

DOI: 10.20103/j.stxb.202206271825

邹乐, 李欢, 章家保, 陈加银, 杨华韬, 龚政. 滨海湿地植被地上生物量遥感反演. 生态学报, 2023, 43(20): 8532-8543.

Zou Y, Li H, Zhang J B, Chen J Y, Yang H T, Gong Z. Inversion of aboveground biomass of saltmarshes in coastal wetland using remote sensing. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(20): 8532-8543.

滨海湿地植被地上生物量遥感反演

邹 乐¹, 李 欢^{1,2,*}, 章家保¹, 陈加银¹, 杨华韬¹, 龚 政²

¹ 河海大学港口海岸与近海工程学院, 南京 210098

² 河海大学江苏省海岸海洋资源开发与环境安全重点实验室, 南京 210098

摘要: 盐沼植被生物量是滨海湿地生态系统碳循环研究的重要参数, 是湿地生态系统健康评价、资源可持续利用的关键指标, 开展盐沼植被地上生物量监测方法研究具有重要意义。目前, 遥感技术在湿地生物量监测领域已经得到广泛应用, 但反演方法仍以统计模型为主, 模型构建需要实测数据支撑, 时空拓展性不强。选择江苏盐城丹顶鹤保护区为研究区, 基于冠层辐射 (PROSAIL) 传输模型, 通过局部和全局敏感性分析, 对模型参数本地化, 构建了互花米草地上生物量半经验反演模型, 应用于 Landsat 8 OLI 遥感影像, 获得了互花米草地上生物量的时空分布。研究结果表明, 利用 PROSAIL 模型模拟互花米草冠层反射率, 叶面积指数 (LAI)、叶片干物质含量 (C_m)、叶倾角分布参数 (LIDF)、等效水厚度 (C_w)、叶绿素含量 (C_{ab})、叶片结构参数 (N) 为高敏感性参数, 类胡萝卜素含量 (C_{ar})、土壤参数 (P_{soil}) 为低敏感性参数; 利用不同时刻的遥感影像反演了地上生物量, 遥感反演结果与实测数据对比, 拟合度 R^2 为 0.83, 均方根误差 (RMSE) 为 0.43kg/m^2 , 平均相对误差 (MRE) 为 15.7%, 精度较高, 模型具有较好的时空普适性。研究发展了盐沼植被地上生物量遥感反演方法, 解决了以往过于依赖现场实测数据构建反演模型的局限性, 该方法可以为研究滨海湿地生态系统碳循环以及准确估算其碳汇潜力提供技术支持。

关键词: 盐沼植被; 遥感; 地上生物量; 冠层辐射传输 (PROSAIL) 模型

Inversion of aboveground biomass of saltmarshes in coastal wetland using remote sensing

ZOU Yue¹, LI Huan^{1,2,*}, ZHANG Jiabao¹, CHEN Jiayin¹, YANG Huatao¹, GONG Zheng²

¹ College of Harbor, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China

² Jiangsu Key Laboratory of Coast Ocean Resources Development and Environmental Security, Hohai University, Nanjing 210098, China

Abstract: The biomass of saltmarsh vegetation serves as a crucial parameter in investigating the carbon cycling within coastal wetland ecosystems. It represents a pivotal indicator for assessing the ecological well-being of wetland ecosystems and ensuring the sustainable utilization of their resources. Hence, undertaking research on monitoring methods for the aboveground biomass of saltmarsh vegetation is of utmost significance. Currently, remote sensing technology has been widely applied in the field of wetland biomass monitoring. However, the biomass retrieval methods primarily rely on statistical models, which require support from field measurements during the model construction process, thereby limiting their temporal and spatial scalability. To address this issue, the Yancheng Wetland National Nature Reserve of Rare Birds in Jiangsu Province was selected as the study area for this research. By utilizing the PROSAIL vegetation radiative transfer model, the input parameters of the model were localized through local sensitivity analysis and global sensitivity analysis. Consequently, a semi-empirical inversion model was developed to estimate the aboveground biomass of *Spartina alterniflora*.

基金项目: 国家杰出青年科学基金项目 (51925905); 江苏省科技厅碳专项 (BK20220020); 江苏省自然资源厅海洋科技创新项目 (JSZRHYKJ202214)

收稿日期: 2022-06-27; 采用日期: 2023-07-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: anuoli.huan@163.com

This model was subsequently applied to Landsat 8 OLI satellite imagery, allowing for the retrieval of the spatiotemporal distribution of aboveground biomass for *Spartina alterniflora*. The research findings indicate that in the simulation of canopy reflectance for *Spartina alterniflora* using the PROSAIL model, parameters such as leaf area index (LAI), leaf dry matter content (C_m), leaf inclination distribution function (LIDF), Leaf equivalent water thinness (C_w), leaf chlorophyll content (C_{ab}), and leaf mesophyll structure (N) exhibit high sensitivity. On the other hand, parameters carotenoid content (C_{ar}) and the soil brightness factor (P_{soil}) demonstrate low sensitivity. The aboveground biomass of vegetation was estimated for the corresponding time periods using remote sensing imagery captured at different time points. The remote sensing inversion results were compared with the field measurements, resulting in a coefficient of determination (R^2) of 0.83, a root mean square error (RMSE) of 0.43 kg/m², and a mean relative error (MRE) of 15.7%. These findings demonstrate a high level of accuracy and precision in the model's estimation. Furthermore, the results affirm the model's good spatiotemporal applicability, indicating its suitability across different locations and time periods. This study has developed a remote sensing-based method for estimating aboveground biomass of coastal saltmarsh vegetation, addressing the limitations of previous approaches that heavily relied on field measurements for biomass inversion modeling. The proposed method provides technical support for studying carbon cycling in coastal wetland ecosystems and accurately estimating their carbon sequestration potential.

Key Words: salt marsh; remote sensing; aboveground biomass; PROSAIL model

滨海湿地在全球碳循环中起着极其重要的作用,具有较高的初级生产力和碳埋藏速率,以不足 0.22% 的面积贡献了全球近 10% 的净陆地“碳汇”和近 50% 的海洋有机碳埋藏,是海洋“蓝碳”的重要组成部分^[1-4]。滨海湿地植被是“蓝碳”的重要载体,光合作用是“蓝碳”的重要驱动力,植被通过吸收 CO₂ 成长,其生物量也随之发生改变。植被生物量是研究区域碳循环的重要参数,在“碳达峰、碳中和”背景下,阐明滨海湿地植被生物量时空分布规律,具有重要的科学意义与现实需求。

因盐沼植被根系采样困难,滨海湿地生物量多研究地上生物量 (AGB),通常表示为单位面积内的植被地上总重量,以鲜重(湿重)或干重表示^[5]。植被 AGB 估算以地面实测与遥感反演最为常见。地面实测方法适用于局部准确估算,受人力、物力和时间等客观条件限制,不适合在大范围或自然环境恶劣的地区开展。因此,遥感技术被广泛用于 AGB 反演研究。

地上生物量遥感反演模型主要有统计模型、物理模型和半经验模型三种^[6]。统计模型使用度最高,其关键在于建立遥感因子与植被 AGB 之间的经验关系,这个关系可以是参数函数,如线性函数、指数函数等,其中典型的是通过植被指数与实测 AGB 数据进行拟合建立模型,反演得到全局结果。如 Doughty 等^[7]以加利福尼亚州卡平特里亚盐沼湿地为研究区,建立了归一化植被指数 (NDVI) 与 AGB 实测数据之间的线性统计模型,模型预测结果与实测结果的曲线拟合决定系数 R^2 为 0.36。Zhao 等^[8]基于多种植被指数和实测 AGB 数据,建立了多元线性回归模型,反演了莫莫格湿地的芦苇 AGB,经验证, R^2 为 0.754。但植被指数往往只涉及红波段或近红外波段,遥感影像的光谱信息未得到充分利用,这类方法通常精度不高。此外,经验关系也可以是非参数函数,如随机森林、人工神经网络等机器学习模型。如 Wan 等^[9]基于实测 AGB 数据与遥感数据,通过随机森林模型反演了鄱阳湖湿地植被 AGB,经验证, R^2 为 0.72。Yang 等^[10]以三江源草地为研究对象,通过反向传播 (BP) 神经网络模型与传统多因素回归模型分别建模,结果显示 BP 神经网络模型在草地 AGB 反演上具有更高精度。机器学习方法光谱信息利用率更高,相较于简单的参数函数模型精度有所进步,但仍属于统计模型,精度受采样数据限制,得到的模型通常只能适用于特定的时间、地点和卫星,难以在不同时空上拓展,普适性不强。

物理模型具有明确的物理意义,综合考虑了多个植被生物物理参数,如叶面积指数 (LAI)、类胡萝卜素含量 (C_{ar}) 等,用数学方法描述了电磁波与植被相互作用的光学物理过程,可以模拟植被冠层光谱反射率^[11]。

物理模型主要有辐射传输模型和几何光学模型,其中冠层辐射传输模型(PROSAIL)被认为是最具有代表性的物理模型^[12-14]。但 AGB 并不是物理模型的输入参数,无法直接计算,所以有学者开始研究将物理模型的生物物理参数与 AGB 之间建立经验关系,来间接反演地上生物量。Dusseux 等^[15]基于 PROSAIL 光学物理模型,建立了冠层反射率与叶面积指数的查找表,再利用实测数据建立的叶面积指数与 AGB 的经验模型,实现了对法国布列塔尼北部滨海植被 AGB 的定量反演,经验证, R^2 为 0.68。王新云等^[16]以环境一号 B 星为数据源,基于植被二向性反射(Li-Strahler)几何光学物理模型建立了冠层反射率与树高、树密度查找表,再利用这两者与地上生物量之间的经验关系,反演了贺兰山的森林 AGB,与实测对比, R^2 为 0.61。孙凤娟等^[17]利用四尺度几何光学模型,建立了由冠层反射率反演树冠面积的查找表,再基于样地观测数据建立了树冠面积与 AGB 的经验模型,进而估算了内蒙古根河市的森林 AGB,经验证, R^2 为 0.45。物理模型输入参数多、方程复杂,对非主要因素有过多的假定,效率较低,精度不高,且往往仍需要实测数据才能得到植被地上生物量。

半经验模型综合了统计模型和物理模型的优点,其思想是通过设置不同梯度的生物物理参数,输入物理模型,正演冠层光谱反射率,从而建立生物物理参数与冠层光谱反射率的配对数据集;进一步利用统计方法,建立两者之间的统计模型,实现生物物理参数的反演。半经验模型基于物理模型,AGB 同样不能直接反演。但 Quan 等^[18]在 2017 年提出了一个新的解决方法,草本植物的干物质主要来自叶片,叶片的数量可以用叶面积指数来描述,从而认为 AGB 可以表示为叶片干物质含量(C_m)和叶面积指数(LAI)的乘积,而这两个参数均为 PROSAIL 模型的直接输入参数。何丽等^[19]也以 PROSAIL 物理模型为基础,利用高斯过程回归统计模型,通过 $AGB = LAI \times C_m$ 的方法,直接反演了若尔盖草地 AGB,经实测数据验证,该方法均方根误差和相对均方根差分别为 41.67 g/m^2 、10.87%。同样,Xie 等^[20]也利用该方法,基于 PROSAIL 模型和随机森林统计模型,实现了青藏高原草地 AGB 的估算,经实测验证, R^2 为 0.87,均方根误差(RMSE)为 14.29 g/m^2 ,精度较高。

总体而言,滨海湿地植被地上生物量遥感反演模型以统计模型为主,尚缺乏不依赖实测数据的地上生物量反演方法。考虑到滨海湿地盐沼植被互花米草同样是草本植物,本文拟以江苏中部潮滩植被互花米草为研究对象,通过收集 Landsat 8 OLI 遥感影像,基于 PROSAIL 物理模型和神经网络统计模型,构建滨海湿地植被地上生物量半经验反演模型,结合野外调查,采用完全独立的现场实测数据,评价模型反演精度。开展滨海湿地植被地上生物量反演方法研究,可以为潮滩生态保护修复、滨海湿地固碳增汇提供技术支撑。

1 研究区及数据

1.1 研究区概况

本文研究区位于江苏盐城国家级珍禽自然保护区核心区($120^\circ 30' - 120^\circ 43' \text{E}$, $33^\circ 28' - 33^\circ 38' \text{N}$),西至海堤,东至泥滩边缘,直面黄海(图 1)。盐城湿地的本地原有盐沼植被以耐盐植物为主,湿地优势植被群落为芦苇、茅草、碱蓬等,且具有典型的向陆演替规律^[21]。自 20 世纪中叶,人为引进外来物种互花米草,其与本地的碱蓬植被生态位接近且适应更低潮位,在海陆交界的潮滩上迅速扩张,形成新的滨海湿地植被群落^[22-23]。

1.2 数据来源与预处理

1.2.1 地上生物量采集

地上生物量采集采用收获法^[24],由陆向海间隔约 50m 设置采样区,样区大小与 Landsat 8 OLI 遥感影像像元大小一致,为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$,同时用手持全球定位系统(GPS)记录采样区经纬度。每个采样区随机设置 3 个能代表采样区植被长势的小样方($0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$),齐根切割样方内植被地上部分并进行编号。分别于 2019 年 9 月、2019 年 12 月和 2020 年 9 月开展了 3 次地上生物量采集,其中 2019 年 9 月采样区与 2019 年 12 月部分采样区重合(图 1)。样本带回室内实验室后, 105°C 杀青 2h, 80°C 烘干至恒重,用分析天平称重测定生物量,以 3 个小样方单位面积地上生物量平均值代表 1 个采样区的单位面积地上生物量。共获得实测生物量数据 38 个,其中 A 区和 B 区各 19 个。

1.2.2 遥感数据收集及处理

遥感数据来源于美国地质调查局(USGS)官网(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)提供的 LANDSAT 8 OLI

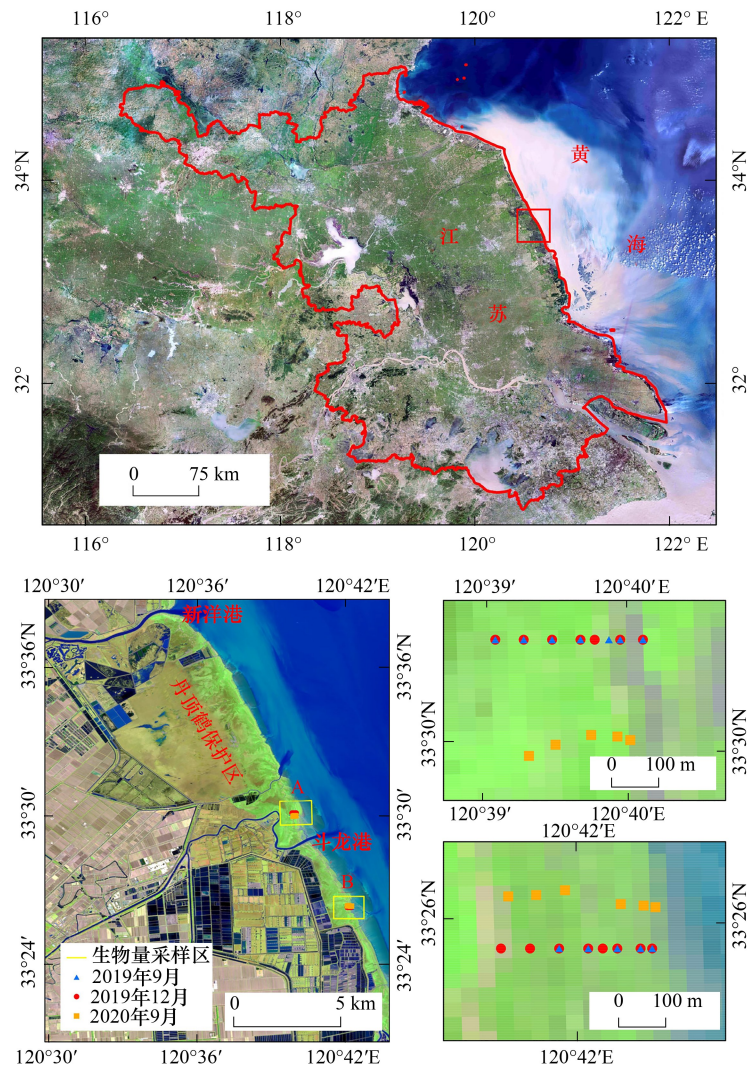


图 1 研究区
Fig.1 Research Area

Collection 2 level 2 级数据(反射率数据),在可见光—近红外范围内共有 9 个波段,各波段波长范围如下:海岸波段(Coastal)0.43—0.45 μm 、蓝波段(Blue)0.45—0.51 μm 、绿波段(Green)0.53—0.59 μm 、红波段(Red)0.64—0.67 μm 、近红外波段(NIR)0.85—0.88 μm 、短波红外 1 波段(SWIR1)1.57—1.65 μm 、短波红外 2 波段(SWIR2)2.11—2.29 μm 、全色波段(PAN)0.50—0.68 μm 、卷云波段(Cirrus)1.36—1.38 μm ,其中除全色波段 PAN 空间分辨率为 15m 外,其余波段空间分辨率均为 30m,时间分辨率为 16d,遥感影像成像时间与生物量野外采集时间比较接近(表 1)。

表 1 卫星影像成像时间与生物量采样时间
Table 1 Satellite image imaging time and biomass sampling time

序号 Number	成像时间 Imaging time	生物量采集时间 Biomass sampling time	时间间隔/d Time interval
1	2019-10-08	2019-09-13	25
2	2019-12-11	2019-12-27	16
3	2020-09-08	2020-09-21	13

采用监督分类方法^[25-26]对研究区内地物进行分类(图2),分类及验证样本通过人为目视解译判读谷歌地球高分影像获得,分类后采用混淆矩阵对分类结果进行评价。结果表明,分类总体精度达到96.0%,Kappa 系数达到0.95,分类精度总体较高。基于监督分类结果,提取了互花米草分布,用于后续地上生物量反演。

2 模型与方法

2.1 PROSAIL 模型

遥感卫星观测的植被冠层光谱反射率与植被类型、生长阶段、土壤环境、观测几何等要素有关。其中,植被生物量是影响植被冠层光谱反射率的重要因素之一。PROSAIL 模型作为经典的植被辐射传输模型,可以在输入植物长势、土壤环境、观测几何等相关参数后,模拟不同植被的冠层光谱反射率^[27]。

PROSAIL 模型是由叶片光学特性模型叶片光学特征模型(PROSPECT)和冠层反射率模型冠层反射率模型(SAIL)耦合而成,已广泛应用于植被生化组分提取、冠层结构估计等多方面^[28]。其中 SAIL 模型也可以单独用来模拟冠层光谱反射率,但是有两项关键输入参数(叶片的反射率和透射率)难以获得,而这两种输入参数可以通过 PROSPECT 模型简单模拟得到,因此两者耦合,将 PROSPECT 模型模拟的叶片反射率和透射率作为 SAIL 模型的输入参数,就可以模拟出不同观测条件和生化状态的植被冠层光谱反射率^[29-30]。

图3体现了 PROSPECT 和 SAIL 模型的耦合过程,输入参数共包括四类^[31]:叶片理化参数、冠层结构参数、地面参数以及角度信息。其中,描述叶片生理生化属性的参数有叶片结构参数(N)、叶绿素含量(Cab)、

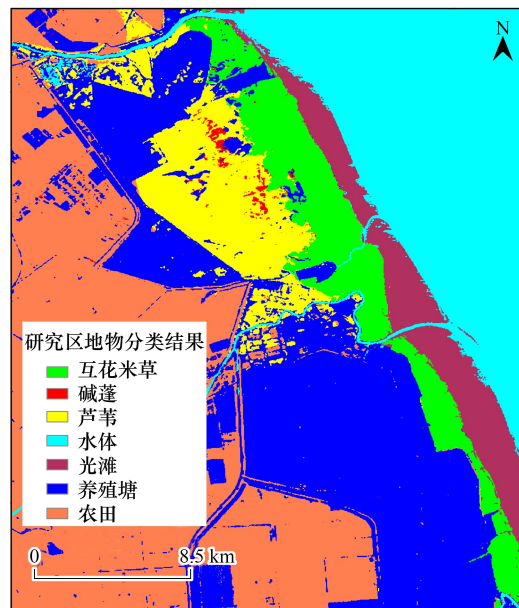


图2 地物分类结果

Fig.2 Results of feature classification in the study area

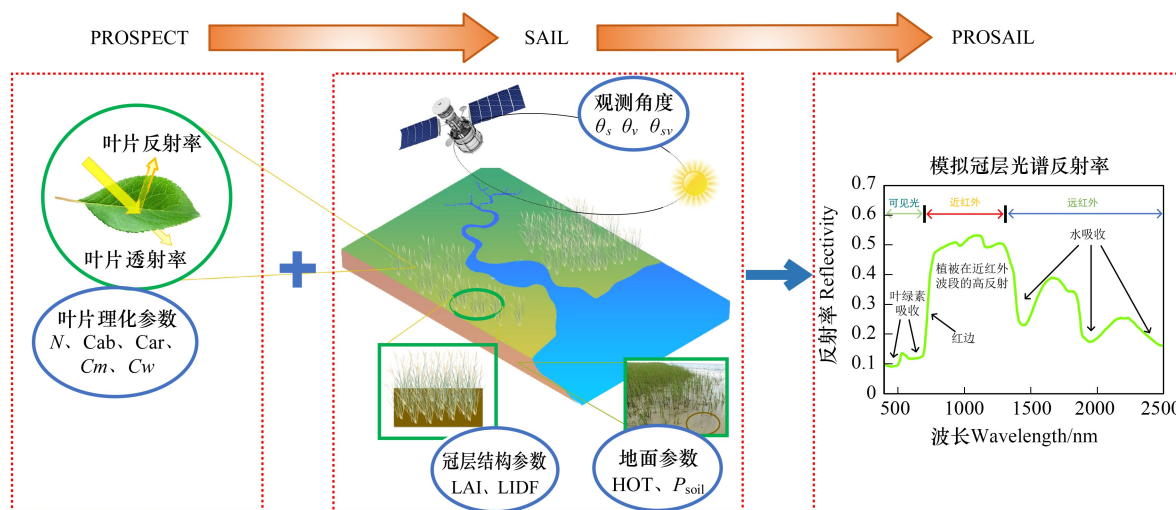


图3 PROSAIL 植被辐射传输模型

Fig.3 Vegetation radiative transfer modelling by PROSAIL model

PROSPECT:叶片光学特性模型;SAIL:冠层反射率模型;PROSAIL:冠层辐射传输模型; N :叶片结构参数; Cab :叶绿素含量; Car :类胡萝卜素含量; Cm :叶片干物质含量; Cw :等效水厚度; LAI :叶面积指数; $LIDF$:叶倾角分布参数; HOT :热点参数; P_{soil} :土壤参数; θ_s :太阳天顶角; θ_v :观测天顶角; θ_{sv} :相对方位角

类胡萝卜素含量 (Car)、叶片干物质含量 (Cm)、等效水厚度 (Cw);冠层结构参数包括叶面积指数 (LAI) 和叶倾角分布参数 ($LIDF$);地面参数包括热点参数 HOT ($HOT=0.5/LAI$) 和土壤参数 (P_{soil});角度信息包括遥感影像拍摄时的太阳天顶角 θ_s 、观测天顶角 θ_v 和相对方位角 θ_{sv} 。以上参数输入后,可以模拟植被冠层光谱反射率,其光谱形态符合植被典型光谱特征,如红、蓝波段的叶绿素吸收峰,近红外波段的高反射区间(叶内组织引起的),以及远红外波段的 3 个水分吸收峰,均能很好模拟。

PROSAIL 模型输入参数较多,若每个输入参数均按照一定步长输入模型,那么模拟反射率数据量极大,容易导致模拟结果存在很大的不确定性^[32-33]。因此,本文通过参数敏感性分析来确定精细化的参数类型和取样步长,即取值时敏感性高的参数减小步长,敏感性低的参数加大步长,确保模拟精度的同时,降低计算复杂度,从而构造符合盐沼植被特征的输入参数集。敏感性分析包括局部敏感性分析和全局敏感性分析^[34]。局部敏感性分析采用(OAT)法。OAT 原理是只调整一个输入参数,其他参数保持不变,观察冠层光谱反射率,是否随参数改变,而发生明显变化。如果冠层光谱反射率变幅大,表明对输入参数敏感,冠层光谱反射率变幅小,则说明对输入参数不敏感。OAT 法简单方便,但是会忽略参数间的相互作用^[35],因此需要进一步的全局敏感性分析。

全局敏感性分析是探讨参数间的相互作用对冠层光谱反射率模拟结果的影响,能够克服局部敏感性分析的不足^[36]。全局敏感性分析采用扩展傅立叶幅度灵敏性检验法(EFAST)。EFAST 法可以通过方差分解,得到各参数的方差贡献比重,并以敏感性指数值衡量各参数敏感性^[37-38],其计算式为:

$$V(Y) = \sum_{i=1}^k V_i + \sum_{1 \leq i \leq j \leq k} V_{ij} + \cdots + V_{1 \cdots k} \quad (1)$$

式中, $V(Y)$ 为全部参数的总方差, k 为参数个数, V_i 为第 i 个参数自身的方差, V_{ij} 为第 i 和 j 参数耦合作用的方差, $V_{1 \cdots k}$ 为所有参数耦合作用的方差。

2.2 地上生物量反演模型

地上生物量可由叶面积指数 (LAI) 与叶片干物质含量 (Cm) 的乘积得到(式 2)^[18-20,39], LAI 与 Cm 是 PROSAIL 模型的输入参数,设置不同组次的 LAI 与 Cm 的输入条件(敏感性分析确定参数输入步长),利用 PROSAIL 模型模拟不同参数组合条件下的冠层光谱反射率。基于不同的模拟组次,获得地上生物量与模拟冠层光谱反射率相对应的配对数据集。

$$AGB = LAI \times Cm \times 10.0 \quad (2)$$

式中, AGB 是地上生物量(kg/m^2), LAI 是叶面积指数, Cm 是叶片干物质含量(g/cm^2)。

基于配对数据集,利用 BP 神经网络,构建 AGB 与模拟冠层光谱反射率之间的关系模型,应用于遥感影像,反演地上生物量的空间分布(图 4)。BP 神经网络模型是一种广泛使用的非线性非参数模型,具有较强的学习能力,结构简单,在生物量估算领域有着广泛的应用^[40-41]。BP 神经网络模型由一个输入层、一个输出层和一个或多个隐藏层组成,其中心思想是利用隐藏层神经元判断当前输出层的误差大小,自动调整权值和阈值,直至误差满足条件^[42]。

3 结果与讨论

3.1 PROSAIL 模型参数敏感性分析及率定

3.1.1 PROSAIL 模型局部敏感性分析

基于 OAT 算法进行局部敏感性分析,改变某一研究变量的步长,探究该研究参数对模型反演结果的影响。步长选取既不能太大看不出规律,也不能太小增加计算难度,最终局部敏感性分析结果及步长选取如图 5 所示。可以看出,对于叶面积指数 LAI 来说,在 400—2500nm 波长范围内, LAI 的变化对冠层光谱均有影响。在近红外影响尤为显著,其中在近红外短波区域,冠层反射率随着 LAI 的增加而增加;在近红外长波区域,冠层反射率随着 LAI 的增加而减小。对于叶片干物质含量 Cm ,在可见光 400—800nm 范围, Cm 的变化对于冠层反射率几乎没有影响;在近红外 800—2500nm 范围, Cm 对冠层反射率变化影响显著,随着 Cm 的增加,

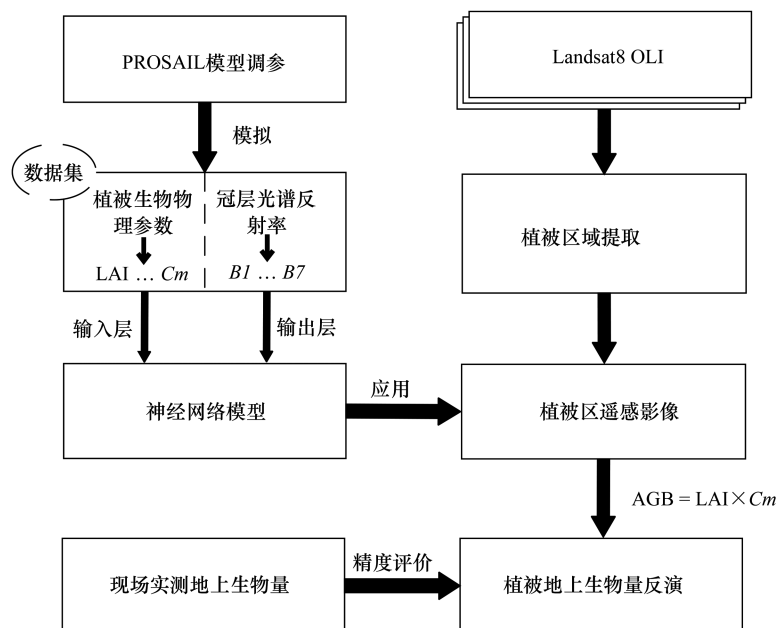


图4 AGB反演技术路线图

Fig.4 AGB inversion technology roadmap

AGB:地上生物量;B1...B7:波段1...波段7

冠层反射率逐渐降低。叶倾角分布参数 LIDF 在 400—2500nm 波长范围内,对冠层反射率均有影响,冠层反射率随着 LIDF 的增大而减小,在近红外波段敏感性较高。叶片结构参数 N 同样影响整个光谱范围内的冠层反射率, N 变大,冠层反射率也逐渐增大。叶绿素含量 Cab 对光谱的影响主要局限在可见光范围,冠层反射率随着 Cab 的增大而减小,在近红外波段不变化。等效水厚度 Cw 变化规律恰恰相反,对可见光区域影响不明显,而对于近红外波段影响显著。而对于类胡萝卜素含量 Car 和土壤参数 P_{soil} 来说,取值的变化对冠层反射率并没有明显影响。

3.1.2 PROSAIL 模型全局敏感性分析

采用 EFAST 法进行全局敏感性分析,全局敏感性分析结果如图 6 所示。可以看出,在 400—2500nm 波长范围内, LAI 、 Cm 、 $LIDF$ 、 Cw 、 Cab 、 N 均有某个波段的全局敏感性超过 20%,对冠层反射率有较大影响;而 Car 、 P_{soil} 在整个光谱范围内,全局敏感性均低于 20%,对模型模拟结果影响程度较小。

3.1.3 参数率定

基于局部和全局敏感性分析,确定了高敏感性参数为 LAI 、 Cm 、 $LIDF$ 、 Cw 、 Cab 、 N ,低敏感性参数为 Car 、 P_{soil} 。初始参数范围依据前人文献确定^[43—45],对于高敏感性参数根据局部敏感性分析结果,在参数范围内按照一定的步长取值,对于低敏感性参数将其固定为一个确定的值,最终构造出符合盐沼植被特征的输入参数集。太阳天顶角由影像头文件获得,观测天顶角和相对方位角均设为 0° ,用以模拟近地观测条件,具体取值如表 2 所示。模型参数率定后,输入 PROSAIL 模型,模拟了 50000 组次的植被冠层光谱反射率,为便于展示,仅列了 100 组次(图 7)。从光谱曲线形态看,模拟结果符合植被典型光谱特征,红、蓝波段的叶绿素吸收峰,近红外波段的高反射区间,以及远红外波段的 3 个水分吸收峰,均模拟较好。

3.2 半经验地上生物量反演模型构建

基于建立的 PROSAIL 模型,模拟了 Landsat 8 OLI 1—7 中心波长位置处的植被冠层光谱反射率,将其作为变量,同时模拟的 AGB 作为因变量,进一步利用 BP 神经网络,分析了变量(输入层)与因变量(输出层)之间的关系。将 PROSAIL 模拟的 50000 组数据,40000 组用于神经网络训练,10000 组用于模型检验。如图 8

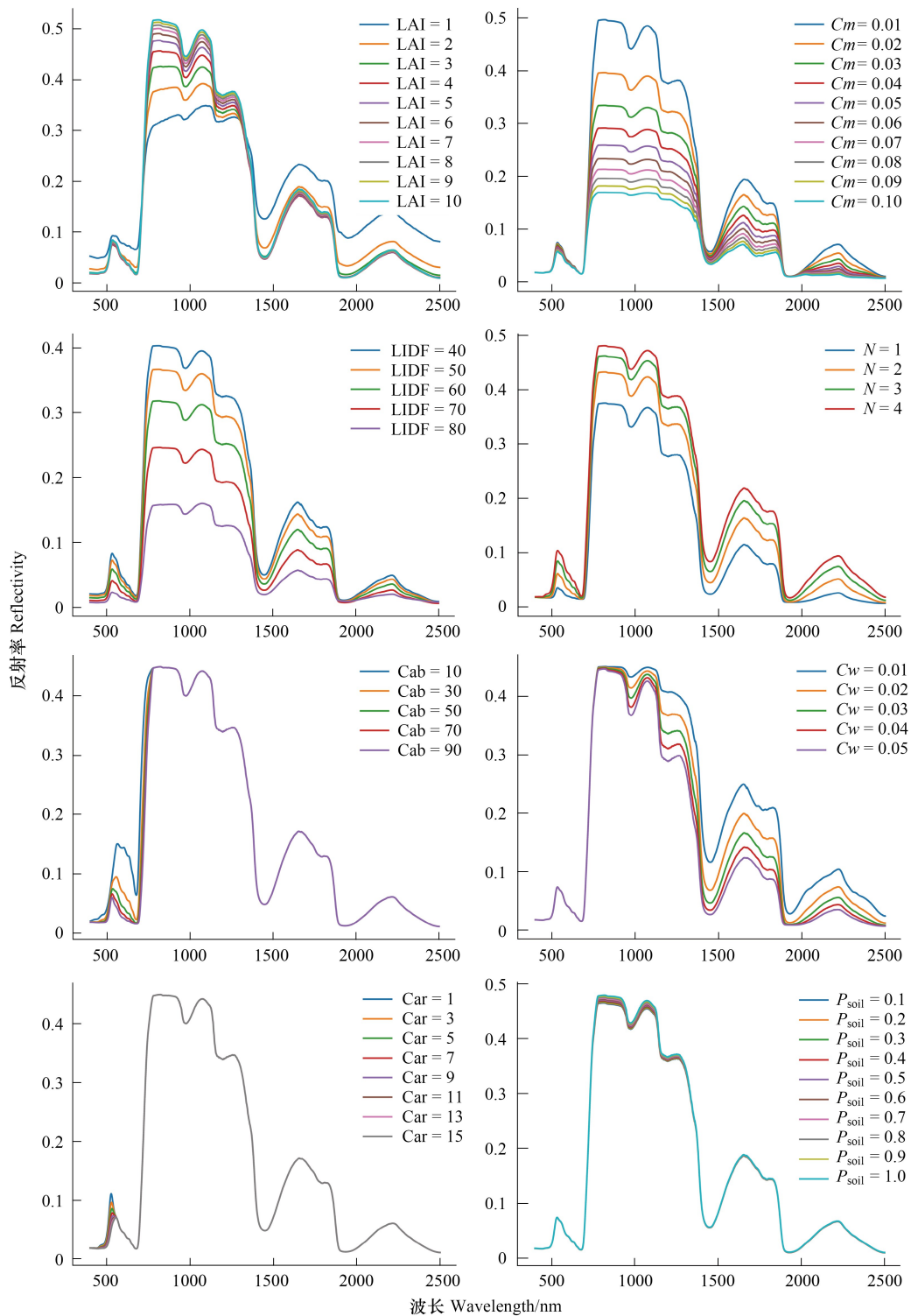


图5 局部敏感性分析

Fig.5 Local sensitivity analysis

所示,建模数据集 R^2 为 0.93,均方根误差 RMSE 为 $0.61\text{kg}/\text{m}^2$,经过模型检验, R^2 为 0.93,均方根误差 RMSE 为 $0.61\text{kg}/\text{m}^2$,模型精度较好且较为稳定。综上,本文通过 PROSAIL 模型与 BP 神经网络结合,建立了半经验模型,用于地上生物量遥感反演。

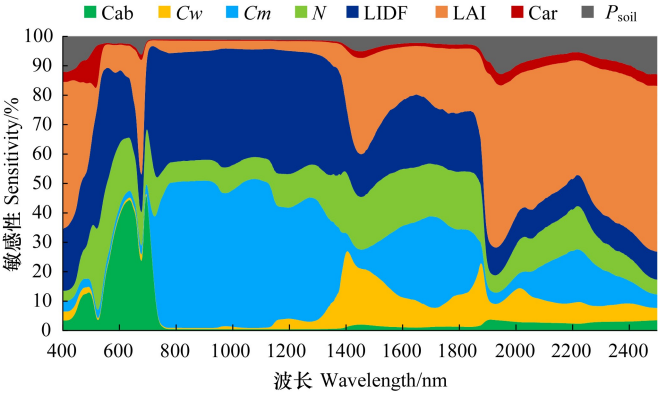


图 6 全局敏感性分析

Fig.6 Global sensitivity analysis

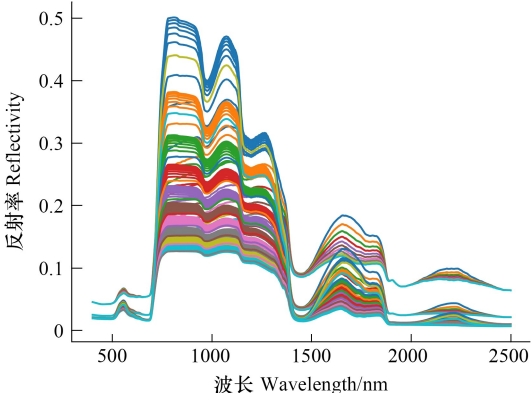


图 7 基于 PROSAIL 模型模拟的植被冠层光谱曲线

Fig.7 Vegetation canopy spectra simulated by PROSAIL model

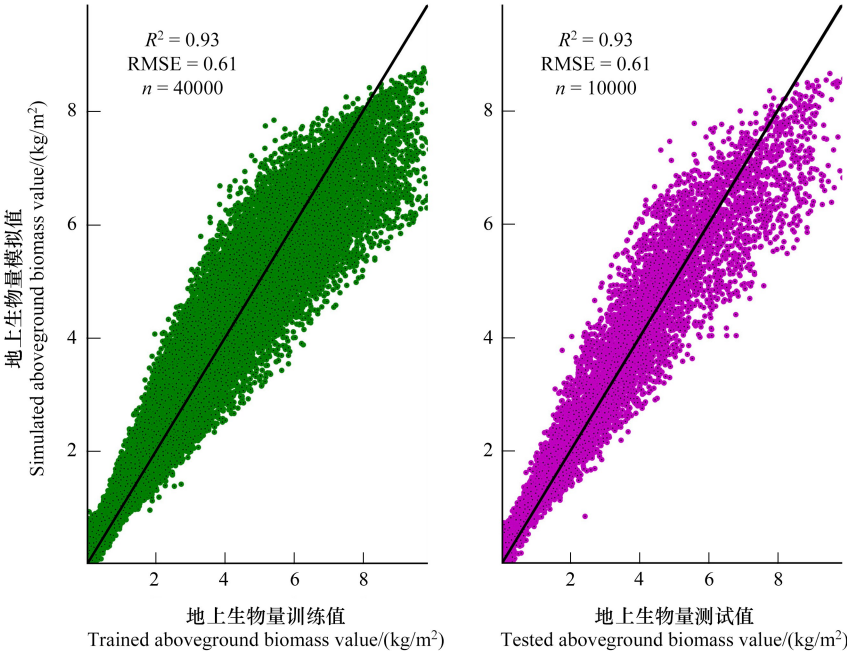


图 8 BP 神经网络模型训练与验证结果

Fig.8 Training and verification results of BP neural network model

BP:反向传播 Back propagation

表 2 冠层辐射传输模型各输入参数取值范围

Table 2 The ranges of input parameters for the PROSAIL model

参数敏感度 Parameter sensitivity	输入参数 The input parameters	初始参数范围 Initial parameter range	最终参数范围 Final parameter range	步长 Step	单位 Unit
高敏感性 High sensitivity	叶面积指数 (LAI)	1—10	1—10	1	m ² /m ²
	叶绿素含量 (Cab)	10—90	10—90	20	μg/cm ²
	叶片干物质含量 (Cm)	0.01—0.1	0.01—0.1	0.01	g/cm ²
	等效水厚度 (Cw)	0.01—0.05	0.01—0.05	0.01	g/cm ²
	叶倾角分布参数 (LIDF)	40—80	40—80	10	°
低敏感性 Low sensitivity	叶片结构参数 (N)	1—4	1—4	1	—
	类胡萝卜素含量 (Car)	1—15	8		μg/cm ²
	土壤参数 (P _{soil})	0.1—1	0.55		—

3.3 地上生物量反演及精度评价

将半经验地上生物量反演模型应用于 3 期 Landsat 8 OLI 影像,在此仅展示 2019 年 12 月的地上生物量反演结果作为示例(图 9),地上生物量主要集中在 1.8—3.5 kg/m² 范围内,占比达 90%,平均地上生物量为 2.63 kg/m²,符合实地调查情况。

进一步提取采样区实测点的 AGB 反演结果,与现场实测数据对比(图 10),反演值与实测值间的均方根误差为 0.43 kg/m²,平均相对误差为 15.7%,均较小, R^2 为 0.83,精度较好。

3.4 讨论

本研究分别于 2019 年 9 月,2019 年 12 月和 2020 年 9 月进行实地采样,兼顾了植被的不同成长阶段,且两个采样区相距较远,实测数据具有一定的时间和空间跨度,可较好的检验出模型的反演精度,应具有可信性。验证结果表明(图 10),3 个时期的遥感反演 AGB 与实测 AGB 均相近,图中散点均分布于 1:1 线附近,表明所建模型具有较好的时空普适性。

目前,湿地植被 AGB 遥感反演主要基于统计模型方法,该方法依赖于野外实测 AGB 数据,相对成熟,应用最为广泛。如张媛等^[46]基于遥感因子和实测 AGB 建立统计模型,经验证 R^2 为 0.85。Dou 等^[47]基于植被指数和实测 AGB,建立的统计模型准确率为 0.89。上述两项研究利用实测数据进行建模,精度与本研究结果相当。本文方法在准确性上甚至优于一些统计模型方法,如 Doughty 等^[7]将归一化植被指数(NDVI)植被指数与实测 AGB 建立统计模型,准确率仅为 0.36。Miller 等^[48]基于改良土壤植被指数、可见差异植被指数与实测 AGB 数据建立模型, R^2 为 0.55。此外,本文方法相较于统计模型的优势更在于时空普适性。统计方法通常依赖实测样本构建模型,除了采样耗时耗力,还受限于现场采样的代表性,建立模型通常只能用于特定时间地点。而本文方法基于 PROSAIL 物理模型,可以模拟各种场景的盐沼植被互花米草的冠层光谱反射率。

单一的物理模型虽然时空普适性较强,但无法直接反演 AGB,同样需要实测数据建立 AGB 与物理模型输入参数之间的经验关系,而且物理模型通常输入参数较多,数据量大,导致运行效率低,精度有限。例如,Dusseux 等^[15]先基于物理模型反演了叶面积指数,再利用实测数据建立了叶面积指数与 AGB 之间的经验模型,实现了滨海湿地植被 AGB 的定量反演,与实测数据对比 R^2 仅为 0.68。

本文提出的方法与统计模型相比,精度相当,优势在于不需要实测数据建立模型,有效规避了滨海湿地植

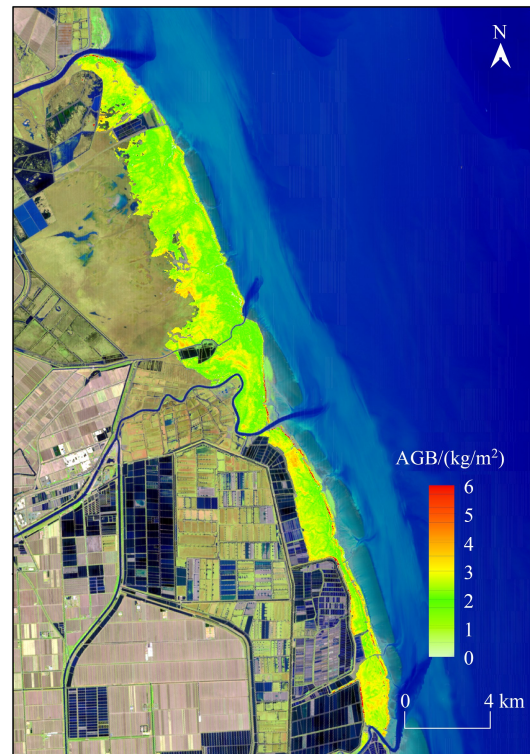


图 9 地上生物量空间分布

Fig.9 Spatial distribution of aboveground biomass

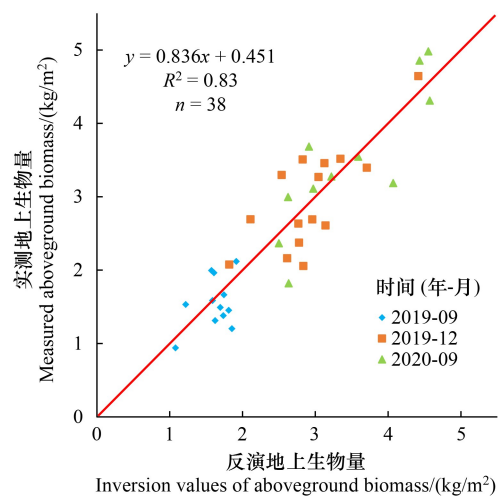


图 10 地上生物量反演值与实测值对比

Fig.10 Comparison of inversion values and measured values of aboveground biomass

被生物量数据难获取的问题。与物理模型相比,本文通过敏感性分析,精简了输入参数,并基于神经网络统计模型拟合了地上生物量与冠层光谱反射率之间关系,提高了计算效率,同时具有更高的反演精度。

4 结论

本文发展了滨海湿地植被 AGB 反演方法,以 Landsat 8 OLI 卫星影像为数据源,基于 PROSAIL 辐射传输模型和 BP 神经网络模型,建立了半经验地上生物量反演模型,实现了江苏盐城丹顶鹤保护区的互花米草 AGB 反演,并利用实测 AGB 数据进行了验证,研究结论如下:

(1) 率定了 PROSAIL 模型的输入参数。采用局部 OAT 法和全局 EFAST 法,分析了输入参数的敏感性,确立了 LAI、 C_m 、LIDF、 C_w 、 C_{ab} 、 N 为高敏感性参数, Car 、 P_{soil} 为低敏感性参数,量化了输入参数的取值步长,构建了符合盐沼植被特征的输入参数集。

(2) 建立了半经验盐沼植被地上生物量反演模型。基于 PROSAIL 模型,模拟了 50000 组次 AGB 与植被冠层光谱反射率的配对数据集;基于 BP 神经网络,分析了 AGB 与植被冠层光谱反射率的关系,建立了半经验盐沼植被地上生物量反演模型,模型 R^2 达 0.93,均方根误差为 $0.61\text{kg}/\text{m}^2$ 。

(3) 基于实测数据评价了地上生物量遥感反演精度。将半经验盐沼植被地上生物量反演模型用于 3 期 Landsat 8 OLI 遥感影像,获得了 AGB 空间分布,与独立的实测 AGB 数据对比, R^2 为 0.83,均方根误差为 $0.43\text{kg}/\text{m}^2$,平均相对误差为 15.7%,表明模型具有较好的时空普适性。

(4) 局限性及未来研究展望。本研究选取了遥感影像的二级产品,不需要大气校正,目前不适用于有云层覆盖的区域。另外,该方法估算其他盐沼植物(如碱蓬、海三棱藨草等)地上生物量,有待进一步研究。

致谢:感谢河海大学陈雷、张旭辉、李志远对野外采样的帮助。

参考文献 (References):

- [1] Rogers K, Kelleway J J, Saintilan N, Megonigal J P, Adams J B, Holmquist J R, Lu M, Schile-Beers L, Zawadzki A, Mazumder D, Woodroffe C D. Wetland carbon storage controlled by millennial-scale variation in relative sea-level rise. *Nature*, 2019, 567(7746): 91-95.
- [2] Fu C C, Li Y, Zeng L, Zhang H B, Tu C, Zhou Q, Xiong K X, Wu J P, Duarte C M, Christie P, Luo Y M. Stocks and losses of soil organic carbon from Chinese vegetated coastal habitats. *Global Change Biology*, 2021, 27(1): 202-214.
- [3] Chen J, Wang D Q, Li Y J, Yu Z J, Chen S, Hou X Y, White J R, Chen Z L. The carbon stock and sequestration rate in tidal flats from coastal China. *Global Biogeochemical Cycles*, 2020, 34(11): e2020GB006772.
- [4] Wang G X, Jing C Q, Dong P, Qin B Y, Cheng Y. Spatiotemporal Dynamics of Aboveground Biomass and Its Influencing Factors in Xinjiang's Desert Grasslands. *Sustainability*, 2022, 14(22): 14884.
- [5] Shen X J, Jiang M, Lu X G, Liu X T, Liu B, Zhang J Q, Wang X W, Tong S Z, Lei G C, Wang S Z, Tong C, Fan H Q, Tian K, Wang X L, Hu Y M, Xie Y H, Ma M Y, Zhang S W, Cao C X, Wang Z C. Aboveground biomass and its spatial distribution pattern of herbaceous marsh vegetation in China. *Science China Earth Sciences*, 2021, 64(7): 1115-1125.
- [6] 赵燕红, 侯鹏, 蒋金豹, 姜赞, 张兵, 白君君, 徐海涛. 植被生态遥感参数定量反演研究方法进展. *遥感学报*, 2021, 25(11): 2173-2197.
- [7] Doughty C, Cavanaugh K. Mapping coastal wetland biomass from high resolution unmanned aerial vehicle (UAV) imagery. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 540.
- [8] Zhao Y X, Mao D H, Zhang D Y, Wang Z M, Du B J, Yan H Q, Qiu Z Q, Feng K D, Wang J F, Jia M M. Mapping *Phragmites australis* Aboveground Biomass in the Momoge Wetland Ramsar Site Based on Sentinel-1/2 Images. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 694.
- [9] Wan R R, Wang P, Wang X L, Yao X, Dai X. Mapping aboveground biomass of four typical vegetation types in the Poyang Lake wetlands based on random forest modelling and landsat images. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 1281.
- [10] Yang S X, Feng Q S, Liang T G, Liu B K, Zhang W J, Xie H J. Modeling grassland above-ground biomass based on artificial neural network and remote sensing in the Three-River Headwaters Region. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 448-455.
- [11] Zhang B, Chen Z C, Peng D L, Benediktsson J A, Liu B, Zou L, Li J, Plaza A. Remotely sensed big data: evolution in model development for information extraction [point of view]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(12): 2294-2301.
- [12] Jacquemoud S, Verhoef W, Baret F, Bacour C, Zarco-Tejada P J, Asner G P, François C, Ustin S L. PROSPECT+SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: S56-S66.
- [13] Breunig F M, Galvão L S, Formaggio A R, Epiphany J C N. Influence of data acquisition geometry on soybean spectral response simulated by the prosail model. *Engenharia Agrícola*, 2013, 33(1): 176-187.
- [14] Kayad A, Rodrigues F A, Naranjo S, Sozzi M, Pirotti F, Marinello F, Schulthess U, Defourny P, Gerard B, Weiss M. Radiative transfer model inversion using high-resolution hyperspectral airborne imagery-Retrieving maize LAI to access biomass and grain yield. *Field Crops Research*, 2022,

282; 108449.

- [15] Dusseux P, Hubert-Moy L, Corpetti T, Vertès F. Evaluation of SPOT imagery for the estimation of grassland biomass. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 38: 72-77.
- [16] 王新云, 郭艺歌, 何杰. 基于 HJ1B 和 ALOS/PALSAR 数据的森林地上生物量遥感估算. *生态学报*, 2016, 36(13): 4109-4121.
- [17] 孙凤娟, 居为民, 方美红, 范渭亮. 基于四尺度几何光学模型的森林地上生物量遥感估算. *遥感技术与应用*, 2018, 33(6): 1046-1055.
- [18] Quan X W, He B B, Yebra M, Yin C M, Liao Z M, Zhang X T, Li X. A radiative transfer model-based method for the estimation of grassland aboveground biomass. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 54: 159-168.
- [19] 何丽. 基于 PROSAIL 和 GPR 模型的若尔盖草地地上生物量遥感反演研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2020.
- [20] Xie J L, Wang C J, Ma D J, Chen R, Xie Q Y, Xu B D, Zhao W, Yin G F. Generating Spatiotemporally Continuous Grassland Aboveground Biomass on the Tibetan Plateau Through PROSAIL Model Inversion on Google Earth Engine. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-10.
- [21] 刘瑞清, 李加林, 孙超, 孙伟伟, 曹罗丹, 田鹏. 基于 Sentinel-2 遥感时间序列植被物候特征的盐城滨海湿地植被分类. *地理学报*, 2021, 76(7): 1680-1692.
- [22] 谢富赋, 刘红玉, 李玉凤, 王娟, 刘伶. 基于极坐标定位的丹顶鹤多尺度越冬生境选择研究——以江苏盐城自然保护区为例. *生态学报*, 2018, 38(15): 5584-5594.
- [23] 张佳佳, 沈永明. 1992 年以来盐城滨海湿地植被动态变化研究. *海洋科学*, 2018, 42(8): 14-21.
- [24] 戎荣, 孙斌, 武志涛, 高志海, 杜自强, 滕思翰. 灌丛化草原小叶锦鸡儿灌丛地上生物量测量方法研究. *草业学报*, 2023, 32(1): 36-47.
- [25] Sun C, Li J L, Liu Y X, Liu Y C, Liu R Q. Plant species classification in salt marshes using phenological parameters derived from Sentinel-2 pixel-differential time-series. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 256: 112320.
- [26] Liu Y C, Liu Y X, Li J L, Sun C, Xu W X, Zhao B X. Trajectory of coastal wetland vegetation in Xiangshan Bay, China, from image time series. *Marine Pollution Bulletin*, 2020, 160: 111697.
- [27] 肖艳芳, 周德民, 赵文吉. 辐射传输模型多尺度反演植被理化参数研究进展. *生态学报*, 2013, 33(11): 3291-3297.
- [28] 江海英, 柴琳娜, 贾坤, 刘进, 杨世琪, 郑杰. 联合 PROSAIL 模型和植被水分指数的低矮植被含水量估算. *遥感学报*, 2021, 25(4): 1025-1036.
- [29] Shi H Y, Xiao Z Q. Updates of the 6S radiative transfer model: A case study of 6S+PROSAIL. *IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. July 28-August 2, 2019, Yokohama, Japan. *IEEE*, 2019: 2879-2882.
- [30] 唐普恩, 丁建丽, 葛翔宇, 张振华. 基于 Sentinel-2A 影像干旱区棉花叶片 SPAD 数字制图. *生态学报*, 2020, 40(22): 8326-8335.
- [31] Jiao Q J, Sun Q, Zhang B, Huang W J, Ye H C, Zhang Z M, Zhang X A, Qian B X. A random forest algorithm for retrieving canopy chlorophyll content of wheat and soybean trained with PROSAIL simulations using adjusted average leaf angle. *Remote Sensing*, 2021, 14(1): 98.
- [32] 苏伟, 邹佳昱, 王新盛, 谢此萱, 张颖, 陶万成, 金添. 基于 Sentinel-2 影像与 PROSAIL 模型参数标定的玉米冠层 LAI 反演. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(6): 1891-1897.
- [33] Singh P, Srivastava P K, Mall R K. Sensitivity analysis of Radiative Transfer model towards leaf biophysical and biochemical parameter retrieval// *EGU General Assembly Conference Abstracts*. 2022: EGU22-69.
- [34] 王李娟, 牛铮. PROSAIL 模型的参数敏感性研究. *遥感技术与应用*, 2014, 29(2): 219-223.
- [35] 曾琪, 余坤勇, 姚雄, 郑文英, 张今朝, 艾婧文, 刘健. 基于 PROSAIL 辐射传输模型的毛竹林分冠层反射率模拟研究. *植物科学学报*, 2017, 35(5): 699-707.
- [36] Zhang Y Y, Yang J A, Du L. Analyzing the Effects of Hyperspectral ZhuHai-1 Band Combinations on LAI Estimation Based on the PROSAIL Model. *Sensors*, 2021, 21(5): 1869.
- [37] 肖艳芳, 周德民, 宫辉力, 赵文吉. 冠层反射光谱对植被理化参数的全局敏感性分析. *遥感学报*, 2015, 19(3): 368-374.
- [38] 梁好, 徐维新, 段旭辉, 张娟, 代娜, 肖强智, 王淇玉. 基于 PROSAIL 模型的高寒冬季枯草关键参数阈值率定. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(4): 1144-1149.
- [39] He L, Li A N, Yin G F, Nan X, Bian J H. Retrieval of Grassland Aboveground Biomass through Inversion of the PROSAIL Model with MODIS Imagery. *Remote Sensing*, 2019, 11(13): 1597.
- [40] Luan K F, Li H, Wang J E, Gao C M, Pan Y J, Zhu W D, Xu H, Qiu Z G, Qiu C. Quantitative Inversion Method of Surface Suspended Sand Concentration in Yangtze Estuary Based on Selected Hyperspectral Remote Sensing Bands. *Sustainability*, 2022, 14(20): 13076.
- [41] Lyu X, Li X B, Gong J R, Li S K, Dou H S, Dang D L, Xuan X J, Wang H. Remote-sensing inversion method for aboveground biomass of typical steppe in Inner Mongolia, China. *Ecological Indicators*, 2021, 120: 106883.
- [42] Zhu Y H, Liu K, Liu L, Wang S G, Liu H X. Retrieval of mangrove aboveground biomass at the individual species level with worldview-2 images. *Remote Sensing*, 2015, 7(9): 12192-12214.
- [43] Eon R S, Goldsmith S, Bachmann C M, Tyler A C, Lapszynski C S, Badura G P, Osgood D T, Brett R. Retrieval of salt marsh above-ground biomass from high-spatial resolution hyperspectral imagery using PROSAIL. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1385.
- [44] Liu P D, Shi R H, Gao W. Estimating leaf chlorophyll contents by combining multiple spectral indices with an artificial neural network. *Earth Science Informatics*, 2018, 11(1): 147-156.
- [45] Zhuo W, Shi R H, Wu N, Zhang C, Tian B. Spectral response and the retrieval of canopy chlorophyll content under interspecific competition in wetlands—case study of wetlands in the Yangtze River Estuary. *Earth Science Informatics*, 2021, 14(3): 1467-1486.
- [46] 张媛, 王玲, 包安明, 刘海隆. 基于神经网络的玛纳斯河流域植被地上生物量反演. *干旱区研究*, 2019, 36(4): 863-869.
- [47] Dou Z G, Li Y Z, Cui L J, Pan X, Ma Q F, Huang Y L, Lei Y R, Li J, Zhao X S, Li W. Hyperspectral inversion of *Suaeda salsa* biomass under different types of human activity in Liaohe Estuary wetland in north-eastern China. *Marine and Freshwater Research*, 2019, 71(4): 482-492.
- [48] Miller G J, Morris J T, Wang C Z. Estimating aboveground biomass and its spatial distribution in coastal wetlands utilizing planet multispectral imagery. *Remote Sensing*, 2019, 11(17): 2020.