

森林地上生物量遥感估算研究综述

郝 晴¹ 黄 昌^{1,2*}

¹西北大学城市与环境学院, 西安 710127; ²陕西省地表系统与环境承载力重点实验室, 陕西省碳中和技术重点实验室, 西北大学, 西安 710127

摘 要 森林是重要的陆地生态系统, 分布广、生物总量大, 在全球碳循环中起着重要作用。森林地上生物量(AGB)是森林生态系统生产力的重要指标, 也是碳循环的重要参数, 森林AGB的精确估算对研究生态系统的物质循环和全球气候变化具有重要意义。传统的森林AGB估算方法需要获取单木尺度或者林分尺度的物理结构信息, 较为耗时、耗力, 而遥感技术因其可以获得全方位、多时相、大范围的森林结构信息, 在森林AGB估算中发挥着不可替代的作用。因此, 有必要对近年来遥感技术估算森林AGB领域所取得的进展进行归纳、总结和展望, 以期进一步促进遥感数据和方法在该领域的应用以及有效指导相关行业的发展。该文系统归纳了光学数据、合成孔径雷达(SAR)数据与激光雷达(LiDAR)数据估算森林AGB的原理及方法, 并对多源遥感数据协同估算森林AGB的研究现状进行了梳理, 总结了如下结论: 1)新型遥感数据(如高分系列卫星、全球生态系统动态监测激光雷达等)在生物量估算领域的应用愈加广泛, 在时空分辨率方面不断突破, 进一步丰富了森林AGB研究的数据来源; 2)多源遥感数据协同方式能更好地提高森林AGB估算的精度, 但相关模型仍需进行更深层次的优化; 3)目前机器学习、人工智能、深度学习已广泛应用于森林AGB的估算, 但是遥感机理的研究是创新的根源, 模型或方法的改进仍需围绕遥感机理展开。

关键词 森林地上生物量; 光学遥感; 合成孔径雷达; 激光雷达; 多源遥感协同

郝晴, 黄昌 (2023). 森林地上生物量遥感估算研究综述. 植物生态学报, 47, 1356-1374. DOI: 10.17521/cjpe.2023.0008

A review of forest aboveground biomass estimation based on remote sensing data

HAO Qing¹ and HUANG Chang^{1,2*}

¹College of Urban and Environmental Science, Northwest University, Xi'an 710127, China; and ²Shaanxi Key Laboratory of Earth Surface System and Environmental Carrying Capacity, Shaanxi Key Laboratory for Carbon Neutral Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China

Abstract

Forests are crucial terrestrial ecosystems with wide distribution and substantial biomass, playing a vital role in the global carbon cycle. The estimation of aboveground biomass (AGB) in forests serves as a significant indicator of ecosystem productivity and is pivotal for studying material cycles and global climate change. Traditional methods for AGB estimation rely on individual tree-scale or forest stand-scale tree physical structural information measurements, which are often time-consuming and labor-intensive to obtain. Remote sensing technology offers a solution for comprehensively and multi-temporally obtaining forest structural information in large scale, making it indispensable for forest AGB estimation. Therefore, it is important to review and summarize recent advancements in remote sensing techniques for estimating forest AGB to promote their application and guide the development of related industries. This paper presents a comprehensive overview of the principles and methods used for estimating forest AGB using optical data, synthetic aperture radar (SAR) data, and light detection and ranging (LiDAR) data. It also analyzes the current status of synergistic estimation of forest AGB using multiple remote sensing data sources. The study highlights three key findings: (1) The use of novel remote sensing data, such as high-resolution satellite imagery and Global Ecosystem Dynamics Investigation LiDAR data, is expanding the boundaries of spatial and temporal resolutions, providing enhanced data sources for forest AGB research. (2) Synergistic approaches that combine multiple remote sensing data sources show promise in improving the accuracy of forest AGB estimation, but further optimization of related models is needed. (3) Machine learning, artificial intelligence, and deep learning techniques have been widely applied in forest AGB estimation, but continuous research on remote sensing mechanisms remains essential for innovation. Improvements in models and methodologies should revolve around a better understanding of these mechanisms.

收稿日期Received: 2023-01-11 接受日期Accepted: 2023-05-30

* 通信作者Corresponding author (changh@nwu.edu.cn)

Key words forest aboveground biomass; optical remote sensing; synthetic aperture radar; light detection and ranging; multi-source remote sensing data collaboration

Hao Q, Huang C (2023). A review of forest aboveground biomass estimation based on remote sensing data. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 47, 1356-1374. DOI: 10.17521/cjpe.2023.0008

森林地上生物量(AGB)作为森林生态系统运转的能量基础和物质来源,是评估森林生态系统健康状况和植被资源可持续利用状况的关键指标(朴世龙和方精云, 2004; Lu, 2006),也是进行生态系统碳循环与碳储量研究的基础。准确、大范围监测森林AGB对确保生态系统安全和维持全球碳平衡具有重要意义(Kumar & Mutanga, 2017),也是全球应对气候变化和实现碳中和与碳达峰关注的焦点。

传统的AGB估算方法从异速生长方程以及面积的统计学角度出发,这种方法依赖于实地调查数据,主要是统计样方内单木的树高、胸径、冠层等相关参数,并根据树种信息(Dong *et al.*, 2016),通过异速生长方程建立生物量回归模型(Bond-Lamberty *et al.*, 2002; Dong *et al.*, 2016)。通过这种方式测算出的生物量可以作为基础数据进行宏观估算,从而获知整个研究区域的生物量状况(Houghton *et al.*, 2001; Chave *et al.*, 2005)。但是,这种方式时间成本高、劳动强度大,在实际操作中表现出费时、费力、效率低下等缺点,且在时间尺度和空间范围上都有局限性,无法准确实现宏观AGB定量监测(Lu *et al.*, 2016; Tsitsi, 2016)。

遥感作为采集地球表面数据及其变化信息的重要手段,与传统的调查方法相比,可以很大程度上节省人力、物力、财力和时间。遥感还具有长期、全天候且大面积的对地同步观测能力,这极大地提升了获取森林信息的效率,已被广泛应用于森林信息的观测和提取(郭志华等, 2002)。20世纪90年代,由于卫星遥感技术在地理科学和宏观生态学中的成熟运用,一些学者利用Landsat遥感影像和卫星雷达图像研究了全球不同地区的森林生物量(Hame *et al.*, 1997; White *et al.*, 1997)。随着遥感技术的快速发展,不同的遥感方式可以快速获取大面积、可靠和一致的信息,遥感图像可以记录单木属性(例如叶面积结构、基面积、茎体积等)在不同空间和时间尺度上的变化,因此可以补充时间不全和空间有限的实地森林数据。

近年来,国内外学者从不同的角度对生物量遥感监测相关研究进行了综述。Guo等(2017)对湿地植

被生物量遥感研究进行综述,认为基于不同数据源反演AGB的精度仍需继续提升; Xu等(2021)对激光雷达(LiDAR)数据在森林单木尺度AGB的估算进行了概述,明确了LiDAR数据在AGB估算领域的潜力和优势,并且提出了现有LiDAR估算方法的局限性以及进一步改进的方法; Abbas等(2020)阐述了基于不同的遥感方式估算热带森林AGB的理论基础及估算原理,并强调LiDAR对森林冠层高度及垂直结构的观测很大程度上会影响林地AGB的估算。然而,以上综述关注不同遥感方式在其他植被类型AGB估算中的应用,或特定的遥感方式对森林单木尺度的观测,也有基于森林整体尺度AGB估算的研究。然而,近年来遥感技术迅猛发展,新型遥感数据的出现给森林AGB估算带来了新的进展。因此,本文综合了新型遥感技术及传统遥感方式对森林AGB估算进行了更进一步的综述,从光学遥感、合成孔径雷达(SAR)和LiDAR等遥感方式出发,对遥感技术在森林AGB估算方向的应用与发展进行对比和分析,归纳已有研究在森林AGB估算方面取得的进展以及面临的问题,以期为相关研究提供参考和支持。

1 基于光学遥感的AGB研究

1.1 概述

最早于20世纪80年代,光学遥感技术开始应用于生物量估算领域(Eriksson *et al.*, 2003)。随着遥感技术的逐步发展,越来越多高时空分辨率和高光谱分辨率的传感器被用于估算森林的生物量,国外较为典型的卫星有美国的Landsat-8、欧洲航天局的Sentinel-2和印度的CartoSat-1。国内的资源三号卫星(ZY-3)和高分系列光学卫星等也能够提供较高分辨率的卫星影像,其中, ZY-3采用三线阵立体测绘体制,利用其多角度遥感影像构建立体模型,可完成对生物量等信息的估测(曹海翊等, 2012; 高洪涛等, 2016); 高分系列卫星是我国自主研制的卫星,具有较高的分辨率,突破了依赖于国外卫星的局限性。目前常用于AGB估算的高分系列光学卫星有GF-1 (Liu *et al.*, 2022a)、GF-2 (Gou *et al.*, 2019)和

GF-7号卫星。新发射的GF-7号卫星采用了双线阵相机与激光测高仪主被动复合测绘的新体制,融合了多角度信息与激光测高数据,这在生物量反演中具有很大潜力(曹海翊等, 2020)。这些高性能传感器所获取的数据有效地支持了基于光学遥感的森林AGB研究(田静, 2017)。

光学遥感影像上记录的是光谱信息,例如红、绿、红外和近红外波段。然而,这些光谱信息与生物量并无明确的关联(Song, 2013)。因此,目前应用光学遥感估算生物量的主要方式是提取出光学影像中的纹理信息和植被指数,它们被证明与生物量有明确相关的关系,依此可以估算大范围的生物量。纹理信息与林分结构具有很强的相关性,可以减少异质性的影响,将光谱变量和纹理信息合并到一个模型中可以得到比单独的光谱变量更好的估测效果(Lu & Batistella, 2005)。植被指数是对地表植被状况的简单、有效和经验的度量,被广泛应用于评估植被生长状况、植被初级生产力和作物估产等方面(Foody *et al.*, 2003; Zheng *et al.*, 2004)。表1列出了部分常用的植被指数及其特点。

1.2 光学遥感估算AGB的常用方法

光学遥感既可以提供多光谱遥感影像,也可以提供高光谱遥感影像。多光谱遥感影像可以很好地

提供森林冠层的光谱信息,且具有较高的时空分辨率。然而,在实际使用中,基于多光谱的估算方案常常会由于缺乏足够的光谱信息而难以达到最佳效果。高光谱数据可以获得多种不同时间和空间尺度的生物物理特征、精细的光谱分辨率和丰富的光谱信息,可以减少混合像元的产生,能反映更精细的森林结构(Colomina & Molina, 2014),在森林AGB估测研究中表现出较高的预测精度。值得注意的是,相比于水平分布结构,森林的垂直结构更加复杂,因此,在进行森林AGB估算时,往往需要结合光学数据获得水平分布信息和其他遥感数据获得的垂直结构信息以协同进行AGB估算(Zhu *et al.*, 2020; Tang *et al.*, 2022)。目前基于多光谱和高光谱遥感估算森林AGB的方法大致可分为回归分析法和非参数法,如图1所示。

1.2.1 回归分析法

由于植被指数与AGB之间具有较好的相关性,因此可以通过建立回归模型来进行AGB的遥感估算。AGB遥感估测研究的初期阶段主要是建立多光谱和高光谱遥感生成的单一遥感植被指数与森林AGB实测值之间的线性回归模型,然后利用模型将AGB估测值上推到区域尺度(田静, 2017)。Naik (2021)基于多时相的Sentinal-2、RapidEye数据提取

表1 部分常用植被指数及其特点
Table 1 Several popular vegetation indices and their characteristics

植被指数 Vegetation index	计算公式 Calculation formula	特点 Characteristic
归一化植被指数 Normalized differential vegetation index (NDVI)	$NDVI = (NIR - Red)/(NIR + Red)$	应用广泛、反映植被空间分布与生长状况 It is widely used and reflects the spatial distribution and growth of vegetation
增强型植被指数 Enhanced vegetation index (EVI)	$EVI = 2.5 \times (NIR - Red)/(NIR + 6Red - 7.5Blue + 1)$	可纠正大气和土壤背景的影响,不易饱和 It can correct the influence of atmospheric and soil background and is not easily saturated
比值植被指数 Ratio vegetation index (RVI)	$RVI = NIR/Red$	计算简单,在植被密集区域灵敏度高 It's easy to calculate and has high sensitivity in densely vegetated areas
差值植被指数 Differential vegetation index (DVI)	$DVI = NIR - Red$	对土壤背景变化敏感,易区分土壤和植被 It's sensitive to soil background changes and easy to distinguish between soil and vegetation
重归一化植被指数 Re-normalized differential vegetation index (RDVI)	$RDVI = (NIR - Red)/\sqrt{(NIR + Red)}$	可区分土壤和植被,也可以反映植被信息 It can distinguish between soil and vegetation and reflect vegetation information
土壤调节植被指数 Soil-adjusted vegetation index (SAVI)	$SAVI = 1.5 \times (NIR - Red)/(NIR + Red + 0.5)$	考虑土壤光学性质,适用于稀疏植被区域 It can take into account soil optical properties and is suitable for areas of sparse vegetation
修正土壤调节植被指数 Modified soil-adjusted vegetation index (MSAVI)	$MSAVI = 1/2 \times (2NIR + 1 - \sqrt{[(2NIR + 1)^2 - 8 \times (NIR - Red)]})$	可消除土壤背景 It can remove the soil background
垂直植被指数 Perpendicular vegetation index (PVI)	$PVI = (NIR - 0.791Red - 0.043)/\sqrt{(0.791^2 + 1)}$	用于地表植被参数的反演 It can be used for inversion of surface vegetation parameters

Blue, 蓝光波段; NIR, 近红外波段; Red, 红光波段。
Blue, blue band; NIR, near infrared band; Red, red band.

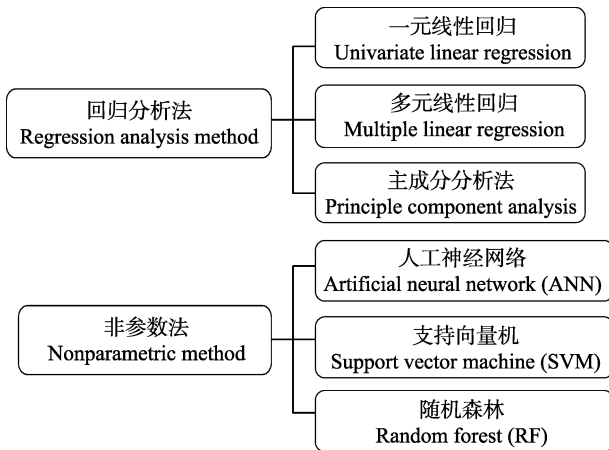


图1 光学遥感估算地上生物量的方法。

Fig. 1 Methods for estimating aboveground biomass by optical remote sensing.

出的波段反射率和植被指数, 采用了线性回归方式进行了森林AGB的反演, 决定系数(R^2)分别为0.53和0.51。Du等(2019)从Pleiades数据中计算出数10种植被指数, 包括比值植被指数(RVI)、归一化植被指数(NDVI)、绿色归一化植被指数(GNDVI)以及大气阻抗植被指数(ARVI)等, 将这些植被指数通过建模估算生物量, 最后发现ARVI的预测结果相关性最好, R^2 为0.939。

植被指数可以通过与生物量建立回归关系来进行生物量估算, 然而, 这种方法也存在局限性。例如, 植被指数无法最大限度地减少土壤背景效应, 这代表着植被指数中存在一定比例的值代表的是土壤背景亮度(Silleos *et al.*, 2006), 这会影响生物量估算的精度。此外, 在冠层密度较大或叶面积指数较高的区域, 植被指数的信号饱和现象十分明显(Mutanga & Skidmore, 2004)。如NDVI指数主要是通过红光波段和近红外波段来计算, 但是当冠层覆盖率达到100%时, 植被可以吸收的红光量(610–690 nm)达到峰值, 而近红波段反射率由于多重散射效应继续增加(Mutanga *et al.*, 2004), 这种信号饱和和方面的不匹配会导致NDVI与植被AGB之间的相关性降低。因此, 与直接反映植被生物特征的因子(例如: 树高、胸径、冠幅等)相比, 植被指数在AGB估算方面精度明显偏低。

回归模型法计算简单, 容易拟合, 解释性较强, 但是需要回归因子与AGB存在明确的线性关系或指数关系。当变量较多、计算较复杂时, 传统的回归模型就会显示出其局限性, 存在较大的误差和不

确定性。

1.2.2 非参数法

由于在估算AGB的过程中, 特征因子的复杂性会进一步影响传统回归模型的计算效率。因此, 对模型的高复杂性和非线性要求就使得近年来利用非参数法结合遥感数据开展森林AGB估测的研究逐渐增多, 并逐步替代传统的线性回归成为森林AGB建模的主流方法。非参数法也可称为机器学习法, 机器学习法不必对数据分布作出提前假设, 可以利用一组参考样本中的已有信息进行训练进而生成性能更好的AGB估算模型(Breiman *et al.*, 1984)。

人工神经网络(artificial neural network, ANN)是目前较多应用于生物量估算的机器学习算法。ANN不需要对模型方法进行假设, 它能够调节神经元之间的连接权重, 不断逼近输入变量与输出变量之间的非线性关系(梁瑞婷等, 2022)。因此, 与传统回归模型相比, ANN模型预测AGB的精度更高; 与其他机器学习方式相比, 其在准确性、稳定性和计算速度方面综合效果较好(Ali *et al.*, 2015)。梁瑞婷等(2022)基于生物量估算因子的最优组合(胸径、树高、冠幅)建立了ANN生物量模型, 并采用留一交叉验证法对模型进行检验, 结果表明ANN提高了生物量估算模型的精确性。ANN可以自动分析变量之间的关系, 可以发现植被因子与生物量之间较复杂和动态的关系, 在处理非线性关系时更为灵活和有效。然而, 对于大型数据集, ANN的训练速度往往比其他类型的算法慢, 且除了输入数据外, 无法人为调控模型的计算过程。

支持向量机(support vector machine, SVM)也是目前应用较多的机器学习方式, 它可以通过核函数将训练数据转换到高维特征空间, 确定一个最佳超平面, 使超平面与最近的正反面之间的距离达到最大。如Zhang等(2015)采用SVM算法对提取的Landsat-7的波谱参数进行生物量估算, 研究结果显示, SVM算法生物量估算模型的 R^2 高于0.9。SVM算法的优点在于能够利用有限的样本信息, 在模型复杂度和拟合能力之间寻找较好的平衡点, 尽量避免过拟合和欠拟合问题的产生, 使模型具有较好的泛化推广能力。然而, 在实际应用中, SVM仍然在如何确定最佳输入特征集、输入特征数量和最佳拟合效果如何平衡等方面存在一些限制, 需要进一步研究。

随机森林(random forest, RF)是一种集成学习方

法, 它结合了大量回归树。回归树表示一种条件或限制, 这些条件或限制按层次结构进行组织, 并连续应用于树的根和叶子, RF算法适用于解决分类和回归问题(Breiman *et al.*, 1984)。Zhang等(2019a)通过多元线性回归模型(MSLR)、SVM、RF和K最近邻算法(KNN)对广东从化森林AGB进行了估算, 且对不同模型在估算效果方面进行了对比分析, 结果表明RF模型与其他模型相比, 精度更高且在性能方面表现得更好, 因为RF模型具有独特的回归技术和概念设计, 从而在噪声和异常值方面具有灵活性和鲁棒性, 在AGB估算中显示更高的相关性(图2)。

非参数法在AGB的估算中拟合出来的模型效果通常好于线性模型, 因为它可以通过样本数据自身的逻辑和关联来判别数据间的隐藏性关系, 随着数据集的增加, 结果也可以得到进一步的改善。许多研究表明, 林分和气候等非植被因子也会影响生物量(Dong *et al.*, 2020; Widagdo *et al.*, 2020), 在之后的研究中, 也可加入非植被因子, 如气候类型和土壤肥力等, 这些因子可以拓展机器学习模型的适用范围, 也可以提高模型的预测精度。然而, 机器学习还存在着一些自身固有的模型拟合问题, 如欠拟合和过拟合。此外, 机器学习在训练时通常需要大

量的数据来进行模型拟合, 数据量过小会对模型精度造成一定程度的影响; 但在数据量较大时, 训练速度会变慢。因此, 数据量大小与模型精度如何平衡这一问题仍然值得进一步研究。

2 基于SAR的AGB研究

2.1 概述

SAR数据最初多为机载载荷获取的单频、单极化信息(Sherwin *et al.*, 1962)。随后, 多个国家都相继发射了载有SAR传感器的卫星(杨浩, 2015; 李增元等, 2020), 如表2所示。这些卫星的发射极大地丰富了SAR的数据源和数据量, SAR数据也从单频率、单角度、单极化逐步转变为多频率、多角度、多极化。基于SAR数据的AGB估算也经历了从应用单极化信息到多极化信息、干涉信息、极化干涉信息、多频信息的发展过程。与传统光学遥感不同, SAR克服了多云、多雾等天气影响的局限性, 具有获取森林冠层面状、垂直结构等特征的能力, 成为目前森林AGB反演具有潜力的遥感数据源(Zeng *et al.*, 2022b)。

2.2 SAR估算AGB的常用方法

SAR波长较长, 具有全天时全天候观测能力, 不仅能和森林冠层发生作用, 还因其具有穿透能力

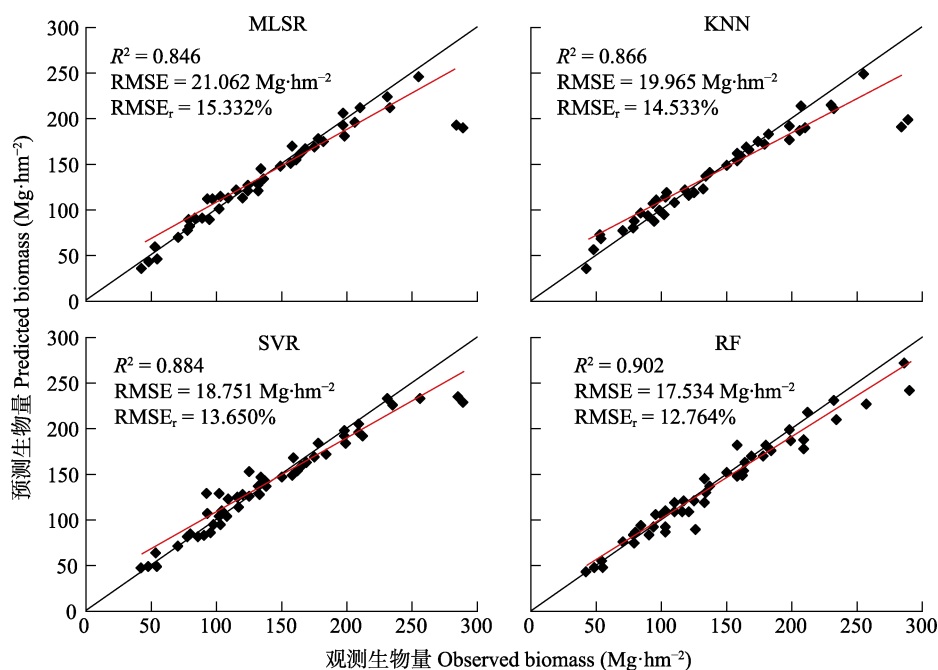


图2 不同机器学习模型——多元逐步线性回归(MLSR)、K最近邻算法(KNN)、支持向量回归(SVR)和随机森林(RF)算法预测地上生物量的性能对比(据Zhang等(2019a)修改)。R², 决定系数; RMSE, 均方根误差; RMSE_r, 相对均方根误差。

Fig. 2 Performance of aboveground biomass estimation with different machine learning models: multiple stepwise linear regression (MLSR), K-nearest neighbor (KNN), support vector regression (SVR), and random forest (RF) (modified from Zhang *et al.* (2019a)). R², coefficient of determination; RMSE, root mean squared error; RMSE_r, relative root mean squared error.

表2 常用于生物量估算的合成孔径雷达卫星
Table 2 Synthetic aperture radar satellites commonly used for biomass estimation

国家或机构 Country or agency	卫星名称 Satellite name	年份 Year	极化方式 Polarization mode
中国 China	HJ-1	2012	VV (S波段) VV (S band)
	GF-3	2016	可选单极化(C波段) Optional unipolarization (C band)
	Qilu-1	2021	Ku波段 Ku band
	海丝一号 Hisea-1	2022	VV (C波段) VV (C band)
	LT-1A	2022	全极化(L波段) Full polarization (L band)
	LT-1B	2022	全极化(L波段) Full polarization (L band)
	巢湖一号 Chaohu-1	2022	(C波段) (C band)
美国 USA	Seasat-A	1978	HH (L波段) HH (L band)
	Capalla-1	2018	HH (X波段) HH (X band)
	Capalla-2	2020	HH (X波段) HH (X band)
	Capalla-3	2021	HH (X波段) HH (X band)
	Capalla-4	2021	HH (X波段) HH (X band)
欧洲航天局 European Space Agency (ESA)	ENVISAT	2002	双极化(C波段) Bipolarization (C band)
	Sentinel-1A	2014	双极化(C波段) Bipolarization (C band)
	Sentinel-1B	2016	双极化(C波段) Bipolarization (C band)
加拿大 Canada	RADARSAT-2	2006	全极化(L、C波段) Full polarization (L, C band)
德国宇航局 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)	TerraSAR-X	2007	单极化、双极化、全极化(X波段) Unipolarization, bipolarization, full polarization (X band)
	TanDEM-X	2010	单极化、双极化、全极化(X波段) Unipolarization, bipolarization, full polarization (X band)
日本 Japan	ALOS-PALSAR1	2006	全极化(L、C波段) Full polarization (L, C band)
	ALOS2-PALSAR2	2014	全极化(L、C波段) Full polarization (L, C band)

HH, 水平发射水平接收; HV, 水平发射垂直接收; VV, 垂直发射垂直接收。
HH, horizontal transmitting, horizontal reception; HV, horizontal transmitting, vertical reception; VV, vertical transmitting, vertical reception.

可以与森林主体枝干发生作用(陈尔学, 1999), 该特点增加了SAR在估测森林生物量方面的潜力。当前, SAR估算森林AGB的方法主要是后向散射系数、干涉合成孔径雷达(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)、极化干涉合成孔径雷达(polarimetric synthetic aperture radar interferometric, POLInSAR)、层析SAR (TomoSAR)等(Franklin & Strahler, 1988)。

2.2.1 后向散射系数估算生物量

SAR图像强度信息通常用后向散射系数进行表述, 表征单位面积上目标地物对微波的后向散射能力, 后向散射信息包括纹理和极化分解特征。众多学者将SAR的不同波段、极化方式、传感器的雷达后向散射强度与森林生物量之间的关系进行了研究(李增元等, 2020), 研究表明雷达后向散射系数和森林结构参数与森林AGB呈正相关关系。不同波段的后向散射系数对生物量的敏感性不同, L和P波段在研究中显示出与森林结构参数(树龄、树高、生物量等)较高的相关性, 而C波段的相关性较低, 这是因为L

和P波段的波长较C波段更长, 穿透能力更强, 而后向散射主要由冠层中树枝和树叶主导, 因此L和P波段可以得到更多植被的三维结构信息; 同一波段的不同极化方式对生物量的敏感程度也是不同的, HV(水平发射垂直接收)极化方式对生物量较为敏感, VV(垂直发射垂直接收)极化方式敏感性较低, 原因是HV极化方式下植被与水体、裸地等地物的后向差异较大(Le *et al.*, 1992), 故在估算AGB方面精度更高。目前基于后向散射系数获取植被AGB的方法大致分为经验模型法、半经验模型法、机理模型法。

2.2.1.1 经验模型法 基于生物量与雷达后向散射系数之间的相关性(Sherwin *et al.*, 1962; 孟宝平, 2018), 经验模型法直接将后向散射系数与森林AGB或相关植被参数进行经验拟合, 构建估算模型, 进而实现森林AGB估算, 是目前运用最广泛的方法, 常见的经验模型有线性模型(Villard & le Toan, 2014)和对数模型(Lucas *et al.*, 2006)。然而, 在实际估算中, 经验法强烈依赖于地面实测AGB数据, 且后向

散射系数对森林AGB的敏感性必须高于其他干扰因子, 否则难以取得满意的效果(Sinha *et al.*, 2015)。SAR数据后向散射系数取决于很多方面, 如森林参数(树干密度、叶片密度等) (Smith-Jonforsen *et al.*, 2007)、森林下垫面状况(温度、土壤水分、地表粗糙度等) (Ranson & Sun, 2000; Bai *et al.*, 2016)等。因此, 在考虑并解决以上干扰因素带来的问题之后, 方可将SAR后向散射系数广泛用于森林AGB估算。

2.2.1.2 半经验模型法 半经验模型在经验模型的基础上进行了改进提升, 引入森林的物理特征, 根据微波在森林冠层、茎秆和下垫面不同的散射机制, 与统计方法进行有机结合, 进而生成了半经验模型法(查东平, 2022)。目前, 基于半经验模型法的研究相对较少, 其中一种半经验模型法是基于水云模型(water cloud model)得到的。水云模型是在辐射传输模型的基础之上提出的用于估算植被覆盖地表的土壤水分, 是一种根据电磁波辐射传输理论, 以植被为研究对象来估算植被地表覆盖的模型(Attema & Ulaby, 1978)。Santoro等(2002)基于水云模型, 将其中的森林冠层透过率参数通过立木蓄积量进行表征, 从而构建出了可直接估算立木积蓄量的半经验模型。此后, 该半经验模型又被用于C波段SAR数据对北方森林立木蓄积的量进行估算(Santoro *et al.*, 2011)。Cartus等(2012)又将该半经验模型中的立木蓄积量替换成森林生物量, 并基于该模型实现了美国东北部森林生物量的估算。但是在利用半经验模型前需要对模型中的参数进行调试优化, 否则可能会引入较大的不确定性。

2.2.1.3 机理模型法 机理模型能够充分考虑森林不同散射机理, 能明确关联具有物理意义的森林参数。目前已经发展了诸多的微波辐射传输模型, 包括MIMICS模型(Ulaby *et al.*, 1990)和森林三维雷达后向散射模型等(Sun & Ranson, 1995)。然而目前的相关研究大多只将模型用于森林后向散射系数的模拟, 以分析森林参数以及环境参数对后向散射系数的影响, 很少有直接将物理模型用于森林参数以及生物量的估算(Ranson *et al.*, 1997)。Ranson等(1997)利用森林生长模型为森林冠层辐射传输模型提供输入参数, 以模拟森林的后向散射系数, 再通过模型构建出森林后向散射系数与生物量之间的关系, 完成了森林生物量的估算。虽然机理模型能够充分考

虑森林的不同散射机理和森林结构参数的影响, 在这一点上机理模型被认为更具有普适性, 但由于其原理复杂且模型众多参数难以定标, 因此相对于经验模型与半经验模型, 机理模型目前在实际应用中推广还存在一定的难度。

综上所述, 在目前可以使用的SAR信息中, 后向散射信息是分析最全面、积累研究成果最多的SAR信息, 适合于森林AGB的估算。需要注意的是, 当生物量达到一定水平时, 后向散射系数会出现信号饱和的现象, C、L和P波段反演AGB的饱和点分别为30–50、60–100和100–200 t·hm⁻² (Askne *et al.*, 1997)。许多因素会影响反演AGB的饱和点, 例如, 给定研究区域中环境条件的变化在导致饱和点变化中起着关键作用(Sarker *et al.*, 2012)。目前已有研究表明, 在森林AGB估算过程中, 对于波段和极化方式的选取以及提取合适的极化参数有助于改善信号饱和的现象。Zeng等(2022b)探讨了使用不同极化通道的后向散射系数, 以及从C波段和L波段全极化SAR数据中提取的极化参数来估算森林AGB的潜力, 结果表明, 对于森林冠层组分的生物量, 表现较好的极化特征没有出现明显的饱和现象。Liu等(2022b)基于后向散射系数、地形因素和极化分解参数估算AGB, 并且将三者相结合, 建立了长波长全偏振数据估算森林AGB的模型, 最终模型有效改善了反演AGB的饱和点。

2.2.2 InSAR/Pol InSAR估算生物量

与SAR后向散射系数相比, 合成孔径雷达干涉(InSAR)可以进一步提供相干强度信息以及干涉相位信息。极化干涉合成孔径雷达(Pol InSAR)兼具InSAR地表森林散射体的空间分布和Pol SAR森林散射体形状和方向敏感的特性, 还具有从数据中分解得到不同散射机制的特征分量的能力(廖展芒, 2019)。故目前InSAR和Pol InSAR也被引入到生物量估测的研究中, 主要有2种类型。

2.2.2.1 基于相干强度信息估算 与后向散射系数不同, 相干强度主要表示森林的时相稳定性和其体积效应(Zebker & Villasenor, 1992; Hagberg *et al.*, 1995; Askne *et al.*, 1997)。相干强度通常是由时间失相干、空间失相干和噪声失相干决定的(Askne *et al.*, 1997; Bamler & Hartl, 1998)。时间失相干是指两次SAR成像之间的地物及环境变化导致的失相干; 空间失相干在森林区域主要包含两部分, 森林地表散

射失相干和森林体散射失相干(Askne *et al.*, 1997), 森林高度越高, 森林体散射失相干强度就越低; 而噪声失相干是由噪声引起的失相干; 这三个方面的失相干会导致相干强度的降低。因此森林AGB越高, 往往会产生更大的失相干影响, 从而导致更低的相干强度, 而裸土区域的相干强度一般是最高的(Treuhaft *et al.*, 2010)。基于相干强度的传统估算方法通常是实测森林AGB与相干强度信息构建估算模型, 然后用于森林AGB估算(Fransson *et al.*, 2001; Koskinen *et al.*, 2001; Cartus *et al.*, 2011)。一般直接建立相干强度信息与生物量间的经验模型和半机理模型。与后向散射信息估算AGB相同, 基于相干强度信息的估算也存在饱和的情况(Askne *et al.*, 1999; Eriksson *et al.*, 2003)。SAR相干强度与森林AGB有较好的负相关关系, 但是两者之间的相关度易受多方面因素影响, 如成像时的环境以及气象条件(Castel *et al.*, 2000), 从而导致估算精度降低。

2.2.2.2 基于干涉相位估算 基于干涉相位估算的实质是数字高程模型(DEM)差分法, 主要利用单波段单极化InSAR数据获取地表(DSM)信息, 并将DSM近似作为冠层高度, 对于地面高度则采用其他手段获取, 如将森林边缘非植被区域的高度作为地面高度, 利用已发布的DEM产品获取地面高度, 或利用LiDAR数据获取地面高度。Ranson等(1977)通过InSAR高度与DEM之差获取了森林有效干涉高度, 发现干涉高度与LiDAR数据获取的森林冠层高度有较好相关性。InSAR高度与DEM之间的高度差难以直接作为森林的高度, 但该高度差与森林高度及森林生物量存在较好的相关度, 因此许多研究直接利用该高度差与地面实测生物量进行拟合, 以进行森林生物量模型构建并估算。基于干涉相位的方法较相干强度估算而言更稳健, 更不容易达到饱和点。

2.2.3 TomoSAR估算生物量

森林垂直结构直接影响生物量, TomoSAR是利用层析技术获得不同冠层高度的散射强度来得到森林垂直结构参数(Cloude, 2007), 挖掘与生物量相关的特征, 继而建立模型估算森林AGB。而森林垂直结构的参数需要在层析剖面中得到, 层析剖面的获取方法主要分为以下两类: 单基线的极化干涉层析法(李兰等, 2017)与多基线的谱分析法(Cloude, 2007)。在提取森林参数的研究中主要有2种方法: 提取层析剖面得到几何参数建立估算模型; 提取层

析剖面上的相对反射率特征, 分析反射率特征与森林参数间的关系进而建立估算模型。目前基于TomoSAR的生物量估算研究较少, 在该类研究中, 散射机制的分离与地面散射机制的消除是一个难点, 目前已有的方法尚未充分利用TomoSAR获取的三维剖面信息。

总体来看, SAR在区域及全球尺度快速获取数据和AGB估算中具有独特的优势, 采用部分SAR技术可以在较大程度上突破遥感技术估算森林AGB的饱和点限制, 在区域和全球尺度开展的部分研究也可以证明有效利用SAR技术和不同SAR数据源可以提高区域和全球尺度森林AGB高精度反演的可行性。然而, SAR估算AGB仍然存在较大的局限性, 如SAR极化信息对森林结构变化敏感, 但是极化信息中可以表征森林散射的体散射模型过于单一, 无法全面描述森林的复杂结构特征。采用单频、单极化后向散射信息进行森林AGB反演饱和点低, 在森林AGB高于300 t·hm⁻²的区域, 后向散射对森林AGB的变化不再敏感。此外, SAR数据处理较为复杂, 受地形影响较大, 而InSAR和Pol InSAR对数据要求较高, 数据源还有待进一步丰富。TomoSAR尽管在森林AGB估算提高饱和点这一方面极具潜力, 但目前已有的研究方法尚不能充分利用层析SAR获取的森林三维剖面信息。在Pol InSAR和TomoSAR技术应用研究方面, 目前依赖国外共享的机载实验数据, 数据处理与参数不清晰, SAR相关的技术和方法大多仍处在研究阶段, 较少进行大范围的应用和推广。由于多频SAR数据较TomoSAR、InSAR和Pol InSAR数据源丰富且易于获取, 因此未来通过多频SAR数据协同进行森林AGB估算将成为利用SAR进行森林AGB反演的热点之一。

3 基于LiDAR的AGB研究

3.1 概述

LiDAR技术起源于20世纪60年代, 2000年以后引入中国, 是近些年发展极为迅速的一种主动遥感技术(Lefsky *et al.*, 2002)。LiDAR对森林冠层有很好的穿透能力, 可以通过计算激光脉冲发射和返回的时间差, 分析返回的激光脉冲能量既能获取地物回波的强度信息, 又能得到地物的三维坐标信息, 在森林AGB估算领域具有很好的应用前景(Torre-Tojal *et al.*, 2022), 因此应用较为广泛。

3.2 LiDAR估算AGB的常用方法

传统的方法主要是基于LiDAR单木水平的结构参数通过异速生长方程来估算森林AGB, LiDAR点云中分割识别单木和将点云投影到体元空间识别单木特征来获取单木尺度的森林结构参数(李增元等, 2016), 如树高、胸径等, 这些信息可以为森林AGB的准确估算提供重要的基础数据。LiDAR估算森林AGB的方法可分为: 建立利用LiDAR数据获取的点云高度、密度、分布、强度与森林AGB的模型(李兰等, 2017)估算森林AGB; 利用点云或波形信息获取森林结构参数, 建立森林参数与森林AGB之间的模型估算森林AGB(李旺等, 2015)。

根据传感器所在平台以及平台高度的不同, LiDAR可具体分为地基激光雷达(terrestrial laser scanning, TLS)、移动激光雷达(mobile laser scanning, MLS)、无人机激光雷达(unmanned aerial vehicle laser scanning, UAV-LS)、机载激光雷达(airborne laser scanning, ALS)和星载激光雷达(spaceflight LiDAR system, SLS)。

3.2.1 TLS

TLS是一种基于地面的LiDAR扫描系统, 使用可见光或近红外波段测量森林的三维结构(Wang *et al.*, 2020)。传统的测量森林三维结构的方式成本高、劳动力强, TLS可以改善这一点并在单木尺度上提取森林三维结构(Stovall *et al.*, 2017), 如: 胸径、树高、林分密度、叶面积指数等, 在AGB估算领域具有很大的潜力。TLS不仅适用于单木尺度分割, 如Wu等(2019)开发了一种用于树干检测和树冠分割的比较最短路径算法(CSP), 该算法显著提高了单树分割的准确性(Tao *et al.*, 2015)。Kim等(2016)为TLS点云开发了一种高保真树体素模型(VoxLAD), 以提高单树尺度上冠层分割的准确性, 然后进行AGB估算。随着技术的发展, 还可以从TLS中提取出单木层面更为精细的树木结构, 如树叶、树桩和树冠(Stovall *et al.*, 2017; Wang *et al.*, 2020)。TLS在单木水平上可以以较高的精度估算森林AGB, 但TLS点云的获取非常耗时(Brede *et al.*, 2019), 且由于相邻树冠之间的遮挡重叠, 在茂密森林中估算AGB也是一个挑战。此外, 在垂直分布较复杂的森林中, TLS区分上层冠层结构的能力有限, 这一点可以通过TLS多次扫描得以改善。

3.2.2 MLS

MLS收集靠近地面的点云数据, 主要是在森林冠层下, 这与TLS类似。与TLS相比, 使用MLS可以有效地获取大面积的3D点云数据(Bauwens *et al.*, 2016)。目前有两种类型的MLS, 分别是车载激光雷达(VLS)和背包激光雷达(BLS)。目前, VLS和BLS的研究都处于单木检测和分割阶段, 这是估算单木的树木参数和AGB的基础。其中, BLS引起了较多的关注, 是因为它优于TLS和VLS, BLS采用了同步定位与地图构建(SLAM)技术, 无须进行多站数据拼接(Yan *et al.*, 2019)。Lu等(2020)使用BLS数据生成的种子点进行UAV-LS的单个树木检测, 显著提高了单个树木检测和分割的准确性。Zhang等(2020)比较了TLS和BLS估算苹果(*Malus pumila*)树枝长度和数量的潜力, 结果表明, TLS在估计树枝长度方面更好, BLS在树枝数量计数方面更好。然而, BLS的应用仍处于早期阶段, 其测量精度和误差源尚未得到系统的探索。

3.2.3 UAV-LS

UAV-LS在50–300 m的高度飞行, 比ALS更灵活, 更方便, 且成本更低(Wu *et al.*, 2019), 但覆盖面积小。UAV-LS在垂直和水平方向上的点云密度较高(Yan *et al.*, 2018), 提高了点云区分树冠的能力(Bazezew *et al.*, 2018)。UAV-LS应用于森林AGB估算的挑战是单木检测和分割, 单木检测和树冠分割的方法主要分为两类。第一种是基于冠层高度模型(CHM)的, 这种方法将CHM应用于搜索窗口(搜索窗口的宽度小于树冠直径), 以找到树冠最大值并首先识别树木位置, 然后根据分割算法分离单木(Wallace *et al.*, 2014)。第二种是基于体素的方法, 在体素空间中对LiDAR数据的点云进行聚类分析(例如, K均值聚类), 首先分割所有单木, 然后在3D聚类中搜索局部最大值作为单木位置(Yan *et al.*, 2019)。目前从UAV-LS点云估计AGB的方法仍然依赖于异速生长算法(Lu *et al.*, 2020); 因此, 需要对单木因子进行自动和直接提取来估算AGB。

3.2.4 ALS

ALS在500–3 000 m的高空获取点云数据, 相比于TLS可以更大范围地测算森林三维结构, 因此ALS可以在区域或国家尺度上估算森林AGB, ALS在树冠结构(如树冠大小、树冠形态等)提取方面也优于TLS。基于ALS估算AGB可以分为区域和单木

尺度, 区域尺度估算AGB通常使用ALS提取的结构因子与地面测量数据构建的统计和经验模型(Kaartinen *et al.*, 2012), 单木尺度进行森林AGB估算通常依赖于传统的异速生长模型(Vauhkonen *et al.*, 2010)。然而异速生长模型对树高和胸径的数据准确性要求较高, 尽管ALS在测量单木树高方面较有潜力, 但使用ALS和现有的异速生长体积模型计算胸径或者单木体积仍然是一个挑战(Vauhkonen *et al.*, 2010), 这一点可以根据统计模型从激光雷达提取的树木参数(例如树高)估计胸径(Kim *et al.*, 2012), 或使用不依赖胸径的森林生物量算法来克服。由于森林垂直分布的复杂性, ALS在估算AGB过程中依然会受到林分数据重叠或遮掩的影响, 因此, 研究人员利用ALS (即提取树高、株数、冠幅和冠面积)和TLS (单木树高、胸径和体积, 以及林分体积或冠层高度)进行AGB估算(Apostol *et al.*, 2016)。ALS和TLS数据的协同作用已被证明可以改善林分体积和AGB估算(Hauglin *et al.*, 2014)。

3.2.5 SLS

SLS以卫星为平台, 运行轨道高, 观测视野广, 数据获取成本低, 可以对全球进行持续大范围长时间的监测。目前常见的SLS包括地球科学激光高度计系统(geoscience laser altimeter system, GLAS)、离散光子计数的先进地形激光高度计系统(advanced topographic laser altimeter system, ATLAS)、全球生态系统动态调查(global ecosystem dynamics investigation, GEDI)以及高分卫星。

第一代对地星载LiDAR系统GLAS, 于2003年搭载在ICESat卫星上成功发射升空(Wang *et al.*, 2011)。GLAS信号通常能够穿透森林冠层到达地面, 进而反映森林垂直结构及其分布信息, 国内外大量研究表明星载LiDAR系统GLAS能够提供可靠的数据进行森林AGB估算(黄克标等, 2013; Tang *et al.*, 2022)。Hayashi等(2015)使用GLAS数据对加里曼丹岛的冠层高度和AGB进行了估算, 估测的大范围内AGB平均为 $191.8 \text{ Mg} \cdot \text{hm}^{-2}$, 结果表明, GLAS数据能够以可接受的精度估测大范围的森林AGB。在地形平缓地区, 基于GLAS数据能够获取高精度的森林冠层高度。然而在地形复杂区域, 由于GLAS的大光斑可能使得植被和地面信号混合在一起无法区分, 这也是国际研究热点和难题之一。

不同于GLAS的波形系统, 搭载于ICESat-2卫

星之上的新一代LiDAR系统ATLAS采用光子计数技术。ATLAS发射的脉冲能量低、频率高、持续时间短, 记录所有返回光子的坐标信息(Abdalati *et al.*, 2010)。光子计数LiDAR在森林AGB估算中具有两个明显的优势: 一是数据光斑直径小, 可减弱地形对森林冠层参数提取精度的影响; 二是数据密度更高, 可更加真实地记录探测目标的垂向信息, 有利于森林冠层参数的高精度反演。Song等(2022)使用ATLAS数据来估算处于高海拔、生态脆弱地区的云南香格里拉山区森林AGB, 通过超参数优化RF模型拟合来自54个地面样本的生物量数据, 结果证明ATLAS数据可以提高山地森林AGB估算的准确性。不过, 光子计数LiDAR发射信号采用的微脉冲, 容易受到噪声干扰(太阳背景、系统因素以及大气散射等), 且光子噪声的空间分布极广(空中、冠层内部、地下等), 导致地面和冠层高度信息提取困难, 这给森林冠层参数反演以及AGB估算研究带来了挑战(宋涵玥等, 2022)。因此, 如何准确剔除光子噪声, 建立更优的森林AGB估算模型, 是ATLAS在AGB估算中需要解决的关键问题和难点。

GEDI是一种星载多波束波形激光雷达, 搭载了全球首台用于森林参数检测的多波束线性体制的激光测高仪, 是首个应用于监测森林参数的多波束星载激光雷达。GEDI对接收波形进行处理并生产了一系列数据产品用来研究森林的冠层高度等结构参数以及AGB等功能参数。自2019年数据公布以来, 国内外学者对于森林AGB的反演已有不少研究(Silva *et al.*, 2021; 韩明辉等, 2022)。Killisly等(2022)提取并处理了GEDI数据, 以估计物种组成复杂和粗糙地面的小尺度林区的树高和AGB, 证明将GEDI与多光谱和雷达影像结合可降低估算的不确定性以及信号饱和现象。Shendryk (2022)等提出了融合GEDI、Sentinel-1、Sentinel-2、高程和土地覆盖数据以进行大面积AGB制图的机器学习方法, 对澳大利亚和美国部分地区进行了AGB的制图。研究发现GEDI会在高分辨率的制图中增加不确定性, 这是由于GEDI自身的建模误差、地理定位等测量误差所带来的。由于GEDI数据公布时间较短, 对于GEDI数据反演地面高程的应用仍处于研究中。大多数情况下, GEDI地面高程估计的准确度始终很高, 但坡度陡峭的地区除外, 陡坡(坡度 $>30^\circ$)对GEDI是最大的挑战, 高大树木和茂密树冠(郁闭度 $>90\%$)的

森林生态系统也会降低冠层高度估计的准确性。

GF-7卫星于2020年8月20日正式投入使用,有效提高了我国高分辨率遥感立体观测能力,服务于自然资源三维立体调查监测。与国外高水平遥感卫星相比,GF-7影像的定位精度较高,激光测高精度优异,三维立体数据获取效率更高(王中建, 2020),在森林AGB估算中有很大的潜力。由于其发射时间较短,故目前在森林AGB估算领域的应用较少。

综上,基于LiDAR的森林AGB估算方法的主要优势在于该方法不仅能够获取森林的垂直结构信息,而且还克服了信号饱和的局限性(Xu *et al.*, 2021)。然而此类方案在应用中也存在一些不足:机载激光雷达可以获取更高精度的点云数据,从而更加精确地估算森林结构参数,但是数据获取成本相对于其他遥感方式较高。为了降低数据获取成本,大多增大飞行高度,这将会导致点云密度降低,影响后期数据处理精度,有时会丢失冠层信息而低估森林高度。然而降低飞行高度,增大激光点密度,势必会带来成本的增高。因此,机载激光雷达在飞行高度和点云密度方面的平衡至关重要。星载激光雷达可获取全球尺度的数据,但由于光斑直径较大,容易错失林下地形和树木空间结构等信息。对于小区域,可能落在区域范围内光斑点较少,无法有效开展研究应用,因此大多用于估算大范围及全球尺度的森林结构参数,精度具有一定的限制。并且由于缺乏

历史数据,基于LiDAR的森林生物量的多时相动态监测仍然面临巨大的挑战。

4 多源遥感数据协同的AGB研究

光学卫星数据的主要局限性在于云覆盖会显著影响获取数据的质量从而影响森林AGB的估算,当树冠茂密或AGB较高时,光学数据易饱和。SAR数据与AGB的关系受植被物理性质的影响,当森林三维结构信息比较复杂时,SAR识别AGB的灵敏度会显著下降。LiDAR虽然与生物量有较高的相关性,但是采集成本、数据处理以及在空间和时间上重复获取的局限使其应用较困难(表3)。为了克服这些局限性,目前森林AGB的反演通常采用多源遥感数据融合的方式:基于光学数据与LiDAR数据、光学数据与SAR数据、LiDAR数据与SAR数据,光学、LiDAR与SAR数据的协同,旨在解决单一类型传感器数据难以满足高精度的AGB估算需求的问题。

4.1 光学与LiDAR数据联合估算生物量

光学遥感数据能够获取到水平方向连续的区域性数据,其获取途径更为广泛,且部分数据免费对用户开放,易于获取。此外,高分辨率光学遥感影像包含了大量的纹理、形状等空间几何信息,在进行森林AGB反演时,可以提供冠层表面光谱信息,并且其提取的纹理和细节信息更加丰富(李德仁等,

表3 使用光学遥感、合成孔径雷达(SAR)和激光雷达(LiDAR)估算生物量对比
Table 3 Biomass estimation comparison using optical remote sensing, synthetic aperture radar (SAR) and light detection and ranging (LiDAR)

遥感类型 Sensor type	优势 Advantage	不足 Disadvantage
光学遥感 Optical remote sensing	光谱信息丰富,易得多种时空分辨率影像,可用于不同尺度的生物量估算研究。数据提取方法较简便,结果可视化程度较高 Spectral information is abundant, and various spatial and temporal resolution images are easily available, which can be used for biomass estimation research at different scales. The data extraction methods are relatively straightforward, and the results can be visualized to a high degree	光学传感器易受天气影响,遥感信号难以到达植被冠层之下,不能有效反映森林的垂直结构信息,且受植被密度影响而易导致光饱和现象 Optical sensors are susceptible to weather conditions, and remote sensing signals struggle to penetrate beneath the vegetation canopy, thus failing to effectively capture vertical structural information of forests. Additionally, optical sensors are prone to saturation effects due to variations in vegetation density
SAR	能与树叶、树干和树冠发生作用,成像受云雨影响小,可快速获取大区域、全覆盖的影像,对生物量敏感 SAR can interact with leaves, tree trunks, and canopies, with minimal impact from clouds and rain. It can rapidly acquire large-area, full-coverage images and is highly sensitive to biomass measurements	SAR影像来源相对较少,数据处理较为复杂,受地形和土壤条件影响较大,后向散射系数估算存在饱和性 SAR images have relatively limited data sources and require more complex data processing. They are significantly influenced by terrain and soil conditions. Estimating the backscattering coefficient in SAR images can be subject to saturation effects
LiDAR	LiDAR数据的空间分辨率较高,不仅能够获取森林的垂直结构信息,而且还克服了信号饱和的局限性 LiDAR data possesses a high spatial resolution, enabling the acquisition of vertical structural information of forests. Moreover, LiDAR data overcomes the limitations of signal saturation	成本较高,缺乏历史数据,具体模型方法受研究区域限制;机载LiDAR在大尺度空间上采样不连续,无法达到无缝覆盖,波形受林下地形和树木空间结构影响较大 LiDAR technology is associated with higher costs and lacks historical data. The specific models and methods may be limited by the research area. Airborne LiDAR suffers from discontinuous sampling at large spatial scales, making it challenging to achieve seamless coverage. The LiDAR waveform is greatly affected by the understory terrain and spatial structure of trees

2012; 菅勇峰等, 2021)。但是, 光学遥感穿透力弱, 难以获取森林的三维结构信息。LiDAR数据为光斑激光传感器, 点云密度较高的情况下可以更加精确地获取森林的三维结构信息, 但是其无法达到大尺度无缝覆盖, 很难在点云密度、数据分析精度和分析效率之间取得平衡, 因此在大尺度应用上存在限制(赵鑫等, 2022)。而将两种数据结合可以提高树种识别能力, 提高森林AGB估算精度。

光学与LiDAR数据联合估算森林AGB的原理主要是通过建立统计模型或者物理模型反映波谱信息与波形、点云特征之间的关系, 并利用光学数据扩展LiDAR的估算区域, 实现空间连续。温雨笑等(2022)从LiDAR数据中提取出的第一回波的分位数高度特征变量与密度特征变量, 结合了GF-1高光谱数据中提取出的植被指数、波段组合因子等特征, 并结合地面调查数据, 采用机器学习算法反演了美国Howland森林AGB, 估算结果 R^2 为0.927。Dekker等(2022)使用了Landsat-8多光谱数据和具有两种空间分辨率下的树冠高度和图像纹理比率的LiDAR数据, 提出了一种估算森林AGB的新模型, 对美国北卡罗莱纳州东部进行了AGB估算, 模型的相关系数为0.625。Tang等(2022)将MODIS光学数据和LiDAR数据结合在一起开发了6种基于机器学习算法的模型对中国森林AGB进行了估算, 结果表明, 中国的森林AGB密度约为 $(53.16 \pm 1.63) \text{ Mg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。

4.2 光学与SAR数据联合估算生物量

SAR数据穿透能力强, 可获得垂直结构信息, 光学数据具有充足的时空数据源, 但是只能获取冠层表面信息, 且易受天气云层影响。因此结合光学数据与SAR数据对大范围长时间序列的森林AGB估算具有重要前景。

目前光学数据与SAR数据联合估算AGB的主要方式是将光学数据或者SAR数据获取的不同森林生态生化参数(例如植被指数、纹理信息、森林参数和后向散射系数等)作为模型的输入参数, 构建相应的回归模型, 完成森林AGB的反演。Zhu等(2020)协同Landsat-8 OLI数据和ALOS-2 PALSAR-2数据提取出的后向散射信息构建了RF模型和多元线性回归模型对北京的森林AGB进行了估算, 研究发现多元线性回归估算AGB的精度更高。Zhang等(2022)使用Landsat-8、GF-1两幅光学影像和GF-3 SAR影像, 提出了一种结合RF和K最近邻域优势的新算法, 帮

助监测不同类型森林AGB随着时间的推移与气候变化相关的变化。Li等(2022)使用来自PALSAR-2和Sentinel-2数据的48个变量, 训练出RF回归模型估算了日本茨城县雪松(*Cedrus deodara*)的森林AGB, 研究表明, 组合来自多个传感器的信息可以提高森林AGB估算的准确性和稳定性。Shao和Zhang (2016)同时结合基于光学反射率得到的植被指数和SAR数据的HV极化后向散射系数构建了新的植被指数Combined VI (COVI), 结果表明该指数在森林AGB估算上具有应用前景。

虽然目前已有诸多协同使用SAR以及光学数据获取的地表参数进行森林AGB估算, 但大部分研究还是基于提取参数建立回归模型法, 虽然该类方法能够在一些情况下提高估算精度, 但缺乏从机理上对两种数据的协同与融合, 因此这类简单回归模型的融合方法在大范围应用中可能会受到挑战。

4.3 LiDAR与SAR数据联合估算生物量

SAR数据不受天气影响, 穿透能力强, 但易受地形影响, 而且在生物量较高时容易饱和, LiDAR克服了SAR的不足, 但是不能够获取大尺度空间连续分布的冠层结构信息, 与SAR数据联合可实现高精度连续分布的生物量制图。其中LiDAR数据主要以两种功能加以协同使用, 即作为参考数据使用(训练样本), 以及作为估算模型的输入变量使用。

将LiDAR作为参考数据主要是出于两方面原因, 一是LiDAR在森林AGB估算中的精度较高, 二是地面实测数据往往较少, 基于LiDAR数据可以拓展参数数据。Musthafa和Singh (2022)用Radarsat-2 C波段、ALOS-2/PALSAR-2 L波段和GEDI数据来构建RF学习方法对森林AGB进行建模, 结果表明, SAR数据与LiDAR数据相结合在估算森林AGB上起到较好的作用, 均方根误差为 $22.11 \text{ Mg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。Wang等(2022)使用ICESat/GLAS的LiDAR数据和L波段PALSAR数据, 对中国东北大兴安岭和小兴安岭的森林AGB进行估算, 经过地形校正的GLAS数据与PALSAR特征与RF回归的组合在地块尺度上产生了最好的结果, 预测的森林AGB在 $(79.81 \pm 16.00) \text{ Mg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 范围内。Zeng等(2022a)将从LiDAR数据中提取出的森林强度、密度、高度参数, 从InSAR数据中提取的相干系数以及从PolSAR数据中提取的后向散射系数和极化分解参数, 来估算森林AGB, 结果表明, 三者结合具有更高的精度, R^2 高于0.81。

4.4 光学、SAR与LiDAR数据联合估算生物量

多源遥感数据协同可以克服单一遥感数据源的局限性,综合多种数据源(包括光学数据、SAR数据和LiDAR等)的优势可以更好地提高森林AGB估算的精度(Ehlers *et al.*, 2022)。Gupta和Sharma (2022)使用了多光谱光学数据、SAR数据和LiDAR数据,构建RF模型,对印度古吉拉特邦野生动物保护区的混合热带森林AGB进行了估算,结果表明估算AGB的均方根误差为 $30.44 \text{ Mg} \cdot \text{hm}^{-2}$, R^2 为0.46。Wang等(2022)系统比较了用于森林AGB估算的3种遥感数据源的性能,使用的数据分别为GLAS数据、MODIS数据和PALSAR数据,结果表明经过地形校正的GLAS和PALSAR特征信息与RF回归的组合在地块尺度上产生了最好的估算效果。Kamugame Tamga等(2022)使用了Sentinel-2光学数据、Sentinel-1和ALOS-2 SAR数据以及GEDI数据,从中提取出植被指数和纹理参数等信息作为机器学习的预测因子对非洲西部部分地区AGB进行了估算,结果发现,RF算法与光学数据和SAR数据结合取得了最好的结果。

需要注意的是,在实际估算中,不同遥感数据和辅助数据在时间尺度和空间尺度均存在差异,这将不可避免地引入数据间的配准误差,造成生物量估算精度下降。例如不同遥感数据的获取时间不同,表征了不同时间点的植被状态,因此难以保证融合反演精度,且在进行协同时可能会存在一方数据源时间数据缺失的情况;遥感数据源与实际调查数据在精度上也会存在较大的差异(Wang *et al.*, 2022)。因此,在进行不同数据源协同估算AGB时,应该充分考虑这种差异所带来的影响,探测不同类型遥感数据和辅助数据的数据特点,研究不同协同方式下的解决方案,解决数据融合过程中的精度问题,从而降低数据协同过程中因为尺度不匹配所带来的影响。

5 讨论

5.1 森林物理特征对AGB估算的影响

森林分布范围广,不同的森林类型(针叶林/阔叶林)和林分结构(单一林/混交林)在结构分布上有巨大的差异(Cho *et al.*, 2007; Bargali *et al.*, 2018)。光学遥感可提供植被冠层的光谱信息,但其使用的电磁波波长较短,对茂密森林的穿透能力不足,无法获取冠层以下的森林结构和地表位置信息,导致在

森林AGB估算领域精度不足(曹海翊等, 2022)。SAR穿透性更强,且不同波段的穿透能力不同,可以获取垂直分布的树木物理结构信息以及森林的三维结构信息(Gama *et al.*, 2010),因此,更适用于森林AGB估算。LiDAR可以获取更高密度的光子点云以及更加完整的波形数据,从而获取更高精度的单木信息以及森林冠层高度等结构参数,也适合作为森林AGB估算的数据源(Hill & Thomson, 2005)。

目前大部分森林AGB估算的方法是建立胸径、树木冠幅和生物量之间的关系,然而,对于不同的树种,其胸径和树木冠幅与生物量之间的函数关系也存在差异,因此在建立森林AGB相关生物模型时,应根据研究需要确定森林生物量估算的对象和范围,最好分别对不同森林类型建立森林AGB与遥感数据的关系模型,不同区域也应分别建立生物量预测模型,区域的划分应考虑保持同一区域内没有较大的地表状况差别。森林AGB估算过程需要根据树种类型构建相对应的模型,目前一般使用地面调查实测数据获取的单木信息。然而目前仍有大部分区域缺少实测数据,需要依赖卫星影像进行植被分类以获取森林的分布信息(Zhang *et al.*, 2022)。

如今,森林AGB的研究已受到广大研究人员的广泛关注,学者们不再满足单一的遥感数据源,采用多源遥感数据来进行森林AGB估测的研究。利用光学遥感影像获取的水平结构与雷达遥感影像获取的垂直结构进行信息互补,可以更加完整地获取森林三维结构的详细信息,使生物量的估测结果更加可靠。因此,在森林AGB估算时,结合不同树种类型的特点,选取对相应树种类型更加适合的估算模型、采用合适的多源数据协同方案,对于森林AGB估算是非常重要且必要的。

5.2 辅助信息对AGB估算的影响

在AGB估算过程中,遥感数据可以提供大范围、多时相、时空分辨率较高的数据,遥感的这些特点为AGB估算提供了大尺度时空的数据支持。虽然遥感在时空分辨率方面已经得到了极大的改进和提升,然而精度仍比不上地面实测数据。因此,将遥感数据与不同类型的辅助数据相结合,如郁闭度(canopy closure)、冠层高度(canopy height)、年降水量(AP)、年平均温度(MAT)和DEM,也有助于提高森林AGB估算的准确性(Hall *et al.*, 2006; Main-Knorn *et al.*, 2011)。研究表明,生物量在年降

水量为900–1 600 mm之间时波动幅度较小, 比较稳定; 而年平均气温6 °C左右时, 生物量的值达到最大, 说明此温度条件更适合于AGB的积累(Zhang *et al.*, 2019b)。DEM和冠层高度的数据精度越高, AGB的估算也就会更加精准。此外, 除了现有的两种遥感方式协同估算AGB之外, 更多源遥感方式的协同估算使实地AGB与估算AGB具有更高的相关性。如Ehlers等(2022)使用Landsat光学影像提供的物种组成信息、LiDAR数据提供的冠层高度数据、Radar数据提供的冠层体积数据, 基于这3种不同数据源提供的信息, 构建RF模型估算了北卡罗来纳州东部的森林AGB, 估算出来的AGB与实地AGB显示出了较强的相关性。

6 总结和展望

本文归纳了当前基于遥感技术进行森林AGB估算的相关研究, 对使用光学遥感、SAR、LiDAR以及多源遥感协同方式估算森林AGB的原理和研究方法进行了归纳总结, 得出了如下结论:

(1)森林AGB估算经历了从统计分析到遥感方式估算的转变, 将地形、环境因子、森林物理特性作为辅助因子添加到AGB的估算过程中可以有效地提高估算精度。在此过程中, 新型遥感数据在森林AGB监测中的应用愈加广泛, 在空间分辨率、时间分辨率或光谱分辨率等方面不断突破, 进一步丰富了森林AGB估算的研究数据来源。

(2)多源遥感数据协同方式能更好地提高森林AGB估算的精度, 具有很大的发展潜力。但是在实际估算中, 不同遥感数据源时空尺度存在差异性, 遥感数据与实际调查数据在尺度上也存在差异性。因此, 需要探测不同类型遥感数据源的规律, 研究不同组合条件下的解决方案, 突破数据结合过程中的精度问题, 从而降低模型融合带来的不确定性。

(3)生物量取决于树种、冠幅、林分密度等森林参数, 目前大多数估算模型可移植性不强, 因此, 森林AGB估算的相关模型仍需进行深层次的优化, 例如, 引入实地调查数据或其他辅助数据以优化模型等。此外, 目前机器学习、人工智能、深度学习的发展和应用较广, 可以应用于森林AGB的估算, 但是遥感机理的研究是创新的根源, 因此应该将遥感数据的用途侧重于提取森林的生物物理参数再进行AGB估算。

参考文献

- Abbas S, Wong MS, Wu J, Shahzad N, Muhammad Irteza S (2020). Approaches of satellite remote sensing for the assessment of above-ground biomass across tropical forests: pan-tropical to national scales. *Remote Sensing*, 12, 3351. DOI: 10.3390/rs12203351.
- Abdalati W, Zwally HJ, Bindaschadler R, Csatho B, Farrell SL, Fricker HA, Harding D, Kwok R, Lefsky M, Markus T, Marshak A, Neumann T, Palm S, Schutz B, Smith B, Spinhirne J, Webb C (2010). The ICESat-2 laser altimetry mission. *Proceedings of the IEEE*, 98, 735-751.
- Ali I, Greifeneder F, Stamenkovic J, Neumann M, Notarnicola C (2015). Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data. *Remote Sensing*, 7, 16398-16421.
- Apostol B, Lorent A, Petrila M, Gancz V, Badea O (2016). Height extraction and stand volume estimation based on fusion airborne LiDAR data and terrestrial measurements for a Norway spruce (*Picea abies* (L.) Karst.) test site in Romania. *Notulae Botanicae Horti Agrobotanici Cluj-Napoca*, 44, 313-323.
- Askne J, Dammert PBG, Smith G (1999). Understanding ERS InSAR coherence of boreal forests. *IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 4, 2111-2114.
- Askne JIH, Dammert PBG, Ulander LMH, Smith G (1997). C-band repeat-pass interferometric SAR observations of the forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35, 25-35.
- Attema EPW, Ulaby FT (1978). Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science*, 13, 357-364.
- Bai XJ, He BB, Li XW (2016). Optimum surface roughness to parameterize advanced integral equation model for soil moisture retrieval in prairie area using radarsat-2 data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54, 2437-2449.
- Bamler R, Hartl P (1998). Synthetic aperture radar interferometry. *Inverse Problems*, 14, R1-R54.
- Bargali K, Manral V, Padalia K, Bargali SS, Upadhyay VP (2018). Effect of vegetation type and season on microbial biomass carbon in Central Himalayan forest soils, India. *Catena*, 171, 125-135.
- Bauwens S, Bartholomeus H, Calders K, Lejeune P (2016). Forest inventory with terrestrial LiDAR: a comparison of static and hand-held mobile laser scanning. *Forests*, 7, 127. DOI: 10.3390/f7060127.
- Bazezew MN, Hussin YA, Kloosterman EH (2018). Integrating airborne LiDAR and terrestrial laser scanner forest parameters for accurate above-ground biomass/carbon estimation in Ayer Hitam tropical forest, Malaysia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 638-652.

- Bond-Lamberty B, Wang C, Gower ST (2002). Aboveground and belowground biomass and sapwood area allometric equations for six boreal tree species of northern Manitoba. *Canadian Journal of Forest Research*, 32, 1441-1450.
- Brede B, Calders K, Lau A, Raunonen P, Bartholomeus HM, Herold M, Kooistra L (2019). Non-destructive tree volume estimation through quantitative structure modelling: comparing UAV laser scanning with terrestrial LIDAR. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111355. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111355.
- Breiman L, Friedman JH, Olshen RA, Stone CJ (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth & Brooks, Monterey, USA.
- Cao HY, Liu XG, Li SH, Zhang XW (2012). ZY-3 satellite remote sensing technology. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 33(3), 7-16. [曹海翊, 刘希刚, 李少辉, 张新伟 (2012). “资源三号”卫星遥感技术. 航天返回与遥感, 33(3), 7-16.]
- Cao HY, Qiu XY, He T (2022). Review on development of forest biomass remote sensing satellites. *Acta Optica Sinica*, 42(17), 402-409. [曹海翊, 邱心怡, 贺涛 (2022). 森林生物量遥感卫星发展综述. 光学学报, 42(17), 402-409.]
- Cao HY, Zhang XW, Zhao CG (2020). System design and key technologies of the GF-7 satellite. *Chinese Space Science and Technology*, 40(5), 1-9. [曹海翊, 张新伟, 赵晨光 (2020). 高分七号卫星总体设计与技术创新. 中国空间科学技术, 40(5), 1-9.]
- Cartus O, Santoro M, Kellndorfer J (2012). Mapping forest aboveground biomass in the Northeastern United States with ALOS PALSAR dual-polarization L-band. *Remote Sensing of Environment*, 124, 466-478.
- Cartus O, Santoro M, Schmullius C, Li Z (2011). Large area forest stem volume mapping in the boreal zone using synergy of ERS-1/2 tandem coherence and MODIS vegetation continuous fields. *Remote Sensing of Environment*, 115, 931-943.
- Castel T, Martinez JM, Beaudoin A, Wegmüller U, Strozzi T (2000). ERS INSAR data for remote sensing hilly forested areas. *Remote Sensing of Environment*, 73, 73-86.
- Chave J, Andalo C, Brown S, Cairns MA, Chambers JQ, Eamus D, Fölster H, Fromard F, Higuchi N, Kira T, Lescure JP, Nelson BW, Ogawa H, Puig H, Riéra B, Yamakura T (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145, 87-99.
- Chen EX (1999). Development of forest biomass estimation using SAR data. *World Forestry Research*, 12(6), 18-23. [陈尔学 (1999). 合成孔径雷达森林生物量估测研究进展. 世界林业研究, 12(6), 18-23.]
- Cho MA, Skidmore A, Corsi F, van Wieren SE, Sobhan I (2007). Estimation of green grass/herb biomass from airborne hyperspectral imagery using spectral indices and partial least squares regression. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9, 414-424.
- Cloude SR (2007). Dual-baseline coherence tomography. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4, 127-131.
- Colomina I, Molina P (2014). Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 92, 79-97.
- Dong LH, Zhang LJ, Li FR (2016). Developing two additive biomass equations for three coniferous plantation species in northeast China. *Forests*, 7, 136. DOI: 10.3390/f7070136.
- Dong LH, Zhang Y, Zhang Z, Xie LF, Li FR (2020). Comparison of tree biomass modeling approaches for larch (*Larix olgensis* Henry) trees in northeast China. *Forests*, 11, 202. DOI: 10.3390/f11020202.
- Du YK, Wang J, Liu ZJ, Yu HY, Li ZH, Cheng H (2019). Evaluation on spaceborne multispectral images, airborne hyperspectral, and LiDAR data for extracting spatial distribution and estimating aboveground biomass of wetland vegetation *Suaeda salsa*. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12, 200-209.
- Ehlers D, Wang C, Coulston J, Zhang YL, Pavelsky T, Frankenberg E, Woodcock C, Song CH (2022). Mapping forest aboveground biomass using multisource remotely sensed data. *Remote Sensing*, 14, 1115. DOI: 10.3390/rs14051115.
- Eriksson LEB, Santoro M, Wiesmann A, Schmullius CC (2003). Multitemporal JERS repeat-pass coherence for growing-stock volume estimation of Siberian forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, 1561-1570.
- Foody GM, Boyd DS, Cutler ME (2003). Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 85, 463-474.
- Franklin J, Strahler AH (1988). Invertible canopy reflectance modeling of vegetation structure in semiarid woodland. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26, 809-825.
- Fransson JES, Smith G, Askne J, Olsson H (2001). Stem volume estimation in boreal forests using ERS-1/2 coherence and SPOT XS optical data. *International Journal of Remote Sensing*, 22, 2777-2791.
- Gama FF, dos Santos JR, Mura JC (2010). Eucalyptus biomass and volume estimation using interferometric and polarimetric SAR data. *Remote Sensing*, 2, 939-956.
- Gao HT, Luo WB, Shi HT, Mo F, Li SH, Zhang XW, Liu XG, Cao HY (2016). Structural stability design and implementation of ZY-3 satellite. *Spacecraft Engineering*, 25(6), 18-24. [高洪涛, 罗文波, 史海涛, 莫凡, 李少辉, 张新伟, 刘希刚, 曹海翊 (2016). 资源三号卫星结构稳定性设计与实现. 航天器工程, 25(6), 18-24.]

- Gou RK, Chen JQ, Duan GH, Yang R, Bu YK, Zhao J, Zhao PX (2019). Inversion of aboveground biomass of *Pinus tabulaeformis* plantations based on GF-2 data. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30, 4031-4040.
- Guo M, Li J, Sheng CL, Xu JW, Wu L (2017). A review of wetland remote sensing. *Sensors*, 17, 777. DOI: 10.3390/s17040777.
- Guo ZH, Peng SL, Wang BS (2002). Estimating forest biomass in western Guangdong using landsat TM data. *Acta Ecologica Sinica*, 22, 1832-1839. [郭志华, 彭少麟, 王伯荪 (2002). 利用TM数据提取粤西地区的森林生物量. *生态学报*, 22, 1832-1839.]
- Gupta R, Sharma LK (2022). Aboveground biomass prediction by fusing gedi footprints with optical and SAR data using the random forest in the mixed tropical forest, India. *IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 5460-5463. DOI: 10.1109/IGARSS46834.2022.9883443.
- Hagberg JO, Ulander LMH, Askne J (1995). Repeat-pass SAR interferometry over forested terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 331-340.
- Hall RJ, Skakun RS, Arsenault EJ, Case BS (2006). Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology and Management*, 225, 378-390.
- Hame T, Salli A, Andersson K, Lohi A (1997). A new methodology for the estimation of biomass of coniferdominated boreal forest using NOAA AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 3211-3243.
- Han MH, Xing YQ, Li GY, Huang JP, Cai LT (2022). Comparison of the accuracy of the maximum canopy height and biomass inversion of the data of different GEDI algorithm groups. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 42(10), 72-82. [韩明辉, 邢艳秋, 李国元, 黄佳鹏, 蔡龙涛 (2022). GEDI不同算法组数据反演森林最大冠层高度和生物量精度比较. *中南林业科技大学学报*, 42(10), 72-82.]
- Hauglin M, Gobakken T, Astrup R, Ene L, Næsset E (2014). Estimating single-tree crown biomass of Norway spruce by airborne laser scanning: a comparison of methods with and without the use of terrestrial laser scanning to obtain the ground reference data. *Forests*, 5, 384-403.
- Hayashi M, Saigusa N, Yamagata Y, Hirano T (2015). Regional forest biomass estimation using ICESat/GLAS spaceborne LiDAR over Borneo. *Carbon Management*, 6, 19-33.
- Hill RA, Thomson AG (2005). Mapping woodland species composition and structure using airborne spectral and LiDAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 26, 3763-3779.
- Houghton RA, Lawrence KT, Hackler JL, Brown S (2001). The spatial distribution of forest biomass in the Brazilian Amazon: a comparison of estimates. *Global Change Biology*, 7, 731-746.
- Huang KB, Pang Y, Shu QT, Fu T (2013). Aboveground forest biomass estimation using ICESat GLAS in Yunnan, China. *Journal of Remote Sensing*, 17, 165-179. [黄克标, 庞勇, 舒清态, 付甜 (2013). 基于ICESat GLAS的云南省森林地上生物量反演. *遥感学报*, 17, 165-179.]
- Kaartinen H, Hyypä J, Yu XW, Vastaranta M, Hyypä H, Kukko A, Holopainen M, Heipke C, Hirschmugl M, Morsdorf F, Næsset E, Pitkanen J, Popescu S, Solberg S, Wolf BM, Wu JC (2012). An international comparison of individual tree detection and extraction using airborne laser scanning. *Remote Sensing*, 4, 950-974.
- Kanmegne Tamga D, Latifi H, Ullmann T, Baumhauer R, Bayala J, Thiel M (2022). Estimation of aboveground biomass in agroforestry systems over three climatic regions in west Africa Using Sentinel-1, Sentinel-2, ALOS, and GEDI Data. *Sensors*, 23, 349. DOI: 10.3390/s23010349.
- Killistly C, Dubucq D, Credoz A (2022). Biomass quantification in forest: a review and use case with Gedi Lidar data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 5766-5768.
- Kim AM, Olsen RC, Béland M (2016). Simulated full-waveform lidar compared to Riegl VZ-400 terrestrial laser scans. *Laser Radar Technology and Applications XXI*, 9832, 242-255.
- Kim Y, Chang A, Kim Y, Song J, Kim C (2012). Estimation of forest biomass from airborne LiDAR data as measures against global warming-individual tree unit and forest stand unit. *Disaster Advances*, 5, 295-299.
- Koskinen JT, Palliainen JT, Hyypä JM, Engdahl ME, Hallikainen MT (2001). The seasonal behavior of interferometric coherence in boreal forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39, 820-829.
- Kumar L, Mutanga O (2017). Remote sensing of above-ground biomass. *Remote Sensing*, 9, 935. DOI: 10.3390/rs9090935.
- Lefsky MA, Cohen WB, Harding DJ, Parker GG, Acker SA, Gower ST (2002). Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. *Global Ecology and Biogeography*, 11, 393-399.
- Le Toan T, Beaudoin A, Riou J, Guyon D (1992). Relating forest biomass to SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 403-411.
- Li DR, Wang CW, Hu YM, Liu SG (2012). General review on remote sensing-based biomass estimation. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 37, 631-635. [李德仁, 王长委, 胡月明, 刘曙光 (2012). 遥感技术估算森林生物量的研究进展. *武汉大学学报(信息科学版)*, 37, 631-635.]
- Li H, Kato T, Hayashi M, Wu L (2022). Estimation of forest aboveground biomass of two major conifers in Ibaraki Prefecture, Japan, from PALSAR-2 and sentinel-2 data.

- Remote Sensing*, 14, 468. DOI: 10.3390/rs14030468.
- Li L, Chen EX, Li ZY, Ren C, Zhao L, Gu XZ (2017). Forest above-ground biomass estimation based on multi-baseline InSAR tomography. *Scientia Silvae Sinicae*, 53(11), 85-93. [李兰, 陈尔学, 李增元, 任冲, 赵磊, 谷鑫志 (2017). 森林地上生物量的多基线InSAR层析估测方法. 林业科学, 53(11), 85-93.]
- Li W, Niu Z, Wang C, Gao S, Feng Q, Chen HY (2015). Forest above-ground biomass estimation at plot and tree levels using airborne LiDAR data. *Journal of Remote Sensing*, 19, 669-679. [李旺, 牛铮, 王成, 高帅, 冯琦, 陈瀚阒 (2015). 机载LiDAR数据估算样地和单木尺度森林地上生物量. 遥感学报, 19, 669-679.]
- Li ZY, Liu QW, Pang Y (2016). Review on forest parameters inversion using LiDAR. *Journal of Remote Sensing Bulletin*, 20, 1138-1150. [李增元, 刘清旺, 庞勇 (2016). 激光雷达森林参数反演研究进展. 遥感学报, 20, 1138-1150.]
- Li ZY, Zhao L, Li K, Chen EX, Wan XX, Xu KP (2020). A survey of developments on forest resources monitoring technology of synthetic aperture radar. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)*, 12(2), 150-158. [李增元, 赵磊, 李堃, 陈尔学, 万祥星, 徐昆鹏 (2020). 合成孔径雷达森林资源监测技术研究综述. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 12(2), 150-158.]
- Liang RT, Wang YF, Qiu SY, Sun YJ, Xie YH (2022). Comparison of artificial neural network with compatible biomass model for predicting aboveground biomass of individual tree. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 33, 9-16. [梁瑞婷, 王轶夫, 邱思玉, 孙玉军, 谢运鸿 (2022). 人工神经网络与相容性生物量模型预测单木地上生物量的比较. 应用生态学报, 33, 9-16.]
- Liao ZM (2019). *Forest Aboveground Biomass Estimation Using PolInSAR Data*. PhD dissertation, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu. [廖展芒 (2019). 森林地上生物量极化干涉SAR反演方法研究. 博士学位论文, 电子科技大学, 成都.]
- Liu CF, Chen DH, Zou C, Liu SS, Li H, Liu ZH, Feng WT, Zhang NM, Ye LZ (2022a). Modeling biomass for natural subtropical secondary forest using multi-source data and different regression models in Huangfu Mountain, China. *Sustainability*, 14, 13006. DOI: 10.3390/su142013006.
- Liu Z, Michel OO, Wu GM, Mao Y, Hu YF, Fan WY (2022b). The potential of fully polarized ALOS-2 data for estimating forest above-ground biomass. *Remote Sensing*, 14, 669. DOI: 10.3390/rs14030669.
- Lu D, Batistella M (2005). Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondônia, Brazilian Amazon. *Acta Amazonica*, 35, 249-257.
- Lu DS (2006). The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 1297-1328.
- Lu DS, Chen Q, Wang GX, Liu LJ, Li GY, Moran E (2016). A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*, 9, 63-105.
- Lu JB, Wang H, Qin SH, Cao L, Pu RL, Li GL, Sun J (2020). Estimation of aboveground biomass of *Robinia pseudoacacia* forest in the Yellow River Delta based on UAV and Backpack LiDAR point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86, 102014. DOI: 10.1016/j.jag.2019.102014.
- Lucas RM, Cronin N, Lee A, Moghaddam M, Witte C, Tickle P (2006). Empirical relationships between AIRSAR backscatter and LiDAR-derived forest biomass, Queensland, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 100, 407-425.
- Main-Knom M, Moisen GG, Healey SP, Keeton WS, Freeman EA, Hostert P (2011). Evaluating the remote sensing and inventory-based estimation of biomass in the western Carpathians. *Remote Sensing*, 3, 1427-1446.
- Meng BP (2018). *Estimation Grassland Above Ground Biomass Based on UAV Technology and Machine Learning Methods in Alpine Grassland, Gannan Region*. Master degree dissertation, Lanzhou University, Lanzhou. [孟宝平 (2018). 基于UAV和机器学习方法的甘南地区高寒草地上生物量遥感估测研究. 硕士学位论文, 兰州大学, 兰州.]
- Musthafa M, Singh G (2022). Improving forest above-ground biomass retrieval using multi-sensor L-and C-band SAR data and multi-temporal spaceborne LiDAR data. *Frontiers in Forests and Global Change*, 5, 822704. DOI: 10.3389/ffgc.2022.822704.
- Mutanga O, Skidmore AK (2004). Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 25, 3999-4014.
- Naik P, Dalponte M, Bruzzone L (2021). Prediction of forest aboveground biomass using multitemporal multispectral remote sensing data. *Remote Sensing*, 13, 1282. DOI: 10.3390/rs13071282.
- Piao SL, Fang JY (2004). Spatial distribution of grassland biomass in China. *Acta Phytocologica Sinica*, 28, 491-498. [朴世龙, 方精云 (2004). 中国草地植被生物量及其空间分布格局. 植物生态学报, 28, 491-498.]
- Ranson KJ, Sun GQ (2000). Effects of environmental conditions on boreal forest classification and biomass estimates with SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38, 1242-1252.
- Ranson KJ, Sun GQ, Weishampel JF, Knox RG (1997). Forest biomass from combined ecosystem and radar backscatter modeling. *Remote Sensing of Environment*, 59, 118-133.
- Santoro M, Askne J, Smith G, Fransson JES (2002). Stem volume retrieval in boreal forests from ERS-1/2

- interferometry. *Remote Sensing of Environment*, 81, 19-35.
- Santoro M, Beer C, Cartus O, Schmittius C, Shvidenko A, McCallum I, Wegmüller U, Wiesmann A (2011). Retrieval of growing stock volume in boreal forest using hyper-temporal series of Envisat ASAR ScanSAR backscatter measurements. *Remote Sensing of Environment*, 115, 490-507.
- Sarker MLR, Nichol J, Ahmad B, Busu I, Rahman AA (2012). Potential of texture measurements of two-date dual polarization PALSAR data for the improvement of forest biomass estimation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 146-166.
- Shao ZF, Zhang LJ (2016). Estimating forest aboveground biomass by combining optical and SAR data: a case study in Genhe, Inner Mongolia, China. *Sensors*, 16, 834. DOI: 10.3390/s16060834.
- Shendryk Y (2022). Fusing GEDI with earth observation data for large area aboveground biomass mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115, 103108. DOI: 10.1016/j.jag.2022.103108.
- Sherwin CW, Ruina JP, Rawcliffe RD (1962). Some early developments in synthetic aperture radar systems. *IRE Transactions on Military Electronics*, MIL-6, 111-115.
- Silleos NG, Alexandridis TK, Gitas IZ, Perakis K (2006). Vegetation indices: advances made in biomass estimation and vegetation monitoring in the last 30 years. *Geocarto International*, 21, 21-28.
- Silva CA, Duncanson L, Hancock S (2021). Fusing simulated GEDI, ICESat-2 and NISAR data for regional aboveground biomass mapping. *Remote Sensing of Environment*, 253, 112234. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112234.
- Sinha S, Jeganathan C, Sharma LK, Nathawat MS (2015). A review of radar remote sensing for biomass estimation. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 12, 1779-1792.
- Smith-Jonforsen G, Folkesson K, Hallberg B, Ulander LMH (2007). Effects of forest biomass and stand consolidation on P-band backscatter. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4, 669-673.
- Song CH (2013). Optical remote sensing of forest leaf area index and biomass. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 37, 98-113.
- Song HY, Shu QT, Xi L, Qiu S, Wei ZY, Yang ZZ (2022). Remote sensing estimation of forest above-ground biomass based on spaceborne lidar ICESat-2/ATLAS data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 38(10), 191-199. [宋涵玥, 舒清态, 席磊, 邱霜, 魏治越, 杨泽至 (2022). 基于星载 ICESat-2/ATLAS数据的森林地上生物量估测. 农业工程学报, 38(10), 191-199.]
- Stovall AEL, Vorster AG, Anderson RS, Evangelista PH, Shugart HH (2017). Non-destructive aboveground biomass estimation of coniferous trees using terrestrial LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 200, 31-42.
- Sun GQ, Ranson KJ (1995). A three-dimensional radar backscatter model of forest canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 372-382.
- Tang Z, Xia XS, Huang YH, Lu Y, Guo ZY (2022). Estimation of national forest aboveground biomass from multi-source remotely sensed dataset with machine learning algorithms in China. *Remote Sensing*, 14, 5487. DOI: 10.3390/rs14215487.
- Tao SL, Wu FF, Guo QH, Wang YC, Li WK, Xue BL, Hu XY (2015). Segmenting tree crowns from terrestrial and mobile LiDAR data by exploring ecological theories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 110, 66-76.
- Tian J (2017). *Study on Forest Biomass Estimation and Effect of Human Disturbance on Remote Sensing Data*. PhD dissertation, Northeast Forestry University, Haerbin. [田静 (2017). 森林生物量遥感估测及人为干扰对森林碳储量影响研究. 博士学位论文, 东北林业大学, 哈尔滨.]
- Torre-Tojal L, Bastarrika A, Boyano A, Lopez-Guede JM, Graña M (2022). Above-ground biomass estimation from LiDAR data using random forest algorithms. *Journal of Computational Science*, 58, 101517. DOI: 10.1016/j.jocs.2021.101517.
- Treuhaft RN, Gonçalves FG, Drake JB, Chapman BD, dos Santos JR, Dutra LV, Graça PMLA, Purcell GH (2010). Biomass estimation in a tropical wet forest using Fourier transforms of profiles from lidar or interferometric SAR. *Geophysical Research Letters*, 37, L23403. DOI: 10.1029/2010GL045608.
- Ulaby FT, Sarabandi K, McDonald KY, Whitt M, Dobson MC (1990). Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11, 1223-1253.
- Vauhkonen J, Korpela I, Maltamo M, Tokola T (2010). Imputation of single-tree attributes using airborne laser scanning-based height, intensity, and alpha shape metrics. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1263-1276.
- Villard L, Le Toan T (2014). Relating P-band SAR intensity to biomass for tropical dense forests in hilly terrain: γ^0 or t^0 ? *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8, 214-223.
- Wallace L, Lucieer A, Watson CS (2014). Evaluating tree detection and segmentation routines on very high resolution UAV LiDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52, 7619-7628.
- Wang D, Momo Takoudjou S, Casella E (2020). LeWoS: a universal leaf-wood classification method to facilitate the 3D modelling of large tropical trees using terrestrial LiDAR. *Methods in Ecology and Evolution*, 11, 376-389.
- Wang XW, Cheng X, Gong P, Huang HB, Li Z, Li XW (2011). Earth science applications of ICESat/GLAS: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 32, 8837-8864.

DOI: 10.17521/cjpe.2023.0008

- Wang XY, Liu CX, Lv GT, Xu JF, Cui GS (2022). Integrating multi-source remote sensing to assess forest aboveground biomass in the Khingan mountains of north-eastern China using machine-learning algorithms. *Remote Sensing*, 14, 1039. DOI: 10.3390/rs14041039.
- Wang ZJ (2020). Gaofen-7 satellite officially put into use. *Beijing Surveying and Mapping*, 34, 1065. [王中建 (2020). 高分七号卫星正式投入使用. 北京测绘, 34, 1065.]
- Wen YX, Lv J, Ma QX, Zhang P, Xu RL (2022). Study on inversion of forest biomass by LiDAR and hyperspectral. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (7), 38-42. [温雨笑, 吕杰, 马庆勋, 张鹏, 徐汝岭 (2022). 高光谱和LiDAR联合反演森林生物量研究. 测绘通报, (7), 38-42.]
- White MA, Thornton PE, Running SW (1997). A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability. *Global Biogeochemical Cycles*, 11, 217-234.
- Widagdo FRA, Li FR, Zhang LJ, Dong LH (2020). Aggregated biomass model systems and carbon concentration variations for tree carbon quantification of natural Mongolian oak in northeast China. *Forests*, 11, 397. DOI: 10.3390/f11040397.
- Wu XQ, Shen X, Cao L, Wang GB, Cao FL (2019). Assessment of individual tree detection and canopy cover estimation using unmanned aerial vehicle based light detection and ranging (UAV-LiDAR) data in planted forests. *Remote Sensing*, 11, 908. DOI: 10.3390/rs11080908.
- Xu DD, Wang HB, Xu WX, Luan ZQ, Xu X (2021). LiDAR applications to estimate forest biomass at individual tree scale: opportunities, challenges and future perspectives. *Forests*, 12, 550. DOI: 10.3390/f12050550.
- Yan WQ, Guan HY, Cao L, Yu YT, Gao S, Lu JY (2018). An automated hierarchical approach for three-dimensional segmentation of single trees using UAV LiDAR data. *Remote Sensing*, 10, 1999. DOI: 10.3390/rs10121999.
- Yan ZJ, Liu RF, Cheng L, Zhou X, Ruan XG, Xiao YJ (2019). A concave hull methodology for calculating the crown volume of individual trees based on vehicle-borne LiDAR data. *Remote Sensing*, 11, 623. DOI: 10.3390/rs11060623.
- Yang H (2015). *Study on Quantitative Crop Monitoring by Time Series of Fully Polarimetric and Compact Polarimetric SAR Imagery*. PhD dissertation, Chinese Academy of Forestry, Beijing. [杨浩 (2015). 基于时间序列全极化与简缩极化SAR的作物定量监测研究. 博士学位论文, 中国林业科学研究院, 北京.]
- Zebker HA, Villasenor J (1992). Decorrelation in interferometric radar echoes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 950-959.
- Zeng P, Shi JM, Huang JM, Zhang YX, Zhang WF (2022a). Component forest above ground biomass estimation using LiDAR and SAR data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 6395-6398.
- Zeng P, Zhang WF, Li Y, Shi JM, Wang ZH (2022b). Forest total and component above-ground biomass (AGB) estimation through C- and L-band Polarimetric SAR data. *Forests*, 13, 442. DOI: 10.3390/f13030442.
- Zha DP (2022). *Rice Growth Monitoring and Rice Yield Estimation in Poyang Lake area Based on Polarization SAR*. PhD dissertation, Jiangxi Agricultural University, Nanchang. [查东平 (2022). 基于极化SAR的鄱阳湖区水稻生长监测及估产研究. 博士学位论文, 江西农业大学, 南昌.]
- Zhang BH, Zhang L, Xie D, Yin XL, Liu CJ, Liu G (2015). Application of synthetic NDVI time series blended from Landsat and MODIS data for grassland biomass estimation. *Remote Sensing*, 8, 10. DOI: 10.3390/rs8010010.
- Zhang CJ, Yang GJ, Jiang YY, Xu B, Li X, Zhu YH, Lei L, Chen RQ, Dong Z, Yang H (2020). Apple tree branch information extraction from terrestrial laser scanning and backpack-LiDAR. *Remote Sensing*, 12, 3592. DOI: 10.3390/rs12213592.
- Zhang LJ, Shao ZF, Liu JC, Cheng QM (2019a). Deep learning based retrieval of forest aboveground biomass from combined LiDAR and Landsat 8 data. *Remote Sensing*, 11, 1459. DOI: 10.3390/rs11121459.
- Zhang R, Zhou XH, Ouyang Z, Avitabile V, Qi JG, Chen JQ, Giannico V (2019b). Estimating aboveground biomass in subtropical forests of China by integrating multisource remote sensing and ground data. *Remote Sensing of Environment*, 232, 111341. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111341.
- Zhang WF, Zhao LX, Li Y, Shi JM, Yan M, Ji YJ (2022). Forest above-ground biomass inversion using optical and SAR images based on a multi-step feature optimized inversion model. *Remote Sensing*, 14, 1608. DOI: 10.3390/rs14071608.
- Zhao X (2020). *Research on Forest Aboveground Biomass Estimation Based on Airborne LiDAR Radar*. Master degree dissertation, Xi'an Scientific and Technological University, Xi'an. [赵鑫 (2020). 基于机载激光雷达的森林地上生物量估测研究. 硕士学位论文, 西安科技大学, 西安.]
- Zheng D, Rademacher J, Chen JQ, Crow T, Bresee M, Le Moine J, Ryu SR (2004). Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*, 93, 402-411.
- Zhu Y, Feng ZK, Lu J, Liu JC (2020). Estimation of forest biomass in Beijing (China) using multisource remote sensing and forest inventory data. *Forests*, 11, 163. DOI: 10.3390/f11020163.

责任编辑: 苏艳军 责任编辑: 乔鲜果