

基于冠层光谱和覆盖度的马铃薯叶片钾含量估算方法

马彦鹏¹ 边明博¹ 樊意广² 陈志超³ 杨贵军¹ 冯海宽^{1,4}

(1.北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097; 2.农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室,北京 100097;
3.河南理工大学测绘与国土信息工程学院,焦作 454000; 4.南京农业大学国家信息农业工程技术中心,南京 210095)

摘要: 叶片钾含量(Leaf potassium content, LKC)是表征作物钾素营养状况的重要指标,高效准确地获取马铃薯 LKC 有助于精准农业施肥管理。本研究旨在通过结合马铃薯关键生育期 RGB 影像提取的植被指数(VIs)和植被覆盖度(FVC),提高马铃薯关键生育期 LKC 估算的准确性。首先从马铃薯块茎形成期(S1)、块茎增长期(S2)和淀粉积累期(S3)的 RGB 影像中提取 VIs 和 FVC,然后分别分析每个生育期 VIs 和 FVC 与马铃薯 LKC 的相关性,最后利用支持向量机(Support vector machine, SVM)、Lasso 回归(Least absolute shrinkage and selection operator, Lasso)和岭回归构建马铃薯 LKC 的估算模型。结果表明:基于 RGB 影像提取的马铃薯 FVC 精度较高,且前两个生育期高于第 3 个生育期;利用 VIs 估算马铃薯 LKC 是可行的,但精度有待进一步提高;VIs 结合 FVC 可以提高马铃薯 LKC 的估算精度。本研究可为作物生长和钾素营养状况监测提供技术参考。

关键词: 马铃薯; 叶片钾含量; 冠层覆盖度; RGB 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(2023)12-0226-08

OSID:



Estimation of Potassium Content in Potato Leaves Based on Canopy Spectrum and Coverage

MA Yanpeng¹ BIAN Mingbo¹ FAN Yiguang² CHEN Zhichao³ YANG Guijun¹ FENG Haikuan^{1,4}

(1. Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry, Beijing 100097, China

2. Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing Mechanism and Quantitative Remote Sensing,

Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100097, China

3. School of Surveying, Mapping and Land Information Engineering, Henan University of Technology, Jiaozuo 454000, China

4. National Center for Information Agriculture Engineering Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: Leaf potassium content (LKC) is an important indicator to characterize the potassium nutritional status of crops, and efficient and accurate acquisition of potato LKC can help precision agriculture fertilization management. The aim was to improve the accuracy of potato LKC estimation by combining vegetation indices (VIs) and vegetation cover (FVC) extracted from RGB images during the critical fertility period of potatoes. Firstly, VIs and FVC were extracted from the RGB images of potato tuber formation stage (S1), tuber growth stage (S2), and starch accumulation stage (S3). Then the correlation between VIs and FVC and potato LKC was analyzed for each fertility period separately. Finally, the correlation between VIs and FVC, and LKC was analyzed by using a support vector machine (SVM), least absolute shrinkage and selection operator regression (Lasso), and ridge regression used to construct the estimation model of potato LKC. The results showed that the accuracy of potato FVC extracted based on RGB images was high, and the first two fertility periods were higher than that of the third; the estimation of potato LKC using VIs was feasible, but the accuracy needed to be further improved; and the combination of VIs with FVC can improve the estimation accuracy of potato LKC. The research result can provide technical references for crop growth and potassium nutrient status monitoring.

Key words: potato; leaf potassium content; canopy cover; RGB image; canopy spectral features

收稿日期: 2023-08-25 修回日期: 2023-10-09

基金项目: 黑龙江省“揭榜挂帅”科技攻关项目(2021ZXJ05A05)和国家自然科学基金项目(41601346)

作者简介: 马彦鹏(1997—),男,实习研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: mayanpeng2022@163.com

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

0 引言

2015 年,我国启动了将马铃薯作为主要粮食作物来培育的工程。这使得马铃薯成为我国第四大粮食作物^[1]。马铃薯对钾素有较高的营养需求,钾是影响马铃薯生长、产量和质量的重要营养元素^[2-3]。马铃薯叶片钾含量 (Leaf potassium content, LKC) (质量分数) 可以反映马铃薯的钾营养状况。传统的方法是取马铃薯叶片,带回实验室分析其中的钾含量,但这种破坏性的取样不利于连续监测。这种方法获取的马铃薯 LKC 虽然准确,但是具有滞后性,无法大面积推广使用。因此,研究快速准确获取马铃薯 LKC 的方法,对连续监测马铃薯的生长状况具有重要意义。近年来遥感技术的飞速发展作为物理化参数的监测提供了新的手段。目前应用于数字农业的遥感平台主要有卫星遥感平台、地面遥感平台和无人机遥感平台。与卫星遥感技术和地面遥感技术相比无人机遥感技术具有空间分辨率高、机动性强,实时获取数据和多传感器集成等特点,更适用于农田尺度作物理化参数监测,已被广泛应用于精准农业^[4-6]。

无人机遥感平台可以搭载高光谱、多光谱和 RGB 传感器。RGB 传感器相较于其他两种传感器有空间分辨率更高、数据处理更简单和成本更低的优势。国内外许多学者利用无人机遥感平台搭载 RGB 传感器快速无损地监测作物理化参数。刘杨等^[7]通过 10 个植被指数 (VIs) 和 8 个纹理特征采用多元线性回归构建马铃薯地上生物量估算模型,为马铃薯地上生物量的估算提供了参考。WANG 等^[8]基于无人机 RGB 影像构建 VIs 以多元分析和机器学习算法构建模型,评估了光谱参数估算水稻地上生物量的可能。ZHENG 等^[9]评估了无人机 RGB 影像的 VIs 估算水稻氮素的性能,为作物氮素实时决策提供了有用信息。QIU 等^[10]获取了水稻各个生育期的 RGB 影像并构建 VIs,采用 6 种机器学习算法估算水稻氮营养指数,结果表明将无人机 RGB 影像与机器学习算法相结合可以快速无损地监测水稻氮营养指数。LU 等^[11]利用 RGB 影像计算的光谱 VIs 对水稻植株钾积累量有较强的预测能力,VIs 融合纹理信息可以提高估算水稻植株钾积累量的能力。

以上研究表明采用光谱信息监测作物理化参数可以取得良好效果,但是 RGB 影像提供的光谱信息有限,仅利用光谱信息无法完全发挥 RGB 影像空间分辨率高的优势。RGB 影像包含丰富的形态学信息,如株高和覆盖度等,形态学参数在一定程度上能

够反映作物生长状况和营养情况。有学者尝试从 RGB 影像中提取形态学参数结合光谱信息监测作物理化参数,并取得一定进展。如樊意广等^[12]从 RGB 影像中提取马铃薯的株高结合冠层光谱特征采用机器学习方法构建关键生育期的马铃薯植株氮含量估算模型,结果表明基于 RGB 影像提取的株高与实测株高具有较高的拟合性,光谱特征结合株高可以提高估算马铃薯植株氮含量的精度。刘杨等^[13]将株高和 VIs 作为估算马铃薯地上生物量的输入参数,采用多元线性回归、支持向量机 (Support vector machine, SVM) 和人工神经网络构建马铃薯多生育期的估算模型。结果表明,以 VIs 融合株高利用多元线性回归估算马铃薯地上生物量精度最高。FAN 等^[14]基于无人机 RGB 影像提取了马铃薯株高、覆盖度和冠层体积,结合光谱信息有效估算了马铃薯植株氮含量。

本研究基于无人机遥感平台搭载 RGB 传感器获取马铃薯不同生育期的冠层影像,提取马铃薯冠层光谱特征和 FVC,结合实测马铃薯 LKC,利用 SVM、Lasso 回归和岭回归 3 种方法估算马铃薯 LKC。

1 材料与方法

1.1 实验设计

本研究的田间实验于 2019 年 4—7 月在北京市小汤山镇的国家精准农业研究示范基地开展。实验设置氮肥处理 (N 区)、密度处理 (P 区) 和钾肥处理 (K 区),每种处理 3 个重复。N 区设置 4 种氮素处理水平 (N0: 0 kg/hm²; N1: 244.65 kg/hm²; N2: 489.15 kg/hm²; N3: 733.5 kg/hm²), P 区设置 3 种密度处理水平 (T0: 60 000 株/hm²; T1: 72 000 株/hm²; T2: 84 000 株/hm²), K 区设置 3 种钾肥处理水平 (K0: 0 kg/hm²; K1: 970 kg/hm²; K2: 1 941 kg/hm²), 马铃薯品种选择 Z1 (中薯 5) 和 Z2 (中薯 3), 氮肥选择尿素。共 48 个小区 (图 1), 每个小区面积为 32.5 m²。

1.2 无人机 RGB 影像获取与预处理

本研究采用大疆精灵 4 系列无人机作为遥感平台,在马铃薯生长的块茎形成期 (S1, 2019 年 5 月 28 日)、块茎增长期 (S2, 2019 年 6 月 10 日) 和淀粉积累期 (S3, 2019 年 6 月 20 日) 对实验区域进行低空飞行拍摄获取数码影像数据。无人机配置了高精度的定位系统,获得高精度的研究区位置信息。为了减少光照变化对图像的影响,选择在 12:00—14:00 的无云天气进行飞行作业。无人机飞行高度 20 m, 航向重叠和旁相重叠均为 85%, 每次飞行结束后检

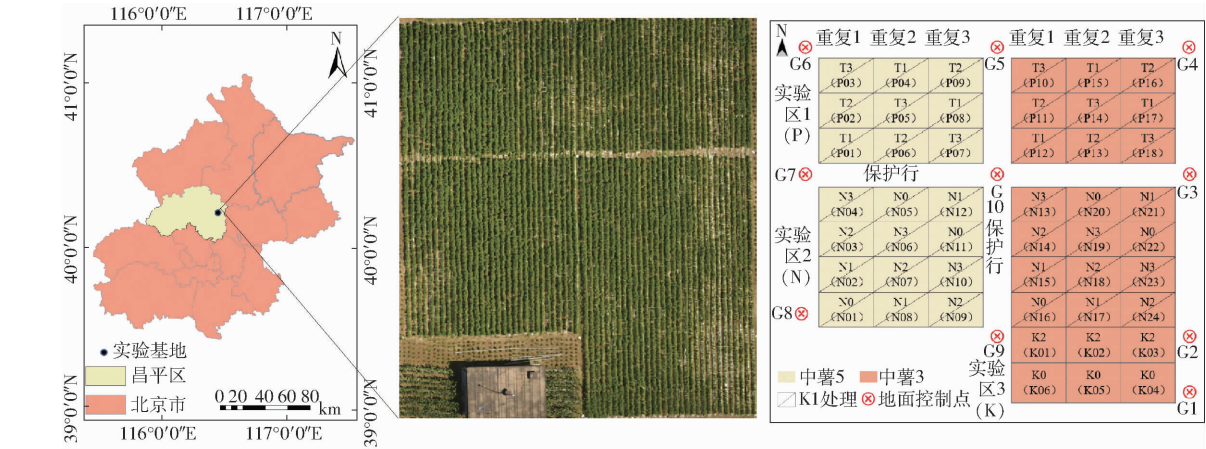


图 1 马铃薯田间位置及实验设计

Fig.1 Potato field location and experimental design

查数据是否完整。

对原始数码影像做以下预处理:首先剔除姿态角异常的影像;然后,利用 Agisoft PhotoScan Professional 软件,输入筛选后的影像进行影像对齐;接着基于对齐后的影像生成点云,并构建网格和纹理;最后输出正射影像(DOM)为 TIFF 格式。影像拼接完成后导入 ArcGIS 软件形成每个小区的矢量文件,最后利用 ENVI 5.3 提取马铃薯冠层光谱放射率构建 VIs。无人机 RGB 影像预处理流程如图 2 所示。

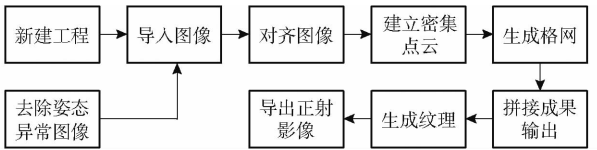


图 2 无人机 RGB 影像预处理流程图

Fig.2 Flowchart of UAV RGB image preprocessing

1.3 地面数据获取

如图 3 所示,在马铃薯 S1、S2 和 S3 生育期,采集无人机影像后,首先在每个实验小区选择 3 株代表性样本分离茎和叶,然后在 105℃ 条件下干燥



图 3 地面数据获取示意图

Fig.3 Schematic of ground data acquisition

30 min 杀青,接着在 80℃ 下干燥 48 h 直至质量恒定。最后称量各器官干质量,利用 iCAP6300 型电感耦合等离子体发射光谱仪测定样品中的钾含量。

1.4 光谱指数选取

已有的研究表明,VIs 能够很好地表示作物中的理化参数。本研究基于马铃薯生育期 S1、S2 和 S3 获得的正射影像,提取每个小区平均 R 、 G 、 B 值, R 、 G 、 B 分别表示红、绿、蓝波段。并归一化后得到 r 、 g 、 b 值。选出 24 个能很好反映作物 LKC 的 VIs,见表 1。

表 1 本研究所用 VIs

Tab.1 Vegetation indices used

VIs	表达式	VIs	表达式	文献序号
R		修正红绿植被指数 (MGRVI)	$(g^2 - r^2)/(g^2 + r^2)$	[12]
G		红绿蓝植被指数 (RGBVI)	$(g^2 - br)/(g^2 + br)$	[12]
B		归一化差异植被指数 (NDI)	$(r - g)/(r + g + 0.01)$	[12]
r	$R/(R + G + B)$	地平面影像指数 (GLA)	$(2g - r + b)/(2g + r + b)$	[12]
g	$G/(R + G + B)$	彩色植被指数 (CIVE)	$0.441r - 0.881g - 0.385b + 18.78745$	[12]
b	$B/(R + B + G)$	$(g - b)/(r - g)$	$(g - b)/(r - g)$	[12]
$g + b$		超绿指数 (EXG)	$2g - b - r$	[11]
$g - b$		超红指数 (EXR)	$1.4r - g$	[11]
$r - b$		超红绿指数 (EXGR)	$EXG - EXR$	[11]
$r + b$		归一化差分指数 (IKAW)	$(r - b)/(r + b)$	[11]
r/g		红绿植被指数 (GRVI)	$(g - r)/(g + r)$	[11]
$(r - g - b)/(r + g)$		大气阻抗植被指数 (VARI)	$(g - r)/(g + r - b)$	[11]

1.5 不同生育期马铃薯 FVC 提取

本研究分别基于地面数码图像和无人机 RGB 影像提取马铃薯各生育期的 FVC,并将地面数码图片提取的结果作为 FVC 的实测值,验证无人机提取的结果^[15-16]。地面数码图像 FVC 根据文献[16-17]方法进行提取,首先是基于色调-饱和度-亮度 (Hue - saturation - intensity, HSI) 颜色空间对测试区域进行变换,然后利用 EXG 对 HSI 处理的结果进行绿色植被处理。最后将植被像素数除以总像素数作为马铃薯 FVC 实测值。基于无人机 RGB 影像的 FVC 提取的基本过程包括:首先计算出每个生育期的 EXG 指数。然后利用双峰法确定区分植被和土壤混合像元,最后,将每个样地内植被像素数与总像素数的比值作为基于无人机提取的 FVC 值。3 个生长阶段 FVC 提取阈值分别是 0.35、0.24 和 0.32。

1.6 数据分析方法

数据分析方法为 SVM、Lasso 回归 (Least absolute shrinkage and selection operator, Lasso) 和岭回归。将 32 个小区的数据 (重复 1 和重复 3) 作为建模集构建马铃薯 LKC 的估算模型,将 16 个小区的数据 (重复 2) 作为验证集,验证模型精度。对于回归问题,SVM 可以用来拟合一个边界超平面,以尽量减小预测误差,SVM 通过选择合适的核函数,可以适应不同的数据类型,包括非线性数据,它具有较强的泛化能力,可以有效处理小样本数据,还可以通过调整超参数,平衡模型的偏差和方差。Lasso 回归通过引入 L1 正则化项来对损失函数进行修正,从

而在估计回归系数时实现特征选择和系数收缩。Lasso 可以用于特征选择,有助于识别并忽略不相关或不重要的特征,通过正则化项,可以防止过拟合问题。岭回归通过引入 L2 正则化项来修正损失函数,限制权重参数的大小来防止过拟合。岭回归的目标是最小化损失函数和 L2 正则化项之和。岭回归可以有效地处理多重共线性问题,当特征之间存在高度相关性时,可以提高模型的稳定性。对于特征较多的数据集,可以防止过拟合,提高泛化能力。另外,岭回归调整正则化参数相对容易。

1.7 模型评价指标

为了对模型预测的准确性进行评估,选取决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 作为模型评价指标。

2 结果与分析

2.1 马铃薯植被覆盖度提取

基于地面数码图像和基于无人机 RGB 影像提取的 S1、S2 和 S3 的 FVC 进行了拟合分析,评估了基于无人机 RGB 影像提取 FVC 的准确性,结果如图 4 所示。S1 阶段的 FVC 值主要分布在 0.6 ~ 0.8 之间,S2 和 S3 阶段则集中在 0.4 ~ 0.8 之间。提取的 FVC 值与测量 FVC 值之间的决定系数 R^2 分别为 0.83、0.81 和 0.78。RMSE 分别为 0.02、0.05 和 0.08,这表明基于无人机 RGB 影像提取的马铃薯 FVC 精度较高,可以用于作物理化参数的估算。

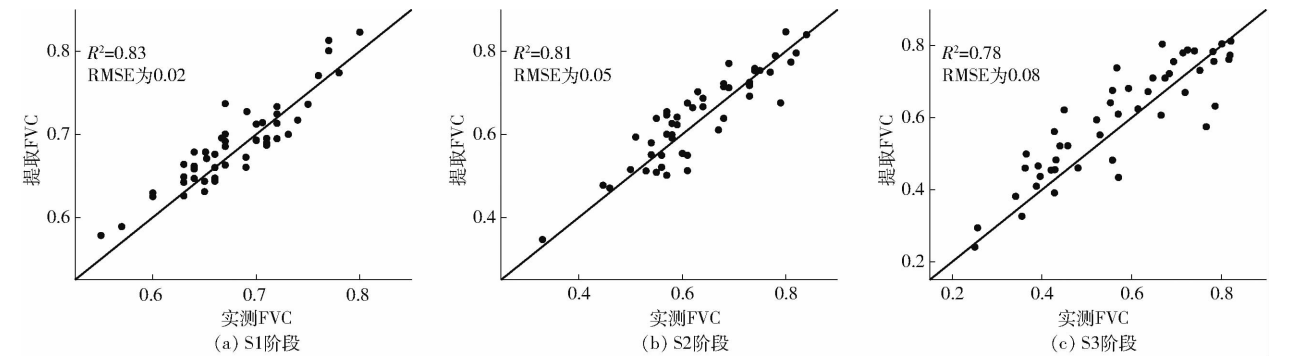


图 4 不同生育期马铃薯 FVC 拟合分析
Fig. 4 FVC fitting analysis of potato at different fertility stages

2.2 相关性分析

将马铃薯 3 个生育期构建的 VIs 与每个生育期实测马铃薯 LKC 进行相关性分析,分别得到不同生育期 VIs 与马铃薯 LKC 的分析结果,如表 2 所示。S1 阶段 $r - b$ 、IKAW 和 $(g - b)/(r - g)$ 与马铃薯 LKC 表现不显著相关,其余 VIs 均与马铃薯 LKC 表现显著性相关。与马铃薯 LKC 相关系数绝对值最大的前 5 个 VIs 分别是 $(r - g - b)/(r + g)$ 、 r 、 $g + b$ 、

GLA 和 CIVE, 相关系数绝对值分别为 0.83、0.82、0.82、0.78 和 0.74,均达到 0.01 相关水平。S2 阶段 G 和 $(g - b)/(r - g)$ 与马铃薯 LKC 不显著相关,其余 VIs 均与马铃薯 LKC 表现 0.01 水平显著性相关,与马铃薯 LKC 相关系数绝对值最大的前 6 个 VIs 分别是 GLA、CIVE、EXR、MGRVI、GRVI 和 NDI,相关系数绝对值分别为 0.81、0.79、0.78、0.76 和 0.76。S3 阶段 $r - b$ 与马铃薯 LKC 为不显著相关, G

表 2 马铃薯 3 个生育期的 VIs 与 LKC 相关系数

Tab.2 Correlation coefficient between vegetation index and LKC in three growth periods of potato

VIs	S1 相关系数	S1,95% 置信区间	S2 相关系数	S2,95% 置信区间	S3 相关系数	S3,95% 置信区间
<i>R</i>	-0.53**	(-0.70,-0.30)	-0.52**	(-0.86,-0.29)	-0.76**	(-0.86,-0.61)
<i>G</i>	-0.29*	(-0.53,-0.01)	-0.16	(-0.45,0.12)	-0.36*	(-0.58,-0.09)
<i>B</i>	-0.44**	(-0.64,-0.18)	-0.54**	(-0.89,-0.32)	-0.65**	(-0.79,-0.45)
<i>r</i>	-0.82**	(-0.89,-0.70)	-0.75**	(-1.26,-0.69)	-0.72**	(-0.83,-0.55)
<i>g</i>	0.61**	(0.40,0.76)	0.70**	(0.58,1.15)	0.62**	(0.41,0.77)
<i>b</i>	-0.34*	(-0.56,-0.07)	-0.59**	(-0.96,-0.39)	-0.48**	(-0.67,-0.23)
<i>g+b</i>	0.82**	(0.7,0.89)	0.75**	(0.69,1.26)	0.72**	(0.55,0.83)
<i>g-b</i>	0.52**	(0.28,0.70)	0.65**	(0.49,1.06)	0.57**	(0.35,0.73)
<i>r-b</i>	0.27	(-0.01,0.51)	0.42**	(0.16,0.73)	0.13	(-0.15,0.39)
<i>r+b</i>	-0.61**	(-0.76,0.40)	-0.70**	(-1.15,-0.58)	-0.62**	(-0.77,-0.41)
<i>r/g</i>	-0.71**	(-0.83,-0.54)	-0.75**	(-1.26,-0.69)	-0.68**	(-0.81,-0.50)
EXG	0.61**	(0.40,0.76)	0.70**	(0.58,1.15)	0.62**	(0.41,0.77)
EXR	-0.73**	(-0.84,-0.57)	-0.78**	(-1.33,-0.76)	-0.69**	(-0.81,-0.51)
EXGR	0.69**	(0.51,0.81)	0.75**	(0.69,1.26)	0.67**	(0.48,0.80)
IKAW	0.08	(-0.20,0.35)	0.53**	(0.30,0.88)	0.35*	(0.08,0.57)
GRVI	0.71**	(0.54,0.83)	0.76**	(0.71,1.28)	0.68**	(0.50,0.81)
VARI	0.72**	(0.55,0.83)	0.75**	(0.69,1.26)	0.68**	(0.50,0.81)
$(r-g-b)/(r+g)$	-0.83**	(-0.90,-0.72)	-0.55**	(-0.90,-0.33)	-0.70**	(-0.82,-0.52)
MGRVI	0.71**	(0.54,0.83)	0.76**	(0.71,1.28)	0.68**	(0.50,0.81)
RGBVI	0.56**	(0.33,0.73)	0.67**	(0.52,1.10)	0.60**	(0.39,0.75)
NDI	-0.71**	(-0.83,-0.54)	-0.76**	(-1.28,-0.71)	-0.68**	(-0.81,-0.50)
GLA	0.78**	(0.64,0.87)	0.81**	(0.84,1.41)	0.71**	(0.54,0.83)
CIVE	-0.74**	(-0.84,-0.58)	-0.79**	(-1.36,-0.79)	-0.69**	(-0.81,-0.51)
$(g-b)/(r-g)$	-0.17	(-0.43,0.11)	-0.22	(-0.51,0.06)	-0.42**	(-0.63,-0.16)
FVC	0.71**	(0.54,0.83)	0.62**	(0.44,1.01)	0.56**	(0.33,0.73)

注：* 表示 0.05 水平显著性相关，** 表示 0.01 水平显著性相关，置信区间大于 0 则表示正相关，置信区间小于 0 则表示负相关，其他表示不相关。

和 IKAW 表现为 0.05 水平显著性相关,其余 VIs 与马铃薯 LKC 均表现为 0.01 水平显著性相关,与马铃薯 LKC 相关系数绝对值最大的前 5 个 VIs 分别是 *R*、*r*、*g+b*、GLA 和 $(r-g-b)/(r+g)$,相关系数绝对值分别为 0.76、0.72、0.72、0.71 和 0.70。基于无人机 RGB 影像提取马铃薯 3 个生育期的 FVC 与 LKC 相关系数绝对值分别为 0.71、0.62 和 0.56,均达到 0.01 水平显著性相关。与 VIs 相比马铃薯 3 个生育期的 FVC 与 LKC 的相关系数绝对值与 VIs 相差不大,表明基于无人机 RGB 影像提取的马铃薯 FVC 估算 LKC 是可行的。

2.3 参数敏感性分析

基于方差方法对 SVM、Lasso 回归和岭回归进行参数敏感性分析,结果如图 5 所示。在 SVM 中核函数的一阶敏感性为 0.5,全局敏感性为 0.54,惩罚系数 *C* 的一阶敏感性为 0.45,全局敏感性为 0.49。Lasso 回归和岭回归参数一阶敏感性和全局敏感性都大于 0.5,Lasso 回归和岭回归对参数 alpha 都较为敏感。

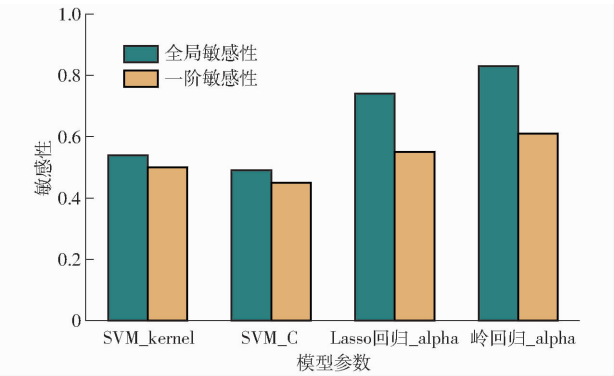


图 5 模型参数敏感性分析

Fig.5 Sensitivity analysis of model parameters

2.4 马铃薯 LKC 估算与验证

为探究马铃薯冠层光谱特征估算马铃薯 LKC 的效果,本研究根据相关性分析结果选择每个生育期与马铃薯 LKC 相关系数绝对值最高的前 5 个 VIs 分别采用 SVM、Lasso 回归和岭回归 3 种方法构建马铃薯 LKC 估算模型,建模和验证结果如表 3 和表 4 所示。综合表 3 和表 4 结果可知,3 个生育期不同建模方法建模 *R*² 范围为 0.60~0.71,验证 *R*² 范围

为 0.49~0.76,表明所选的 VIs 能在一定程度上反映马铃薯 LKC 状况。S1 阶段 SVM、Lasso 和岭回归建模 R^2 分别为 0.71、0.69 和 0.67, RMSE 分别为 0.35%、0.35% 和 0.63%;验证 R^2 分别为 0.76、0.75 和 0.73, RMSE 分别为 0.33%、0.36% 和 0.59%。S2 时期建模 R^2 分别为 0.70、0.68 和 0.61, RMSE 分别为 0.39%、0.40% 和 0.65%;验证 R^2 分别为 0.66、0.64 和 0.51, RMSE 分别为 0.36%、0.35% 和 0.52%。S3 阶段建模 R^2 分别为 0.68、0.64 和 0.60, RMSE 分别为 0.27%、0.30% 和 0.33%;验证 R^2 分别为 0.64、0.61 和 0.49, RMSE 分别为 0.34%、0.36% 和 0.31%。3 个生育期建模和验证的结果表明每种方法在 S1 和 S2 阶段的估算效果优于 S3 阶段。对比 SVM、Lasso 和岭回归 3 种建模方法,每个生育期均为 SVM 和 Lasso 估算效果优于岭回归。

表 3 3 个生长阶段 3 种方法马铃薯 LKC 估算结果对比

Tab.3 Comparison of potato LKC estimation results of three methods in three growth periods							
生育期	变量	SVM		Lasso		岭回归	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
S1	VIs	0.71	0.35	0.69	0.35	0.67	0.63
	VIs + FVC	0.74	0.34	0.73	0.33	0.71	0.35
S2	VIs	0.70	0.39	0.68	0.40	0.61	0.65
	VIs + FVC	0.76	0.33	0.72	0.35	0.69	0.38
S3	VIs	0.68	0.27	0.64	0.30	0.60	0.33
	VIs + FVC	0.71	0.26	0.65	0.28	0.68	0.30

表 4 3 个生长阶段 3 种方法马铃薯 LKC 验证结果对比

Tab.4 Comparison of potato LKC verification results of three methods in three growth periods							
生育期	变量	SVM		Lasso		岭回归	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
S1	VIs	0.76	0.33	0.75	0.36	0.73	0.59
	VIs + FVC	0.79	0.31	0.77	0.33	0.75	0.50
S2	VIs	0.66	0.36	0.64	0.35	0.51	0.52
	VIs + FVC	0.73	0.34	0.66	0.34	0.65	0.43
S3	VIs	0.64	0.34	0.61	0.36	0.49	0.31
	VIs + FVC	0.71	0.32	0.65	0.37	0.52	0.31

为探究 VIs 结合提取的 FVC 能否提高估算马铃薯 LKC 的效果,以相关系数绝对值前 5 的 VIs 结合提取的 FVC 作为输入变量,分别采用 SVM、Lasso 回归和岭回归 3 种方法构建马铃薯 LKC 估算模型,建模和验证结果如表 3 和表 4 所示。由表 3 和表 4 可知,3 个生育期不同建模方法建模 R^2 范围为 0.68~0.76,验证 R^2 范围为 0.52~0.79。S1 阶段 SVM、Lasso 和岭回归建模 R^2 分别为 0.74、0.73 和

0.71, RMSE 分别为 0.34%、0.33% 和 0.35%;验证 R^2 分别为 0.79、0.77 和 0.75, RMSE 分别为 0.31%、0.33% 和 0.50%。S2 阶段建模 R^2 分别为 0.76、0.72 和 0.69, RMSE 分别为 0.33%、0.35% 和 0.38%;验证 R^2 分别为 0.73、0.66 和 0.65, RMSE 分别为 0.34%、0.34% 和 0.43%。S3 阶段建模 R^2 分别为 0.71、0.65 和 0.68, RMSE 分别为 0.26%、0.28% 和 0.30%;验证 R^2 分别为 0.71、0.65 和 0.52, RMSE 分别为 0.32%、0.37% 和 0.31%。3 个生育期建模和验证的结果表明每种方法 S1 和 S2 的估算效果优于 S3。对比 3 种不同的机器学习建模方法可知,每个生育期均为 SVM 和 Lasso 估算精度高于岭回归的估算精度。这与仅用 VIs 建模估算马铃薯 LKC 结果一致。对比不同生育期 3 种方法以 VIs 和 VIs 结合提取的 FVC 为输入变量建模和验证的结果可知,3 个生育期利用同种建模方法, VIs 结合提取的 FVC 作为输入变量估算 LKC 的效果优于仅用 VIs 建模估算马铃薯 LKC 的效果。S1、S2、S3 阶段 VIs 和 VIs 结合提取的 FVC 利用 SVM 估算马铃薯 LKC 的建模和验证效果如图 6 所示。

3 讨论

3.1 马铃薯 FVC 提取

为探究 FVC 结合冠层光谱估算马铃薯理化参数的潜力,本研究提取了马铃薯 3 个关键生育期的 FVC。基于无人机遥感平台搭载 RGB 传感器具有操作灵活和空间分辨率高的优势^[18-20],因此能够实现较高精度地提取马铃薯 FVC。本研究基于地面数码图像和无人机 RGB 影像提取了马铃薯 3 个生育期的 FVC,从图 4 可以看出,3 个生长阶段提取的马铃薯 FVC 拟合精度较高,可以用于马铃薯 LKC 的估算,其中 S1、S2 阶段提取的马铃薯 FVC 效果优于 S3 阶段。原因在于 S1 阶段马铃薯养分主要用于营养生长,马铃薯叶片逐渐变大;S2 阶段是马铃薯营养生长和生殖生长同时进行的阶段,此时马铃薯叶片生长最为旺盛,此时叶片达到鼎盛时期,这两个阶段提取的马铃薯 FVC 受混合像元的影响较小,拟合精度较高;S3 阶段是生殖生长阶段,该阶段马铃薯叶片营养不断向地下传输导致叶片变黄或枯萎,此时提取的马铃薯 FVC 受土壤背景影像和杂草影响较大,导致拟合精度低于前两个生育期。图 4 结果表明基于无人机 RGB 影像提取的马铃薯 FVC 能够有效反映马铃薯生长状况,可以用于估算马铃薯 LKC。

3.2 基于 VIs 估算的马铃薯 LKC

基于无人机 RGB 影像提取了马铃薯冠层光谱

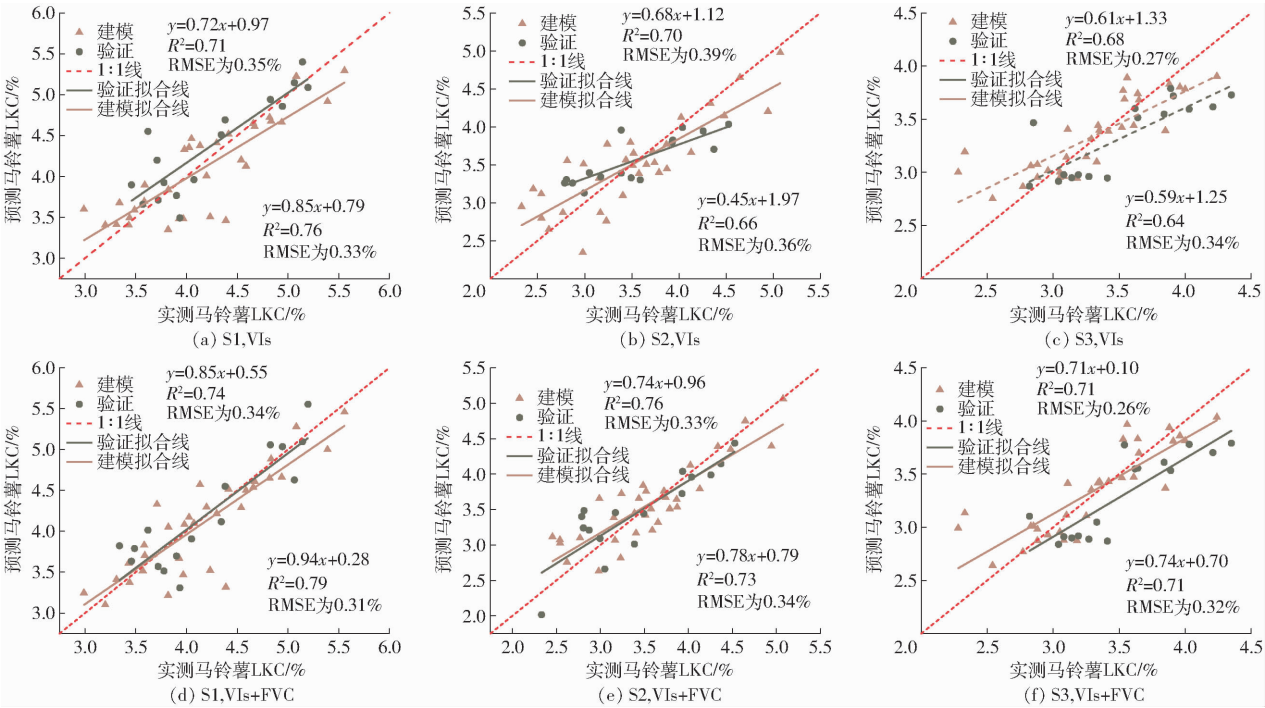


图 6 不同生育期 SVM 建模和验证效果

Fig. 6 SVM modeling and validation effects at different fertility stages

构建 VIs 并与马铃薯 LKC 做相关性分析,相关性分析结果如表 2 所示。结果表明大部分 VIs 与马铃薯 LKC 的相关性达到 0.01 显著水平,表明使用 VIs 估算马铃薯 LKC 是可行的,大多数 VIs 与马铃薯 LKC 相关系数绝对值在 S1、S2 阶段高于 S3 阶段。3 个生育期分别选取相关系数绝对值前 5 的 VIs 构建马铃薯 LKC 估算模型,结果如表 3 和表 4 所示。与表 2 相关性分析结果相似,在前 2 个生育期的估算效果优于第 3 个生育期。这是因为在 S1、S2 阶段马铃薯以营养生长为主,这 2 个生育期马铃薯茎叶不断生长,此时提取的冠层光谱受土壤等混合像元影响较小,更能反映马铃薯营养状况,S3 阶段由于地上营养不断向地下输送,导致马铃薯植株开始死亡,此时土壤背景裸露,导致提取的冠层光谱不能很好地反映马铃薯 LKC 的变化,此外,后期受光谱饱和的影响会导致冠层光谱对马铃薯 LKC 的变化不敏感,这些原因都会使 S1、S2 阶段的 VIs 估算马铃薯 LKC 的效果优于 S3 阶段。本研究结果与 LU 等^[21]估算水稻植株积累量相比精度偏低,这是因为使用高光谱传感器可以获取更多与钾相关的光谱信息,而 RGB 传感器获取的波段数目有限,此外,利用非负分解矩阵可以增强植被的红、绿和红边特征,有效缓解土壤等混合像元的影响。

3.3 VIs 结合 FVC 估算马铃薯 LKC

作物形态学参数如 FVC 已被广泛应用于估算作物理化参数^[22],然而,不同生育期 FVC 与马铃薯 LKC 的响应关系尚不明确。由表 3 可知,从 S1 到

S3 基于无人机 RGB 影像提取的 FVC 与马铃薯 LKC 的相关性逐渐降低,这是因为 S1 阶段马铃薯生长状况与营养状况关系最密切,FVC 提取精度较高更能反映马铃薯 LKC。现有结果表明,VIs 和 FVC 都可以反映马铃薯营养状况,由表 3 和表 4 可知,与单独使用 VIs 相比,VIs 结合 FVC 可以提高不同生育期估算马铃薯 LKC 的精度。其原因是 VIs 和 FVC 结合了马铃薯的营养信息和形态信息,能够更好地表示马铃薯的生长状况^[14]。本研究与马彦鹏等^[23]基于无人机 RGB 影像融合马铃薯冠层光谱和纹理特征估算马铃薯植株钾含量不同之处在于,本研究首先基于马铃薯 3 个生长阶段的 RGB 影像提取马铃薯 FVC,然后将 VIs 与提取的 FVC 相结合利用 SVM、Lasso 回归和岭回归构建了马铃薯 LKC 的估算模型,探究了光谱特征和 FVC 对马铃薯 LKC 的影响。FVC 可以直接反映马铃薯生长的茂密程度,而纹理特征反映了马铃薯冠层特定窗口大小和方向下相邻像素之间的灰度变化。另外,近红外和红边波段对作物冠层结构较为敏感,FVC 是影响冠层结构的主要因素,可以提供类似近红外和红边波段的信息^[24-25],这增强了 VIs 和马铃薯 LKC 之间的联系。

利用无人机遥感平台获取马铃薯 3 个关键生育期的 RGB 影像。并提取了精度较高的 FVC,结果表明 VIs 结合 FVC 可以提高估算马铃薯 LKC 的精度,既充分利用了 RGB 传感器空间分辨率高的优势,又避免了多元传感器之间可能存在的匹配误差,为高精度地估算马铃薯理化参数提供了一种新方法。本

研究仅用一年的观测数据进行建模和验证,后续将开展连续多年实验,此外,实验中可以采取除草等措施降低混合像元对提取冠层光谱和形态学参数的影响。

4 结论

(1)基于无人机遥感平台搭载 RGB 传感器可以获取高精度的马铃薯 FVC,3 个生育期 R^2 分别为

0.83、0.81 和 0.78, RMSE 分别为 0.02、0.05 和 0.08, 这为评估马铃薯生长状态提供了参考。

(2)仅使用 VIs 可以在一定程度上反映马铃薯 LKC 状况,但精度有待提高。

(3)VIs 与提取的 FVC 相结合可以提高估算马铃薯 LKC 的精度。这为无人机遥感平台监测作物生长和钾素营养状况,提高精准农业决策管理水平提供了参考。

参 考 文 献

[1] 卢肖平. 马铃薯主粮化战略的意义、瓶颈与政策建议[J]. 华中农业大学学报(社会科学版), 2015(3): 1-7.
LU Xiaoping. Strategy of potato as staple food: significance, bottlenecks and policy suggestions[J]. Journal of Huazhong Agricultural University (Social Science Edition), 2015(3): 1-7. (in Chinese)

[2] 卢茗. 钾肥施用量对马铃薯产量和品质的影响[J]. 中国农业文摘——农业工程, 2022, 34(5): 44-47.

[3] 张茹艳, 张卫娜, 康益晨, 等. 钾素对马铃薯组培苗生长及生理生化特性的影响[J]. 甘肃农业大学学报, 2021, 56(2): 61-67.
ZHANG Ruyan, ZHANG Weina, KANG Yichen, et al. Effects of potassium on growth properties, physicochemical characteristics of potato tissue cultured seedlings[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2021, 56(2): 61-67. (in Chinese)

[4] 樊意广, 冯海宽, 刘杨, 等. 基于无人机成像高光谱估算马铃薯植株氮含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(5): 1524-1531.
FAN Yiguang, FENG Haikuan, LIU Yang, et al. Estimation of potato plant nitrogen content based on UAV hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(5): 1524-1531. (in Chinese)

[5] 陈鹏, 冯海宽, 李长春, 等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(11): 63-74.
CHEN Peng, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Estimation of chlorophyll content in potato using fusion of texture and spectral features derived from UAV multispectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(11): 63-74. (in Chinese)

[6] 李天驰, 冯海宽, 田坤云, 等. 基于 PROSAIL 模型和无人机高光谱数据的冬小麦 LAI 反演[J]. 麦类作物学报, 2022, 42(11): 1408-1418.
LI Tianchi, FENG Haikuan, TIAN Kunyun, et al. Retrieval of winter wheat leaf area index by PROSAIL model and hyperspectral data[J]. Journal of Wheat Crops, 2022, 42(11): 1408-1418. (in Chinese)

[7] 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)

[8] WANG Z, MA Y, CHEN P, et al. Estimation of rice aboveground biomass by combining canopy spectral reflectance and unmanned aerial vehicle-based red green blue imagery data[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 903643.

[9] ZHENG H, CHENG T, LI D, et al. Evaluation of RGB, color-infrared and multispectral images acquired from unmanned aerial systems for the estimation of nitrogen accumulation in rice[J]. Remote Sensing, 2018, 10(6): 824.

[10] QIU Z, MA F, LI Z, et al. Estimation of nitrogen nutrition index in rice from UAV RGB images coupled with machine learning algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106421.

[11] LU J, EITEL J U, ENGELS M, et al. Improving unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 104: 102592.

[12] 樊意广, 冯海宽, 刘杨, 等. 基于冠层光谱特征和株高的马铃薯植株氮含量估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 202-208, 294.
FAN Yiguang, FENG Haikuan, LIU Yang, et al. Estimation of potato plant nitrogen content based on canopy spectral characteristics and plant height[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 202-208, 294. (in Chinese)

[13] 刘杨, 黄珏, 孙乾, 等. 利用无人机数码影像估算马铃薯地上生物量[J]. 遥感学报, 2021, 25(9): 2004-2014.
LIU Yang, HUANG Jue, SUN Qian, et al. Estimation of aboveground biomass of potato using UAV digital imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2021, 25(9): 2004-2014. (in Chinese)

[14] FAN Y, FENG H, JIN X, et al. Estimation of the nitrogen content of potato plants based on morphological parameters and visible light vegetation indices[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 1012070.

paddy field[D]. Guangzhou:South China Agricultural University, 2019. (in Chinese)

[18] GENZE N, AJEKWE R, GÜRELI Z, et al. Deep learning-based early weed segmentation using motion blurred UAV images of sorghum fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107388.

[19] CAI Y, ZENG F, XIAO J, et al. Attention-aided semantic segmentation network for weed identification in pineapple field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107881.

[20] 亢洁,刘港,郭国法. 基于多尺度融合模块和特征增强的杂草检测方法[J]. 农业机械学报,2022,53(4):254–260.
KANG Jie, LIU Gang, GUO Guofa. Weed detection based on multi-scale fusion module and feature enhancement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(4):254–260. (in Chinese)

[21] RAZFAR N, TRUE J, BASSIOUNY R, et al. Weed detection in soybean crops using custom lightweight deep learning models[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2022, 8: 100308.

[22] 孟庆宽,张漫,杨晓霞,等. 基于轻量卷积结合特征信息融合的玉米幼苗与杂草识别[J]. 农业机械学报,2020,51(12):238–245,303.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YANG Xiaoxia, et al. Recognition of maize seedling and weed based on light weight convolution and feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(12):238–245,303. (in Chinese)

[23] 温德圣. 深度学习在复杂特征杂草识别中的研究与应用[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2021.
WEN Desheng. Research and application of deep learning in weed recognition of complex features[D]. Urumqi: Xinjiang University,2021. (in Chinese)

[24] 张社荣,欧阳乐颖,王超,等. 基于 DeepLabV3 + 的骨料图像自动分割算法[J]. 水利水电科技进展,2022,42(6):28–32,97.
ZHANG Sherong, OUYANG Leying, WANG Chao, et al. Automatic segmentation algorithm of aggregate image based on DeepLabV3 + [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022,42(6):28–32,97. (in Chinese)

[25] 刘子文,刘青山. 通用处方农作嵌入式 GIS 信息处理系统的研制[J]. 农业装备技术,2019,45(1):15–20.
LIU Ziwen, LIU Qingshan. On the development of embedded GIS information processing system for general prescription agriculture[J]. Agricultural Equipment & Technology, 2019,45(1):15–20. (in Chinese)

(上接第 233 页)

[15] LI X B, CHEN Y H, YANG H, et al. Improvement, comparison, and application of field measurement methods for grassland vegetation fractional coverage[J]. Journal of Integrative Plant Biology, 2005, 47(9): 1074–1083.

[16] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282–293.

[17] GITELSON A A, VINA A, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5): 1248.

[18] HOLMAN F H, RICHE A B, MICHALSKI A, et al. Highthroughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing[J]. Remote Sensing, 2016, 8(12):1031.

[19] LI W, NIU Z, CHEN H, et al. Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. Ecological Indicators, 2016, 67: 637–648.

[20] NIU Y, ZHANG L, ZHANG H, et al. Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11):1261.

[21] LU J, LI W, YU M, et al. Estimation of rice plant potassium accumulation based on non-negative matrix factorization using hyperspectral reflectance[J]. Precision Agriculture, 2021, 22: 51–74.

[22] 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 and Geoinformation, 2015, 39:79–87.

[23] 马彦鹏,边明博,樊意广,等. 基于无人机 RGB 影像的马铃薯植株钾含量估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 196–203,233.
MA Yanpeng, BIAN Mingbo, FAN Yiguang, et al. Estimation of potassium content of potato plants based on UAV RGB images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 196–203,233. (in Chinese)

[24] WAN L, CEN H, ZHU J, et al. Grain yield prediction of rice using multi-temporal UAV-based RGB and multispectral images and model transfer—a case study of small farmlands in the South of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 291(1):108096.

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