et al. Hyperspectral remote sensing monitoring model of winter wheat leaf area index in different sowing dates[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2018, 8(5): 72-77. (in Chinese)
- [23] 吴海龙,余新晓,张振明. 基于多种植被指数的土壤含水量估算方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(6): 1615-1618.  
WU Hailong, YU Xinxiao, ZHANG Zhenming. Estimation method of soil moisture content based on multiple vegetation indices [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(6): 1615-1618. (in Chinese)
- [24] 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. Winter wheat leaf area index retrieval based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 113-120. (in Chinese)
- [25] 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 of plant height and LAI of corn breeding materials based on UAV digital images[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(5): 73-82. (in Chinese)
- [26] YUE Jibo, FENG Haikuan, YANG Guijun, 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): 66-89.
- [27] 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/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176-187.  
TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Winter wheat LAI estimation based on UAV imaging hyperspectral image [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 176-187. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20200119&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200119&flag=1). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.019. (in Chinese)