

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

刘 杨^{1, 2, 3, 4}, 冯海宽^{1, 3, 4*}, 孙 乾^{1, 3, 4}, 杨福芹⁵, 杨贵军^{1, 3, 4}

1. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097
2. 山东科技大学测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590
3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097
4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097
5. 河南工程学院土木工程学院, 河南 郑州 451191

摘 要 地上生物量(AGB)是表征作物生命活动的重要参数,对作物长势监测和产量预测尤为关键。因此,快速准确地获取 AGB 信息,对于监测作物生长状况、指导农业管理和提高产量具有重要的意义。以无人机为平台搭载数码相机传感器,因机动性强、价格低、空间分辨率高的优势,能够及时准确的估算作物 AGB,已成为遥感估算研究的热点之一。由于无人机不同飞行高度及其对应不同分辨率数码影像的 AGB 估算模型精度不同,因此,尝试在马铃薯的块茎增长期,通过设置 10, 20, 30, 40 和 50 m 共 5 种无人机飞行高度,获取不同分辨率的数码影像,探究其对以光谱信息、纹理特征和光谱信息+纹理特征构建 AGB 模型精度的影响。首先,基于无人机数码影像,分别提取光谱信息和纹理特征,通过光谱信息构建的植被指数和纹理特征,分别结合地面试验获取的实测地上部生物量数据进行相关性分析,分别筛选了相关系数绝对值较大的前 10 个影像指数和前 8 个纹理特征。然后,分别以 3 种输入变量整合方差膨胀因子(VIF)进行主成分分析(PCA)降维处理,获得最佳主成分后以多元线性回归(MLR)构建 AGB 估算模型。最后,对比不同分辨率的数码影像以 3 种变量和同种分辨率下以同种变量构建的 AGB 估测模型效果。结果发现:(1)获得的影像分辨率在 0.43~2.05 cm 之间变化时,纹理特征与马铃薯 AGB 相关性弱于植被指数,但都达到极显著相关水平($p < 0.01$),随着数码影像分辨率降低,二者相关性差异明显。(2)同种分辨率影像下,光谱信息+纹理特征估算 AGB 的效果最优,其次为单一纹理特征模型,而单一光谱模型表现效果最差。(3)随着数码影像分辨率提高,光谱信息、纹理信息以及光谱+纹理信息估算 AGB 的精度逐渐变好。

关键词 马铃薯;地上生物量;影像分辨率;光谱信息;纹理特征

中图分类号: S25 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)05-1470-07

引 言

地上生物量(above ground biomass, AGB)是作物生长发育过程中进行光合作用的产物,能够反映作物长势状况和营养状态,与作物产量有着密切的联系^[1]。因此,快速精准地监测 AGB 信息对指导农田精准管理和挖掘生产潜力具有重要的意义^[2]。传统的 AGB 测定主要以田间取样调查为主,虽能够达到一定的估算精度,但破坏性强、非动态性和花费成本高,且局限于小面积^[3-4]。近年来,将遥感技术用于反演作物的生化参数,检测生态环境信息等方面得到广泛关

注^[5]。相较于其他遥感技术,无人机遥感具有运营成本较低、操作更为简单、可云下获取高分辨率影像等优势,更适合田块尺度观测,是现代化农业向定量精细化迈入的重要技术手段^[6-7]。

目前,基于无人机遥感平台搭载的多种传感器(如高光谱和激光雷达)相继用于作物 AGB 获取,但因传感器价格昂贵,制约了无人机技术在作物 AGB 监测中的应用。数码相机传感器因价格低廉、空间分辨率较高且获取数据后续处理较为简单等特点,作为一种低成本获取作物 AGB 的方式,已经得到国内外许多学者的关注。崔日鲜等^[2]基于无人机数码相机获取冬小麦影像,通过构建植被指数利用 BP 神经网络

收稿日期: 2020-10-12, 修订日期: 2021-01-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346)资助

作者简介: 刘 杨, 1994 年生, 北京农业信息技术研究中心实习研究员 e-mail: liuyanghe810@163.com

* 通讯作者 e-mail: fenghaikuan123@163.com

络和多元线性回归估算冬小麦 AGB, 显示神经网络 AGB 估算模型优于多元线性回归模型。陶惠林等^[8]基于无人机数码影像, 采用逐步回归、偏最小二乘和随机森林 3 种方法以植被指数、植被指数加实测株高和植被指数加从作物表面模型 (crop surface model, CSM) 中获得的估测株高 3 种变量估算冬小麦 AGB, 结果表明每种方法中加入估测株高能够明显提高模型的精度。Zhang 等^[9]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 种方法以 5 种光学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。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, 仅利用数码影像的光谱信息计算植被指数进行参数估算, 模型的精度容易出现饱和现象。为了解决这一问题, 众多学者通过引入作物株高和纹理特征分别结合光谱特征来估算作物参数, 达到了理想的效果。相较于作物株高而言, 纹理信息更具多面性, 能够反映图像的灰度属性和空间位置关系, 将其与光谱信息结合能够更好地减弱仅利用植被指数反演作物参数出现的低估现象, 提高估算模型的适用性^[10]。当前, 利用数码影像以二者融合为变量估算作物 AGB 的研究较少, 主要以高光谱和多光谱为主。刘畅等^[11]利用无人机高光谱影像, 比较分析光谱特征、纹理特征和二者结合对冬小麦 AGB 估算精度的影响, 结果表明, 光谱特征和纹理特征相结合能够解决 AGB 估算出现的过早饱和问题, 而且模型估算效果优于单一光谱特征或单一纹理特征。Zheng 等^[12]基于无人机多光谱影像, 以光谱信息和光谱信息结合纹理特征 2 种类型变量对水稻 AGB 进行估算, 结果表明以后者为输入变量能够更好的估测 AGB。Liu 等^[13]基于无人机多光谱影像, 采用偏最小二乘和随机森林 2 种方法以光谱特征、光谱特征+纹理特征估算油菜 AGB, 经比较可知 2 种方法以融合指标构建的模型效果较优。纹理特征的提取十分依赖于获得的影像分辨率, 以上成果并未考虑到不同飞行

高度下所获得的影像特征对小麦、油菜和水稻 AGB 估算精度的影响。因此, 探讨不同分辨率的无人机数码影像对作物 AGB 监测结果的影响, 具有科学指导意义。

本工作利用马铃薯块茎增长长期不同飞行高度的无人机数码影像, 结合地上部实测生物量数据, 分析不同分辨率影像下获取的光谱特征和纹理特征对马铃薯植株地上部生物量估算结果的影响, 为无人机遥感监测 AGB 时, 对飞行高度和影像分辨率的选择提供技术参考。

1 实验部分

1.1 研究区域与实验设计

在北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地的马铃薯试验田开展试验, 该处位于北纬 40°10'34", 东经 116°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。试验为小区随机试验设计, 采用了中薯 5(P1)和中薯 3(P2)这 2 个均为早熟的马铃薯品种, 试验田共计 48 个小区, 每个小区面积为 6.5 m × 5 m。试验区共设密度试验 (N 区)、氮素试验 (S 区)、钾肥试验 (K 区) 3 个试验区, 每种试验 3 种重复, 每种重复进行不同程度的密度、氮素和钾肥处理, 其中密度设置了 3 种水平 (T1: 60 000 株 · hm⁻²、T2: 72 000 株 · hm⁻²、T3: 84 000 株 · hm⁻²), 氮素设置了 4 种水平 (N0: 0 kg 尿素 · hm⁻²、N1: 244.65 kg 尿素 · hm⁻²、N2: 489.15 kg 尿素 · hm⁻² (正常处理, 15 kg 纯氮)、N3: 733.5 kg 尿素 · hm⁻²), 钾肥设置了 3 种水平 (K0: 0 kg 钾肥 · hm⁻²、K1: 970.5 kg 钾肥 · hm⁻² (N 区和 S 区均为 K1 处理)、K2: 1 941 kg 钾肥 · hm⁻²)。为了更好的获取试验田的位置, 在试验小区周围均匀布控 11 个 GCP (k1—k11 由 0.3 m × 0.3 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, 详细的试验设计见图 1 所示。

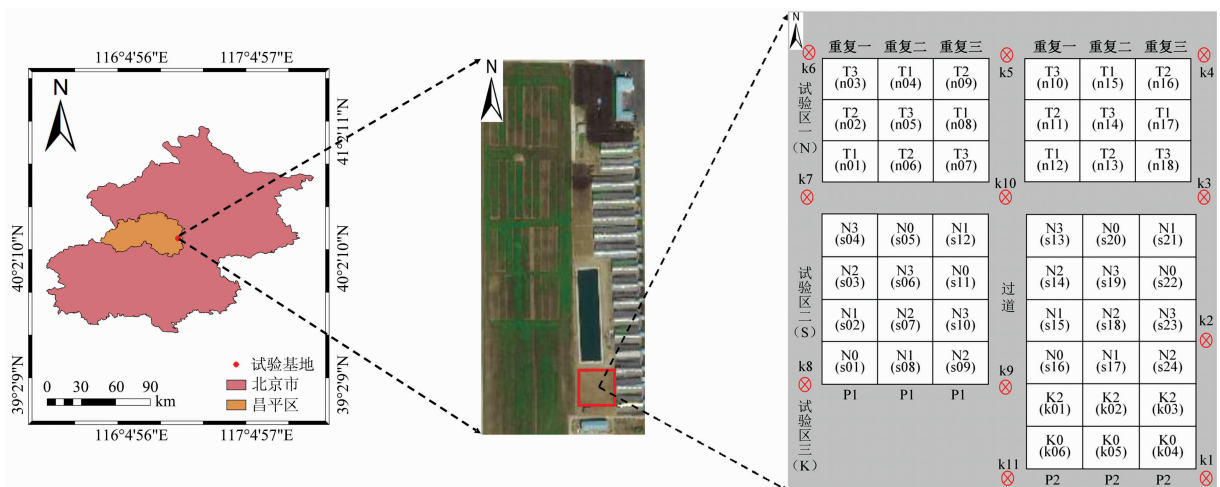


图 1 马铃薯研究区域和试验设计

Fig. 1 The experimental area and design for potato study

1.2 地面数据获取

马铃薯 AGB 通过收获法获取, 在每个小区中选取能够

代表小区长势水平的 3 棵植株, 进行取样并迅速带回实验室将其茎叶分离, 随后用流水洗净, 105 °C 杀青, 80 °C 烘干于 48

h 以上,直到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,最终通过群体密度和样本干质量,得到每个小区的马铃薯地上生物量。计算公式如式(1)

$$AGB = [(茎干重 + 叶干重) / 取样株数] \times 种植密度 \quad (1)$$

1.3 无人机数码影像获取

采用大疆公司生产的精灵系列 4A 产品在马铃薯块茎增长长期进行无人机遥感数据获取,无人机参数见表 1 所示。无人机飞行时间为中午 12:00,此时太阳光照强度稳定。人为设置了 10, 20, 30, 40 和 50 m 共 5 种无人机飞行高度,相应的地面分辨率约为 0.43, 0.85, 1.30, 1.83 和 2.05 cm。

表 1 无人机部分参数

Table 1 Partial parameters of UAV

参数	参数值
无人机重量/g	1 391
最大水平飞行速度/(km · h ⁻¹)	50
最大起飞海拔/m	6 000
最大飞行时间/min	30
飞机电池电压/V	15.2
最大分辨率/(像素×像素)	4 000×3 000
相机有效像素	2 000 万
飞机电池容量/mAh	5 870

1.4 影像预处理

通过利用俄罗斯 Agisoft LLC 公司研发的基于运动三维重建(structure from motion, SFM)技术的 PhotoScan 扫描软件对获取的不同高度的数码影像进行拼接处理,得到马铃薯试验区域的数字正射影像(digital orthophoto map, DOM)。首先将带有经纬度、高度、偏航角、俯仰角和旋转角共 6 种 POS 信息的每张影像导入软件中,还原影像拍摄时的姿态和空间位置;将 GCP 添加到软件中,利用 GCP 的三维坐标信息优化照片对齐,生成飞行区域的稀疏点云;利用稀疏点云构建密集点云,进而生成飞行区域的空间格网并建立纹理信息;生成马铃薯试验田的 DOM。

1.5 影像指数选取

利用数码影像指数可以较好的反映作物的 AGB 信息,因此,通过 DOM,利用 ENVI 软件提取每个试验小区影像的平均红波段值 R、绿波段值 G 和蓝波段值 B。并将 R, G 和 B 三个波段的 DN 值进行归一化处理,分别得到 r, g 和 b。计算公式如下

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

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

$$b = B / (R + G + B) \quad (4)$$

根据文献中选取的能够很好反映 AGB 信息的 15 个数码影像指数,加上定义的 3 个,总共 18 个影像指数用来估算马铃薯地上部生物量,具体如表 2 所示。

1.6 纹理特征选取

纹理特征通过像素与空间邻域的灰度分布变化来表现,能够反映目标地物与周围环境的空间位置关系,是遥感影像中一种重要的图像信息。通过 ENVI 软件,利用灰度共生矩阵提取红、绿、蓝 3 个波段的 0°, 45°, 90°和 135°4 个方向的

表 2 数码影像指数

Table 2 Digital image indexes

影像指数	公式	参考文献
r	$r = R / (R + G + B)$	[8]
g	$g = G / (R + G + B)$	[8]
b	$b = B / (R + G + B)$	[8]
r/b	r/b	[8]
g/b	g/b	[8]
r-b	r-b	[8]
r+b	r+b	[8]
g-b	g-b	[8]
(r-b)/(r+b)	$(r-b)/(r+b)$	[8]
(r-g-b)/(r+g)	$(r-g-b)/(r+g)$	[8]
EXG	$EXG = 2g - b - r$	[14]
GRVI	$GRVI = (g-r)/(g+r)$	[14]
MGRVI	$MGRVI = (g^2 - r^2)/(g^2 + r^2)$	[14]
EXR	$EXR = 1.4r - g$	[14]
RGBVI	$RGBVI = (g^2 - br)/(g^2 + br)$	[14]
NDI	$NDI = (r-g)/(r+g+0.01)$	[14]
VARI	$VARI = (g-r)/(g+r-b)$	[14]
EXGR	$EXGR = 3g - 2.4r - b$	[14]

纹理特征,不同方向的纹理特征分别求平均值,得到每个波段的 8 个纹理特征,分别为对比度(contrast, con)、相关性(correlation, cor)、差异性(dissimilarity, dis)、熵(entropy, ent)、同质性(homogeneity, hom)、二阶矩(second moment, sm)、方差(variance, var)和均值(mean)。红波段的纹理特征为 con_R, cor_R, dis_R, ent_R, hom_R, sm_R, var_R 和 mean_R。绿波段的纹理特征为 con_G, cor_G, dis_G, ent_G, hom_G, sm_G, var_G 和 mean_G。蓝波段的纹理特征为 con_B, cor_B, dis_B, ent_B, hom_B, sm_B, var_B 和 mean_B。

1.7 数据分析方法

1.7.1 多重共线性分析

采用方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF)评价输入变量之间存在的自相关性,当方差膨胀因子值较大时,输入变量之间存在高度自相关,会造成数据冗余和计算困难,因此有必要对数据进行降维。一般当 $VIF < 10$ 可视输入变量之间不存在自相关性;当 $10 \leq VIF \leq 20$ 时,认为输入变量之间存在一定的自相关性;当 $VIF > 20$ 时,认为输入变量之间自相关性较为严重。

1.7.2 主成分分析

主成分分析(principal components analysis, PCA),又称 K-L 变换,本质上是对数据进行降维,即用很少的不相关变量来表达原始信息,使信息更简单化,是当前应用最为广泛的数据降维方法之一。现实中,为了能描述研究问题,往往选择多个自变量,变量之间却不完全独立,导致所表达的信息重叠,为了简化信息和提升运算效率,需要对数据进行降维处理。以光谱和纹理特征构建 AGB 估算模型前,首先对光谱信息和纹理特征进行 K-L 变换,依据特征值大于 1 的原则,分别选取前 n 个主成分来建立估算模型。

1.7.3 多元线性回归

多元线性回归(multiple linear regression, MLR)可以同

时使用多个自变量来预测因变量,要求自变量与因变量之间要有较好的相关性。分别以光谱特征、纹理特征以及二者结合作为自变量,马铃薯 AGB 作为因变量来综合构建模型。

1.8 精度评价指标

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 AGB 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)来评价模型的精度。 R^2 越接近于 1, RMSE 和 NRMSE 越低,其估测模型的精度就越高。

2 结果与讨论

2.1 影像指数与 AGB 的相关性

将表 2 选取的影像指数与马铃薯 AGB 进行相关性分析,将相关系数绝对值按从大到小排列,选取不同飞行高度下前 10 个影像指数作为模型变量,其结果见表 3。由表可知,不同飞行高度下,前 10 个影像指数与马铃薯 AGB 均达到 0.01 显著水平($p < 0.01$),相关系数绝对值都在 0.606 以上。随着飞行高度的增加,VARI, GRVI, NDI, MGRVI, EXGR, g, r+b 和 EXG 共 8 个影像指数与 AGB 的相关性均在前 10

以内,相关性顺序略有变动。当飞行高度为 10 和 30 m 时,影像指数 EXR 和 RGBVI 相关性都位于前 10;当飞行高度为 20 和 50 m 时,影像指数 RGBVI 和 g-b 相关性也都位于前 10;而当飞行高度为 40 m 时,影像指数 g-b 和 EXR 的相关性虽位于前 10 但都处于后两位。因此可以看出,不同飞行高度下,与 AGB 相关性较好的前 10 个影像指数类别差异小,不同分辨率的数码影像对光谱信息组成的影像指数与 AGB 的相关性排序差别不大。

2.2 纹理特征与 AGB 的相关性

将提取的不同飞行高度下的影像纹理特征与 AGB 进行相关性分析,将相关系数绝对值按从大到小排列,选取前 8 个纹理特征作为模型变量,其结果见表 4。由表可知,不同飞行高度下,前 8 个纹理特征与 AGB 均达到 0.01 显著水平($p < 0.01$),相关系数绝对值在 0.366 以上。随着飞行高度的增加,筛选的前 8 个纹理特征类别差异较大,同种纹理特征在不同飞行高度下与 AGB 的相关性排序波动明显。当飞行高度为 50 m 时,纹理特征与 AGB 相关系数相较于前 4 种高度比较小,可知纹理特征的提取非常依赖于数码影像的分辨率。

2.3 不同飞行高度下光谱特征估算马铃薯 AGB

在构建 AGB 估算模型前,首先对每种飞行高度下的前 10 个影像指数进行共线性诊断,判断输入变量之间的共线

表 3 不同高度下影像指数和 AGB 的相关性

Table 3 Correlation between image indexes of different altitudes and AGB

序号	10 m		20 m		30 m		40 m		50 m	
	影像指数	相关系数绝对值 r	影像指数	相关系数绝对值 r	影像指数	相关系数绝对值 r	影像指数	相关系数绝对值 r	影像指数	相关系数绝对值 r
1	EXR	0.689	VARI	0.711	VARI	0.668	VARI	0.696	EXGR	0.691
2	VARI	0.686	GRVI	0.705	EXR	0.665	g	0.694	r+b	0.669
3	GRVI	0.685	NDI	0.705	GRVI	0.664	EXG	0.694	EXG	0.669
4	NDI	0.685	MGRVI	0.705	NDI	0.664	r+b	0.694	g	0.669
5	MGRVI	0.685	EXGR	0.705	MGRVI	0.664	EXGR	0.694	NDI	0.638
6	EXGR	0.671	EXG	0.705	EXGR	0.648	GRVI	0.692	GRVI	0.638
7	g	0.661	g	0.705	g	0.636	NDI	0.692	MGRVI	0.638
8	r+b	0.661	r+b	0.705	r+b	0.636	MGRVI	0.692	VARI	0.633
9	EXG	0.661	RGBVI	0.704	EXG	0.636	g-b	0.689	RGBVI	0.632
10	RGBVI	0.653	g-b	0.700	RGBVI	0.623	EXR	0.684	g-b	0.606

表 4 不同高度下纹理特征和 AGB 的相关性

Table 4 Correlation between texture features of different altitudes and AGB

序号	10 m		20 m		30 m		40 m		50 m	
	纹理特征	相关系数绝对值 r	纹理特征	相关系数绝对值 r	纹理特征	相关系数绝对值 r	纹理特征	相关系数绝对值 r	纹理特征	相关系数绝对值 r
1	hom_R	0.666	mean_B	0.682	var_R	0.652	mean_B	0.643	mean_R	0.624
2	hom_G	0.661	mean_R	0.648	con_R	0.641	mean_R	0.642	mean_B	0.614
3	ent_R	0.659	hom_R	0.633	mean_B	0.641	hom_R	0.615	sm_B	0.557
4	hom_B	0.656	hom_G	0.627	mean_R	0.639	var_R	0.612	ent_B	0.537
5	ent_G	0.654	dis_R	0.624	var_G	0.638	dis_R	0.611	mean_G	0.478
6	sm_R	0.654	var_R	0.622	dis_R	0.636	hom_G	0.607	var_G	0.445
7	dis_B	0.649	dis_G	0.614	dis_G	0.628	dis_G	0.606	var_R	0.440
8	sm_G	0.648	ent_G	0.612	con_G	0.626	ent_R	0.606	hom_B	0.366

性。依据各个飞行高度下的共线性诊断 $VIF > 20$ ，得知输入变量之间存在严重共线性，因此有必要对前 10 个影像指数进行 PCA 处理。根据主成分特征值大于 1 的原则，确定不同飞行高度下的最佳主成分为 1, 1, 1, 1 和 2 个。基于 PCA-MLR 方法，得到不同飞行高度下利用光谱特征估算马铃薯 AGB 的结果如表 5 所示。由表可知，在飞行高度 10~50 m 之间，随着影像分辨率降低，光谱信息估算马铃薯 AGB 的

效果整体上呈现下降趋势变化，建模 R^2 从 0.69 递减到 0.65，建模 RMSE 从 $226.07 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 递增到 $240.69 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，建模 NRMSE 从 21.22% 递增到 25.49%；模型验证效果同样呈下降趋势， R^2 从 0.73 递减到 0.70，RMSE 从 $199.21 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 递增到 $239.25 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，NRMSE 从 17.74% 递增到 18.89%。

表 5 不同高度下影像光谱信息的 AGB 估算结果

Table 5 Prediction results of AGB from image spectral information with different altitudes

飞行高度/m	影像分辨率/cm	建模			验证		
		R^2	RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	NRMSE/%	R^2	RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	NRMSE/%
10	0.43	0.69	226.07	21.22	0.73	199.21	17.74
20	0.85	0.68	232.45	21.65	0.72	203.23	18.24
30	1.30	0.67	232.78	21.93	0.72	205.81	18.27
40	1.83	0.67	234.29	22.13	0.71	207.68	18.39
50	2.05	0.65	240.69	25.49	0.70	239.25	18.89

2.4 不同飞行高度下纹理特征估算马铃薯 AGB

依据各个飞行高度下的共线性诊断 $VIF > 20$ ，得知输入的纹理特征之间存在严重共线性，因此通过 PCA 降维处理，确定不同飞行高度下的最佳主成分为 1, 1, 1, 1 和 3 个。基于 PCA-MLR 方法，得到不同飞行高度下利用纹理特征估算马铃薯 AGB 的结果如表 6 所示。由表可知，随着飞行高度的增加，纹理特征估算马铃薯 AGB 的效果逐渐变差，建模 R^2 从 0.75 递减到 0.68，RMSE 从 $208.86 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 递增到

$230.69 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，NRMSE 从 17.22% 递增到 21.44%；验证 R^2 从 0.83 递减到 0.73，RMSE 从 $161.65 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 递增到 $201.26 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，NRMSE 从 16.39% 递增到 18.99%。以上结果说明，飞行高度的增加会使影像分辨率降低，进而影响纹理特征的提取，造成马铃薯 AGB 的估算效果不断变差。所有模型中，当飞行高度为 10 m 及对应的影像分辨率为 0.43 cm 时，估算效果最好。

表 6 不同高度下影像纹理特征对生物量的反演结果

Table 6 Prediction results of biomass from image texture features with different altitudes

飞行高度/m	影像分辨率/cm	建模			验证		
		R^2	RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	NRMSE/%	R^2	RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	NRMSE/%
10	0.43	0.75	208.86	17.22	0.83	161.65	16.39
20	0.85	0.73	218.67	18.04	0.80	169.35	17.16
30	1.30	0.72	220.81	19.21	0.79	180.29	17.33
40	1.83	0.69	229.42	19.75	0.76	185.35	18.01
50	2.05	0.68	230.69	21.44	0.73	201.26	18.99

2.5 不同飞行高度下光谱与纹理特征结合估算马铃薯 AGB

将整合后的输入变量进行 PCA 处理，确定不同飞行高度下的最佳主成分为 1, 1, 1, 2 和 3 个。基于 PCA-MLR 方法，得到不同飞行高度下利用光谱信息+纹理特征估算马铃薯 AGB 的结果如表 7 所示。由表可知，随着飞行高度的增加，光谱信息+纹理特征估算 AGB 效果逐渐变差，建模 R^2 从 0.82 递减到 0.70，RMSE 从 $183.05 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 递增到 $225.85 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，NRMSE 从 15.61% 递增到 19.64%；同样验证 R^2 从 0.85 递减到 0.75，RMSE 从 $146.51 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 递增到 $184.29 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，NRMSE 从 14.36% 递增到 18.11%。当无人机飞行高度为 10 m 及对应的地面分辨率为 0.43 cm 时，估算效果最好。此外，与表 5 和表 6 结果相比，同种高度下，通过融合指标构建的 AGB 估算模型精度最高，效果最佳。

本研究构建 AGB 估算模型前，发现当飞行高度为 50 m 及对应影像分辨率为 2.05 cm 时，纹理特征与 AGB 的相关性较低，主要原因是新生叶片的长度和宽度小于 2 cm，此分辨率下难以获取完整的影像纹理特征。以光谱信息、纹理特征以及二者结合分别估算马铃薯 AGB 的结果表明：同种高度下光谱信息+纹理特征估算效果最优，单一纹理特征次之，单一光谱信息最差。此研究结果与刘畅等^[11]估算冬小麦 AGB 时，得出以光谱信息和纹理特征融合估算精度最高，单一纹理特征次之，单一光谱最差结论一致。与陈鹏等^[15]估算马铃薯叶绿素含量时，得出结论略有不同，相同之处都是光谱信息+纹理特征融合指标估算精度高于单一光谱、纹理特征指标，不同在于，本工作得出光谱信息估算效果最差，而陈鹏等得出纹理特征估算效果最差。主要原因可能是二者估算的作物理化参数不同，其次是采用的传感器和影像分辨率

表 7 不同高度下影像光谱信息+纹理特征对 AGB 的估算结果

Table 7 Prediction results of AGB from image spectral information and texture features with different altitudes

飞行高度/m	影像分辨率/cm	建模			验证		
		R^2	RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	NRMSE/%	R^2	RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	NRMSE/%
10	0.43	0.82	183.05	15.61	0.85	146.51	14.36
20	0.85	0.76	202.81	16.72	0.82	156.93	15.91
30	1.30	0.74	210.08	17.23	0.81	165.78	16.49
40	1.83	0.71	219.56	17.72	0.78	178.23	17.66
50	2.05	0.70	225.85	19.64	0.75	184.29	18.11

不同。在探究不同飞行高度下数码影像对马铃薯 AGB 估算精度的影响时,本研究人为设置了共 5 种飞行高度并获取相应地影像分辨率,增加了 3 种变量对 AGB 估算能力的分析,结果发现同种飞行高度下光谱信息+纹理特征估算 AGB 的精度相较于单一光谱和纹理特征分别提高了 18.84%, 11.76%, 10.45%, 5.97%, 7.69% 和 9.33%, 4.13%, 2.78%, 2.89%, 2.94%, 表明仅利用数码影像的光谱信息估算马铃薯 AGB,模型的精度容易出现饱和现象,而影像的纹理特征不受环境的影响,所得到的模型效果同种分辨率下优于光谱信息,综合考虑了光谱和纹理信息对 AGB 估算的贡献性,从而结合二者的优势,在一定程度上弥补了单一指标估算 AGB 能力的不足,提高了模型适用性。本研究还发现无人机数码影像分辨率在 0.43~2.05 cm 之间变化,光谱信息、纹理信息以及光谱+纹理信息会随影像分辨率提高,其估算 AGB 的精度逐渐变好,这与贾丹等^[10]的研究结果略有不同。贾丹等研究结果表明,随着影像分辨率提高,光谱信息对氮素浓度反演结果影响不大,而基于纹理信息以及光谱+纹理信息的氮浓度反演精度随分辨率增强而提高,主要原因其一可能是实验设置的飞行高度不同,其二研究所用的传感器和作物对象不同,贾丹等研究利用多光谱估算冬小麦氮素浓度,其三本文通过设计氮素和密度梯度试验,会导致每个小区的植被覆盖度发生变化,植株叶片的表现形态和冠

层空间结构会明显不同,这会导致作物纹理特征和冠层光谱有所差别。综上可知,对于同种传感器来讲,要想获得高分辨率影像,必须降低无人机飞行高度,但是这样会降低影像采集效率。因此,在对 AGB 进行监测时,需要根据现实需求并考虑模型精度来选择一定的飞行高度。本研究也存在一些缺陷,仅使用一年的马铃薯块茎增长期的地上部生物量数据进行探讨,得到的模型适用性还需要进一步验证,今后应采集更多年份、生育期及不同作物的样品数据,对影像分辨率如何影响 AGB 估算结果进行深入分析。

3 结 论

(1)随着数码影像分辨率降低,与马铃薯 AGB 相关的前 10 个植被指数类别和相关性排序差异不大;与马铃薯 AGB 相关的前 8 个纹理特征类别有所差异且相关性排序波动明显,飞行高度为 50 m 时,影像的纹理特征与 AGB 相关性最低。

(2)同种分辨率影像下,光谱信息+纹理特征估算 AGB 的效果最优,其次为单一纹理特征模型,而单一光谱模型表现最差。

(3)随着数码影像分辨率提高,光谱信息、纹理信息以及光谱+纹理信息估算 AGB 的精度逐渐变好。

References

- [1] Jin X, Kumar L, Li Z, et al. Remote Sensing, 2016, 8(12): 1.
- [2] LIU Yang, FENG Hai-kuan, HUANG Jue, et al(刘 杨, 冯海宽, 黄 珏, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2020, 36(23): 181.
- [3] YUE Ji-bo, YANG Gui-jun, FENG Hai-kuan, et al(岳继博, 杨贵军, 冯海宽, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(18): 175.
- [4] YU Lei, HONG Yong-sheng, GENG Lei, et al(于 雷, 洪永胜, 耿 雷, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2015, 31(14): 103.
- [5] LIU Shuai-bing, YANG Gui-jun, JING Hai-tao(刘帅兵, 杨贵军, 景海涛). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2019, 35(11): 75.
- [6] CHEN Peng-fei, LIANG Fei(陈鹏飞, 梁 飞). Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学), 2019, 52(13): 2220.
- [7] Zhou Z, Jabloun M, Plauborg F, et al. Computers & Electronics in Agriculture, 2018, 144: 154.
- [8] TAO Hui-lin, XU Liang-ji, FENG Hai-kuan, et al(陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2019, 35(19): 107.
- [9] ZHANG Ling-xian, CHEN Yun-qiang, LI Yun-xia, et al(张领先, 陈运强, 李云霞, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2019, 39(8): 2501.
- [10] JIA Dan, CHEN Peng-fei(贾 丹, 陈鹏飞). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2020, 51(7): 164.

- [11] LIU Chang, YANG Gui-jun, LI Zhen-hai, et al(刘畅, 杨贵军, 李振海, 等). *Scientia Agricultura Sinica*(中国农业科学), 2018, 51(16): 3060.
- [12] Zheng H, Cheng T, Zhou M, et al. *Precision Agriculture*, 2019, 20(3): 611.
- [13] Liu YINUO, Liu Shishi, Li Jing, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 166: 1050.
- [14] YANG Fu-qin, FENG Hai-kuan, XIAO Tian-hao, et al(杨福芹, 冯海宽, 肖天豪, 等). *Research of Agricultural Modernization*(农业现代化研究), 2020, 41(4): 718.
- [15] CHEN Peng, FENG Hai-kuan, LI Chang-chun, et al(陈鹏, 冯海宽, 李长春, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*(农业工程学报), 2019, 35(11): 63.

Estimation Study of Above Ground Biomass in Potato Based on UAV Digital Images With Different Resolutions

LIU Yang^{1, 2, 3, 4}, FENG Hai-kuan^{1, 3, 4*}, SUN Qian^{1, 3, 4}, YANG Fu-qin⁵, YANG Gui-jun^{1, 3, 4}

1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture, 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. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China
5. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China

Abstract Above ground biomass (AGB) is an important parameter that characterizes crop life activities and is particularly critical for crop growth monitoring and yield prediction. Therefore, obtaining AGB information quickly and accurately is of great significance for monitoring crop growth, guiding agricultural management and improving yield. Using UAV as a platform to carry digital camera sensors, due to the advantages of strong maneuverability, low price and high spatial resolution, and to estimate crop AGB timely and accurately has become one of the hotspots in remote sensing estimation research. As the accuracy of the AGB estimation model for digital images of different flying heights with different resolutions of UAV is different, this study tried to set up 5 types of flying heights at 10, 20, 30, 40, and 50 m during the potato tuber growth period to obtain digital images of different resolutions, and to explore its influence on the accuracy of building AGB model based on spectral information, texture features and spectral information + texture features. Firstly, based on the digital image of UAV, the spectral information and texture features are extracted separately, the vegetation index from the spectral information and texture features constructed, combined with the measured AGB obtained by ground experiments respectively for correlation analysis, and the top 10 image indexes and the top 8 texture features with larger absolute values of correlation coefficients are selected separately. Then, three variables integration variance inflation factor (VIF) are used to perform principal component analysis (PCA) dimensionality reduction processing, and the best principal components are obtained and multivariate linear regression (MLR) constructs AGB estimation model. Finally, compare the AGB estimation model precision of digital images with different resolutions with three variables and the same resolution with the same variable. The results show that: (1) When the image resolution changes between 0.43 and 2.05 cm, the correlation between texture features and potato AGB is weaker than that of vegetation index, but both reach a very significant level of correlation ($p < 0.01$). With image resolution is reduced, its correlation is significantly different. (2) Under the same resolution image, spectral information+texture features have the best precision in estimating AGB, followed by a single texture feature model, and a single spectral model has the worst performance. (3) As digital images' resolution increases, the accuracy of estimating AGB from spectrum information, texture information, and spectrum + texture information gradually improves.

Keywords Potato; Above ground biomass; Image resolution; Spectral information; Texture feature

(Received Oct. 12, 2020; accepted Jan. 27, 2021)

* Corresponding author