DOI: 10.5846/stxb201609221908

井然,宫兆宁,赵文吉,邓磊,阿多,孙伟东.基于无人机 SfM 数据的挺水植物生物量反演.生态学报,2017,37(22):7698-7709. Jing R, Gong Z N, Zhao W J, Deng L, A Duo, Sun W D.Estimating biomass of emergent aquatic plants based on UAV SfM data. Acta Ecologica Sinica, 2017,37(22):7698-7709.

基于无人机 SfM 数据的挺水植物生物量反演

井 然^{1,2,3},宫兆宁^{1,2,3,*},赵文吉^{1,2,3},邓 磊^{1,2,3},阿 多^{1,2,3},孙伟东^{1,2,3}

1 首都师范大学资源环境与旅游学院,北京 100048

2 三维信息获取与应用教育部重点实验室,北京 100048

3 资源环境与地理信息系统北京市重点实验室,北京 100048

摘要:生物量是衡量挺水植物生长状况的重要参数,对湿地生态系统健康评价具有重要意义。利用无人机影像生成运动重建结构 SfM(Structure from Motion,SfM)数据,结合野外实测生物量构建定量反演模型,并根据反演模型对生物量进行空间制图,最后分析了挺水植物类型对生物量空间分布的影响。结果表明,文中基于 SfM 数据建立的逐步线性回归模型(Stepwise Linear (SWL) regression model)具有较好的反演精度及估测能力。其模型显著性为显著(P<0.01),决定系数为 0.86,相对均方根误差为6.1%。挺水植物类型对生物量空间分布影响显著(P<0.05)。通过对研究区挺水植物的生物量进行估算,为利用无人机遥感监测挺水植物生物量提供了新思路。

关键词:挺水植物;生物量;无人机影像;运动重建结构(SfM)数据;回归分析

Estimating biomass of emergent aquatic plants based on UAV SfM data

JING Ran^{1,2,3}, GONG Zhaoning ^{1,2,3,*}, ZHAO Wenji ^{1,2,3}, DENG Lei^{1,2,3}, A Duo^{1,2,3}, SUN Weidong^{1,2,3}

1 College of Resources Environment & Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China

2 Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application of Ministry, Beijing 100048, China

3 Key Laboratory of Resources Environment and GIS of Beijing Municipal, Beijing 100048, China

Abstract: Biomass is an important ecological parameter that is used to evaluate the growth condition of emergent plants in wetlands during ecosystem health assessments. This study used SfM (Structure from Motion) data generated from UAV images and field measurements of emergent plant biomass to establish a quantitative relationship between the SfM data and biomass, which was then used to map biomass in the study area. The influence of emergent plant types on the spatial distribution of biomass was analyzed. Our results show that a Stepwise Linear regression (SWL) model based on the SfM data had the best forecasting accuracy and ability (P < 0.01), with a coefficient of determination (R^2) of 0.86 and an rRMSE of 6.1%. Emergent plant types had a significant influence (P < 0.05) on the spatial distribution of biomass in the study area. The results of this study provide a new quantitative method for retrieving growth parameters for emergent aquatic plants.

Key Words: emergent plants; biomass; UAV data; SfM data; regression analysis

挺水植物是湿地生态系统中的初级生产者,不仅能够固定水体及底泥沉积物中的营养盐,而且能够改善湿地生态系统的理化和生物特性,在净化水体、改善区域小气候等方面具有重要作用。生物量反映了挺水植物固定有机物质的量,可用于定量评价其所处湿地生态系统的服务功能及健康状况,是研究湿地生态系统物

收稿日期:2016-09-22; 网络出版日期:2017-07-12

基金项目:国家国际科技合作专项资助(2014DFA21620)

^{*} 通讯作者 Corresponding author.E-mail: gongzhn@163.com

质循环以及能量传递的关键指标^[1]。近年来国内外生物量相关研究集中在森林以及草本灌木上^[2-5],挺水植物的相关研究则集中于氮磷元素的固定^[6]、重金属污染修复^[7]以及水质净化研究^[8]。生物量遥感反演以卫星影像为数据源,然而卫星遥感影像存在空间时间分辨率较低、受大气状况影响严重等问题,制约了反演精度^[9]。无人机影像同卫星影像相比具有高空间分辨率、极高的现势性和小比例尺特点,并且受大气状况影响较小,因此无人机影像在生物量遥感反演上具有很好的应用前景。

利用 SfM 算法对物体的运动状态进行分析,并重建其三维结构。相对于机载激光雷达(LiDAR)以及地面 三维激光扫描仪(TLS),SfM 算法能够生成更为稠密的点云数据,因此适用于重建植物细致的纹理结构。近 年来,国内外学者利用无人机影像结合 SfM 算法对植物生长参量进行反演研究,并取得许多研究成果。 Bendig 等^[10]利用 SfM 算法计算植被指数以及作物表面模型(CSM),并提取作物冠层高度,结合地面实测高光 谱数据对大麦的生物量进行估测,得出结合植被指数及作物冠层高度信息估测生物量的精度高于单独利用植 被指数估测的结论。Li 等^[11]利用 SfM 算法生成研究区真正射影像及数字表面模型(Digital Surface Model, DSM),通过计算植被指数,并结合冠层高度对生物量建模,反演玉米生物量,其中逐步线性回归模型精度 R²= 0.88, rRMSE=6.40%, 随机森林回归模型 R²=0.78, rRMSE=16.66%。反演结果同实测数据相比较, 冠层高度 平均误差为 0.11 m, 生物量平均误差为 0.05 kg/m²。张正建等^[12]以若尔盖高原为研究区, 利用 SfM 算法生成 多种植被指数,估算草地生物量,建立生物量的回归模型。他们发现,植被指数同草地生物量有较好的相关关 系,利用红、绿波段构建的植被指数 NGRDI 具有最高的拟合精度(R²=0.856)以及预测精度(ABE=94 g/m², RMSE=124 g/m²)。以上研究成果主要集中在利用 SfM 数据估测农作物生物量,由于挺水植物生长分布特性 与农作物存在显著差异,因此生物量分布更为复杂,并且由于研究区下垫面差异,挺水植物间主要为水体而非 土壤,因此光谱特征受水体影响显著,导致其反射率与陆生植物相比较低^[13],因此本文利用无人机 SfM 数据 生成多种植被指数,扩大挺水植物同周围地物的差异,并结合垂直方向上的高度信息,反演估测湿地挺水植物 的生物量,为挺水植物生长参量反演提供新的思路。

1 研究区与研究方法

1.1 研究区概况

研究区位于北京市房山新城滨河森林公园,地理位置116°11′24″E—116°11′30″E,39°44′26″N—39°44′33″ N,平均高程为40m,属半湿润半干旱北温带大陆性气候,降雨集中在6—9月^[14]。研究区属于人工湿地,北 侧为黄良铁路,东侧分布有采摘园,树种为桃树,西侧为公园游览区。研究区分布水系为大清河水系北支中上 游的小清河^[15]。区内水生植物类型主要包括挺水植物,以芦苇(*Phragmites australis*)为主,占70%左右,其次 为香蒲(*Typha orientalis*)、慈菇(*Sagittaria sagittifolia*)、水葱(*Scirpus validus*)、茭白(*Zizania latifolia*),芦苇生境 为河岸多水区域,大量分布于河道两侧;香蒲生境为潮湿多水处,主要分布于研究区北部河道滨水处及沿岸浅 水中;慈菇生境为水肥充足的沟渠及浅水,主要分布于研究区东南侧,与芦苇共生;水葱生境为浅水区域,主要 分布于研究区南部水体;茭白生境为土壤肥沃的粘壤土,主要分布于研究区西侧沿岸。浮水植物相对单一,主 要为水绵(*Glyptostrobus pensilis*),分布于研究区北部相对静止的水体沿岸,如图1。研究区中挺水植物的生长 期为6—9月份^[16]。

1.2 数据获取

1.2.1 无人机影像数据获取

研究使用无人机影像作为数据源,拍摄时间为 2015 年 6 月 1 日 11 时 25 分,此时太阳高度角达到最大 值,可避免地物阴影对影像质量造成不利影响,并且当日气象条件利于无人机影像获取,可确保挺水植物高度 不受风力影响发生变化。设定作业航高 50 m,航速 5 m/s,航向重叠度 60%,旁向重叠度 80%,以保证各景影 像为多视影像且地物成像清晰。共获取 RGB 航摄影像 101 景,有效影像 98 景,在设定航高下影像空间分辨 率为 0.011 m。



1.2.2 地面实测数据获取

地面实测数据采集于影像获取后进行,根据研究区中植被空间分布特征布设 60 个 1 m×1m 的采样点,记 录采样点编号、中心 GPS 坐标,挺水植物优势种名称、株数、冠层高度(H_{canopy})、生物量。挺水植物冠层高度测 量采用绳测法,记录为采样点范围内所有挺水植物高度的均值(单位:m);利用收获法采集挺水植物生物量 (单位:kg/m²),将采集的挺水植物置入塑料袋中密封,于实验室烤箱中 85℃烘干至恒重,生成野外实测数据 统计表,如表 1 所示。

Table 1 Statistics of the neid measurements						
	冠层高度	生物量		冠层高度	生物量	
	$H_{ m canopy}$ / m	Biomass/(kg/m ²)		$H_{ m canopy}/ m m$	Biomass/(kg/m ²)	
最小值 Min	1.42	1.17	标准差 SD	0.48	0.67	
最大值 Max	3.53	4.23	变异系数 CV	19.32%	25.55%	
均值 Mean	2.48	2.64				

利用变异系数(Coefficient Variation, CV)比较不同量纲变量间的变异程度,如公式1所示。

$$CV = \frac{SD}{MN} \times 100\% \tag{1}$$

式中,SD为野外实测数据的标准偏差,MN为野外实测数据的平均值。

由上表数据可知,生物量的空间变异程度大于冠层高度(*CV*=25.55%>19.32%)。冠层高度均值为 2.48 m,生物量平均值为 2.64 kg/m²,符合挺水植物生长季特征^[17]。将研究区中的样本点按照挺水植物种类 及分布进行分组,采取分层抽样法,最终选取 48 个样本点数据用于拟合生物量模型,其余 12 个样本点数据用 于模型预测精度的检验。

1.3 方法及流程

1.3.1 技术流程

技术流程见图 2,分为 SfM 数据处理、采样点数据处理、挺水植物分布提取、模型拟合及精度评价、生物量

估算及分布反演五个部分。



1.3.2 无人机 SfM 数据生成

利用 SfM 算法处理无人机影像,对研究区进行重建^[18-19]。首先通过研究区中分布的 12 个控制点,对影像数据集进行自动空中三角测量,生成 SfM 稀疏点云数据,并镶嵌影像;然后利用生成的深度信息改正研究区地形起伏误差,对镶嵌影像进行正射纠正^[20]并加密 SfM 稀疏点云生成稠密点云数据。SfM 稠密点云数据同 ALS(Airborne Laser Scanning)点云数据相似,可用于提取挺水植物冠层结构信息,将其与 2016 年 1 月 30 日获取的落叶期点云数据作差值运算以去除地形信息。对重建数据利用研究区精确地形图几何校正,采用多项式模型进一步修正由像点错误匹配、飞行姿态微小变化以及飞控误差引入的影像畸变^[21],应用最邻近像元法对影像重采样,使误差控制在 1 个像元内,满足研究精度。最后,利用研究区矢量边界裁剪几何校正后的正射影像及稠密点云数据。

利用研究区重建结果计算植被指数及 SfM 点云变量。植被指数基于正射影像的可见光波段计算生成,如表 2。

)		Table 2 Definitions of the	e vegetation indices	
	植被指数	全称	公式	参考文献
Ve	egetation index	Full name	Equation	References
	NGRDI	Normalized green-red difference index	(G-R)/(G+R)	[22]
	ExG	Excess green index	2 <i>G</i> - <i>R</i> - <i>B</i>	[23]
	CIVE	Color index of vegetation	0.44R - 0.88G + 0.39B + 18.79	[24]
	VEG	Vegetation index	$G/R^a B^{(1-a)}$, $a = 0.67$	[25]
	ExGR	Excess green minus excess red index	ExG-1.4R-G	[26]
	COM	Combination index	0.25 ExG + 0.3 ExGR + 0.33 CIVE + 0.12 VEG	[27]
	GLA	Green leaf algorithm	(2 * G - R - B) / (2 * G + R + B)	[28]

表 2 植被指数定义

R为红光波段,G为绿光波段,B为蓝光波段

文中选取的植被指数为在植被覆盖度研究中广泛应用的绿度指数,能够显著增强挺水植物特征^[29]。其中 COM 为三种植被指数联合计算的混合植被指数,由于 ExG 同 ExGR 的构成形式相近,因此只选择其中一种参与后续分析运算。

利用稠密点云数据计算 SfM 点云变量,包括采样点处的平均高程(H_{mean}),高程标准差(H_{std})以及高程变 异系数(H_{ev}),如公式 2—4。

$$H_{\text{mean}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} h_i$$
$$H_{\text{std}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (h_i - H_{\text{mean}})^2}$$
$$H_{\text{mean}} = H_{\text{mean}} / H$$

 H_{mean} 直接反映了挺水植物冠层的垂直分布信息; H_{std} 以及 H_{ev} 反映出冠层结构的复杂程度及异质性^[30]。 为同野外采样点对应,以采样点 GPS 坐标为中心,生成1 m×1 m 的矩形矢量缓冲区,利用 Aremap 软件 Spatial Analyst Tools 模块中的区域统计工具(Zonal Statistics)对点云数据统计处理,分别计算缓冲区域内的 H_{mean} , H_{std} 及 H_{ev} 。利用 B 样条插值拟合算法处理稠密点云数据,生成研究区 DSM 模型,DSM 模型中包含了挺水植物高 度信息,由于研究区地形平坦,利用 DSM 模型生成坡度数据(Slope),作为辅助数据提取挺水植物。

1.3.3 湿地挺水植物分布提取

湿地挺水植物分布提取利用面向对象分类法,基于 稠密点云数据、坡度数据、植被指数,建立决策树规则分 类提取。首先对研究区地物的高度阈值进行判断,利用 稠密点云区分高度差异明显的树木与低矮地物,通过 Otsu 阈值分割算法,将点云高度数据重分类为两类,树 木及低矮地物,确定高度阈值为4.56 m。利用坡度数据 增强低矮地物中裸地、水体同挺水植物的差异,利用迭 代阈值分割法整体提取研究区中的挺水植物,确定坡度 阈值为45.4°。为对挺水植物进行种间区分,利用 CART决策树建立植被指数多重分类规则,植被指数值 VEG>1.26 and CIVE<-17.73 区分芦苇及香蒲,52.37< ExG<56.85 and COM<-59.19 区分茭白及水葱。随后利 用目视解译对错分漏分的地物进行修正,最终生成挺水 植物分布图,如图 3。

1.3.4 模型建立及精度评价

利用单一植物生长参量作为自变量,采用回归拟合 方法获得生物量估算模型,由于模型简单,执行效率高 而被广泛应用^[31]。SfM 数据中的植被指数及点云变量 反映了挺水植物的生长参量信息,并且生物量与冠层高 度呈正比关系^[32],因此建立生物量的 SLR (Simple



Fig.3 The distribution of emergent plants

Linear Regression Model)模型^[33]。同时,结合植被指数以及 SfM 点云变量(H_{mean} 、 H_{std} 及 H_{ev}),建立生物量的 SWL 模型,选择全局择优法,通过修正决定系数(adjusted R^2)及贝叶斯判据(BIC)对所有变量组合模型进行 评价,筛选具有最大 adjusted R^2 及最小 BIC 的变量组合,并进行显著性检验, $P \le 0.001$ 代表模型极显著;0.001 $\le P \le 0.05$ 代表模型显著; $P \ge 0.05$ 代表模型不显著。

采用留一法交叉验证(LOOCV)评价模型生物量的预测精度^[34]。选择决定系数(*R*²)、均方根误差(RMSE)以及相对均方根误差(rRMSE)三种指标进行定量评价,如公式 5—6。其中 RMSE 受变量量纲影响, 而 rRMSE 则是一个去量纲的评价指标,因此能够用于比较不同的回归模型,rRMSE 值较小的模型具有更高的预测精度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (p_i - \hat{p}_i)^2}$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{p}_i}$$
(5)

上式中,变量 p_i 为挺水植物生物量的实测值, \hat{p}_i 为生物量的模型预测值。为判断生物量预测结果受预测 模型的影响是否显著,进行显著性水平 P<0.05 的单因素方差分析(The one-way ANOVA)^[35]。

2 结果及讨论

2.1 无人机 SfM 数据分析

与野外实测样点对应,对 60 个采样点位置处的 SfM 数据生成统计表,并进行对比分析,如表 3。

Table 3 Statistics of SfM data in plots						
SfM 数据	最小值	最大值	均值	标准差	变异系数	
SfM data	Min	Max	Mean	STD	CV	
植被指数 Vegetation indice	s					
CIVE	-25.90	-3.17	-14.71	5.79	-39.34	
COM	-90.50	-29.32	-53.78	11.79	-21.93	
ExG	43.63	89.57	66.02	12.49	18.91	
GLA	0.09	0.19	0.16	0.02	14.49	
NGRDI	0.04	0.11	0.08	0.02	21.20	
VEG	1.17	1.43	1.33	0.06	4.42	
ExGR	-333.03	-131.15	-218.64	8.53	-24.75	
SfM 点云变量 SfM point cloud variables						
平均高程 H _{mean}	1.15	3.94	2.52	0.66	26.00	
高程标准差 H _{std}	0.06	0.91	0.34	0.23	67.35	
高程变异系数 H _{ev}	0.03	0.38	0.14	0.09	63.47	

表 3 采样点处 SfM 数据统计表

由表中数据所示,采样点处 SfM 点云变量的 CV 值大于植被指数变量,其中 H_{std} CV 值最高(CV = 67.35%),其次是 H_{ev} (CV = 63.47%)。SfM 点云变量 CV 值较高反映了采样点处挺水植物冠层结构的复杂性。 H_{mean} 的 CV 值(CV = 26%)高于 H_{canopy} (CV = 19.32%),原因是 H_{canopy} 记录为采样点范围内所有挺水植物高度的均值,而 H_{mean} 对采样点范围内的点云高程分量进行平均,相对于 H_{canopy} 样本点更多,高程变异更为复杂,因此 CV 值更高。植被指数中,CIVE 具有最高的 CV 值(CV = -39.34%),VEG 的 CV 值最低(CV = 4.42%)。标准 差(standard deviation,STD)最高值出现在 ExG 中(STD = 12.49),其次是 COM(STD = 11.79),最小值出现在 GLA 以及 NGRDI 中,并且值相等(STD = 0.02),标准差值较高的植被指数表明其地物像元光谱变异较大,地物 间反差更为明显,反之地物像元的光谱变异较小,地物间反差较低。

2.2 挺水植物生物量反演

在进行生物量反演前,将野外实测 H_{eanopy}、生物量数据同无人机植被指数、SfM 点云变量进行相关分析,经 正态分布检验,数据服从正态分布,故采用 Pearson 相关系数,如图 4 所示。

由上图数据可知,SfM 点云变量中 H_{mean} , H_{std} 及 H_{cv} 同野外实测 H_{canovy} 具有较高的相关性,其中 H_{mean} 的相关



系数值最高(R=0.89),其次为 $H_{ev}(R$ =0.63)。植被指数同 H_{eanopy} 相关性较低,相关系数最高值出现在 ExGR 中(R=0.43)。植被指数同生物量表现出中等相关性,在所有变量中, H_{mean} 与生物量的相关性最强(R=0.84), 其次是 NGRDI(R=0.65)以及 $H_{ev}(R$ =0.63)。植被指数与 SfM 点云变量存在部分高度互相关,例如植被指数 变量中 VEG 同 GLA 的相关性最高(R=0.99),SfM 点云变量中 H_{std} 同 H_{ev} 相关性最高(R=0.88)。植被指数变 量间存在高度互相关的原因为研究使用的影像传感器只包括 R、G、B 三个波段,在植被指数计算时,各植被指 数的运算形式存在一定程度的近似性,从而导致了高度相关^[36]。

2.2.1 SLR 模型生物量反演

引入 SLR 模型的自变量应遵循与生物量具有密切相关关系的原则^[37],由上节讨论可得,在 SfM 数据与生物量的相关性分析中,*H*_{mean}与生物量的相关性最强(*R*=0.84),因此以生物量为因变量,SfM 点云变量中的*H*_{mean}作为自变量构建 SLR 模型。

由表4可知,对于SLR模型,决定系数为0.71,即模型能够解释71%的生物量变化,平均误差为0.18,均 方根误差为0.25,相对均方根误差为8.7%。对于本文研究区,空间范围较小,生物量变化复杂,构建的SLR模 型精度不足以解释研究区生物量分布特征,并且由于数学算法本身原因,单一自变量模型在研究区植被覆盖 不均匀区域会存在较大的反演误差。SWL模型与SLR模型相比利用多个自变量的最优组合对因变量进行预 测估计,因此更符合挺水植物生物量估测中的实际情况。

2.2.2 SWL 模型生物量反演

逐步线性回归模型以生物量为因变量,利用全局择优法,对 SfM 数据进行自变量筛选,选择具有高 adjusted R² 以及低 BIC 值的变量组合作为自变量引入逐步线性回归模型。如图 5 所示。NGRDI、ExGR、H_{mean} 被逐步线性回归模型选中的频次最高,GLA 和 COM 被模型选择的频次最低。为避免多重共线性对模型造成 不利影响,剔除同其他植被指数具有高相关性,并且在模型中显著性较低的植被指数 VEG 和 CIVE,最终选择 NGRDI、ExGR、H_{mean}、H_{std}、H_{ev}作为自变量引入逐步线性回归模型。NGRDI 采用 NDVI(归一化差分植被指数) 的构造形式,利用挺水植物在绿光波段的绿峰与红光波段的红谷反射率差异较大的特性,归一化处理扩大挺 水植物同周围地物的差异;ExGR 综合利用了挺水植物在可见光波段的光谱特性,将 RGB 波段灰度影像作差 值运算,线性增强研究区挺水植物;在 H_{mean}、H_{std}及 H_{ev}数据中,挺水植物点云在垂直方向上的分布特性存在差 异,并且同生物量的相关性较强,因此 SfM 点云变量作为模型自变量使模型物理意义更加明确。并且被选择 的 5 个自变量相比其他变量在逐步线性回归模型中显著性较高,其中 ExGR 和 H_{mean}更为显著(P<0.001),如 表 5 所示。



由表4可知,对于两种预测模型,显著性水平皆小于0.01,为非常显著,能够较好地描述无人机SfM数据 同挺水植物生物量的定量关系。并且SWL模型的决定系数(*R*²=0.86)大于SLR模型;平均误差(ME=0.11 kg/m²)小于SLR模型;均方根误差(RMSE=0.15 kg/m²)小于SLR模型;相对均方根误差(rRMSE=6.1%)小 于SLR模型,表明针对挺水植物生物量,SWL模型的鲁棒性要高于SLR模型,更适用于表达SfM数据同挺水 植物生物量的定量关系。

	表	4 模型精度检验表		
	Table 4	Table of model accuracie	es	
模型 Models	决定系数 R ²	平均误差 ME	均方根误差 RMSE	相对均方根误差 rRMSE
生物量 Biomass				
一元线性回归 SLR	0.71 **	0.18	0.25	8.70%
逐步线性回归 SWL	0.86 **	0.11	0.15	6.10%
* * <i>P</i> <0.01				

2.3 预测精度验证及空间分布制图

根据求得的最优模型对研究区挺水植物生物量进行反演,结合12个野外实测采样数据对反演模型预测

精度进行检验。一元线性回归模型在生物量高值及低值处存在过估计现象,并且数据点较为离散;逐步线性 回归模型在高值及低值处同样存在一定程度的过估计,然而同一元线性回归模型相比距1:1等值线更为接 近,且数据点分布更为集中,同实测数据拟合度更强,如图6所示。



表 5	逐步回归模型系数	
Fable 5 (Soofficients of SWI mod	1.1

利用单因素方差分析(P<0.05)对两种模型进行评价,判断不同预测模型对生物量估测结果影响是否显著。如图 7 所示,一元线性回归模型生物量预测值均值为 2.41 kg/m²,标准差为 0.4 kg/m²;逐步线性回归模型生物量预测值均值为 2.64 kg/m²,标准差为 0.43 kg/m²,预测值均值及标准差一元线性回归模型均低于逐步线性回归模型。两种模型沉箱图上方字母不同,代表两种预测模型间存在组间差异,表明采用不同的预测模型,挺水植物生物量反演结果存在差异。

由上述分析可得,逐步线性回归模型对挺水植物生物量的预测能力优于一元线性回归模型,因此利用其 对研究区挺水植物生物量进行空间分布制图。

生物量的空间分布如图 8 所示,最小值为 1.58 kg/m²,最大值为 4.21 kg/m²,结合挺水植物类型分布图, 对不同挺水植物分布区域内的生物量估测数据进行统计分析,判断挺水植物类型对生物量分布的影响,如表 6 所示。

表 6 不同挺水植物生物量(平均值±标准差)					
	Table 6 Bio	mass of different emerg	gent plants (mean±SI	E))	
类型	慈菇	芦苇	香蒲	茭白	水葱
Туре	Sagittarla trifolla	Phragmites australis	Typha orientalis	Zizania latifolia	Scirpus validus
生物量 Biomass/(kg/m ²)	1.93±0.35a*	$2.98{\pm}1.23\mathrm{b}$	$2.74{\pm}0.87\mathrm{b}$	$2.13 \pm 0.34 \mathrm{c}$	$2.33 \pm 0.52 d$

相同小写字母表明不同挺水植物类型对生物量影响不显著;*表示 p<0.01

由上表结果可得,对于芦苇和香蒲,其生物量分布差异不显著。慈菇、茭白、水葱的生物量分布因植被类型不同存在差异,且慈菇更为显著(P<0.05),因此可以得出研究区挺水植物生物量分布受挺水植物种类影

响,且其分布规律与挺水植物分布具有相似的特征。研 究区东部芦苇生长茂密区域生物量预测值较高,该区域 为水陆交界地带,芦苇为该区域的优势种,且植株高度 多在2m以上。研究区西部主要为陆地部分,为慈菇、 芦苇的适宜生境,两种挺水植物为优势种,由于陆地土 壤含水量与水陆交界带相比较低,因此植株高度较低, 在1.6m以下,生物量预测值也较低。研究区中部河道 为香蒲适宜生境,该区域香蒲为优势种,生物量预测出 现高值。研究区南部分布有大量水体,挺水植物种类较 为多样,分布有水葱、芦苇、慈菇,水葱为该区域优势种, 该区域生物量值较低。研究区北部挺水植物以芦苇为

2.4 讨论

以往挺水植物生物量反演中仅利用到遥感影像的 二维平面信息,较少结合挺水植物的三维空间信息。本 文利用无人机影像作为数据源,充分发挥其高空间分辨 率的优势,高度方向的点云数据结合植被指数扩大了挺 水植物间的差异,从而对研究区挺水植物进行种间分 类。全局择优法求解出所有可能的回归模型组合,避免 建模自变量的主观选择,增强模型的客观性。H_{mean}在逐 步线性回归模型中的显著性为极显著(P<0.001),表明 点云变量对生物量有较强的解释能力。植被指数同生 物量表现出中等相关性,并且在模型中显著,表明基于 R、G、B 波段的植被指数对生物量有较强的解释能力。 通过将不同类型的点云变量引入模型,提高了挺水植物 生物量的反演精度,同 Aasen 等的研究结论一致^[38]。

研究区边缘的 SfM 点云高程值存在误差,在影像数 据处理过程中,研究区中部影像数目较多,因此影像重 叠区域较大,能够保证较高的重建精度;在研究区边缘 区域,由于影像数目较少,影像重叠区域较小,在影像拼 接过程中缺少足够数目的多视影像,造成边缘区域的重 建精度降低,从而对生物量反演精度造成影响。因此在 获取研究区数据时,扩大任务范围是十分必要的,能够 保证在研究区边缘位置取得同样高的重建精度。采用 挺水植物收割后的枯萎期点云数据作为地形点云的近



似,然而其并非真正意义上的地形数据,挺水植物未完全收割的区域,地面高程值与真值存在差异,导致获取的挺水植物高度存在误差,对反演结果造成一定影响,因此采用高精度 DEM 地形数据能够消除挺水植物的高度误差,进一步提高生物量的反演精度。

3 结论

本文利用无人机平台获取了上百张研究区高空间分辨率影像,生成无人机 SfM 数据(植被指数及点云变

量),并建立了野外实测挺水植物生物量同 SfM 数据的定量关系,结论如下:

同野外实测生物量作对比,SfM 数据反演结果的平均误差达到 0.11 kg/m²。由 NGRDI、ExGR、H_{mean}、H_{std} 及 H_{ev} 5 个参数拟合的逐步线性回归模型具有较好的精度和预测能力,能够较好地用于估算湿地挺水植物生物量。其模型显著性为显著(P<0.01),模型决定系数为 0.86,均方根误差为 0.15 kg/m²。

植被指数同生物量表现出中等相关性,点云变量同生物量表现出高相关性,增强了对生物量的响应,并削 弱环境背景产生的影响,同时表明点云变量同植被指数相比,与挺水植物生长参量相关性更强,更适宜反映其 生长状况信息。点云变量中的 *H_{mean}*被全局择优法选中的频次高于其他变量,并且在逐步线性回归模型中显 著性为极显著,因此 *H_{mean}*在回归模型中具有很大的贡献度,全局择优法在候选变量较多的自变量选择中,能 够大大减少人为筛选的工作量,从而提高模型建立的效率。

综上所述,利用 SfM 数据中的光谱与点云变量构建模型,能够满足挺水植物生物量的预测精度。此外,无 人机的飞行参数,如航高、视场、影像分辨率改变及影像重叠等因素皆可能对生物量的反演预测精度造成影 响,应加以考虑。

参考文献(References):

- [1] 赵天舸,于瑞宏,张志磊,白雪松,曾庆奥.湿地植被地上生物量遥感估算方法研究进展.生态学杂志,2016,35(7):1936-1946.
- [2] 徐婷,曹林,申鑫,余光辉. 基于机载激光雷达与 Landsat 8 OLI 数据的亚热带森林生物量估算. 植物生态学报, 2015, 39(4): 309-321.
- [3] Minh D H T, Toan T L, Rocca F, Tebaldini S, Villard L, Réjou-Méchain M, Phillips O L, Feldpausch T R, Dubois-Fernandez P, Scipal K, Chave J. SAR tomography for the retrieval of forest biomass and height: Cross-validation at two tropical forest sites in French Guiana. Remote Sensing of Environment, 2016, 175: 138-147.
- [4] Palmer I E, Gehl R J, Ranney T G, Touchell D, George N. Biomass yield, nitrogen response, and nutrient uptake of perennial bioenergy grasses in North Carolina. Biomass & Bioenergy, 2014, 63(7): 218-228.
- [5] 李巍, 王传宽, 张全智. 林木分化对兴安落叶松异速生长方程和生物量分配的影响. 生态学报, 2015, 35(6):1679-1687.
- [6] Chen S Q, Chu Z S. Purification efficiency of nitrogen and phosphorus in *Ottelia acuminata* on four kinds of simulated sewage. Ecological Engineering, 2016, 93: 159-165.
- [7] 陈勤, 沈羽, 方炎明, 严靖, 李萍萍, 张开梅, 紫湖溪流域重金属污染风险与植物富集特征. 农业工程学报, 2014, 30(14): 198-205.
- [8] Gupta A D, Sarkar S, Ghosh P, Saha T, Sil A K. Phosphorous dynamics of the aquatic system constitutes an important axis for waste water purification in natural treatment pond(s) in East Kolkata Wetlands. Ecological Engineering, 2016, 90: 63-67.
- [9] Bendig J, Yu K, Aasen H, Bolten A, Bennertz S, Broscheit J, Gnyp M L, Bareth G. 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, 2015, 39: 79-87.
- [10] 汪沛, 罗锡文, 周志艳, 臧英, 胡炼. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述. 农业工程学报, 2014, 30(18): 1-12.
- [11] Li W, Niu Z, Chen H Y, Li D, Wu M Q, Zhao W. Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system. Ecological Indicators, 2016, 67: 637-648.
- [12] 张正健, 李爱农, 边金虎, 赵伟, 南希, 靳华安, 谭剑波, 雷光斌, 夏浩铭, 杨勇帅, 孙明江. 基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖 草地地上生物量估算研究. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 51-62.
- [13] 阿多, 赵文吉, 宫兆宁, 张敏, 范云豹. 1981-2013 华北平原气候时空变化及其对植被覆盖度的影响. 生态学报, 2017, 37(2):576-592.
- [14] 林川, 宫兆宁, 赵文吉, 樊磊. 基于光谱特征变量的湿地典型植物生态类型识别方法——以北京野鸭湖湿地为例. 生态学报, 2013, 33 (4): 1172-1185.
- [15] 顾群,李志华,岳政新.小清河分洪区内设置安全区的必要性和可行性分析.海河水利,2006,(5):30-33.
- [16] 甄姿,宫兆宁,赵文吉.官厅水库库区水生植物演变格局时空变化特征分析.农业环境科学学报,2012,31(8):1586-1595.
- [17] 余居华,钟继承,范成新,黄蔚,商景阁,古小治.湖泊基质客土改良的环境效应:对芦苇生长及光合荧光特性的影响.环境科学,2015, 36(12):444-4454.
- [18] Hartley R I. Estimation of relative camera positions for uncalibrated cameras // European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer-Verlag, 1992: 579-587.
- [19] Xu Z, Wu L, Gerke M, Wang R, Yang H. Skeletal camera network embedded structure-from-motion for 3D scene reconstruction from UAV images. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 121:113-127.

[[20]	Zhu F, Xiao H, Wei Y N. Summary of UAV remote sensing image mosaicking technology. Computer Engineering and Applications, 2014, 50 (15) · 38-41.
[21]	何敬, 李永树, 鲁恒, 张帅毅, 无人机影像地图制作实验研究, 国土资源遥感, 2011, 23(4), 74-77.
[22]	Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, Rundquist D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. Remote Sensing of Environment,
		2002, 80(1): 76-87.
[23]	井然,邓磊,赵文吉,宫兆宁.基于可见光植被指数的面向对象湿地水生植被提取方法.应用生态学报,2016,27(5):1427-1436.
[24]	伍艳莲,赵力,姜海燕,郭小清,黄芬.基于改进均值漂移算法的绿色作物图像分割方法.农业工程学报,2014,30(24):161-167.
[25]	Hague T, Tillett N D, Wheeler H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals. Precision Agriculture, 2006, 7(1): 21-32.
[[26]	孙国祥, 汪小旵, 闫婷婷, 李雪, 陈满, 施印炎, 陈景波. 基于机器视觉的植物群体生长参数反演方法. 农业工程学报, 2014, 30(20): 187-195.
[[27]	Woebbecke D M, Meyer G E, Von Bargen K, Mortensen D A. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting
		conditions. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1): 259-269.
[[28]	Guijarro M, Pajares G, Riomoros I, Herrera P J, Burgos-Artizzu X P, Ribeiro A. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 75(1): 75-83.
[[29]	Louhaichi M, Borman M M, Johnson D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat. Geocarto
		International, 2001, 16(1): 65-70.
[[30]	Torres-Sánchez J, Peña J M, De Castro A I, López-Granados F. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using
		images from UAV. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 103(2): 104-113.
[[31]	Li W, Niu Z, Gao S, Huang N, Chen H Y. Correlating the horizontal and vertical distribution of lidar point clouds with components of biomass in a
		Picea crassifolia forest. Forests, 2014, 5(8): 1910-1930.
[[32]	范云豹, 赵文吉, 宫兆宁, 阿多. 基于高光谱信息的芦苇和香蒲地上干生物量反演方法研究. 湿地科学, 2016, 14(5): 654-664.
[[33]	Pottier J, Jabot F. Non-destructive biomass estimation of herbaceous plant individuals: A transferable method between contrasted environments. Ecological Indicators, 2017, 72:769-776.
[[34]	Jannoura R, Brinkmann K, Uteau D, Bruns C, Joergensen R G. Monitoring of crop biomass using true colour aerial photographs taken from a
		remote controlled hexacopter. Biosystems Engineering, 2015, 129: 341-351.
[[35]	Ramoelo A, Cho M A, Mathieu R, Madonsela S, Van De Kerchove R, Kaszta Z, Wolff E. Monitoring grass nutrients and biomass as indicators of
		rangeland quality and quantity using random forest modelling and WorldView-2 data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 43: 43-54.
[[36]	高明亮, 宫兆宁, 赵文吉, 高阳, 胡东. 基于植被指数的北京军都山荆条灌丛生物量反演研究. 生态学报, 2014, 34(5): 1178-1188.
[[37]	Chianucci F, Disperati L, Guzzi D, Bianchini D, Nardino V, Lastri C, Rindinella A, Corona P. 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, 2016, 47:
		60-68.
[[38]	Aasen H, Burkart A, Bolten A, Bareth G. Generating 3D hyperspectral information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation
		monitoring: From camera calibration to quality assurance. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 245-259.
	_	
		Y