

基于无人机多光谱影像的水稻生物量估测

王帝, 孙榕*, 苏勇, 杨博

(西南石油大学土木工程与测绘学院, 成都 610500)

摘要: 水稻是中国主要粮食作物之一, 对水稻生物量进行及时、准确、快速、高效地监测具有重要作用。该研究以无人机多光谱影像作为数据源, 提取 10 种多光谱植被指数与水稻生物量进行相关性分析, 结果表明全生育期的生物量与植被指数的相关性比单期更高, 在植被覆盖度接近 100% 并趋于稳定后, 将全生育期数据划分为营养生长期和生殖生长期, 也能提高生物量与植被指数的相关性。全生育期 10 种植被指数全为显著相关, 其中差值植被指数 (difference vegetation index, DVI) 相关性最高, 为 0.689; 营养生长期 10 种植被指数均为显著相关, 其中红边波段比值植被指数 (red-edge ratio vegetation index, RE-RVI) 相关性最高, 为 0.894; 生殖生长期植被指数除 DVI 外均为显著相关, 其中稻穗部分红边波段归一化植被指数 (red-edge normalized difference spectral reflectance index, RE-NDVI) 相关性最高, 为 -0.794, 茎秆叶部分 RE-RVI 相关性最高, 为 0.629。分别利用营养生长期与生殖生长期的植被指数构建生物量估测模型, 营养生长期主要模型为二次回归模型和指数模型, 较优的多光谱指数为 RE-RVI, 验证精度决定系数 R^2 为 0.90, 均方根误差 RMSE 为 119.36 g/m²; 生殖生长期稻穗主要模型为二次回归模型, 较优的多光谱指数为比值植被指数 (ratio vegetation index, RVI), 验证精度决定系数 R^2 为 0.78, 均方根误差 RMSE 为 124.98 g/m²。总体上看, 利用植被覆盖度接近 100% 时来划分全生育期数据构建生物量估测模型能够提升模型精度, 而生殖生长期将稻穗与茎秆叶分别构建模型也能提高生物量的估测精度。研究结果可为无人机多光谱影像技术对全生育期水稻生物量监测提供理论依据和技术支持。

关键词: 水稻; 无人机; 多光谱; 生物量; 植被指数

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401024

中图分类号: S252

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-17-0161-10

王帝, 孙榕, 苏勇, 等. 基于无人机多光谱影像的水稻生物量估测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(17): 161-170. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401024 <http://www.tcsae.org>
WANG Di, SUN Rong, SU Yong, et al. Rice biomass estimation based on multispectral imagery from unmanned aerial vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(17): 161-170. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401024 <http://www.tcsae.org>

0 引言

水稻是世界上一半以上人口的主食, 尤其在亚洲地区扮演着至关重要的角色^[1], 也是中国三大主要作物之一。同时, 中国是世界上最大的稻米生产国, 稻米的种植面积和产量均位居全球前列, 因此水稻的产量也一直是保障中国粮食安全的重要基石之一, 与实现经济发展、保障社会稳定、维护国家安全息息相关。随着全球人口增长和资源有限, 农业可持续发展至关重要。研究水稻生物量可指导农民选择合适的管理措施, 提高产量、减少环境影响。了解不同品种的特性和产量差异, 有助于选育优良品种, 满足多样需求。还可揭示水稻对气候变化的响应, 促进适应性品种和栽培技术的开发, 确保产量和农民收益稳定。因此研究水稻生物量对于粮食安全、

农业可持续发展、品种改良和气候变化适应具有重要的背景和意义, 有助于提高农田生产力、保障粮食供应, 并为农业可持续发展做出贡献。

作物长势是指农作物的生长状况和趋势^[2], 可以通过对作物的生长状态、形态特征、生理指标等进行观察和评估来判断。作物长势的好坏直接关系到作物的产量和品质。一般通过测量作物的生理指标, 如相对叶绿素含量 (soil and plant analyzer development, SPAD)^[3]、叶面积指数 (leaf area index, LAI)^[4]、地上生物量 (above-ground biomass, AGB)^[5]、叶片水分含量 (leaf water content, LWC)^[6]、氮素含量 (nitrogen content, NC)^[7]、株高 (height, H)^[8] 等来评估。地上部分生物量 (以下简称生物量) 变化能够动态反应作物的生命活力, 及时获取作物地上部分的生物量信息, 有利于掌握作物的长势状况^[9]。传统的作物长势信息获取方法需要人工进入田间, 破坏性采样后进行生理生化分析^[10], 这种方法耗时费力、成本较高^[11], 而且容易受到主观因素的影响。因此, 传统方法在信息的时效性和精准度等方面都存在一定的局限性。

为了解决这些问题, 近年来出现了一些新的技术和

收稿日期: 2024-01-04 修订日期: 2024-07-10

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42374004); 湖北省珞珈实验室开放基金项目 (220100045); 四川省自然科学基金项目 (2022NSFSC1047)

作者简介: 王帝, 研究方向为摄影测量与遥感。

Email: 202222000897@stu.swpu.edu.cn

*通信作者: 孙榕, 讲师, 研究方向为地球的自转与潮汐, 大地测量学。Email: rongsun@swpu.edu.cn

方法,以提高农田作物长势信息获取的效率和准确性^[12],包括遥感技术和无人机技术。遥感技术利用卫星和航空遥感数据,结合植被指数、反射率等参数,监测农作物长势^[13-15]。无人机技术具有灵活性高、时空分辨率高、操作简便等优点,可以在小范围内实现精细化农情监测^[16]。这些新的技术和方法可以通过大规模数据采集和处理,建立统计模型或机器学习算法,实现对作物长势信息的精确估测^[17]。然而,大部分研究对生物量的监测都是在作物的关键物候期展开,而水稻的生长周期较长,现有研究较少关注水稻全生育期内生物量的监测。同时,在水稻生长后期,水稻光合作用集中在穗部分,对穗部分的生物量监测更能准确地预测收获时的产量。本文基于精准农业的需求,利用无人机遥感平台搭载多光谱相机,获取研究区域遥感数据,探究利用多光谱遥感数据在估测全生育期水稻生物量上的可行性和精度,建立水稻生物量估测模型,获取水稻生物量的动态变化情况,揭示水稻生长规律,为精准农业管理提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 试验区域与试验设计

试验区位于四川省成都市崇州白头镇(30°37'N, 103°37'E),属于亚热带季风气候,具有明显的四季,无霜期长,雨量充沛,日照较少。试验区域被分为三行,每行分为12个小区,总共36个小区。试验区域长103 m,宽44 m,每个小区长12 m,宽4 m,每个小区之间相隔0.5 m。试验田分为8 m×4 m的测量区和4 m×4 m的采样区(图1)。

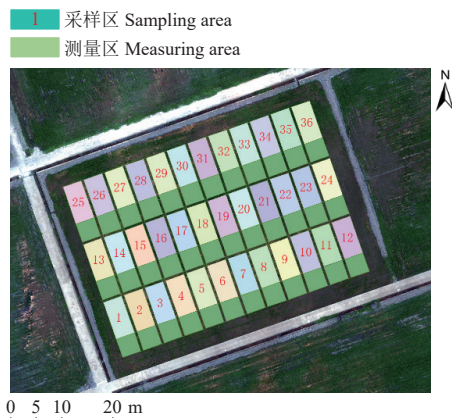


图1 试验区域概况与设计

Fig.1 Overview and design of the experimental area

整个试验区域的水稻种植密度为165 000株/hm²。试验时间选取2023年6月—9月,包含水稻整个生长期。每次取样时在每个试验区随机选取长势均匀植株3株,代表整个试验区的普遍生长状态。遥感数据与地面采样数据的获取同步进行,去除7月25日无人机影像边缘1、2小区缺失,实测无人机多光谱影像共计250个小区,实测水稻生物量共计756株。

1.2 水稻生物量获取及预处理

水稻地上部分生物量(aboveground biomass, AGB)的测定,分别于2023年6月23日、7月4日、7月14日、7月25日、8月15日、8月26日、9月6日7个时间点进行田间采样。每次采样时,分别在每个试验区的采样区内随机选取3株长势均匀的水稻植株,整穴连根挖出,剪掉根系,清水洗净后将非穗部分和稻穗(抽穗后)剪下分开装入样品袋。之后将样品袋放入烘箱内,在105℃下杀青30 min后再将温度调节至80℃继续烘干至恒量。烘干完成后,对每个样品分别称取干生物量并记录,再根据水稻种植密度换算成单位面积地上部分干生物量(g/m²)。

1.3 无人机多光谱影像获取及预处理

本试验采用大疆精灵4多光谱无人机,无人机搭载6个互补金属氧化物半导体(complementary metal-oxide-semiconductor, CMOS)传感器,包括一个用于可见光成像的彩色传感器和5个用于多光谱成像的单色传感器,可监测蓝(450±16) nm、绿(560±16) nm、红(650±16) nm、红边(730±16) nm和近红外(840±16) nm光谱,单个传感器的有效像素208万(总像素212万)。在2023年6月23日、7月4日、7月14日、7月25日、8月15日、8月26日、9月6日进行多光谱影像的获取,为保证无人机遥感数据的可靠性与准确性,每次试验数据采集时都选择在晴朗少云的天气进行拍摄,拍摄时间选择在10:00-14:00。每次飞行时选择无人机航向重叠率为80%、旁向重叠率为70%,无人机飞行高度设为25 m,并在每次无人机飞行前后对定标版进行拍摄。由于无人机在飞行过程中拍摄的正射影像会出现物理性偏差,在多光谱仪成像过程中也会受到太阳光线等因素影响,拍摄的图像将出现几何变形与辐射失真,使影像图质量降低。因此采集的无人机多光谱影像图片数据需要进行预处理,通过多种方法来纠正和改善图像质量^[18-21]。本试验多光谱图像预处理包含图像拼接、辐射校正以及图像裁剪等。本试验多光谱影像经过影像拼接和辐射校正后,基于阈值法对拼接好的图像的各小区进行掩膜处理,提取各小区波段光谱反射率,通过提取的单波段光谱反射率进行组合计算获取植被指数。

1.3.1 多光谱植被指数选择与提取

植被指数(vegetation index, VI)是由不同波段光谱反射率的数学组合,应用于有效衡量作物生长状况。目前植被指数在反演作物叶面积、叶绿素、生物量、氮含量、产量等研究中取得了较多的研究成果^[22-28]。本文利用无人机多光谱数据,借鉴前人大量研究经验,结合本试验数据分析,选取了10种植被指数用于水稻生物量监测。利用ENVI软件,逐个提取每个试验区的测量区域,将矩形内所有像素的平均反射率作为该小区的平均冠层反射率,用以计算植被指数。表1中为多光谱指数的公式和参考文献^[29-36]。

表 1 多光谱指数公式
Table 1 Multispectral index formula

植被指数 Vegetation index	公式 Formulas	参考文献 References	植被指数 Vegetation index	公式 Formulas	参考文献 References
NDVI	$(B_5 - B_3)/(B_5 + B_3)$	[29]	DVI	$B_5 - B_3$	[30]
GNDVI	$(B_5 - B_2)/(B_5 + B_2)$	[31]	RE-DVI	$B_5 - B_4$	[32]
RE-NDVI	$(B_5 - B_4)/(B_5 + B_4)$	[33]	NRI	$(B_2 - B_3)/(B_2 + B_3)$	[34]
RVI	B_5/B_3	[35]	SAVI	$1.5(B_5 - B_3)/(B_5 + B_2 + 0.5)$	[36]
RE-RVI	B_5/B_4	[32]	OSAVI	$(1 + 0.16)(B_5 - B_2)/(B_5 + B_2 + 0.16)$	[36]

注：B₁、B₂、B₃、B₄、B₅ 分别表示蓝光波段、绿光波段、红光波段、红边波段、近红外波段。

Note: B₁, B₂, B₃, B₄, and B₅ indicate blue light band, green light band, red light band, red-edge band, and near-infrared band, respectively.

水稻的生物量实测数据的特征见表 2。水稻全生育期的生物量标准差最大，水稻在整个生育期间的生物量

变化较大。营养生长期与生殖生长期的标准差小于全生育期，水稻的生物量变化相对较为稳定。

表 2 水稻生物量数据统计
Table 2 Rice biomass statistics

数据集 Data set	样本数 Sample size	最大值 Maximum value/(g·m ⁻²)	最小值 Minimum value/(g·m ⁻²)	平均值 Average value/(g·m ⁻²)	标准差 Standard deviation/(g·m ⁻²)
全生育期 Whole-plantation period	250	2 635.88	83.05	1 048.43	698.79
营养生长期 Nutritional growth period	142	1 456.95	83.05	523.73	355.30
生殖生长期 Reproductive growth period	108	2 635.88	999.08	1 756.97	319.37

1.4 统计分析与精度评价

本试验先进行数据的相关分析，使用皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient）来评估各个植被指数与生物量之间的相关性。在相关系数的结果上，选择相关系数较高的植被指数构建模型进行监测。本文使用的统计模型包括线性模型、二次回归模型、对数模型、幂函数模型、指数模型。在所采集的 36 个小区中，随机筛选 27 组数据作为建模集，利用剩余的 9 组数据作为验证集。

本文采用决定系数 R²（coefficient of determination）对模型进行评价；采用均方根误差（root mean square error, RMSE）评价模型的准确性。一般而言，模型的决定系数 R² 越接近于 1，均方根误差 RMSE 越低，表明该模型性能越好。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

式中 y_i 为实测值， \bar{y} 为实测值的平均值， \hat{y}_i 为预测值，i 为样本数，i = 1, 2, 3, ..., n; n 为样本数。

2 结果与分析

2.1 相关性分析与数据划分

2.1.1 单期与全生育期多光谱指数与生物量的相关性分析

将 10 种植被指数与水稻生物量作相关性分析，结果如表 3 所示。

表 3 植被指数与生物量相关性系数
Table 3 Coefficient of correlation between vegetation index and biomass

多光谱指数 Vegetation index	日期 Date								全生育期 Whole-plantation period
	6月23日	7月4日	7月14日	7月25日	8月15日	8月26日	9月6日		
NDVI	-0.016	0.073	0.119	0.160	0.252	0.379*	0.077	0.528**	
GNDVI	0.018	0.063	0.096	0.208	0.412*	0.421*	0.087	0.583**	
RE-NDVI	0.046	0.117	0.028	0.337	0.544**	0.456**	0.07	0.575**	
RVI	0.112	0.082	0.067	0.208	0.390*	0.353*	0.095	0.325**	
RE-RVI	-0.074	0.127	0.011	0.349*	0.541**	0.458**	0.115	0.536**	
DVI	0.037	0.117	0.095	0.063	-0.087	0.097	-0.191	0.689**	
RE-DVI	0.094	0.132	0.041	0.216	0.246	0.348*	-0.006	0.649**	
NRI	0.034	0.112	0.174	-0.199	-0.199	0.166	0.066	0.196**	
SAVI	0.018	0.072	0.118	0.252	0.252	0.379*	0.077	0.530**	
OSAVI	-0.017	0.063	0.091	0.412*	0.412*	0.421*	0.087	0.582**	

注：*为 0.05 水平显著；**为 0.01 水平显著，下同。

Note: * is significant at the 0.05 level; ** is significant at the 0.01 level, The same below.

从表 3 中可以看出，单期多光谱指数与生物量的相关性较低，其中相关性最高为 8 月 15 日 RE-NDVI，与生物量的相关性系数为 0.544 (P<0.01)，其次为 8 月 15 日 RE-RVI，相关性系数也仅为 0.541 (P<0.01)，其余相关性都在 0.500 以下。全生育期除 RVI 与 NRI 相关性较低外，其余 8 种植被指数与生物量的相关性均在 0.500

以上 (P<0.01)。

单期与全生育期相比较，全生育期的相关系数高于单期，其主要原因是数据量的影响。单期的数据量相对较小，导致估计的相关系数受到较大的抽样误差影响。当分期数据合并为全生育期数据时，数据量增加从而减小了抽样误差。

基于显著相关性构建水稻全生育期生物量估测模型,根据前述相关性分析的结果可知,水稻全生育期的10种植被指数与生物量均达到0.01显著水平。建立全生育期植被指数与生物量之间的估测模型。根据表4,植被指数与生物量估测模型的决定系数,发现这些模型的决定系数较低,决定系数最大的为DVI,其决定系数为0.45,其余决定系数都在0.3左右。表明由这些植被指数构建的生物量估测模型无法直接应用。

表4 植被指数与生物量估测模型的决定系数

Table 4 Coefficient of determination for vegetation index and biomass estimation models

植被指数 Vegetation Index	R^2	植被指数 Vegetation Index	R^2	植被指数 Vegetation Index	R^2
NDVI	0.25	RE-RVI	0.27	SAVI	0.25
GNDVI	0.32	DVI	0.45	OSAVI	0.31
RE-NDVI	0.30	RE-DVI	0.34		
RVI	0.10	NRI	0.04		

为了探究多光谱植被指数与生物量建模的决定系数都较低的原因,提升多光谱植被指数估测生物量模型的精度,选择4种决定系数较高的植被指数(DVI、RE-DVI、RE-NDVI、GNDVI),绘制生物量与植被指数的散点图进行分析。如图2所示,观察到植被指数与生物量对应的散点图呈现“L”状分布,可以分为上下两部分。

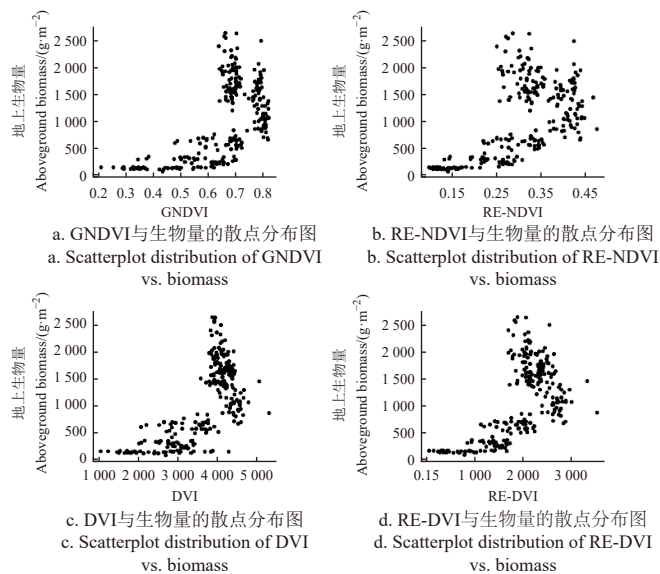


图2 植被指数与生物量关系图

Fig.2 Plot of vegetation index versus biomass

下半部分生物量随植被指数增加呈现逐渐增加的趋势,而上半部分生物量随植被指数增加呈现逐渐减少的趋势。因此,有必要将全生育期的数据按照某一种划分标准,将数据集划分为两部分,分别构建生物量估测模型,以提升多光谱植被指数估测生物量模型的精度。

2.1.2 数据集划分

为了进一步分析以上现象存在原因以及探究数据划分标准,本文构建每一个试验小区的生物量时序变化图以及植被覆盖度时序变化图(图3与图4)。图3中可看出,每一个试验小区在生长期前期生物量呈现逐渐增加的现象,

而在7月25日后呈现先减少再增加的现象。根据生物量的变化情况进行分析,可以确定生物量转折点的时间节点为7月25日,并以此作为划分标准对数据进行分组。

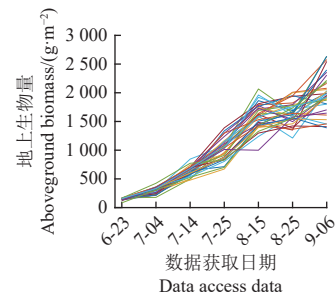


图3 试验小区生物量时序变化图

Fig.3 Plot of temporal changes in biomass

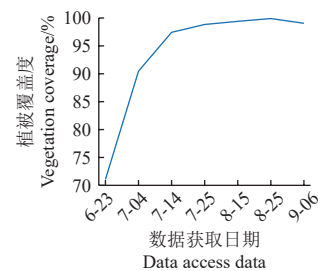


图4 植被覆盖度时序变化图

Fig.4 Time series of changes in vegetation cover

从图4中可看出,研究区域在6月23日第一次观测时,研究区域的植被覆盖度为71.05%,此时水稻处于分蘖期,随着时间的推移,所有小区的覆盖度迅速增加;7月25日小区的覆盖度达到98.84%,接近100%,之后的3次区域测量覆盖度趋于稳定。综合整个生育期的覆盖度变化情况,以及结合生物量变化情况,7月25日是试验数据变化的一个重要时间节点。结合生物量时序变化图以及植被覆盖度时序变化图,将7月25日定为数据分界线,以7月25日之前(包括7月25日)的数据作为营养生长期数据组,7月25日之后(不包括7月25日)的数据作为生殖生长期数据组,构建不同时期生物量估测模型。

2.1.3 分组后多光谱指数与生物量的相关性分析

将数据分为营养生长期和生殖生长期两组,分别计算两组多光谱植被指数与生物量之间的相关系数,结果如表5所示。从表中可以观察到,与全生育期比较在营养生长期,植被指数与生物量之间相关性显著提升;在生殖生长期,植被指数与生物量之间相关性下降。NDVI在作物生长的早期阶段是准确的,但是随着生物量的增长,它会趋于饱和^[37]。观察表5中数据,生殖生长期相对于全生育期的相关系数出现下降,茎秆叶部分植被指数部分小幅度提高、部分小幅度降低,而稻穗除DVI外其余指数都出现了显著提高。其中,提升最显著的为RVI,达到了-0.794,其余植被指数除DVI外都达到了0.700以上,且呈现显著相关。根据表5中数据表明,在对水稻进行生物量估测时,有必要对全生育期的数据进行分段,对生殖生长期数据进行分类,以提高估测精度。

表 5 植被指数与生物量相关性系数
Table 5 Coefficient of correlation between vegetation index and biomass

多光谱指数 Vegetation Index	全生育期 Whole-plantation period	营养生长期 Nutritional growth period	生殖生长期 (整体) Reproductive growth period (overall)	生殖生长期 Reproductive growth period	
				稻穗 Tassel	茎秆叶 Stalks and leaves
NDVI	0.528**	0.720**	-0.365**	-0.793**	0.553**
GNDVI	0.583**	0.795**	-0.262**	-0.719**	0.605**
RE-NDVI	0.575**	0.881**	-0.280**	-0.748**	0.619**
RVI	0.325**	0.890**	-0.346**	-0.794**	0.582**
RE-RVI	0.536**	0.894**	-0.263**	-0.737**	0.629**
DVI	0.689**	0.781**	-0.216*	-0.134	0.142
RE-DVI	0.649**	0.892**	-0.338**	-0.722**	0.494**
NRI	0.196**	0.655**	-0.509**	-0.764**	0.292**
SAVI	0.530**	0.722**	-0.365**	-0.793**	0.553**
OSAVI	0.582**	0.799**	-0.262**	-0.719**	0.605**

2.2 水稻生物量监测模型构建

根据试验区生物量时序变化图的结果，发现以下几点：

1) 在水稻生长的初期阶段，生物量呈现稳定增长的趋势，这种增长可以用线性模型捕捉。在此阶段内，生物量可能出现急剧增加的现象，此时对数模型和指数模型能够较为精确的拟合。

2) 随着生长进入后期阶段，水稻生物量显示出非线性增长趋势。二次回归模型和幂函数模型在描述这种非线性增长曲线形状时表现较为优越。

因此，本研究采用线性模型、二次回归模型、幂函

数模型、对数模型以及指数模型，对水稻生物量进行建模和估测。

根据前述分组后相关性分析的结果可知，数据分组后能够提高植被指数与生物量之间的相关系数，随机选取 75% 的样本数据构建估算模型数据集（营养生长期 107 个样本，生殖生长期 81 个样本），利用线性模型、二次回归模型、幂函数模型、对数模型、指数模型构建生物量估测模型，如表 6 所示。根据表中建模集决定系数、均方根误差确定较佳预测模型与预测指数。由表 6 可知，将数据分组后，不论是营养生长期还是生殖生长期，植被指数与生物量的估测精度都得到提升。

表 6 分组后多光谱植被指数估测生物量模型及精度
Table 6 Modeling and accuracy of biomass estimation by multispectral vegetation index after grouping

时期 Phase	植被指数 Vegetation Index	模型 Mould	决定系数 R ²	均方根误差 RMSE/(g·m ⁻²)
营养生长期 Nutritional growth period	NDVI	$y=0.105e^{9.776x}+164.157$	0.75	168.24
	GNDVI	$y=7.397e^{5.000x}+102.908$	0.80	151.70
	RE-NDVI	$y=7\ 261.959x^2-1\ 038.879x+173.403$	0.85	131.86
	RVI	$y=15\ 752.414e^{0.002x}-15\ 762.759\ 7$	0.77	160.96
	RE-RVI	$y=281.078x^2-380.482x+210.110$	0.83	136.38
	DVI	$y=0.000\ 09x^2-0.266x+346.387$	0.68	191.73
	RE-DVI	$y=0.000\ 1x^2+0.031x+99.147$	0.83	139.97
	NRI	$y=10\ 169.881\ 693x^2-3\ 932.158x+558.928$	0.46	248.30
	SAVI	$y=2\ 136.811x^2-3\ 213.055x+1\ 279.677$	0.69	187.44
	OSAVI	$y=7.137e^{5.211x}+101.549$	0.80	148.541
稻穗 Tassel	NDVI	$y=2\ 536.978x^2-10\ 722.513x+7\ 907.849$	0.61	188.07
	GNDVI	$y=11\ 322.760x^2-20\ 797.414x+9\ 681.857$	0.59	212.45
	RE-NDVI	$y=16\ 107.233x^2-15\ 466.383x+3\ 985.330$	0.56	199.72
	RVI	$y=5.253x^2-226.799x+2\ 784.073$	0.67	174.22
	RE-RVI	$y=1\ 069.092x^2-5\ 446.026x+7\ 270.560$	0.56	197.51
	DVI	\	\	\
	RE-DVI	$y=0.000\ 03x^2-1.003x+2\ 699.531$	0.51	211.77
	NRI	$y=21\ 328.340x^2-21\ 166.700x+5\ 463.635$	0.60	190.00
	SAVI	$y=1\ 119.492x^2-7\ 128.353x+7\ 894.862$	0.61	188.07
	OSAVI	$y=8\ 413.806x^2-17\ 927.102x+9\ 680.921$	0.50	212.45
生殖生长期 Reproductive growth period	NDVI	$y=24\ 663.449x^2-38\ 894.187x+16\ 321.234$	0.34	154.96
	GNDVI	$y=0.904e^{7.963x}+825.461$	0.36	151.78
	RE-NDVI	$y=10\ 205.163x^2-4\ 765.338x+1\ 527.415$	0.39	148.73
	RVI	$y=121.77e^{0.070x}+742.792$	0.34	154.58
	RE-RVI	$y=250.830x^2-599.473x+1\ 257.478$	0.38	149.17
	DVI	$y=-0.000\ 6x^2+4.800x-8\ 374.516$	0.04	186.75
	RE-DVI	$y=0.000\ 3x^2-0.978x+1\ 728.520$	0.24	166.49
	NRI	$y=-41\ 221.572x^2+30\ 561.206x-4\ 491.411$	0.15	175.23
	SAVI	$y=10\ 962.963x^2-25\ 929.541x+16\ 319.317$	0.34	154.97
	OSAVI	$y=0.905e^{6.864x}+825.401$	0.36	151.78

营养生长期的生物量估测模型中，NDVI、GNDVI、RVI、OSAVI 为指数函数形式，其余模型为二次函数形式，且自变量的系数均为正数。由表 6 可知，营养生

长期水稻生物量估测模型均可以较好地预测水稻生物量，模型预测值和实测值之间的决定系数均达到较高水平，大部分在 0.70 以上，均方根误差在 180 g/m²

左右。这表明这些模型具有较好的预测精度和准确性。其中精度最高的植被指数为 RE-NDVI, 最佳预测模型为二次回归模型, 决定系数为 0.85, 均方根误差为 131.86 g/m²。RE-NDVI 在营养生长期水稻生物量估测中具有更高的可靠性和准确性, 可作为首选的植被指数之一。在生殖生长期的生物量估测模型中, 稻穗和茎秆叶的生物量估测精度相比营养生长期有所下降。稻穗的较佳估测模型为二次回归模型, 较佳预测指数为 RVI, 其决定系数达到 0.67, 均方根误差为 174.22 g/m²。此外, 其他指数的决定系数也均在 0.50 以上, 均方根误差在 200 g/m² 左右, 这表明多种指数在稻穗生物量估测中都具有一定的预测能力。对于茎秆叶的较佳估测模型为二次回归模型, 较佳预测指数为 RE-NDVI, 其决定系数为 0.39, 均方根误差为 148.73 g/m²。尽管茎

秆叶模型的预测精度相对较低, 但仍然可以看出 RE-NDVI 对茎秆叶生物量的估测能力较强。综上所述, 生殖生长期的水稻生物量估测模型表现出了不同于营养生长期的特点, 稻穗与茎秆叶的估测精度差异可能源自于生长期内植物结构和生理特征的变化。未来的研究可以进一步探讨生殖生长期内不同植被指数的变化规律, 以及优化模型参数和指数组合, 提高生物量估测的精度和适用性。

为了消除建模数据选择的影响, 将数据集随机化重新排列后, 再按照 70% 的数据作为训练集, 30% 的数据作为测试集进行划分, 得到相应的模型参数, 结果如表 7。对比表 6 和表 7 的结果, 可以发现用回归模型得到的结果变化不大。这说明, 获得的数据本身有良好的自洽性。建模数据的选择对模型结果的影响不大。

表 7 调整建模组数据分组后多光谱植被指数估测生物量模型及精度

Table 7 Model and accuracy of multispectral vegetation index estimation of biomass after adjusting the grouping of data in the modeling set

时期 Phase	植被指数 Vegetation Index	模型 Mould	决定系数 R ²	均方根误差 RMSE/(g·m ⁻²)
营养生长期 Nutritional growth period	NDVI	$y=0.264e^{8.784x}+139.892$	0.77	163.18
	GNDVI	$y=10.177e^{5.610x}+85.029$	0.81	150.71
	RE-NDVI	$y=7\ 056.236x^2-944.201x+164.248$	0.86	130.09
	RVI	$y=62\ 189.133e^{0.001x}-62\ 197.859$	0.79	157.92
	RE-RVI	$y=268.126x^2-338.225x+178.299$	0.85	134.63
	DVI	$y=0.000\ 09x^2-0.242x+302.281$	0.74	175.15
	RE-DVI	$y=0.000\ 1x^2+0.064x+83.961$	0.85	135.25
	NRI	$y=11\ 094.484x^2-4\ 437.008x+583.218$	0.56	229.10
	SAVI	$y=2\ 099.534x^2-3\ 103.308x+1\ 209.014$	0.73	179.05
	OSAVI	$y=9.688e^{4.890x}+84.769$	0.82	147.61
稻穗 Tassel	NDVI	$y=15\ 501.408x^2-33\ 843.846x+18\ 216.937$	0.65	170.64
	GNDVI	$y=14\ 210.221x^2-25\ 434.402x+11\ 547.755$	0.53	198.86
	RE-NDVI	$y=20\ 315.308x^2-19\ 101.259x+4\ 771.076$	0.60	183.65
	RVI	$y=6.770x^2-284.835x+3\ 336.130$	0.74	147.95
	RE-RVI	$y=1\ 310.125x^2-6\ 628.566x+8\ 721.548$	0.62	180.17
	DVI	\	\	\
	RE-DVI	$y=0.000\ 02x^2-2.006x+3\ 974.027$	0.52	201.58
	NRI	$y=71\ 629.787x^2-57\ 371.203x+11\ 936.564$	0.61	182.20
	SAVI	$y=6\ 884.464x^2-22\ 548.637x+18\ 206.682$	0.65	170.65
	OSAVI	$y=10\ 561.725x^2-21\ 927.908x+11\ 548.204$	0.53	198.86
生殖生长期 Reproductive growth period	NDVI	$y=32\ 367.461x^2-51\ 896.310x+21\ 806.366$	0.38	152.98
	GNDVI	$y=0.002e^{15.720x}+964.812$	0.42	147.94
	RE-NDVI	$y=12\ 995.151x^2-6\ 736.603x+1\ 867.641$	0.44	145.02
	RVI	$y=7.941e^{0.175x}+966.676$	0.40	150.82
	RE-RVI	$y=250.830x^2-599.473x+1\ 257.478$	0.38	149.17
	DVI	$y=-0.000\ 2x^2+1.644x-1\ 700.810$	0.06	188.02
	RE-DVI	$y=0.000\ 5x^2-1.707x+2\ 505.774$	0.28	165.03
	NRI	$y=-53\ 861.254x^2+39\ 627.377x-6\ 091.290$	0.14	180.02
	SAVI	$y=14\ 389.900x^2-34\ 604.031x+21\ 807.865$	0.38	152.99
	OSAVI	$y=0.002e^{13.549x}+964.779$	0.42	147.95
茎秆叶 Stalks and leaves	NDVI	$y=32\ 367.461x^2-51\ 896.310x+21\ 806.366$	0.38	152.98
	GNDVI	$y=0.002e^{15.720x}+964.812$	0.42	147.94
	RE-NDVI	$y=12\ 995.151x^2-6\ 736.603x+1\ 867.641$	0.44	145.02
	RVI	$y=7.941e^{0.175x}+966.676$	0.40	150.82
	RE-RVI	$y=250.830x^2-599.473x+1\ 257.478$	0.38	149.17
	DVI	$y=-0.000\ 2x^2+1.644x-1\ 700.810$	0.06	188.02
	RE-DVI	$y=0.000\ 5x^2-1.707x+2\ 505.774$	0.28	165.03
	NRI	$y=-53\ 861.254x^2+39\ 627.377x-6\ 091.290$	0.14	180.02
	SAVI	$y=14\ 389.900x^2-34\ 604.031x+21\ 807.865$	0.38	152.99
	OSAVI	$y=0.002e^{13.549x}+964.779$	0.42	147.95

2.3 水稻生物量监测模型验证

基于上述分析和各多光谱指数在分组后的估测结果, 最终选择每组数据决定系数较高的前 3 种植被指数 (营养生长期: RE-NDVI、RE-RVI、RE-DVI; 生殖生长期 (稻穗): NDVI、RVI、SAVI) 作为生物量估测的指数, 进行生物量较佳估测模型的验证 (营养生长期 35 个样本, 生殖生长期 (稻穗) 27 个样本)。从图 5 可以看出, 营

养生长期所选的 3 个指数都有较高的验证精度, 决定系数均为 0.90 左右, 均方根误差均在 120 g/m² 左右。其中验证精度较高的植被指数为 RE-RVI, 决定系数为 0.90, 均方根误差为 119.36 g/m²。3 个指数的实测值—估测值散点图分布相似, 当生物量较小时, 散点图都分布在 1: 1 线附近, 线性趋势分布明显, 表明营养生长期的生物量估测精度较高, 与前述结果相符。

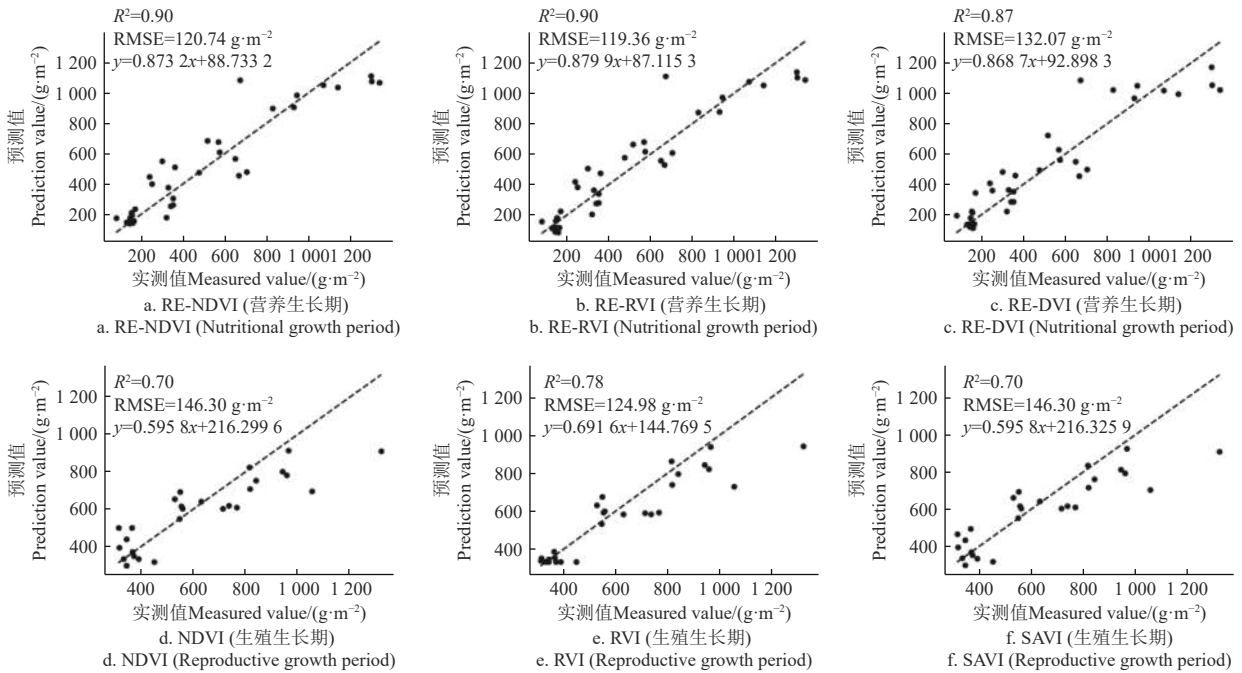


图 5 优选多光谱植被指数估测生物量模型验证结果

Fig.5 Validation results of the preferred multispectral vegetation index estimation biomass model

在生殖生长期，稻穗估测精度也相对较高，决定系数均在 0.70 以上，均方根误差均在 140 g/m² 左右。其中验证精度最高的植被指数为 RVI，决定系数为 0.78，均方根误差为 124.98 g/m²。整体而言，将全生育期分为营养生长期和生殖生长期，其中营养生长期生物量估测精度提升效果明显；对生殖生长期整体生物量估测提升较小，但是对稻穗生物量估测精度较高。

3 讨论

本研究对水稻生长期不同植被指数与生物量进行了相关性分析。首先，发现采用全生育期的数据进行相关性分析得到的相关系数更高。全生育期的估测能力优于单个生育期^[38]。这表明植被指数的变化对于生物量随着时间的变化更加敏感，对于同一时间由于植株生长差异导致的生物量变化敏感性较差。

其次，在绘制全生育期植被指数与生物量的散点图时，散点图呈现“L”形，散点分为上、下两部分；根据单个试验小区生物量时序变化图可以发现，在 7 月 25 日前生物量呈现上升趋势，之后呈现先下降再上升趋势，且植被覆盖度也在 7 月 25 日时接近 100%，该时间点为一个重要时间节点。根据此时间节点可将数据组分为营养生长期和生殖生长期，分组后植被指数与生物量之间的相关系数较全生育期提升，因此建模时有必要将数据按照营养生长期和生殖生长期分组。分组后，营养生长期的相关性提升，而生殖生长期的稻穗部分相关性也提升。多种植被指数与生物量的相关性程度都很高，除生殖生长期 DVI 外都达到了极显著相关 ($P < 0.01$)，营养生长期 RE-RVI 与生物量的相关系数最高达到了 0.894，其余相关系数绝对值普遍在 0.600 以上。植被指数与生

物量在营养生长期呈现显著相关，是由于生长前期水稻植株冠层叶片不够密集、叶片重叠率低，此时期对多光谱植被指数较敏感；而到了生殖生长期相关性略微下降，是由于生长后期水稻植株冠层茂盛、空间重叠率高，导致多光谱植被指数出现饱和现象^[39]。

根据分组后 10 种植被指数分别与生物量拟合发现，不同时期较优估测模型均有差别，较优植被指数也有所差异。通过建模集和验证集结果来看，营养生长期时指数模型和二次回归模型表现较好，较佳植被指数为 RE-RVI，验证集的决定系数均在 0.80 左右，表现出良好的估测精度；生殖生长期稻穗以二次回归模型表现较好，较佳植被指数为 RVI，验证集的决定系数均在 0.70 以上，估测模型表现良好。对全生育期而言，数据量的增加使得数据更加充分，但也使得数据变化更加复杂；将全生育期数据进行分组后可以分别分析不同时期数据情况，数据量也相对充分^[40]。生殖生长期中将水稻植株不同部分生物量分开分析也有助于更准确地了解水稻生长及生物量分布。

总体来说，将全生育期数据分组后相关性明显提升，而模型在估算营养生长期和生殖生长期稻穗生物量时也表现出良好能力，也证明了分组后数据具有良好的估测精度。

4 结论

为及时精确估算水稻生物量，本研究采用无人机多光谱影像数据，共提取了 10 种植被指数，并将这 10 种植被指数与水稻生长期的生物量进行了相关性分析，选择优选参数建立模型。通过小区试验数据验证了方法的有效性，得到结果如下：

1) 采用全生长期的数据进行相关性分析得到的相关性较采用单期数据进行相关性分析得到的相关性要高。

2) 根据全生育期生物量出现的分段情况,并结合生物量与植被指数的散点图将数据分为营养生长期和生殖生长期。

3) 基于两个时期数据分别进行建模和精度验证,发现在营养生长期验证精度较高的植被指数为 RE-RVI,对应较优模型为二次回归模型,决定系数为 0.90,均方根误差为 119.36 g/m²;营养生长期稻穗验证精度较高的植被指数为 RVI,对应较优模型为二次回归模型,决定系数为 0.78,均方根误差为 124.98 g/m²。

该研究中,在水稻生长前期,模型受到的饱和效应相对较小,精度也略高于生长后期;此外,分组后的试验数据也提高了模型的估测精度和准确性。总体而言,该研究分析水稻全生育期生物量分段现象,并将全生育期以植物营养生长期与生殖生长期进行分组建模和精度验证,能够为田间作物长势监测与农田生产决策提供有效的信息与参考。

[参 考 文 献]

- [1] NATH D J, DUTTA C, PHYLLEI D. Effect of heat stress on rice and its management [J]. *International Journal of Environment and Climate Change*, 2022: 2587-2595.
- [2] 刘忠, 万炜, 黄晋宇, 等. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(24): 60-71. LIU Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, et al. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2018, 34(24): 60-71. (in Chinese with English abstract)
- [3] 刘一博, 裴杰, 方华军, 等. 利用无人机影像反演水稻 SPAD 值的最优空间窗口确定[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(19): 165-174. LIU Yibo, PEI Jie, FANG Huajun, et al. Optimizing spatial window selection for rice SPAD value retrieval using multispectral UAV images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(19): 165-174. (in Chinese with English abstract)
- [4] 孔钰如, 王李娟, 冯海宽, 等. 无人机高光谱波段选择的叶面积指数反演[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(3): 933-939. KONG Yuru, WANG Lijuan, FENG Haikuan, et al. Leaf area index estimation based on UAV hyperspectral band selection[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(3): 933-939. (in Chinese with English abstract)
- [5] 郭燕, 井宇航, 贺佳, 等. 基于无人机影像多源信息的冬小麦生物量与产量估算[J]. *河南农业科学*, 2023, 52(12): 149-161. GUO Yan, JING Yuhang, HE Jia, et al. Winter wheat aboveground biomass and yield estimation based on multi-source information from UAV imagery[J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2023, 52(12): 149-161. (in Chinese with English abstract)
- [6] 芮婷婷, 徐云飞, 程琦, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶片含水量反演[J]. *麦类作物学报*, 2022, 42(10): 1291-1300. RUI Tingting, XU Yunfei, CHENG Qi, et al. Water content retrieval of winter wheat leaves based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2022, 42(10): 1291-1300. (in Chinese with English abstract)
- [7] 凌琪涵, 孔发明, 宁强, 等. 基于无人机多光谱影像的水稻氮营养监测[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(13): 160-170. LING Qihan, KONG Faming, NING Qiang, et al. Rice nitrogen nutrition monitoring based on unmanned aerial vehicle multispectral image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(13): 160-170. (in Chinese with English abstract)
- [8] 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 with English abstract)
- [9] 王鹏新, 田惠仁, 张悦, 等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究进展[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(2): 1-14. WANG Pengxin, TIAN Hui ren, ZHANG Yue, et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning: state of the art and beyond[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(2): 1-14. (in Chinese with English abstract)
- [10] 陆军胜, 陈绍民, 黄文敏, 等. 采用 SE_ (PLS)_ELM 模型估算夏玉米地上部生物量和叶面积指数[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(18): 128-135. LU Junsheng, CHEN Shaomin, Huang Wenmin, et al. Estimation of aboveground biomass and leaf area index of summer maize using SE_{pls}-ELM model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(18): 128-135. (in Chinese with English abstract)
- [11] LIU H, LEI X, LIANG H, et al. Multi-model rice canopy chlorophyll content inversion based on UAV hyperspectral images[J]. *Sustainability*, 2023, 15(9): 7038.
- [12] ELIO R, SIMONE B, CARLO B, et al. The correlation between proximal and remote sensing methods for monitoring soil water content in agricultural applications[J]. *Electronics*, 2022, 12(1): 127.
- [13] QIQI L, GUILIN L, WEIJIA C. Toward a simple and generic approach for identifying multi-year cotton cropping patterns using landsat and sentinel-2 time series[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(24): 5183.
- [14] ANGEL G-G M, PHILIP G D. Seasonal bean yield forecast for non-irrigated croplands through climate and vegetation index data: Geospatial effects[J]. *International Journal of Applied*

- [Earth Observation and Geoinformation](#), 2021, 105: 102623.
- [15] YANG L, HAIKUAN F, JIBO Y, et al. Estimating potato above-ground biomass by using integrated unmanned aerial system-based optical, structural, and textural canopy measurements[J]. [Computers and Electronics in Agriculture](#), 2023, 213: 108229.
- [16] 朱海滨, 胡群, 陆喜瞻, 等. 无人飞播水稻生育特征与丰产关键技术研究进展[J]. [农业工程学报](#), 2024, 40(11): 1-13. ZHU Haibin, HU Qun, LU Xizhan, et al. Research progress in growth characteristics and key techniques for the high yield of unmanned aerial seeding rice[J]. [Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering \(Transactions of the CSAE\)](#), 2024, 40(11): 1-13. (in Chinese with English abstract)
- [17] 姜友谊, 刘博伟, 张成健, 等. 利用无人机多光谱影像的多品种玉米成熟度监测[J]. [农业工程学报](#), 2023, 39(20): 84-91. JIANG Youyi, LIU Bowei, ZHANG Chengjian, et al. Multi-variety maize maturity monitoring based on UAV multispectral images[J]. [Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering \(Transactions of the CSAE\)](#), 2023, 39(20): 84-91. (in Chinese with English abstract)
- [18] 杨柳, 陈延辉, 岳德鹏, 等. 无人机遥感影像的城市绿地信息提取[J]. [测绘科学](#), 2017, 42(2): 59-64. YANG Liu, CHEN Yanhui, YUE Depeng, et al. Information extraction of urban green space based on UAV remote sensing image[J]. [Science of Surveying and Mapping](#), 2017, 42(2): 59-64. (in Chinese with English abstract)
- [19] 黄明华. 航片图像纠正方法分析 [J]. [安徽理工大学学报 \(自然科学版\)](#), 2004(3): 14-18. HUANG Minghua. Analysis on the method of air photo correction[J]. [Journal of Anhui University of Science and Technology\(Natural Science\)](#), 2004(3): 14-18. (in Chinese with English abstract)
- [20] 李大健, 贾伟, 臧频阳, 等. 无人机地面站图像预处理系统的设计与应用[J]. [航空计算技术](#), 2011, 51(4): 115-117. LI Dajian, JIA Wei, ZANG Pinyang, et al. Design and application of video image preprocessing system for UAV ground control station[J]. [Aeronautical Computing Technique](#), 2011, 51(4): 115-117. (in Chinese with English abstract)
- [21] 陈锋. 基于无人机影像的地表要素信息提取[J]. [测绘与空间地理信息](#), 2022, 45(12): 146-149. CHEN Feng. Surface feature information extraction based on UAV image[J]. [Geomatics & Spatial Information Technology](#), 2022, 45(12): 146-149. (in Chinese with English abstract)
- [22] ALDUBAI A A, ALSADON A A, AL-GAADI K A, et al. Utilizing spectral vegetation indices for yield assessment of tomato genotypes grown in arid conditions[J]. [Saudi Journal of Biological Sciences](#), 2022, 29(4): 2506-2513.
- [23] LUKAS P, ANJA H, LUDWIG R, et al. UAV-based estimation of grain yield for plant breeding: Applied strategies for optimizing the use of sensors, vegetation indices, growth stages, and machine learning algorithms[J]. [Remote Sensing](#), 2022, 14(24): 6345.
- [24] JIŘI T, JAN M, PETR L, et al. Retrieval of harmonized LAI product of agricultural crops from landsat OLI and sentinel-2 MSI time series[J]. [Agriculture](#), 2022, 12(12): 2080.
- [25] QING W, YINGPU C, KE S, et al. Estimation of sugar content in sugar beet root based on UAV multi-sensor data[J]. [Computers and Electronics in Agriculture](#), 2022, 203: 107433.
- [26] LI W, WANG J, ZHANG Y, et al. Combining texture, color, and vegetation index from unmanned aerial vehicle multispectral images to estimate winter wheat leaf area index during the vegetative growth stage[J]. [Remote Sensing](#), 2023, 15(24): 5715.
- [27] 罗小波, 谢天授, 董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. [农业机械学报](#), 2023, 54(4): 198-205. LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Estimation of citrus canopy chlorophyll based on UAV multispectral images[J]. [Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery](#), 2023, 54(4): 198-205. (in Chinese with English abstract)
- [28] 田婷, 张青, 张海东, 等. 基于无人机遥感的水稻产量估测[J]. [中国稻米](#), 2022, 28(1): 67-71,77. TIAN Ting, ZHANG Qing, ZHANG Haidong, et al. Estimating yield of rice based on remote sensing by unmanned aerial vehicle[J]. [China Rice](#), 2022, 28(1): 67-71,77. (in Chinese with English abstract)
- [29] BADGLEY G , FIELD B C , BERRY A J . Canopy near-infrared reflectance and terrestrial photosynthesis[J]. [Science Advances](#), 2017, 3(3): e1602244.
- [30] 井宇航, 郭燕, 张会芳, 等. 无人机飞行高度对冬小麦植株氮积累量预测模型的影响[J]. [河南农业科学](#), 2022, 51(2): 147-158. JING Yuhang, GUO Yan, ZHANG Huifang, et al. Effects UAV flight height on prediction model of plant nitrogen accumulation in winter wheat[J]. [Journal of Henan Agricultural Sciences](#), 2022, 51(2): 147-158. (in Chinese with English abstract)
- [31] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演[J]. [农业机械学报](#), 2016, 47(11): 285-293. TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer[J]. [Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery](#), 2016, 47(11): 285-293. (in Chinese with English abstract)
- [32] GITELSON A A, VINA A, CIGANDA V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. [Geophysical Research Letters](#), 2005, 32(8): 1-4.
- [33] FITZGERALD G J, RODRÍGUEZ D, O'LEARY G. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index— The canopy chlorophyll content index (CCCI)[J]. [Field Crops Research](#), 2010, 116: 318-324.
- [34] BAGHERI N, JAHANGIRLOU M R, AGHDAM M J.

- Predicting protein content of silage maize using remotely sensed multispectral imagery and proximal leaf sensing[J]. *Experimental Agriculture*, 2022, 58: e41.
- [35] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50: 663-666.
- [36] RONDEAUX G, STEVEN M D, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55: 95-107.
- [37] CEN H, WAN L, ZHU J, et al. Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras[J]. *Plant Methods*, 2019, 15: 32.
- [38] 刘昌华, 马文玉, 陈志超, 等. 基于无人机遥感的冬小麦氮素营养诊断[J]. 河南理工大学学报 (自然科学版), 2018, 37(3): 45-53.
- LIU Changhua, MA Wenyu, CHEN Zhichao, et al. Nitrogen nutrition diagnosis of winter wheat based on the UAV remote sensing[J]. *Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science)*, 2018, 37(3): 45-53. (in Chinese with English abstract)
- [39] YAN L, LIU X, JING X, et al. Enhancing leaf area index estimation for maize with tower-based multi-angular spectral observations[J]. *Sensors*, 2023, 23(22): 9121.
- [40] 张敏, 刘涛, 孙成明. 基于无人机高光谱数据的小麦生物量估测[J]. *安徽农业科学*, 2023, 51(17): 182-186,189.
- ZHANG Min, LIU Tao, SUN Chengming. Wheat biomass estimation based on UAV hyperspectral data[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2023, 51(17): 182-186,189. (in Chinese with English abstract)

Rice biomass estimation based on multispectral imagery from unmanned aerial vehicles

WANG Di, SUN Rong^{*}, SU Yong, YANG Bo

(School of Civil Engineering and Geomatics, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: Rice is one of the major food crops in China. It is important to timely, accurately, efficiently, and rapidly monitor the rice biomass. In this study, ten multispectral vegetation indices were extracted from Unmanned Aerial Vehicles (UAV) multispectral images. The data source was obtained for the correlation analysis with rice biomass. The results showed that the correlation between biomass and vegetation index was higher for the full reproductive period than for a single period. The correlation between biomass and vegetation index was also improved to divide the data for the full reproductive period into a nutritive and a reproductive period, according to the vegetation cover up to 100%. All ten vegetation indices were significantly correlated throughout the reproductive and nutrient growth period, with the highest DVI and RE-RVI correlation of 0.689 and 0.894, respectively; Except the DVI, the vegetation indices were significantly correlated in the productive growth period, with the highest RE-NDVI correlation of -0.794 for the rice spike portion and 0.629 for the stem and leaf portion. The biomass estimation models were then constructed using vegetation indices for the nutritive and reproductive growth periods. Quadratic regression and exponential models were also obtained in the nutritive growth period. The optimal multispectral index was achieved in the RERVI, with the validation accuracies of $R^2=0.90$, and $RMSE=119.36\text{ g/m}^2$; In the reproductive growth period, the rice spike was a quadratic regression model with an optimal multispectral index of RVI and validation accuracies of $R^2 = 0.78$ and $RMSE = 124.98\text{ g/m}^2$, respectively. Overall, the accuracy of the model was improved in the biomass estimation with the full-birth period data using the vegetation cover close to 100%. The accuracy of biomass estimation was also improved to separate the rice spike from the stalk and leaf during the reproductive growth period. Relatively less saturation was suffered in the early growth period of rice, whereas, the accuracy was slightly higher than that in the late growth period; Moreover, the experimental data significantly improved the estimation precision and accuracy of the model. The rice biomass was segmented for modeling and accuracy validation during the whole life cycle, in terms of plant nutritional and reproductive growth. The finding can also provide effective information and references for field crop growth monitoring and decision-making on farmland production.

Keywords: rice; UAV; multispectral; biomass; vegetation index