

基于冠层光谱特征和株高的马铃薯植株氮含量估算

樊意广^{1,2} 冯海宽^{1,3} 刘 杨^{2,4} 边明博^{1,2} 孟 炆^{1,2} 杨贵军^{1,2}

(1.北京市农林科学院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.国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097; 3.南京农业大学国家信息农业工程技术中心,南京 210095;
4.中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室,北京 100083)

摘要: 为及时准确地掌握作物的植株氮含量(PNC)信息,监测作物生长状况,实现农田氮素施肥的科学管理,以马铃薯为研究对象,首先获取了现蕾期、块茎形成期、块茎增长期、淀粉积累期和成熟期的数码影像,并实测了各生育期的PNC、株高(H)和地面控制点(GCP)的三维坐标。其次利用各生育期的无人机数码影像与GCP结合生成试验区域的数字正射影像(DOM)和数字表面模型(DSM),并从中提取冠层光谱特征和株高(H_{dsm})。然后将各生育期提取的 H_{dsm} 和数码影像变量与地面实测的PNC进行相关性分析,从中筛选出相关性较好的影像变量和 H_{dsm} 作为马铃薯PNC估算模型的输入参数。最后分别基于影像变量和影像变量结合 H_{dsm} 利用多元线性回归(MLR)、误差反向传播(BP)神经网络和Lasso回归3种方法构建马铃薯PNC估算模型。结果表明:基于DSM提取的 H_{dsm} 与实测H具有较高的拟合度(R^2 为0.860, RMSE为2.663 cm, NRMSE为10.234%);各生育期加入 H_{dsm} ,均能提高马铃薯PNC的估算精度和稳定性;各生育期利用MLR方法构建的PNC估算模型优于BP神经网络和Lasso回归。该研究可为马铃薯PNC状况的高效、无损监测提供技术支撑。

关键词: 马铃薯; 植株氮含量; 株高; 无人机; 数码影像; 冠层光谱特征

中图分类号: S25 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)06-0202-07 OSID: 

Estimation of Potato Plant Nitrogen Content Based on Canopy Spectral Characteristics and Plant Height

FAN Yiguang^{1,2} FENG Haikuan^{1,3} LIU Yang^{2,4} BIAN Mingbo^{1,2} MENG Yang^{1,2} YANG Guijun^{1,2}

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
3. National Engineering and Technology Center for Information Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China
4. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Timely and accurate grasp of crop plant nitrogen content (PNC) information is helpful to monitor crop growth and realize the scientific management of farmland nitrogen fertilization. Based on this, taking unmanned aerial vehicle (UAV) as the platform to obtain digital images of potato budding, tuber formation, tuber growth, starch accumulation, and maturity period, and the PNC, plant height, and the three-dimensional coordinates of the ground control point (GCP) were measured. Secondly, the digital orthophoto map (DOM) and digital surface model (DSM) of the test area were generated by combining the digital images of UAV in each growth period with GCP. Then, the correlation analysis between the H_{dsm} and the constructed image variables of each growth period with the PNC measured on the ground were carried out, and the image variables with good correlation were selected as the input parameter of the potato PNC estimation models with the H_{dsm} . Finally, based on the image variables and image variables combined with H_{dsm} , three methods of multiple linear regression (MLR), error back

收稿日期: 2022-01-13 修回日期: 2022-03-23
基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346)、广东省重点领域研发计划项目(2019B020216001)和2022年度农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室建设项目(PT2022-24)
作者简介: 樊意广(1993—),男,实习研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: fygngd@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

propagation (BP) neural network, and Lasso regression were used to construct the PNC estimation models of potato at each growth stage. The results showed that the H_{dsm} extracted based on DSM had a high degree of fit with the measured H (R^2 was 0.860, RMSE was 2.663 cm, and NRMSE was 10.234%). Adding H_{dsm} in each growth period can improve the accuracy and stability of estimating potato PNC. The effect of PNC estimation model constructed by MLR method in each growth period was better than that of BP neural network and Lasso regression. Therefore, the research result can provide a technical reference for the efficient and non-destructive monitoring of potato PNC status.

Key words: potato; plant nitrogen content; plant height; unmanned aerial vehicle; digital image; canopy spectral characteristic

0 引言

马铃薯是我国第 4 大粮食作物,其产量直接影响着我国的粮食安全和粮食贸易策略。氮素是决定马铃薯产量和品质的重要因素,合理的氮肥供应既能满足作物的生长需求,又能避免因氮素流失而造成的环境污染和资源浪费^[1]。因此,及时准确地掌握马铃薯植株氮含量(Plant nitrogen content, PNC)状况,对田间管理决策的制定和实施具有重要的意义。传统的 PNC 测量方法主要是田间取样和实验室测试相结合,但这种方法受人力和物力制约大,且具有滞后性,不利于大范围的农田监测。近年来,无人机遥感技术的迅速发展,为监测作物理化参数提供了一种新的技术手段。

目前,以无人机为遥感平台监测作物理化参数搭载的传感器主要有高光谱、多光谱和数码相机等^[2]。高光谱传感器虽然能获取丰富的光谱信息,但其价格昂贵,数据处理复杂,限制了其在大范围农田监测中的应用^[3-4]。数码相机传感器虽仅有 3 个波段,但空间分辨率高,数据处理简单且成本低廉。如何利用低成本的无人机数码影像监测作物的生长状况已引起了国内外学者的关注^[5]。文献[6-8]研究表明,利用无人机数码影像能有效地监测作物的氮素状态,但也存在一定不足,仅利用影像的光谱信息构建作物的氮素估算模型存在影像信息利用率低、模型精度易饱和等问题^[9]。

株高在一定程度上能反映作物的生长情况和营养状况^[10],文献[11-14]研究表明,株高可以用于作物地上生物量和叶面积指数的估算,且与作物的氮营养状况存在一定的联系,然而,尚没有研究证明株高能用于作物的氮素状况监测。

综上,本文以无人机为遥感平台,获取马铃薯 5 个关键生育期的冠层数码影像,并提取各生育期的影像变量和株高 H_{dsm} ,结合地面实测的 PNC 数据,采用 3 种方法构建各生育期的 PNC 估算模型并验证,探究株高对估算马铃薯 PNC 的影响,以期寻求最佳建模方法,为马铃薯氮素监测提供新的技术

手段。

1 估算模型建立

1.1 试验设计

于 2019 年在北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地(40°10'34"N,116°26'39"E)马铃薯试验田开展试验。该地平均海拔 36 m,年均温度 10℃,年均无霜期 180 d,气候类型是典型的暖温带半湿润大陆性季风气候。试验采取小区试验设计,选用 2 种早熟的马铃薯品种(中薯 5(Z1)和中薯 3(Z2))作为试验品种。试验区域共划分 48 个小区,每个小区 32.5 m²(5 m×6.5 m)。试验共设密度试验区(N 区)、氮素试验区(S 区)和钾肥试验区(K 区),每个试验区 3 次重复,分别进行不同密度、氮素(以尿素计)和钾肥处理。其中 N 区共设 3 种水平(T0:60 000 株/hm²,T1:72 000 株/hm²,T2:84 000 株/hm²,S 区共设 4 种水平(N0:0 kg/hm²,N1:244.65 kg/hm²,N2:489.15 kg/hm²,N3:733.5 kg/hm²),K 区共设 3 种水平(K0:0 kg/hm²,K1:970.5 kg/hm²,K2:1 941 kg/hm²)。为精确获得试验田的位置,保证无人机影像的精度,在试验小区周围均匀地埋设了 11 个地面控制点(Ground control point, GCP),并利用高精度的 GPS 测定各 GCP 的三维坐标。具体的试验设计如图 1(N 区和 S 区均为 K1 处理,k1~k11 为地面控制点)所示。

1.2 地面数据获取

地面数据包括马铃薯现蕾期到成熟期的实测株高 H 和 PNC,其中, H 的测量方法为:每个小区选取具有代表性的植株 4 株,用直尺量取茎基至自然状态下叶顶端的距离并记录,最终以 4 株植株的平均高度作为该小区的实测株高。马铃薯 PNC 的测定方法为:在每个试验小区选取 3 株具有代表性的植株作为样本,将其茎叶分离,用清水洗净,105℃杀青 0.5 h,随后 80℃干燥至恒质量,得到样本的干质量,然后利用凯氏定氮仪测定茎和叶部分的全氮含量,最后计算马铃薯各生育期 PNC,计算式为

$$C_{PN} = \frac{C_{LN}M_{LD} + C_{SN}M_{SD}}{M_{LD} + M_{SD}} \times 100\%$$

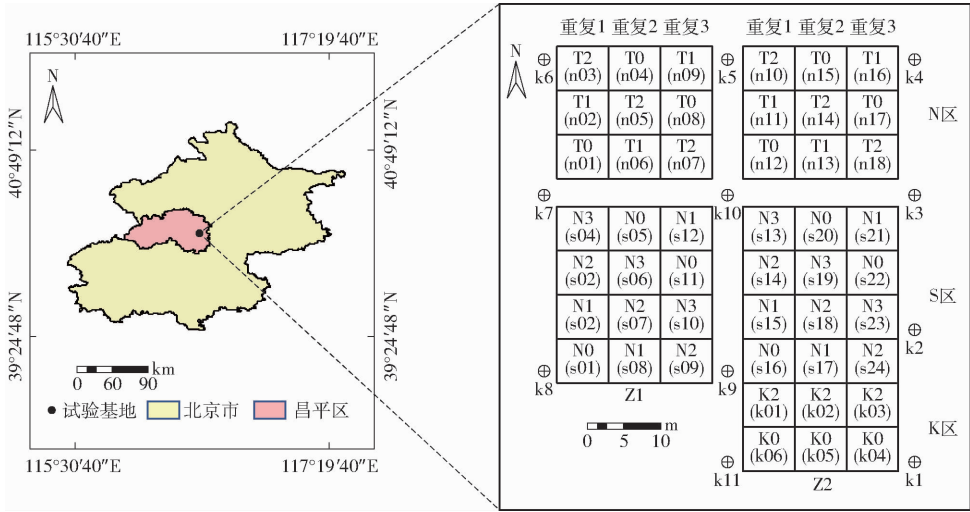


图1 马铃薯田间位置及试验设计

Fig.1 Potato field location and experiment design

式中 C_{PN} ——植株氮含量 C_{LN} ——叶片氮含量
 C_{SN} ——地上茎氮含量
 M_{LD} ——叶片干质量
 M_{SD} ——地上茎干质量

1.3 无人机数码影像的获取及预处理

无人机数码影像的获取与地面数据采集工作同步进行,以大疆精灵 4Pro 型无人机为遥感平台获取各生育期的数码影像,该系统携带的 COMS 传感器有效像素为 2 000 万,含红、绿、蓝 3 个波段通道。无人机作业时的飞行高度设置为 20 m,横向和旁向重叠度均为 85%。为避免光照强度对试验结果的

影响,选择晴朗无云的天气开展飞行作业,且飞行时间为 12:00—14:00。无人机数码影像的预处理在 Agisoft PhotoScan Professional 软件中进行,主要包括影像的导入与对齐、几何校正、生成点云、构建格网和纹理,最后生成马铃薯试验田的数字表面模型(Digital surface model, DSM)和数字正射影像(Digital orthophoto map, DOM)。

1.4 影像变量选取

依据现有的文献资料,本研究选取 21 个能较好反映作物氮素状态的数码影像变量(表 1),进行马铃薯各生育期 PNC 的估算。

表 1 与氮相关的数码影像变量

Tab.1 Digital image variables related to nitrogen

变量	定义	文献序号	变量	定义	文献序号
R	红波段的平均亮度		r/b	r/b	[15]
G	绿波段的平均亮度		r/g	r/g	[15]
B	蓝波段的平均亮度		$g-b$	$g-b$	[16]
r	$r = R/(R + G + B)$		$r-b$	$r-b$	[16]
g	$g = G/(R + G + B)$		$g-r$	$g-r$	[16]
b	$b = B/(R + G + B)$		EXR	$1.4r - g$	[16]
NDI	$(r - g)/(r + g + 0.01)$	[7]	VARI	$(g - r)/(g + r - b)$	[17]
GLA	$(2g - r + b)/(2g + r + b)$	[7]	EXGR	$3g - 2.4r - b$	[18]
GRVI	$(g - r)/(g + r)$	[7]	MGRVI	$(g^2 - r^2)/(g^2 + r^2)$	[18]
IKAW	$(r - b)/(r + b)$	[7]	CIVE	$0.441r - 0.881g - 0.3856b +$	[19]
$(r - g - b)/(r + g)$	$(r - g - b)/(r + g)$	[15]		18.78745	

注: r 、 g 、 b 分别表示 R 、 G 、 B 归一化处理后的值。

1.5 数据分析方法

于 2019 年 4 月 20 日采集了马铃薯试验田裸土状态下的数码影像,并结合实测的 GCP,利用 Agisoft PhotoScan Professional 软件生成该时期的 DSM。将马铃薯不同生育期的 DSM 与裸土期的 DSM 做差值运算,得到对应生育期的作物高度模型,最后基于各

试验小区的矢量数据,在 ArcGIS 软件中利用感兴趣区工具,计算马铃薯各小区的株高,并将计算的株高的平均值作为该小区的提取株高(H_{dsm}),最后将 H_{dsm} 与实测 H 对比分析以验证该方法的可靠性。

采用多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)、误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络

络和 Lasso 回归 3 种方法构建马铃薯各生育期的 PNC 估算模型。MLR 算法常用于描述因变量与 2 个或多个自变量之间的关系,相较于一元线性回归模型,MLR 能更有效地刻画马铃薯 PNC 与多个影像变量及 H_{dsm} 之间的联系。BP 神经网络是一种按误差逆传播算法进行网络训练的前馈神经网络,它能根据误差反馈的信息对网络权值进行不断地修正,以达到无限逼近输出目标的目的。Lasso 回归是一种改良的最小二乘估计,它通过引入 L1 正则化对损失函数进行改造,可以解决线性回归中自变量间存在的严重共线性问题。

1.6 评价指标

本研究以重复 1 和重复 3 的数据(32 个)构建马铃薯 PNC 的估算模型,以重复 2 的数据(16 个)对模型进行验证。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) 对模型进行评价,其中, R^2 越接近于 1, RMSE 和 NRMSE 越小,所建模型的预测性能越好。

2 结果分析

2.1 马铃薯株高提取

为验证基于 DSM 提取马铃薯株高的可靠性,将提取的 5 个生育期的 H_{dsm} 与田间实测的 H 对比分析,结果如图 2 所示。由图 2 可知,基于 DSM 提取的 H_{dsm} 与实测 H 拟合的 R^2 为 0.860, RMSE 为 2.663 cm, NRMSE 为 10.234%,这说明基于 DSM 提取的马铃薯 H_{dsm} 具有较高的精度,可以代替实测 H 估算马铃薯理化参数。

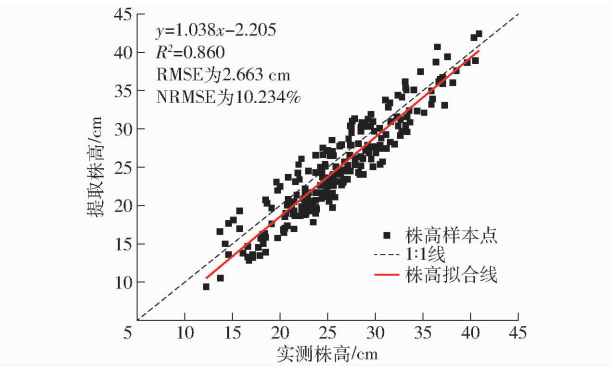


图 2 马铃薯提取株高与实测株高对比分析
Fig. 2 Comparative analysis of extracted and measured plant heights of potato

2.2 马铃薯 PNC 估算

2.2.1 相关性分析

将马铃薯 5 个生育期的影像变量分别与实测的 PNC 作相关性分析,结果如表 2 所示。由表 2 可知,现蕾期,除 R 、 G 和 B 与 PNC 表现显著相关外,其他影像变量均与 PNC 表现不相关,其中, R 的相关系数绝对值最大,为 0.506;块茎形成期,除 r/b 和 $IKAW$ 表现不相关外,其余影像变量均与 PNC 呈显著相关,其中 R 、 B 、 r 、 g 、 r/g 、 $g-r$ 、 $(r-g-b)/(r+g)$ 、 $g-b$ 、 EXR 、 GLA 、 NDI 、 $GRVI$ 、 $CIVE$ 、 $EXGR$ 、 $VARI$ 和 $MGRVI$ 16 个影像指数达到 0.01 相关水平, $(r-g-b)/(r+g)$ 的相关系数绝对值最大,为 0.812;块茎增长期,除 G 表现不相关外,其余 20 个影像变量均与 PNC 达到 0.01 相关水平,其中 GLA 的相关系数绝对值最大,为 0.834;淀粉积累期,除 $r-b$ 表现不相关外,其余影像变量均与 PNC 达到 0.05 相关水平,其中 R 、 G 、 B 、 r 、 g 、 b 、 r/g 、 $g-r$ 、 $(r-g-b)/(r+g)$ 、 $g-b$ 、 EXR 、 GLA 、 NDI 、 $GRVI$ 、 $CIVE$ 、 $EXGR$ 、 $VARI$

表 2 各生育期影像变量与 PNC 的相关性
Tab. 2 Correlation of image variables with PNC in different growth stages

影像变量	各生育期相关系数					影像变量	各生育期相关系数				
	现蕾期	块茎形成期	块茎增长期	淀粉积累期	成熟期		现蕾期	块茎形成期	块茎增长期	淀粉积累期	成熟期
R	-0.506 **	-0.509 **	-0.538 **	-0.765 **	-0.315 *	$g-b$	0.071	0.459 **	0.665 **	0.563 **	-0.402 **
G	-0.468 **	-0.292 *	-0.167	-0.395 **	-0.428 **	EXR	-0.011	-0.686 **	-0.796 **	-0.671 **	-0.157
B	-0.328 *	-0.402 **	-0.557 **	-0.656 **	0.143	GLA	-0.028	0.743 **	0.834 **	0.694 **	0.343 *
r	0.062	-0.800 **	-0.777 **	-0.702 **	-0.414 **	NDI	-0.027	-0.640 **	-0.631 **	-0.572 **	-0.101
g	0.059	0.563 **	0.715 **	0.612 **	-0.301 *	$IKAW$	0.077	0.019	0.538 **	0.359 *	-0.455 **
b	-0.078	-0.282 *	-0.602 **	-0.479 **	0.441 **	$GRVI$	0.029	0.670 **	0.775 **	0.661 **	0.071
r/g	-0.030	-0.666 **	-0.773 **	-0.659 **	-0.069	$CIVE$	-0.003	-0.698 **	-0.805 **	-0.676 **	-0.204
r/b	0.072	-0.008	0.554 **	0.359 *	-0.458 **	$EXGR$	0.035	0.609 **	0.742 **	0.635 **	-0.180
$r-b$	0.082	-0.312 *	0.426 **	0.136	-0.456 **	$VARI$	0.039	0.679 **	0.768 **	0.660 **	0.102
$g-r$	0.024	0.664 **	0.779 **	0.661 **	0.434 **	$MGRVI$	0.029	0.670 **	0.776 **	0.661 **	0.071
$(r-g-b)/(r+g)$	0.077	-0.812 **	-0.575 **	-0.675 **	-0.440 **						

注: ** 表示 0.01 水平显著性相关, * 表示 0.05 水平显著性相关。

和 MGRVI 18 个影像变量达到 0.01 相关水平, R 的相关系数绝对值最大, 为 0.765; 成熟期影像变量与马铃薯 PNC 间的相关性较前一时期明显减弱, 仅 G 、 r 、 b 、 r/b 、 $r-b$ 、 $g-r$ 、 $g-b$ 、 $(r-g-b)/(r+g)$ 和 IKAW 9 个影像变量达到 0.01 相关水平, 其中 r/b 的相关系数绝对值最大, 为 0.458。

5 个生育期的 H_{dsm} 与马铃薯 PNC 均达到 0.05 相关水平, 其中, 块茎形成期的相关性最好, 相关系数绝对值为 0.717, 成熟期最差, 相关系数绝对值为 0.281, 现蕾期、块茎增长期、淀粉积累期分别为 0.335、0.484、0.506。

2.2.2 马铃薯 PNC 的估算与验证

为探究加入株高是否能提高影像变量估算马铃薯 PNC 的能力, 在马铃薯各生育期基于影像变量和影像变量结合 H_{dsm} 2 种模型变量分别利用 MLR、BP

神经网络和 Lasso 回归 3 种方法构建 PNC 估算模型并验证。其中, 马铃薯现蕾期, 影像变量与 PNC 的相关性普遍较差, 仅选取 R 、 G 和 B 3 个与 PNC 显著相关的影像变量作为模型的输入变量, 其余 4 个生育期, 分别选取与 PNC 相关系数绝对值较大的前 10 个影像变量作为模型的输入变量。3 种方法各生育期估算 PNC 的建模与验证结果如表 3 和表 4 所示。由表 3、4 可知, 以影像变量和影像变量结合 H_{dsm} 为模型变量, 利用 3 种方法构建的马铃薯 PNC 估算模型均表现为块茎形成期到淀粉积累期的估算效果明显优于现蕾期和成熟期。不同生育期利用同种方法构建的马铃薯 PNC 估算模型中, 相较于单一影像变量, 影像变量结合 H_{dsm} 的建模 R^2 均有所提高, RMSE 和 NRMSE 均有所下降, 验证结果与建模结果具有一致性。

表 3 不同生育期 3 种方法 PNC 估算对比
Tab.3 Comparison of PNC estimation results of three methods in different growth stages

生育期	模型变量	MLR			BP 神经网络			Lasso 回归		
		R^2	RMSE/ %	NRMSE/ %	R^2	RMSE/ %	NRMSE/ %	R^2	RMSE/ %	NRMSE/ %
现蕾期	影像变量	0.435	0.608	16.676	0.409	0.629	17.716	0.427	0.614	16.835
	影像变量 + H_{dsm}	0.438	0.606	16.633	0.428	0.626	17.315	0.429	0.613	16.824
块茎形成期	影像变量	0.738	0.313	9.933	0.738	0.329	10.551	0.717	0.326	10.340
	影像变量 + H_{dsm}	0.770	0.293	9.304	0.769	0.297	9.514	0.723	0.322	10.226
块茎增长期	影像变量	0.804	0.266	9.985	0.802	0.270	10.126	0.741	0.306	11.474
	影像变量 + H_{dsm}	0.809	0.263	9.860	0.807	0.265	9.944	0.744	0.304	11.412
淀粉积累期	影像变量	0.622	0.303	10.128	0.619	0.312	10.424	0.596	0.317	10.570
	影像变量 + H_{dsm}	0.651	0.292	9.734	0.627	0.301	10.066	0.623	0.305	10.186
成熟期	影像变量	0.521	0.356	13.602	0.382	0.417	15.935	0.396	0.400	15.318
	影像变量 + H_{dsm}	0.557	0.342	13.072	0.552	0.362	13.829	0.434	0.610	16.739

表 4 不同生育期 3 种方法 PNC 验证结果对比
Tab.4 Comparison of PNC validation results of three methods in different growth stages

生育期	模型变量	MLR			BP 神经网络			Lasso 回归		
		R^2	RMSE/ %	NRMSE/ %	R^2	RMSE/ %	NRMSE/ %	R^2	RMSE/ %	NRMSE/ %
现蕾期	影像变量	0.251	0.688	17.601	0.227	0.730	18.662	0.270	0.655	16.824
	影像变量 + H_{dsm}	0.301	0.657	16.803	0.316	0.651	16.660	0.338	0.619	15.535
块茎形成期	影像变量	0.709	0.320	9.613	0.698	0.368	11.907	0.706	0.277	9.786
	影像变量 + H_{dsm}	0.753	0.298	8.961	0.714	0.363	11.904	0.725	0.277	9.551
块茎增长期	影像变量	0.701	0.338	12.312	0.690	0.347	12.658	0.705	0.328	11.407
	影像变量 + H_{dsm}	0.703	0.327	11.958	0.697	0.324	12.625	0.710	0.326	11.295
淀粉积累期	影像变量	0.604	0.213	7.730	0.487	0.290	10.558	0.538	0.242	11.223
	影像变量 + H_{dsm}	0.632	0.212	7.720	0.534	0.237	8.620	0.574	0.222	10.985
成熟期	影像变量	0.406	0.341	12.224	0.420	0.345	12.343	0.295	0.391	14.840
	影像变量 + H_{dsm}	0.498	0.332	11.884	0.428	0.345	12.341	0.327	0.626	15.419

综合各生育期的建模和验证结果可知, 以同种模型变量利用 MLR 构建的模型效果优于 BP 神经网络和 Lasso 回归。其中, 影像变量结合 H_{dsm} 的

MLR 方法精度最高, 其在各生育期的建模和验证效果如图 3 所示。由图 3 可知, 马铃薯块茎形成期、块茎增长期和淀粉积累期的估算效果较好, 各样本点

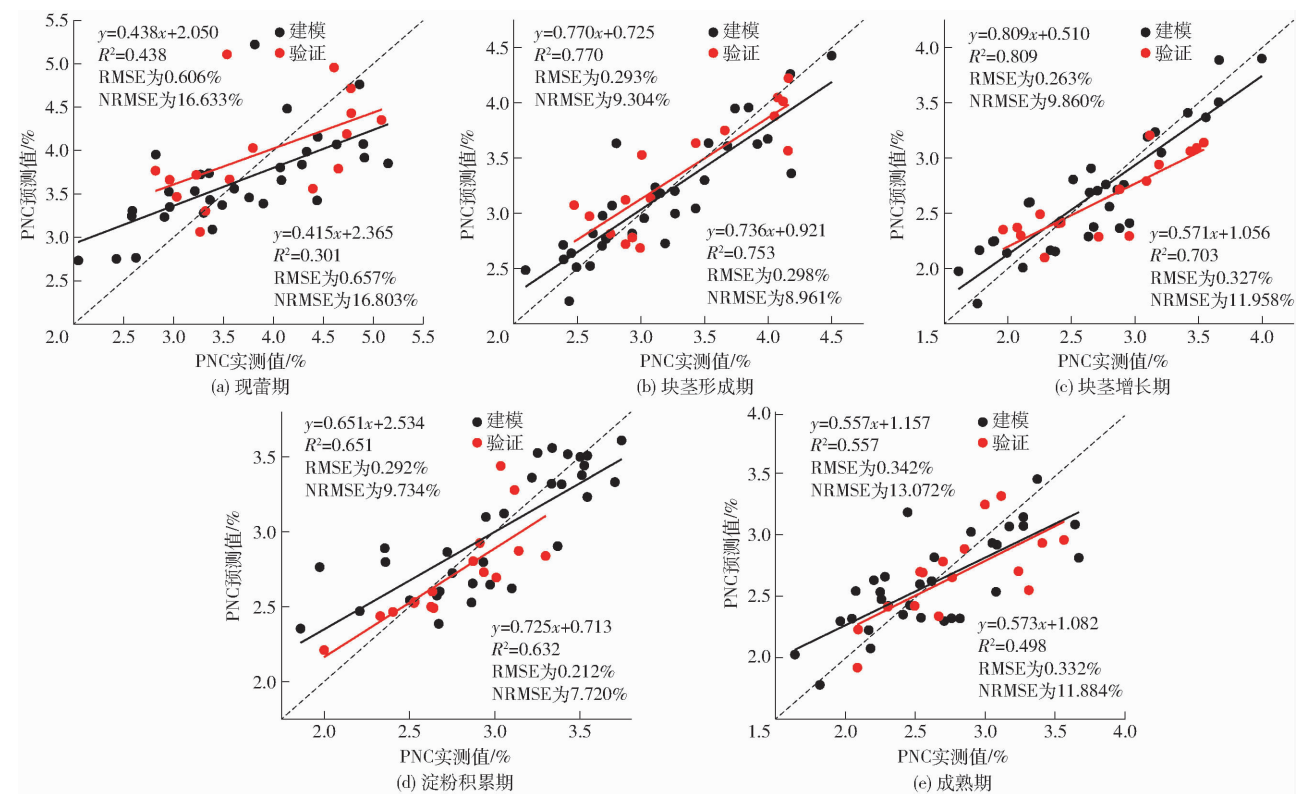


图3 影像变量结合 H_{dsm} 的 MLR 模型建模和验证效果

Fig. 3 Modeling and validation effects of MLR method with image variables combined with H_{dsm}

均分布在 1:1 线附近。3 个时期建模 R^2 分别为 0.770、0.809、0.651，RMSE 分别为 0.293%、0.263%、0.292%，NRMSE 分别为 9.304%、9.860%、9.734%。验证 R^2 分别为 0.753、0.703、0.632，RMSE 分别为 0.298%、0.327%、0.212%，NRMSE 分别为 8.961%、11.958%、7.720%。成熟期的估算精度明显降低，建模 R^2 为 0.557，RMSE 为 0.342%，NRMSE 为 13.072%，验证 R^2 为 0.498，RMSE 为 0.332%，NRMSE 为 11.884%。现蕾期的估算精度最差，样本点偏离 1:1 线严重。这一时期建模和验证的 R^2 分别为 0.438 和 0.301，RMSE 分别为 0.606% 和 0.657%，NRMSE 分别为 16.633% 和 16.803%。

3 讨论

3.1 株高监测

本研究基于马铃薯 5 个关键生育期的 DSM 提取株高 H_{dsm} ，并将 H_{dsm} 与实测 H 对比分析，结果表明，两者的拟合 R^2 为 0.860，RMSE 为 2.663 cm，NRMSE 为 10.234%，说明基于无人机数码影像提取的株高具有较高的精度，这与文献[19–20]得出的结论一致。不同的是，文献[19–20]是从 DSM 生成的作物表面模型 (Crop surface model, CSM) 中提取的株高 H_{esm} ，而本研究的 H_{dsm} 是利用各生育期的 DSM 与裸土期的 DSM 的差值提取的，主要原因

是本研究中马铃薯的种植方式为垄上种植，垄具有一定的高度，而 H_{esm} 表示的是作物茎顶端到地面的距离，因此 H_{dsm} 较 H_{esm} 更能表示马铃薯的实际高度。

3.2 植株氮含量估算

本文以影像变量和影像变量结合株高为模型变量，分别利用 3 种方法构建马铃薯各生育期的 PNC 估算模型，由结果可知，块茎形成期到淀粉积累期的估算效果明显优于现蕾期和成熟期。主要原因是，现蕾期马铃薯以营养生长为主，叶片空间结构小，提取的影像变量和 H_{dsm} 受土壤背景影响大，不能很好地反映 PNC 的变化规律，因而模型估算效果差。块茎形成期到淀粉积累期，马铃薯以营养生长和生殖生长为主，茎叶生长旺盛，植被覆盖度大，地上部氮持续向地下块茎输送，这一阶段提取的影像变量和 H_{dsm} 能较好地反映 PNC 的变化规律，因而模型效果较好。成熟期受降雨较多影响，部分马铃薯植株叶片快速枯黄脱落，提取的影像变量和 H_{dsm} 不能反映真实的 PNC 变化情况，因而估算模型的精度较低。

为探究加入株高对影像变量估算马铃薯 PNC 的影响，本研究分别基于影像变量和影像变量结合 H_{dsm} 构建马铃薯 5 个关键生育期的 PNC 估算模型并验证。结果表明，相较于单一影像变量，各生育期加入株高，均能提高马铃薯 PNC 的估算精度，其原因是株高是植株主茎的自然高度，植株的地上生物量和叶面积与茎的生长状况联系密切^[21]，而地上生物

量和叶面积的变化又会引起植株茎和叶中氮含量的变化,株高的加入,提供了这些变化在不同层次的信息^[22],因此,影像变量结合株高作为模型变量的马铃薯 PNC 估算模型优于单一影像变量。然而,相较于其它 4 个生育期,块茎增长期加入 H_{dsm} 后马铃薯 PNC 估算模型精度提升不明显,这是由于块茎增长期,马铃薯以生殖生长为主,地上部氮持续向下输送,但此时的株高已达最大值,不再发生明显变化。因而块茎增长期加入 H_{dsm} 对影像变量估算马铃薯 PNC 的影响较小。

本文采用 MLR、BP 神经网络和 Lasso 回归 3 种方法构建马铃薯 PNC 估算模型,由表 3、4 可知,MLR 方法构建的模型精度和稳定性优于 BP 神经网络和 Lasso 回归,主要原因是:MLR 模型能有效地利用多个自变量的信息,提高了对因变量的解释能力;BP 神经网络虽然有较强的非线性映射能力,在处理大数据集方面具有优越的性能,但本研究的数据集较小,导致模型的泛化能力较差,模型精度不高。Lasso 回归虽然能极大地降低模型的复杂度,但也因此丢失部分变量信息,导致估算精度不高。此

外,本文仅用 1 年的马铃薯数据,所得的结论是否适用于不同年限和地点的马铃薯数据,还需要进一步研究分析。

4 结 论

(1) 基于 DSM 提取的 H_{dsm} 与实测 H 高度拟合, R^2 为 0.860, RMSE 为 2.663 cm, NRMSE 为 10.234%,说明利用 DSM 提取的马铃薯株高精度可靠。

(2) 相较于单一影像变量,各生育期加入 H_{dsm} , 均能提高马铃薯植株氮含量的估算精度。

(3) MLR、BP 神经网络和 Lasso 回归构建的马铃薯植株氮含量估算模型中,以影像变量结合 H_{dsm} 的 MLR 模型效果最好,5 个生育期的建模 R^2 分别为 0.438、0.770、0.809、0.651、0.557, RMSE 分别为 0.606%、0.293%、0.263%、0.292%、0.342%, NRMSE 分别为 16.633%、9.304%、9.860%、9.734%、13.072%,表明模型精度较高。该研究为马铃薯的营养状况监测提供一种快捷、高效的技术方法。

参 考 文 献

[1] 杨海波,张加康,杨柳,等. 品种和生育时期对冠层光谱指数 (NDVI) 估测马铃薯植株氮素浓度的影响[J]. 作物学报, 2020,46(6):950-959.
YANG Haibo, ZHANG Jiakang, YANG Liu, et al. Effect of variety and growth period on NDVI estimation of nitrogen concentration in potato plants[J]. Acta Agronomica Sinica, 2020, 46(6): 950-959. (in Chinese)

[2] JIN X, KUMAR L, LI Z, et al. A review of data assimilation of remote sensing and crop models[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 92: 141-152.

[3] 贾丹,陈鹏飞. 低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 164-169.
JIA Dan, CHEN Pengfei. Effect of low altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 164-169. (in Chinese)

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

[5] 刘杨,冯海宽,孙乾,等. 不同分辨率无人机数码影像的马铃薯地上生物量估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(5): 1470-1476.
LIU Yang, FENG Haikuan, SUN Qian, et al. Estimation study of above ground biomass in potato based on UAV digital images with different resolutions[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(5): 1470-1476. (in Chinese)

[6] 刘帅兵,杨贵军,景海涛,等. 基于无人机数码影像的冬小麦氮含量反演[J]. 农业工程学报, 2019, 35(11): 75-85.
LIU Shuaibing, YANG Guijun, JING Haitao, et al. Retrieval of winter wheat nitrogen content based on UAV digital image[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(11): 75-85. (in Chinese)

[7] LOUHAICHI M, BORMAN M M, JOHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat[J]. Geocarto International, 2001, 16(1): 65-70.

[8] OSCO L P, JUNIOR J M, RAMOS A P M, et al. Leaf nitrogen concentration and plant height prediction for maize using UAV-based multispectral imagery and machine learning techniques[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 1-17.

[9] WANG W, YAO X, YAO X F, et al. Estimating leaf nitrogen concentration with three-band vegetation indices in rice and wheat[J]. Field Crops Research, 2012, 129: 90-98.

[10] 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.

[11] 刘杨,冯海宽,黄珏,等. 基于无人机数码影像的马铃薯生物量估算[J]. 农业工程学报, 2020, 36(23): 181-192.
LIU Yang, FENG Haikuan, HUANG Jue, et al. Estimation of potato biomass based on UAV digital images[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(23): 181-192. (in Chinese)