

文章编号: 2095-4980(2020)01-0142-08

## 基于 Sentinel 数据的滇池湖滨湿地地上生物量反演

张国飞, 岳彩荣\*, 章皖秋

(西南林业大学 林学院, 云南 昆明 650224)

**摘要:** 为了评估基于 Sentinel 1/2 影像数据反演滇池湖滨带湿地森林地上生物量(AGB)的效果和能力, 以 Sentinel-1 A/B(SAR)和 Sentinel-2 A/B(多光谱)卫星图像为数据源, 获取 SAR 双极化后向散射系数、多光谱波段、植被指数和林冠生物物理变量等因子, 利用线性回归和机器学习算法, 建立了多个滇池湖滨湿地生物量反演模型。所有模型与滇池湖滨湿地样地地上生物量的相关性为 0.619~0.84, 均方根误差(RMSE)范围为 40.14~59.7 t/ha, 其中基于 SAR 的模型反演精确度最低; 在多光谱波段中, 红色和红边(波段 4,5 和 7)与生物量有很好的相关性; 叶面积指数(LAI)模型是生物量反演的最佳变量组合( $r=0.84, RMSE=40.14$ ); 基于 Sentinel 1/2 影像数据反演滇池湖滨带湿地地上生物量具有可行性。

**关键词:** 地上生物量; 湿地; Sentinel 遥感图像; 滇池湖滨

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019095

## Above-ground biomass estimation in Kunming Dianchi lake wetland using Sentinel imagery

ZHANG Guofei, YUE Cairong\*, ZHANG Wanqiu

(Forestry College, Southwest Forestry University, Kunming Yunnan 650224, China)

**Abstract:** For evaluating the potential of Sentinel imagery for the inversion of Above-Ground Biomass(AGB) of Kunming Dianchi lake wetland, Sentinel SAR and multispectral imagery are used as data sources respectively, and various biomass prediction models are developed through the conventional linear regression and other machine learning algorithms. SAR raw polarisation backscatter data, multispectral bands, vegetation indices, and canopy biophysical variables are extracted. These models have 0.619–0.84 correlation agreement of observed and predicted values, and root mean square error of 40.14–59.7 t/ha. The SAR-based model has the lowest accuracy. Among the Sentinel-2 multispectral bands, the red and red edge bands(band 4,5 and 7), are the best variable set combination for biomass prediction. The model based on the biophysical variable—Leaf Area Index(LAI) derived from Sentinel-2 is more accurate in predicating the overall AGB. The study demonstrates encouraging results in biomass mapping of Dianchi lake wetland by using the freely accessible and relatively high-resolution Sentinel imagery.

**Keywords:** Above-Ground Biomass; wetland; Sentinel imagery; Kunming Dianchi lake

湿地植被是以湿生和水生植物为主的植被群类型, 是湿地生态系统的重要组成部分, 在维持生态系统结构和功能方面有十分重要的作用<sup>[1]</sup>。传统的生物量(AGB)测算方法主要通过样方调查、采集、称重等手段进行, 不但费时费力, 而且很难做到动态、大面积湿地生物量的准确估算<sup>[2]</sup>。遥感技术具有宏观、连续、长期的对地观测能力, 为大范围湿地植被生物量的动态监测提供可能。依据卫星遥感技术反演湿地植被生物量及其空间分布规律, 可以直观地反映湿地生态系统的结构、功能、演替规律。GTINERALP 等<sup>[3]</sup>利用多光谱遥感和非参数模型对河漫滩地区的地上生物量估算; 刘莉等<sup>[4]</sup>利用 Landsat 8 数据, 分析各遥感因子与湿地植被生物量的相关关系, 构建生物量的定量反演; 黎夏等<sup>[5]</sup>根据雷达后向散射系数建立了红树林湿地植被生物量的估算模型; 谭清梅等<sup>[6]</sup>

收稿日期: 2019-03-21; 修回日期: 2019-05-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31860182); 云南省教育厅科学研究基金资助项目(2018JS330)

作者简介: 张国飞(1978-), 男, 在职博士研究生, 主要研究方向为森林遥感。email:396316745@qq.com

\*通信作者: 岳彩荣(1964-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为遥感与地理信息系统。email:cryue@163.com

利用 ETM+图像数据、实测数据,构建一元线性、多元逐步回归模型、曲线回归模型等。基于遥感图像的生物量预测模型可以基于雷达后向散射极化、多光谱波段、植被指数和植被生物物理变量等构建<sup>[7-10]</sup>。Sentinel-1 提供 C 波段 HH+HV 或 VV+VH 极化的雷达图像<sup>[11]</sup>, Sentinel-2 提供 13 个多光谱波段,包括 3 个植被红边波段和 2 个红外波段,以及可见光和近红外波段<sup>[12]</sup>。利用 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 多光谱数据反演和绘制湿地地上生物量的研究还没有被报道。

本文评估了基于 Sentinel-1 A/B(SAR)和 Sentinel-2 A/B(多光谱)卫星图像数据反演和绘制滇池湖滨生态湿地地上生物量的能力。研究目标包括: a) 确定和构建研究区样地实测地上生物量与相应的 Sentinel 后向散射系数、多光谱波段的关系; b) 评估生物量反演模型的准确性; c) 评估反演生物量地图的准确性。在本文中, Sentinel 图像数据被分成 4 个群组: a) Sentinel-1 SAR 数据; b) 多光谱波段; c) Sentinel-2 衍生的植被指数,如归一化植被指数(Normalized Vegetation Index, NDVI); d) Sentinel-2 衍生的植被生物物理变量(如 LAI)。利用线性回归和机器学习算法,建立滇池湖滨湿地生物量反演模型并绘制生物量地图。

## 1 研究区概况

研究区位于云南省昆明市滇池的东部沿岸,主要是捞鱼河湿地及其周边附近,北纬 24°48'44"~24°51'40",东经 102°45'41"~102°47'20",见图 1。滇池是中国第六大淡水湖,是典型的高原湖泊湿地,湿地生态系统保存较完整,湿地生物多样性丰富,具有防洪、供水、旅游、渔业、调节气候等多种功能,是维系滇池盆地生态平衡的核心,流域面积为 2 920 km<sup>2</sup>。该区域年平均气温 16.5 °C,年均降雨量 1 450 mm。滇池湖滨湿地具有分布范围广、景观破碎度高、植被群落多样的特点。湿地以乔木和灌木、沉浮植物群落类型为主,主要植物种类有中山杉、柳树、杨树、芦苇、香蒲、茭草等。至 2013 年,滇池湖滨带湿地区域总面积已超过 2 000 km<sup>2[13]</sup>。

## 2 材料与方法

### 2.1 数据来源及处理

本研究使用了欧洲航天局 Sentinel-1 和 Sentinel-2 图像数据。Sentinel 图像基本信息见表 1。此外,数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)数据来自美国地质调查局,分辨率为 30 m。数据处理步骤流程见图 2。采用欧洲航天局的软件 SNAP 5.0 对 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据进行预处理<sup>[14]</sup>。Sentinel-1 SAR 数据的预处理步骤包括图像校准、滤波、地形校正、裁剪等; Sentinel-2 多光谱数据的预处理步骤包括大气校正、裁剪等。

### 2.2 样地调查

在 2018 年 5 月进行样地调查。设置 15 m×15 m 的方形样地,通过 Garmin 手持 GPS 接收器记录样地地理坐标。共设置了 59 个样地,包括 40 个中山杉林样地,10 个废弃鱼塘样地,5 个裸地样地,4 个芦苇地、薰衣草、柳树和杨树样地。对乔木样地进行每木检尺,记录数据包括株树、胸径、树高、平均树高、样地中心点 GPS,通过所记录数据计算样地蓄积量。

### 2.3 地上生物量计算方法

本研究中,中山杉地上生物量采用黄兴召等<sup>[15]</sup>的典型杉木人工林蓄积量和生物量转换模型求得样地地上生物量;杨树地上生物量采用刘婷婷等<sup>[16]</sup>的方法计算;芦苇地、薰衣草地上生物量采用梁建平等<sup>[17]</sup>的方法计算。具体计算方法分别见式(1)~式(3)。

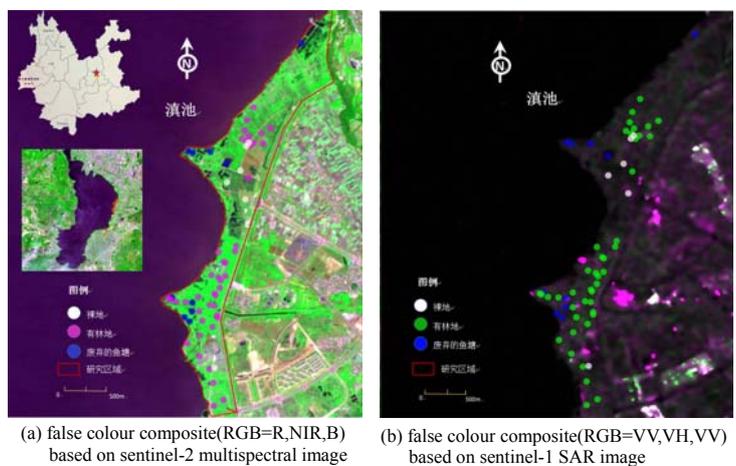


Fig.1 Sentinel images in the study

图 1 本研究使用的 Sentinel 图像

表 1 Sentinel 图像基本信息

Table 1 List of Sentinel imagery acquired for the study

mission	product	date	cell size/m	swath width/km
Sentinel-1A	level-1GRD-HR	2017-03-03	10	250
Sentinel-1A	level-1GRD-HR	2018-04-04	10	250
Sentinel-1A	level-1GRD-HR	2018-06-14	10	250
Sentinel-2A	multispectral image level-1c	2018-04-22	10	100

$$AGB_{\text{中山杉}} = 0.6010 + 16.7390V \tag{1}$$

$$AGB_{\text{杨树}} = 23.113 \times (D^2H)^{0.9258} + 1.2058 \times (D^2H)^{1.1337} + 0.6288 \times (D^2H)^{1.1706} \tag{2}$$

$$AGB_{\text{芦苇、薰衣草}} = 1.067 \times NDVI - 297.29 \tag{3}$$

式(1)~式(3)中： $AGB_{\text{中山杉}}$ 为中山杉地上生物量； $V$ 为样地蓄积量； $AGB_{\text{杨树}}$ 为杨树地上生物量； $D$ 为树胸径； $H$ 为树高； $AGB_{\text{芦苇、薰衣草}}$ 为芦苇、薰衣草地上生物量； $NDVI$ 为 Sentinel-2 多光谱影像计算出的  $NDVI$ 。

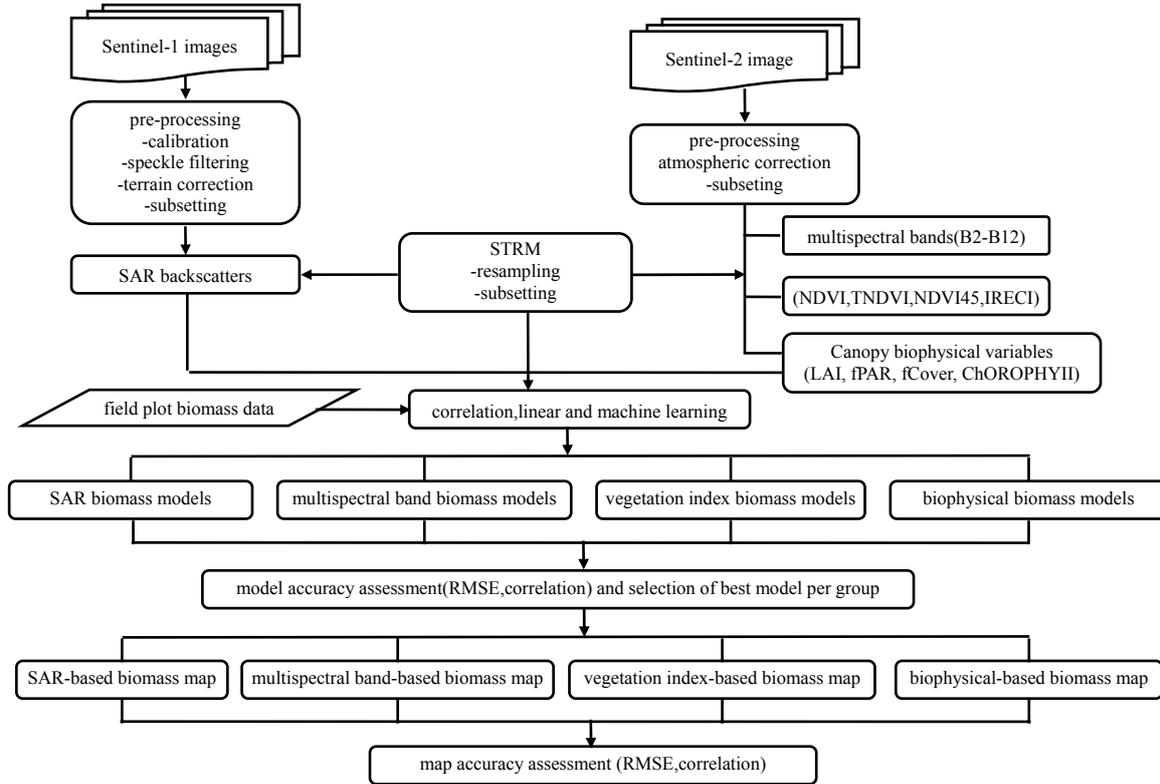


Fig.2 Flowchart for inverting the AGB  
图 2 滇池湖滨湿地生物量反演的流程

### 2.4 建模因子

本研究建模因子数据包括 4 个类型，分别是多时相的 SAR 群组、多光谱波段(b2~b12)、植被指数群组、生物物理变量群组。其中植被指数群组包括 NDVI、红边-红波归一化植被指数(NDVI band4-5, NDVI45)、倒红边叶绿素指数(Inverted Red-Edge Chlorophyll Index, IRECI)、转化后的归一化植被指数(Transformed Normalized Difference Vegetation Index, TNDVI)；植被生物物理变量群组包括叶面积指数(LAI)、植被覆盖度(Fraction of vegetation cover, fcover)、光合辐射率(Fraction of Absorbed Photosynthetically Activer Radiation, FAPAR)、叶片中叶绿素含量(chlorophyll content in the leaf, ChOROPHYII)。植被生物物理变量是通过 SNAP 的生物物理处理器获得，在 Vegetation, Meris, SPOT 和 Landsat 传感器验证是有效的<sup>[10]</sup>。DEM 的高程数据对 Sentinel 后向散射和反射率数据进行了补充。

### 2.5 建模方法

将 4 类建模因子分别与滇池湖滨带湿地实测地上生物量进行建模。利用逐步回归和机器学习算法，建立滇池湖滨湿地生物量反演模型。使用 IBM SPSS 统计软件 23.0 建立线性回归模型，利用 WEKA 3.8.0 进行机器学习算法建模<sup>[18]</sup>。

### 2.6 模型评价方法

所有模型拟合统计量包括样地地上生物量的估测值和实测值的皮尔森(Pearson)相关系数  $r$ 、均方根误差(RMSE)<sup>[19]</sup>。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}} \quad (4)$$

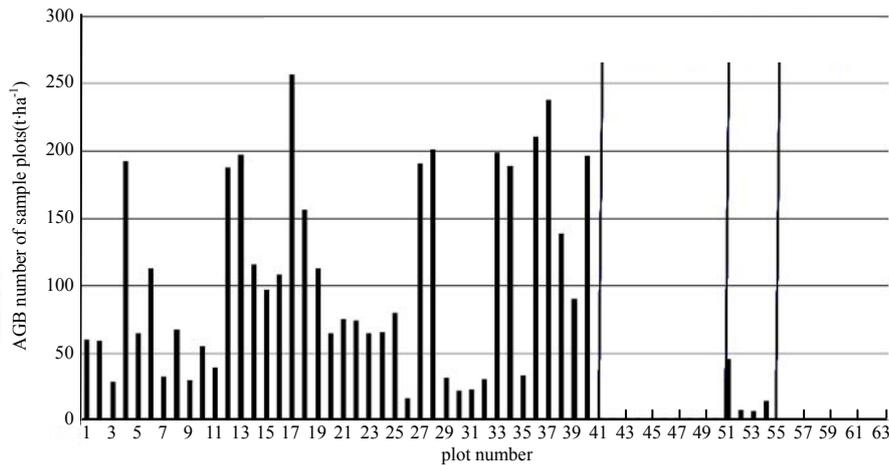
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (5)$$

式中： $x_i$  为第  $i$  样地地上生物量实测值； $y_i$  第  $i$  样地地上生物量估测值； $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  为样地地上生物量实测值和估测值的均值； $n$  为样地数量。

### 3 结果与分析

#### 3.1 地上生物量计算结果

滇池湖滨带湿地以中山杉为主。在废弃的水产养殖池塘中有柳树和杨树的个体。中山杉林中的树木密度平均为每公顷 980 棵，而在水产养殖池塘每公顷只有 10 棵树，芦苇地有柳树，薰衣草地没有树木。中山杉林平均地上生物量为 99.64 t/ha(范围：9.6~256.81 t/ha)。非中山杉林地的平均地上生物量仅为 1.77 t/ha(范围：0~46 t/ha)。图 3 为 59 个研究地块地上生物量。



Plots 1 to 40 are ascendens mucronatum plots; 41 to 50 are abandoned aquaculture pond plots; 51 is poplar plot; 52 is Phragmites Australis plot; plot 53 is lavender plot; plot 54 is Phragmites Australis plot; plots 55 to 59 are bare land plots

Fig.3 Field plots profile of observed AGB in the study site  
图 3 研究区样地的实测地上生物量

#### 3.2 建模

##### 3.2.1 SAR 群组建模

滇池湖滨带湿地中，后向散射系数随地上生物量的增加而增加，即从废弃的鱼塘、裸地、低生物量的中山杉林到低生物量的中山杉林。在 SAR 影像生物量模型(见表 2)中，与同一时相的 VV 极化( $R=0.431\sim 0.485$ )相比，VH 极化比(0.116~0.240)与生物量有较好的相关性。多时相的 VH 和 VV 极化后向散射系数数据与生物量的相关性( $r=0.619$ )比单时相的图像高，该模型能够解释 67%的生物量变异性和 59.70 t/ha 的反演误差最小，见式(6)。

$$AGB_{(SAR \text{ 组合})} = 1\ 463.857 - 7.309 \times VH_{201806} + 17.728 \times VV_{201906} + 8.235 \times VH_{2017} - 0.558 \times \text{高程} \quad (6)$$

##### 3.2.2 多光谱波段群组建模

与可见和短波红外区域相比，Red edge2, Red edge3, 近红外等波段与滇池湖滨带湿地地上生物量有较好的相关性( $r=0.694\sim 0.711$ )。与单个波段和其他组合相比，红边(B6, B7)、NIR(B8, B8a)和 SWIR(B11)的组合，具有与滇池湖滨带湿地地上生物量更强和更好的相关性( $r=0.830$ )，这个波段组合的反演误差最小(44.00 t/ha，见表 2)，见式(7)。

$$AGB_{(波段 \text{ 组合})} = 39.004 - 557.748 \times B6 - 932.512 \times B7 + 707.030 \times B8 + 1\ 196.517 \times B8a - 774.021 \times B11 \quad (7)$$

##### 3.2.3 植被指数群组建模

在废弃的鱼塘和裸地地块中，NDVI, IRECI 和 NDI45 的指标接近于零。在本文中包含的由观察到的植被指数

中, IRECI 与生物量的相关性最高( $r=0.828$ )。将高程加到指数中, 略微改善了相关性, 其中最高的是 IRECI 和海拔组合模型( $r=0.829$ ), 见表 2, 这一组合的反演误差最低为 42.02 t/ha, 见式(8)。

$$AGB_{(\text{植被指数组合})} = 162.899 + 228.285 \times IRECI - 0.96 \times \text{高程} \quad (8)$$

表 2 样地地上生物量与 Sentinel 图像变量数据的相关性  
Table 2 Correlation of observed AGB and Sentinel-based predictors

group	predictor/s	r	RMSE/(t·ha <sup>-1</sup> )
1 Sentinel-1(SAR)	VV <sub>2014</sub>	0.224	73.57
	VV <sub>2015</sub>	0.137	74.78
	VV <sub>2016</sub>	0.320	72.16
	VH <sub>2017</sub>	0.462	66.94
	VV <sub>2017</sub>	0.240	67.80
	VH <sub>201804</sub>	0.431	68.13
	VV <sub>201804</sub>	0.116	74.99
	VH <sub>201806</sub>	0.485	66.60
	VV <sub>201806</sub>	0.183	74.86
	VH <sub>201804</sub> , VH <sub>2017</sub>	0.516	85.61
2 Sentinel-2 multispectral bands	VH <sub>201804</sub> , VH <sub>2017</sub> , VV <sub>201804</sub>	0.605	60.08
	VH <sub>201806</sub> , VH <sub>2017</sub> , VV <sub>201806</sub> , elevation	0.619	59.70
	Blue	-0.273	72.63
	Green	0.068	75.32
	Red	-0.410	7.31
	Red edge1	0.062	75.35
	Red edge2	0.694	55.24
	Red edge3	0.711	53.08
	NIR	0.690	54.66
	NIRa	0.704	53.59
3 Sentinel-2 vegetation index	SWIR 1	-0.205	73.89
	SWIR 2	-0.389	69.56
	NIR, SWIR 1	0.810	44.23
	NIRa, SWIR 1	0.813	44.71
	Red edge3, SWIR 1	0.808	52.546
	Red, Red edge1, Red edge3, elevation	0.802	46.26
	Red edge3, NIR, NIRa, SWIR 1	0.829	43.71
	Red edge2, Red edge3, NIR, NIRa SWIR 1	0.830	44.00
	NDVI	0.741	50.71
	NDVI45	0.682	55.23
4 Sentinel-2 biophysical variables	IRECI	0.828	42.28
	TNDVI	0.720	52.37
	IRECI, elevation	0.829	42.02
	LAI	0.839	41.11
5 Sentinel-2 biophysical variables	fCover	0.796	45.74
	fPAR	0.788	46.53
	Cab	0.837	40.74
	LAI, elevation	0.840	40.14

### 3.2.4 生物物理变量群组建模

LAI 与滇池湖滨带湿地样地地上生物量( $r=0.84$ )比其他植被覆盖变量有更好的相关性。增加高程数据改善了相关性, 减少了反演误差。与滇池湖滨带湿地样地地上生物量最高相关性模型是 LAI 和海拔的组合( $r=0.840$ ,  $RMSE=40.14$  t/ha)(见表 2), 见式(9)。

$$AGB_{(\text{生物物理变量组合})} = -668.752 + 0.328 \times \text{高程} + 77.276 \times LAI \quad (9)$$

### 3.3 模型精确度评价

表 3 中展示机器学习算法和传统线性回归中对生物量反演对比情况。其中 SMOreg 和 Multilayer Perceptron 机器学习算法在 Sentinel SAR 模型和 Sentinel-2 LAI 模型中比线性回归有更好的生物量反演精确度。但在 Sentinel-2 波段组合模型和 Sentinel-2 的植被指数模型中, 线性回归比机器学习算法有更好的生物量反演精确度。

反演生物量地图的精确度揭示了它们的反演误差值有一定的差异(范围: 40.14~59.7 t/ha), 其中 Sentinel-2 LAI 反演生物量误差值最低, 最高在 Sentinel-1 SAR 反演生物量地图中。反演生物量图的精确度从 62.3%(Sentinel-1

SAR 模型反演生物量)到 84.0%(基于 Sentinel-2 LAI 反演生物量)。实测生物量和模型反演生物量之间的相关系数 ( $r$ )在 0.01 水平上都是显著的, Sentinel-1 SAR, Sentinel-2 多光谱波段、Sentinel-2 IRECI 植被指数和 Sentinel-2 LAI 与实测地上生物量的相关系数( $r$ ), 分别为 0.619,0.830,0.829 和 0.840。

表 3 本文中的机器算法和生物量反演精确度  
Table3 Algorithms used in the study and their accuracy evaluation for biomass prediction

algorithm	S-1 SAR		S-2 bands		S-2 veg. index		S-2 LAI	
	$r$	RMSE	$r$	RMSE	$r$	RMSE	$r$	RMSE
linear regression	0.619	59.7	0.830	46.3	0.829	42.0	0.840	40.1
Gaussian processes	0.583	61.5	0.783	48.9	0.821	43.5	0.815	42.3
Isotoni regression	0.604	60.8	0.813	47.8	0.819	44.6	0.807	43.2
LeastMedSq	0.617	58.4	0.672	58.6	0.758	46.7	0.80	43.3
MultilayerPerceptron	0.576	59.7	0.763	49.3	0.781	45.4	0.844	39.7
SMOreg	0.632	58.8	0.823	47.3	0.818	43.8	0.821	41.7
RandomTree	0.536	64.7	0.663	57.3	0.675	53.2	0.721	44.3
REPTree	0.593	64.4	0.763	49.8	0.772	45.8	0.693	45.5
RandomForest	0.571	61.9	0.759	51.2	0.754	46.3	0.838	41.0
KStar	0.572	61.2	0.815	47.9	0.591	57.3	0.784	45.1
IBk	0.564	63.5	0.62	59.3	0.772	45.3	0.613	46.2

S-1 SAR=Sentinel 1 polarization; S-2 bands=Sentinel 2 multispectral bands; Sentinel 2-derived vegetation index; S-2 veg. index=Sentinel 2-derived Vegetation Index  
S2 LAI=Sentinel 2-derived Leaf Area Index.  $r$ =correlation, RMSE=Root Mean Square Error ( $t \cdot ha^{-1}$ ).

### 3.4 生物量反演

图 4 展示了结合 SRTM 高程数据,从 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 多光谱图像中分别获取的生物量分布图。模型获取的 AGB 的空间变化与在该领域样地观察到的变化一致。

## 4 讨论

### 4.1 样地生物量与 SAR 后向散射系数和多光谱波段的关系

单时相的 SAR VH 极化后向散射系数与生物量的相关性高于 VV 极化后向散射系数与生物量的相关性。多时相的 VH 和 VV 极化数据的组合比单时相的 SAR 极化数据与生物量有更高的相关性, PROISY 等<sup>[20]</sup>报道了类似的观测结果。KUMAR 等<sup>[21]</sup>在反演印度热带森林生物量的过程中, 发现多时相的 SAR 图像数据比单时相的 SAR 图像与地上生物量有更好的相关性。

红边(B6,B7)和 NIR(B8,B8a)的波段比可见光(B2,B3,B4)和短波红外(B11,B12)与地上生物量有更好的相关性; 红边(B6,B7),NIR(B8,B8a)和 SWIR(B11)的组合, 与地面生物量的相关性比单一波段和其他组合更高; 红边和 NIR 区域是已知的与生物量密切相关的波段<sup>[22]</sup>。在 Sentinel-2 多光谱获取的植被指数中, NDI45 和 IRECI 与 NDVI 和其他植被指数相比, 与生物量有更高的相关性; NDI45 和 IRECI 是通过红边(B5,B6,B7)计算的植被指数, 与生物量有很好的关系; LAI 与生物量( $r=0.84$ )比其他植被覆盖生物物理变量的相关性更好, 与 DUSSEUX 等<sup>[10]</sup>的发现是一致的, DUSSEUX 认为与生物量的相关性最高的是 LAI, LAI 提供了植被密度的信息, 能更准确地描述植被的状况与其他林冠变量。

### 4.2 生物量反演的准确性评估

在所有的地上生物量反演模型中, 基于 LAI 模型(基于 Sentinel-2 多光谱图像推导获得)反演的滇池湖滨带湿地地上生物量, 比基于 SAR 极化后向散射系数组合、多光谱波段和多光谱植被指数的模型更准确, 其结果与 DUSSEUX 等<sup>[10]</sup>和 SAATCHI 等<sup>[23]</sup>的研究结果一致; 基于 SAR 极化后向散射系数组合的模型精确度最低。在此

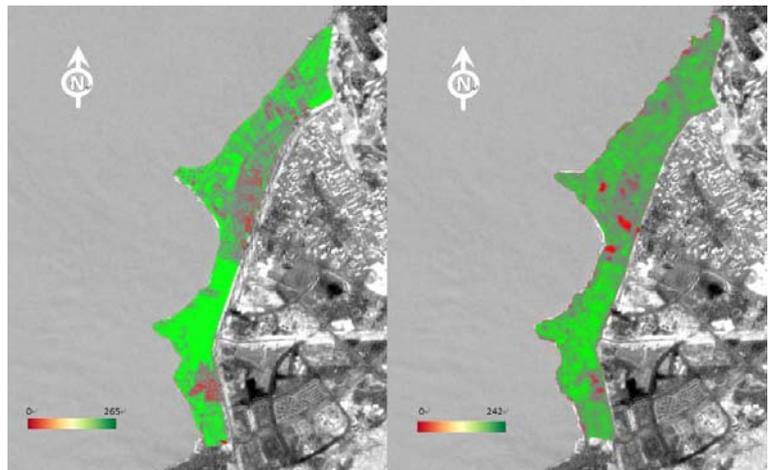


Fig.4 Predicted maps of AGB in the study site derived from biomass models from a) Sentinel-1 SAR channels (left, equation 7) ,and b) Sentinel-2 multispectral bands (right, Eq. (8)).

图 4 研究区域的地上生物量(AGB)绘制图

基础上, 基于 LAI 的生物量模型与基于植被指数的生物量模型、其他植被覆盖变量的生物量模型相比, 给出了最高的生物量反演精确度。与 L 和 P 波段相比, C 波段 SAR(如本文中 Sentinel-1 SAR), 适应于低生物量地域的研究, 如森林皆伐迹地、草地和森林造林地, 有较强的后向散射<sup>[23]</sup>。研究发现, 利用卫星 Sentinel-1/2 影像数据对湖滨带湿地地上生物量反演和非森林土地利用绘图等取得令人满意的结果。Sentinel SAR 和多光谱图像数据及其处理软件(SNAP)都是免费获取和开源的。和其他免费可获取的卫星图像数据相比较, Sentinel-1 和 Sentinel-2 有更高的空间分辨率和时间分辨率; 和商业卫星数据相比较, Sentinel 图像幅宽更大, 有利于大区域数字图像绘制。

本次生物量估测不是来自破坏性的抽样, 而是以样地实测数据作为基准值。模型的精确性依赖于样地实测的精确性。生物量预测值和实测值相关性(62.3%~84.0%)表明: 利用 Sentinel 图像数据用来反演和绘制湿地地上生物量有很大的潜力。通过本文方法可以绘制经过验证的生物量地图, 并以这些生物量地图为基准, 用来比较森林人为干预的结果, 比如造林、退耕还林等。样地实测数据时间和 Sentinel 图像存在一定时间差, 如 Sentinel SAR 与样地实测数据存在 4 年、3 年、2 年、1 年和 1 个月的时间差, 考虑到基于 Sentinel SAR 的地上生物量模型, 就只有 14 个月和 1 个月的时间差; 而 Sentinel-2 与样地实测数据存在 1 个月时间差; 在本文中, 假设在这段时间范围内, 样地生物量的差异是忽略不计的(样地地上生物量是在 2018 年 5 月间采集的)。在未来的研究中, 将尽可能地在样地实测数据获取时间下载 Sentinel 图像, 以避免做出假设。

## 5 结论

本文在滇池湖滨带湿地通过 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 多光谱影像数据进行地上生物量的反演和绘制。研究建模因子数据分为 4 个类型, 并与样地实测地上生物量进行线性建模, 即: SAR 群组建模、多光谱波段群组建模、植被指数群组建模、物理变量群组建模等 4 个地上生物量反演模型。实测生物量和 Sentinel 图像数据有较高的相关性( $r=0.619\sim 0.84$ ), 最优模型的预测误差小于 41 t/ha。后续研究的方向是利用 Sentinel-SAR 数据通过 InSAR 技术生成 DEM, 并结合 Sentinel SAR 和多光谱数据, 以测试其生物量反演和制图能力。另外, 采用各种数据转换技术, 以及非线性多元回归形式, 以找出预测和观测值的最高相关性, 并与当前值相比降低预测误差。

## 参考文献:

- [1] TODD M J, MUNEEPEERAKUL R, PUMO D, et al. Hydrological drivers of wetland vegetation community distribution within Everglades National Park, Florida[J]. *Advances in Water Resources*, 2010, 33(10):1279–1289.
- [2] 王树功, 黎夏, 周永章. 湿地植被生物量测算方法研究进展[J]. *地理与地理信息科学*, 2004, 20(5):104–109. (WANG Shugong, LI Xiang, ZHOU Yongzhang. Progress of method for wetland vegetation biomass[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2004, 20(5):104–109.)
- [3] GTINERALP I, FILIPPI A M, RANDALL J. Estimation of floodplain aboveground biomass using multispectral remote sensing and nonparametric modeling[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014(33):119–126.
- [4] 刘莉, 韩美, 刘玉斌, 等. 黄河三角洲自然保护区湿地植被生物量空间分布及其影响因素[J]. *生态学报*, 2017, 37(13): 4346–4355. (LIU Li, HAN Mei, LIU Yubin, et al. Spatial distribution of wetland vegetation biomass and its influencing factors in the Yellow River Delta Nature Reserve[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(13):4346–4355.)
- [5] 黎夏, 叶嘉安, 王树功, 等. 红树林湿地植被生物量的雷达遥感估算[J]. *遥感学报*, 2006, 10(3):387–396. (LI Xia, Anthony YEH Gar-On, WANG Shugong, et al. Estimating Mangrove wetland biomass using radar remote sensing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(3):387–396.)
- [6] 谭清梅, 刘红玉, 张华兵, 等. 盐城海滨湿地植被地上生物量遥感估算研究[J]. *自然资源学报*, 2013, 28(12):2044–2055. (TAN Qingmei, LIU Hongyu, ZHANG Huabing, et al. An estimation of aboveground vegetation biomass in coastal wetland of Yancheng natural reserve[J]. *Journal of Natural Resources*, 2013, 28(12):2044–2055.)
- [7] LU D, MAUSEL P, BRONDI Zio, et al. Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin[J]. *Forest Ecology and Management*, 2004, 198(1/2/3):149–167.
- [8] SIMARD Marc, ZHANG Keqi, RIVERA-MONROY Victor H, et al. Mapping height and biomass of mangrove forests in everglades national park with SRTM elevation data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2006, 72(3):299–311.
- [9] DUBE T, GARA T W, MUTANGA O, et al. Estimating forest standing biomass in savanna woodlands as an indicator of forest productivity using the new generation WorldView-2 sensor[J]. *Geocarto International*, 2018, 33(2):1–11.

- [10] DUSSEUX P,HUBERT-MOY L,CORPETTI T,et al. Evaluation of SPOT imagery for the estimation of grassland biomass[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015,38(1):72-77.
- [11] Sentinel-1\_Team. Sentinel-1 user handbook[EB/OL]. (2013)[2018-06-01]. <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-sar>.
- [12] Sentinel-2\_Team. 2015. Sentinel-2 user handbook[EB/OL]. (2015)[2018-06-01]. <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi>.
- [13] 程晋昕,余凌霄,鲁韦坤. 基于高分辨率遥感影像的滇池湖滨湿地植被类型监测[J]. *云南地理环境研究*, 2013,25(6):1-7. (CHENG Jinxin,YU Lingxiang,LU Weikun. Vegetation types monitoring of Dianchi lakeside wetland based on high-spatial resolution remote sensing imagery[J]. *Yunnan Geographic Environment Research*, 2013,25(6):1-7.)
- [14] SNAP 2016. Sentinels application platform software ver. 5.0.0[EB/OL]. (2016)[2018-06-01]. <http://step.esa.int/main/toolboxes/snap/>.
- [15] 黄兴召,王泽夫,徐小牛. 生物量转换因子连续函数的拟合方法比较[J]. *浙江农林大学学报*, 2017,34(5):775-781. (HUANG Xingzhao,WANG Zefu,XU Xiaoniu. Comparison of fitting approaches with biomass expansion factor equations[J]. *Journal of Zhejiang A & F University*, 2017,34(5):775-781.)
- [16] 刘婷婷,陈军,庄建磊,等. 杨树人工林生物量及其碳储量的研究[J]. *中国科技财富*, 2009(4):192. (LIU Tingting, CHEN Jun,ZHUANG Jianlei,et al. Biomass and carbon storage of poplar plantations[J]. *China Science and Technology Fortune Magazine*, 2009(4):192).
- [17] 梁建平,马大喜,毛德华,等. 双台河口国际重要湿地芦苇地上生物量遥感估算[J]. *国土资源遥感*, 2016,28(3):60-66. (LIANG Jianping,MA Daxi,MAO Dehua,et al. Remote sensing based estimation of *Phragmites australis* aboveground biomass in Shuangtai Estuary nature reserve[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2016,28(3):60-66.)
- [18] KOMIYAMA A,POUNGPARN S,KATO S. Common allometric equations for estimating the tree weight of mangroves[J]. *Journal of Tropical Ecology*, 2005,21(4):471-477.
- [19] CHRISTENSEN L K,BENNEDSEN B S,JORGENSEN R N,et al. Modeling nitrogen and phosphorus content at early growth stages in spring barley using hyperspectral line scanning[J]. *Biosystems Engineering*, 2004,88(1):19-24.
- [20] PROISY C,MITCHELL A,LUCAS R,et al. Estimation of mangrove biomass using multifrequency radar data[EB/OL]. (2013-05-20)[2018-06-01]. [https://www.researchgate.net/publication/228770186\\_Estimation\\_of\\_Mangrove\\_Biomass\\_using\\_Multifrequency\\_Radar\\_Data\\_Application\\_to\\_Mangroves\\_of\\_French\\_Guiana\\_and\\_Northern\\_Australia](https://www.researchgate.net/publication/228770186_Estimation_of_Mangrove_Biomass_using_Multifrequency_Radar_Data_Application_to_Mangroves_of_French_Guiana_and_Northern_Australia).
- [21] KUMAR L,SINHA P,TAYLOR S,et al. Review of the use of remote sensing for biomass estimation to support renewable energy generation[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2015,9(1):097696.
- [22] SINHA S,JEGANATHAN C,SHARMA L K,et al. A review of radar remote sensing for biomass estimation[J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2015,12(5):1779-1792.
- [23] SAATCHI S S,HOUGHTON R A,ALVALÁ D S R C,et al. Distribution of aboveground live biomass in the Amazon basin[J]. *Global Change Biology*, 2007,13(4):816-837.