

刘文良, 法鸿洁, 巴音吉, 等. 广西珍珠湾红树林地上生物量估算研究[J]. 海洋地质前沿, 2024, 40(11): 35-45.

LIU Wenliang, FA Hongjie, BA Yinji, et al. Estimation of the aboveground biomass of mangrove forest in Zhenzhu Bay, Guangxi[J]. Marine Geology Frontiers, 2024, 40(11): 35-45.

广西珍珠湾红树林地上生物量估算研究

刘文良^{1,2}, 法鸿洁³, 巴音吉^{1,2,4}, 杨源祯^{1,2*}, 刘京强^{1,2}

(1 中国地质调查局烟台海岸带地质调查中心, 烟台 264004; 2 自然资源部黄河入海口陆海交互作用野外科学观测研究站, 烟台 264000; 3 烟台市牟平区海洋与渔业监督监察大队, 烟台 264100; 4 黄河流域(河南段)水土资源安全和生态效益野外科学观测研究站, 郑州 450000)

摘要:红树林湿地是生产力最高的生态系统之一,是重要的蓝色碳汇,快速准确地估算红树林的地上生物量(AGB)具有重要意义。结合野外样地实测 AGB 数据,提取 Sentinel-1/2 卫星的后向散射系数、波段反射率、植被指数和纹理特征等数据,利用多元逐步回归和偏最小二乘回归(PLSR)的方法对比不同变量组合建模的效果,并基于最优模型对珍珠湾区域红树林 AGB 进行估算。结果表明:①利用连续 PLSR 算法筛选的多类型特征组合模型效果最好,决定系数 R^2 为 0.88,均方根误差 RMSE 为 16.07 t/hm²,其中, Sentinel-2 所有波段的第 2 主成分在 3×3 窗口的相关纹理变量(Cor_{p2_3})对模型的贡献率最大;②珍珠湾片区红树林 AGB 总量和均值分别约为 45 956.41 t 和 48.06 t/hm²,在 AGB 预测值空间分布上大体呈现中部、东部高,西部稍低的特点,高值区主要分布在养殖虾塘、蚝排等人类活动较为频繁的場所附近,低值区主要分布于半滩涂区域或幼苗较多的位置;③联合合成孔径雷达(SAR)和光学数据能有效提高 AGB 的反演精度,仅使用 Sentinel-1 后向散射系数及衍生因子不适用于反演生物量,单纯采用纹理变量的建模效果优于波段反射率和植被指数。

关键词:红树林;地上生物量;珍珠湾;Sentinel-1/2;多元逐步回归;偏最小二乘回归

中图分类号:P731;S771.8

文献标识码:A

DOI:10.16028/j.1009-2722.2024.160

0 引言

红树林是生长在热带、亚热带海岸潮间带的一种常绿灌木和乔木群落,在固碳储碳、维持生物多样性等方面发挥着重要作用,湿热的生长环境使红树林湿地具有极高的初级生产力,也是全球生态系统碳汇的主要贡献者^[1-3]。红树林地上生物量(aboveground biomass, AGB)作为海岸带生产力和碳汇能力评估的重要指标,对其进行定量估算以及

探讨其分布格局,对于研究海岸带“蓝碳”具有重要意义。

传统的红树林地上生物量获取方法主要有收获法、平均树法和异速生长法^[4],这些方法均依赖于大量的野外实地调查,由于红树林生长于海岸潮间带,实地调查存在周期长、效率低、有破坏性等缺点,不适用于大面积的地上生物量获取。遥感技术可实现大面积的湿地监测,从而估算湿地植被的生物量^[5]。该技术主要包括被动和主动方式。前者以光学遥感为主,国内外众多学者尝试使用中分辨率光学影像 TM^[6]、ETM+^[7]、Sentinel-2^[7-8] 和高分辨率光学影像 WorldView-2^[9]、QuickBird^[10] 反演大范围的红树林 AGB,取得了比较好的效果,但是光学影像易受雨云天气的影响,且其固有的色调饱和问题也限制了反演的精度。后者主要包括合成孔径雷达(SAR)和激光雷达(LiDAR)等,与光学遥感相比,主动遥感方式具有全天候的能力和好的穿

收稿日期:2024-07-12

资助项目:中国地质调查局项目“广西北仑河口—茅尾海一带重要红树林湿地资源调查”(DD20220875),“黄河三角洲 1:25 万地表基岩调查”(DD20242043)

第一作者:刘文良(1990—),男,硕士,工程师,主要从事生态环境遥感等方面的研究工作。E-mail:813357425@qq.com

* 通讯作者:杨源祯(1990—),男,硕士,工程师,主要从事海岸带地质调查、红树林湿地调查方面的研究工作。E-mail:452998432@qq.com

透性,有学者尝试使用 SAR 数据反演红树林 AGB,但是由于 SAR 数据与生物量相关的因子较少,反演结果不理想^[11];随着 LiDAR 技术的发展,许多学者使用机载激光^[12-16]和星载激光^[17-18]如 ICESat、GEDI,估算大范围的红树林 AGB,机载激光由于成本、空域等原因难以大范围推广,星载激光因其原始数据为离散的激光脚点,难以保证估算精度。

多源数据的结合可以提供更丰富、可靠的信息,已有研究案例表明,光学数据和 SAR 数据的融合可以提高生物量估算的精度,且两种数据均有可大范围实践的优势。联合光学和 SAR 数据反演陆生植被 AGB 的相关研究较多^[19-21],但在湿地植被方面研究较少。近年来,部分学者在光学和 SAR 数据联合反演红树林 AGB 的方向上做了一定的尝试,例如 PHAM^[22]等使用机器学习算法将 Sentinel-1、Sentinel-2 和 ALOS 数据进行融合,估算了红河三角洲附近的灌木类红树林 AGB,证明 SAR 数据在一定程度上弥补了光学数据的固有缺陷;HUANG 等^[23]、谭雨欣等^[24]基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据,使用机器学习算法对茅尾海北部的红树林 AGB 进行了估算,主要研究对象为无瓣海桑(属乔木类红树林)。整体来看,基于光学和 SAR 数据在红树林 AGB 反演方面的研究相对较少,尤其是在样本数量有限的情况下,两种数据的融合是否能反演及提高红树林 AGB 估算的精度还需在其他区域进一步验证。

广西珍珠湾红树林片区隶属于北仑河口国家级自然保护区,生长有中国大陆海岸带连片面积最大的红树林。关于该区域红树林 AGB 估算方面的研究相对缺失,已有的调查结果多依赖于传统的地面手段,很少有学者用遥感的方法估算大范围的红树林 AGB。鉴于此,本文以珍珠湾红树林为研究对象,以 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据为数据源,结合野外实地调查数据,采用多元逐步回归和连续偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)的方法,探索不同特征变量对 AGB 的贡献率,估算区域内的红树林 AGB,以期红树林资源监测和碳汇研究提供科学依据和技术支撑。

1 研究区概况

珍珠湾红树林保护区(21°29'—21°38'N、108°7'—108°17'E)位于广西防城港市,属海洋季风气候,受北部湾和十万大山山脉的共同影响,雨季

较长且雨量充足,年平均降水量达到了 2 220 mm,年平均气温为 22.3℃,极端最高温为 37.8℃;海域潮汐类型为正规半日潮,多年平均潮差 2.22 m,海水年平均温度 23.5℃,海水盐度为 23.1‰^[25]。适宜的气候条件、海水条件利于红树林生物量的累积。珍珠湾东部为白龙半岛,西部及西北部为京族三岛(万尾、巫头、山心),南部为北部湾,北部有江平江、黄竹江等河流注入(图 1)。除西南侧外均有陆地环绕,受海洋风浪影响较小,湾内潮滩坡度平缓,底质类型多为青灰色中细砂质黏土,半咸水、砂泥底质、水深适宜的潮滩条件非常利于红树林的生长发育,湾内红树林分布面积占北仑河口保护区的 80% 以上,优势树种有白骨壤、桐花树、秋茄、木榄等。

2 数据与方法

2.1 野外样地调查与地上生物量计算

综合考虑研究区红树林分布和现场调查条件,在区内布设了 24 个 10 m×10 m 的调查样地,团队于 2022 年 6 月下旬至 9 月上旬对样地红树林进行了每木调查,逐一记录测定样方内红树植物的树种、最大/平均基径、最大/平均胸径、株高、冠幅、构件数等信息。根据样地调查数据和前人归纳总结的不同树种异速生长方程(表 1)逐木计算样方内每棵红树植物的地上生物量,并累加得到样地地上生物量。

2.2 遥感数据获取及影像预处理

本文使用的 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据来源于 AI Earth 地球科学云平台(<https://engine-aiearth.aliyun.com>)。Sentinel-1 为 C 波段合成孔径雷达(SAR)数据,本文使用的是干涉宽幅模式的地距影像(GRD),影像获取时间为 2022 年 8 月 4 日,极化方式为 VV 和 VH,使用 SNAP 软件对 GRD 影像进行轨道校正、热噪声去除、辐射定标、相干斑滤波、地形校正、分贝化和 Frost 滤波等预处理,处理完毕后的影像分辨率为 10 m×10 m,与调查样地大小一致。选用的 Sentinel-2 影像为 A 星数据(以下简称 Sentinel-2A),影像采集时间为 2022 年 8 月 23 日,是经过处理的 L2A 级产品,其中包含经大气校正的底层反射率数据,在 SNAP 软件中进行重采样,将各波段空间分辨率重采样至 10 m。对经过上述预

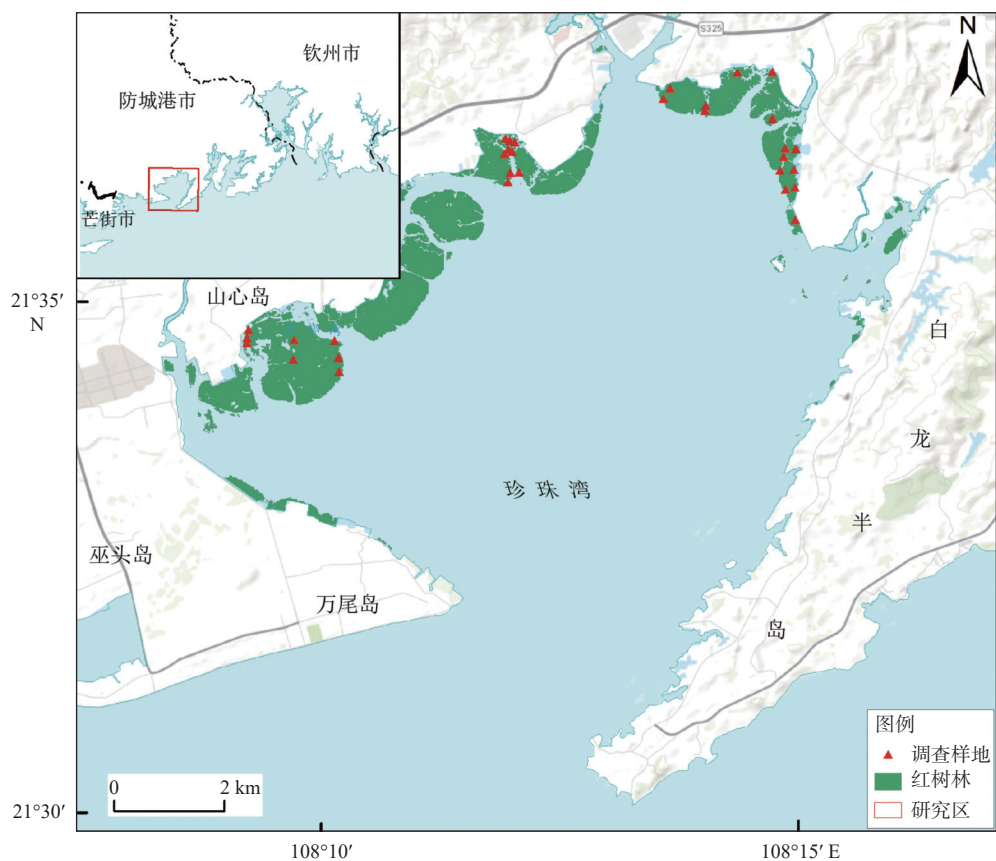


图 1 研究区位置及调查样地分布示意图

Fig.1 Location of the study area and the distribution of surveying sample plots

表 1 不同红树植物异速生长方程

Table 1 The allometric growth equations for different mangrove species

树种	异速生长方程	单位	R^2	引用文献
白骨壤	$W_a = -222.424 + 76.123D^2 \times H$	g	0.958	[26]
桐花树	$W_a = 3.1253 \times CD^2 \times H$	kg	0.99	[27]
秋茄	$W_a = -295.595 + 56.976D^2$	g	0.983	[26]
木榄	$W_a = 0.186DBH^{2.31}$	kg	0.99	[28]

注: 表中 W_a 为地上生物量, D 为基径, DBH 为胸径, CD 为冠幅, H 为株高, R^2 为异速生长方程的决定系数。

处理的 Sentinel-1 和 Sentinel-2A 数据进行几何配准后按照研究区范围裁剪。

2.3 遥感因子提取

本文选取 12 个波段反射率信息、4 个后向散射系数及衍生因子、13 个植被指数和 96 个纹理特征 4 种类型共 125 个特征变量构建地上生物量反演模型。其中, 波段反射率、植被指数由 Sentinel-2A 数据提取, 后向散射系数及衍生因子由 Sentinel-1 数据提取, 纹理特征由 Sentinel-1 和经主成分变换的 Sentinel-2A 数据提取。

(1) 波段反射率 Sentinel-2A 数据共有波段数

量 13 个, 本文选用 B1(443.9 nm)、B2(496.6 nm)、B3(560 nm)、B4(664.5 nm)、B5(703.9 nm)、B6(740.2 nm)、B7(782.5 nm)、B8(835.1 nm)、B8A(864.8 nm)、B9(945 nm)、B11(1 613.7 nm)、B12(2 202.4 nm) 共 12 个波段的反射率作为备选自变量。

(2) 后向散射系数及衍生因子 Sentinel-1 经预处理得到的数据为后向散射系数, 本文在原有极化方式 VV、VH 的基础上新增了 VV+VH、VV/VH 两个因子。

(3) 植被指数 植被指数能够反映红树植被的生长状况、覆盖度等信息, 本文根据需求, 参照前人的研究成果, 基于 Sentinel-2A 数据提取了 13 种植被指数, 如表 2 所示。

(4) 纹理特征 纹理信息可以反映树木冠层信息, 可避免因为相互遮挡造成的影像空间色调变化, 能在一定程度上反映林木蓄积量^[29], 而林木蓄积量与生物量具有很高的相关性。本文采用灰度共生矩阵(GLCM)表征纹理信息, 包括均值(mean, M)、方差(variance, Var)、相关性(correlation, Cor)、对比度(contrast, Con)、差异(dissimilarity, Dis)、均质性

表 2 选用的植被指数和计算公式

Table 2 Vegetation index and the equations for the calculation

植被指数	公式
比值植被指数(RVI)	$RVI=\rho_{nir}/\rho_{red}$
差值植被指数(DVI)	$DVI=\rho_{nir}-\rho_{red}$
权重植被指数(WDVI)	$WDVI=\rho_{nir}-0.5\rho_{red}$
红外植被指数(IPVI)	$IPVI=\rho_{nir}/(\rho_{nir}+\rho_{red})$
垂直植被指数(PVI)	$PVI=\sin(45^{\circ})\rho_{nir}-\cos(45^{\circ})\rho_{red}$
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI=(\rho_{nir}-\rho_{red})/(\rho_{nir}+\rho_{red})$
绿波归一化植被指数(GNDVI)	$GNDVI=(\rho_{nir}-\rho_{green})/(\rho_{nir}+\rho_{green})$
土壤调节植被指数(SAVI)	$SAVI=1.5(\rho_{nir}-\rho_{red})/(\rho_{nir}+\rho_{red}+0.5)$
转化土壤调节植被指数(TSAVI)	$TSAVI=0.5(\rho_{nir}-0.5\rho_{red}-0.5)/(0.5\rho_{nir}+\rho_{red}-0.15)$
二次修正型土壤调节植被指数(MSAVI2)	$MSAVI2=0.5[2(\rho_{nir}+1)-\sqrt{(2\rho_{nir}+1)^2-8(\rho_{nir}-\rho_{red})}]$
大气阻抗植被指数(ARVI)	$ARVI=\rho_{nir}-(2\rho_{red}-\rho_{blue})/\rho_{nir}+(2\rho_{red}+\rho_{blue})$
陆地叶绿素指数(MTCI)	$MTCI=(\rho_{re6}-\rho_{re5})/(\rho_{re5}-\rho_{nir})$
哨兵2号红边位置指数(S2REP)	$S2REP=705+35((\rho_{nir}-\rho_{re7})/2-\rho_{re5})(\rho_{re6}-\rho_{re5})$

注： ρ_{nir} 、 ρ_{red} 、 ρ_{green} 、 ρ_{blue} 、 ρ_{re6} 、 ρ_{re5} 、 ρ_{re7} 分别为近红外波段、红波段、绿波段、蓝波段、植被红边波段6、植被红边波段5和植被红边波段7的反射率。

(homogeneity, Hom)、二阶矩(second moment, SM)和信息熵(entropy, Ent)。

对 Sentinel-1 的 VV 极化和 VH 极化数据分别采用 3×3、5×5、7×7 的 3 种窗口大小提取纹理信息, 共计 48 个; 对 Sentinel-2A 各波段做主成分分析, 然后选择前 2 个主成分按照 3×3、5×5、7×7 的 3 种窗口大小计算灰度共生矩阵(GLCM), 共计纹理特征 48 个。

2.4 生物量估算模型构建与评价

2.4.1 生物量估算模型构建

机器学习、深度学习等算法已广泛应用于遥感定量反演, 但是由于本文样本数量较少, 选择使用较为简单的多元回归模型。

(1)多元逐步回归方法 分别以波段反射率、后向散射系数及其衍生变量、植被指数、纹理特征以及 4 类变量的组合为自变量, 以样地实测 AGB 为因变量, 构建模型。算法原理为将变量逐个引入模

型, 并在新变量引入后, 对已入选模型的旧变量逐个进行检验, 将认为没有意义的变量剔除, 直到没有新变量引入也没有旧变量剔除。

(2)偏最小二乘回归(PLSR)方法 具体原理为通过将自变量和因变量的高维数据空间投影到相应的低维空间, 得到自变量和因变量的相互正交特征向量, 再建立自变量和因变量的线性回归关系。该算法可从高维数据中找到影响因变量的主控因子, 集成了多元线性回归、主成分分析和典型相关分析的优点, 在农业、医学等领域应用广泛。

根据不同变量类型以及组合情况, 设计建模方案如表 3 所示, 其中, ①—④使用单一类型特征变量, ⑤、⑥使用所有特征变量建模。因不同类型特征因子量纲和数量级不一致, 为提高因子之间的可比性, 本文在建模前对自变量和因变量进行了 Z-Score 标准化处理, 计算公式为

$$Z=(x-\mu)/\sigma$$

(1)

式中: Z 为观测值经标准化处理后的数值;

表 3 红树林 AGB 建模方案

Table 3 The AGB modeling scheme for mangrove

模型	建模方案	特征数量	特征类型
①	多元逐步回归+波段反射率	12	Sentinel-2A的B1—B12波段
②	多元逐步回归+后向散射系数及衍生变量	4	VH、VV、VV+VH、VV/VH
③	多元逐步回归+植被指数	13	表2中的各类植被指数
④	多元逐步回归+纹理特征	96	Sentinel-1的48个纹理变量, Sentinel-2A的48个纹理变量
⑤	多元逐步回归+所有变量	125	所有变量
⑥	PLSR+所有变量	125	所有变量

x 为观测值;
 μ 为总体数据的均值;
 σ 为标准差。

2.4.2 模型精度评价方法

为使用尽可能多的样本数据训练模型并验证泛化能力,在各模型构建的同时采用留一交叉验证的方法对模型进行筛选,挑选出均方根误差(RMSE)最小的模型作为最优模型,然后使用全部样地数据再次训练预测模型,根据模型的决定系数(R^2)、调整决定系数(R^2_{adj})和 RMSE、相对均方根误差(rRMSE)等指标评价各模型的预测能力。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{M}_i - P_i)^2} \quad (2)$$

$$R^2_{\text{adj}} = 1 - \frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - p - 1} \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (M_i - P_i)^2} \quad (4)$$

$$\text{rRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{M}_i} \quad (5)$$

式中: n 为样地数;

p 为特征数量;

M_i 和 P_i 分别为样地 AGB 实测值与预测值;

$\bar{M}_i$ 为样地实测值的均值。

R^2 和 R^2_{adj} 数值越大,模型拟合效果越好;RMSE、rRMSE 数值越小,模型预测效果越好。综合考虑 R^2 、 R^2_{adj} 、RMSE、rRMSE 等指标,筛选出最优模型,并根据模型情况选择影像的特征波段,代入模型估算研究区整体红树林地上生物量。

3 结果与分析

3.1 样地地上生物量计算及红树林提取

3.1.1 样地地上生物量计算

根据表 1 所示的异速生长方程逐木计算红树

植物地上生物量,并累加得到样地整体 AGB,各样地 AGB 数据分布情况如表 4 所示。由表 4 可知,本文采用的 24 个样地,其 AGB 数值范围介于 11.45~157.02 t/hm²,经统计,样地 AGB 的平均值为 44.68 t/hm²。

3.1.2 红树林提取

本文假定红树林仅生长在海岸线以外的潮间带区域,首先基于 Sentinel-2A 光学影像采取目视解译的方法绘制出海岸线,将陆地和海域剥离开来,以避免提取红树林范围时陆生植被带来的不利影响;然后依据 NDVI 值进行密度分割处理,选择合适的阈值,分离出红树林和水体,提取的红树林范围如图 2 所示,面积约为 956.23 hm²。

3.2 建模及评价

根据样地坐标提取对应的自变量,依据多元逐步回归和偏最小二乘回归的原理编写相应的代码,按照表 3 所示方案分别构建模型,计算出各模型下样地对应的预测值以及实测值和预测值的 RMSE、rRMSE,6 种方案模型相关结果和预测性能见表 5 和图 3。

综合表 5 和图 3 可知,基于偏最小二乘回归方法构建的模型效果最好, R^2 (0.88)和 R^2_{adj} (0.84)最大, RMSE(16.07 t/hm²)和 rRMSE(0.36)最小。由图 3 可知,仅使用单一类型特征变量反演地上生物量时,波段反射率(图 3a)和植被指数(图 3b)模型的预测值和实测值相对离散,尤其是在生物量高值区域的离散程度更加明显;纹理变量(图 3c)模型的预测值与实测值之间离散程度有所降低,但是在高值和低值区域仍存在低估。多类型特征变量组合构建的模型预测值和实测值间散点离散程度明显好转,高值区域的低估现象有所改善,连续偏最小二乘回归方法的模型(图 3e)散点分布优于多元逐步回归法(图 3d),与表 5 结论相一致,两种建模方案提取的特征变量一致性较高,PLSR 法提取的 6 个特征变量包含多元逐步回归法提取的 4 个变量。

3.2.1 多元逐步回归法建模情况

由表 5 可知,5 种使用多元逐步回归法构建的

表 4 红树林样地 AGB 分布情况

Table 4 AGB distribution in the sample plots

AGB级别/(t/hm ²)	样地数	AGB/(t/hm ²)	占比/%
≤40	13	11.45、11.52、11.88、13.63、16.57、19.97、23.85、25.02、26.41、26.54、27.99、36.65、39.97	54.17
40~80	9	42.14、43.45、45.64、48.12、56.42、63.84、65.86、72.10、76.69	37.50
≥80	2	109.57、157.02	8.33

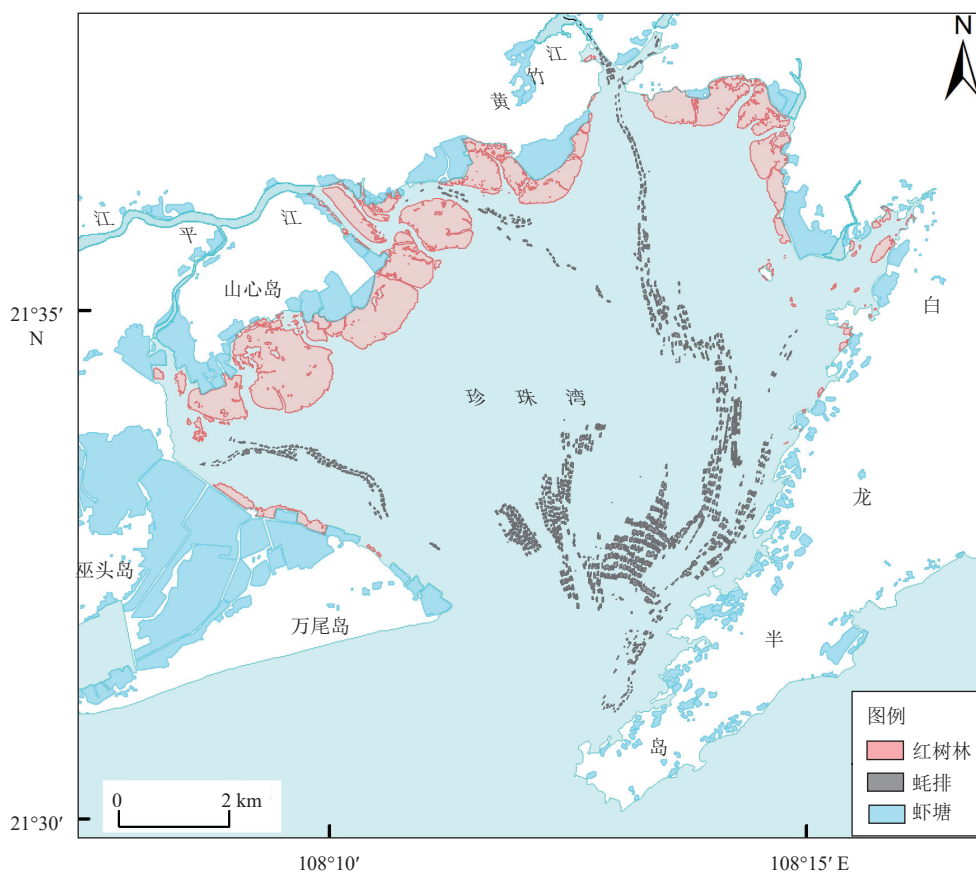


图 2 研究区红树林分布

Fig.2 Distribution of mangroves in the study area

表 5 各方案模型构建情况

Table 5 Modeling for different approaches

模型	建模方案	筛选特征	R^2	R^2_{adj}
①	多元逐步回归+波段反射率	B2、B3	0.35	0.29
②	多元逐步回归+后向散射系数及衍生变量	无显著特征		
③	多元逐步回归+植被指数	S2REP	0.28	0.25
④	多元逐步回归+纹理特征	M_{p2_7} , Cor_{p2_3} , Cor_{VV5}	0.58	0.52
⑤	多元逐步回归+所有变量	Cor_{VV3} , Cor_{p2_3} , S2REP, B2	0.72	0.66
⑥	PLSR+所有变量	Cor_{p2_3} , SM_{VH3} , B2, Cor_{VV3} , S2REP, SM_{p1_7}	0.88	0.84

注: B2、B3为Sentinel-2A影像第2、3波段的反射率; S2REP为哨兵2号数据红边位置指数; M_{p2_7} 为Sentinel-2A第2主成分PC2在7×7窗口的纹理变量均值; Cor_{p2_3} 为Sentinel-2A第2主成分PC2在3×3窗口的纹理变量相关性; Cor_{VV5} 为VV极化方式在5×5窗口的纹理变量相关性; Cor_{VV3} 为VV极化方式在3×3窗口的纹理变量相关性; SM_{VH3} 为VH极化方式在3×3窗口的纹理特征变量二阶矩; SM_{p1_7} 为Sentinel-2A第1主成分PC1在7×7窗口的纹理变量二阶矩。

模型中,除方案②外,其余4种方案均有结果。不同方案构建的模型决定系数 R^2 差距较为明显,数值范围在 0.28~0.72。单类因子模型之间的建模效果差距相对较大,其中,方案④纹理特征模型效果最好,决定系数 R^2 可达到 0.58;方案①波段反射率模型效果略低于方案④纹理特征模型, R^2 为 0.35;效果最差的为方案③植被指数模型, R^2 仅能达到 0.28。基于所有类型特征组合的建模效果最好, R^2 可达到 0.72,建模结果如公式(6)所示,筛选出 Cor_{VV3} 、

Cor_{p2_3} 、B2、S2REP 这4个与生物量相关性高的特征变量。

$$\begin{aligned} AGB = & -66\,089.53 + 28.82 \times Cor_{VV3} - \\ & 75.22 \times Cor_{p2_3} + 94.03 \times S2REP - \\ & 1\,207.324\,971 \times B2 \end{aligned} \quad (6)$$

3.2.2 偏最小二乘回归法建模情况

本文多次使用偏最小二乘回归函数分别进行主成分个数、特征变量筛选和模型构建。首先将所有变量代入偏最小二乘函数,依据主成分个数对因

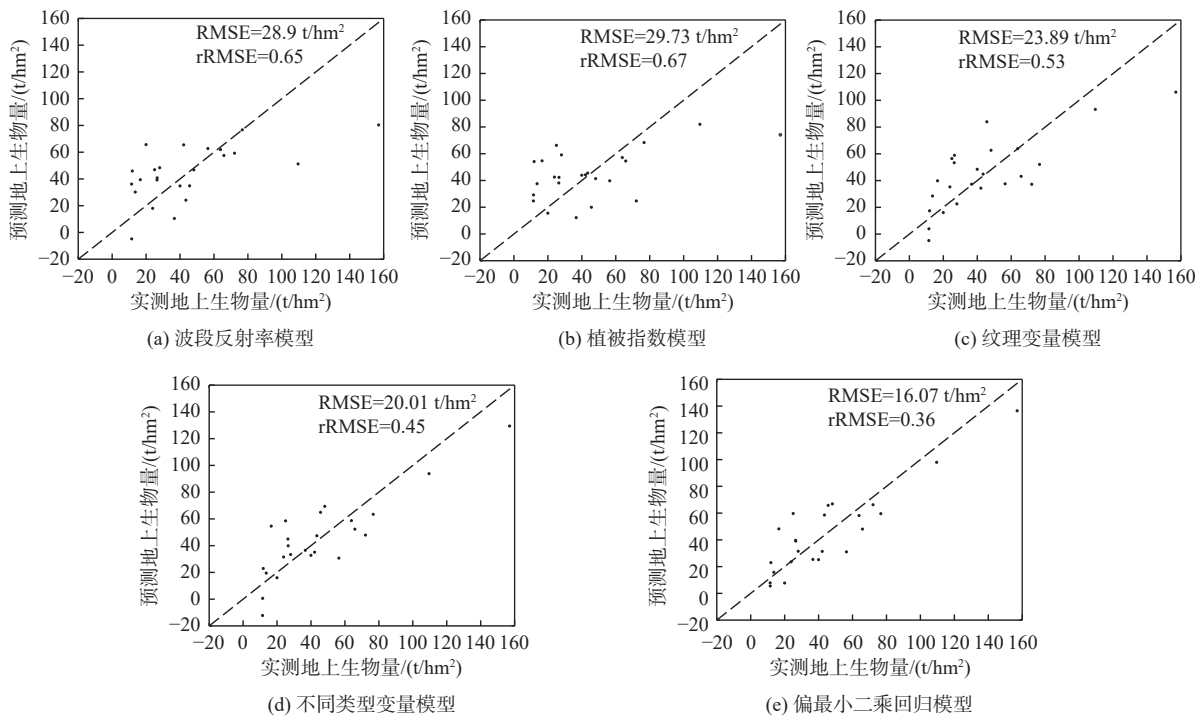


图 3 不同模型预测值与实测 AGB 散点图

Fig.3 Scatter plot of measured AGB and predicted AGB from different models

变量的累计方差贡献率选择主成分的个数(图 4a), 当主成分个数为 6 时, 累计方差贡献率达到了 90.3%, 已涵盖了原始变量的主要信息。本文提取前 8 个主成分(累计方差贡献率 98.7%)代替原始自变量, 再次使用偏最小二乘函数进行特征变量优选, 计算标准化处理后的自变量系数(图 4b)和变量投影重要性(图 5), 选择标准化后自变量系数的 Z 分数 >1.96 或 <-1.96 的变量作为重要特征, 共筛选出 6 个与生物量高度相关的特征变量, 变量重要性程度依次为 Cor_{p2_3} 、 $\text{SM}_{\text{VH}3}$ 、 $\text{B}2$ 、 $\text{Cor}_{\text{VV}3}$ 、 $\text{S}2\text{REP}$ 、 $\text{SM}_{\text{P}1_7}$, 其中, Cor_{p2_3} 对生物量反演的贡献率最高。根据筛选的特征变量, 再次使用偏最小二乘函数用

于构建模型, 如公式(7)所示。

$$\begin{aligned} \text{AGB} = & -72\,322.28 - 81.84 \times \text{Cor}_{p2_3} + \\ & 55.29 \times \text{SM}_{\text{VH}3} - 1\,673.13 \times \\ & \text{B}2 + 29.9 \times \text{Cor}_{\text{VV}3} + 102.94 \times \\ & \text{S}2\text{REP} - 8.76 \times \text{SM}_{\text{P}1_7} \end{aligned} \quad (7)$$

3.3 红树林地上生物量空间分布

由 3.2 节可知, 由连续偏最小二乘回归构建的模型拟合效果和预测性能最好, 因此, 本文将由波段反射率、植被指数、纹理变量组成的 6 个特征波段代入模型公式(7)对研究区红树林地上生物量进

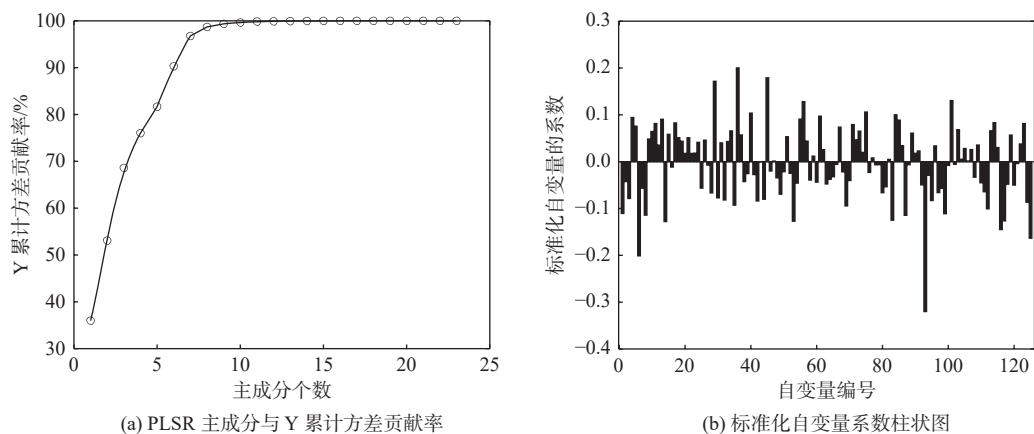


图 4 主成分累计方差贡献率与自变量系数柱状图

Fig.4 Cumulative variance contribution of principal component and coefficient plot for independent variables

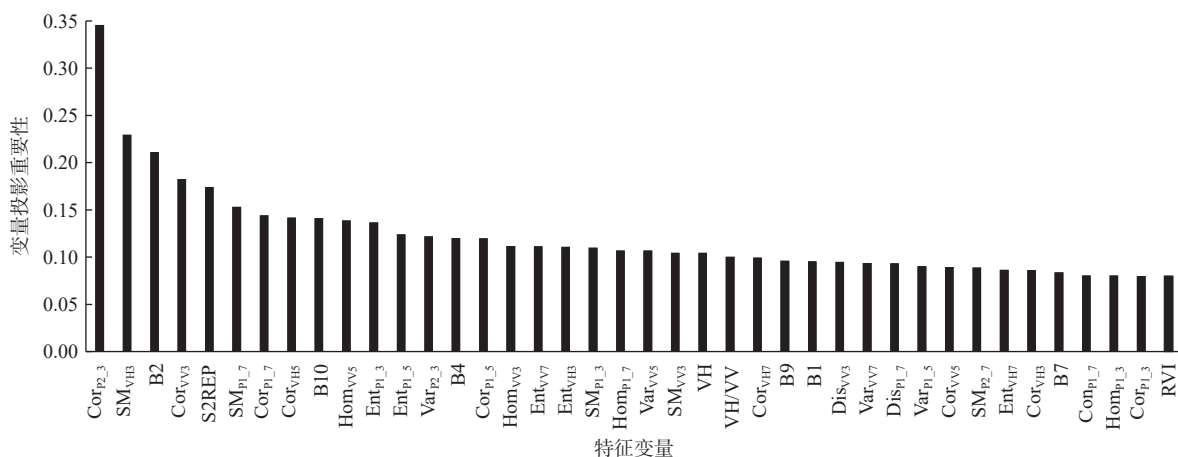


图 5 排名前 40 位的特征变量及其投影重要性柱状图

Fig.5 Bar chart of top 40 feature variables and their projection importance

行反演,并进行可视化(图 6)。

由图 6 可知,地上生物量在空间分布上,整体表现为中部、东部高,西部稍低的特点,斑块内部分布不均匀。经过与遥感影像比对,数值高的区域主要分布在养殖虾塘、蚝排等人类活动较为频繁的场附近,这些场所在养殖过程中排放的有机碎屑、生活污水等可为红树植物的生长发育提供丰富的营养盐,已有研究证明富营养状态下红树林碳的累

积速率远高于正常状态^[30];数值较低的区域主要分布在红树植物密度较低的半滩涂区或幼苗较多的位置,部分位置的 AGB 预测值出现了负值,最低为 -12.2 t/hm^2 ,这类区域的位置大都坐落于群落边缘,由 SAR 数据和光学数据提取的特征变量受水体、裸露地表的影响与样地位置处的特征变量表现不一致,因而导致了这些区域 AGB 的低估。经统计,研究区内红树林 AGB 平均值约为 48.06 t/hm^2 ,总

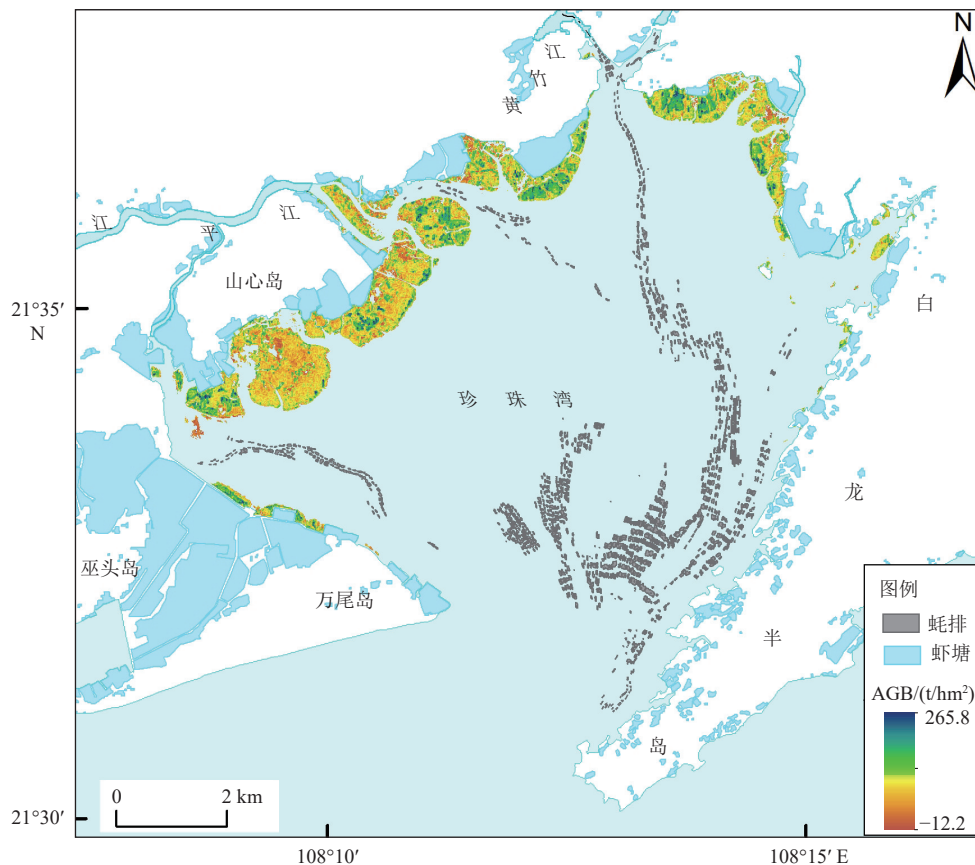


图 6 研究区 AGB 空间分布格局

Fig.6 Spatial distribution of AGB in the study area

量约为 45 956.41 t。

3.4 讨论

本文研究表明,仅利用 SAR 数据的后向散射系数及衍生变量不适用于生物量反演,这与前人的相关研究^[31]结论是一致的。与 SAR 数据相比,光学影像可以用于生物量反演,尤其是当生物量水平较低时,反射率和植被指数具有一定的反演能力,但是在高生物量区域反演效果较差,主要原因是光学数据在色调上容易出现饱和现象^[32],制约了反演的精度,仅利用波段反射率或植被指数构建的模型 R^2 只能达到 0.35。基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2A 数据提取的纹理信息变量能有效提高生物量的反演精度, R^2 可达到 0.58,证实了纹理信息可以改善光学影像的色调饱和现象^[33]。波段反射率、植被指数和纹理特征共同参与建模时的精度优于单一类型特征变量,其中,采用连续偏最小二乘回归的模型拟合效果优于逐步多元回归, R^2 可达到 0.88, RMSE 为 16.07 t/hm²;多元逐步回归模型的 R^2 为 0.72, RMSE 为 20.01 t/hm²。

本文基于连续偏最小二乘回归模型估算的珍珠湾红树林 AGB 均值约为 48.06 t/hm²,该数值稍高于样地实测均值(44.68 t/hm²),可能由于样地选取不均或预测结果存在的不确定性导致。此外,由于样本基数较少,且受遥感数据空间分辨率的约束,实验过程中未将不同树种分开建模研究,可能由此造成反演结果与真实值存在一定的误差。未来可探索高分影像、多光谱影像和 SAR 数据的综合利用,发挥各类数据的优势,区分不同的红树林树种,同时将调查样地切块以增加实测数据的基数,筛选出适合不同红树树种地上生物量估算的因子和方法,进而提高估算精度。

4 结论

结合红树林样地实测数据,基于 Sentinel-1/2 卫星影像提取了 125 个特征变量,利用多元逐步回归和偏最小二乘回归的方法构建并评价了 5 种反演模型,并对珍珠湾区域内的红树林地上生物量进行了估算,主要结论如下:

(1) 5 种模型中,综合波段反射率、植被指数和纹理特征的偏最小二乘回归模型精度最高。模型筛选了 Cor_{p2_3} 、 SM_{VH3} 、 $B2$ 、 Cor_{VV3} 、 $S2REP$ 、 SM_{p1_7} 6 个特征变量,其中, Cor_{p2_3} 对模型的贡献率最高。

(2) 采用偏最小二乘回归方法反演的珍珠湾区域内的红树林地上生物量约为 45 956.41 t。预测值的空间分布大体呈现中部、东部高,西部稍低的特点,高值区主要分布在养殖虾塘、蚝排等人类活动较为频繁的场附近,低值区主要分布于半滩涂区或幼苗较多的位置。

(3) 光学影像和 SAR 数据的结合,能在一定程度上提高生物量的反演精度,仅使用后向散射系数及衍生因子不适用于生物量反演,采用纹理变量的建模效果优于波段反射率和植被指数。

参考文献:

- [1] 范航清. 红树林: 海岸环保卫士 [M]. 南宁: 广西科学技术出版社, 2000.
FAN Hangqing. Mangroves: Coastal Environmental Protectors [M]. Nanning: Guangxi Science and Technology Press, 2000.
- [2] 李炎, 陈一宁. 基于能量耗散视角的红树林海岸沉积地貌学 [J]. 海洋地质与第四纪地质, 2023, 43(6): 25-33.
LI Yan, CHEN Yining. Sedimentary geomorphology of mangrove coasts in perspective of energy dissipation [J]. Marine Geology & Quaternary Geology, 2023, 43(6): 25-33.
- [3] 张越, 朱虹霓, 王一清, 等. 海南文昌清澜湾红树林潮沟地下水溶解碳通量的潮汐动态 [J]. 海洋地质前沿, 2024, 40(5): 27-39.
ZHANG Yue, ZHU Hongni, WANG Yiqing, et al. Tidal dynamics of dissolved carbon flux in ground water of a mangrove tidal creek in Qinglan Bay, Wenchang, Hainan [J]. Marine Geology Frontiers, 2024, 40(5): 27-39.
- [4] KOMIYAMA A, ONG J E, POUNGPARN S. Allometry, biomass, and productivity of mangrove forests: a review [J]. Aquatic Botany, 2008, 89(2): 128-137.
- [5] 赵天舸, 于瑞宏, 张志磊, 等. 湿地植被地上生物量遥感估算方法研究进展 [J]. 生态学杂志, 2016, 35(7): 1936-1946.
ZHAO Tianke, YU Ruihong, ZHANG Zhilei, et al. Estimation of wetland vegetation aboveground biomass based on remote sensing data: a review [J]. Chinese Journal of Ecology, 2016, 35(7): 1936-1946.
- [6] 曹庆先, 徐大平, 鞠洪波. 北部湾沿海 5 种红树林群落生物量的遥感估算 [J]. 广西科学, 2011, 18(3): 289-293.
CAO Qingxian, XU Daping, JU Hongbo. Biomass estimation of five kinds of mangrove community in Beibu Gulf based on remote sensing [J]. Guangxi Sciences, 2011, 18(3): 289-293.
- [7] DUC L N, TRONG C N, S Y H L, et al. Mangrove mapping and above-ground biomass change detection using satellite images in coastal areas of Thai Binh Province, Vietnam [J]. Forest and Society, 2019, 3(2): 248-248.
- [8] BALOLOY A, BLANCO C A, CANDIDO G C, et al. Estimation of mangrove forest aboveground biomass using multispectral bands, vegetation indices and biophysical variables derived from optical satellite imagery: rapideye, planetscope and Sen-

- tinell-2[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2018, 4(3), 29-36.
- [9] ZHU Y H, LIU K, LIU L, et al. Retrieval of mangrove above-ground biomass at the individual species level with WorldView-2 images[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9): 12192-12214
- [10] HIRATA Y, TABUCHI R, PATANAPONPAIBOON P, et al. Estimation of aboveground biomass in mangrove forests using high-resolution satellite data[J]. *Journal of Forest Research*, 2014, 19(1): 34-41.
- [11] KARIMON M N, ALI Y H, MARIANNE L L V, et al. Modeling and mapping aboveground biomass of the restored mangroves using ALOS-2 PALSAR-2 in East Kalimantan, Indonesia[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2020, 91(C): 102158.
- [12] NAVARRO A J, ALGEET N, FERNÁNDEZ-LANDA A, et al. Integration of UAV, Sentinel-1, and Sentinel-2 data for mangrove plantation aboveground biomass monitoring in Senegal[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(1): 77-100.
- [13] WANG D Z, WAN B, LIU J, et al. Estimating aboveground biomass of the mangrove forests on northeast Hainan Island in China using an upscaling method from field plots, UAV-LiDAR data and Sentinel-2 imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 85(C): 101986-101986.
- [14] 吴培强, 任广波, 张程飞, 等. 无人机多光谱和 LiDAR 的红树林精细识别与生物量估算 [J]. *遥感学报*, 2022, 26(6): 1169-1181.
- WU Peiqiang, REN Guangbo, ZHANG Chengfei, et al. Fine identification and biomass estimation of mangroves based on UAV multispectral and LiDAR[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(6): 1169-1181.
- [15] 罗瑾璇, 田义超, 张强, 等. 利用无人机激光雷达估算红树林地上生物量 [J]. *海洋学报*, 2023, 45(8): 108-119.
- LUO Jinxuan, TIAN Yichao, ZHANG Qiang, et al. Estimation of aboveground biomass of mangrove forest using UAV-LiDAR[J]. *Haiyang Xuebao*, 2023, 45(8): 108-119.
- [16] TIAN Y C, HUANG H, ZHOU G Q, et al. Aboveground mangrove biomass estimation in Beibu Gulf using machine learning and UAV remote sensing[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 781: 146816.
- [17] SIMARD M, FATOYINBO L, SMETANKA C, et al. Mangrove canopy height globally related to precipitation, temperature and cyclone frequency[J]. *Nature Geoscience*, 2019, 12(1): 40-45.
- [18] 闻馨, 刘凯, 曹晶晶, 等. 基于森林冠层高度和异速生长方程的中国红树林地上生物量估算 [J]. *热带地理*, 2023, 43(1): 1-11.
- WEN Xin, LIU Kai, CAO Jingjing, et al. Estimation of mangrove aboveground biomass in China using forest canopy height through an allometric equation[J]. *Tropical Geography*, 2023, 43(1): 1-11.
- [19] 周蔚, 吕延杰, 林起楠. 联合光学和合成孔径雷达数据的太湖森林地上生物量反演研究 [J]. *西北林学院学报*, 2023, 38(2): 193-200.
- ZHOU Wei, LYU Yanjie, LIN Qinan. Retrieval of above-ground biomass in Taiping Lake Forests using optical and SAR dataset[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2023, 38(2): 193-200.
- [20] 潘磊, 孙玉军, 王轶夫, 等. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据的杉木林地上生物量估算 [J]. *南京林业大学学报 (自然科学版)*, 2020, 44(3): 149-156.
- PAN Lei, SUN Yujun, WANG Yifu, et al. Estimation of above-ground biomass in a Chinese fir (*Cunninghamia lanceolata*) forest combining data of Sentinel-1 and Sentinel-2[J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2020, 44(3): 149-156.
- [21] 张少伟, 惠刚盈, 韩宗涛, 等. 基于光学多光谱与 SAR 遥感特征快速优化的大区域森林地上生物量估测 [J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(5): 925-938.
- ZHANG Shaowei, HUI Gangying, Han Zongtao, et al. Estimation of large-scale forest aboveground biomass based on fast optimizing remotely sensed features from optical multi-spectral and SAR data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(5): 925-938.
- [22] PHAM D T, YOKOYA N, XIA J, et al. Comparison of machine learning methods for estimating mangrove above-ground biomass using multiple source remote sensing data in the Red River Delta Biosphere Reserve, Vietnam[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(8): 1334-1334.
- [23] HUANG Z M, TIAN Y C, ZHANG Q, et al. Estimating mangrove above-ground biomass at Maowei Sea, Beibu Gulf of China using machine learning algorithm with Sentinel-1 and Sentinel-2 data[J]. *Geocarto International*, 2022, 37: 15778-15805.
- [24] 谭雨欣, 田义超, 黄卓梅, 等. 北部湾茅尾海无瓣海桑红树林地上生物量反演: 基于 XGBoost 机器学习算法 [J]. *生态学报*, 2023, 43(11): 4674-4688.
- TAN Yuxin, TIAN Yichao, HUANG Zhuomei, et al. Above-ground biomass of *Sonneratia apetala* mangroves in Mawei Sea of Beibu Gulf based on XGBoost machine learning algorithm[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(11): 4674-4688.
- [25] 胡刚, 黎洁, 覃盈盈, 等. 广西北仑河口红树植物种群结构与动态特征 [J]. *生态学报*, 2018, 38(9): 3022-3034.
- HU Gang, LI Jie, QIN Yingying, et al. Population structure and dynamics of mangrove species in Beilun Estuary, Guangxi, southern China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(9): 3022-3034.
- [26] 何琴飞, 郑威, 黄小荣, 等. 广西钦州湾红树林碳储量与分配特征 [J]. *中南林业科技大学学报*, 2017, 37(11): 121-126.
- HE Qinfei, ZHENG Wei, HUANG Xiaorong, et al. Carbon storage and distribution of mangroves at Qinzhou Bay[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2017, 37(11): 121-126.
- [27] FU W G, WU Y Y. Estimation of aboveground biomass of different mangrove trees based on canopy diameter and tree

- height[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2011, 10(C): 2189-2194.
- [28] CLOUGH B F, SCOTT K. Allometric relationships for estimating aboveground biomass in six mangrove species[J]. *Forest Ecology and Management*, 1989, 27(2): 117-127.
- [29] 叶子林, 周普良, 林辉, 等. 纹理特征对森林蓄积量反演模型的影响 [J]. 中南林业科技大学学报, 2020, 40(9): 49-56.
- YE Zilin, ZHOU Puliang, LIN Hui, et al. Texture features influences on inversion model of forest stock volume[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2020, 40(9): 49-56.
- [30] ALONGI D M. Carbon cycling and storage in mangrove forests[J]. *Annual Review of Marine Science*, 2014, 6: 195-219
- [31] ZHAO P O, LU D S, WANG G X, et al. Examining spectral reflectance saturation in Landsat imagery and corresponding solutions to improve forest aboveground biomass estimation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 469.
- [32] LU D S. Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(12): 2509-2525.
- [33] KUPLICH M T, CURRAN J P, ATKINSON M P. Relating SAR image texture to the biomass of regenerating tropical forests[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 26(21): 4829-4854.

Estimation of the aboveground biomass of mangrove forest in Zhenzhu Bay, Guangxi

LIU Wenliang^{1,2}, FA Hongjie³, BA Yinji^{1,2,4}, YANG Yuanzhen^{1,2*}, LIU Jingqiang^{1,2}

(1 Yantai Center of Coastal Zone Geological Survey, China Geological Survey, Yantai 264004, China; 2 Ministry of Natural Resources Observation and Research Station of Land-Sea Interaction Field in the Yellow River Estuary, Yantai 264000, China; 3 Marine and Fishery Supervision Brigade of Yantai Muping District, Yantai 264100, China; 4 Field Scientific Observation and Research Station for Soil and Water Resources Security and Ecological Benefits in the Yellow River Basin (Henan Section), Zhengzhou 450000, China)

Abstract: Mangrove wetlands are one of the most productive ecosystems and important blue carbon sinks. Accurate estimation of aboveground biomass (AGB) of mangroves holds great significance. By integrating field-measured AGB data with Sentinel-1/2 satellite backscatter coefficient, reflectance, vegetation index, and texture feature data, we employed a stepwise multiple regression and partial least squares regression (PLSR) approach to compare the modeling results of different variable combinations and estimated the AGB of mangroves in the Zhenzhu Bay area, Guangxi, SW China, based on the optimal model. Results indicate that: ① The multi-type feature combination model selected by the continuous PLSR algorithm showed the best performance (the coefficient of determination $R^2=0.88$; the root mean square error RMSE=16.07 t/hm²). Among them, the Cor_{p2_3} (the texture variable correlation of the second principal component PC2 of Sentinel-2A in a 3×3 window) contributed the greatest to the modeling; ② The total and average AGB of mangroves in the Zhenzhu Bay area were approximately 45 956.41 t and 48.06 t/hm², respectively. In the spatial distribution of the predicted AGB value, it shows an overall higher level in the central and eastern parts of the area and a slightly lower level in the western part. The high-value areas covered mainly those near human activities such as shrimp farming ponds and oyster rafts, while low-value areas mainly in semi-tidal wetlands or areas with more seedlings; ③ The combination of synthetic aperture radar (SAR) and optical data could effectively enhance the accuracy of AGB inversion. Using just Sentinel-1 backscatter coefficient and derived factors is not feasible to invert biomass, and modeling with texture variables could produce better results than those with reflectance and vegetation index.

Key words: mangrove forest; aboveground biomass; Zhenzhu Bay; Sentinel-1/2; multiple stepwise regression; partial least squares regression