

森林年龄遥感估算和应用研究进展

马勤^{1,2,3}, 张旭¹, 袁敬毅¹, 龚梓彤¹, 商荣⁴, 程凯⁵, 陈茂龙⁶,
谭启昀⁷, 居为民⁸

1. 南京师范大学 地理科学学院, 南京 210023;
2. 南京师范大学 虚拟地理环境教育部重点实验室, 南京 210023;
3. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 南京 210023;
4. 福建师范大学 地理科学学院湿润亚热带生态—地理过程教育部重点实验室, 福州 350117;
5. 北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871;
6. 马来西亚理科大学 人文学院地理系地理信息组, 槟城 11800 马来西亚;
7. 北京远度互联科技有限公司, 北京 100193;
8. 南京大学 国际地球系统科学研究所, 南京 210023

摘要: 林龄是决定森林碳汇能力及其变化趋势的关键因子。定量刻画林龄的时空差异是预估森林生态系统碳源汇变化趋势的重要环节。传统林龄调查仅限于森林样地, 随着遥感技术的发展, 其估算范围扩展到区域及全球尺度。与林龄相关的研究在林学、生态学、地学等领域也日益受到广泛关注。本文综合论述了自2000年以来, 林龄的估算方法及其应用前景的研究进展。基于遥感的林龄估算方法主要分为: 光谱纹理信号反演、时间序列变化检测、树高生物量生长方程模拟3大类。光谱纹理信号反演方法简单, 但饱和效应明显且精度有限; 时序变化检测精度较高, 但只适用于有连续遥感观测的中幼林。基于树高生物量生长方程的方法拓宽了林龄估算的限度, 但估算精度对生长方程及输入参数非常敏感。因此, 综合多源数据、结合多模型方法已成为林龄估算的主流策略, 并成功用于中国、加拿大等国家的高分辨率林龄制图。大范围的林龄数据在森林碳循环模拟、生物多样性评估、林业经营与管理等方面有着广阔的应用前景。针对林龄遥感估算, 当前亟需完善并更新森林样地数据集, 充分挖掘多源、多时空遥感信息, 并着力提升估算模型的可迁移性和普适性; 以进一步提高林龄估算的精度和效率, 从而为林龄相关的研究提供更加全面、可靠的数据和技术支持。

关键词: 遥感, 森林年龄, 树高, 生物量, 碳循环, 变化检测, 生长方程, 森林管理, 生物多样性

中图分类号: TP79/P2

引用格式: 马勤, 张旭, 袁敬毅, 龚梓彤, 商荣, 程凯, 陈茂龙, 谭启昀, 居为民. 2025. 森林年龄遥感估算和应用研究进展. 遥感学报, 29(1): 70-82

Ma Q, Zhang X, Yuan J Y, Gong Z T, Shang R, Cheng K, Chen M L, Tan Q Y and Ju W M. 2025. Advancements in remote sensing based forest age estimation and its applications. National Remote Sensing Bulletin, 29(1): 70-82 [DOI: 10.11834/jrs.20244148]

1 引言

森林年龄, 也称林分年龄 (下文简称为林龄), 是指树木自种子萌发后生长的年数, 通常由两种方式定义: 一种是林分内全部树木的平均年龄; 另一种是林分中占优势部分树木的平均年龄 (唐少飞等, 2020)。森林年龄作为生态系统碳循

环模拟中的重要参数, 是决定森林碳汇能力及其变化趋势的关键因子。通常, 在中幼林阶段, 森林的总生产力随着林龄的增加而快速上升, 远高于森林生态系统呼吸消耗量, 故净生产力和生物量不断增加 (图1); 成熟和过熟林的总生产力下降, 但呼吸作用持续加强, 且凋落量增大, 导致其净生产力不断下降, 生物量逐渐趋于饱和甚至

收稿日期: 2024-04-22; 预印本: 2024-11-28

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42201366); 国家重点研发计划项目 (编号: 2023YFB3907401); 江苏省特聘教授项目; 南京师范大学启动基金 (编号: 184080H202B349)

第一作者简介: 马勤, 研究方向为植被遥感、森林生态系统监测、气候变化。E-mail: maqin@nnu.edu.cn

略有降低 (Carey 等, 2001; Pugh 等, 2019; Zhu 等, 2019; Zhu 等, 2020)。具体而言, 森林生物量和碳汇能力随林龄的变化趋势受立地条件、自然干扰和人为管理等因素的影响, 呈现明显的空间差异。因此, 定量刻画林龄的时空差异是预估森林生态系统碳源汇变化趋势的重要环节。

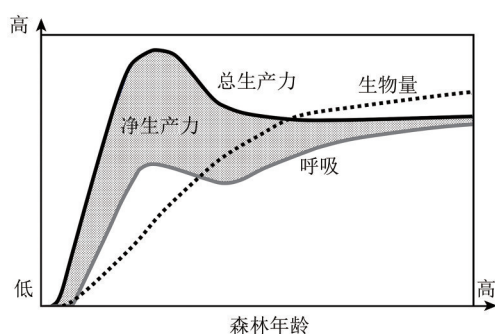


图1 森林生长参数随林龄的变化规律概念图(其中黑色和灰色实线分别表示总生产力和呼吸, 黑色虚线表示生物量。净生产力是总生产力与呼吸的差值如阴影范围所示, 受二者共同影响)

Fig. 1 Conceptual diagram of forest growth parameters changing with forest age (The black and gray solid lines indicate the forest growth parameters of gross primary production and respiration, while the black dashed line indicates biomass. The net primary production is the difference between the gross primary production and respiration as shown in the shaded area, influenced by both parameters)

在林业调查中, 人工林因林木年龄相近, 多为同龄林, 林分年龄通常以人工造林的时间计算 (王万同, 2018)。天然林的林龄组成较为复杂, 林龄差异大, 野外调查中通常以优势木的平均年龄来代表林分年龄。在野外调查中, 树木的年龄往往通过直接或者间接的方式获得 (方精云, 2021)。直接方式主要是利用生长锥钻取木芯, 进而确定树木年龄。间接方式是指利用更容易测量的林分立地指标, 如胸径、树高等, 借助树木生长模型, 估算树木年龄 (王万同, 2018)。林业调查获取的林龄数据能精准反应调查样点林龄情况, 但如何实现从样点到区域尺度空间连续的林龄制图是林龄估算的重点与难点。

在 Web of Science 数据库中, 以 “forest age”、“stand age”、“forest stand age” 为检索关键词, 对 2000 年以来的文献进行统计, 结果显示: 与林龄相关的研究越来越受到学者关注, 呈现逐年增加趋势 (图 2)。发表的文章主要集中在《Forest Ecology and Management》、《Forests》、《生态学报》、《东北

林业大学学报》、《中南林业科技大学学报》、《生态环境学报》等期刊。其中关于林龄制图、林龄遥感估算的文章主要有 32 篇, 研究尺度涵盖特定区域、国家及全球森林 (表 1), 但目前尚无文章对林龄估算方法及其应用的进展进行系统全面的综述。本文针对 2000 年以来的林龄估算制图及林龄数据在生态、林业、地学、环境等领域应用的研究展开述评, 重点从林龄估算方法、数据应用前景、以及当前面临的挑战和发展方向进行总结阐述 (图 3)。

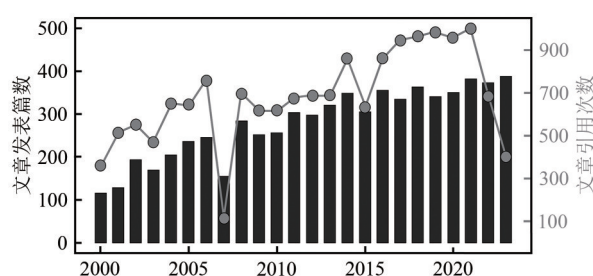


图2 2000年—2023年间林龄逐年发表文献数量(柱状图)和文献平均被引用次数(折线图)统计图(统计结果来自 Web of Science 数据库, 包括所有出现 “forest age”、“stand age”、“forest stand age” 字段的文章主题。被引用次数是指当年发表的文章到 2023 年为止平均每年被引用的次数。文献检索时间为 2024 年 4 月 15 日)

Fig. 2 Statistical chart of the number of published papers (grey bars) and average citation frequency (grey line) of literature on forest age from 2000 to 2023 (It summaries the search results from the “Web of Science” database using “forest age”, or “stand age”, or “forest stand age” as key words. The citation frequency is defined as the annual citation from the year of publication to 2023. The search date was April 15, 2024)



图3 文章整体框架图

Fig. 3 Framework of this review paper

2 林龄估算制图的发展

林龄最初由森林调查获得,随着遥感技术的不断发展,利用光学遥感和激光雷达遥感技术可以获得与林龄相关的信息,为大面积林龄估算提供了丰富的数据基础。时间序列遥感数据的积累和模型模拟技术的发展也加速了林龄估算精度的提高。本文将从数据和方法两方面对林龄估算制图的发展进行总结。

2.1 基于森林调查统计的林龄制图发展

林龄是森林调查中最为重要的参数之一。无论是通过钻取木芯直接读取林龄,还是借助树高、胸径等林分指标间接计算林龄,森林调查能在样地内获得较为准确的林龄数据。但是此类方法通常费时费力,尤其是钻木芯,对树木有一定伤害,因此难以在大面积快速推广(方精云,2021)。

大规模系统性的森林样地调查数据常被用来统计区域到洲际尺度的林龄分布状况。方精云等(2002)利用森林调查数据,统计得到我国各省的林龄组分布图。Vilen等(2012)利用森林调查资料以及森林覆盖面积数据重建了1950年—2010年欧洲各国林龄组构成数据集。

利用森林调查能获得的样地林龄数据估算区域尺度的林龄空间分布同样存在缺陷:(1)林龄估算的空间分辨率较低。由于森林调查样地的数量与空间分布有限,此类方法得到的林龄多以县、省甚至国家为统计单元;(2)林龄估算的时间分辨率较粗。森林调查通常以5年或10年为一个周期,故基于清查数据估算的林龄通常按年龄组统计林龄。中国森林调查系统中的林龄组包括幼龄林、中龄林、近熟林、成熟林和过熟林5大类(王万同,2018)。因此,仅利用森林调查数据难以实现高时空分辨率的林龄制图。

2.2 基于遥感光谱纹理信息估算林龄

随着遥感技术的发展,光学遥感影像被广泛用于林龄估算中。基于光学遥感影像的林龄估算主要通过植物在生长期中的叶片叶绿素含量,以及叶片及枝干结构的动态变化带来的光谱响应差异,构建植被指数,反演林龄。戴铭等(2011)以全国森林调查的省级优势树种的平均林龄及分布面积为基础,利用生长季的NOAA/AVHRR归一化植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation

Index),通过空间降尺度统计技术,建立面向不同森林类型与不同林龄组的反演模型,生成全国8 km分辨率的林龄分布图。此类基于省级森林调查获得的林龄与遥感指数关系的统计模型适合大尺度、低时空分辨率的林龄估算,难以精细刻画林龄的时空变化特征。近年来,不少学者借助中高分辨率的遥感数据,有效提高了林龄估算的精度和准确性。如唐少飞等(2020)利用Sentinel-2遥感影像实现了赤峰落叶松林区林龄10 m分辨率高精度反演($R^2=0.89$, $RMSE=2.91$ a)。其中用于林龄反演模型的植被参数包括直接从遥感影像计算得出的叶绿素红边指数、植被衰减指数、归一化水体指数、NDVI、比值植被指数;还包括叶面积指数、光合有效辐射吸收率、叶绿素含量、冠层含水量、植被覆盖度等。基于光学遥感影像的林龄反演常用模型包括线性、非线性,以及机器学习等模型(表1)。

基于遥感光谱纹理信息的估算方法简单高效,但存在泛化能力低与饱和效应明显的缺点。由于林龄与植被参数的关系会因树种、地理气候环境等因素而改变,从一个特定区域训练出来的关系很难应用于其他区域。如Amiro和Chen(2003)发现,在加拿大短波红外与近红外的比值(SWIR/NIR)随着林龄的增大而降低,同时,鉴于SWIR对水分的高度敏感性,需分生态区建立基于SWIR/NIR的林龄估算模型。此外,在成熟林和过熟林中植被指数对林龄增加的响应趋于饱和,从而造成高林龄区域被明显低估的问题。Chen等(2012)利用Landsat-TM数据估算了海南岛橡胶林的林龄,发现综合利用不同波段反射率、植被指数和缨帽变换指数的回归模型精度最高。然而,由于热带橡胶林具有生长速度快、受台风扰动后能在短时间内恢复的特性,基于Landsat-TM数据的林龄估算仍存在“低值高估”与“高值低估”的现象。因此,如何加强模型的泛化能力和降低饱和效应是采用这类方法估算林龄需要解决的核心问题。

2.3 基于时间序列遥感变化检测的林龄估算方法

针对基于单一时段遥感影像反演林龄的不足,有学者提出利用较长时间序列的遥感影像(如Landsat系列卫星),通过动态检测的方法估算林龄。此类方法是在林龄与最近一次发生重大扰动的时间存在高度相关的理论基础上建立的。最早

由Pan等(2011a)提出,在森林碳储量研究中,可以直接用扰动后森林重新恢复的时间来指代林龄。Pan等(2011b)利用森林调查、火灾扰动数据,以及基于遥感影像构建的遥感扰动指数(SWIR/NIR)与最近一次扰动发生的时间的关系,生成了加拿大和美国1 km分辨率的森林扰动历史数据集,并反推出2003年林龄分布图。随着遥感影像对地观测记录的延长以及动态检测算法的发展(Zhu等,2020),更多的学者利用时间序列变化检测的方法直接获得扰动的时空分别及强度特征,利用距最近一次重大扰动后恢复的时长来估算林龄。Peng等(2019)利用VCT(Vegetation Change Tracker)算法(Huang等,2010),以Landsat影像内的典型森林为训练样本,确定1978年—2013年间中国陕西榆林地区森林的时空分布特征,提取人工造林的

区域和时间,实现了30 m逐像元林龄估算。Chen等(2019)利用1984年—2017年Landsat计算的NDVI逐年最大值的变化特征,通过自定义规则提取果树斑块明显“变绿”的时间,确定了美国加州主要果树的种植年份。李媛等(2022)结合1987年—2019年Landsat时序遥感通过干扰检测算法LandTrendr(Landsat-based detection of Trends in disturbance and recovery)估算并评价了福建省乐平县林龄,实现了2019年30 m林龄制图。Xiao等(2023)利用1990年—2020年所有Landsat影像和CCDC(Continuous Change Detection and Classification)变化检测算法,实现了以遥感数据为主的中国30 m分辨率中幼林(林龄<30年)年龄制图(表1)。

表1 林龄估算文献汇总

Table 1 Summary of literature on forest age mapping

作者	地理位置	空间分辨率	年龄范围/年	数据源	建模方法	验证结果	方法类型
Lucas等(2000)	巴西 Legal Amazon	1.1 km	(<5)—(>20)	AVHRR和Landsat TM影像	非线性函数	R^2 :0.21—0.59 OA: 39.6%	
Nelson等(2000)	巴西朗多尼亚州局地	30 m	0—(>7)	Landsat影像	神经网络	R^2 :0.37 RMSE:1.59	
Kayitakire等(2006)	比利时 东部局地	—	—	IKONOS-2影像、实地调查	线性回归	R^2 : 0.81 RMSE: 0.164(对数转换年龄)	
Duane等(2010)	美国俄勒冈州局地	25 m	0—500	Landsat影像、实地调查、高程、土地覆盖	线性回归	R^2 : 0.06—0.92 RMSE: 0.33—0.75(对数转换年龄)	光学纹理
戴铭等(2011)	全中国	8 km	0—(>140)	AVHRR影像、实地调查	降尺度技术	R^2_{map} :0.11	
Li等(2014)	黑龙江大兴安岭地区局地	30 m	0—170	Landsat影像、实地调查	线性/非线性回归、神经网络	R^2 :0.47—0.6 RMSE:10.1—21.3	
杜一尘等(2019)	黑龙江林区	30 m	0—186	Landsat影像、实地调查、扰动记录、高程、物种图	逐步回归、地理加权回归	R^2 :0.68 RMSE:16.17	
唐少飞等(2020)	内蒙古赤峰市局地	10 m	(<20)—60	Sentinel-2影像、实地调查	多元线性回归、机器学习	R^2 :0.89 RMSE:2.91	
Reyes-Palomeque等(2021)	墨西哥尤卡坦半岛局地	基于对象	8—(>50)	SPOT影像、实地调查	随机森林分类	OA:88.4—91%	
Pan等(2011b)	加拿大和美国	1 km	0—(>181)	SPOT影像、土地分类、实地调查、扰动记录	扰动检测	—	
George-Chacón等(2022)	墨西哥尤卡坦半岛局地	30 m	0—(>20)	Landsat、GeoEye、RapidEye影像、树种图	扰动检测	OA:95.7%—99.9%	
Du等(2022)	全球	30 m	0—(>37)	Landsat影像、GEE种植面积产品	LandTrendr	—	
张文秋等(2018)	湖南会同县	30 m	0—(>36)	Landsat影像、实地调查	广义线性模型、逐步回归	R^2 :0.88	时间序列
Diao等(2020)	浙江丽水市	30 m	0—70	Landsat影像、实地调查	变化检测、空间分析、随机森林	RMSE:4.84—6.84	
李媛等(2022)	福建将乐县	30 m	0—(>70)	Landsat、GF-1影像、高程、实地调查	LandTrendr,线性回归、随机森林	R^2 :0.94 RMSE:1.91	
Xiao等(2023)	全中国	30 m	1—31	Landsat影像、土地覆盖	连续变化检测与分类	OA: 90.28%	

续表

作者	地理位置	空间分辨率	年龄范围/年	数据源	建模方法	验证结果	方法类型
Vega和St-Onge (2009)	加拿大魁北克省局地	20 m	0—308	Lidar、航拍影像、实地调查	逆异速生长方程	RMSE: 7	
Zhang等(2014)	全中国	1 km	1—281	实地调查、森林类型图、树冠高度图	逆林分生长模型	R^2_{map} : 0.53—0.87, RMSE _{map} : 4—12	树高
Frate等(2015)	意大利莫利塞	20 m	1—(>150)	IRS LISS-III影像、实地调查	逆产量模型	RMSE _{map} : 15.8	生物量 回归
Zhang等(2017)	全中国	1 km	0—(>160)	森林高度图、实地调查、森林类型图、气候数据	生长模型	—	
李凡等(2018)	黑龙江尚志市局地	基于对象	—	资源三号影像、Lidar、实地调查	指数一元回归模型	R^2 : 0.81—0.9, RMSE: 2.36—6.71	
Xu等(2018)	新西兰怀拉帕	基于对象	9—30	RapidEye影像、航拍影像、Lidar	k近邻、随机森林、多元线性回归	RMSE: 2.05—4.4	
Sanchez Lopez (2019)	美国爱达荷州局地	30 m	0—142	Lidar、扰动记录	随机森林	RMSE: 17.5 Bias: 0.8	
Sun等(2019)	哥斯达黎加圣罗萨国家公园	30 m	0—(>50)	航拍影像、Landsat和Hymap影像、Lidar	机器学习回归	OA: 0.83	
Wylie等(2019)	加拿大安大略省局地	20 m	0—(>120)	Lidar、实地调查	随机森林-k近邻	RMSE: 15 R^2 : 0.62	树高 生物量 回归
Maltamo等(2020)	芬兰	—	0—100	航拍影像、森林属性数据	线性回归	RMSE: 14	
Schumacher等(2020)	挪威	16 m	0—250	Sentinal-2、Lidar、实地调查	线性回归	R^2 : 0.46—0.96 RMSE: 2.9—31.2	
Besnard等(2021)	全球	1 km	0—(>300)	实地调查、扰动数据、气候数据	随机森林	RMSE: 47.64	
Zhao等(2021)	哥斯达黎加圣罗萨国家公园	15 m	0—(>50)	HyMap影像、Lidar	机器学习回归	Kendall's τ : 0.8—0.92	
Maltman等(2023)	加拿大	30 m	0—(>150)	实地调查、Landsat影像、MODIS GPP数据、火灾数据库	扰动检测、恢复规律反推、逆异速生长方程	MAD: 38.2 MD: 7.8	
Shang等(2023)	全中国	30 m	1—(>70)	Landsat影像、实地调查、森林高度、高程	连续变化检测、机器学习	R^2_{map} : 0.74—0.82 RMSE _{map} : 3.63—8.40	综合 方法
Cheng等(2024)	全中国	30 m	1—(>140)	Landsat影像、实地调查、冠层高度图、气候数据、土壤数据、高程	LandTrendr、机器学习	R^2 : 0.51—0.63 RMSE: 2.04—7.65	

不同变化检测算法对的林龄估算的影响主要受以下3类因素控制：(1) 变化因子的选取（如光谱反射率、NDVI、NBR、SWIR/NIR等植被光学指数）；(2) 从不同时间尺度模拟植被的变化特征（如逐年LandTrendr、逐季度、逐影像CCDC等）；(3) 利用不同规则判定扰动发生的时间及程度（如VCT检测土地利用变化；LandTrendr、CCDC关注植被指数变化特征）。因此，在不同的森林类型和地理区域内，基于各类扰动检测算法的林龄制图精度各有差异（表1）。而此类方法的共同不足在于：(1) 难以检测到有连续遥感影像记录（如Landsat 5影像从1984年开始）之前的扰动，故此类方法估算的林龄大多不超过38年（以1985年—2024年为例）。唯一例外的是Maltman等（2023）通过对不同森林扰动后植被指数恢复规律的建

模，将扰动发生的估算时间向前推进了20年，成功利用Landsat遥感影像估算出加拿大1965年—2022年间扰动发生的时空分布特征。该方法的成功应用还得益于加拿大相对简单且均质的森林覆盖（仅考虑针叶、阔叶、混交林3种类型）和扰动恢复情景（以自然火灾和人工砍伐为主）。该方法在其他区域的实用性还尚需考究。(2) 该方法在针对以天然林为主、扰动程度轻、变化速率慢的森林检测效果较差（吴伶，2024；沈文娟，2018），难以精准估算自然演替主导的林龄结构变化。

2.4 基于树高及生物量与林龄关系的估算方法

由于林龄与森林高度、生物量等参数关系紧密，此类参数也常用于林龄估算。Zhang等（2014）利

用样地数据, 针对中国不同地区的各类森林类型分别建立了“树高一生物量—林龄”三者间的关系转换模型, 即异速生长方程, 再结合森林高度遥感数据, 实现了2005年全国林龄1 km制图。Zhang等(2017)和Yu等(2020)进一步考虑了气候条件对森林高度与林龄关系的影响, 构建了由森林树高、温度和降水数据估算林龄的模型。在“树高一林龄”和“生物量—林龄”的关系模型构建中, 学者通常会借鉴树木生长模型(表2), 利用模型的逆运算求解林龄。该类方法的估算精度容易受到树高等遥感产品精度以及模型参数不确定性的影响。随着遥感技术, 尤其是“空—天—地”一体化的激光雷达技术的发展, 森林三维结构制图的精度和准确度得到了显著提升。近年来, Liu等(2022)估算的全国30 m树高以及Yang等(2023b)制作的30 m生物量数据, 为高精度林龄估算提供了新的数据源。

为了克服树木生长模型结构单一及参数不确定性大的缺点, 有学者尝试利用机器学习的方式, 构建“树高一生物量—林龄”的统计回归模型。研究表明, 在森林样地分布合理、数量充足、且质量较高的前提下, 机器学习构建的模型模拟精度优于树木生长模型(Lin等, 2023)。Besnard等(2021)利用机器学习中的随机森林模型, 构建基于生物量及气候数据的林龄回归模型, 实现了2010年前后全球1 km林龄制图。其中随机森林被同时用来区分老林龄(>300年)和非老林龄(0—299年), 并估算了非老林的具体年龄。该方法对于老林龄分类精度较高(R^2 为0.81), 但依然存在“低值高估”和“高值低估”的系统性偏差(RMSE=50年)。

2.5 综合时间序列变化检测与树高林龄关系模型的估算方法

综上所述, 基于遥感影像时间序列变化检测的方法对于中幼林的估算精度高, 但时间跨度有限; 利用树高及生物量反演林龄的方法综合考虑了树木生长过程以及环境气候因子的影响, 能显著提高林龄的估算精度, 但同时也会受样本质量和覆盖范围限制, 精度不高。如何综合以上两类方法, 实现高精度、大范围、全覆盖的林龄估算

成为近年来的研究热点。针对加拿大森林扰动特征明显、类型单一的特点, Maltman等(2023)首先利用时间序列遥感数据获取了1985年—2019年的扰动时间(0—34年), 然后根据不同森林扰动后恢复的规律向前反推1965年—1985年受扰动的区域(34—54年); 最后利用各类林分特征下基于树高的异速生长方程, 估算未受扰动地区的林龄, 并且将林龄大于150年的森林归为老龄林(35—150年); 成功绘制出30 m加拿大林龄分布图。

表2 树木生长方程表。

Table 2 List of tree growth function.

函数方程	参考文献
$y = a \times \ln(\text{age}) + b$	(Yao等, 2018)
$y = a \times e^{-b/\text{age}}$	(Alvarez-González等, 2010)
$y = \frac{a}{1 + b \times \text{age}^{-c}}$	(Gieszewski等, 2007)
$y = a \times \text{age}^b$	(Zhang等, 2017)
$y = a \times \left(\frac{\text{age}}{b + \text{age}} \right) + c$	(Zhu等, 2018)
$y = \frac{a}{1 + b \times e^{-c \times \text{age}}}$	(Sun等, 2016)

注: y 为生物量, age 为年龄, a, b, c 为参数。

在中国, Shang等(2023)先利用时间序列变化监测算法COLD (COntinuous monitoring of Land Disturbance) 估算了1986年—2021年间扰动数据; 然后针对未受扰动区域, 综合了森林调查数据以及冠层高度、气候、土壤、植被类型等数据, 利用机器学习算法回归林龄; 最后将两者相结合, 实现了全国30 m分辨率林龄制图(图4(a)), 其中扰动检测精度为 ± 3.6 a, 机器学习回归精度为 ± 8.4 a。此外, Cheng等(2024)利用类似的方法, 综合LandTrendr提取的扰动数据和最优机器学习算法回归数据的林龄数据实现了全国30 m分辨率林龄制图(图4(b))。这两套数据是综合遥感时序与森林调查回归生成的高空间分辨率全国林龄数据产品(图4)。虽然两个研究的林龄估算思路一致, 但由于具体的扰动算法、机器学习回归算法、以及用于构建模型的森林调查数据各有不同, 生成的林龄数据存在较大差异(图4)。由此可见, 优化林龄估算模型、提升实测林龄数据的丰富度及准确性是进一步提升林龄制图精度的关键。

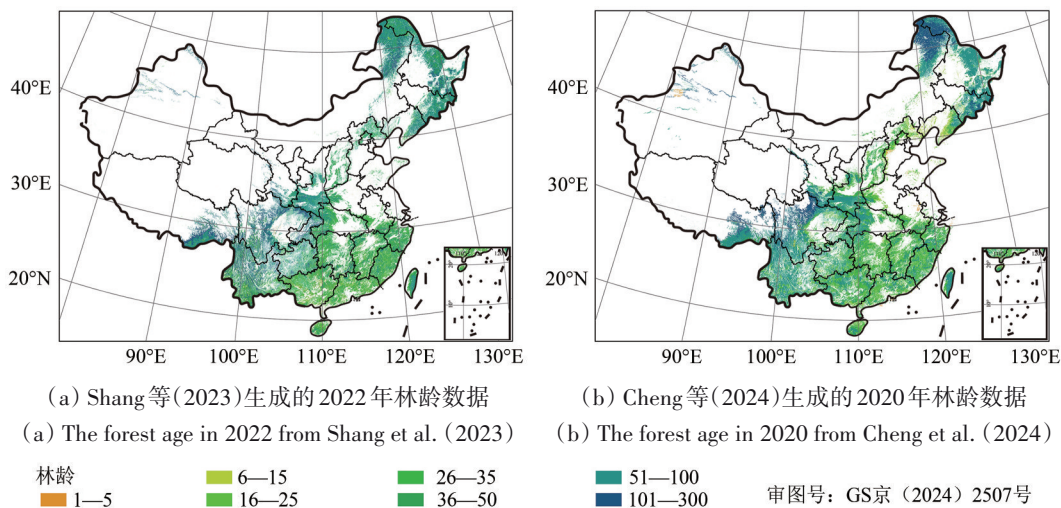


图4 中国30 m分辨率林龄空间分布图(两套林龄数据均采用了综合时间序列遥感影像与森林调查树高数据的林龄反演方法)
Fig. 4 Spatial distribution of forest age in China at 30 m spatial resolution

3 林龄数据在森林生态系统研究中的应用

为了快速直观地掌握林龄数据在森林生态系统研究中的应用情况,本文使用了文献网络构建和可视化软件VOSviewer构建了相关文献关键词的关系图谱,并使用关联强度进行了规范化(图5)。结果显示,碳、森林管理、多样性等是林龄数据应用的主要方向,本文将从碳循环模拟、森林管理和多样性保护的两大方面进行梳理总结。

3.1 顾及林龄的碳循环模拟研究进展

林龄是决定森林生态系统碳储量和通量的关键因子(周蕾等,2016),也是碳循环模型中不可或缺的重要输入参数(Zhu等,2020)。深入研究林龄数据的不确定性有助于提高碳循环模拟精度(Pugh等,2019;Shang等,2023;Zhu等,2019;Zhu等,2018;Zhu等,2020)。周蕾等(2016)利用生态学模型以及两套不同数据源(遥感和森林调查)的林龄数据,评估了林龄组成的差异对中国森林生态系统碳平衡时空格局的影响。结果表明5年的林龄误差会导致我国森林碳汇估算的不确定性增大25%。可见提高林龄数据的时空精度能有效降低碳循环模拟的不确定性,以便更好地评价气候与森林碳循环过程的交互作用。

林龄不仅关系到森林生态系统不同生长阶段的碳源、汇功能,同时还反映了森林受到自然干扰和森林管理的历史。基于微波遥感估算的生物量数

据,Yang等(2023a)发现2010年—2019年间,全球植被碳储量以 0.50 ± 0.20 PgC每年的速率增长。北温带和温带森林的中幼林贡献了主要的碳汇,老林龄由于森林退化、固碳能力减弱,其生态系统几乎呈碳中性,而热带森林由于近几十年来的砍伐和农业耕作成为弱碳源。因此,在森林碳源汇评估及预测的研究中,需要考虑林龄组成,以及人为管理和自然扰动对森林碳汇功能的影响。

3.2 林龄数据在森林管理与生物多样性保护中的应用

森林经济、生态和环境价值会随着林龄在不同的生长阶段发生明显变化。就林业固碳而言,不同林龄段的固碳能力差异明显,且不同树木类型和地理环境区域,其固碳速率的变化规律也不一样。因此林龄数据也被广泛应用于森林管理、植树造林之中。Li等(2023)针对广东省人工杉树林不同林龄组从乔木层、林下植被层、凋落物层和土壤层碳储量的调查研究表明,碳固存速率与林龄呈现单峰关系,中林龄阶段(15—20年)的杉木的固碳速率最高。林龄数据已成为森林固碳能力和潜力评估的重要基础,因此,精准估算林龄有利于帮助国家和地区制定因时因地的植树造林、森林管理计划,高效合理地提高森林的经济、生态和社会价值(Huang等,2022;Lu等,2018;Xu等,2023;郑光,2006)。

林龄数据在森林生物多样性和生境评价中同样发挥着重要作用(Besnard等,2021;Guerrero-Ramírez,2021;Pan等,2018)。森林斑块的年龄

与物种丰富度高度相关, 如 Honnay 等 (1999) 从比利时的历史森林地图中发现林龄与物种丰富度呈正相关关系, 且林龄是解释物种丰富度的关键因子。然而, 林龄与物种多样性的关系在不同森林生态系统中存在一定的差异性。Hilmers 等 (2018) 在对欧洲中部处于不同演替阶段的高山混交林的对比研究中发现, 生产者和消费者群体的物种丰富度总体上呈 u 型分布, 即这些物种的丰富度随着林龄的增加呈现出先下降后上升的趋势, 在 100—200 年的林龄组达到最低点。

森林生物多样性不仅会随着森林的整体年龄变化, 也会受林分斑块内林龄的差异性所影响。Savilaakso 等 (2021) 以北方森林为例, 系统梳理并对比了不同林龄组以及同龄林和异龄林间森林物种丰富度和丰度的差异, 发现成熟林的生物多样性比幼龄林丰富, 而增大林分内年龄的差异性同样也能维持较高的生物多样性。因此 Savilaakso 等人建议, 在森林经营管理和修复的过程中, 考虑林龄组成的差异性是提高生物多样性的有效途径。

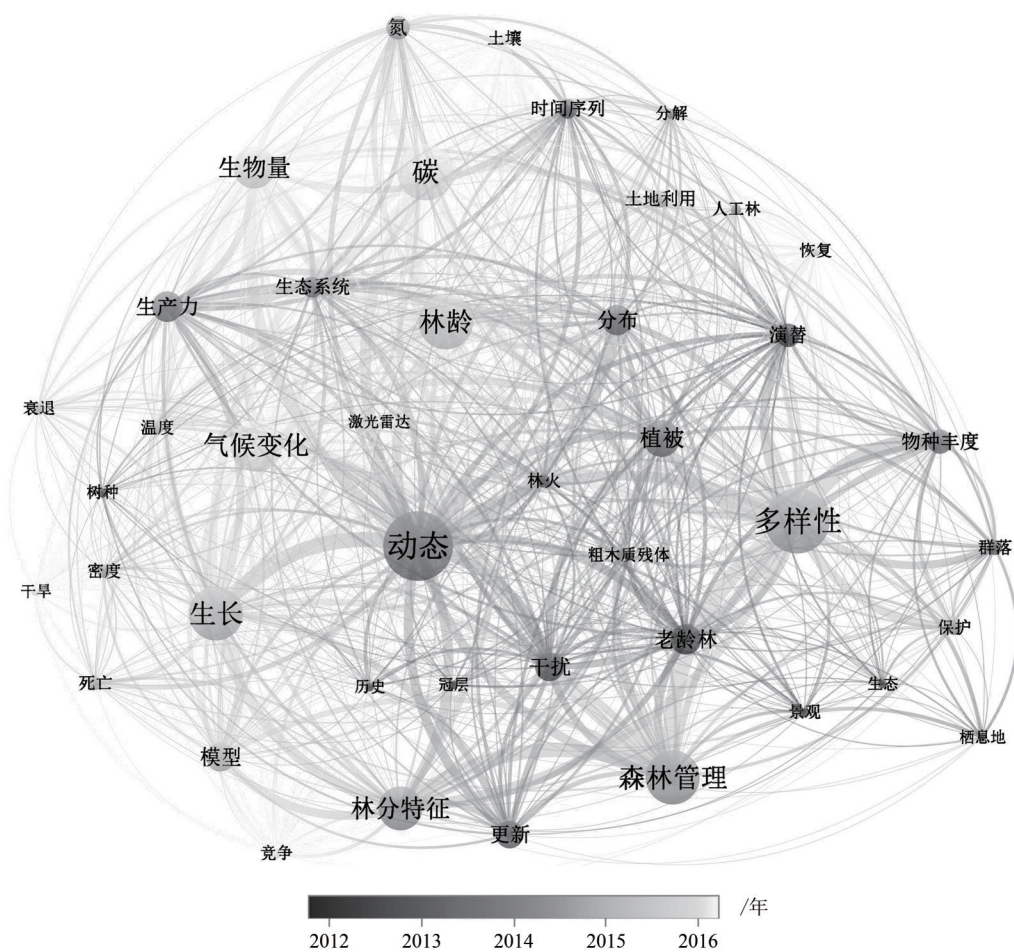


图5 与林龄相关的文献中关键词的关系图谱(图谱中的关键词来源于 Web of Science 数据库 2000 年以来所有标题中包括“forest age”字段的的文章,共 1463 篇。图谱节点大小代表关键词出现频次的多少。为了保证显示效果,本文选取了出现频次大于 25 的关键词,共 43 个。图谱灰度表示关键词对应文献的发表时间的平均值。节点间的连线粗细表示两节点关键词同时出现的频次,节点间距离越近关联性越高)

Fig. 5 Relationship graph of keywords in literature related to forest age (The keywords in the graph are sourced from the Web of Science database since the year 2000. These articles include the term ‘forest age’ in their titles, totaling 1463. The size of the nodes in the graph represents the frequency of keyword occurrence. To ensure display effectiveness, this study selected keywords with a frequency greater than 25, resulting in a total of 43 keywords. The graph’s grayscale indicates the average publication time corresponding to each keyword. The thickness of the connections between nodes represents the co-occurrence frequency of the keywords, with closer nodes indicating higher association)

4 结 语

高精度、大范围的林龄数据在森林碳循环模拟、生物多样性评估、林业经营与管理等诸多方面有广阔的应用前景,势必会成为国家和地区制定植树造林、森林保护和生态修护、自然资源管理等政策中不可或缺的基础数据。

遥感技术的广泛使用使得大面积高精度的林龄估算成为可能。多源、多时空分辨率的遥感技术为林龄数据的更新提供了可靠的数据源,但基于遥感的林龄估算仍面临着以下挑战:

(1) 真实林龄样本的分布、数量及质量难以满足大规模林龄估算和更新的需求。无论是基于光谱、纹理、时间序列遥感信号检测估算林龄还是基于树高及生物量反演林龄,都需要充足的林龄样地数据作为训练和验证样本。不同地理气候区内、各种森林树种间,林龄与遥感信号的关系都各不相同,因此,亟需收集覆盖地域广、林种林龄结构差异性大、且不断更新的林地数据作为遥感反演方法的样本集。而在具体的样本选取和林龄调查中,由于不同遥感数据间存在较大的时空分辨率差异,故构建林龄与遥感信号关系时需要充分考虑样地大小和遥感数据空间分辨率的匹配。尤其是对林龄结构较为复杂的区域,单一用树木的平均年龄难以全面刻画林龄组成,可利用标准差、方差等指标定量描述林龄组成的复杂性。举例而言,针对平均林龄相近的同龄林和异龄林,由于两者在树木结构上的差异性较大,其遥感信号的光谱、纹理、以及激光雷达等主动遥感信号反演的结构会呈现出较大不同,难以用同一模型反映遥感信号与林龄的关系,因此需要有针对性地扩展林龄的定量表达方式。此外,现有研究对城市森林的林龄估算较为欠缺。城市生态系统中地物类型和三维结构较为复杂多样,对其林龄的刻画需要在街区、街道、甚至单木的尺度上进行估算(Ma等, 2023),因此对遥感和地面调查数据的质量和算法的精度要求更高。

(2) 通过树高或者生物量反演的林龄精度受制于遥感获取森林结构的不确定性、及结构与林龄的模型的构建。无论是基于树木生长模型反推的林龄还是利用机器学习方法模拟的方式,获得的树木结构与林龄的关系都会随着树种、地理气候区、地形水文条件的差异而变化。随着遥感技

术,尤其是以激光雷达为代表的主动遥感技术的发展,植被三维结构信息估算的精度和效率不断提高,为森林结构与年龄关系的构建提供了更为精准、丰富的数据源。因此,在未来的研究中,亟需充分利用多源遥感和地面观测数据,对典型区域和树种的结构与林龄关系进行完善与更新。

(3) 基于时间序列变化检测的林龄遥感估算方法能直接估算林龄,且对于中幼林的估算精度较高。然而,现有的变化检测方法大多针对火灾、森林砍伐等明显扰动信号设计,对于植被背景复杂、变化幅度小且速度慢的区域检测效果较差。因此,如何针对人工造林、自然林演替、森林修复等复杂过程精准设计遥感变化检测算法,将会是进一步提高林龄估算准确性的关键。

参考文献(References)

- Alvarez-González J G, Zingg A, Gadow K 2010. Estimating growth in beech forests: a study based on long term experiments in Switzerland. *Annals of Forest Science*, 67 [DOI: ARTN 30710.1051/forest/2009113]
- Amiro B D, Chen J M 2003. Forest-fire-scar aging using SPOT-VEGETATION for Canadian ecoregions. *Canadian Journal of Forest Research*, 33, 1116-1125 [DOI: 10.1139/x03-040]
- Besnard S, Koirala S, Santoro M, Weber U, Nelson J, Gütter J, Herault B, Kassi J, N'guessan A, Neigh C, Poulter B, Zhang T, Carvalhais N 2021. Mapping global forest age from forest inventories, biomass and climate data. *Earth Syst. Sci. Data*, 13, 4881-4896 [DOI: 10.5194/essd-13-4881-2021]
- Carey E V, Sala A, Keane R, Callaway R M 2001. Are old forests underestimated as global carbon sinks? *Global Change Biology*, 7, 339-344 [DOI: 10.1046/j.1365-2486.2001.00418.x]
- Chen B, Cao J, Wang J, Wu Z, Tao Z, Chen J, Yang C, Xie G 2012. Estimation of rubber stand age in typhoon and chilling injury afflicted area with Landsat TM data: a case study in Hainan Island, China. *Forest Ecology and Management*, 274, 222-230 [DOI: 10.1016/j.foreco.2012.01.033]
- Chen B, Jin Y, Brown P 2019. Automatic mapping of planting year for tree crops with Landsat satellite time series stacks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151, 176-188 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.03.012]
- Cheng K, Chen Y, Xiang T, Yang H, Liu W, Ren Y, Guan H, Hu T, Ma Q, Guo Q 2024. A 2020 forest age map for China with 30 m resolution. *Earth Syst. Sci. Data*, 16, 803-819 [DOI: 10.5194/essd-16-803-2024]
- Cieszewski C J, Strub M, Zasada M 2007. New dynamic site equation that fits best the Schwappach data for Scots pine (L.) in Central Europe. *Forest Ecology and Management*, 243, 83-93 [DOI: 10.1016/j.foreco.2007.02.025]
- Dai M, Zhou T, Yang L L and Jia G S. 2011. Spatial pattern of forest ag-

- es in China retrieved from national level inventory and remote sensing imageries. *GEOGRAPHICAL RESEARCH*, 30(1): 172-184 (戴铭, 周涛, 杨玲玲, 贾根锁 2011. 基于森林详查与遥感数据降尺度技术估算中国林龄的空间分布. *地理研究*, 30(1): 172-184) [DOI: 10.11821/yj2011010017]
- Du Y C, Li M Z, Fan W Y and Wang B. 2019. Estimation of Forest Stand Age Based on GWR Model and Forest Fire Remote Sensing Data. *SCIENTIA SILVAE SINICAE*, 55 (6):184-94 (杜一尘, 李明泽, 范文义, 王斌 2019. 基于地理加权回归模型与林火遥感数据估算森林年龄. *林业科学*, 55(1), 184-194) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20190622]
- Dengqiu L, Weimin J, Wenyi F, Zhujun G 2014. Estimating the age of deciduous forests in northeast China with Enhanced Thematic Mapper Plus data acquired in different phenological seasons. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8, 083670 [DOI: 10.1117/1.JRS.8.083670]
- Diao J, Feng T, Li M, Zhu Z, Liu J, Biging G, Zheng G, Shen W, Wang H, Wang J, Ji B 2020. Use of vegetation change tracker, spatial analysis, and random forest regression to assess the evolution of plantation stand age in Southeast China. *Annals of Forest Science*, 77, 27 [DOI: 10.1007/s13595-020-0924-x]
- Du Z, Yu L, Yang J, Xu Y, Chen B, Peng S, Zhang T, Fu H, Harris N, Gong P 2022. A global map of planting years of plantations. *Scientific Data*, 9, 141 [DOI: 10.1038/s41597-022-01260-2]
- Duane M V, Cohen W B, Campbell J L, Hudiburg T, Turner D P, Weyerermann D L 2010. Implications of Alternative Field-Sampling Designs on Landsat-Based Mapping of Stand Age and Carbon Stocks in Oregon Forests. *Forest Science*, 56, 405-416 [DOI: 10.1093/forestscience/56.4.405]
- Fang J Y. 2021. Ecological perspectives of carbon neutrality. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 45 (11):1173-6. (方精云 2021. 碳中和的生态学透视. *植物生态学报*, 45(11), 1173-1176) [DOI: 10.17521/cjpe.2021.0394]
- Fang J Y, Chen A P, Zhao S Q and CI L J. 2002. ESTIMATING BIOMASS CARBON OF CHINA'S FORESTS: SUPPLEMENTARY NOTES ON REPORT PUBLISHED IN SCIENCE (291: 2320-2322) BY FANG et al. 2001. *Acta Phytocologica Sinica*, 26(2):243 (方精云, 陈安平, 赵淑清, 慈龙骏 2002. 中国森林生物量的估算: 对 Fang 等 Science 一文 (Science, 2001, 291: 2320-2322) 的若干说明. *植物生态学报*, 26(2), 243)
- Frate L, Carranza M L, Garfi V, Febraro M D, Tonti D, Marchetti M, Ottaviano M, Santopuoli G, Chirici G 2015. Spatially explicit estimation of forest age by integrating remotely sensed data and inverse yield modeling techniques. *iForest - Biogeosciences and Forestry*, 9, 63-71 [DOI: 10.3832/ifer1529-008]
- George-Chacón S P, Mas J F, Dupuy J M, Castillo-Santiago M A, Hernández-Stefanoni J L 2022. Mapping the spatial distribution of stand age and aboveground biomass from Landsat time series analyses of forest cover loss in tropical dry forests. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 8, 347-361 [DOI: 10.1002/rse2.247]
- Guerrero-Ramírez N R 2021. Functional forest restoration. *NATURE ECOLOGY & EVOLUTION*, 5, 1572-1573 [DOI: 10.1038/s41559-021-01575-0]
- Hilmers T, Friess N, Bässler C, Heurich M, Brandl R, Pretzsch H, Seidl R, Müller J 2018. Biodiversity along temperate forest succession. *Journal of Applied Ecology*, 55, 2756-2766 [DOI: 10.1111/1365-2664.13238]
- Honnay O, Hermy M, Coppin P 1999. Effects of area, age and diversity of forest patches in Belgium on plant species richness, and implications for conservation and reforestation. *Biological Conservation*, 87, 73-84 [DOI: 10.1016/S0006-3207(98)00038-X]
- Huang C, Goward S N, Masek J G, Thomas N, Zhu Z, Vogelmann J E 2010. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sensing of Environment*, 114, 183-198 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.08.017]
- Huang T H, Huang C L, Lin Y C, Sun I F 2022. Seedling survival simultaneously determined by conspecific, heterospecific, and phylogenetically related neighbors and habitat heterogeneity in a subtropical forest in Taiwan. *ECOLOGY AND EVOLUTION*, 12 [DOI: 10.1002/ece3.8525]
- Kayitakire F, Hamel C, Defourny P 2006. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 102, 390-401 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.02.022]
- Li F, Li M, Shi Z L, Jiang H Y and An J P. 2018. Estimates Stand Age Distribution Based on Forest Survey and Remote Sensing data. *FOREST ENGINEERING*, 34 (2):30-34 (李凡, 李明泽, 史泽林, 姜宏宇, 安金鹏 2018. 基于遥感数据与森林详查估算林龄的空间分布. *森林工程*, 34(2), 30-34) [DOI: 10.16270/j.cnki.slgc.2018.02.019]
- Li Y, Zhou X C, Chen Y Z and Wang F K. 2022. Estimation and Evaluation of Forest Age in Jiangle County, Fujian Province based on Landsat Time Series Remote Sensing Disturbance Detection. *Remote Sensing Technology and Application*, 37(3):651-662 (李媛, 周小成, 陈芸芝, 王锋克 2022. 结合 Landsat 时序遥感干扰检测的福建将乐县森林林龄估算与评价. *遥感技术与应用*, 37(3): 651-662 [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0651]
- Li X, Ramos Aguila L C, Wu D, Lie Z, Xu W, Tang X, Liu J 2023. Carbon sequestration and storage capacity of Chinese fir at different stand ages. *Science of the Total Environment*, 904, 166962 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.166962]
- Lin X, Shang R, Chen J M, Zhao G, Zhang X, Huang Y, Yu G, He N, Xu L, Jiao W 2023. High-resolution forest age mapping based on forest height maps derived from GEDI and ICESat-2 space-borne lidar data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 339, 109592 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109592]
- Liu X, Su Y, Hu T, Yang Q, Liu B, Deng Y, Tang H, Tang Z, Fang J, Guo Q 2022. Neural network guided interpolation for mapping canopy height of China's forests by integrating GEDI and ICESat-2 data. *Remote Sensing of Environment*, 269, 112844 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112844]
- Lu H C, Mohren G M J, Del Río M, Schelhaas M J, Bouwman M, Sterck F J 2018. Species Mixing Effects on Forest Productivity: A Case Study at Stand-, Species- and Tree-Level in the Netherlands. *FORESTS*, 9 [DOI: 10.3390/f9110713]
- Lucas R M, Honzák M, Curran P J, Foody G M, Milne R, Brown T, Amaral S 2000. Mapping the regional extent of tropical forest regeneration stages in the Brazilian Legal Amazon using NOAA AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 21, 2855-

- 2881 [DOI: 10.1080/01431160050121285]
- Ma Q, Lin J, Ju Y, Li W, Liang L, Guo Q 2023. Individual structure mapping over six million trees for New York City USA. *Scientific Data*, 10, 102 [DOI: 10.1038/s41597-023-02000-w]
- Maltamo M, Kinnunen H, Kangas A, Korhonen L 2020. Predicting stand age in managed forests using National Forest Inventory field data and airborne laser scanning. *Forest Ecosystems*, 7, 44 [DOI: 10.1186/s40663-020-00254-z]
- Maltman J C, Hermosilla T, Wulder M A, Coops N C, White J C 2023. Estimating and mapping forest age across Canada's forested ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 290, 113529 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113529]
- Nelson R F, Kimes D S, Salas W A, Routhier M 2000. Secondary Forest Age and Tropical Forest Biomass Estimation Using Thematic Mapper Imagery: Single-year tropical forest age classes, a surrogate for standing biomass, cannot be reliably identified using single-date tm imagery. *BioScience*, 50, 419-431 [DOI: 10.1641/0006-3568(2000)050[0419:SFAATF]2.0.CO;2]
- Pan Y, Birdsey R A, Fang J, Houghton R, Kauppi P E, Kurz W A, Phillips O L, Shvidenko A, Lewis S L, Canadell J G 2011a. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *science*, 333, 988-993 [DOI: 10.1126/science.1201609]
- Pan Y, Chen J M, Birdsey R, Mccullough K, He L, Deng F 2011b. Age structure and disturbance legacy of North American forests. *Bio-geosciences*, 8, 715-732 [DOI: 10.5194/bg-8-715-2011]
- Pan Y D, Mccullough K, Hollinger D Y 2018. Forest biodiversity, relationships to structural and functional attributes, and stability in New England forests. *Forest Ecosystems*, 5 [DOI: 10.1186/s40663-018-0132-4]
- Peng D, Zhang H, Liu H, Huang W, Huete A R, Zhang X, Wang F, Yu L, Xie Q, Wang C, Luo S, Li C, Zhang B 2019. Estimating the Aboveground Biomass for Planted Forests Based on Stand Age and Environmental Variables. *Remote Sensing*, 11, 2270 [DOI: 10.3390/rs11192270]
- Pugh T A M, Lindeskog M, Smith B, Poulter B, Arneth A, Haverd V, Calle L 2019. Role of forest regrowth in global carbon sink dynamics. *PROCEEDINGS OF THE NATIONAL ACADEMY OF SCIENCES OF THE UNITED STATES OF AMERICA*, 116, 4382-4387 [DOI: 10.1073/pnas.1810512116]
- Reyes-Palomeque G, Dupuy J M, Portillo-Quintero C A, Andrade J L, Tun-Dzul F J, Hernández-Stefanoni J L 2021. Mapping forest age and characterizing vegetation structure and species composition in tropical dry forests. *Ecological Indicators*, 120, 106955 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106955]
- Sanchez Lopez N 2019. Reconstruction of the Stand-level Disturbance History of a Temperate Coniferous Forest Using LiDAR data and Geographic Object-based Image Analysis (GEOBIA). In (p. 151). *United States -- Idaho: University of Idaho*.
- Savilaakso S, Johansson A, Häkkilä M, Uusitalo A, Sandgren T, Mönkkönen M, Puttonen P 2021. What are the effects of even-aged and uneven-aged forest management on boreal forest biodiversity in Fennoscandia and European Russia? A systematic review. *Environmental Evidence*, 10, 1 [DOI: 10.1186/s13750-020-00215-7]
- Schumacher J, Hauglin M, Astrup R, Breidenbach J 2020. Mapping forest age using National Forest Inventory, airborne laser scanning, and Sentinel-2 data. *Forest Ecosystems*, 7, 60 [DOI: 10.1186/s40663-020-00274-9]
- Shang R, Chen J M, Xu M, Lin X, Li P, Yu G, He N, Xu L, Gong P, Liu L, Liu H, Jiao W 2023. China's current forest age structure will lead to weakened carbon sinks in the near future. *The Innovation*, 4 [DOI: 10.1016/j.xinn.2023.100515]
- Shen W J, Li M S and Huang C Q. 2018. Review of remote sensing algorithms for monitoring forest disturbance from time series and multi-source data fusion. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 22(6): 1005-1022 (沈文娟, 李明诗, 黄成全. 2018. 长时间序列多源遥感数据的森林干扰监测算法研究进展. *遥感学报*, 22(6), 1005-1022) [DOI:10.11834/jrs.20187089]
- Sun C, Cao S, Sanchez-Azofeifa G A 2019. Mapping tropical dry forest age using airborne waveform LiDAR and hyperspectral metrics. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 83, 101908 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101908]
- Sun X Y, Wang G X, Huang M, Chang R Y, Ran F 2016. Forest biomass carbon stocks and variation in Tibet's carbon-dense forests from 2001 to 2050. *Scientific Reports*, 6 [DOI: ARTN 3468710.1038/srep34687]
- Tang S F, Tian Q J, Xu K J, Xu N X and Yue J B. 2020. Age information retrieval of Larix gmelinii forest using Sentinel-2 data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(12): 1511-1524 (唐少飞, 田庆久, 徐凯健, 徐念旭, 岳继博 2020. Sentinel-2 卫星落叶松林龄信息反演. *遥感学报*, 24(12), 1511-1524) [DOI: 10.11834/jrs.20208500]
- Vega C, St-Onge B 2009. Mapping site index and age by linking a time series of canopy height models with growth curves. *Forest Ecology and Management*, 257, 951-959 [DOI: 10.1016/j.foreco.2008.10.029]
- Vilén T, Gunia K, Verkerk P J, Seidl R, Schelhaas M J, Lindner M, Bellassen V 2012. Reconstructed forest age structure in Europe 1950-2010. *Forest Ecology and Management*, 286, 203-218 [DOI: 10.1016/j.foreco.2012.08.048]
- Wang W T. 2018. *Carbon Storage in Chinese Forest Ecosystems: Dynamics and Mechanisms*. Beijing :Science Press (王万同 2018. 中国森林生态系统碳储量: 动态及机制. 科学出版社)
- Wu L, Liu X N, Liu M, Zhang T W, Yang B W, Xu Y Q. 2024. Review of the detection and attribution of multi-type forest disturbances using an ensemble of spatio-temporal-spectral information from remote sensing images. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 28(3): 558-575 (吴伶, 刘湘南, 刘美玲, 张廷伟, 杨宝文, 徐宇岐. 2024. 融合遥感时间序列时空谱信息的森林扰动检测与归因研究进展. *遥感学报*, 28(3): 558-575)
- Wylie R R M, Woods M E, Dech J P 2019. Estimating Stand Age from Airborne Laser Scanning Data to Improve Models of Black Spruce Wood Density in the Boreal Forest of Ontario. In, *Remote Sensing* [DOI: 10.3390/rs11172022]
- Xiao Y, Wang Q, Tong X, Atkinson P M 2023. Thirty-meter map of young forest age in China. *Earth Syst. Sci. Data*, 15, 3365-3386 [DOI: 10.5194/essd-15-3365-2023]
- Xu C, Manley B, Morgenroth J 2018. Evaluation of modelling approaches in predicting forest volume and stand age for small-scale plantation forests in New Zealand with RapidEye and LiDAR. In-

- ternational Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 73, 386-396 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.06.021]
- Xu H, Yue C, Zhang Y, Liu D, Piao S 2023. Forestation at the right time with the right species can generate persistent carbon benefits in China. Proceedings of the National Academy of Sciences, 120, e2304988120 [DOI: doi:10.1073/pnas.2304988120]
- Yang H, Ciaia P, Frappart F, Li X, Brandt M, Fensholt R, Fan L, Saatchi S, Besnard S, Deng Z, Bowring S, Wigneron J-P 2023a. Global increase in biomass carbon stock dominated by growth of northern young forests over past decade. Nature Geoscience, 16, 886-892 [DOI: 10.1038/s41561-023-01274-4]
- Yang Q, Niu C, Liu X, Feng Y, Ma Q, Wang X, Tang H, Guo Q 2023b. Mapping high-resolution forest aboveground biomass of China using multisource remote sensing data. GIScience & Remote Sensing, 60, 2203303 [DOI: 10.1080/15481603.2023.2203303]
- Yao Y T, Piao S L, Wang T 2018. Future biomass carbon sequestration capacity of Chinese forests. Science Bulletin, 63, 1108-1117 [DOI: 10.1016/j.scib.2018.07.015]
- Yu Z, Zhao H, Liu S, Zhou G, Fang J, Yu G, Tang X, Wang W, Yan J, Wang G 2020. Mapping forest type and age in China's plantations. Science of the Total Environment, 744, 140790 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.140790]
- Zhang C, Ju W, Chen J M, Li D, Wang X, Fan W, Li M, Zan M 2014. Mapping forest stand age in China using remotely sensed forest height and observation data. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 119, 1163-1179 [DOI: 10.1002/2013JG002515Citations: 67]
- Zhang W Q, Fang L, Yang J, Zhang W D, Yan Y and Yan Q L. 2018. Reconstruction of stand-replacement disturbance and stand age of Chinese fir plantation based on a Landsat time series in Huitong County, Hunan. Chinese Journal of Ecology, 37 (11):3467-3479 (张文秋, 房磊, 杨健, 张伟东, 闫妍, 闫巧玲 2018. 基于 Landsat 时间序列的湖南省会同县杉木人工林干扰历史重建与林龄估算. 生态学杂志, 37(11): 3467-3479) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.201811.033]
- Zhang Y, Yao Y T, Wang X H, Liu Y W, Piao S L 2017. Mapping spatial distribution of forest age in China. Earth and Space Science, 4, 108-116 [DOI: 10.1002/2016ea000177]
- Zhao G, Sanchez-Azofeifa A, Laakso K, Sun C, Fei L 2021. Hyperspectral and Full-Waveform LiDAR Improve Mapping of Tropical Dry Forest's Successional Stages. In, Remote Sensing [DOI: 10.3390/rs13193830]
- Zheng G, Tian Q J, Chen J M, Ju W M, Xia X Q. 2006. Combining Remote Sensing Imagery and Forest Age Inventory for Biomass Mapping. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 10(6):932-940 (郑光, 田庆久, 陈镜明, 居为民, 夏学齐. 2006. 结合树龄信息的遥感森林生态系统生物量制图. 遥感学报, 10(6):932-940) [DOI: 10.11834/jrs.200606136]
- Zhu K, Song Y L, Qin C 2019. Forest age improves understanding of the global carbon sink. PROCEEDINGS OF THE NATIONAL ACADEMY OF SCIENCES OF THE UNITED STATES OF AMERICA, 116, 3962-3964 [DOI: 10.1073/pnas.1900797116]
- Zhu K, Zhang J, Niu S L, Chu C J, Luo Y Q 2018. Limits to growth of forest biomass carbon sink under climate change. Nature Communications, 9 [DOI: ARTN 270910.1038/s41467-018-05132-5]
- Zhu Z, Zhang J, Yang Z, Aljaddani A H, Cohen W B, Qiu S, Zhou C 2020. Continuous monitoring of land disturbance based on Landsat time series. Remote Sensing of Environment, 238, 111116 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.009]
- Zhou L, Wang S Q, Zhou T, Chi Y G and Dai M. Carbon dynamics of China's forests during 1901—2010: The importance of forest age. 2016. Chin Sci Bull, 61: 2064-2073 (周蕾, 王绍强, 周涛, 迟永刚, 戴铭 2016. 1901年—2010年中国森林碳收支动态: 林龄的重要性. 61: 2064-2073) [DOI: 10.1360/N972015-00811]

Advancements in remote sensing based forest age estimation and its applications

MA Qin^{1,2,3}, ZHANG Xu¹, YUAN Jingyi¹, GONG Zitong¹, SHANG Rong⁴, CHENG Kai⁵,
CHEN Maolong⁶, TAN Qiyun⁷, JU Weimin⁸

1. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China;

2. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment (Nanjing Normal University), Ministry of Education, Nanjing 210023, China;

3. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China;

4. Key Laboratory of Humid Subtropical Eco-Geographical Process of Ministry of Education, School of Geographical Sciences, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China;

5. Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, Peking University, Beijing 100871, China;

6. GeoInformatic Unit, Geography Section, School of Humanities, Universiti Sains Malaysia, 11800 USM Pulau Pinang, Malaysia;

7. Beijing Yuhang Intelligence Technology Co., Ltd, Beijing 100193, China;

8. International Institute for Earth System Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: Forest age is a critical parameter determining forest carbon sequestration capacity and its temporal trends. Quantifying spatiotemporal variations in forest age is essential for predicting forest ecosystem carbon dynamics. While traditional forest age assessments

were limited to forest plots, the development of remote sensing technology has expanded the estimation from plots to regional and global scales. Research related to forest age has gaining increasing attention across fields of forestry, ecology, and geography, etc. This article aims to review the process in forest age estimation by summarizing the main methods and their applications from related literatures and datasets published since the year of 2000.

Remote sensing-based approaches fall into three main categories: 1. regression from image spectral and texture features, 2. time series change detection, and 3. tree height or biomass growth equation modeling. 1. The spectral image regression method is straightforward but often has limited regression accuracy due to the saturation effect in the spectral image information-forest age relationship. 2. The time series change detection method can achieve high accuracy but only applicable to forests with continuous remote sensing observations. 3. The tree height or biomass growth equations based strategy can broaden the limits of forest age estimation, but its estimation accuracy is sensitive to the selections of model equation and input parameters. Consequently, integrating multisource datasets and combining multiple modeling approaches have become the predominant strategy for forest age estimation. This strategy has been successfully implemented in high-resolution forest age mapping at national scales across China and Canada.

The advancement of remote sensing technology has substantially improved the efficiency and accuracy of forest age estimation, extending its applicability from individual plots to regional and global scales. Large-scale forest age data have great potential for applications in forest carbon cycle modeling, biodiversity assessment, and forest management. Future research should focus on improving and updating forest measurement datasets, fully leveraging multisource and multispatial-temporal remote sensing information, and enhancing the transferability and generality of estimation models.

Key words: remote sensing, forest age, tree height, above ground biomass, carbon cycle, change detection, tree growth equation, forest management, biodiversity

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42201366); National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFB3907401); Jiangsu Specially-Appointed Professor; Research Fund Provided by Nanjing Normal University (No. 184080H202B349)