

# 红树林碳库遥感监测研究进展

邓淞文<sup>1</sup>, 杨飞<sup>2</sup>, 王英辉<sup>1</sup>, 张威<sup>1</sup>, 王文欢<sup>1</sup>

1. 广西大学海洋学院, 南宁 530004;

2. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101

**摘要:** 红树林是重要的蓝碳生态系统, 对于维持全球海洋碳循环, 减缓气候变化速率具有重要意义。遥感因其重复性好、分辨率高和成本低廉的特点, 能更好地实现红树林碳资源的统计和管理。本文对红树林碳库遥感研究进行了梳理, 根据研究内容和深入程度将红树林碳库遥感研究的发展历程划为3个阶段: 早期探索阶段(2007年—2012年)主要面向全球红树林制图, 研究提取红树林的空间结构信息; 中期应用研究阶段(2013年—2015年)在前期研究成果基础上估算红树林碳储量; 全面发展阶段(2016年以后)碳储量估算精度不断提高, 研究热点趋向于环境因素对红树林碳库的影响机制。梳理了光学遥感和雷达遥感两种遥感方法的研究现状, 并探讨了两种遥感技术融合分析的结果改进程度, 再进一步讨论各种红树林碳模型在估算红树林碳储量及模拟红树林碳循环研究中的性能。从生物碳库与土壤碳库两个重要的红树林碳库出发, 回顾了二者碳储量的相关研究。生物碳库主要由植被的根茎叶中储存的碳构成, 是红树林初级生产力的主要影响因素, 受人类活动及自然影响剧烈, 碳储量有较大的波动范围。土壤碳库储存的碳约占红树林总碳储量的49%—98%, 是红树林生态系统中最大的碳库, 但对其的遥感研究数量较生物碳库来说相对较少, 存在着遥感数据获取难度大、光学特征复杂等待解决的问题。结合红树林生态系统在碳中和目标中的重要地位及应用前景, 探讨了无人机遥感技术和人工智能领域等方面在红树林碳库估算中的应用潜力。

**关键词:** 红树林, 遥感, 碳模型, 生物碳储量, 土壤碳储量, 无人机遥感

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 邓淞文, 杨飞, 王英辉, 张威, 王文欢. 2024. 红树林碳库遥感监测研究进展. 遥感学报, 28(10): 2448–2468

Deng S W, Yang F, Wang Y H, Zhang W and Wang W H. 2024. Progress in remote sensing monitoring of Mangrove Carbon Storage. National Remote Sensing Bulletin, 28(10): 2448–2468 [DOI: 10.11834/jrs.20243293]

## 1 引言

在全球气候持续变暖的背景下, 红树林的碳汇能力及其对当地和全球人类社会的贡献已得到广泛关注。政府间气候变化专门委员会 IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) 认为, 为了避免气候变化带来的严重后果, 保护地球的宜居性, 需要控制全球气温上升量不超过工业化前水平的 1.5 °C。《巴黎气候协定》决议要求全球在 2050 年实现净零排放目标, 并且已有近 200 个国家与地区参与其中, 红树林是重点保护的生态系统 (Seifollahi-Aghmiuni 等, 2019)。2009 年, 联合国环境规划署首先提出了“蓝碳”一词, 其

定义为由海洋生态系统捕获并储存的碳, 红树林、盐沼湿地等海岸带生态系统所储存的碳也属于蓝碳的范畴 (唐剑武等, 2018)。红树林主要分布在热带和亚热带河口与海岸潮间带地区, 被认为是地球上最高效的碳汇之一 (Campbell 等, 2022), 相对于海岸带地区的盐沼湿地与海草床生态系统, 红树林的碳密度更高 (Charles 等, 2020), 因此红树林生态系统是极其重要的蓝碳生态系统之一。

红树林具有丰富的经济与生态服务功能, 如渔业、纤维产业和减少海啸和台风等灾害对沿海地区的破坏 (Friess 等, 2019; 裘晟和叶勇, 2020)。从 20 世纪后半叶至今, 全球红树林面积减少了约 30%—50%, 但现在人们已经认识到其生态功能的

收稿日期: 2023-07-24; 预印本: 2023-12-07

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42171079); 广西高校中青年骨干教师科研基础能力提升项目(编号:2021KY0013)

第一作者简介: 邓淞文, 研究方向为海洋遥感。E-mail: dsw591603897@gmail.com

通信作者简介: 杨飞, 研究方向为生态灾害遥感。E-mail: yangfei@igsnr.ac.cn

重要性, 并采取了一系列的保护行动致力于恢复其功能。据统计, 截至2020年全球红树林面积约为147000 km<sup>2</sup>, 只占全球森林面积的约0.3%—0.5%。过去十年中, 红树林消失速率逐年下降, 每年平均消亡面积约为66 km<sup>2</sup>, 约占全球红树林总面积的0.06%。目前对红树林的调查研究表明, 其平均碳密度约1023 Mg·ha<sup>-1</sup>, 其中地上部分碳密度约159 Mg·ha<sup>-1</sup>, 最大可达435 Mg·ha<sup>-1</sup> (Kauffman等, 2020)。红树林的固碳速率约为陆地热带林和温带林的数十倍 (Donato等, 2011), 并贡献了全球河流与湿地约55%的海气二氧化碳交换量、27%的溶解有机碳DOC (Dissolved Organic Carbon) 交换量以及60%的溶解无机碳DIC (Dissolved Inorganic Carbon) 交换量 (Huang等, 2012)。红树林的碳来源主要有两部分: 一是大气中的二氧化碳被红树植物通过光合作用捕捉固定为有机碳, 这一部分的碳大部分储存于红树林生物的根、茎、叶中; 二是生物死亡后的残骸沉积, 和海洋与陆地向红树林地区输送沉积物、溶解性有机与无机质, 共同组成的红树林土壤碳库 (Alongi, 2020)。

红树林的调查方法主要分为地面调查和遥感监测两种。由于红树林属于海岸带湿地沼泽而难以进入, 因此地面调查能获得的内容十分有限。遥感技术能够以非接触的方式进行大范围同步测量, 且空间分辨率与时间分辨率均较高, 被视为一种低成本监测红树林碳排放的有效手段 (周振超等, 2018; Maurya等, 2021)。红树林碳库遥感的主要研究目标是估算红树林生态系统生物、土壤的碳储量, 以支持红树林碳汇在生态环境效益与碳中和的评估体系中的定量评估 (Malerba等, 2023)。根据技术原理不同, 红树林碳库遥感可简单分为被动遥感和主动遥感两大类。被动遥感是指传感器在探测时记录目标反射回来的自然辐射源的电磁波信息, 在红树林遥感发展早期便独立应用于红树林识别、长时序面积变化监测、红树林植被指数等研究, 随着计算机算法的发展, 基于机器学习算法开发的多光谱、高光谱数据处理方法也逐渐增加。主动遥感是指从遥感平台或传感器上发射一定波长的电磁波或声波, 再通过传感器接收与记录反射回来的电磁波信息, 实现对目标的探测 (朱彬等, 2021), 常用于获取红树林植被物理参数 (如树高、基径、冠幅等), 调查红树林生物多样性, 也是较早用于反演估算红树

林生物量的遥感方法之一。除了搭载在卫星、航天飞机等平台上的遥感方式外, 近年来随着小型低空无人机技术的发展, 低空无人机遥感成为一种新兴的遥感方法。低空无人机低空遥感不受大气影响, 灵活度高, 成本低廉, 弥补了卫星遥感在重访周期长、空间分辨率较低、易受云层影响和成本高昂等方面的不足 (李德仁和李明, 2014)。而红树林生境水汽充沛, 云量较高, 受潮汐、河口影响剧烈, 部分红树林在涨潮期间完全淹没于水下, 需要短期连续的影像才能较好地确定红树林的边界。并且, 全球红树林95%以上斑块的面积小于1 km<sup>2</sup>, 斑块破碎度较高 (Jia等, 2023), 在遥感解译时对空间分辨率有较高的要求, Landsat、Sentinel-2等空间分辨率在10 m以上的卫星影像难以满足精细的解译需求。因此, 近年来低空无人机遥感在红树林碳汇研究中得到了广泛的应用。

本文对国内外红树林碳库遥感的研究进行梳理与总结, 探讨发展趋势, 目标是促进红树林碳库遥感研究发展, 让更多学者与组织关注红树林蓝碳生态系统, 了解红树林蓝碳生态价值并一同维护红树林生态系统的可持续健康发展。

## 2 红树林碳库遥感研究文献统计分析

本节对Web of Science (WOS) 核心合集数据库和中国知网 (CNKI) 核心论文数据库的相关文献进行了可视化分析和讨论, 从每年文献数量、发文国家与机构分析红树林碳遥感的趋势, 梳理红树林碳遥感软硬件的发展历史。采用CiteSpace分析软件对国内外红树林碳汇遥感研究领域进行可视化分析, 并对领域发展态势与前沿热点进行了总结。选择“红树林 (mangrove)”、“遥感 (remote sensing)”和“碳 (carbon)”作为主题关键词, 包括WOS数据库中的321篇相关论文和CNKI数据库中的23篇文献, 涵盖时间范围从最早发表的论文至2022年12月。剔除报纸、作者缺失及重复文献后, 共纳入319篇论文进行可视化分析。

### 2.1 红树林碳库遥感研究发文量分析

图1展示了2007年—2022年全年国内外发文量分布情况, 由于绝大部分文献发表在英文期刊上, 中文文献数量较少, 研究主题与成果尚未形成中心度较高的聚类, 进行单独分析将存在着一

定的局限性。因此, 本文将英文文献与中文文献合并为一个整体进行文献统计分析。根据研究内容和深入程度, 将红树林碳遥感研究大致分为3个时期: (1) 早期技术探索时期 (2007年—2012年) 使用遥感方法调查红树林碳库的文献较少, 每年的发文量不超过10篇。最早的相关文章于2007年发表, 其中有学者提出使用Landsat ETM+数据与L波段的合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar) 数据在监测红树林生态变化与碳方面具有一定潜力 (Lucas等, 2007), 并在局部范围的红树林进行了应用研究, 但学术界普遍未给予较大关注, 因为这一时期的研究往往局限于少数地区的红树林生境, 没有对全球红树林状况做出全面的分析。直到Giri等 (2011) 首次制成30 m分辨率全球红树林范围地图, 提供了详细的全球红树林面积与空间分布数据。继而后人基于此数据建立了全球性的红树林碳模型, 开展了首批全球红树林的碳汇调查 (Bunting等, 2018)。(2) 2013年—2015年作为相关研究发展的过渡时期, 随着Sentinel系列、SPOT-6/7、WorldView系列、GF系列等高分辨率遥感卫星数据开放获取, 中高分辨率卫星数据能够更好的满足红树林碳相关遥感研究, 这一时期学者们尝试使用各种数据来估算红树林的碳储量, 相关文献数量相比之前有小幅增加。(3) 自2016年起, 随着人们对全球气候变化趋势的认识加深和全球碳交易市场不断发展, 红树林的碳汇潜力引起越来越多政府和环保组织的关注, 并促进了红树林碳汇遥感研究的发展。这一时期开始将遥感技术广泛应用于调查全球各地区的红树林碳库。相关研究总体呈持续增加的趋势, 学者们基于各类遥感数据 (多光谱、高光谱、SAR、激光雷达LiDAR (Light Detection And Ranging) 和监测站数据等) 与一些基础模型 (机器学习技术、InVEST、异速生长方程等模型) 开发了针对不同地区红树林的碳储量估测模型, 除碳储量研究外, 也开始对红树林的碳通量等红树林碳的动态变化开展遥感监测研究 (Hamilton和Casey, 2016)。

基于Citespace的分析统计功能, 经过人工对相同的作者、机构的不同署名进行校对与合并后, 对文献进一步检索分析发现 (图2): 红树林碳库遥感研究发文量最多的国家是美国, 其主要的政府研

究机构包括美国国家航空航天局NASA (National Aeronautics and Space Administration)、美国国家航空航天局戈达德太空飞行中心GSFC (Goddard Space Flight Center)、美国农业部USDA (United States Department of Agriculture)、美国林业局USFS (United States Forest Service), 此外还有北卡罗莱纳大学、马里兰大学系统等科研高校参与研究。印度的相关研究发文量在全球排名第二, 主要研究机构包括印度空间研究组织ISRO (Indian Space Research Organisation)、加查马达大学和贾达普大学。中国的眼相关研究发文量排名第三, 主要的发文机构为中国国家遥感中心。全球发文量前十的作者团队主要来自香港科技大学的Akhand Anirban研究团队, 其主要研究方向是红树林生态系统的水—气二氧化碳交换及地球化学循环, 来自美国的Lagomasino David (研究方向包括红树林动态变化和红树林碳监测), Fatoyinbo Temilola (研究方向包括红树林动态变化, 红树林生态脆弱性和红树林碳监测) 和Lee Seung-Kuk (研究方向主要是红树林的雷达遥感) 3支研究团队, 以及印度的Dadhwal V.K. (红树林土地利用变化和碳通量), Chanda Abhra (红树林碳监测), Hazra Sugata (红树林水动力模型和碳通量), Manna Sudip (红树林生物量和碳储量), Kamal Muhammad (光学遥感与红树林碳储量) 和Dutta Sachinandan (红树林生物量与水产养殖业) 共6支研究团队。

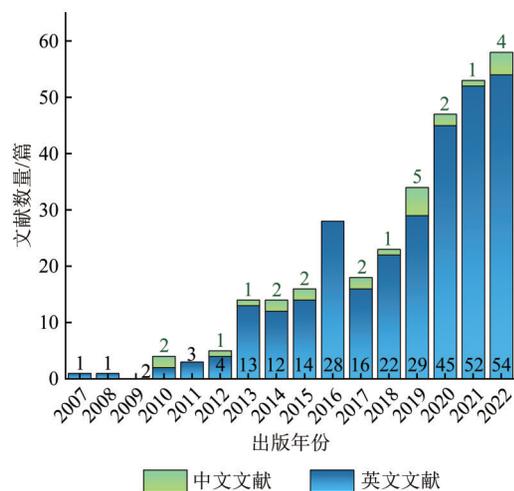


图1 WOS和CNKI数据库相关文献年发文量

Fig. 1 Annual number of publications related to WOS and CNKI databases

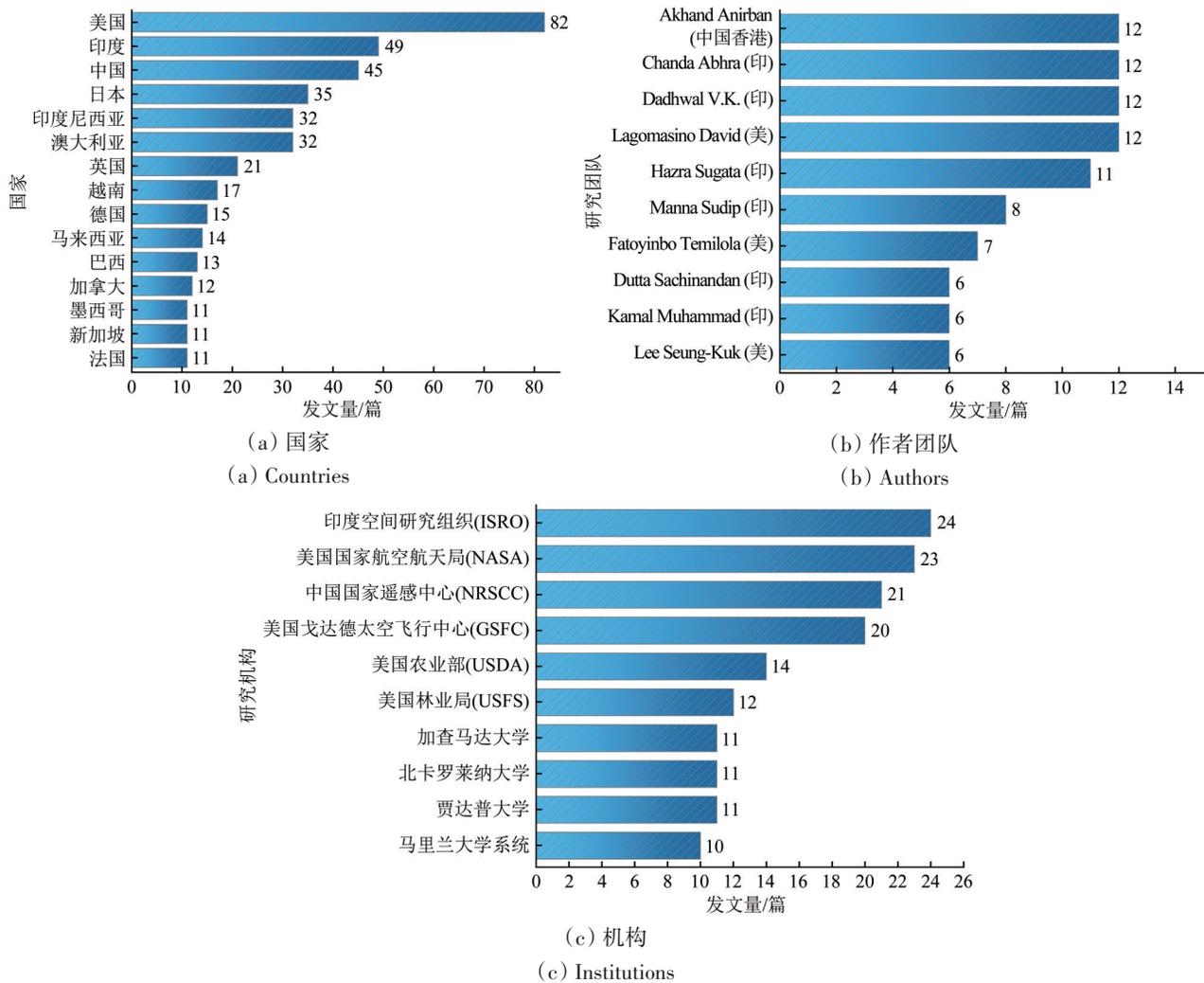


图2 红树林碳库遥感研究发文量位于前列的国家、作者团队与研究机构统计  
 Fig. 2 Statistics on countries, author teams and research institutions with the highest number of publications on remote sensing of mangrove carbon storage

### 2.2 红树林碳库遥感研究热点分析

整体来看，早期红树林碳库遥感内容非常有限，主要为红树林土地分类与红树林物种类型的调查，大部分的遥感研究止步于红树林生物量的估算，还未进一步延伸至红树林碳储量的研究（图3）。2013年—2015年的过渡时期，蓝碳的关注度逐渐上升，红树林碳是蓝碳的重要组成部分，相关的遥感研究数量有了明显上升，研究方向向环境影响和长期动态变化拓展。这一时期逐渐深入了对红树林碳汇功能的机制的研究，主要从红树林初级生产力和碳封存效率与红树林物种和面积变化之间的关系进行。2016年至今，红树林碳库研究主题呈现多样化发展，诞生了诸如生态影响、生态管理、生态服务、生态恢复能力、红树

林砍伐、海平面上升等背景下的红树林碳库研究主题（Das等，2023；Tian等，2023；Lassalle等，2023；Contessa等，2023）。红树林碳储量反演研究不再限于局部的红树林地区，开始向适用于全球红树林的碳模型发展。红树林碳库遥感朝着数据多源化、流程快速化和结果精细化方向发展，随着大数据、人工智能AI（Artificial Intelligence）技术的不断成熟，遥感与计算机、物理海洋学、地球生化循环、土木工程等学科不断交叉也将形成更多有待研究的主题（Schürholz等，2023），如填海造陆、港口航道建设对海岸带及近岸水流的影响，新型污染物对红树生物的影响与红树林的生态足迹与生态承载力的定量估算等（毛德华等，2023；Zheng等，2023；Poulter等，2023）。

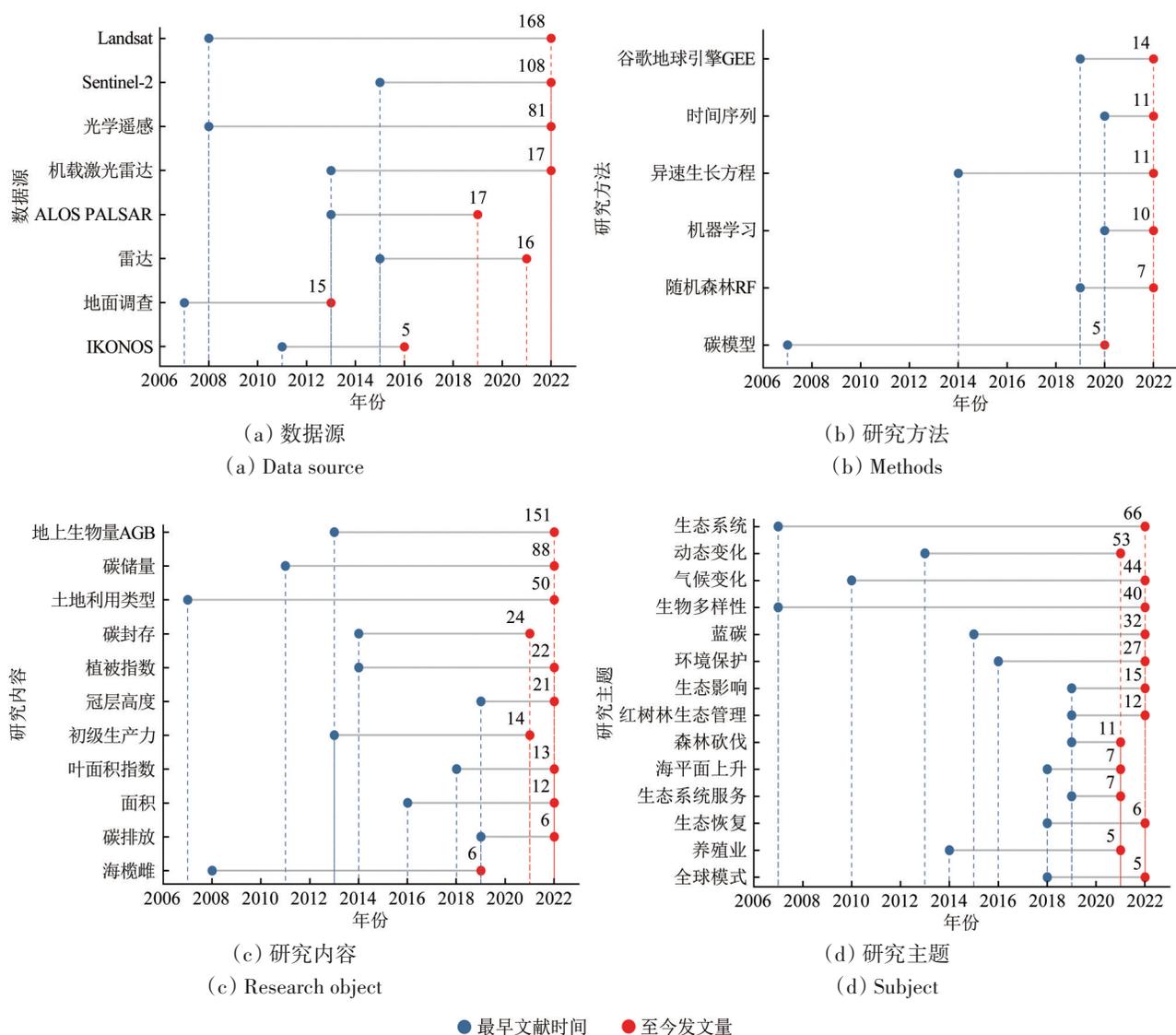


图3 不同时期红树林碳库遥感研究的数据源、研究方法、内容和主题

Fig. 3 The data sources, research methods, content, and themes of mangrove carbon storage remote sensing research in different time periods

国外的红树林碳研究主要包括碳储量的估算、红树林碳模型开发与红树林生态系统碳循环机制等内容。亚洲地区的研究区域主要集中于中南半岛东岸、马来群岛以及印度东部和南部沿岸的红树林地区。其他研究较多的地区还包括阿拉伯海、澳大利亚、墨西哥和巴西。由于国际上对全球环境问题的关注日益增加，对碳模型的精度要求也越来越高。一些研究不断改进现有碳模型，提升其在全球范围的适用性 (Dai 等, 2018a)。遥感处理与GIS技术的融合程度较高，并依托于这些技术开发了较多新的遥感模型。如谷歌地球引擎GEE (Google Earth Engine) 集成了Landsat、Sentinel、MODIS等红树林碳遥感常用数据集，并建设了GIS

云开发功能，大幅降低了遥感算法的开发成本，逐渐成为遥感算法研究领域的主流开发平台，以此催生了许多基于机器学习的红树林碳反演方法。在众多机器学习方法中，基于随机森林RF (Random Forest) 算法改进的红树林碳储量估算方法是最大的热点研究领域 (Pham 等, 2023)，估算范围从植被碳储量扩展至红树林凋落物与表层土壤的碳储量。此外，近年来国际上有较多的研究重点放在各种环境因素对红树林碳的影响机制，相较估算红树林碳储量的研究，这类研究更深入地研究红树林碳的变化机制，有利于对其长期变化进行预测。

相较于国外的研究内容，国内的相关研究主要为碳储量估算和人类活动对红树林碳储量的影

响, 鲜有对碳模型和红树林碳循环机制的研究。主要研究地区包括北部湾、广东省至福建省海岸线上的河口与海南岛的红树林。2010年, 首次有国内学者提出了利用遥感模型来估算红树林碳储量的研究方向(朱远辉等, 2010), 相较国外起步较晚。在此之后, 国内的相关研究重点集中在红树林植被指数的开发以及碳储量估算精度的改进, 以及对红树林碳历史数据的重建(袁艺馨等, 2023)。随着高分辨率遥感影像的普及, 大部分研究致力于提高红树林多种参数的反演精度, 如归一化植被指数NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)、增强植被指数EVI (Enhanced Vegetation Index)、叶面积指数LAI (Leaf Area Index) 和红树林识别指数MRI (Mangrove Recognition Index) 等遥感指数(Zhang和Tian, 2013)。除植被指数外, 一些研究使用普通的可见光影像获取红树林的物理参数来改进碳储量估算模型, 如红树林冠层高度数据的应用使得红树林异速生长方程估算精度进一步提高(闻馨等, 2023)。相较于多光谱和雷达数据, 可见光数据获取难度与数据处理成本更低, 更适合进行商业化的推广应用。

将国内外的相关研究主题进行对比发现, 国际上有许多将遥感技术结合生物生态学、计算机技术的研究, 例如降水、病害与红树林碳汇能力之间的动态关系, 这对深入研究红树林碳循环机制有较大的帮助。而国内在这个主题的研究仍然较少, 大部分红树林碳储量研究仍是基于异速生长方程进行的(余楚滢等, 2023), 与其他学科的结合较少。另外, 中文期刊里的相关研究文献也较少, 且还没有系统地对红树林碳库遥感进行归纳总结的综述类中文文献, 因此还需要更多地增加国内对本研究主题的关注度。

### 3 红树林遥感数据与数据处理方法

通过文献统计分析, 红树林碳库遥感研究的主要遥感方式可分为光学遥感和雷达遥感。本节从遥感数据源和红树林碳模型两个方面, 首先在表1梳理了红树林碳库遥感研究中常用的卫星数据源。在无人机数据源方面, 由于早期无人机低空遥感没有完整的产品方案, 一部分研究通过在无人机上固定一台单反相机或多光谱相机进行低空摄影。因此采用这类方案的无人机遥感没有统一标准的数据源与数据处理方法。近些年, 随着无

人机平台的成熟, 诸如大疆发布的精灵、御和经纬等搭载统一的传感器的无人机, 才使得无人机遥感数据源得到了一定的标准化。表2主要梳理国内的相关研究中使用标准化传感器的无人机数据源。不论是通过卫星或是无人机获取的遥感数据, 从类型上都可分为光学数据和雷达数据两类。我们对这两类数据对光学遥感、雷达遥感技术的研究进展与二者之间的多源数据融合处理的研究进行了探讨与总结。

#### 3.1 光学遥感数据及处理方法

光学遥感通过记录被摄物反射的不同波长太阳光的电磁波信息来反演目标的各种参数, 可用于分析红树林植物、凋落物和土壤的光学特征。光学遥感依据其传感器每个波段的宽度可分为可见光、多光谱及高光谱遥感。在红树林碳库遥感研究中, Landsat系列卫星是使用最广泛的光学遥感卫星数据源, 其数据最早可追溯到20世纪80年代, 是红树林碳库变化的长时序分析中为数不多的早期中高精度遥感数据源。于2016年发射的Sentinel-2卫星搭载了空间分辨率最高为10 m的多光谱传感器, 大幅超越了当时空间分辨率为30 m的Landsat卫星。发射至今的短短几年内已被大规模应用于红树林制图与碳监测中, 成为热门的可免费获取使用的新一代高分辨率卫星多光谱影像。多光谱遥感研究常用于识别红树林树种, 监测土地利用变化等。如Oostdijk等(2018)利用多光谱数据提取红树林冠层密度和物种组成等林分因子, 用于红树林优势物种监测和结构分析。随着红树林碳汇能力逐渐受到关注, 较多研究采用基于NDVI、EVI、LAI、光化学植被指数PRI (Photochemical Reflectance Index) 等各类光学指数估算红树林初级生产力及碳储量的方法(Wicaksono, 2017; Taureau等, 2019; Bindu等, 2020)。中国发射的GF-2和GF-6卫星的多光谱数据已开放了一部分数据下载, 一些国内的研究使用GF系列卫星数据对红树林生物量和碳储量进行了研究, 整体精度与参数类似的卫星数据相当(Zhu等, 2020b; 夏清等, 2023)。

高光谱传感器往往拥有成百上千个光谱波段, 光谱分辨率约在5—10 nm, 区分不同地物的能力极强。但相对于多光谱数据而言, 历史高光谱数据总量较少, 随着波段数量增加, 单景影像的数

据量也呈指数增加、冗余信息多等问题，对数据处理有着较高的要求，这是造成高光谱方法应用较少的主要原因。因此，在推广高光谱方法前，应先制定相关参考标准，如确定较为通用的部分

波段，缩小有应用潜力的波段范围，以减少高光谱数据的冗余；或是以搭配 AI 计算或大数据处理的形式，提高波段组合模拟的处理效率，以达到寻找最优波段组合的目标。

表 1 红树林碳库遥感常用卫星数据源及其参数介绍

Table 1 Introduction to commonly used satellite data sources and their parameters in mangrove carbon storage remote sensing

卫星平台	传感器名称	空间分辨率/m	光谱范围/ $\mu\text{m}$	幅宽/km	发射时间/年	国家
Landsat 5	MSS	80	0.5—1.1	185	1984	美国
	TM	30/60/120	0.45—2.35			
Landsat 7	ETM+	15/30/60	0.45—0.9	185	1999	美国
Landsat 8/9	OLI	15/30/60	0.43—1.39	170	2013/2021	美国
	TIRS	100	10.6—12.5			
Sentinel-1	SAR	5/5 $\times$ 20/20 $\times$ 40	C 波段	20/80/250/400	2014	欧盟
Sentinel-2	MSI	10/20/60	0.4—2.4	290	2016	欧盟
EO-1	Hyperion	30	0.4—2.5	7.7	2015	美国
TanSAR/DEM-X	SAR	0.6—3.3	X 波段	4—270	2007/2010	德国
SPOT-5	HRG	2.5/5/10/20	0.48—1.75	60	2002	法国
SPOT-6/7	NAOMI	1.5/6	0.45—0.89	60	2012/2014	法国
ALOS-1/2	PALSAR	3—100	L 波段	70	2006/2012	日本
IKONOS-2	OSA	0.8/3.3	0.45—0.9	11.3	1999	美国
WorldView-2	WV110	0.46/1.85	0.4—1.04	16.4	2009	美国
GF-2	MSS	0.8/3.2	0.45—0.89	45	2014	中国
GF-3	SAR	1—500	C 波段	10—650	2016	中国
GF-6	WFV	2/8/16	0.45—0.89	60/800	2018	中国

表 2 标准化传感器的无人机遥感平台

Table 2 Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing Platform with Standardized Sensors

无人机平台	传感器载荷	数据类型	发布时间/年
Phantom 4 Pro/RTK	可见光相机	正射影像 点云数据	2016/2018
Phantom 4 多光谱版	多光谱相机	光谱范围/ $\mu\text{m}$ : 0.43—0.86	2019
经纬 M210 RTK	可见光相机	正射影像 点云数据	2017
	多光谱相机 (RedEdge-MX)	光谱范围/ $\mu\text{m}$ : 0.45—0.73	
经纬 M300/350 RTK	可见光相机	正射影像 三维点云	2020/2023
	多光谱相机 (AQ600)	光谱范围/ $\mu\text{m}$ : 0.41—0.87	
	高光谱相机 (HSG-1P)	光谱范围/ $\mu\text{m}$ : 0.4—1.0 光谱通道数: 880 光谱带宽/nm: 0.7	
御 3 多光谱版	激光雷达 (L1)	点云数据	2022
	多光谱相机	光谱范围/ $\mu\text{m}$ : 0.55—0.88	

目前,光学卫星遥感的空间分辨率已经达到亚米级,如最早于1999年发射的空间分辨率达到亚米级的IKONOS卫星,以及进入21世纪后发射的SPOT系列卫星和WorldView-2卫星。高分辨率的卫星影像已被证实红树林分类、植被指数提取、植被物理参数分析等方面拥有更高的精度。然而,使用这些数据相关研究较少,其原因一方面是由于此类卫星的所有数据都需要付费获取,在经济上限制了一部分应用。另一方面,高分辨率卫星存在着重访时间较长,易受云量干扰等影响因素,导致在需要获取某一时间点的影像时常存在着无数据可用的问题,而无人机低空遥感是一个较好的替代方案。

早期无人机低空遥感通常作为红树林碳库遥感的辅助手段,可以替代人工测量树高、胸径等植被物理参数(Jones等,2020)。在估算小面积范围的红树林碳库时,无人机能够作为很好的数据采集手段,弥补了卫星遥感和现场监测技术手段的不足(张兵,2017)。相比卫星遥感,无人机光学传感器数据空间分辨率更高,能够在不受大气辐射影响的情况下获取地表的反射率信息。依托无人机摄影测量技术,能够低成本、准确地测量红树林的物理特性,如红树植物树高、胸径和冠幅等,这极大地保障了其数据用于生物量与碳储量的研究时的可靠性。Zhu等(2020a)结合高分二号、高分三号卫星数据以及无人机数据,改进了估算红树林地上生物量的模型。相较只使用卫星数据的模型,加入无人机数据使得模型准确度提高了2.32%—3.49%。张帅(2022)使用无人机遥感构建了基于异速生长方程的白骨壤和秋茄的生物量反演模型,并结合植物不同组织碳系数估算了当地红树林生物碳储量。目前无人机光学遥感在红树林碳库监测的应用方面仍存在着一定的局限性。首先,由于各个遥感传感器的光谱范围、光谱分辨率和空间分辨率等参数不同,这一点在没有统一设备标准的无人机平台上较为突出,因此需要在处理数据时尽可能平衡因传感器自身原因带来的误差(Maurya等,2021)。其次,无人机在采集大面积红树林影像时需要连续拍摄,此期间太阳辐射强度可能会发生改变,红树林地表的海水因太阳照射产生镜面反射效果干扰传感器接收的辐射信息,导致最终在合成影

像时产生亮带或暗带现象。在无人机上额外搭载光强传感器记录拍摄时的太阳辐射强度,在后期合成时对亮带或暗带进行匀光处理是一种可行性较高的解决方案,但相关技术还未完全成熟,具有较大的发展空间。

综上所述,基于光学遥感的红树林碳储量估算与动态监测技术已相当成熟。光学数据具有易于获取,积累时间长,覆盖面积广等优点,不论是基于卫星还是无人机平台的光学遥感数据,都可基于各种光学植被指数结合红树林物理参数来反演红树林碳储量,为全球碳收支的计算提供了可观的碳汇数据支撑。在分析方法方面,光学植被指数的性能是决定反演结果精度的重要因素之一,针对红树林独有特征的光学植被指数还有一些值得改进的内容。例如,红树植物由于长期周期性浸水,受到高盐胁迫,其光谱特征与陆地乔木、灌木植物有着较大的不同,各波段上的反射率明显低于一般的绿色植物,波段反射率比值与一般植物有明显差异(翁强,2006)。目前的多光谱传感器波段普遍较宽,无法很好地捕捉到红树植物的光学特征。高光谱传感器拥有大量的连续窄波段,具有丰富的空间、光谱和辐射信息,在分析红树植物特征光谱应有中较大的开发潜力,但也存在着数据冗余信息多,处理流程复杂等局限性。

### 3.2 雷达遥感数据及处理方法

早期的卫星雷达数据源主要是TanSAR/DEM-X和ALOS-1/2卫星的PALSAR数据,后续陆续发射了如Sentinel-1卫星,以及中国GF-3卫星等搭载了雷达传感器的遥感卫星。受限于红树林的地形,传统地面调查方法实施困难,雷达遥感能够高效益地获取红树林物理参数。并且,红树林生长地区长期多云多雨,星载雷达遥感比起光学遥感在红树林研究中拥有更高的应用价值。例如Hamdan等(2014)评估了PALSAR数据的不同背散射系数与红树林地上生物量的相关性,并估算了马塘地区红树林的地上生物量。Rahman等(2019)结合使用WorldView-2和TanDEM-X数据,基于冠层高度模型构建了十余种红树林植物的分类模型,总体精度达到了89.33%。Prakash等(2022)改进了Sentinel-1和ALOS-2/PALSAR-2在估测茂密红树

林的地上生物量估测模型, 并对 SAR 数据采用不同的分层抽样方法进行分析, 认为融合多种传感器的 SAR 数据能够获得更高的预测精度。

无人机载雷达数据的点云密度极高 ( $>300 \text{ p}\cdot\text{m}^{-2}$ ), 相较卫星数据 (约  $5\text{--}30 \text{ p}\cdot\text{m}^{-2}$ ), 获取的红树林纹理信息、空间结构信息更加精细 (Yin 和 Wang, 2019)。如 Fatoyinbo 等 (2018)、Salum 等 (2020, 2021)、Trettin 等 (2021) 总结前人基于 LiDAR 数据的地上生物量研究方法, 采用卫星—无人机 LiDAR 数据融合建模的方法, 改进了估算红树林地上生物量的雷达点云数据算法, 精度达到  $R^2=0.85\text{--}0.92$ 。一些研究尝试将雷达数据与多光谱、高光谱数据融合, 结果证明这些融合分析方法能够较好地提升对红树林生物量、LAI 和总初级生产力 GPP (Gross Primary Productivity) 的估算精度, 进而提升碳储量的估算精度。如 Li 等 (2019) 将无人机 LiDAR 与多光谱数据联合反演以获取红树林物种类型、冠层高度、植被指数和纹理特征, 以此构建异速生长方程估算红树林地上生物量取得了优于大多数卫星遥感研究的结果 ( $R^2=0.82$ )。Navarro 等 (2019) 将无人机摄影测量获得的点云数据与 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据基于支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 方法建立红树林地上生物量估算模型, 有效改善了高生物量区的估算精度。Wang 等 (2020) 将无人机激光雷达数据作为匹配地面测量数据与 Sentinel-2 数据的线性桥估算了大面积的红树林地上生物量, 使用全区域约 20% 面积量的无人机雷达数据作为线性桥, 构建的模型精度接近使用所有无人机雷达数据作为线性桥得到精度, 模型精度约为  $R^2=0.62$ , 较不采用无人机雷达的方法减少了约 39% 的地面测量数据, 在估算大面积红树林的地上生物量时有较好的效益。

基于雷达遥感的红树林碳监测的一般流程为: 提取红树林物理参数—生物量—碳方法。许多研究证明, 雷达传感器的频率、极化方式、入射角和传感器等参数对红树林不同特征的响应敏感性不同 (Lee 和 Fatoyinbo, 2015; Zhang 等, 2018; Lucas 等, 2020; Li 等, 2023)。例如, 低频对红树林空间结构和树干的生物量较为敏感, 高频则对红树林冠层结构和叶片生物量更敏感。交叉极化方式比起同极化方式对红树林生物量和空间结构

参数更敏感。运用雷达技术对红树林物种识别与分类、生物物理参数识别的研究已有相当规模的积累。基于不同雷达的工作方式、信号处理方法和雷达数据分析的机器学习方法能够较好地研究红树林的空间特征, 但鲜有将这些方法应用到红树林碳储量的研究中。大多数基于雷达对红树林的研究止步于估算红树林生物量, 并未进一步对红树林的碳储量进行估算。一种原因可能是由于不同地区的红树林形态差别巨大, 多种红树植物交错生长导致各红树林碳密度有较大不同, 因此还未有普遍适用于各类红树林的碳系数。这个问题同样出现在基于光学遥感数据的红树林碳储量研究中。有研究指出, 全球红树林的平均碳密度有随纬度增加而减小的规律 (张莉 等, 2013), 同一纬度上的红树林碳密度相对稳定, 因此可以尝试基于纬度范围开发适用于各类红树林碳系数。

#### 4 红树林碳储量和碳循环遥感模型

碳储量是生态系统碳资源最基本的特征, 一般指单位时间单位面积内有机物质干重总量中的碳元素总质量, 是评价红树林生态系统生态功能优劣的最直接体现。红树林碳循环的研究在碳储量研究的基础上, 增加红树林碳通量部分的研究。明确各种影响因子对红树林碳循环的作用和影响, 探明红树林碳循环机制, 对于评价红树林对全球碳中和的作用具有重要意义 (申霞 等, 2022)。

以遥感数据、社会经济数据与 GIS 技术为基础建立的各种红树林碳模型在估算红树林碳储量及模拟红树林生态系统碳循环的研究中发挥着重要的作用。红树林生长于潮间带地区, 生长环境、地理位置都具有特殊性, 导致针对其开发的相关碳模型研究较少。目前用于研究红树林碳储量与碳循环的模型如表 3 所示, 大多数红树林的遥感模型主要是改进的通用生态系统评价模型, 例如用于估算生物量的异速生长方程, 用于估算碳储量的线性与非线性的经验模型或改进的 InVEST 模型, 模拟红树林碳循环的 Biome-BGC 模型和基于 Forest-DNDC 模型改进而来的红树林 MCAT-DNDC 模型 (黄从红 等, 2013)。此外, 也有一些碳模型有潜力应用在红树林碳库的评估中, 例如 InTEC 模型能估算生态系统的碳储量、碳循环等因素, 但尚未应用于红树林生态系统的研究中。

表3 基于遥感的红树林碳模型功能简介

Table 3 Introduction to the functions of remote sensing-based Mangrove Carbon model

模型名称	模型功能	模型特点
异速生长方程	生物量	适用范围广,使用简单,数据积累量大
InVEST	碳储量,生物多样性,水土保持,经济价值,出材量等	适用范围广,综合性强,功能丰富,精度较高
IPCC 三层方法	碳储量	适用范围广,计算较复杂,精度高
Biome-BGC	碳储量,水循环,碳氮循环,初级生产力	适用范围广,能够模拟红树林与外界的物质交换,对生物碳库的碳储量估算与动态模拟效果较好,在正常气候条件下精度较高
MCAT-DNDC	生物量,碳储量,水循环,碳氮循环,初级生产力	仅适用于美洲红树林,综合性强,模型参数涉及范围广,对极端灾害的影响有较好的评价效果

### 4.1 碳储量模型

异速生长方程是通过各种植被物理数据建立植被整体或部分的生物量的经验公式,是目前全球自然资源调查最常用的模型之一。基础异速生长方程主要有两种计算方法:

$$B = a \cdot DBH^b \tag{1}$$

$$\lg B = a + b \cdot \lg(DBH^2 \cdot h) \tag{2}$$

式中,  $B$  为生物量,  $DBH$  为胸径,  $h$  为树高,  $a$ 、 $b$  分别为相关系数。红树植物的结构受气候环境的影响明显,水热条件、淹没潮位、盐度等条件不同使得红树植物的形态表现明显的空间异质性。因此,国内外学者在不同地区针对不同红树植物开展了一系列的异速生长方程建模工作(Tam等, 1995; 宁世江等, 1996; 咎启杰等, 2001; Komiyama等, 2005),总结出将树高、基径和冠幅作为红树植物异速生长方程的建模因子,在面向灌木型红树林有着更好的拟合效果。而随着遥感技术的引入,类似研究增加了如叶面积指数、冠幅等新的植被参数用于改进异速生长方程,并基于方程测算红树林生物量(Hickey等, 2018; Zhu等, 2020b, 2022; Kamal等, 2022)。在生物量数据的基础上,加入研究对象物种或生态系统的碳系数,能够构建估算其碳储量的计算方程。碳系数需要采集被测物的样本,在实验室中经过烘干、测定元素含量等一系列操作后得出。而红树林的碳系数数据仍然较少,这点在上节中已经提到。

InVEST模型是美国自然资本项目组开发的一项开源的用以量化多种生态系统服务功能的评估模型(张徐等, 2022)。早期是依赖于ArcGIS平台的一项脚本插件,在InVEST3.0版本后成为独立的应用软件,目前已迭代至3.14.0版本,涉及城市、农田、森林、海岸带和大气等25个子模块。

其中海岸带蓝碳模块可用于定量估算红树林生物、土壤、凋落物等不同碳库的碳储量,以及预测未来的碳增量。隋玉正等(2019)利用InVEST模型对胶州湾湿地碳储量进行了评估,得出胶州湾海岸带湿地2017的碳储量约为7.50亿Mg,近20年来碳储量呈持续上升趋势。史娴等(2023)利用InVEST模型对海南岛红树林整体碳储量进行了评估,得到海南红树林总碳储量约为1.24 Tg,并预测扩种红树林带来的碳增量将达到0.17 Tg/1000 ha。但是,InVEST模型为了减少输入数据的需求量,降低模型的使用难度,对一些假设条件和算法进行了较大的简化,导致其存在一定的局限性。例如,InVEST模型的碳储量和碳汇模块对碳循环过程进行了过度的简化,其假设每类土地利用类型的碳密度保持不变,并在估算时假定碳储量与时间之间的关系为简单的线性关系,在一定程度上影响了估算结果的精度。

除上述两种模型外,还有一些各地学者基于光谱反射率、各种植被光学指数、土壤光学指数、地形数据、气象数据等参数构建的针对特定地区的经验模型和半经验模型。一些模型则是在机器学习方法或现有碳模型的基础上进行改进,调整反演碳储量所用的遥感指数从而形成地区性的红树林碳储量经验模型。如Suardana等(2023)基于红边波段的倒置红边叶绿素指数IRECI(Inverted Red-Edge Chlorophyll Index)和三波段比值植被指数TRVI(Tri-band Ratio Vegetation Index)植被指数开发了新的红树林碳储量估算模型,以及非红边波段的TRVI和差值植被指数DVI(Difference Vegetation Index)碳储量估算模型。IPCC综合全球各地区多种红树林的生物特征,制定了一种用于估算碳储量的三层模型,适用于全球范围内各种生态系统的碳储量评估(Bukoski等, 2020;

Lovelock 等, 2022)。

相比而言, 异速生长方程的建模思路源于对植被各部分结构形态的模拟, 其适用性主要依赖于林木的形态。在模型建立后, 仅需调查少数变量即可较准确的计算出目标的生物量。而 InVEST 模型能在估算碳储量的基础上, 基于当前或未来情境下的自然数据和社会经济等数据, 评估生态系统的生态服务功能的价值, 为实际开发运作提供参考 (唐尧 等, 2015)。基于特定地区构建的经验半经验模型往往具有较大的空间局限性, 并对基础数据的质量有较高的要求, 例如若是与构建模型时使用的数据不同, 数据的波段宽度、光谱分辨率, 以及影像的云量、太阳辐照度等因素都会影响模型运算的精度。

#### 4.2 碳循环时空模拟模型

红树林碳储量能够间接地研究红树林生态系统的碳循环 (Alongi, 2014)。除了这类间接方法, 也能够通过碳循环模型直接对红树林生态系统碳循环的时空模拟研究。基于遥感的碳循环模型通过模拟红树林的地球化学过程, 反演红树林的初级生产力和碳通量等部分的碳的动态变化。然而这类模型几乎都需要大量的遥感、气象和水文数据作为基础, 使用较为困难。

Biome-BGC 模型是一种地球化学模型, 可基于太阳辐射、最高和最低气温、降水量、蒸汽压差值等数据来模拟不同尺度的碳通量与储量 (White 等, 2000), 在陆地森林的碳通量估算中已有较多应用 (Srinet 等, 2023)。该模型的拓展性较好, 但随着空间分辨率的增加, 模型所需的气象与水文数据量也十分庞大。由于红树林的破碎指数较大, 若采用较低的空间分辨率进行分析, 则会因为其他环境的干扰产生误差。因此, 目前的 Biome-BGC 模型在红树林的应用中还存在着一些局限。Luo 等 (2010) 使用 Biome-BGC 模型分析广东地区天然红树林和人工红树林净初级生产力随着全球变暖的变化趋势, 得出在气温升高 2 °C, 大气 CO<sub>2</sub> 浓度升高一倍的情况下, 天然红树林净初级生产力将提高 14%—19%, 人工红树林净初级生产力将提高 12%—68% 的结果。Biome-BGC 模型在正常气候的条件下具有较好的碳储量估算精度, 但存在极端环境下会过高地估计红树林的碳损失的局限性。

DNDC 模型起初是由 Li 等 (1992) 开发的用于

模拟陆地土壤环境在降水作用下 N<sub>2</sub>O、N<sub>2</sub>、CO<sub>2</sub> 排放通量的模型, 包含水热条件、分解作用和反硝化作用 3 个子模型。而后, 开发团队又将土壤环境分为好氧区和厌氧区, 进一步改进了模型气体通量的估算能力 (Li 等, 2000)。基于过程的 DNDC 模型能够根据需求开发新的子模型而满足不同生态系统的研究需求。MCAT-DNDC 模型是以 DNDC 模型为基础开发的红树林碳模型, 可用于模拟红树林生态系统的初级生产力与循环过程, 但目前仅应用于北美洲与中美洲的红树林研究中 (Dai 等, 2018b)。相较于 Biome-BGC 模型, MCAT-DNDC 模型对于红树林碳在极端环境下的动态变化有着更好的模拟性能。

一些已被证明具有优秀评估能力的碳模型未被应用于红树林碳库监测中, 如 InTEC 模型是基于 Farquhar 生物化学模型、CENTURY 土壤生化模型和 NPP-age 经验模型开发的生物地球化学碳模型, 考虑到多种主要的碳循环组成部分, 通过气象、地形、土壤成分、植被参数和大气 CO<sub>2</sub> 浓度等数据集模拟各个碳库的碳储量及碳通量。至今为止, 此模型已用于中国、美国等多个国家几百年来陆地森林生态系统碳源汇分布的模拟、土壤碳库的碳储量估算以及森林生态系统水循环的研究 (Shao 等, 2007; Wu 和 Chen, 2014; Wang 等, 2018a; 孙静 等, 2019)。但遗憾的是, 目前还未有见到有使用 InTEC 模型对红树林碳库的相关研究。红树林生态系统是蓝碳生态系统的重要组成部分, 引入 InTEC 模型应能够对红树林生产力、碳库总量、碳储量变化的干扰因子进行综合讨论, 更加精确地模拟红树林碳循环过程。

## 5 红树林碳库遥感监测应用

红树林碳库主要分为红树林的生物碳库和土壤碳库。针对碳储量的遥感研究主要基于红树林的物理结构、生物量和各类光学模型来估算不同碳库的碳储量。另一方面, 针对红树林碳动态变化过程的研究主要面向各种自然过程与人类活动对红树林碳库的正面或负面影响。例如红树林的生物呼吸和土壤有机质分解会向大气排放温室气体, 构成红树林的碳源, 该作用抵消了一部分红树林碳汇功能吸收的碳 (Rosentreter 等, 2018)。又或者研究农业开垦、渔业养殖和工业污染等过程与红树林碳储量变化之间的联系。这些研究为相关

部门在清算红树林碳收支数据时提供了有力支撑。

### 5.1 生物碳库

红树林生物碳库主要由红树植物的根、茎、叶中储存的碳构成, 红树林面积及物种类型是决定生物碳储量的主要因素。对生物碳库的研究方法大致可分为以下两种: 一是基于红树林面积变化、空间结构等物理参数, 常用于估算历史上红树林碳库的长期变化。例如, Romadhoni等(2022)基于Sentinel-2数据估算了巴厘岛红树林的总初级生产力, 2020年(26223 Tg·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>)较2016年(28790 Tg·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>)的红树林初级生产力有所下降, 红树林面积也出现了减少。二是基于红树植物的光谱特征构建光学模型, 通过线性、非线性的机器学习模型或构建异速生长方程和碳系数以估算其碳储量, 常用于对某一特定时期红树林碳

储量的高精度估算, 构建的模型在一定程度上能够预测未来的碳储量变化趋势。至今为止, 已有很多国内外学者对红树林生物碳库碳储量进行了估算研究(Wicaksono等, 2011, 2016; Pham和Brabyn, 2017; 姜刘志等, 2018; Pham等, 2018; Li等, 2019; Anand等, 2020; Meng等, 2022; Wu等, 2022a; Rijal等, 2023), 这些研究基于遥感卫星数据、现有红树林地图、植被指数和异速生长模型估算了局部地区红树林的碳储量(表4)。总的来看, 各研究区域的红树林生物碳储量约在2.52—230.14 Mg·ha<sup>-1</sup>, 相对于其他陆地森林(86.3—122.7 Mg·ha<sup>-1</sup>)拥有较高的碳密度。研究结果精确度大多在0.5—0.7, 仍有一定的改进空间, 如寻找对生物碳更敏感的光谱区域, 采用多源数据融合提升数据精确度等。

表4 红树林生物碳储量研究结果

Table 4 Results of mangrove biocarbon stock studies

研究地区	数据源	碳储量估算结果	文献来源
深圳湾	SPOT-5	54.81—70.02 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.75	姜刘志等, 2018
深圳湾	UAV	68.7—117.3 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.81	Li等, 2019
北部湾	UAV	99.24—148.03 Mg·ha <sup>-1</sup>	Wu等, 2022a
海南岛	Sentinel-2	44.7 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.63	Meng等, 2022
卡里蒙群岛	Landsat 7	地上部分: 93.50 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.62 地下部分: 26.98 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.56	Wicaksono等, 2011
卡里蒙群岛	ALOS-2	地上部分: 58.9 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.69 地下部分: 25.4 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.57	Wicaksono等, 2016
印度尼西亚	Sentinel-1 / Sentinel-2	2.52—123.89 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.76	Rijal等, 2023
印度东部	EO-1	85.19—154.78 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.81	Anand等, 2020
越南北部	Sentinel-2 / ALOS-2	36.22—230.14 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.59	Pham等, 2018
越南南部	SPOT-4/5	78.2 Mg·ha <sup>-1</sup> , R <sup>2</sup> =0.73	Pham和Brabyn, 2017

红树林生物碳的动态变化过程也是遥感研究的一项重要内容。红树林是一个完整、开放的生态系统, 内部存在着完整的循环体系, 并与外界存在剧烈的物质交换。生物碳库的碳储量受到多种自然因素的控制, 如太阳辐射量、温度、海平面等会影响红树林生物碳库碳储量的整体水平(Zscheischler等, 2018)。Kanniah等(2021)研究指出, 当成片红树林被分割成数个小斑块后, 红树林净初级生产力有所提高, 这主要是由于红树林被分割后森林边界产生边缘效应, 红树林斑块边缘接受太阳辐射量增加, 引起单位面积生产力上升。另外, 台风(Taillie等, 2020)、虫害(Lu等,

2019)、干旱(Lu和Zhu, 2021)、寒潮(Osland等, 2020)、物种入侵(Tian等, 2022)等极端事件会在较短的时间尺度上影响红树林碳储量和碳循环能力。这方面研究通过分析灾害前后红树林面积、植被指数和叶面积指数等参数的变化, 监测自然灾害之前和之后红树林碳储量与碳通量的变化, 并进一步评估灾害造成的碳损失以及对未来可能发生的灾害进行预警(Shrestha等, 2019; Lele等, 2021; Hamza等, 2022)。

红树林生物碳库的研究至今的积累证明, 通过遥感能够精细地估算红树林生物碳库的碳储量, 在监测与研究红树植物的碳积累效率及影响因素

方面也有较高的应用价值。例如分析处于不同生长阶段或遭受破坏的植被的碳密度与正常情况下的差异, 以及通过长期持续的遥感监测构建这些变化造成碳储量变化的波动范围, 判断不同因素对碳积累的影响权重等, 并以此构建更精密的模型分析红树林生物碳库长期变化的原因。另外, 红树植物的初级生产过程以及食物网传递决定了红树林生物固碳能力, 红树植物的凋落物和红树林动物尸体将生物碳库的碳输出到红树林土壤碳库或其他生态系统。目前已经有不少基于样地实测数据的红树林生物碳库与土壤碳库之间的碳通量研究, 这类研究大多以样地数据代表整片红树林的状况, 存在着较大的改进空间。通过遥感调查能够构建样地与红树林整体之间的生物量关系, 在研究生物碳库向其他碳库的碳输出途径中存在良好的应用潜力。

## 5.2 土壤碳库

红树林土壤储存的碳约占红树林总碳储量的49%—98%, 包括表层沉积物与底层土壤两个部分, 是红树林生态系统中最大的碳库。目前, 土壤碳储量反演方法主要有光谱直接反演法、间接反演法和高光谱法3种方法(贾鲁净等, 2023)。直接反演法仅适用于裸露的土壤。然而, 红树林植被覆盖度极高, 因而此方法在红树林中的应用较为困难, 研究存在较大的误差(Jardine和Siikamäki, 2014)。间接反演法通过植被指数间接估算土壤的碳储量, 在植被覆盖度极高的红树林地区较为实用。较之直接反演法, 基于间接法研究得到的红树林土壤碳密度数据准确度有了一定的提升(Sanderman等, 2018; Pham等, 2021; 陈鹭真, 2022; Elmahdy和Ali, 2022)。随着高光谱卫星的应用逐渐成熟, 有学者尝试基于高光谱遥感数据构建土壤光学模型的反演模型。高光谱数据能够提取土壤光谱在不同敏感波段的细微特征, 理论上构建的土壤碳模型精度与稳定性和基于多光谱数据的模型相对较好。Anne等(2014)基于EO-1高光谱数据开发了一种红树林土壤光谱模型, 用于估测红树林土壤中颗粒有机物、淤泥和粘土、活性碳和活性氮的含量, 然而由于空间分辨率较低, 能够表征红树林林下土壤光学特征的像元数偏少等问题, 该模型的精度难以满足定量评估红树林土壤碳库碳储量的要求。

人类活动是造成红树林土壤碳库和红树林沉积物与其他生态系统之间产生物质交换的主要原因之一(Regnier等, 2013)。据Atwood等(2018)估计, 全球红树林潜在土壤CO<sub>2</sub>排放量约为7.0 Tg·a<sup>-1</sup>。渔业养殖、农业开发、填海造陆和工业污染是人类活动破坏红树林的主要表现形式(Thomas等, 2017)。城市扩张会改变海岸带土地的形态(例如土壤基质变为混凝土结构), 使得红树林土壤碳库碳储量减少; 大规模填海造陆会限制红树林与海洋之间的物质交换, 削弱红树林碳循环过程(Jia等, 2015)。在过去几十年中, 农业、渔业和养殖业的开垦也导致红树林面积大量减少, 许多学者对这些变化引起的红树林碳库减少进行了研究(Wang等, 2018b; Slamet等, 2020; Adame等, 2021; 戴子熠等, 2022; Jia等, 2022; Aljenaid等, 2022)。但也有一些研究认为, 这些开垦活动带来的结果不一定全是负面的, 在一定面积比例下, 生态友好型的养殖业有助于增加红树林土壤碳库(Xu等, 2023)。

针对红树林土壤光学特征与碳储量的研究证明, 遥感在红树林土壤碳库监测中有优秀的应用潜力。而目前阻碍深入研究的主要难题是如何获取完整、连续红树林土壤遥感数据。一些研究尝试采用数据插值法增加基础数据量解决这一问题, 在一定程度上实现了估算碳储量的功能, 但模型精度还有较大的提升空间(Rovai等, 2018)。高光谱传感器能够获取精细的光谱特征, 在估算红树林土壤碳库方面有较高的应用潜力(张文娟等, 2005)。目前限制红树林土壤碳库遥感估算研究的原因一方面红树林土壤的光谱特征极为复杂, 土壤湿度高, 有机质含量丰富, 在分析时对土壤有机质光学模型、土壤水含量光学模型等模型的性能有极高要求, 可以针对红树林土壤特征改进或开发相应的分析模型。另一方面, 红树林土壤的光学遥感数据难以获取, 应当注重于探索新的遥感方法获取高精度红树林土壤遥感数据。如Rasel等(2017)使用树高、胸径、地上生物量和森林类型等生物参数, 在不使用土壤遥感数据的情况下开发了一种回归模型用于估算热带森林的土壤碳储量, 表明一些植被遥感参数可用于估算土壤碳储量, 在红树林土壤碳库遥感的应用中有一定潜力。

## 6 结 语

红树林作为一种独特的海岸带蓝碳生态系统, 不仅具有重要的生态功能, 也是海洋碳汇的重要组成部分。遥感技术是进行红树林碳汇研究的重要方法之一, 能够提供高效、准确的空间数据以支持大规模的红树林碳汇估算和监测。本文从红树林碳库遥感的文献分析出发, 分点叙述了相关研究的数据与方法, 梳理了光学遥感、雷达遥感的特点与发展 and 不同碳模型在红树林生态系统中的应用。在未来, 加强基于遥感技术的红树林碳库研究, 有助于提升红树林碳库研究的碳储量估算精确度, 降低红树林碳储量估算成本, 拓展红树林碳循环模式的研究手段。

虽然全球红树林面积总量相对于其他陆地森林面积来说很少, 但在减缓全球气候变暖和稳定海陆间碳循环中的扮演着极其重要的角色。在联合国全球碳中和目标的带动下, 许多国家已将红树林列入重要的蓝碳碳汇资源, 并大力支持基于遥感的红树林碳库研究。展望未来的遥感研究发展方向, 智能化、规模化、经济化地估算红树林碳储量并计入碳中和项目是主要目标, 为此需要与硬件设备领域、计算机领域进行深度合作, 交叉构建效益更高的遥感估算红树林碳储量方法, 在以下两个方面的发展值得关注:

(1) 加强无人机在遥感估算红树林碳储量项目中的应用。无人机遥感数据具有不受大气辐射影响且分辨率极高的特点, 开发针对无人机遥感的红树林碳汇研究方法有助于提高局部地区的数据精度。目前无人机的图像合成技术仍不够成熟, 还无法对水面进行拼接, 因此无法利用无人机对红树林及近海水体进行整体制图研究。通过无人机摄影测量可以低成本、高效率地构建红树林三维模型, 能够高频监测长时序红树林面积、生物健康状况等指标, 而一些面向红树林及周边环境的空中三角测量算法、图像拼接算法以及海上控制点布设方法仍在探索阶段, 仍需要大量实验进行改进。或加深研究免相控 RTK 差分等技术在海洋场景下的应用, 提升无人机航空摄影在海洋领域应用中的定位精度。

(2) 将人工智能、大数据分析等技术融入碳模型。许多其他行业的应用于研究已证明, 具备人工智能与大数据分析功能的计算机模型在实际

使用中拥有非常大的价值。大数据与遥感方法的迅速发展为利用大数据技术对世界红树林进行评估提供了可能, 开放数据集的不断增加为红树林相关研究者在全球范围的合作提供了机会 (Tang 等, 2018; Worthington 等, 2020)。人工智能结合深度学习方法在基于像素和基于对象的高光谱数据处理方面相比人工解译有着绝对的优势, 例如基于此方法的估算不同来源的有机与无机碳对红树林固定的碳量占比, 标记不同来源的碳 (Hansen 等, 2016)。此外, 多源数据融合处理能提升估算精度, 但会使得数据分析的过程复杂化。诸如 RF、SVM 等目前主要的机器学习方法, 其底层逻辑架构限制了其在使用时无法通过准确的参数控制预测模型的平滑性, 无法通过人为控制的方法定位结果误差的来源, 也不能完全解释预测函数得到的结果。因此, 目前机器学习方法在底层架构上的缺陷也是限制估算精度的一项原因, 对于这方面的改进需要与计算机科学的学者合作进行。全球红树林联盟基于以上技术开发了全球红树林观察 GMW (Global Mangrove Watch) 平台, 是一个很好的范例。另外一些综合性的云 GIS 开发平台也是红树林碳库遥感研究学者们很好的交流平台, 如 GEE 和国内的 AI Earth 开发平台。

## 参考文献 (References)

- Adame M F, Connolly R M, Turschwell M P, Lovelock C E, Fatoyinbo T, Lagomasino D, Goldberg L A, Holdorf J, Friess D A, Sasmito S D, Sanderman J, Sievers M, Buelow C, Kauffman J B, Bryan-Brown D and Brown C J. 2021. Future carbon emissions from global mangrove forest loss. *Global Change Biology*, 27(12): 2856-2866 [DOI: 10.1111/gcb.15571]
- Aljenaid S, Abido M, Redha G K, AlKhuzaei M, Marsan Y, Khamis A Q, Naser H, AlRumaidh M and Alsabbagh M. 2022. Assessing the spatiotemporal changes, associated carbon stock, and potential emissions of mangroves in Bahrain using GIS and remote sensing data. *Regional Studies in Marine Science*, 52:102282 [DOI: 10.1016/j.rsma.2022.102282]
- Alongi D M. 2014. Carbon cycling and storage in mangrove forests. *Annual Review of Marine Science*, 6(1): 195-219 [DOI: 10.1146/annurev-marine-010213-135020]
- Alongi D M. 2020. Carbon balance in salt marsh and mangrove ecosystems: a global synthesis. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(10): 767 [DOI: 10.3390/jmse8100767]
- Anand A, Pandey P C, Petropoulos G P, Pavlides A, Srivastava P K, Sharma J K and Malhi R K M. 2020. Use of Hyperion for mangrove

- forest carbon stock assessment in bhitarakanika forest reserve: a contribution towards blue carbon initiative. *Remote Sensing*, 12(4): 597 [DOI: 10.3390/rs12040597]
- Anne N J P, Abd-Elrahman A H, Lewis D B and Hewitt N A. 2014. Modeling soil parameters using hyperspectral image reflectance in subtropical coastal wetlands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 33:47-56 [DOI: 10.1016/j.jag.2014.04.007]
- Atwood T B, Connolly R M, Almahasheer H, Carnell P E, Duarte C M, Lewis C J E, Irigoien X, Kelleway J J, Lavery P S, Macreadie P I, Serrano O, Sanders C J, Santos I, Steven A D L and Lovelock C E. 2018. Global patterns in mangrove soil carbon stocks and losses. *Nature Climate Change*, 8(3): 257 [DOI: 10.1038/s41558-017-0019-3]
- Bindu G, Rajan P, Jishnu E S and Joseph K A. 2020. Carbon stock assessment of mangroves using remote sensing and geographic information system. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 23(1): 1-9 [DOI: 10.1016/j.ejrs.2018.04.006]
- Bukoski J J, Elwin A, MacKenzie R A, Sharma A, Purbopuspito J, Kopania B, Apwong M, Poolsiri R and Potts M D. 2020. The role of predictive model data in designing mangrove forest carbon programs. *Environmental Research Letters*, 15(8):084019 [DOI: 10.1088/1748-9326/ab7e4e]
- Bunting P, Rosenqvist A, Lucas R M, Rebelo L M, Hilarides L, Thomas N, Hardy A, Itoh T, Shimada M and Finlayson C M. 2018. The global mangrove watch—A new 2010 global baseline of mangrove extent. *Remote Sensing*, 10(10): 1669 [DOI: 10.3390/rs10101669]
- Campbell A D, Fatoyinbo T, Charles S P, Bourgeau-Chavez L L, Goes J, Gomes H, Halabisky M, Holmquist J, Lohrenz S, Mitchell C, Moskal L M, Poulter B, Qiu H, Resende De sousa C H, Sayers M, Simard M, Stewart A J, Singh D, Trettin C, Wu J H, Zhang X S and Lagomasino D. 2022. A review of carbon monitoring in wet carbon systems using remote sensing. *Environmental Research Letters*, 17(2):025009 [DOI: 10.1088/1748-9326/ac4d4d]
- Charles S P, Kominoski J S, Armitage A R, Guo H Y, Weaver C A and Pennings S C. 2020. Quantifying how changing mangrove cover affects ecosystem carbon storage in coastal wetlands. *Ecology*, 101(2): e02916 [DOI: 10.1002/ecy.2916]
- Chen L Z. 2022. Application of surface elevation table for carbon budget assessments in coastal blue carbon ecosystems. *Oceanologia et Limnologia Sinica*, 53(2): 261-268 (陈鹭真. 2022. 地表高程监测在滨海蓝碳收支评估中的应用. *海洋与湖沼*, 53(2): 261-268) [DOI: 10.11693/hyhz20210800177]
- Contessa V, Dyson K, Vivar Mulas P P, Kindgard A, Liu T C, Saah D, Tenneson K and Pekkarinen A. 2023. Uncovering dynamics of global mangrove gains and losses. *Remote Sensing*, 15(15): 3872 [DOI: 10.3390/rs15153872]
- Dai Z H, Trettin C C, Frolking S and Birdsey R A. 2018a. Mangrove carbon assessment tool: model development and sensitivity analysis. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 208: 23-35 [DOI: 10.1016/j.ecss.2018.04.035]
- Dai Z H, Trettin C C, Frolking S and Birdsey R A. 2018b. Mangrove carbon assessment tool: model validation and assessment of mangroves in southern USA and Mexico. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 208: 107-117 [DOI: 10.1016/j.ecss.2018.04.036]
- Dai Z Y, Liao L R, Liang J H, Wu M Y and Zuo P. 2022. Blue carbon stocks of mangrove from 1988 to 2018 in Beihai, Guangxi. *Marine Environmental Science*, 41(1): 8-15, 23 (戴子熠, 廖丽蓉, 梁嘉慧, 武明月, 左平. 2022. 1988-2018年广西北海红树林蓝碳储量变化分析. *海洋环境科学*, 41(1): 8-15, 23) [DOI: 10.13634/j.cnki.mes.2022.01.018]
- Das A, Choudhury K M and Choudhury A K. 2023. An assessment of mangrove vegetation changes in reference to cyclone impacted climatic alterations at land-ocean interface of Indian Sundarbans with application of remote sensing-based analytical tools. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(38): 89311-89335 [DOI: 10.1007/s11356-023-28486-w]
- Donato D C, Kauffman J B, Murdiyarso D, Kurnianto S, Stidham M and Kanninen M. 2011. Mangroves among the most carbon-rich forests in the tropics. *Nature Geoscience*, 4(5):293-297 [DOI: 10.1038/ngeo1123]
- Elmahdy S I and Ali T A. 2022. Monitoring changes and soil characterization in mangrove forests of the United Arab Emirates using the canonical correlation forest model by multitemporal of landsat data. *Frontiers in Remote Sensing*, 3:782869 [DOI: 10.3389/frsen.2022.782869]
- Fatoyinbo T, Feliciano E A, Lagomasino D, Lee S K and Trettin C. 2018. Estimating mangrove aboveground biomass from airborne LiDAR data: a case study from the Zambezi River delta. *Environmental Research Letters*, 13(2):025012 [DOI: 10.1088/1748-9326/aa9f03]
- Friess D A, Rogers K, Lovelock C E, Krauss K W, Hamilton S E, Lee S Y, Lucas R, Primavera J, Rajkaran A and Shi S H. 2019. The state of the world's mangrove forests: past, present, and future. *Annual Review of Environment and Resources*, 44(1):89-115 [DOI: 10.1146/annurev-environ-101718-033302]
- Giri C, Ochieng E, Tieszen L L, Zhu Z, Singh A, Loveland T, Masek J and Duke N. 2011. Status and distribution of mangrove forests of the world using earth observation satellite data. *Global Ecology and Biogeography*, 20(1): 154-159 [DOI: 10.1111/j.1466-8238.2010.00584.x]
- Hamdan O, Aziz H K and Hasmadi I M. 2014. L-band ALOS PALSAR for biomass estimation of Matang Mangroves, Malaysia. *Remote Sensing of Environment*, 155:69-78 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.029]
- Hamilton S E and Casey D. 2016. Creation of a high spatio-temporal resolution global database of continuous mangrove forest cover for the 21st century (CGMFC-21). *Global Ecology and Biogeography*, 25(6):729-738 [DOI: 10.1111/geb.12449]
- Hamza A J, Esteves L S and Cvitanović M. 2022. Changes in mangrove cover and exposure to coastal hazards in Kenya. *Land*, 11(10): 1714 [DOI: 10.3390/land11101714]
- Hansen A M, Kraus T E C, Pellerin B A, Fleck J A, Downing B D and Bergamaschi B A. 2016. Optical properties of dissolved organic matter (DOM): effects of biological and photolytic degradation. *Limnology and Oceanography*, 61(3): 1015-1032 [DOI: 10.1002/

- lno.10270]
- Hickey S M, Callow N J, Phinn S, Lovelock C E and Duarte C M. 2018. Spatial complexities in aboveground carbon stocks of a semi-arid mangrove community: a remote sensing height-biomass-carbon approach. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 200: 194-201 [DOI: 10.1016/j.ecss.2017.11.004]
- Huang C H, Yang J and Zhang W J. 2013. Development of ecosystem services evaluation models: research progress. *Chinese Journal of Ecology*, 32(12): 3360-3367 (黄从红, 杨军, 张文娟. 2013. 生态系统服务功能评估模型研究进展. *生态学杂志*, 32(12): 3360-3367) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.2013.0513]
- Huang T H, Fu Y H, Pan P Y and Chen C T A. 2012. Fluvial carbon fluxes in tropical rivers. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4(2): 162-169 [DOI: 10.1016/j.cosust.2012.02.004]
- Jardine S L and Siikamäki J V. 2014. A global predictive model of carbon in mangrove soils. *Environmental Research Letters*, 9(10): 104013 [DOI: 10.1088/1748-9326/9/10/104013]
- Jia L J, Yang L N, Ji Y F, Li Y L and Dong Q H. 2023. review on inversion of soil organic matter using satellite remote sensing. *Remote Sensing Information*, 38(2): 1-9 (贾鲁净, 杨联安, 冀泳帆, 李亚丽, 董强华. 2023. 卫星遥感反演土壤有机质研究进展. *遥感信息*, 38(2): 1-9) [DOI: 10.20091/j.cnki.1000-3177.2023.02.001]
- Jia MM, Wang Z M, Mao D H, Ren C Y, Song K S, Zhao C P, Wang C, Xiao X M and Wang Y Q. 2023. Mapping global distribution of mangrove forests at 10-m resolution. *Science Bulletin*, 68(12): 1306-1316 [DOI: 10.1016/j.scib.2023.05.004]
- Jia MM, Wang Z M, Zhang Y Z, Ren C Y and Song K S. 2015. Landsat-based estimation of mangrove forest loss and restoration in Guangxi province, China, influenced by human and natural factors. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(1): 311-323 [DOI: 10.1109/jstars.2014.2333527]
- Jia P H, Huang W D, Zhang Z Y, Cheng J X and Xiao Y L. 2022. The Carbon Sink of mangrove ecological restoration between 1988-2020 in Qinglan Bay, Hainan Island, China. *Forests*, 13(10): 1547 [DOI: 10.3390/f13101547]
- Jiang L Z, Yang D Y, Mei L Y and Yang X M. 2018. Remote sensing estimation of carbon storage of mangrove communities in Shenzhen City. *Wetland Science*, 16(5): 618-625 (姜刘志, 杨道运, 梅立永, 杨小毛. 2018. 深圳市红树植物群落碳储量的遥感估算研究. *湿地科学*, 16(5): 618-625) [DOI: 10.13248/j.cnki.wetland-sci.2018.05.007]
- Jones A R, Segaran RR, Clarke K D, Waycott M, Goh W S H and Gillanders B M. 2020. Estimating mangrove tree biomass and carbon content: a comparison of forest inventory techniques and drone imagery. *Frontiers in Marine Science*, 6: 784 [DOI: 10.3389/fmars.2019.00784]
- Kamal M, Hidayatullah M F, Mahyatar P and Ridha S M. 2022. Estimation of aboveground mangrove carbon stocks from WorldView-2 imagery based on generic and species-specific allometric equations. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 26: 100748 [DOI: 10.1016/j.rsase.2022.100748]
- Kannah K D, Kang C S, Sharma S and Amir A A. 2021. Remote sensing to study mangrove fragmentation and its impacts on leaf area index and gross primary productivity in the south of Peninsular Malaysia. *Remote Sensing*, 13(8): 1427 [DOI: 10.3390/RS13081427]
- Kauffman J B, Adame M F, Arifanti V B, Schile-Beers L M, Bernardino A F, Bhomia R K, Donato D C, Feller I C, Ferreira T O, del Carmen Jesus Garcia M, MacKenzie R A, Megonigal J P, Murdiyarso D, Simpson L and Trejo H H. 2020. Total ecosystem carbon stocks of mangroves across broad global environmental and physical gradients. *Ecological Monographs*, 90(2): e01405 [DOI: 10.1002/ecm.1405]
- Komiyama A, Pongpan S and Kato S. 2005. Common allometric equations for estimating the tree weight of mangroves. *Journal of Tropical Ecology*, 21(4): 471-477 [DOI: 10.1017/S0266467405002476]
- Lassalle G, Del' Papa Moreira Scafutto R, Lourenço R A, Mazzafera P and de Souza Filho C R. 2023. Remote sensing reveals unprecedented sublethal impacts of a 40-year-old oil spill on mangroves. *Environmental Pollution*, 331: 121859 [DOI: 10.1016/j.envpol.2023.121859]
- Lee SK and Fatoyinbo T E. 2015. TanDEM-X Pol-InSAR inversion for mangrove canopy height estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(7): 3608-3618 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2431646]
- Lele N, Kripa M K, Panda M, Das S K, Nivas A H, Divakaran N, Naik-Gaonkar S, Sawant A, Pattnaik A K, Samal R N, Thangaradjou T, Saravanakumar A, Rodrigues B F and Murthy T V R. 2021. Seasonal variation in photosynthetic rates and satellite-based GPP estimation over mangrove forest. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(2): 61 [DOI: 10.1007/s10661-021-08846-0]
- Li C S, Aber J, Stange F, Butterbach-Bahl K and Papen H. 2000. A process-oriented model of N<sub>2</sub>O and NO emissions from forest soils: 1. Model development. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 105(D4): 4369-4384 [DOI: 10.1029/1999JD900949]
- Li CS, Frolking S and Frolking TA. 1992. A model of nitrous oxide evolution from soil driven by rainfall events: 1. Model structure and sensitivity. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 97(D9): 9759-9776 [DOI: 10.1029/92JD00509]
- Li D R and Li M. 2014. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 39(5): 505-513, 540 (李德仁, 李明. 2014. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景. *武汉大学学报(信息科学版)*, 39(5): 505-513, 540) [DOI: 10.13203/j.whugis.20140045]
- Li Q S, Wong F K K, Fung T, Brown L A and Dash J. 2023. Assessment of active LiDAR data and passive optical imagery for double-layered mangrove leaf area index estimation: a case study in Mai Po, Hong Kong. *Remote Sensing*, 15(10): 2551 [DOI: 10.3390/rs15102551]
- Li Z, Zan Q J, Yang Q, Zhu D H, Chen Y J and Yu S X. 2019. Remote estimation of mangrove aboveground carbon stock at the species level using a low-cost unmanned aerial vehicle system. *Remote Sensing*, 11(9): 1018 [DOI: 10.3390/rs11091018]
- Lovelock C E, Adame M F, Butler D W, Kelleway J J, Dittmann S, Fest B, King K J, Macreadie P I, Mitchell K, Newnham M, Ola A,

- Owers C J and Welti N. 2022. Modeled approaches to estimating blue carbon accumulation with mangrove restoration to support a blue carbon accounting method for Australia. *Limnology and Oceanography*, 67(S2): S50-S60 [DOI: 10.1002/lno.12014]
- Lu W Z, Xiao J F, Cui X W, Xu F H, Lin G X and Lin G H. 2019. Insect outbreaks have transient effects on carbon fluxes and vegetative growth but longer-term impacts on reproductive growth in a mangrove forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279:107747 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107747]
- Lu Y Q and Zhu X D. 2021. Response of mangrove carbon fluxes to drought stress detected by photochemical reflectance index. *Remote Sensing*, 13(20): 4053 [DOI: 10.3390/rs13204053]
- Lucas R, Van De Kerchove R, Otero V, Lagomasino D, Fatoyinbo L, Omar H, Satyanarayana B and Dahdouh-Guebas F. 2020. Structural characterisation of mangrove forests achieved through combining multiple sources of remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 237:111543 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111543]
- Lucas R M, Mitchell A L, Rosenqvist A, Proisy C, Melius A and Ticehurst C. 2007. The potential of L-band SAR for quantifying mangrove characteristics and change: case studies from the tropics. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 17(3): 245-264 [DOI: 10.1002/aqc.833]
- Luo Z K, Sun O J, Wang E L, Ren H and Xu H L. 2010. Modeling productivity in mangrove forests as impacted by effective soil water availability and its sensitivity to climate change using biome-BGC. *Ecosystems*, 13(7): 949-965 [DOI: 10.1007/s10021-010-9365-y]
- Malerba M E, de Paula Costa M D, Friess D A, Schuster L, Young M A, Lagomasino D, Serrano O, Hickey S M, York P H, Rasheed M, Lefcheck J S, Radford B, Atwood T B, Ierodiaconou D and Macreadie P. 2023. Remote sensing for cost-effective blue carbon accounting. *Earth-Science Reviews*, 238:104337 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2023.104337]
- Mao D H, Wang Z M, Jia MM, Luo L, Niu Z G, Jiang W G and Sun WW. 2023. Review of global studies on the remote sensing of wetlands from 1975 to 2020. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(6): 1270-1280 (毛德华, 王宗明, 贾明明, 罗玲, 牛振国, 蒋卫国, 孙伟伟. 2023. 全球湿地遥感研究综述: 1975年—2020年. *遥感学报*, 27(6): 1270-1280) [DOI: 10.11834/jrs.20231022]
- Maurya K, Mahajan S and Chaube N. 2021. Remote sensing techniques: mapping and monitoring of mangrove ecosystem-a review. *Complex and Intelligent Systems*, 7(6): 2797-2818 [DOI: 10.1007/s40747-021-00457-z]
- Meng Y C, Gou R K, Bai J K, Moreno-Mateos D, Davis C C, Wan L M, Song S S, Zhang H S, Zhu X S and Lin G H. 2022. Spatial patterns and driving factors of carbon stocks in mangrove forests on Hainan Island, China. *Global Ecology and Biogeography*, 31(9): 1692-1706 [DOI: 10.1111/geb.13549]
- Navarro J A, Algeet N, Fernández-Landa A, Esteban J, Rodríguez-Noriega P and Guillén-Climent M L. 2019. Integration of UAV, Sentinel-1, and Sentinel-2 data for mangrove plantation above-ground biomass monitoring in Senegal. *Remote Sensing*, 11(1): 77 [DOI: 10.3390/rs11010077]
- Ning S J, Jiang Y S, Deng Z L and Li XX. 1996. A preliminary study on biomass of *Aegicerascorniculatum* natural forest in Longmen islets of Guangxi. *Acta Phytocologica Sinica*, 20(1): 57-64 (宁世江, 蒋运生, 邓泽龙, 李信贤. 1996. 广西龙门岛群桐花树天然林生物量的初步研究. *植物生态学报*, 20(1): 57-64)
- Oostdijk M, Santos M J, Whigham D, Verhoeven J and Silvestri S. 2018. Assessing rehabilitation of managed mangrove ecosystems using high resolution remote sensing. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 211: 238-247 [DOI: 10.1016/j.ecss.2018.06.020]
- Osland M J, Day R H and Michot T C. 2020. Frequency of extreme freeze events controls the distribution and structure of black mangroves (*Avicennia germinans*) near their northern range limit in coastal Louisiana. *Diversity and Distributions*, 26(10): 1366-1382 [DOI: 10.1111/ddi.13119]
- Pham L T H and Brabyn L. 2017. Monitoring mangrove biomass change in Vietnam using SPOT images and an object-based approach combined with machine learning algorithms. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128:86-97 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.03.013]
- Pham T D, Ha N T, Saintilan N, Skidmore A, Phan D C, Le N N, Viet H L, Takeuchi W and Friess D A. 2023. Advances in Earth observation and machine learning for quantifying blue carbon. *Earth-Science Reviews*, 243: 104501 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2023.104501]
- Pham T D, Yokoya N, Nguyen T TT, Le N N, Ha N T, Xia J S, Takeuchi W and Pham T D. 2021. Improvement of mangrove soil carbon stocks estimation in North Vietnam using Sentinel-2 data and machine learning approach. *GIScience and Remote Sensing*, 58(1): 68-87 [DOI: 10.1080/15481603.2020.1857623]
- Pham T D, Yoshino K, Le N N and Bui D T. 2018. Estimating above-ground biomass of a mangrove plantation on the Northern coast of Vietnam using machine learning techniques with an integration of ALOS-2 PALSAR-2 and Sentinel-2A data. *International Journal of Remote Sensing*, 39(22): 7761-7788 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1471544]
- Poulter B, Adams-Metayer F M, Amaral C, Barenblitt A, Campbell A, Charles S P, Roman-Cuesta R M, D'Ascanio R, Delaria E R, Doughty C, Fatoyinbo T, Gewirtzman J, Hanisco T F, Hull M, Kawa S R, Hannun R, Lagomasino D, Lait L, Malone S L, Newman P A, Raymond P, Rosentreter J A, Thomas N, Vaughn D, Wolfe G M, Xiong L, Ying Q and Zhang Z. 2023. Multi-scale observations of mangrove blue carbon ecosystem fluxes: the NASA Carbon Monitoring System BlueFlux field campaign. *Environmental Research Letters*, 18(7):075009 [DOI: 10.1088/1748-9326/acdae6]
- Prakash A J, Behera M D, Ghosh S M, Das A and Mishra D R. 2022. A new synergistic approach for Sentinel-1 and PALSAR-2 in a machine learning framework to predict aboveground biomass of a dense mangrove forest. *Ecological Informatics*, 72:101900 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2022.101900]
- Qiu S and Ye Y. 2020. Research advance of mangrove wetlands models. *Chinese Journal of Ecology*, 39(4): 1330-1337 (裘晟, 叶勇. 2020. 红树林湿地模型研究进展. *生态学杂志*, 39(4): 1330-1337) [DOI: 10.13282/j.cnki.cjce.2020.04.013]

- 10.13292/j.1000-4890.202004.004]
- Rahman M M, Lagomasino D, Lee S, Fatoyinbo T, Ahmed I and Kanzaki M. 2019. Improved assessment of mangrove forests in Sundarbans East Wildlife Sanctuary using WorldView 2 and TanDEM-X high resolution imagery. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 5(2): 136-149 [DOI: 10.1002/rse2.105]
- Rasel S M M, Groen T A, Hussin Y A and Diti I J. 2017. Proxies for soil organic carbon derived from remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 59: 157-166 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.03.004]
- Regnier P, Friedlingstein P, Ciais P, Mackenzie F T, Gruber N, Janssens I A, Laruelle G G, Lauerwald R, Luysaert S, Andersson A J, Arndt S, Arnosti C, Borges A V, Dale A W, Gallego-Sala A, Godd eris Y, Goossens N, Hartmann J, Heinze C, Ilyina T, Joos F, Larowe D E, Leifeld J, Meysman F J R, Munhoven G, Raymond P A, Spahn R, Suntharalingam P and Thullner M. 2013. Anthropogenic perturbation of the carbon fluxes from land to ocean. *Nature Geoscience*, 6(8): 597-607 [DOI: 10.1038/ngeo1830]
- Rijal S S, Pham T D, Noer' Aulia S, Putera M I and Saintilan N. 2023. Mapping mangrove above-ground carbon using multi-source remote sensing data and machine learning approach in Loh Buaya, Komodo National Park, Indonesia. *Forests*, 14(1): 94 [DOI: 10.3390/f14010094]
- Romadhoni L S R, As-Syakur A R, Hidayah Z, Wiyanto D B, Rahma S, Utama R Y S, Wijana I M S, Anugrah A P and Antara I M O G. 2022. Annual characteristics of gross primary productivity (GPP) in mangrove forest during 2016-2020 as revealed by Sentinel-2 remote sensing imagery. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1016(1): 012051 [DOI: 10.1088/1755-1315/1016/1/012051]
- Rosentreter J A, Maher D T, Erler D V, Murray R H and Eyre B D. 2018. Methane emissions partially offset "blue carbon" burial in mangroves. *Science Advances*, 4(6): eaao4985 [DOI: 10.1126/sciadv.aao4985]
- Rovai A S, Twilley R R, Casta neda-Moya E, Riul P, Cifuentes-Jara M, Manrow-Villalobos M, Horta P A, Simonassi J C, Fonseca A L and Pagliosa P R. 2018. Global controls on carbon storage in mangrove soils. *Nature Climate Change*, 8(6): 534-538 [DOI: 10.1038/s41558-018-0162-5]
- Salum R B, Robinson S A and Rogers K. 2021. A validated and accurate method for quantifying and extrapolating mangrove above-ground biomass using LiDAR data. *Remote Sensing*, 13(14): 2763 [DOI: 10.3390/rs13142763]
- Salum R B, Souza-Filho P W M, Simard M, Silva C A, Fernandes M E B, Cougo M F, do Nascimento W and Rogers K. 2020. Improving mangrove above-ground biomass estimates using LiDAR. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 236: 106585 [DOI: 10.1016/j.ecss.2020.106585]
- Sanderman J, Hengl T, Fiske G, Solvik K, Adame M F, Benson L, Bukoski J J, Carnell P, Cifuentes-Jara M, Donato D, Duncan C, Eid E M, Ermgassen P Z, Lewis C J E, Macreadie P I, Glass L, Gress S, Jardine S L, Jones T G, Nsombo E N, Rahman M M, Sanders C J, Spalding M and Landis E. 2018. A global map of mangrove forest soil carbon at 30 m spatial resolution. *Environmental Research Letters*, 13(5): 055002 [DOI: 10.1088/1748-9326/aabe1c]
- Sch urholz D, Castellanos-Galindo G A, Casella E, Mej a-Renter a J C and Chennu A. 2023. Seeing the forest for the trees: mapping cover and counting trees from aerial images of a mangrove forest using artificial intelligence. *Remote Sensing*, 15(13): 3334 [DOI: 10.3390/rs15133334]
- Seifollahi-Aghmiuni S, Nockrach M and Kalantari Z. 2019. The potential of wetlands in achieving the sustainable development goals of the 2030 Agenda. *Water*, 11(3): 609 [DOI: 10.3390/w11030609]
- Shao Y, Pan J, Yang L, Chen J M, Ju W M and Shi X. 2007. Tests of soil organic carbon density modeled by InTEC in China's forest ecosystems. *Journal of Environmental Management*, 85(3): 696-701 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2006.09.006]
- Shen X, Wang P, Wang W P, Wang S Y, Xie R, Wang Y P and Ji C H. 2022. Review on the estimation methods of net carbon sinks of coastal salt marshes. *Chinese Journal of Ecology*, 41(4): 792-803 (申霞, 王鹏, 王为攀, 王胜艳, 谢瑞, 王永平, 姬昌辉. 2022. 滨海盐沼净碳汇能力研究方法综述. *生态学杂志*, 41(4): 792-803) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.202203.009]
- Shi X, Nie T Z, Xiong Q, Liu Z X, Zhang J Y, Liu W J, Wu L, Cui W and Sun Z Y. 2023. Assessment of carbon stock and sequestration of the mangrove ecosystems on Hainan Island based on InVEST and MaxEnt models. *Journal of Tropical Biology*, 14(3): 298-306 (史娴, 聂堂哲, 熊千, 刘兆鑫, 张嘉怡, 刘文杰, 乌兰, 崔崑, 孙仲益. 2023. 基于InVEST与MaxEnt模型的海南岛红树林生态系统碳储量增量预估. *热带生物学报*, 14(3): 298-306) [DOI: 10.15886/j.cnki.rdswwb.2023.03.007]
- Shrestha S, Miranda I, Kumar A, Pardo M L E, Dahal S, Rashid T, Remillard C and Mishra D R. 2019. Identifying and forecasting potential biophysical risk areas within a tropical mangrove ecosystem using multi-sensor data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 74: 281-294 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.09.017]
- Slamet N S, Dargusch P, Aziz A A and Wadley D. 2020. Mangrove vulnerability and potential carbon stock loss from land reclamation in Jakarta Bay, Indonesia. *Ocean and Coastal Management*, 195: 105283 [DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2020.105283]
- Srinet R, Nandy S, Patel N R, Padalia H, Watham T, Singh S K and Chauhan P. 2023. Simulation of forest carbon fluxes by integrating remote sensing data into biome-BGC model. *Ecological Modelling*, 475: 110185 [DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2022.110185]
- Suardana A A M A P, Anggraini N, Nandika M R, Aziz K, As-Syakur A R, Ulfa A, Wijaya A D, Prasetyo W, Winarso G and Dimiyati R. 2023. Estimation and mapping above-ground mangrove carbon stock using Sentinel-2 data derived vegetation indices in Benoa Bay of Bali Province, Indonesia. *Forest and Society*, 7(1): 116-134 [DOI: 10.24259/fs.v7i1.22062]
- Sui Y Z, Chen X X, Li S J, Sun D P, Ma X N and Zhou T. 2019. Spatio-temporal change of coastal blue carbon and its service value eval-

- uation: a case study of Jiaozhou Bay. *Resources Science*, 41(11): 2119-2130 (隋玉正, 陈小璇, 李淑娟, 孙大鹏, 马歆宁, 周涛. 2019. 海岸带蓝碳时空演变及其服务价值评估——以胶州湾为例. *资源科学*, 41(11): 2119-2130 [DOI: 10.18402/resci.2019.11.14])
- Sun J, Fan W Y, Yu Y, Wang B and Chen C. 2019. Quantitative analysis of impact factors on net primary productivity of Tahe forest based on InTEC model. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(3): 793-804 (孙静, 范文义, 于颖, 王斌, 陈晨. 2019. 基于InTEC模型的塔河森林净初级生产力影响因子定量分析. *应用生态学报*, 30(3): 793-804) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201903.009]
- Taillie P J, Roman-Cuesta R, Lagomasino D, Cifuentes-Jara M, Fatoyinbo T, Ott L E and Poulter B. 2020. Widespread mangrove damage resulting from the 2017 Atlantic mega hurricane season. *Environmental Research Letters*, 15(6): 064010 [DOI: 10.1088/1748-9326/ab82cf]
- Tam N F Y, Wong Y S, Lan C Y and Chen G Z. 1995. Community structure and standing crop biomass of a mangrove forest in Futian Nature Reserve, Shenzhen, China. *Hydrobiologia*, 295(1/3): 193-201 [DOI:10.1007/BF00029126]
- Tang J W, Ye S F, Chen X C, Yang H L, Sun X H, Wang F M, Wen Q and Chen S B. 2018. Coastal blue carbon: concept, study method, and the application to ecological restoration. *Science China Earth Sciences*, 61(6): 637-646 (唐剑武, 叶属峰, 陈雪初, 杨华蕾, 孙晓红, 王法明, 温泉, 陈少波. 2018. 海岸带蓝碳的科学概念、研究方法以及在生态恢复中的应用. *中国科学: 地球科学*, 48(6): 661-670) [DOI: 10.1007/s11430-017-9181-x]
- Tang WW, Zheng M R, Zhao X, Shi J Y, Yang J X and Trettin C C. 2018. Big geospatial data analytics for global mangrove biomass and carbon estimation. *Sustainability*, 10(2): 472 [DOI: 10.3390/su10020472]
- Tang Y, Zhu W P, Zhang H and Song Y. 2015. A review on principle and application of the InVEST model. *Ecological Science*, 34(3): 204-208 (唐尧, 祝炜平, 张慧, 宋瑜. 2015. InVEST模型原理及其应用研究进展. *生态科学*, 34(3): 204-208) [DOI: 10.14108/j.cnki.1008-8873.2015.03.032]
- Taureau F, Robin M, Proisy C, Fromard F, Imbert D and Debaine F. 2019. Mapping the mangrove forest canopy using spectral unmixing of very high spatial resolution satellite images. *Remote Sensing*, 11(3): 367 [DOI: 10.3390/rs11030367]
- Thomas N, Lucas R, Bunting P, Hardy A, Rosenqvist A and Simard M. 2017. Distribution and drivers of global mangrove forest change, 1996-2010. *PLoS ONE*, 12(6): e0179302 [DOI: 10.1371/journal.pone.0179302]
- Tian Y C, Zhang Q, Huang H, Huang Y J, Tao J, Zhou G Q, Zhang Y L, Yang Y W and Lin J L. 2022. Aboveground biomass of typical invasive mangroves and its distribution patterns using UAV-LiDAR data in a subtropical estuary: Maoling River estuary, Guangxi, China. *Ecological Indicators*, 136: 108694 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108694]
- Tian Y C, Huang H, Zhou G Q, Zhang Q, Xie X K, Ou J H, Zhang Y L, Tao J and Lin J L. 2023. Mangrove biodiversity assessment using UAV lidar and hyperspectral data in China's Pinglu Canal Estuary. *Remote Sensing*, 15(10): 2622 [DOI: 10.3390/rs15102622]
- Trettin C C, Dai Z H, Tang W W, Lagomasino D, Thomas N, Lee S K, Simard M, Ebanega M O, Stoval A and Fatoyinbo T E. 2021. Mangrove carbon stocks in Pongara National Park, Gabon. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 259: 107432 [DOI: 10.1016/j.ecss.2021.107432]
- Wang D Z, Wan B, Liu J, Su Y J, Guo Q H, Qiu P H and Wu X C. 2020. 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. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 85: 101986 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101986]
- Wang J, Wu C Y, Zhang C H, Ju W M, Wang X Y, Chen Z and Fang B. 2018a. Improved modeling of gross primary productivity (GPP) by better representation of plant phenological indicators from remote sensing using a process model. *Ecological Indicators*, 88: 332-340 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.01.042]
- Wang M, Cao W Z, Jiang C, Yan Y Y and Guan Q S. 2018b. Potential ecosystem service values of mangrove forests in southeastern China using high-resolution satellite data. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 209: 30-40 [DOI: 10.1016/j.ecss.2018.05.023]
- Wen X, Liu K, Cao J J, Zhu Y H and Wang Z Y. 2023. Estimation of mangrove aboveground biomass in China using forest canopy height through an allometric equation. *Tropical Geography*, 43(1): 1-11 (闻馨, 刘凯, 曹晶晶, 朱远辉, 王子予. 2023. 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. *热带地理*, 43(1): 1-11) [DOI: 10.13284/j.cnki.rddl.003616]
- Weng Q. 2006. Research on Mangrove Canopy Spectral Reflectance Characteristics and the Classification of Mangrove Species by Remote Sensing. Xiamen: Xiamen University (翁强. 2006. 红树植物光谱特征和红树植物的遥感图像分类研究. 厦门: 厦门大学)
- White M A, Thornton P E, Running S W and Nemani R R. 2000. Parameterization and sensitivity analysis of the BIOME-BGC terrestrial ecosystem model: net primary production controls. *Earth Interactions*, 4(3): 1-85 [DOI: 10.1175/1087-3562(2000)004<0003:PASAOT>2.0.CO;2]
- Wicaksono P. 2017. Mangrove above-ground carbon stock mapping of multi-resolution passive remote-sensing systems. *International Journal of Remote Sensing*, 38(6): 1551-1578 [DOI: 10.1080/01431161.2017.1283072]
- Wicaksono P, Danoedoro P, Hartono and Nehren U. 2016. Mangrove biomass carbon stock mapping of the Karimunjawa Islands using multispectral remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 37(1): 26-52 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1117679]
- Wicaksono P, Danoedoro P, Hartono H, Nehren U and Ribbe L. 2011. Preliminary work of mangrove ecosystem carbon stock mapping in Small Island using remote sensing: above and below ground carbon stock mapping on medium resolution satellite image//Proceedings Volume 8174, *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XIII*. Prague: SPIE: 408-417 [DOI: 10.1117/12.897926]
- Worthington T A, Andradi-Brown D A, Bhargava R, Buelow C, Bunting P,

- Duncan C, Fatoyinbo L, Friess D A, Goldberg L, Hilarides L, Lagomasino D, Landis E, Longley-Wood K, Lovelock C E, Murray N J, Narayan S, Rosenqvist A, Sievers M, Simard M, Thomas N, Van Eijk P, Zganjar C and Spalding M. 2020. Harnessing big data to support the conservation and rehabilitation of mangrove forests globally. *One Earth*, 2(5): 429-443 [DOI: 10.1016/j.oneear.2020.04.018]
- Wu B, Zhang W Z, Tian Y C, Liang M Z, Xu J and Gu G H. 2022a. Characteristics and carbon storage of a typical mangrove island ecosystem in Beibu Gulf, South China Sea. *Journal of Resources and Ecology*, 13(3): 458-465 [DOI: 10.5814/j.issn.1674-764x.2022.03.010]
- Wu C Y and Chen J M. 2014. Reconstruction of interannual variability of NEP using a process-based model (InTEC) with climate and atmospheric records at Fluxnet-Canada forest sites. *International Journal of Climatology*, 34(5): 1715-1722 [DOI: 10.1002/joc.3789]
- Wu P Q, Ren G B, Zhang C F, Wang H, Liu S W and Ma Y. 2022. Fine identification and biomass estimation of mangroves based on UAV multispectral and LiDAR. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(6): 1169-1181 (吴培强, 任广波, 张程飞, 王浩, 刘善伟, 马毅. 2022. 无人机多光谱和LiDAR的红树林精细识别与生物量估算. *遥感学报*, 26(6): 1169-1181) [DOI: 10.11834/jrs.20221484]
- Xia Q, Li J H, Dai S, Zhang H and Xing X M. 2023. Mapping high-resolution mangrove forests in China using GF-2 imagery under the tide. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(6): 1320-1333 (夏清, 李建华, 代硕, 张涵, 邢学敏. 2023. 顾及潮汐影响的中国红树林高分二号遥感制图. *遥感学报*, 27(6): 1320-1333) [DOI: 10.11834/jrs.20221848]
- Xu M J, Sun C W, Du Z L and Zhu X D. 2023. Impacts of aquaculture on the area and soil carbon stocks of mangrove: a machine learning study in China. *Science of the Total Environment*, 859:160173 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.160173]
- Yin D M and Wang L. 2019. Individual mangrove tree measurement using UAV-based LiDAR data: possibilities and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 223:34-49 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.034]
- Yu C Y, Gong H, Cao J J, Liu Y J and Liu K. 2023. Individual tree crown delineation and aboveground biomass estimation of *Sonneratia apetala* based on unmanned aerial vehicle remote sensing images. *Tropical Geography*, 43(1): 12-22 (余楚滢, 龚辉, 曹晶晶, 刘燕君, 刘凯. 2023. 基于无人机影像的无瓣海桑单木提取与地上生物量估算. *热带地理*, 43(1): 12-22) [DOI: 10.13284/j.cnki.rddl.003609]
- Yuan Y X, Wen Q K, Xu J Y, Wang C, Zhao X L, Liu S and Xie R. 2023. Remote sensing monitoring of mangrove forest changes from 1990 to 2020 in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(6): 1496-1510 (袁艺馨, 温庆可, 徐进勇, 王晨, 赵晓丽, 刘翔, 解睿. 2023. 1990年—2020年粤港澳大湾区红树林动态变化遥感监测. *遥感学报*, 27(6): 1496-1510) [DOI: 10.11834/jrs.20211033]
- Zan Q J, Wang Y J, Liao B W and Zheng D Z. 2001. Biomass and net productivity of *Sonneratia apetala*, *S. caseolaris* mangrove man-made forest. *Journal of Wuhan Botanical Research*, 19(5): 391-396 (曾启杰, 王勇军, 廖宝文, 郑德璋. 2001. 无瓣海桑、海桑人工林的生物量及生产力研究. *武汉植物学研究*, 19(5): 391-396) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-0837.2001.05.007]
- Zhang B. 2017. Current status and future prospects of remote sensing. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 32(7): 774-784 (张兵. 2017. 当代遥感科技发展的现状与未来展望. *中国科学院院刊*, 32(7): 774-784) [DOI: 10.16418/j.issn.1000-3045.2017.07.012]
- Zhang H S, Wang T, Liu M F, Jia M M, Lin H, Chu L M and Devlin A T. 2018. Potential of combining optical and dual polarimetric SAR data for improving mangrove species discrimination using rotation forest. *Remote Sensing*, 10(3): 467 [DOI: 10.3390/rs10030467]
- Zhang L, Guo Z H and Li Z Y. 2013. Carbon storage and carbon sink of mangrove wetland: research progress. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 24(4): 1153-1159 (张莉, 郭志华, 李志勇. 2013. 红树林湿地碳储量及碳汇研究进展. *应用生态学报*, 24(4): 1153-1159) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.2013.0272]
- Zhang S. 2022. Application of UAV in Inversion of Aboveground Biomass and Carbon Storage of Dense Low Shrub Mangrove. Nanning: Guangxi University (张帅. 2022. 无人机在密集低矮灌木型红树林地上生物量及碳储量反演中的应用. 南宁: 广西大学) [DOI: 10.27034/d.cnki.ggxju.2022.001303]
- Zhang W J, Wang S Q, Chang H and Yu G R. 2005. Application of remote sensing technique in soil carbon storage researches. *Progress in Geography*, 24(3): 118-126 (张文娟, 王绍强, 常华, 于贵瑞. 2005. 遥感在土壤碳储量估算中的应用. *地理科学进展*, 24(3): 118-126) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-6301.2005.03.014]
- Zhang X, Li Y X, Lü C J, Bi R T, Xia L, Guo Y S, Wang Y, Xu C C and Sun B. 2022. Research progress on application of ecosystem service functions based on InVEST model. *Ecological Science*, 41(1): 237-242 (张徐, 李云霞, 吕春娟, 毕如田, 夏露, 郭岩松, 王煜, 许彩彩, 孙波. 2022. 基于InVEST模型的生态系统服务功能应用研究进展. *生态科学*, 41(1): 237-242)
- Zheng Y H, Takeuchi W and Jiang Q T. 2023. Assessing mangrove conservation in China by integrating mangrove ecosystem into ecological footprint accounting. *Ocean and Coastal Management*, 242:106728 [DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2023.106728]
- Zhang X H and Tian Q J. 2013. A mangrove recognition index for remote sensing of mangrove forest from space. *Current Science*, 105(8): 1149-1155
- Zhou Z C, Li H, Huang C, Liu Q S, Liu G H, He Y and Yu H. 2018. Review on dynamic monitoring of mangrove forestry using remote sensing. *Journal of Geo-Information Science*, 20(11): 1631-1643 (周振超, 李贺, 黄翀, 刘庆生, 刘高焕, 何云, 于涵. 2018. 红树林遥感动态监测研究进展. *地球信息科学学报*, 20(11): 1631-1643) [DOI: 10.12082/dqxkx.2018.180247]
- Zhu B, Liao J J and Shen G Z. 2021. Review on radar remote sensing of mangrove. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(5): 959-972 (朱彬, 廖静娟, 沈国状. 2021. 红树林雷达遥感研究进展. *遥感技术与应用*, 36(5): 959-972) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.0959]
- Zhu Y H, Liu K, Liu L, Myint S W, Wang S G, Cao J J and Wu Z F. 2020a. Estimating and mapping mangrove biomass dynamic change

- using WorldView-2 images and digital surface models. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13:2123-2134 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2989500]
- Zhu Y H, Liu K, Myint S W, Du Z Y, Li Y B, Cao J J, Liu L and Wu Z F. 2020b. Integration of GF2 optical, GF3 SAR, and UAV data for estimating aboveground biomass of China's largest artificially planted mangroves. *Remote Sensing*, 12(12): 2039 [DOI: 10.3390/rs12122039]
- Zhu Y H, Wang S G, Liu K and Zou J M. 2010. Preliminary study on carbon storage of mangrove vegetation in estuaries based on remote sensing models//Paper Presented at the 2010 Chinese Society for Sustainable Development. Jinan 2010:354-357. (朱远辉, 王树功, 刘凯, 邹建明. 2010. 基于遥感模型的河口红树林植被碳储量研究初探//2010中国可持续发展论坛暨中国可持续发展研究会学术年会. 济南. 2010:354-357)
- Zscheischler J, Westra S, van den Hurk B J J M, Seneviratne S I, Ward P J, Pitman A, AghaKouchak A, Bresch D N, Leonard M, Wahl T and Zhang X B. 2018. Future climate risk from compound events. *Nature Climate Change*, 8(6): 469-477 [DOI: 10.1038/s41558-018-0156-3]

## Progress in remote sensing monitoring of Mangrove carbon storage

DENG Songwen<sup>1</sup>, YANG Fei<sup>2</sup>, WANG Yinghui<sup>1</sup>, ZHANG Wei<sup>1</sup>, WANG Wenhuan<sup>1</sup>

1. School of Marine Sciences, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract:** Mangroves are important blue carbon ecosystems that play a key role in maintaining global marine carbon cycles and mitigating the rate of climate change. Remote sensing, due to its advantages of good repeatability, high resolution, and low cost, can better facilitate the monitoring and management of mangrove carbon resources. This study reviews the research progress of remote sensing-based mangrove carbon reservoirs and categorizes the development into three stages based on the research content and depth: the early exploration stage (2007—2012), which primarily focused on global mangrove mapping and the extraction of spatial structural information; the midterm application research stage (2013—2015), which estimated mangrove carbon stocks based on previous research achievements; and the comprehensive development stage (after 2016), characterized by improving accuracy in carbon stock estimation and a research focus on the impact mechanisms of environmental factors on mangrove carbon reservoirs. The current status of optical remote sensing and radar remote sensing methods is reviewed, and the degree of improvement in results through the fusion analysis of these two remote sensing techniques is explored. Furthermore, the performance of various mangrove carbon models in estimating carbon stocks and simulating carbon cycling in mangroves is discussed. From the two important carbon reservoirs of biomass and soil in mangroves, relevant research on their carbon stocks is reviewed. The biomass carbon reservoir is primarily composed of carbon stored in vegetation roots, stems, and leaves, and it is a major influencing factor in mangrove primary productivity. However, the biomass carbon stock is highly affected by human activities and natural influences, resulting in considerable fluctuations. The soil carbon reservoir, which accounts for approximately 49%—98% of the total carbon stock in mangroves, is the largest carbon reservoir in mangrove ecosystems. However, research on soil carbon reservoirs is relatively limited compared to biomass carbon reservoirs, primarily due to challenges in acquiring remote sensing data and dealing with complex optical characteristics. In consideration of the crucial role of mangrove ecosystems in carbon sequestration and the achievement of carbon-related goals, the need for improvements in applying mangrove carbon sinks to carbon accounting and statistics is analyzed, and the potential applications of unmanned aerial vehicle remote sensing technology and artificial intelligence in mangrove carbon stock estimation are explored.

**Key words:** Mangroves, remote sensing, carbon model, biomass carbon stock, soil carbon stock, UAV remote sensing

**Supported by** National Natural Sciences Foundation of China (No. 42171079); Guangxi University Young and Middle-aged Teachers Basic Ability Improvement Project (No. 2021KY0013)