

DOI: 10.5846/stxb202206231782

胡天宇, 赵旦, 曾源, 郭庆华, 何洪林. 面向生态系统评估的多源数据融合体系. 生态学报, 2023, 43(2): 542-553.

Hu T Y, Zhao D, Zeng Y, Guo Q H, He H L. Advances in multi-source data fusion for ecosystem assessment. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(2): 542-553.

面向生态系统评估的多源数据融合体系

胡天宇^{1,2,3}, 赵 旦^{3,4,*}, 曾 源^{3,4}, 郭庆华^{5,6}, 何洪林^{3,7,8}

1 中国科学院植物研究所植被与环境变化国家重点实验室, 北京 100093

2 国家植物园, 北京 100093

3 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049

4 中国科学院空天信息创新研究院遥感科学国家重点实验室, 北京 100101

5 北京大学地球与空间科学学院 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871

6 北京大学城市与环境学院, 北京 100871

7 中国科学院地理科学与资源研究所 生态系统网络观测与模拟重点实验室, 北京 100101

8 国家生态科学数据中心, 北京 100101

摘要: 基于生态系统服务功能的生态系统评估是识别生态环境问题、开展生态系统恢复和生物多样性保护、建立生态补偿机制的重要基础, 也是保障国家生态安全、推进生态文明建设的重要环节。生态系统评估涉及生态系统多个方面, 需要多要素、多类型、多尺度的生态系统观测数据作为支撑。地面观测数据和遥感数据是生态系统评估的两大数据源, 但是其在使用时常存在观测标准不一、观测要素不全面、时间连续性不足、尺度不匹配等问题, 给生态系统评估增加了极大的不确定性。如何融合不同尺度的观测数据量化生态系统服务功能是实现生态系统准确评估的关键。为此, 从观测尺度出发, 阐述了地面观测数据、近地面遥感数据、机载遥感数据和卫星遥感数据的特点及其在问题, 并综述了这几类数据源进行融合的常用方法, 并以生产力、固碳能力、生物多样性几个关键生态参数为例介绍了“基于多源数据融合的生态系统评估技术及其应用研究”项目的多源数据融合体系。最后, 总结面向生态系统评估的多源数据融合体系, 并指出了该研究的未来发展方向。

关键词: 数据融合; 近地面遥感; 机载遥感; 卫星遥感; 尺度上推

Advances in multi-source data fusion for ecosystem assessment

HU Tianyu^{1,2,3}, ZHAO Dan^{3,4,*}, ZENG Yuan^{3,4}, GUO Qinghua^{5,6}, HE Honglin^{3,7,8}

1 Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China

2 China National Botanical Garden, Beijing 100093, China

3 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

4 State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

5 Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

6 College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

7 Key Laboratory of Ecosystem Network Observation and Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

8 National Ecosystem Science Data Center, Beijing 100101, China

Abstract: Ecosystem assessment is an important basis for ecological problems identification, ecosystem restoration, biodiversity protection, and ecological compensation. It is also a piece of decision-making information for protecting national ecological security and promoting the construction of ecological civilization. Ecosystem assessment involves multiple aspects

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0500000); 国家自然科学基金(41901358, 31971575)

收稿日期: 2022-06-23; **采用日期:** 2022-11-29

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhaodan@aircas.ac.cn

of the ecosystem, such as carbon sequestration, soil and water conservation, biodiversity, etc. Observation data covering multiple ecosystem services and different scales is the fundamental requirement to carry out a comprehensive assessment. Field observation and remote sensing data are the major data sources for ecosystem assessment. However, there are still many problems while directly using these data in assessment, such as different observation protocols, incomplete observation elements, insufficient time continuity, and inconsistent observational scales, which would bring large uncertainty to ecosystem assessment. How to fuse these multi-sources data and accurately extract ecological parameters is the key to effective ecosystem assessment. According to the observational scale, this paper classified the observation data into four types, including ground observation data, near-surface remote sensing data, airborne remote sensing data, and spaceborne remote sensing data, then reviewed the characteristics and limitations of these multi-source data, and summarized data fusion methods between them. Ground observation data is always discrete distribution and limited coverage and is recognized as ground truth for the remote sensing data. With ecological theory, such as allometry theory or species-area relationship, ground observation data from different sources can be standardized or fused to improve the temporal or spatial coverage of ecological parameters. Near-surface and airborne remote sensing data have fine spatial resolution and large spatial coverage, which can be directly retrieved or linked with ground observation data to produce scale-matched ecological parameters which can be considered as ground truth-like data. Spaceborne remote sensing data is spatially and temporally continuous observation and is used as an important data source for ecosystem assessment. The machine learning approaches are the conventional method in the ground observation data and spaceborne remote sensing data fusion, but it is usually suffered by the spatial mismatch between ground survey and pixel size. Using near-surface and airborne remote sensing data as a medium is a new solution in ground observation data and spaceborne remote sensing data fusion which can avoid scale mismatch problems and reduce the uncertainty of ecological parameters. Moreover, this paper used several key ecological parameters as examples, such as productivity, carbon sequestration capacity, and biodiversity, to introduce the multi-source data fusion methods proposed by the National Key R&D Program of China “Ecosystem Assessment Technology and Application Research Based on Multi-source Data Fusion”. Finally, we summarized multi-source data fusion methods and pointed out directions for future research.

Key Words: data fusion; near-surface remote sensing; airborne remote sensing; satellite remote sensing; scaling up

生态系统评估是指导生态系统恢复、开展生物多样性保护以及构建生态补偿机制的重要基础,也是保障国家生态安全、推进生态文明建设的重要环节。生态系统提供的水源涵养、土壤保持和防风固沙、生产力和固碳等生态系统服务功能不仅是维持人类社会生存和发展的基础,还是生态系统评估的核心内容^[1]。如何准确刻画生态系统过程、量化生态系统服务功能一直是生态系统研究中的关键科学问题之一,也是科学、准确地开展生态系统评估的基础。

生态系统服务功能取决于一定时间和空间上的生态系统结构和生态过程,国家、省、市、保护区等不同尺度决策者制定政策时需要相应尺度生态系统评估结果作为理论支撑^[2]。目前,生态系统评估尺度主要划分为洲际尺度、国家尺度、局地尺度等^[3],开展不同尺度的生态系统评估需要对应尺度的数据^[4](图1)。洲际尺度的生态系统评估主要采用覆盖全球、中低分辨率的卫星遥感数据,如 AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer)、MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)等。洲际尺度的生态系统评估以联合国千年生态系统评估(millennium assessment, MA)为开端,该评估综合运用遥感技术生成的土地覆被和生态参数数据,构建了生态系统的评估指标体系,对全世界生态系统及其提供的服务功能(例如洁净水、食物、林产品、洪水控制和自然资源)状况与趋势进行了全面的科学评估,并提出了恢复、保护或改善生态系统可持续利用状况的各种对策^[5]。国家尺度的生态系统评估主要采用中高分辨率遥感数据,如中国环境星 HJ-1A/B、美国 Landsat 系列等。目前,国家尺度生态系统服务评估常直接利用卫星遥感反演土地覆被数据和生

态参数对生态系统服务进行定量评估,或将土地覆被和生态参数输入到遥感数据驱动的生态系统过程模型中得到生态系统服务的指标,并结合“参照系—现状—变化量”等评估框架进行生态系统评估^[4,6-7]。全球多个国家参照国际千年生态系统评估框架也分别进行了不同时间段的生态系统评估^[8],中国也采用上述方法进行了多次全国陆地生态系统的综合评估^[9-10]。局地尺度的评估主要是针对某一区域的某一特定生态系统的评估,受评估对象的面积大小和时间长度影响使用的数据源存在较大的变化。面积较大区域的评估,如青藏高原^[11]、黄土高原地区^[12]、西南生态脆弱区^[13]、天然林保护工程区^[14-15]等,仍然主要采用 16/30m 的空间分辨率的卫星遥感数据,如我国高分 GF 系列数据和美国 Landsat 系列等。而一些面积较小的区域往往采用高分辨率甚至甚高分辨率数据,如欧洲 Sentinel 和我国高分 GF 系列数据、美国 WorldView、法国 Pleiades 等。在局域尺度开展长时序的生态系统评估还会采用更粗分辨率的卫星遥感数据,如李冠稳等利用 MODIS 数据评估 2000—2018 年赤水河流域生态系统质量的变化趋势^[16]。

除卫星遥感监测外,地面观测和生态系统模型模拟也是生态系统评估中获取生态系统信息的主要技术手段。地面观测能够直接提供生态系统评估所需大量生态系统服务功能指标,而且还是卫星遥感反演和生态系统模型模拟的重要输入。当前,国内外均开展了大量地面调查和长期监测,并积累了大量的生态系统地面观测数据,如中国生态系统研究网络(Chinese Ecosystem Research Network, CERN)、LTER(Long-Term Ecological Research)、NEON(National Ecological Observatory Network)等。虽然这些生态系统观测网络获取了长时序局地尺度上的地面观测数据,但这些数据本身以及与其他来源数据的融合问题,使其在生态系统评估中使用仍然存在一定的难点:由于地面观测数据的调查方法和时间不一致,导致其在生态系统评估中未得到充分利用;由于不同来源数据间的时空尺度不匹配,给区域尺度生态系统评估带来了较大的不确定性^[4]。生态系统过程模型具有较强机理性,能够模拟不同时空尺度的生态系统过程,被广泛用于生态系统服务功能评估和研究。然而,当前的生态系统过程模型难以准确描述生态系统空间异质性,对关键生态过程的模拟还存在较大不确定性^[17],并且不能综合评估水源涵养、土壤保持和防风固沙、生产力和固碳等生态系统服务功能^[18]。

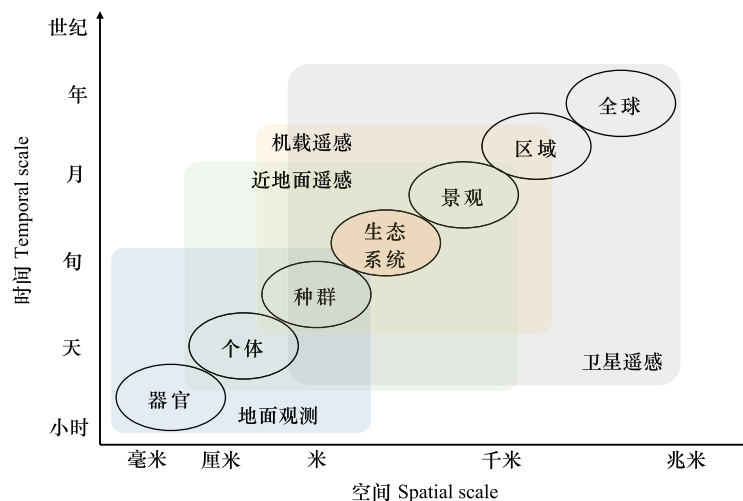


图 1 不同研究对象与观测方法的时空尺度关系

Fig.1 The spatial and temporal scales relationship between research objects and observation methods

虽然国内外学者利用地面观测、遥感监测和模型模拟等技术手段在不同尺度上成功开展了系列生态系统评估工作,但是其数据融合过程中仍存在很多问题。例如,许多研究主要采用“地面-星载”的融合技术,由于地面观测范围与卫星像元大小不一致,导致地面观测数据和空间栅格数据存在尺度不匹配问题。为解决上述问题 CERN 和 NEON 等观测网络引入先进遥感观测手段,将近地面和机载遥感数据引入观测计划,试图突破“地面-星载”融合技术的瓶颈,实现了多源数据的同步获取与融合应用^[19]。为此,本文从生态系统评估所需

的观测数据出发,按照观测尺度介绍地面观测数据、近地面遥感数据、机载遥感数据和卫星遥感数据的特点,并综述了这几类数据源进行融合的常用方法,最后以生产力、固碳能力、生物多样性几个关键生态参数为例介绍了“基于多源数据融合的生态系统评估技术及其应用研究”项目的多源数据融合体系。

1 面向生态系统评估的多源数据

生态系统评估需要多要素、多类型、多尺度的生态系统观测数据作为支撑。目前,生态系统观测数据的来源可以概括分为地面观测和遥感观测两种^[20]。考虑到生态系统评估的实施是在特定尺度上开展的,本文按照尺度将用于生态系统评估的多源数据分为四类:地面观测数据、近地面遥感数据、机载遥感数据和卫星遥感数据^[21]。这些数据各有所长(表1),单独使用均能够解决特定的生态系统评估问题,但如何将它们融合起来,形成多尺度的生态系统要素标准化数据,仍然有待深入的研究与统一,以形成一个面向生态系统评估的多源数据融合技术体系。

表1 面向生态系统评估的多源数据及其特点

Table 1 The type and characteristics of different data used for ecosystem assessment

数据类型 Data type	空间特性与观测粒度 Spatial types and resolution	空间覆盖范围 Observation extent	数据特点 Data characteristics
地面观测数据 Ground observation data	点状数据	覆盖范围 1—1000m ²	难以形成空间连续的数据
近地面遥感数据 Near-surface remote sensing data	空间连续数据,分辨率高达厘米-亚米级	样地-景观尺度	数据精度高、时效性高、灵活部署 难以同步获取多传感器数据
机载遥感数据 Airborne remote sensing data	空间连续数据,分辨率高达亚米级	景观-区域尺度	数据精度高、容易同步获取多传感器数据 时效性差、成本高、
星载遥感数据 Spaceborne remote sensing data	多为时空连续数据,分辨率米级-公里级	全球尺度	连续观测、覆盖范围广 与地面样点数据尺度匹配性差

1.1 地面观测数据

地面观测数据不仅是开展生态系统评估的基础,还是用于验证其他观测手段的重要依据。地面观测数据的观测尺度为 1—1000m²,一般通过设置临时或长期的样方或样带,采用人工调查或自动观测的方法获得。根据其观测的持续性,可分为临时观测数据和长期观测数据。临时观测数据多散落于文献和专著中,其特点是数量庞大、观测内容繁多、时间跨度大。临时观测数据在获取过程中虽然采用了相应的调查技术规范^[22—23],但是由于不同研究之间关注的生态系统要素以及科学问题不同,最终采取的调查方法仍存在一定的差异,如样方大小、观测要素、采样数量等。因此,如何将零散、杂乱的临时观测数据整合成标准、全面、可比的数据集尤为重要。长期观测数据主要来源于研究机构或研究人员设立的固定监测样地,如国家生态系统监测网络、中国生态系统研究网络、中国森林生态系统监测网络、森林多样性大样地监测网络(The Chinese Forest Biodiversity Network, CForBio)等。与临时观测数据相比,长期观测数据的特点是观测技术统一、观测要素全面、观测时间连续。但是由于天气、设备、人员等因素影响,长期观测数据常受到数据缺失的困扰,比如个别要素的缺失、部分时间通量数据缺失、部分时段的气象数据记录异常等。总体而言,地面观测数据获取的是点状信息,虽然能够通过采用抽样调查的方法得到县、市、省、国家等尺度生态系统服务功能整体信息,但是获取大范围的数据需要耗费大量人力和时间、且无法形成空间连续的数据用于更精细的生态系统评估。

1.2 近地面遥感数据

近地面遥感是近年来新兴的数据获取方式^[24],由于其观测尺度更贴近地面,能够获取厘米级别的遥感数据,被认为是衔接地面观测和传统遥感的重要桥梁。近地面遥感数据覆盖范围主要取决于具体采集的平台,例如背包平台获取的数据范围通常在几十公顷左右,而无人机平台可以快速获取数千平方公里的数据。通过搭载各种小型化传感器,近地面遥感平台能够获取 RGB 影像、激光雷达点云、多光谱/高光谱影像、热红外影像、微波数据等多种类型数据,并提取生态系统-景观尺度的关键生态参数^[21]。研究表明,近地面遥感在部分参

数上能够获取与传统地面调查方法相近的精度,如森林地上生物量(R^2 可达 0.98,偏差在 3%以内)^[25]、树木胸径(精度在 2cm 左右)^[26]、树高($R^2 > 0.95$,均方根误差小于 0.65m)^[27]等。但是,受限观测平台载荷、观测方式和传感参数的差异,近地面遥感平台难以直接获取完整的多源遥感数据,需要进行后续的融合处理。例如,背包/地基激光雷达能够获取详细的林冠内部信息,但容易缺失树冠上部信息,无人机激光雷达则相反;由于无人机激光雷达扫描与多/高光谱传感器的视场角差异以及获取所需的天气条件不同,往往无人机激光雷达数据与多/高光谱数据是分多次飞行获取,后期需要通过算法或地理位置进行融合配准。

1.3 机载遥感数据

遥感技术的起源是从航空平台上的获取照片开始的,时至今日,机载遥感已经成为局地尺度最为高效的技术手段,兼具效率与精细化的特征,但时效性差、成本高。机载遥感平台可同时搭载多个传感器,单次飞机即可获取多源遥感数据,如多光谱、三维点云和高光谱数据,进而对生态系统的类型、垂直结构、生态参数进行精细刻画^[28-29],进而反应生态系统服务功能水平。机载遥感数据的特点是空间分辨率,可见光和多光谱数据往往能达到优于 20cm 的分辨率,高光谱数据一般能达到亚米级分辨率,而激光雷达也通常能优于 4 点/ m^2 。近年来,国内外先后集成了一些主被动多传感器系统,如激光雷达、多/高光谱、热红外等,用于大区域森林生物多样性和碳储量制图^[30-31],植被结构、叶片光谱和表面温度观测^[32],土地覆盖变化、生态系统结构和地球化学循环研究^[33]以及生态系统类型、参数和功能的定量化监测^[34-35]。与无人机近地面遥感相比,机载遥感在监测上百平方公里的生态系统时效率更高、更具优势,且获取的多源数据之间不需要单独进行配准,但在多区域开展监测上则不如无人机近地面遥感便捷。

1.4 星载遥感数据

星载遥感数据是目前生态系统评估研究使用最多的数据源。受益于对地观测系统的不断发展^[36],星载遥感持续提供着全球覆盖、亚米级-公里级分辨率、长时间序列的数据,并生成反映生态系统功能的数据产品^[37-38],例如:MODIS 数据产品^[39]、哥白尼计划的陆表数据产品^[40]、全球陆表特征参数(Global Land Surface Satellite, GLASS)^[41]、全球叶绿素荧光数据^[42]和 ChinaCover 土地覆被量与质一体化数据集^[43]等。自 2016 年巴黎协定签订以来,全球还陆续发射了一批以生态系统为对象、针对性更强的卫星或传感器^[44],为未来生产符合生态系统评估需求的数据产品奠定了基础,如能够获取生态系统结构信息的星载激光雷达 ICESat2 (Ice, Cloud and land Elevation Satellite) 和 GEDI (Global Ecosystem Dynamics Investigation),获取温室气体的卫星 GOSAT (Greenhouse Gases Observing Satellite)、OCO (Orbiting Carbon Observatory) 和二氧化碳监测科学实验卫星 (TanSat),监测表面温度与蒸散发的生态系统星载热辐射计 ECOSTRESS (ECOsysteM Spaceborne Thermal Radiometer Experiment on Space Station)。但是上述的部分卫星获取的是空间离散数据,需要融合其它数据形成空间连续的数据。总体而言,卫星遥感数据及其产品在生态系统评估中应用主要面临两个主要问题:全球产品在局域、区域尺度的适用性问题和高空间分辨率和高时间分辨率无法兼具的问题^[4]。

2 面向生态系统评估的多源数据融合方法研究进展

与单一数据源比,多源数据能够为生态系统评估提供更多信息,但由于数据的时空尺度、结构组成的差异,这些数据往往无法直接在生态系统评估使用,需要通过特定的算法将其融合形成全面、准确、可用的信息。根据数据的观测尺度不同,各种类型数据融合方法也具有非常大的差异,本节主要综述了不同尺度的多源数据之间的融合进展。

2.1 地面观测数据融合

地面观测数据之间的融合主要是通过对不同来源的观测数据进行整合、标准化,提升数据集在时空范围上的覆盖程度,进而服务于不同尺度的生态系统评估。由于调查准则不一致、记录要素不一致和处理方法等原因,常常导致同个观测要素在不同来源的地面观测数据之间不可比、部分地面观测数据缺失特定的要素、不同处理方法之间存在系统误差等问题,从而无法直接将所有数据用于生态系统评估中。地面观测数据之间融

合主要通过统计方法或者生态理论来解决上述问题,下面以生态系统评估中的关键生态参数碳和生物多样性的研究进展为例说明地面观测数据之间融合的方法。生物量是评估森林生态系统碳储量的重要要素之一,虽然不同文献和不同学者采用的调查面积不一致,但是可以将生物量换算成生物量密度形成标准可用的数据。此外,林业领域也采集了大量样方数据,由于研究目的不同其记录的多为蓄积量,可采用 BEF (Biomass Expansion Factor) 方法将不同森林的蓄积量转换成地上生物量^[45]。由于地下生物量难以获取,学者常用根冠比实现地下生物量的估算,从而获取更完整的生态系统生物量数据。生物多样性数据由于调查面积的差异,不同数据之间往往不可比,当需要用于不同区域的比较时,需要利用种—面积曲线进行校正^[46]。例如, Rahbek 和 Graves^[47]利用种—面积曲线将多样性数据按面积进行标准化,实现了不同尺度南美洲鸟类多样性分布格局的比较;Keil 和 Chase 基于 1336 个森林样点数据,通过构建模型融合不同区域物种分异以及区域内的物种-面积分布规律绘制了全球树种多样性分布^[48]。总体来看,不受观测尺度影响的地面观测数据在进行融合时可以通过简单的数量关系来实现融合和标准化,例如面积差异、物种数量差异等,而具有尺度效应的地面观测数据,如物种多样性、叶面积指数等,则在融合时的难度更大,需要融入更多的生态理论进行约束。

2.2 近地面遥感数据、机载数据与地面数据融合

近地面、机载遥感数据与地面观测数据的融合主要是提升地面观测数据的空间尺度,将样点尺度的生态参数外推到景观/局地/区域尺度,进而服务于对应尺度的生态系统评估,或者与卫星遥感数据进行进一步融合用于更大尺度的评估。得益于近地面遥感数据的甚高空间分辨率,许多个体和群体关键生态参数可以直接通过近地面遥感数据测量获得,如单木树高、单木胸径、覆盖度、叶面积指数等^[26-27],地面观测数据在这过程中更多是起到验证作用。对于其他无法直接提取的关键生态参数,如地表可燃物量、地上生物量、植物含水量、生物多样性等,大部分学者均采用统计回归或机器学习的方法来实现近地面遥感数据与地面观测数据融合^[49],但这种方法只适用于群体的关键生态参数,无法用于个体参数。具有较高分辨率的机载遥感数据可以与近地面遥感一样与地面数据进行融合,但对于空间分辨率相对较低的机载遥感数据通常难以利用直接提取的方法获取个体关键生态参数,多采用直接提取或统计回归的方法实现群体参数的估算^[50]。从本质上来看,近地面、机载遥感数据与地面观测数据的融合是生态参数反演,数据源之间存在较小的尺度不匹配问题,其核心在于反演模型的构建。目前大量研究基于特征贡献度、相关性等筛选因子构建反演模型,但是这类方法往往缺乏机理性、普适性较差且需要大量地面观测数据进行训练。如何构建和筛选遥感特征,建立简单、可移植性强的模型是该融合技术的难点。

2.3 近地面遥感数据与机载数据融合

近地面遥感平台和机载遥感平台之间也常常进行融合用于获取更完整的生态系统信息。对于同种平台获取的多源遥感主要通过提取同名地物建立空间转换关系实现空间位置匹配,从而将数据在像元级实现融合^[51]。以激光雷达数据与光学影像数据的融合为例,常用的匹配算法包括 2D-2D 的配准、3D-3D 的配准和 3D-2D 的配准。2D-2D 的配准是将点云生成深度或强度影像,再基于特征或灰度区域对点云影像和正射影像进行配准^[52];3D-3D 的配准则是将重叠影像密集匹配为摄影测量点云,以两点集之间的距离最近为原则计算摄影测量点云与激光雷达点云之间的坐标变换参数,实现激光雷达点云与正射影像的配准^[53];3D-2D 的配准方式是直接在点云和影像之间进行配准,主要是通过点云和影像之间寻找同名特征实现配准,常用的特征主要有特征点、直线特征和平面特征^[54]。基于匹配后的多源近地面/机载遥感数据利用统计回归、机器学习等方法可以在像元、对象尺度或者决策层进一步融合遥感特征,并结合地面观测数据实现土地覆被类型、森林生物量、生物多样性等生态参数的高精度估算^[55-58]。对于不同平台的融合,常常由于观测尺度差异使得它们很难从像元级进行融合,如近地面遥感平台中的背包和无人机获取的激光雷达数据融合等,如何实现上述数据的像元级融合仍是该领域的难题。

2.4 星载遥感数据与地面观测数据融合

星载遥感数据与地面观测数据融合技术是当前生态系统评估研究中获取时空连续的生态参数主要方法。

目前,国内外学者仍主要基于“地面-星载”的数据融合方法构建生态参数产品,如生态系统类型、叶面积指数、总初级生产力、地上生物量等。根据生态参数性质的不同,“地面-星载”融合过程中使用的方法也存在较大的差异。定性化的生态参数,如土地覆被、生态系统类型、植被类型等,主要在像元或对象尺度上提取特征数据并采用最大似然估计、决策树、支持向量机、随机森林、人工神经网络等机器学习方法融合地观测数据构建分类器实现生态参数的提取^[59]。部分研究在上述基础上,在决策层融入基于地形、气候等控制的植被分布规律信息,实现生态系统类型的进一步细化^[43]。定量化的生态参数则主要通过简单统计模型、机器学习模型或机理模型实现“地面-星载”融合方法,例如大量学者利用随机森林方法融合星载激光雷达、光学遥感和地面数据实现不同尺度森林地上生物量的绘制^[60-61];利用 MODIS 观测的光合有效辐射结合生态类型查找表输入到光能利用模型生产 GPP (Gross Primary Production) 产品^[62]。

国内外学者在开展生态系统评估时,多数直接将上述方法生产的遥感产品引入生态系统评估模型中,没有考虑产品的时空尺度差异以及对本地的适用性,这势必会对评估结果造成影响^[4]。与近地面、机载遥感数据相比,卫星遥感数据的空间分辨率更低,想要建立其与地面观测数据的直接联系往往更为困难。定性化的生态参数在融合时能够更好地建立联系受尺度匹配影响较少,但是对于定量化的生态参数,由于地面观测数据本身的观测尺度和定位信息存在局限性,很难做到与像元的精准匹配。但也有一些学者专门为校验卫星遥感数据建立了真实性检校场,通过设计精确的地面样地范围并测量样地的各种生化、理化参数,实现地面观测数据与卫星遥感像元的精准匹配^[63],但是这类检校场数量有限且建设成本较高,无法满足大面积的校正。近年来,随着部分高分辨率的卫星出现,如 10m 分辨率的哨兵 2 号,能够在一定程度上缓解“地面-星载”数据之间的不匹配问题,但是这些卫星在观测时间长度和生产生态参数产品种类有限,无法满足生态系统评估对生态参数的类别和时序性需求。因此,在“地面-星载”数据之间急需引入无人机和机载遥感数据作为桥梁,实现星空地一体化的无缝衔接^[43]。该融合方式一方面避免了尺度不匹配问题,另一方面由于无人机和机载遥感数据观测范围更大能够更好地反映生态系统的异质性从而提升精度。

此外,卫星遥感数据自身也存在多源数据融合的问题,按照数据源不同可分为同质遥感数据融合和异质数据融合,前者以可见光-近红外波段成像的光学数据之间的数据级融合最为常见,以缓解“时间-空间-光谱”分辨率之间的固有矛盾;后者主要针对不同成像手段之间的融合,包括光学-红外、光学-雷达等,以进一步提高数据的信息量^[64],本文不详细讨论该方面内容。

3 面向生态系统评估的多源数据融合

获取时空连续的生态系统组成、结构和功能参数是开展生态系统评价工作的前提,如何通过融合地面、无人机、机载和星载数据突破单一数据源的局限是确保生态系统评估准确的关键。“基于多源数据融合的生态系统评估技术及其应用研究”项目通过研究地面观测数据、近地面遥感数据、机载遥感数据和星载遥感数据的融合技术,发展了多尺度生态参数估算方法,形成了标准化的生态参数数据集(图 2),服务区域或国家尺度生态系统评估^[65]。本文以生态系统生产力、固碳能力、生物多样性等关键服务功能评估指标的估算为例,阐述项目在不同尺度上采用的多源数据融合方法。

3.1 生态系统生产力评估

生产力是区域和国家尺度生态系统评估中最常用的评价指标之一。目前,生态系统评估多采用 MODIS GPP 产品,然而由于其光合作用模型的参数主要根据查找表获得,在特定区域和国家使用时存在一定不确定性从而影响最终评估结果。如何融合多源数据提升生产力产品精度是生态系统评估的重要问题。为此,项目针对影响 CASA (Carnegie-Ames-Stanford Approach) 模型估算 GPP 精度的主要环节,通过融合地面观测获取的植被功能参数和通量观测数据、风云卫星和 MODIS 遥感数据,实现区域和国家尺度的总初级生产力准确估算。项目通过整合 CERN 站点长期监测数据分区、分类型建立我国典型植被类型的最大光能利用效率数据集优化 CASA 模型参数;在 ChinaFLUX 通量数据质量控制与处理技术体系基础上^[66],通过增加谱校正、

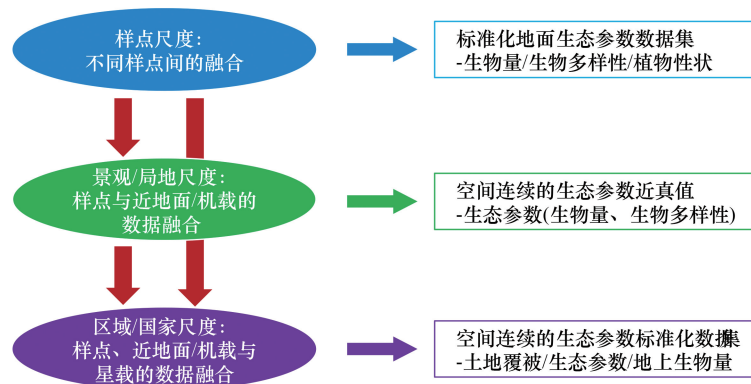


图 2 多源数据融合与多尺度标准化数据

Fig.2 The fusion of multi-source data and the standardized products at different spatial scales

补充异常数据判断方法、完善夜间数据摩擦风速判断方法和补充缺失数据插补方式,降低观测数据的不确定性,用于 CASA 模型的验证和参数率定;并在 CASA 模型中融入风云卫星数据提升日照累计时数的精度来优化光合有效辐射;引入 MODIS 数据的近红外与短波红外数据优化水分胁迫系数。经过融合多源数据的 CASA 优化模型在站点尺度和像元尺度均有较好的估算精度,与两叶模型相比更适用于区域尺度的生产力监测,且在 250m 像元尺度的全国 NPP (Net Primary Production) 监测中效果更佳^[67]。最终,项目分别构建了长时间序列的碳、水通量观测数据集、250m 像元尺度的 2000-2020 年全国逐月 NPP 数据集,为多尺度的生态系统生产力评估提供了数据支撑。

3.2 生态系统固碳能力评估

固碳能力是生态系统关键服务功能之一,也是当前国家实现“碳中和”的重点关注指标。准确评估不同生态系统的固碳能力不仅有助于揭示全球变化对陆地生态系统碳库的影响,也有助于政府决策的制定和现有气候应对策略有效性的评估。目前,实现区域和国家尺度植被地上生物量的精准估算存在以下问题:1) 缺乏覆盖不同区域、不同类型的地上生物量标准数据集,难以实现国家尺度植被地上生物量的准确估算;2) 地面观测数据的覆盖范围有限,传统的“地面-星载”融合方法存在尺度不匹配问题;3) 光学遥感、微波遥感的地上生物量估算方法易受饱和问题影响且精度有限。

针对上述问题,项目通过整合不同来源的地面调查数据,并引入无人机-机载-星载激光雷达数据,实现不同尺度植被地上生物量的精确估算。来自历史文献、共享数据库等多种渠道的地面调查数据是开展植被碳储量的验证,或者按分区、分类型遴选作为生态系统评估的理想参照系^[68]的重要数据来源,但是这些数据通常存在不同器官生物量信息不全、植物种类不全等问题。为此,本项目提出了“地面观测的陆地生态系统碳储量多源数据融合”方法,利用不同区域典型异速生长方程和生物量分配系数将分散的不同器官生物量(根、茎、叶),不同层次生物量(乔、灌、草)进行融合形成生态系统植被碳储量数据^[69]用于区域和国家尺度的建模和验证。

针对地面观测数据与卫星数据融合的尺度不匹问题,项目提出了两种数据融合方法实现了无人机航飞区空间连续的森林地上生物量估算。1) 单木集成法:采用单木分割算法从无人机激光雷达数据中获取单木的树高和冠幅,结合地面调查数据或历史文献数据获取的异速生长方程实现单木生物量计算,汇聚样区内所有单木生物量数据实现森林地上生物量无缝估算^[70]。由于基于树高或树高和冠幅的异速生长模型较少,该方法的适用性有限。为此,本项目提出了一种适用于森林环境的多平台激光雷达点云数据自动融合方法,通过融合无人机激光雷达获取的林冠上层信息和背包激光雷达数据获取林冠下层信息^[71],实现树高和胸径的完整获取进而提升生物量估算精度。2) 基于异速生长方程指导的数据融合方法:以地面观测数据为基础,通过构建以无人机树高数据和高分辨率卫星 NDVI 数据的异速生长方程,最终实现区域生物量估算^[72]。该方法

与其他统计回归方法相比更具备生态学意义,与机器学习方法相比更简单对地面观测数据需求更低。

为提升全国尺度的植被地上生物量估算精度,项目引入激光雷达数据并通过“地面-机载-星载”的数据融合方法实现完成了全国尺度 2015 年植被地上生物量绘制。在典型综合样区,利用机载激光雷达数据的高精度三维信息,结合地面调查数据,建立基于机载激光雷达数据提取的高度和密度参量的高精度地上生物量模型;结合星载激光雷达提取的冠层高度信息、MODIS 时间序列数据和植被类型等信息,并分区、分类别建立地上生物量外推模型,将典型综合样区和更多样地地上生物量外推到全国^[43,73-75]。经过独立精度验证,森林地上生物量预测值与实测值的均方根误差为 32 Mg/hm²;草地地上生物量预测值与实测值的均方根误差低于 100g/m²;农田地上生物量预测值与实测值的均方根误差低于 200g/m²。

最终项目构建了 2010s 中国陆地生态系统植被碳储量数据集 1 套,基于近地面的森林地上生物量数据集 4 套,基于机载激光雷达的古田山保护区森林地上生物量数据集 1 套,以及 2000、2005、2010 和 2015 年四期全国标准化植被地上生物量数据集,服务于不同尺度的生态系统固碳能力评估。

3.3 生态系统生物多样性评估

生物多样性是生态系统评估中不可或缺的参数。生物多样性的高低直接或间接影响着生态系统结构和功能的多样性,也是维持生态系统稳定的重要因素。通常来说,生物多样性越丰富的区域,其对应的生态系统质量也就越好。与其他生态系统评价指标相比,生物多样性指标获取难度更大,尤其是获取区域尺度生物多样性一直是该领域的难题。项目分析长白山、古田山、西双版纳三个典型森林大样地的无人机激光雷达和植物生物多样性数据发现,森林结构参数与植物多样性具有非常好的相关关系,可以构建回归模型实现整个扫描区域的植物多样性信息估算。但是,该方法解释率有限需要融合更多的其它数据源实现植物多样性精准估算。为此,项目基于机载遥感数据获取的激光雷达和高光谱数据,在“决策层”融合结构信息和光谱信息实现了森林乔木物种多样性估算:利用地面观测数据筛选表征物种多样性的最优生化组分和最优结构参数,并利用高光谱数据和激光雷达分别提取最优生化组分和结构信息;在单木尺度采用自适应模糊 C 均值聚类方法实现“生化组分”和“结构信息”向“遥感种”的融合;按 20m 分辨率获取最佳聚类数(即物种丰富度)并计算 Shannon-Wiener 和 Simpson 指数,实现研究区的森林乔木物种多样性监测与成图^[76-80]。最终,项目构建了多样性地面观测数据集,利用近地面遥感生产了长白山、古田山、西双版纳、过门山 4 个大样地的植物多样性数据集,以及古田山自然保护区物种多样性分布数据集,服务于不同尺度的生态系统生物多样性评估。

4 小结与展望

多源数据融合是构建时空连续的生态系统评估参数的重要技术手段。本文从不同尺度的观测数据出发,综述了地面观测数据、无人机、机载和卫星遥感数据之间数据融合的方法和进展,最后以“基于多源数据融合的生态系统评估技术及其应用研究”项目的部分成果为例,介绍如何利用地面观测-近地面遥感-机载-星载遥感等多尺度多源数据进行融合,实现生产力、固碳能力、生物多样性等关键服务功能评估指标提取。

总体而言,多源数据融合的核心关键是解决尺度匹配问题,但在不同尺度表现形式和实现方法均有差异。对于多源地面数据融合而言,由于观测尺度较为统一,重点解决的是因为调查方法和观测要素差异导致的不一致,通常采用数学统计或生态理论的方式,将多源地面数据进行查缺补漏标准化,实现不同来源数据之间可比。同平台的多源遥感数据融合而言,通常是在空间配准的基础上,通过特征级或决策级实现数据的融合。跨平台的多源数据融合则主要是通过统计方法将小尺度数据上推至更大尺度,其核心问题是如何降低平台之间空间尺度差异问题。

结合多源数据融合的研究进展以及项目在多源数据融合的探索经验,面向生态系统评估的多源数据融合方法未来发展过程中需要重点关注的几个方面:1)地面观测数据的融合需要从“广”向“深”发展。以地上生物量为例,可以汇聚历史文献数据实现更大范围的覆盖,但是这些数据无法保证时间连续性。如何利用现有知识,将这些时间上离散的地面观测数据,形成连续数据将不仅有助于理解气候变化和人类活动对生态系统

的影响,更有利于生态系统准确评估。2) 无人机近地面遥感数据需要在时空覆盖度上需要进一步积累。无人机数据在“地面-卫星”数据融合过程中起着重要的桥梁作用,但是受限于无人机数据量,在开展区域和国家尺度生态参数时估算,仍以地面观测数据与星载数据的直接尺度上推方法为主。此外,无人机近地面遥感数据的时间连续性也非常重要。由于无人机刚刚兴起,很多时候只能融合一期的数据,对于需要逐月,甚至逐日数据的研究而言,单次无人机数据的融合发挥的有效性非常有限。3) 深度学习等大数据技术需要进一步融入多源数据融合方法体系中。目前,大部分数据融合方法主要还是基于简单统计方法或者机器学习方法,这类方法对于小体量的数据效果非常有效。随着观测数据的体量增多,如何将深度学习等方法融入到现有体系是接下来的重要发展趋势。

参考文献(References):

- [1] 傅伯杰,周国逸,白永飞,宋长春,刘纪远,张惠远,吕一河,郑华,谢高地. 中国主要陆地生态系统服务功能与生态安全. 地球科学进展, 2009, 24(6): 571-576.
- [2] 于丹丹,吕楠,傅伯杰. 生物多样性与生态系统服务评估指标与方法. 生态学报, 2017, 37(2): 349-357.
- [3] 赵士洞,张永民. 生态系统评估的概念、内涵及挑战——介绍《生态系统与人类福利: 评估框架》. 地球科学进展, 2004, 19(4): 650-657.
- [4] 吴炳方,曾源,闫娜娜,曾红伟,赵旦,张森. 生态系统遥感: 内涵与挑战. 遥感学报, 2020, 24(6): 609-617.
- [5] Carpenter S R, DeFries R, Dietz T, Mooney H A, Polasky S, Reid W V, Scholes R J. Millennium ecosystem assessment: research needs. *Science*, 2006, 314(5797): 257-258.
- [6] 傅伯杰,周国逸,白永飞,宋长春,刘纪远,张惠远,吕一河,郑华,谢高地. 中国主要陆地生态系统服务功能与生态安全. 地球科学进展, 2009, 24(6): 571-576.
- [7] 刘慧明,刘晓曼,李静,蔡明勇,王桥,裴亮,申文明. 生物多样性保护优先区人类干扰遥感监测与评价方法. 地球信息科学学报, 2016, 18(8): 1103-1109.
- [8] 左璐,孙雷刚,徐全洪,刘剑锋,李晓婧,鲁军景. 区域生态环境评价研究综述. 云南大学学报: 自然科学版, 2021, 43(4): 806-817.
- [9] 刘纪远,邵全琴,于秀波. 中国陆地生态系统综合监测与评估. 北京: 科学出版社, 2016.
- [10] Ouyang Z Y, Zheng H, Xiao Y, Polasky S, Liu J G, Xu W H, Wang Q, Zhang L, Xiao Y, Rao E M, Jiang L, Lu F, Wang X K, Yang G B, Gong S H, Wu B F, Zeng Y, Yang W, Daily G C. Improvements in ecosystem services from investments in natural capital. *Science*, 2016, 352(6292): 1455-1459.
- [11] 陈槐,鞠佩君,张江,王元云,朱求安,颜亮,康晓明,何奕忻,曾源,郝彦宾,王艳芬. 青藏高原高寒草地生态系统变化的归因分析. 科学通报, 2020, 65(22): 2406-2418.
- [12] Wu X T, Wang S, Fu B J, Liu J G. Spatial variation and influencing factors of the effectiveness of afforestation in China's Loess Plateau. *Science of the Total Environment*, 2021, 771: 144904.
- [13] 刘国华. 西南生态安全格局形成机制及演变机理. 生态学报, 2016, 36(22): 7088-7091.
- [14] 朱教君,张金鑫. 关于人工林可持续经营的思考. 科学, 2016, 68(4): 37-40, 63.
- [15] 庞勇,蒙诗栋,史锴源,余涛,王晓慧,牛晓栋,赵旦,刘良云,冯敏,覃先林,王强,佃袁勇. 中国天然林保护工程区森林覆盖遥感监测. 生态学报, 2021, 41(13): 5080-5092.
- [16] 李冠稳,肖能文,李俊生. 基于理想参照系-关键指标的赤水河流域生态系统质量变化趋势分析. 生态学报, 2021, 41(18): 7114-7124.
- [17] 景永才,陈利顶,孙然好. 基于生态系统服务供需的城市群生态安全格局构建框架. 生态学报, 2018, 38(12): 4121-4131.
- [18] 黄从红,杨军,张文娟. 生态系统服务功能评估模型研究进展. 生态学杂志, 2013, 32(12): 3360-3367.
- [19] 廖小罕. 地理科学发展与新技术应用. 地理科学进展, 2020, 39(5): 709-715.
- [20] 侯鹏,王桥,申文明,翟俊,刘慧明,杨旻. 生态系统综合评估研究进展: 内涵、框架与挑战. 地理研究, 2015, 34(10): 1809-1823.
- [21] 郭庆华,胡天宇,马勤,徐可心,杨秋丽,孙千惠,李玉美,苏艳军. 新一代遥感技术助力生态系统生态学研究. 植物生态学报, 2020, 44(4): 418-435.
- [22] 方精云,沈泽昊,唐志尧,王志恒. “中国山地植物物种多样性调查计划”及若干技术规范. 生物多样性, 2004, 12(1): 5-9.
- [23] 方精云,王襄平,沈泽昊,唐志尧,贺金生,于丹,江源,王志恒,郑成洋,朱江玲,郭兆迪. 植物群落清查的主要内容、方法和技术规范. 生物多样性, 2009, 17(6): 533-548.
- [24] 郭庆华,刘瑾,李玉美,翟秋萍,王永财,吴芳芳,胡天宇,万华伟,刘慧明,申文明. 生物多样性近地面遥感监测: 应用现状与前景展望. 生物多样性, 2016, 24(11): 1249-1266.
- [25] Takoudjou S M, Ploton P, Sonké B, Hackenberg J, Griffon S, Coligny F, Kamdem N G, Libalah M, Mofack G, Le Moguédec G, Pélissier R, Barbier N. Using terrestrial laser scanning data to estimate large tropical trees biomass and calibrate allometric models: A comparison with traditional destructive approach. *Methods in Ecology and Evolution*, 2018, 9(4): 905-916.
- [26] Su Y J, Guo Q H, Jin S C, Guan H C, Sun X L, Ma Q, Hu T Y, Wang R, Li Y M. The development and evaluation of a backpack LiDAR system for accurate and efficient forest inventory. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(9): 1660-1664.

- [27] Hu T, Sun X, Su Y, Guan H, Sun Q, Kelly M and Guo Q. Development and Performance Evaluation of a Very Low-Cost UAV-Lidar System for Forestry Applications. *Remote Sensing*, 2021, 13(1): 77.
- [28] 李军玲, 庞勇, 李增元, 英文. 机载 AISA eagle II 高光谱数据在温带天然林树种分类中的应用. *东北林业大学学报*, 2019, 47(5): 72-76.
- [29] 庞勇, 梁晓军, 英文, 斯林, 阎广建, 施建成. 塞罕坝林场机载综合遥感试验. *遥感学报*, 2021, 25(4): 904-917.
- [30] Asner G P, Knapp D E, Kennedy-Bowdoin T, Jones M O, Martin R E, Boardman J W, Field C B. Carnegie Airborne Observatory: in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging for three-dimensional studies of ecosystems. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2007, 1(1): 013536.
- [31] Asner G P, Knapp D E, Boardman J, Green R O, Kennedy-Bowdoin T, Eastwood M, Martin R E, Anderson C, Field C B. Carnegie Airborne Observatory-2: increasing science data dimensionality via high-fidelity multi-sensor fusion. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 454-465.
- [32] Cook B D, Corp L A, Nelson R F, Middleton E M, Morton D C, McCorkel J T, Masek J G, Ranson K J, Ly V, Montesano P M. NASA Goddard's LiDAR, Hyperspectral and Thermal (G-LiHT) Airborne Imager. *Remote Sensing*, 2013, 5(8): 4045-4066.
- [33] Krause K S, Kuester M A, Johnson B R, McCorkel J, Kampe T U. Early algorithm development efforts for the National Ecological Observatory Network Airborne Observation Platform imaging spectrometer and waveform lidar instruments. 2011, Proc. SPIE 8158, Imaging Spectrometry XVI, 81580D.
- [34] Pang Y, Li Z Y, Ju H B, Lu H, Jia W, Si L, Guo Y, Liu Q W, Li S M, Liu L X, Xie B B, Tan B X, Dian Y Y. LiCHy: The CAF's LiDAR, CCD and Hyperspectral Integrated Airborne Observation System. *Remote Sensing*, 2016, 8(5): 398.
- [35] 庞勇, 英文, 覃先林, 斯林, 梁晓军, 林鑫, 李增元. 机载光学全谱段遥感林火监测. *遥感学报*, 2020, 24(10): 1280-1292.
- [36] 廖小罕. 中国对地观测 20 年科技进步和发展. *遥感学报*, 2021, 25(1): 267-275.
- [37] Weiss M, Baret F, Garrigues S, Lacaze R. LAI and Fapar Cyclopes Global Products derived from vegetation (Part 2): Validation and comparison with MODIS Collection 4 Products. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(3): 317-331.
- [38] Borak J S, Lambin E F, Strahler A H. The use of temporal metrics for land cover change detection at coarse spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21: 1415-1432
- [39] Salomonson V, Barnes W, Masuoka E. Introduction to MODIS and an Overview of Associated Activities. in "Earth Science Satellite Remote Sensing". 2006, Springer: 12-32
- [40] Verger A, Baret F, Weiss M. Near real-time vegetation monitoring at global scale. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*. 2014, 7(8): 3473-3481.
- [41] 梁顺林, 张晓通, 肖志强, 程洁, 刘强, 赵祥. 全球陆表特征参量 (GLASS) 产品: 算法、验证与分析. 北京: 高等教育出版社. 2014
- [42] Du S S, Liu L Y, Liu X J, Zhang X, Zhang X Y, Bi Y M, Zhang L C. Retrieval of global terrestrial solar-induced chlorophyll fluorescence from TanSat satellite. *Science Bulletin*, 2018, 63(22): 1502-1512.
- [43] 吴炳方. 中国生态参数遥感监测方法及其变化格局. 北京: 科学出版社, 2019.
- [44] Stavros E N, Schimel D, Pavlick R, Serbin S, Swann A, Duncanson L, Fisher J B, Fassnacht F, Ustin S, Dubayah R, Schweiger A, Wennberg P. ISS observations offer insights into plant function. *Nature Ecology & Evolution*, 2017, 1: 194.
- [45] Fang J, Chen A, Peng C, Zhao S and Ci L. Changes in Forest Biomass Carbon Storage in China Between 1949 and 1998. *Science*, 2001, 292(5525): 2320-2322.
- [46] 唐志尧, 乔秀娟, 方精云. 生物群落的种—面积关系. *生物多样性*, 2009, 17(6): 549-559.
- [47] Rahbek C, Graves G R. Detection of macro-ecological patterns in South American hummingbirds is affected by spatial scale. *Proceedings of the Royal Society of Series B: Biological Sciences*, 2000, 267(1459): 2259-2265.
- [48] Keil P, Chase J M. Global patterns and drivers of tree diversity integrated across a continuum of spatial grains. *Nature Ecology & Evolution*, 2019, 3(3): 390-399.
- [49] Hillman S, Wallace L, Reinke K, Jones S D. A comparison between TLS and UAS LiDAR to represent eucalypt crown fuel characteristics. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 181, 295-307.
- [50] Jakubowski M K, Guo Q H, Kelly M. Tradeoffs between lidar pulse density and forest measurement accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 130: 245-253.
- [51] Pentek Q, Kennel P, Allouis T, Fiorio C, Strauss O. A flexible targetless LiDAR-GNSS/INS-camera calibration method for UAV platforms. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 294-307.
- [52] Wong A, Orchard J. Efficient FFT-accelerated approach to invariant optical-LIDAR registration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(11): 3917-3925.
- [53] Al-Manasir K, Fraser C. Automatic registration of terrestrial laser scanner data via imagery. *ISPRS Archives*, 2006
- [54] Habib A, Ghanma M, Morgan M, Al-Ruzouq R. Photogrammetric and lidar data registration using linear features. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2005, 71(6): 699-707.
- [55] de Almeida C T, Galvão L S, de Oliveira Cruz e Aragão L E, Ometto J P H B, Jacon A D, de Souza Pereira F R, Sato L Y, Lopes A P, de Alencastro Graça P M L, de Jesus Silva C V, Ferreira-Ferreira J, Longo M. Combining LiDAR and hyperspectral data for aboveground biomass modeling in the Brazilian Amazon using different regression algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111323.
- [56] Hänsch R, Hellwich O. Fusion of multispectral LiDAR, hyperspectral, and RGB data for urban land cover classification. *IEEE Geoscience and*

- Remote Sensing Letters, 2021, 18(2): 366-370.
- [57] de Almeida D R A, Broadbent E N, Ferreira M P, Meli P, Zambrano A M A, Gorgens E B, Resende A F, de Almeida C T, do Amaral C H, Corte A P D, Silva C A, Romanelli J P, Prata G A, de Almeida Papa D, Stark S C, Valbuena R, Nelson B W, Guillemot J, Brancalion P H S. Monitoring restored tropical forest diversity and structure through UAV-borne hyperspectral and lidar fusion. Remote Sensing of Environment, 2021, 264: 112582.
- [58] Ge C R, Du Q, Sun W W, Wang K Y, Li J J, Li Y S. Deep residual network-based fusion framework for hyperspectral and LiDAR data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 14: 2458-2472.
- [59] Phiri D, Simwanda M, Salekin S, Nyirenda V, Murayama Y, Ranagalage M. Sentinel-2 data for land cover/use mapping: a review. Remote Sensing, 2020, 12(14): 2291.
- [60] Su Y J, Guo Q H, Xue B L, Hu T Y, Alvarez O, Tao S L, Fang J Y. Spatial distribution of forest aboveground biomass in China: estimation through combination of spaceborne lidar, optical imagery, and forest inventory data. Remote Sensing of Environment, 2016, 173: 187-199.
- [61] Hu T Y, Su Y J, Xue B L, Liu J, Zhao X Q, Fang J Y, Guo Q H. Mapping global forest aboveground biomass with spaceborne LiDAR, optical imagery, and forest inventory data. Remote Sensing, 2016, 8(7): 565.
- [62] Turner D P, Ritts W D, Cohen W B, Gower S T, Running S W, Zhao M S, Costa M H, Kirschbaum A A, Ham J M, Saleska S R, Ahl D E. Evaluation of MODIS NPP and GPP products across multiple biomes. Remote Sensing of Environment, 2006, 102(3/4): 282-292.
- [63] 赵天杰, 施建成, 徐红新, 孙彦龙, 陈德清, 崔倩, 贾立, 黄硕, 牛升达, 李秀伟, 阎广建, 陈良富, 柳钦火, 赵凯, 郑兴明, 赵利民, 郑超磊, 姬大彬, 熊川, 王天星, 李睿, 潘金梅, 闻建光, 穆西哈, 余超, 郑姚闽, 蒋玲梅, 柴琳娜, 卢麾, 姚盼盼, 马建威, 吕海深, 武建军, 赵伟, 杨娜, 郭鹏, 李玉霞, 胡路, 耿德源, 张子谦, 胡建峰, 杜爱萍. 闪电河流域水循环和能量平衡遥感综合试验. 遥感学报, 2021, 25(4): 871-887.
- [64] 张良培, 沈焕锋. 遥感数据融合的进展与前瞻. 遥感学报, 2016, 20(5): 1050-1061.
- [65] 何洪林, 任小丽, 张黎, 秦克玉, 冯莉莉, 吕妍, 牛忠恩, 张梦宇. 基于“参照系-现状-变化量”的生态系统评估方法研究. 生态学报, 2023, 43(5). doi:10.5846/stxb202110122868
- [66] 李春, 何洪林, 刘敏, 苏文, 伏玉玲, 张雷明, 温学发, 于贵瑞. ChinaFLUX CO₂ 通量数据处理系统与应用. 地球信息科学, 2008, 10(5): 557-565.
- [67] 苏胜涛, 曾源, 赵旦, 郑朝菊, 吴兴华. 中国陆地植被净初级生产力估算模型优化与分析——基于中国生态系统研究网络数据. 生态学报, 2022, 42(4): 1276-1289.
- [68] 何念鹏, 徐丽, 何洪林. 生态系统质量评估方法——理想参照系和关键指标. 生态学报, 2020, 40(6): 1877-1886.
- [69] 徐丽, 何念鹏, 于贵瑞, 赵航, 柴华. 基于地面观测的陆地生态系统碳储量多源数据整合方法. 生态学报, 2023, doi: 10.5846/stxb202107211970.
- [70] Guo Q H, Su Y J, Hu T Y, Zhao X Q, Wu F F, Li Y M, Liu J, Chen L H, Xu G C, Lin G H, Zheng Y, Lin Y Q, Mi X C, Fei L, Wang X G. An integrated UAV-borne lidar system for 3D habitat mapping in three forest ecosystems across China. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(8/9/10): 2954-2972.
- [71] Guan H C, Su Y J, Hu T Y, Wang R, Ma Q, Yang Q L, Sun X L, Li Y M, Jin S C, Zhang J, Ma Q, Liu M, Wu F Y, Guo Q H. A novel framework to automatically fuse multiplatform LiDAR data in forest environments based on tree locations. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(3): 2165-2177.
- [72] Yang Q L, Su Y J, Hu T Y, Jin S C, Liu X Q, Niu C Y, Liu Z H, Kelly M, Wei J X, Guo Q H. Allometry-based estimation of forest aboveground biomass combining LiDAR canopy height attributes and optical spectral indexes. Forest Ecosystems, 2022, 9: 100059.
- [73] Fu L, Zhao D, Wu B F, Xu Z H, Zeng Y. Variations in forest aboveground biomass in Miyun Reservoir of Beijing over the past two decades. Journal of Soils and Sediments, 2017, 17(8): 2080-2090.
- [74] 郑朝菊. 基于激光雷达和外推模型的森林地上生物量估算研究[D]. 中国科学院大学, 2017.
- [75] 熊杰. 基于机载激光雷达和高光谱数据的森林树种分类及地上生物量估算研究[D]. 中国科学院大学, 2019.
- [76] Zhao Y J, Zeng Y, Zhao D, Wu B F, Zhao Q J. The optimal leaf biochemical selection for mapping species diversity based on imaging spectroscopy. Remote Sensing, 2016, 8(3): 216.
- [77] Zhao Y J, Zeng Y, Zheng Z J, Dong W X, Zhao D, Wu B F, Zhao Q J. Forest species diversity mapping using airborne LiDAR and hyperspectral data in a subtropical forest in China. Remote Sensing of Environment, 2018, 213: 104-114.
- [78] 董文雪, 曾源, 赵玉金, 赵旦, 郑朝菊, 衣海燕. 机载激光雷达及高光谱的森林乔木物种多样性遥感监测. 遥感学报, 2018, 22(5): 833-847.
- [79] 衣海燕, 曾源, 赵玉金, 郑朝菊, 熊杰, 赵旦. 利用聚类算法监测森林乔木物种多样性. 植物生态学报, 2020, 44(6): 598-615.
- [80] Zheng Z J, Zeng Y, Schneider F D, Zhao Y J, Zhao D, Schmid B, Schaepman M E, Morsdorf F. Mapping functional diversity using individual tree-based morphological and physiological traits in a subtropical forest. Remote Sensing of Environment, 2021, 252: 112170.