

利用无人机数码影像估算马铃薯地上生物量

刘杨^{1,2,3}, 黄珏¹, 孙乾^{2,3}, 冯海宽^{2,3*}, 杨贵军^{2,3}, 杨福芹⁴

1. 山东科技大学测绘科学与工程学院, 青岛, 266590;

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

3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 河南工程学院土木工程学院, 郑州 451191

摘要: 株高和地上生物量 (above-ground biomass, AGB) 是作物长势监测的重要指标, 因此快速获取这些信息对指导田间管理具有重要意义。本研究通过无人机搭载高清数码相机分别获取马铃薯 5 个生育期的影像数据, 地面实测株高 (height, H) 和 AGB 以及地面控制点 (ground control points, GCPs) 的三维空间坐标。首先, 利用试验区域的影像数据结合 GCP 的位置信息从生成的数字表面模型 (digital surface model, DSM) 中提取出马铃薯的株高 (Hdsm)。其次, 选取 26 种植被指数和 H、Hdsm 组成新的数据集与 AGB 作相关性分析, 筛选出相关性较高的前 7 个植被指数同 Hdsm 作为估算马铃薯 AGB 的输入参数。然后, 使用 MLR (multiple linear regression, MLR)、SVM (support vector machine, SVM) 和 ANN (artificial neural network, ANN) 方法分别基于植被指数、植被指数和 Hdsm 构建马铃薯多生育期 AGB 估算模型, 对不同估算模型进行比较分析, 从而选择出 AGB 估算的最佳模型。结果表明: 基于 DSM 提取的 Hdsm 与实测株高 H 高度拟合 ($R^2=0.86$, RMSE=6.36cm, NRMSE=13.42%); 各生育期基于 3 种回归技术均以植被指数融入 Hdsm 构建的模型精度最高, 估算能力最强; 各生育期利用 MLR 方法构建的 AGB 估算模型效果最佳, 其次为 SVM-AGB 估算模型, 而 ANN-AGB 估算模型效果最差。该研究可为马铃薯 AGB 快速、无损监测提供科学参考。

关键词: 无人机, 数码影像, 数字表面模型, 马铃薯, 株高, 地上生物量

中图分类号: S252

文献标志码: A

文章编号:

1 引言

地上生物量 (AGB) 是评估作物长势的关键指标, 和产量之间有着密不可分的联系, 其动态变化能够直接反映出作物的生长情况和营养状况 (Colomina and Molina, 2014; Yang 等, 2017)。因此, 精准高效地监测 AGB, 可以及时获悉作物长势状况和预估产量, 这对指导农业精细化管理具有重要的作用 (徐云碧, 2015)。而传统方法测量 AGB 需要消耗大量人力、物力和财力, 测定过程中往往对作物造成破坏, 且作业范围仅局限于小规模, 大面积作物 AGB 的估算难以实施 (Watanabe 等, 2017; Singh 等, 2017; 阎广建等, 2016; 陈仲新等, 2016)。

当前, 无人机遥感技术凭借应用灵活、操作简单、可获取高时空分辨率影像等优势, 在作物 AGB 监测方面得到广泛关注 (姚阔等, 2016)。无人机平台可搭载多种传感器 (如多光谱、高光谱和激光雷达), 但因其传感器价格昂贵, 制约了无人机遥感技术的应用 (Candiago 等, 2015; Potgieter 等, 2017; Yang 等, 2017; Yuan 等, 2017; Nie 等, 2016; Guo 等, 2017)。数码相机传感器虽然仅有 3 个波段, 但价格低廉、获取的影像分辨率较高、数据后续处理较为简单等特点, 使得能够作为一种性价比高的数据获取方式, 已经得到国内外许多学者的关注。陶惠林等 (2019) 基于无人机数码影像, 利用逐步回归、偏最小二乘和随机森林 3 种方法结合植被指数估算冬小麦 AGB, 结果表明逐步回归模型估算精度较高。Zhang 等 (2018) 基于无人机数码影像, 采用偏最小二乘、BP 神经网络、支持向量机和随机森林 4 种方法结合多种植被指数构建冬小麦 AGB 估算模型, 结果表明偏最小二乘法相比其他方法构建的模型效果更优。崔日鲜等 (2015) 基于无人机数码影像, 利用 BP 神经网络和多元线性回归技术结合植被指数估算冬小麦 AGB, 结果显示神经网络

收稿日期:

修订日期:

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41601346)

作者简介: 刘杨, 1994 年生, 男, 硕士研究生, 主要从事农业定量遥感研究, Email: liuyanghe810@163.com。

通讯作者: 冯海宽, 1982 年生, 男, 副研究员, 主要从事农业定量遥感研究, Email: fenghaikuan123@163.com。

AGB 估算模型优于多元线性回归模型。以上成果表明, 无人机数码影像能够很好的对作物 AGB 进行有效监测, 但存在一定的不足, 仅利用影像的光谱信息构建的植被指数估算 AGB, 模型精度容易达到饱和现象。针对这一问题, 一些学者通过引入与 AGB 相关的因子, 如作物株高, 来综合构建模型, 提高了作物 AGB 估算精度。如 Bendig 等 (2015) 基于无人机数码影像, 利用作物表面模型(crop surface model, CSM)提取大麦株高, 将提取株高与植被指数进行结合估算 AGB, 结果表明相较于单一植被指数模型, 融合指标模型精度更高。Yue 等 (2017) 通过偏最小二乘和随机森林 2 种方法, 基于 CSM 提取的作物株高与植被指数进行结合估算冬小麦 AGB, 结果表明加入株高能够解决模型出现的过早饱和问题。

综上所述, 通过不同的方法以不同变量可以较好地估算小麦和大麦等作物的 AGB, 然而, 马铃薯株型结构与上述作物明显不同, 其 AGB 从幼苗期到茎叶生长旺盛的块茎增长期持续上升, 而从生长后期的淀粉积累期, 地上叶片开始衰落, AGB 值总体开始下降, 整个生育期 AGB 值呈现先上升后下降的变化趋势, 故已有的研究方法是否适用于马铃薯作物长势监测, 还需要进一步验证。目前, 耦合无人机数码影像光谱信息和提取的株高信息开展马铃薯 AGB 估测研究鲜有报道, 因此, 本研究尝试利用 DSM 提取出马铃薯植株高度 Hdsm, 然后通过 3 种建模方法基于植被指数、植被指数结合 Hdsm 估算马铃薯 AGB, 对比分析各模型的适用性和估算能力, 寻求最佳估算因子和建模方法, 为小区域马铃薯 AGB 监测提供新的技术手段。

2 材料与方法

2.1 试验位置和试验方案

马铃薯试验区域位于北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地 (40°10'30"~40°10'35"N, 116°26'35"~116°26'40"E)。试验小区为完全随机试验设计, 采用 2 个马铃薯品种 (中薯 5 和中薯 3), 3 种不同条件的处理 (密度、氮素和钾肥), 每种条件处理重复 3 次, 总计 48 个小区, 各小区面积为 32.5m²。3 种密度处理 (T1、T2 和 T3)、4 种施氮处理 (N0、N1、N2 和 N3) 和 3 种钾肥处理 (K0、K1 和 K2) 具体详情分别见文献 (刘杨等, 2021), 其中种植密度和氮素试验区均为 K1 处理。试验小区周围均匀布控 11 个地面控制点, 通过 GPS 获取其三维空间位置信息用来准确生成马铃薯实验田的 DSM, 具体的试验方案见图 1 所示。

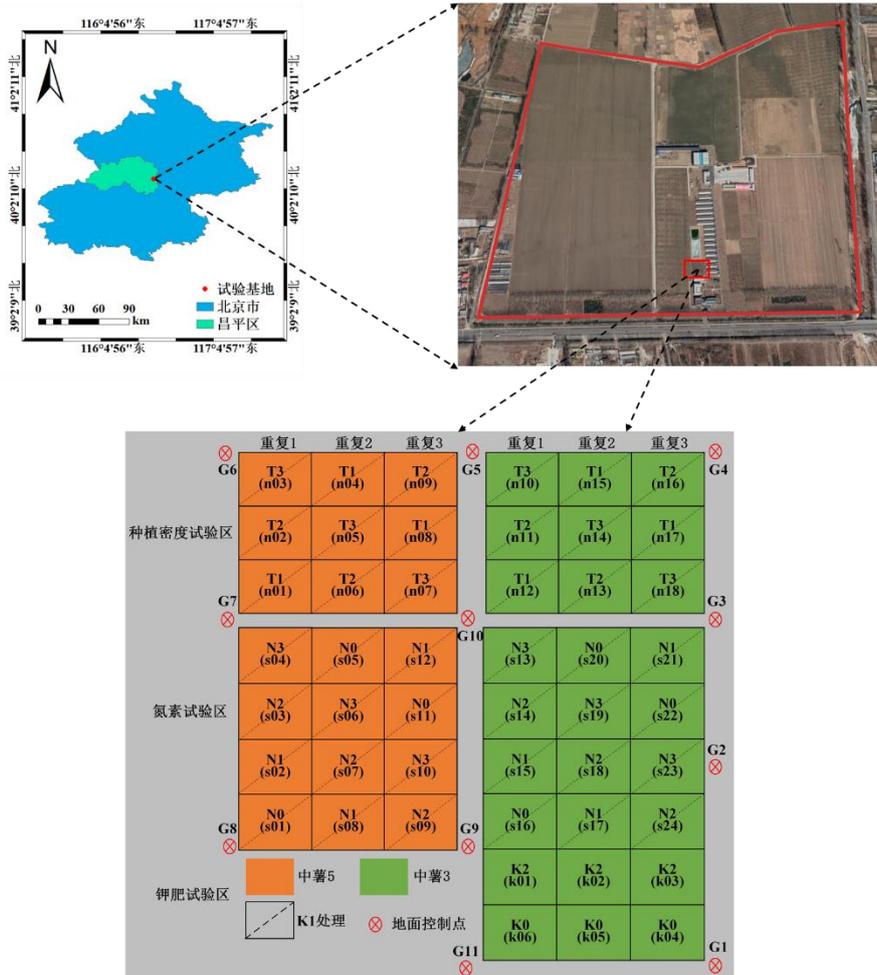


图 1 田间位置和试验设计

Fig.1 field location and experimental design

2.2 地面数据获取

分别于 2019 年 5~7 月获取马铃薯现蕾期、块茎形成期、块茎增长期、淀粉积累期和成熟期的地面实测 H 和 AGB 数据。马铃薯 H 和 AGB 的测量方式见文献 (刘杨等, 2021), 各生育期的 H 和 AGB 统计分析如表 1 所示。

表 1 马铃薯各生育期的株高和地上生物量统计分析

Table 1 Statistical analysis of plant height and above ground biomass in different growth stages of potato

| 生育期 | 理化参数 | 最大值 | 最小值 | 均值 | 标准差 | 变异系数 |
|-------|---------------------------|---------|--------|---------|--------|--------|
| 现蕾期 | H (cm) | 33.35 | 18.50 | 25.99 | 3.17 | 12.19% |
| | AGB (kg/hm ²) | 1174.10 | 341.70 | 899.98 | 171.01 | 19.00% |
| 块茎形成期 | H (cm) | 40.50 | 20.38 | 30.29 | 4.76 | 15.71% |
| | AGB (kg/hm ²) | 2156.91 | 378.30 | 1243.24 | 387.04 | 31.13% |
| 块茎增长期 | H (cm) | 40.88 | 20.42 | 27.72 | 5.20 | 18.75% |
| | AGB (kg/hm ²) | 3155.25 | 419.71 | 1786.63 | 573.24 | 32.09% |
| 淀粉积累期 | H (cm) | 40.35 | 15.12 | 25.78 | 5.15 | 19.97% |
| | AGB (kg/hm ²) | 2897.5 | 307.43 | 1293.84 | 438.85 | 33.92% |
| 成熟期 | H (cm) | 31.18 | 12.25 | 20.30 | 4.32 | 21.28% |

2.3 无人机影像数据获取及预处理

试验利用八旋翼电动无人机（单臂长 386mm，机身净重 4.2kg，最大载物重量 6kg，续航时间 15~20min）为遥感平台，分别获取裸土期（2019 年 4 月 20 日）至成熟期的高清数码影像。无人机搭载的高清数码相机型号为 Cyber-shot DSC-QX100，其主要参数为：尺寸为 62.5mm×62.5mm×55.5mm，质量 179g，2090 万像素 CMO 传感器，焦距 10mm（定焦拍摄）。选择晴朗无云的天气进行遥感作业，此时太阳光照强度稳定。无人机的飞行高度为 20m，航向和旁向重叠率均为 85%，影像分辨率约为 0.85cm。

影像获取后需要预处理，主要包括影像对齐、几何校正、生成密集点云、建立格网和空间纹理。影像拼接前，首先对无人机采集的数码影像进行筛选，去除姿态角异常，成像存在问题的影像。具体操作为：将挑选出的带有经纬度、高度、偏航角、俯仰角和旋转角共 6 种 POS 信息的每张数码影像和 11 个 GCPs 的三维坐标信息导入到 Agisoft PhotoScan Professional 软件中，还原影像拍摄时的姿态和空间位置并初步对齐照片；通过实测的 GCPs 位置信息重新优化照片对齐，完成影像的地形校正；基于具有精确空间位置属性的稀疏点云生成飞行区域的高密集点云；在建立密集点云的基础上，生成空间格网并建立纹理信息；生成马铃薯试验田的数字正射影像（digital orthophoto map, DOM）和数字表面模型（digital surface model, DSM）。其中，块茎增长期的 DOM 和 DSM 见图 2 所示。

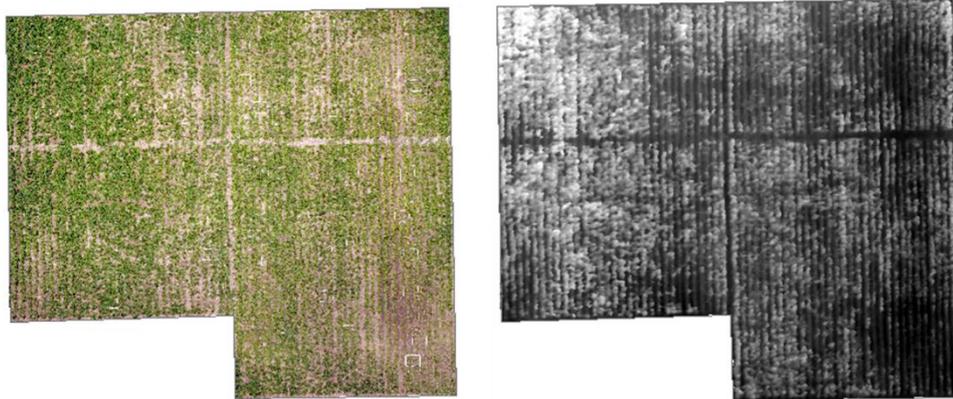


图 2 马铃薯块茎增长期的 DOM（左）和 DSM（右）

Fig.2 DOM (left) and DSM (right) in tuber grow period of potato

2.4 植被指数的选取

植被指数是通过不同波段组合的方式，用来增强植被信息的指示因子(汪小钦等, 2015; Cheng 等, 2001)。基于马铃薯试验田的 DOM，通过研究小区的矢量数据利用 ArcGIS 软件，提取出各小区马铃薯冠层红、绿、蓝波段的平均 DN（digital number, DN）值，将红、绿、蓝波段的 DN 值进行归一化处理，处理前 3 个波段的植被指数定义为 R、G、B，处理后得到的植被指数定义为 r、g、b。计算公示如下：

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

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

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

基于前人研究结果，选择具有潜在估测 AGB 能力的 20 种植被指数，加上本研究定义的 6 个，共计 26 种植被指数用来估算马铃薯各生育期 AGB，具体如表 2 所示。

表 2 与 AGB 相关的植被指数
Table2 Vegetation indices related to AGB

| 植被指数 | 公式 | 来源 |
|-----------------|--------------------------------------|---------------------|
| R | $R-R$ | 红波段 |
| G | $G-G$ | 绿波段 |
| B | $B-B$ | 蓝波段 |
| r | $r=R/(R+G+B)$ | 归一化后的红光波段 |
| g | $g=G/(R+G+B)$ | 归一化后的绿光波段 |
| b | $b=B/(R+G+B)$ | 归一化后的蓝光波段 |
| r/b | r/b | (何彩莲等, 2016) |
| g/b | g/b | (何彩莲等, 2016) |
| g/r | g/r | (何彩莲等, 2016) |
| r-b | $r-b$ | (何彩莲等, 2016) |
| r+b | $r+b$ | (何彩莲等, 2016) |
| g-b | $g-b$ | (何彩莲等, 2016) |
| $(r-b)/(r+b)$ | $(r-b)/(r+b)$ | (何彩莲等, 2016) |
| $(r-g-b)/(r+g)$ | $(r-g-b)/(r+g)$ | (何彩莲等, 2016) |
| EXG | $EXG=2g-b-r$ | (Som 等, 2018) |
| GRVI | $GRVI=(g-r)/(g+r)$ | (Bendig 等, 2015) |
| MGRVI | $MGRVI=(g^2-r^2)/(g^2+r^2)$ | (Bendig 等, 2015) |
| RGBVI | $RGBVI=(g^2-br)/(g^2+br)$ | (Bendig 等, 2015) |
| EXR | $EXR=1.4r-g$ | (裴浩杰等, 2017) |
| NDI | $NDI=(r-g)/(r+g+0.01)$ | (陶惠林等, 2019) |
| VARI | $VARI=(g-r)/(g+r-b)$ | (Gitelson 等, 2002) |
| EXGR | $EXGR=3g-2.4r-b$ | (Meyer 等, 2008) |
| WI | $WI=(g-b)/(r-g)$ | (Bendig 等, 2015) |
| CIVE | $CIVE=0.441r-0.881g+0.385b+18.78745$ | (Kataoka 等, 2003) |
| NGBDI | $NGBDI=(g-b)/(g+b)$ | (Kataoka 等, 2003) |
| GLA | $GLA=(2G-B-R)/(2G+B+R)$ | (Chianucci 等, 2016) |

2.5 数据分析方法

马铃薯株高的提取，将基于运动结构算法生成的各生育期 DSM 分别与裸土期 DSM 作差值运算，得到马铃薯作物高度模型，最终通过 ROI 工具利用 ArcGIS 软件基于各小区的矢量数据，分别计算统计出 5 个生育期各小区的马铃薯 Hdsm。

估算马铃薯各生育期 AGB 时，所选用的方法为 MLR、SVM 和 ANN。MLR 是回归建模过程中最为常用的方法，其能够利用 2 个及多个变量来解释因变量的变化，相比于只用一个自变量进行估计更有效。SVM 是一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器，主要分为线性和非线性向量机，通过核函数对训练数据集进行二元分类，使所有样本离超平面距离最小，从而拟合样本数据，达到预测目的。ANN 是对脑神经网络进行抽象信息化处理的一种运算模型，主要由输入层、隐藏层和输出层构成，通过不断地训练和学习输入的数据集来确定权值，最终选择传递函数对期望的结果进行输出。

本研究对各生育期选取 32 个样本数据(重复 1 和重复 2)作为建模集来构建 AGB 估算模型，剩余 16 个样本数据(重复 3)来验证模型效果。为了评估模型预测结果的可靠性，选用决定系

数 (coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和标准均方根误差 (normalized root mean square error, NRMSE) 作为精度评价指标。

3 结果与分析

3.1 马铃薯株高的监测

将马铃薯 5 个生育期提取的 240 个平均 Hdsm 与对应的实测 H 数据作拟合分析, 结果如图 3 所示。由图可知, 基于 DSM 提取的马铃薯株高 Hdsm 和实测株高 H 拟合的 R^2 达到了 0.86, NRMSE 为 13.42%, 说明结合 GCPs 基于 DSM 提取的株高方法可行。

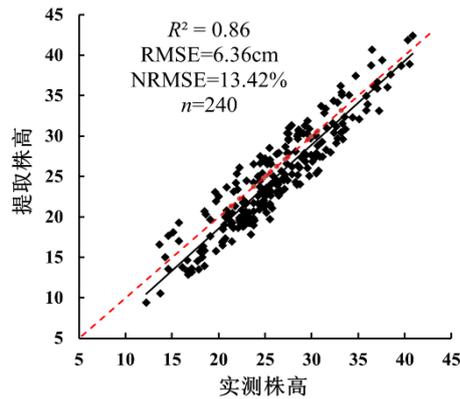


图 3 基于 DSM 提取的马铃薯株高和对应实测株高的对比

Fig.3 Comparison of height extracted from DSM and corresponding measured height of potato

3.2 马铃薯 AGB 估算

3.2.1 相关性分析

将马铃薯 5 个时期的植被指数、H 和 Hdsm 分别与马铃薯 AGB 作相关性分析, 其结果见表 3 所示。由表 3 可知, 相比不同生育期, 现蕾期, 除 WI 指数表现不相关外, 其余植被指数均与 AGB 呈现显著相关, 其中 g、b、g/b、r+b、g-b、EXG、RGBVI、CIVE、GLA9 个指数的相关性较高, 相关系数绝对值均达 0.7 以上, 而 g/b 相关系数绝对值最大, 为 0.729; 块茎形成期, 除 G、r/b、r-b、(r-b)/(r+b)、WI 指数表现不相关外, 其余植被指数均与 AGB 呈现显著相关, 其中 r、g、g/r、r+b、(r-g-b)/(r+g)、EXG、GRVI、MGRVI、EXR、NDI、VARI、EXGR、CIVE13 个指数的相关性较高, 相关系数绝对值均达 0.7 以上, 而 r 指数相关系数绝对值最大, 为 0.796; 块茎增长期, 除 G、WI 指数表现不相关外, 其余植被指数均与 AGB 呈现显著相关, 其中 g/r、GRVI、MGRVI、EXR、NDI、VARI、EXGR7 个指数的相关性较高, 相关系数绝对值均达 0.7 以上, 而 EXR 指数相关系数绝对值最大, 为 0.723; 淀粉积累期和成熟期, 除了个别指数不相关外, 其余指数均达到显著水平, 而淀粉积累期 B 指数相关性最高, 相关系数绝对值为 0.739; 成熟期 WI 指数相关性最高, 相关系数绝对值为 0.547, 但相较前 4 个生育期而言, 植被指数与 AGB 相关性系数绝对值普遍较低。5 个生育的 H 和 Hdsm 均与 AGB 达到极显著相关, 相关性均在块茎增长期达到最高, 其中 Hdsm 与 AGB 的相关性要高于 H。

表 3 马铃薯 5 个生育期的模型参数与 AGB 的相关系数

Table3 Correlation coefficient between model parameters and AGB of potato in five growth periods

| 模型参数 | 每个生育期的相关性 | | | | |
|---------------|-----------|----------|----------|----------|----------|
| | 现蕾期 | 块茎形成期 | 块茎增长期 | 淀粉积累期 | 成熟期 |
| R | -0.542** | -0.545** | -0.520** | -0.649** | 0.121 |
| G | -0.301* | -0.277 | -0.176 | -0.282* | -0.058 |
| B | -0.656** | -0.508** | -0.582** | -0.739** | 0.355* |
| r | 0.315* | -0.796** | -0.583** | -0.447** | -0.125 |
| g | 0.714** | 0.701** | 0.690** | 0.652** | -0.493** |
| b | -0.717** | -0.492** | -0.624** | -0.669** | 0.399** |
| r/b | 0.688** | 0.251 | 0.578** | 0.631** | -0.327* |
| g/b | 0.729** | 0.578** | 0.645** | 0.662** | -0.448** |
| g/r | 0.576** | 0.769** | 0.718** | 0.619** | -0.324* |
| r-b | 0.662** | -0.071 | 0.506** | 0.544** | -0.314* |
| r+b | -0.714** | -0.701** | -0.689** | -0.652** | 0.493** |
| g-b | 0.725** | 0.630** | 0.663** | 0.667** | -0.455** |
| (r-b)/(r+b) | 0.688** | 0.268 | 0.578** | 0.641** | -0.322* |
| (r-g-b)/(r+g) | 0.459** | -0.771** | -0.354* | -0.339* | -0.208 |
| EXG | 0.714** | 0.701** | 0.690** | 0.652** | -0.493** |
| GRVI | 0.577** | 0.763** | 0.719** | 0.616** | -0.329* |
| MGRVI | 0.577** | 0.762** | 0.719** | 0.616** | -0.329* |
| RGBVI | 0.725** | 0.657** | 0.677** | 0.659** | -0.497** |
| EXR | -0.485** | -0.772** | -0.723** | -0.606** | 0.250 |
| NDI | -0.576** | -0.763** | -0.719** | -0.616** | 0.329* |
| VARI | 0.587** | 0.765** | 0.720** | 0.613** | -0.301* |
| EXGR | 0.681** | 0.730** | 0.703** | 0.640** | -0.474** |
| WI | 0.101 | -0.205 | -0.080 | -0.232 | -0.547** |
| CIVE | -0.711** | -0.706** | -0.691** | -0.650** | 0.493** |
| NGBDI | 0.667** | 0.699** | 0.691** | 0.651** | -0.495 |
| GLA | 0.728** | 0.579** | 0.651** | 0.669** | -0.451 |
| H | 0.462** | 0.573** | 0.632** | 0.566** | 0.432** |
| Hdsm | 0.512** | 0.615** | 0.684** | 0.601** | 0.482** |

注: **表示 0.01 显著水平, *表示 0.05 显著水平。

3.2.2 马铃薯 AGB 估算精度分析和验证

根据植被指数与 AGB 相关性分析结果, 将相关系数绝对值按从大到小依次排列, 在不同生育期分别挑选前 7 个相关性较高的植被指数与 Hdsm 一起作为自变量利用 MLR、SVM、ANN3 种方法来构建各生育期的 AGB 估算模型, 并验证模型精度, 其结果见表 3 和表 4。根据表可知, 每个生育期将株高 Hdsm 与植被指数共同作为自变量利用 MLR、SVM 和 ANN 方法构建 AGB 估算模型时, 建模和验证的模型精度均高于相应的以植被指数所构建的。每种方法得到的 AGB 估算模型, 建模集和验证集均从现蕾期到块茎增长期这 3 个生育期 AGB 估算效果逐渐变好, R^2 不断增大, RMSE 和 NRMSE 逐渐减小, 从淀粉积累期到成熟期 R^2 逐渐减小, RMSE 和 NRMSE 逐渐增大, 估算效果开始变差。使用 3 种回归方法分别以不同变量估算 AGB 时, 均在块茎增长期达到最高的估算精度。各生育期估算 AGB 时, 通过 MLR 以植被指数和株高 Hdsm 建模 R^2 分

别为 0.61、0.74、0.77、0.72 和 0.60；RMSE 分别为 203.39 kg/hm²、204.32 kg/hm²、121.48 kg/hm²、207.36 kg/hm² 和 217.36 kg/hm²；NRMSE 分别为 16.73%、15.88%、11.58%、16.19% 和 17.59%。SVM 建模 R^2 分别为 0.60、0.69、0.73、0.69 和 0.58；RMSE 分别为 211.14 kg/hm²、206.56 kg/hm²、128.51 kg/hm²、215.53 kg/hm² 和 235.53 kg/hm²；NRMSE 分别为 18.01%、16.41%、12.68%、17.58% 和 18.34%。ANN 建模 R^2 分别为 0.56、0.67、0.71、0.65 和 0.55；RMSE 分别为 240.68 kg/hm²、216.77 kg/hm²、128.66 kg/hm²、233.25 kg/hm² 和 258.45 kg/hm²；NRMSE 分别为 19.17%、17.66%、12.74%、17.98% 和 19.96%。3 种方法构建的 AGB 验证模型 R^2 与建模集 R^2 接近，且 RMSE 和 NRMSE 较低，说明三种方法在每个生育期构建的 AGB 模型拟合效果较好，模型较为稳定。综合以上可知，MLR-AGB 估算模型效果最优，其次为 SVM-AGB 模型，而 ANN-AGB 模型效果最差。

表 3 5 个生育期利用建模数据集结合植被指数以及与 Hdsm 的融合估算马铃薯 AGB

Table 3 Estimate potato AGB using modeling datasets combined with vegetation indices and fusion with Hdsm at five growth periods

| 生育期 | 变量 | MLR | | | SVM | | | ANN | | |
|-------|------------|-------|--------------------------------|-------------|-------|--------------------------------|-------------|-------|--------------------------------|-------------|
| | | R^2 | RMSE/ (kg/hm ²) | NRMSE/ % | R^2 | RMSE/ (kg/hm ²) | NRMSE/ % | R^2 | RMSE/ (kg/hm ²) | NRMSE/ % |
| 现蕾期 | 植被指数 | 0.54 | 238.04 | 19.86 | 0.51 | 248.14 | 20.32 | 0.50 | 254.18 | 21.03 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.61 | 203.39 | 16.73 | 0.60 | 211.14 | 18.01 | 0.56 | 240.68 | 19.17 |
| 块茎形成期 | 植被指数 | 0.67 | 207.14 | 16.64 | 0.64 | 220.17 | 17.56 | 0.62 | 236.37 | 19.73 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.74 | 204.32 | 15.88 | 0.69 | 206.56 | 16.41 | 0.67 | 216.77 | 17.66 |
| 块茎增长期 | 植被指数 | 0.72 | 135.46 | 12.50 | 0.71 | 135.84 | 13.41 | 0.66 | 158.39 | 14.18 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.77 | 121.48 | 11.58 | 0.73 | 128.51 | 12.68 | 0.71 | 128.66 | 12.74 |
| 淀粉积累期 | 植被指数 | 0.66 | 215.85 | 18.09 | 0.61 | 226.21 | 20.14 | 0.58 | 248.53 | 20.52 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.72 | 207.36 | 16.19 | 0.69 | 215.53 | 17.58 | 0.65 | 233.25 | 17.98 |
| 成熟期 | 植被指数 | 0.52 | 240.85 | 20.59 | 0.48 | 249.54 | 21.55 | 0.46 | 277.27 | 22.25 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.60 | 217.36 | 17.59 | 0.58 | 235.53 | 18.34 | 0.55 | 258.45 | 19.96 |

表 4 5 个生育期利用验证数据集结合植被指数以及与 Hdsm 的融合估算马铃薯 AGB

Table 4 Estimate potato AGB using validation datasets combined with vegetation indices and fusion with Hdsm at five growth periods

| 生育期 | 变量 | MLR | | | SVM | | | ANN | | |
|-------|------------|-------|--------------------------------|-------------|-------|--------------------------------|-------------|-------|--------------------------------|-------------|
| | | R^2 | RMSE/ (kg/hm ²) | NRMSE/ % | R^2 | RMSE/ (kg/hm ²) | NRMSE/ % | R^2 | RMSE/ (kg/hm ²) | NRMSE/ % |
| 现蕾期 | 植被指数 | 0.59 | 236.57 | 19.21 | 0.58 | 245.84 | 19.57 | 0.56 | 252.39 | 20.33 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.68 | 201.17 | 16.22 | 0.67 | 208.51 | 17.65 | 0.65 | 228.66 | 18.22 |
| 块茎形成期 | 植被指数 | 0.68 | 180.46 | 16.42 | 0.65 | 181.13 | 17.31 | 0.63 | 204.77 | 19.33 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.74 | 151.38 | 15.49 | 0.72 | 155.43 | 16.02 | 0.71 | 162.43 | 16.74 |
| 块茎增长期 | 植被指数 | 0.74 | 102.03 | 11.28 | 0.73 | 109.44 | 12.01 | 0.71 | 115.72 | 13.33 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.81 | 94.02 | 10.23 | 0.78 | 103.94 | 10.42 | 0.76 | 102.48 | 11.22 |
| 淀粉积累期 | 植被指数 | 0.67 | 206.73 | 17.78 | 0.63 | 211.47 | 18.97 | 0.60 | 234.81 | 19.78 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.72 | 182.37 | 15.66 | 0.71 | 185.78 | 17.45 | 0.68 | 189.94 | 17.82 |
| 成熟期 | 植被指数 | 0.57 | 238.78 | 20.09 | 0.56 | 247.49 | 21.32 | 0.52 | 262.41 | 22.14 |
| | 植被指数加 Hdsm | 0.63 | 215.36 | 17.05 | 0.62 | 198.58 | 17.78 | 0.60 | 234.82 | 19.43 |

3.2.3 MLR 模型的 AGB 空间分布

采用加入 Hdsm 的最优 MLR 模型估算马铃薯 5 个生育期的 AGB, 制作出相应生育期的 AGB 空间分布图, 结果如图 4 所示。从图中可以看出, 现蕾期, 马铃薯刚刚开始生长, 因此其 AGB 值最小; 块茎形成期, 地上部茎叶与地下部块茎同时生长, 马铃薯 AGB 值变大, 且最大值分布主要集中在试验田的中部; 块茎增长期, 茎叶生长迅速, 光合作用强, 有机物较快积累, 块茎变得膨大, 是马铃薯各生育期中生长最旺盛的时期, 其 AGB 最大值空间分布同比其他时期较大; 淀粉积累期, 马铃薯前期积累的营养物质需要向地下块茎转移, 造成地上器官营养缺乏, 外受到雨季气候的影响, 植株茎叶迅速枯萎脱落, AGB 最大值分布趋势明显逊与前一期; 成熟期, 马铃薯试验田东边小区地上茎叶基本完全枯黄, AGB 值较西边小区低, 这与马铃薯的营养状况、小区施肥追肥管理有关。通过 AGB 空间分布图可以直接看出马铃薯整个生育期的长势变化情况, 这为实际的田间决策管理提供了有力帮助。

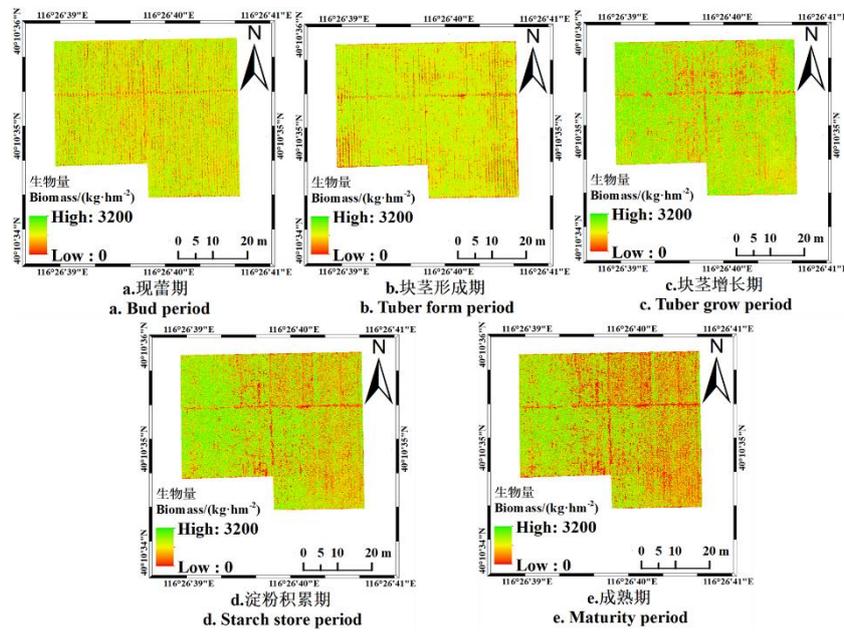


图 4 马铃薯 5 个生育期 AGB 估测的空间分布图

Fig.4 Spatial distribution of AGB estimation for five potato fertility stages

3.3 讨论

3.3.1 株高监测

本文基于无人机高清数码影像结合 GCPs 生成了马铃薯试验田的 DSM, 从而提取出了不同生育期的株高 Hdsm, 与地面实测株高 H 拟合的 R^2 为 0.86, 说明了提取的 Hdsm 效果较优, 所得结果与他人通过无人机高清数码影像提取作物高度结果基本一致 (牛庆林等, 2018)。然而, 本研究提取的马铃薯 Hdsm 相比于实测株高 H 整体偏小, 这是因为数码相机传感器获取的是马铃薯植株冠层影像数据, 而地面实测株高为最高点, 从影像提取株高时被当作噪声去除, 所以基于运动结构算法提取的 Hdsm 较小。另外, 无人机拍摄的数码影像中包含一部分裸土像元, 在提取马铃薯株高时, 也参与了运算, 这同样会使提取的株高值偏低。

3.3.2 AGB 估算

本文首先将各生育期的植被指数与马铃薯 AGB 进行相关性分析, 经比较发现, 成熟期的植被指数与 AGB 的相关系数绝对值最低, 主要因为生育后期地上茎叶积累的有机物需要向地下块

茎输送,造成地上茎叶营养匮乏,导致叶片枯黄脱落,植被覆盖度在整个生育期中最低,从而进行马铃薯冠层光谱信息提取时,容易受到地面土壤背景的干扰,使得组建的植被指数未能充分表达与 AGB 的关系。每个生育期利用 MLR、SVM、ANN 以植被指数、植被指数加 Hdsm 为变量构建的估算模型和验证模型的 R^2 都较高, RMSE 也都较小,说明拟合效果极好,建模的稳定性较强,能够很好地对 AGB 进行估测。每个生育期利用 3 种方法均在块茎增长期达到最佳估算效果,主要因为马铃薯刚开始为了维持自身的生命体征,茎节伸长和叶片扩大,到了块茎增长期,马铃薯地上各生长部位已发育完善,此时植被覆盖度属于整个生育期最优时期,而生育期后期由于地下块茎的膨大,地上积累的营养物质需要不断向地下转移,造成地上茎叶枯萎凋零,植被覆盖度逐渐降低,导致马铃薯整个生育期的冠层光谱信息与 AGB 关联度由强到弱。但是,每个生育期通过 MLR 构建的估算模型精度和验证模型稳定性都要高于相应的 SVM 和 ANN 的,主要原因一是 SVM 和 ANN 都能够高效处理较大数据集,对于具有非线性特征的较小数据集, SVM 较 ANN 泛化能力较优一些,但本研究的小数据集仍存在一定共线性,2 种方法均对共线性敏感,所以 SVM 和 ANN 的表现能力较差一些。二是 SVM 在拟合过程中受到了和函数和惩罚因子的限制,降低了 AGB 估算精度,而 ANN 在训练过程中反复地学习细节,造成估算能力欠佳。通过对马铃薯 5 个主要生育期的 AGB 估算模型进行分析可知,每个生育期植被指数加入株高 Hdsm 能够提高模型精度,这与陶惠林等(2019)研究具有一致的结论,都表明融入株高数据能够较好的估算 AGB,而本文构建的单生育期 AGB 估算模型精度较好,主要因为本文利用 GCPs 优化影像对齐,降低了提取株高和光谱信息的误差。从 AGB 空间分布图中可以看出,马铃薯整个生育期的 AGB 呈现先升高后降低的变化趋势,且同生长期不同小区 AGB 值也存在明显差异,主要因为马铃薯生长过程中,AGB 前期以茎叶为主,后期以地下块茎为主,由于施肥追肥等处理方式不同,导致同生育期各小区 AGB 值差异也较大。本研究仅用 1 年的无人机数码影像估算马铃薯 AGB,还需要更多时期和多个地方的马铃薯数据对模型的适用性和外推性进行验证,以便实现作物长势的实时动态监测。

4 结论

本文通过无人机数码影像基于植被指数、植被指数和作物高度的融合利用 MLR、SVM 和 ANN 方法估算马铃薯 AGB,得出以下主要结论:

(1) 基于无人机高清数码影像结合 GCP 生成试验田的 DSM,基于 DSM 提取的株高 Hdsm 与实测株高 H 具有高度的拟合性 ($R^2=0.86$, RMSE=6.36cm, NRMSE=13.42%),说明利用 DSM 提取的马铃薯株高的方法可行,对田间马铃薯株高估算的精度很高,可为大面积的田间马铃薯株高测量提供一种新的技术手段。

(2) 选取了 MLR、SVM、ANN 3 种回归方法,分别构建马铃薯 5 个生育期的 AGB 估算模型。最终得知,加入 Hdsm 能够提高每种方法所构建的模型效果,其中加入 Hdsm 的 MLR 方法估算 AGB 效果最好, R^2 分别为 0.61、0.74、0.77、0.72 和 0.60; RMSE 分别为 203.39 kg/hm²、204.32 kg/hm²、121.48 kg/hm²、207.36 kg/hm² 和 217.36 kg/hm²; NRMSE 分别为 16.73%、15.88%、11.58%、16.19% 和 17.59%。

(3) 利用 5 个生育期的数码影像进行 AGB 分布填图,能够更好地监测不同生育期的马铃薯 AGB 值分布,可以为未来马铃薯 AGB 信息的获取以及田间管理,提供一种快速、高效、无损的技术支持。

[参考文献]

- [1] Colomina I, Molina P. 2014. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 92(2): 79-97.
- [2] Yang G, Liu J and Zhao C. 2017. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives. *Frontiers in Plant Science*, 8(2): 1111-1135.
- [3] Xu Y B. 2015. Envirotyping and its applications in crop science. *Scientia Agricultura Sinica*, 48(17): 3354-3371.(徐云碧. 2015.作物科学中的环境型鉴定及其应用. *中国农业科学*, 48(17): 3354-3371.)
- [4] Watanabe K, Guo W, Arai K, Takanashi H and Kajiya-Kanegae H. 2017. High-throughput phenotyping of sorghum plant height using an unmanned aerial vehicle and its application to genomic prediction modeling. *Frontiers in Plant Science*, 8(1): 421-432.
- [5] Singh S K, Iii J H H, Maw M J W and Fritschi F B. 2017. Assessment of growth, leaf N concentration and chlorophyll content of sweet sorghum using canopy reflectance. *Field Crops Research*, 209(10): 47-57.
- [6] Yan G J, Hu R H, Luo J H, Mu X H and Xie D H. 2016. Review of indirect methods for leaf area index measurement. *Journal of remote sensing*, 20(5): 958-978.(阎广建,胡容海,罗京辉,穆西晗,谢东辉. 2016.叶面积指数间接测量方法. *遥感学报*, 20(5): 958-978.)
- [7] Chen Z X, Ren J Q, Tang H J and Leng P. 2016. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 748-767.(陈仲新,任建强,唐华俊,史云,冷佩. 2016.农业遥感研究应用进展与展望. *遥感学报*, 20(5): 748-767.)
- [8] Yao K, Guo X D, Nan Y, Li K and Jiang S F. 2016. Research progress of hyperspectral remote sensing monitoring of vegetation biomass assessment. *Science of Surveying and Mapping*, 41(8): 48-53.(姚阔,郭旭东,南颖,李坤,江淑芳. 2016. 植被生物量高光谱遥感监测研究进展. *测绘科学*, 41(8): 48-53.)
- [9] Candiago S, Remondino F, De Giglio M, Dubbini M and Gattelli M. 2015. Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images. *Remote Sensing*, 7(4): 4026-4047.
- [10] Potgieter A B, George-Jaeggli B, Chapman S C, Law K, Wixted J, Watson J and Eldridge M. 2017. Multispectral imaging from an unmanned aerial vehicle enables the assessment of seasonal leaf area dynamics of sorghum breeding lines. *Frontiers in Plant Science*, 8(5): 1532-1543.
- [11] Yang G J, Li C C, Wang Y J, Yuan H H, Feng H K, Xu B and Yang X D. 2017. The dom generation and precise radiometric calibration of a uav-mounted miniature snapshot hyperspectral imager. *Remote Sensing*, 9(7): 642-663.
- [12] Yuan H H, Yang G J, Li C C and Wang Y J. 2017. Retrieving soybean leaf area index from unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing: Analysis of RF, ANN, and SVM regression models. *Remote Sensing*, 9(4): 309-323.
- [13] Nie S, Wang C, Dong P and Xi X H. 2016. Estimating leaf area index of maize using airborne discrete-return LiDAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 9(7): 3259-3266.
- [14] Guo Q H, Su Y J, Hu T Y, Zhao X Q, Wu F F and Li Y M. 2017. An integrated UAV-borne lidar system for 3D habitat mapping in three forest ecosystems across China. *International Journal of Remote Sensing*, 38(8): 2954-2972.
- [15] Tao H L, Xu L J, Feng H K, Yang G J, Yang X D, Miao M K and Dai Y. 2019. Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 35(19): 107-116.(陶惠林,徐良骥,冯海宽,杨贵军,杨小冬,苗梦珂,代阳. 2019. 基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算. *农业工程学报*, 35(19): 107-116.)
- [16] Zhang L X, Chen Y Q, Li Y X. 2018. Estimating above ground biomass of winter wheat at early growth stages based on visual spectral[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 39(8): 2501-2506.

- [17] Cui R X, Liu Y D, Fu J D. 2015. Estimation of winter wheat biomass using visible spectral and BP based artificial neural networks[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 35(9): 2596-2601.(崔日鲜, 刘亚东, 付金东. 2015. 基于可见光光谱和 BP 人工神经网络的冬小麦生物量估算研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 35(9): 2596-2601.)
- [18] Bendig J, Yu K, Aasen H and Bolten A. 2015. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39(1): 79-87.
- [19] Yue J B, Yang G J, Li C C and Li Z H. 2017. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models. *Remote Sensing*, 9(7): 708-727.
- [20] Liu Y, Feng H K, Huang J, Sun Q, Yang F Q, Yang G J. 2021. Estimation of potato plant and above ground biomass based on UAV hyperspectral images. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 51(12): 202-211. (刘杨, 冯海宽, 黄珏, 孙乾, 杨福芹, 杨贵军. 2021. 基于无人机高光谱影像的马铃薯株高和地上生物量估算[J]. *农业机械学报*, 52(2):188-198.)
- [21] He C L, Zheng S L, Wan N X, Zhao T T and Yuan J C. 2016. Potato spectrum and the digital image feature parameters on the response of the nitrogen level and its application. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 36(9): 2930-2936.(何彩莲, 郑顺林, 万年鑫, 赵婷婷, 袁继超. 2016. 马铃薯光谱及数字图像特征参数对氮素水平的响应及其应用.*光谱学与光谱分析*, 36 (9): 2930-2936.)
- [22] Som Ard J, Hossain M D and Ninsawat S. 2018. Pre-harvest sugarcane yield estimation using UAV-based RGB images and ground observation. *Sugar Tech*, 20(6): 645-657.
- [23] Pei H J, Feng H K, Li C C, Jin X L, Li Z H and Yang G J. 2017. Remote sensing monitoring of winter wheat growth with UAV based on comprehensive index. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 33(20): 74-82.(裴浩杰, 冯海宽, 李长春, 金秀良, 李振海, 杨贵军. 基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测. *农业工程学报*, 33(20): 74-82.)
- [24] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R and Rundquist D. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 76-87.
- [25] Meyer G E, Neto J C. 2018. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers & Electronics in Agriculture*, 63(2): 282-293.
- [26] Kataoka T, Kaneko T, Okamoto H and Hata S. 2003. Crop growth estimation system using machine vision. *International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. Aim 2003. Proceedings. IEEE, 2003:1079-1083.
- [27] Chianucci F, Disperati L, Guzzi D, Bianchini D, Nardino V and Lastrì C. 2016. Estimation of canopy attributes in beech forests using true colour digital images from a small fixed-wing UAV. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 47(2): 60-68.
- [28] Niu Q L, Feng H K, Yang G J, Li C C, Yang H, Xu B and Zhao Y X. 2018. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 34(5): 73-82.(牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 李长春, 杨浩, 徐波, 赵衍鑫. 2018. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测. *农业工程学报*, 34(5): 73-82.)

Estimation of plant height and Above Ground Biomass of Potato Based on UAV digital image

**LIU Yang^{1,2,3}, HUANG Jue¹, SUN Qian^{2,3}, FENG HaiKuan^{2,3*}, YANG GuiJun^{2,3},
YANG FuQin⁴**

1. *College of Surveying Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology,*

Qingdao, Shandong 266590, China;

2. 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;

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: Efficiently and timely acquire height and above-ground biomass (AGB) of potato plant is important in field management. In this study, the UAV equipped with high-definition digital camera was used to obtain the image data of potato with budding periods, tuber formation period, tuber growth period, starch accumulation period and maturity period, and the height (H) and AGB of potato on the ground were measured, and the longitude, dimension and height of ground control points (GCPs) were obtained by global positioning system (GPS) from March to July 2019. Firstly, the digital surface model (DSM) was generated by photogrammetry based on the image data of the experimental area and the location information of GCPs, and the Hdsm (potato plant height) of each growth period was extracted based on DSM. Then, the correlation between the new data set (including 26 vegetation indexes, H and Hdsm) and AGB was analyzed, the first 7 indices and Hdsm were screened to construct the AGB estimation model of five growth periods. Finally, the estimation models of different growth periods were compared by multiple linear regression (MLR), support vector machine (SVM) and artificial neural network (ANN), and the optimal model of potato AGB estimation was selected. The results showed that: the extracted Hdsm is fitted with the measured plant height ($R^2 = 0.86$, RMSE = 6.36cm, NRMSE = 13.42%); the AGB model was constructed by three modeling methods in each growth period, in which the model by integrating with Hdsm into vegetation indexes was better; it is found that the effect of MLR model ($R^2 = 0.61, 0.74, 0.77, 0.72$ and 0.60) with incorporating the Hdsm into indexes in each growth period to estimate AGB is better than that of SVM ($R^2 = 0.60, 0.69, 0.73, 0.69$ and 0.58) and ANN ($R^2 = 0.56, 0.67, 0.71, 0.65$ and 0.55). This study can provide reference for real-time monitoring of potato growth and yield prediction accurately.

Keywords: unmanned aerial vehicle, digital Image, digital surface model, potato; plant height Above-ground Biomass