

多源森林生物量数据的年际变化一致性分析

王晓函^{1,3}, 李静^{2,3}, 柳钦火^{1,3}, 管理^{2,3}, 刘良云^{2,3}, 武王泽昊^{1,3},
周巧^{2,3}, 赵洪扬^{1,3}, 董亚冬², 赵静², 张虎², 谷晨鹏^{1,3}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感卫星应用国家工程研究中心, 北京 100094;

2. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球全国重点实验室, 北京 100101;

3. 中国科学院大学, 北京 101408

摘要: 当前全球森林地上生物量产品逐渐丰富, 但各产品之间存在较大的时空不一致性, 不同产品揭示的全球碳储量和碳汇存在巨大差异。为此, 本文收集了多源森林地上生物量遥感产品 CCI (Climate Change Initiative)、JPL (Jet Propulsion Laboratory) 等、模型模拟数据 NBP (Net Biome Productivity)、cVeg (carbon in Vegetation) 和地面观测验证数据, 从空间一致性、年际变化趋势分析和地面验证3个维度, 系统评估了这些森林地上生物量产品在全球尺度的年际变化一致性。结果表明: (1) 不同遥感产品在空间一致性上存在显著差异, 基于 GEDI (Global Ecosystem Dynamics Investigation) 和 ICESat-2 (Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite-2) 的单品产品空间一致性较高 ($\rho_c > 0.7$), 其中南美洲与非洲的热带森林区域空间一致性最为显著。基于 CCI 和 JPL 长时序遥感产品获取的年际变化相较于其他产品一致性较高。(2) 长时序生物量产品随时间跨度增加, 年际变化一致性有一定提升。CCI 和 JPL 在高纬度区域 (南北纬 $40^\circ - 60^\circ$) 一致性区域较少。JPL 在亚洲地区的年际变化值相比其他地区偏高。而动态全球植被模型 DGVM (Dynamic Global Vegetation Model) 模拟数据在热带区域 ($20^\circ\text{S} - 20^\circ\text{N}$) 的生物量年际变化显著较高, 整体偏向碳汇估计 (增长趋势像元比例大于 80%), 但在高纬度区域与各遥感产品的生物量年际变化差异突出。(3) 地面验证表明, CCI 在生物量增长区域精度较高 ($r=0.36$, $\text{RMSE}=8.54 \text{ Mg/hm}^2$), 生物量减少区域精度较低 ($r < 0.15$, $\text{RMSE} > 14 \text{ Mg/hm}^2$), 但均存在一定低估, 低估幅度低于 DGVM 模拟结果。总体而言, 本研究的多维一致性评估结果可为年际变化估算中遥感生物量产品的优选与融合应用提供科学依据, 提升其在碳监测与生态评估中的可靠性与适用性。

关键词: 生物量年际变化, 遥感产品, 动态全球植被模型数据, 一致性对比, 全球, 森林清查数据, 地面验证
中图分类号: P2

引用格式: 王晓函, 李静, 柳钦火, 管理, 刘良云, 武王泽昊, 周巧, 赵洪扬, 董亚冬, 赵静, 张虎, 谷晨鹏. 2026. 多源森林生物量数据的年际变化一致性分析. 遥感学报, 30(5): 1307-1325

Wang X H, Li J, Liu Q H, Guan L, Liu L Y, Wu W Z H, Zhou Q, Zhao H Y, Dong Y D, Zhao J, Zhang H and Gu C P. 2026. Consistency analysis of interannual variations of multi-source forest biomass data. National Remote Sensing Bulletin, 30(5): 1307-1325 [DOI:10.11834/jrs.20265240]

1 引言

全球森林作为陆地生态系统中重要的碳汇系统之一, 在减缓气候变化、稳定全球碳循环以及支撑“碳达峰—碳中和”(双碳)目标实现方面具有不可替代的作用 (Harris 等, 2021; Pan 等, 2011)。地上生物量 AGB (Above-Ground Biomass) 作为衡量森林碳储量的核心指标, 其年际变化 (记为 ΔAGB)

能够直接反映森林碳汇能力的动态变化过程, 并决定自然碳汇对人为排放的抵消量核算精度。因此, 准确获取 ΔAGB 对于评估森林碳汇贡献、预测“碳达峰”时间节点、优化“碳中和”实现路径以及构建国际互认的碳监测—报告—验证体系具有重要意义 (Grassi 等, 2022; Pan 等, 2024)。然而, 联合国政府间气候变化专门委员会 IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) 第六次评估报告明确指

收稿日期: 2025-07-18; 预印本: 2026-01-26

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2023YFB3907401)

第一作者简介: 王晓函, 研究方向为植被定量遥感。E-mail: wangxiaohan21@mails.ucas.ac.cn

通信作者简介: 李静, 研究方向为植被辐射传输模型、叶面积指数反演。E-mail: lijing200531@aircas.ac.cn

出, 全球森林碳汇估算 (以C计) 的不确定性高达 $\pm 2.5 \text{ Pg/a}$, 其中近30%归因于不同遥感AGB产品在空间分布与估值上的显著差异 (Santoro等, 2021)。这些差异进一步导致 ΔAGB 在趋势方向、变化幅度及空间响应上的不一致 (Araza等, 2022; Nguyen等, 2020; Wulder等, 2020), 从而限制了对森林碳汇动态的可靠评估, 也限制了基于遥感数据的长期生态监测和政策决策支持。

随着激光雷达、微波雷达与高分辨率光学遥感技术的不断发展, 众多国际计划相继发布了一系列全球或区域尺度的AGB遥感产品, 涵盖从单时相估算到多年代际序列, 这些产品广泛应用于碳储量估算、森林动态监测、碳核查与国际气候谈判等领域 (Avitabile等, 2016; Réjou-Méchain等, 2019)。全球多时序典型产品包括欧洲航天局ESA (European Space Agency) 发布的CCI (Climate Change Initiative) 生物量产品 (Santoro等, 2021) 和美国国家航空航天局NASA (National Aeronautics and Space Administration) JPL (Jet Propulsion Laboratory) 实验室提供的多源融合2000年—2019年度碳储量序列 (Xu等, 2021)。尽管这些多时序产品为开展森林生物量的年际变化分析与代际演变研究提供了基础数据, 但目前对它们自身年际变化的稳定性, 以及与不同单时相静态生物量产品间 ΔAGB 的差异和一致性, 尚缺乏系统评估。这一空白直接限制了利用遥感数据进行森林碳汇动态监测和长期生态变化分析的潜力。

目前大量工作集中于单时相AGB精度验证 (Avitabile等, 2016; Rodríguez-Veiga等, 2017), 这些研究系统比较了不同森林类型下主流产品的一致性差异, 揭示了产品间的结构差异。但仅针对静态生物量数据产品间的差异分析, 忽视了对 ΔAGB 这一动态指标的系统性评估, 尚未深入探讨遥感产品在年际变化估计方面的稳定性与可用性。为弥补静态分析的局限, Araza等 (2023) 提出“差值一致性”概念, 强调与静态图相比, ΔAGB 能反映遥感产品在物理建模、时间响应与生态机制表达方面的稳定性。事实上, 相比于静态估值, 生物量年际变化作为衡量森林碳源汇动态的关键指标, 其估算结果更依赖遥感产品在时间维度上的连续性与一致性。通过年际差值计算, 可在一定程度上削弱产品自身系统性误差的干扰, 更真实地刻

画森林碳积累过程与动态变化特征 (Puliti等, 2021)。在实践层面, Kennedy等 (2018) 和 Pelletier等 (2024) 验证了小区域尺度生物量的年内及年际波动特征, Li等 (2025) 则通过遥感反演的生物量碳密度与TRENDY v12动态全球植被模型模拟结果的趋势对比推进了动态分析, 研究主要关注年际动态变化的匹配情况。然而, 这些研究主要聚焦于生物量变化本身 (Liao等, 2024), 缺乏对多源遥感产品在连续年份间年际变化一致性的系统评估。通过验证分析, 可以指导多源数据融合策略的制定, 提高长期森林碳监测的可靠性。

因此本文聚焦现有大尺度森林AGB遥感产品计算的年际变化的一致性问题, 从长期趋势稳定性、方向一致性等视角评估年际变化表达能力, 首先对比分析了现有10个全球森林AGB产品的一致性, 然后基于全球CCI、JPL长时序遥感产品数据, 动态全球植被模型DGVM (Dynamic Global Vegetation Model) 数据, 以及地面清查数据开展了不同产品计算的森林生物量年际变化的一致性和验证分析, 为全球森林碳监测提供科学支撑与产品推荐依据。

2 数据与方法

2.1 数据与预处理

2.1.1 数据来源

(1) 生物量数据。本研究共使用10种全球森林地上生物量产品, 表1介绍了这些产品的时空覆盖、空间分辨率及算法等信息。

(2) 动态全球植被模型模拟数据。除遥感数据外, 研究使用了TRENDY v12项目公开的21个DGVM模拟数据 (Friedlingstein等, 2023), 每个模型的模拟数据均来自S3实验情景, 同时考虑了大气 CO_2 浓度、气候和土地利用变化, 见表2。模型通过模拟植被的生长、死亡、更新等动态过程, 能够定量区分不同因子对陆地碳汇变化的贡献, 并可预测陆地碳汇的未来变化。从每个模型中选取了两个输出参数, 即净生物群系生产力NBP (Net Biome Productivity) 和植被碳储量cVeg (carbon in Vegetation)。这些参数是评估生态系统碳循环的关键指标, NBP反映了生态系统净碳交换量, 而cVeg则指示了植被中储存的碳量。

表1 生物量遥感产品信息

Table 1 Biomass remote sensing product information

产品名称	时间覆盖	空间覆盖	空间分辨率	单位	主要传感器/算法	数据来源	参考文献
CCI v5	2010年、 2015年—2021年	全球	100 m	Mg/hm ²	Sentinel-1, ASAR, ALOS-1, ALOS-2; 基于物理+经验公式	https://catalogue.ceda.ac.uk/ uuid/02e1b18071ad45a19b4 d3e8adafa2817/	Santoro 等, 2021
Globbiomass	2010年	全球	100 m	Mg/hm ²	ASAR, ALOS-1, ICESat, Landsat; 物理参数化模型	https://globbiomass.org/ products/global-mapping/	Santoro, 2018
Harmonized	2010年	全球	300 m	Mg/hm ² (以C计) (缩放因子0.1)	协调整合已有 生物量数据	https://doi.org/10.3334/ ORNLDAAAC/1763	Spawn 等, 2020
Walker	2016年	全球	500 m	Mg/hm ² (以C计) (系数0.49)	GLAS, MODIS; 机器学习	https://doi.org/10.7910/ DVN/DSDDQK	Walker 等, 2022
GLAS	2004年	全球	1 km	Mg/hm ²	GLAS;机器学习	https://www.3decology.org/ 2023/06/21/global-forest- agb-map-2/	Hu 等, 2016
GEDI L4B	2019年—2022年 多年平均	南北纬 51.6°	1 km	Mg/hm ²	混合推理	https://doi.org/10.3334/ ORNLDAAAC/2299	Dubayah 等, 2023
CMS	2018年—2021年 多年平均	全球	1 km	kg/m ² (以C计) (系数0.49)	GEDI, ICESat-2; 查找表+过程驱动模型	https://doi.org/10.3334/ ORNLDAAAC/2180	Ma 等, 2023
GEOCARBON	2007年—2010年 融合	全球	1 km	Mg/hm ²	融合已有数据	https://www.wur.nl/	Avitabile 等, 2014
JPL	2000年—2019年	全球	0.1°	Mg/hm ² (以C计) (系数0.49)	ALS, ALOS PALSAR, MODIS 回归模型+ 机器学习	https://zenodo.org/records/ 4161694	Xu 等, 2021
Hengeveld	1950年—2010年 每5年	全球	1°	Mg/hm ²	基于统计数据的 空间下推	https://doi.org/10.3334/ ORNLDAAAC/1296	Hengeveld 等, 2015

表2 全球动态植被模型模拟数据

Table 2 Dynamic global vegetation model simulation data

模型	空间分辨率/(°)	时间分辨率	年份/年
CLASSIC	1×1	月	1700—2022
CARDAMOM	1×1	月	2003—2022
CLASSIC	1×1	月	1701—2022
CLM5.0	1×1	月	1701—2022
DLEM	0.5×0.5	年	1700—2022
ED	0.5×0.5	月	1700—2022
ELM	1×1	月	1700—2022
IBIS	0.5×0.5	月	1700—2022
ISAM	0.5×0.5	月	1700—2022
ISBACTRIP	1×1	月	1700—2022
JSBACH	1×1	月	1700—2022
JULES	1×1	月	1700—2022
LPJ-GUESS	0.5×0.5	年	1700—2022
LPJml	0.5×0.5	年	1700—2022
LPJwsl	0.5×0.5	月	1700—2022
lpxqs	0.5×0.5	年	1700—2022
OCN	1×1	月	1700—2022
ORCHIDEE	0.5×0.5	月	1700—2022
SDGVM	1×1	年	1700—2022
VISIT	0.5×0.5	月	1860—2022
YIBS	1×1	月	1700—2022

(3) 地面数据。本研究收集了全球范围多个地区的森林地上生物量地面观测数据（表3），包括美国森林清查与分析 FIA（Forest Inventory and Analysis）数据、柬埔寨实测数据、中国生态系统研究网络（Chinese ecosystem research network, CERN）站点数据及澳大利亚生物量样方数据库。其中 FIA 项目利用一套永久样地网络监测美国森林资源的空间与时间格局，抽样强度约为每 2428 hm² 一个样地。每个样地由 4 个半径为 7.32 m 的圆形子样地组成，其中 1 个位于中心，其余 3 个则以 36.58 m 的间距，分别布设在方位角 0°、120° 和 240° 的位置。样地中所有树木的地上生物量依据胸径 DBH（Diameter at Breast Height）计算，采用 Jenkins 等（2004）针对整个北美树种建立的 10 个广义回归模型。最终，将树木级 AGB 汇总至样地尺度。柬埔寨样地形状为长方形，样地大小为 30 m×20 m，样地面积为 600 m²，每个标准样地分为 6 个 10 m×10 m 的四边形子样地。地上生物量根据 DBH 计算，使用 Brown（1997）提出的适用于热带森林的异速生长方程。在中国（样地面积 10 m²）和澳大利亚区

域所采集的 AGB 值已由数据提供方预先计算，可以从数据来源申请直接获取。总计包含 506983 条样本记录，时间范围覆盖 2010 年—2023 年，空间

分布见图 1。每条样本均包含详细的经纬度空间位置、测量时间以及异速生长模型所需的关键结构参数和生物量等信息。

表 3 生物量地面数据

Table 3 Ground data of biomass

名称或项目	空间位置	时间覆盖	测量样本	估算方法	数据来源
FIA	美国	2010 年—2019 年	504296	Jenkins 等(2004)模型	https://www.fia.org/
Combodia	柬埔寨	2019 年—2020 年, 2023 年	192	Brown(1997)模型	实测
CERN	中国	2010 年—2017 年	9	直接获取	https://cern.ac.cn/
Biomass Plot Library	澳大利亚	2010 年—2015 年	2486	直接获取	https://field.jrsrp.com/

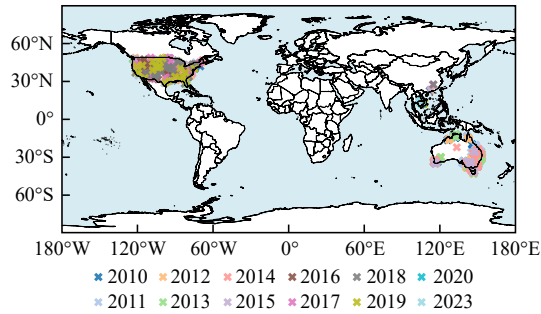


图 1 地面数据分布

Fig. 1 Distribution of ground data

2.1.2 数据预处理

为确保数据间的可比性，统一进行空间、时间与单位标准化处理。首先将研究所用到的全部数据单位统一转换为国际通用单位 Mg/hm^2 ，以保证不同数据源间量纲一致性。其次，为减少遥感产品极端异常值对统计结果和后续年际变化估算的干扰，采用孤立森林 (isolation forest) 方法进行清洗。孤立森林是一种基于随机划分的无监督异常检测算法，能够在不依赖分布假设的情况下识别低频异常点，适用于遥感产品这类高维、非正态分布的数据特征 (Liu 等, 2008)。特别地，在计算 ΔAGB 时，单一年份的异常值可能会被差分运算放大并传播至相邻年份，导致虚假的年际变化。因此在数据预处理阶段，剔除极端异常值对于保证动态一致性分析的可靠性尤为关键。本研究使用 Scikit-learn 1.3.0 (Python) 实现孤立森林算法，设定异常比例参数 (contamination) 为 0.0005 (0.05%)，其余参数保持默认值，最终剔除了各遥感产品中的少量极端异常点，避免异常值对统计分析产生偏倚。

在空间尺度上，采用双线性插值方法将遥

感产品和 DGVM 模拟数据统一重采样至 0.1° (约 10 km) 空间分辨率 (WGS84 坐标系)，保留原始空间梯度信息，确保不同 DGVM 模拟数据与遥感数据在空间尺度上的一致性。为聚焦于森林生态系统分析，使用 GLC_FCS30 土地覆盖数据对森林区域重分类 (Zhang 等, 2021)，进行掩膜处理。对于 DGVM 模拟数据，为了捕捉年度变化趋势，并减少季节性波动对分析结果的影响，将所有模型的年度合成结果进行平均和标准差计算，得到每年的多个模型均值和不确定性结果。

为保持计算方式的一致性，本研究对生物量遥感产品与 cVeg 数据均采用年际差分的方法获取生物量变化。对于遥感产品，其 ΔAGB 按照式 (2) 计算。由于 DGVM 输出的 cVeg 是总植被碳储量，本研究先将其除以碳质量分数 0.49，转换为总生物量 (Araza 等, 2023)，然后基于 Ma 等 (2021) 估算的全球根质量分数地图将其转换为地上生物量，即按照式 (5) 计算年际差值。特别地，NBP 数据为年度净生态系统碳汇，为了反映研究年份区间的总碳通量变化，直接将年份区间内各年度 NBP 累加，然后除以碳质量分数 0.49 将其转换为生物量表示。

$$\Delta\text{Biomass} = \Delta\text{AGB} + \Delta\text{BGB} \tag{1}$$

$$\Delta\text{AGB} = \text{AGB}_i - \text{AGB}_j \tag{2}$$

$$\Delta\text{BGB} = \text{BGB}_i - \text{BGB}_j \tag{3}$$

$$\text{RMF} = \frac{\Delta\text{BGB}}{\Delta\text{Biomass}} \tag{4}$$

$$\Delta\text{AGB} = \Delta\text{Biomass} \times (1 - \text{RMF}) \tag{5}$$

式中， i 代表第 1 个年份， j 代表第 2 个年份，AGB 表示产品生物量值， ΔAGB 表示两个年份地上生物量差值， $\Delta\text{Biomass}$ 表示地上地下总生物量差值， ΔBGB 表示地下生物量差值，RMF 表示根质量分数。

2.2 研究方法

本文基于多源生物量产品和模型模拟数据, 从空间一致性、年际变化趋势分析、地面验证3个维度系统评估及分析生物量年际变化一致性, 研究流程如图2所示。

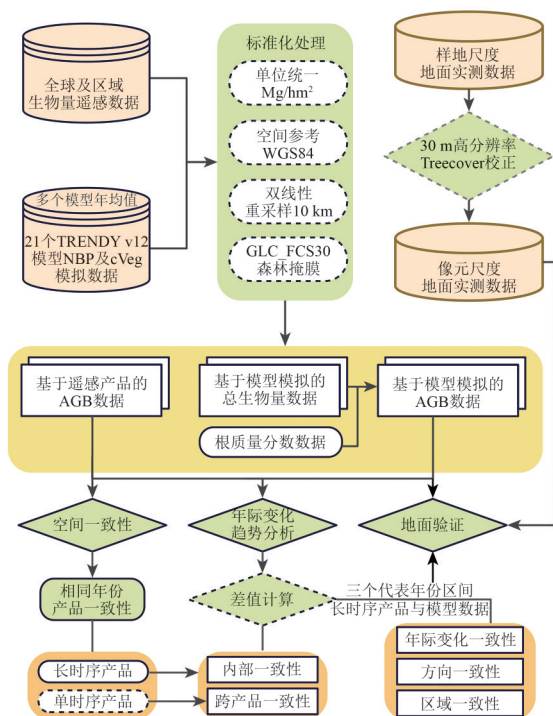


图2 一致性分析流程

Fig. 2 Flowchart of consistency analysis

2.2.1 空间一致性

为量化多源遥感产品在相同年份下的空间分布一致性, 对所有具有相同年份(2000年、2004年、2010年、2015年、2016年和2019年)的产品进行比较, 本研究采用一致性相关系数 ρ_c (concordance correlation coefficient) 作为主要指标 (Lin, 1989), 评价两种遥感产品之间的数值一致性。 ρ_c 综合考虑了精度和准确性, 可反映数据点与1:1一致性线的接近程度。然而, Wadoux和Minasny (2024)指出, ρ_c 本身无法区分偏差与相关性的具体来源, 且对数据的方差较为敏感, 因此不宜单独用于评价模型精度。为克服该局限, 本研究同时引入均方根误差RMSE (Root Mean Square Error) 与平均偏差 (Bias), 从误差幅度和系统性偏差两个维度补充说明产品间的一致性表现。同时本研究在全球范围内对每个包含森林的30°×30°的网格计算 ρ_c , 并对各大洲分别进行一致性统计分析, 直观展示不

同遥感产品在相同年份下的空间分布一致性差异。进一步计算产品P与其他不同遥感产品之间的平均相关性 ($\text{Mean } \rho_c$, $m\rho_c$), 并设定筛选阈值 ($m\rho_c < 0.7$ 且 $\text{RMSE} > 80 \text{ Mg/hm}^2$) 以识别偏离主流空间格局的离群产品。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

$$\rho_c = \frac{2r\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (\bar{x} - \bar{y})^2} \quad (8)$$

$$\text{Bias} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)}{n} \quad (9)$$

式中, x_i 是一个产品第*i*个像元值, y_i 是另一个产品第*i*个像元值, $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 是各自的均值, σ_x 和 σ_y 表示各自的标准差, r 是皮尔逊相关系数。

2.2.2 年际变化趋势分析

本研究将不同遥感产品按照其时间覆盖特性分为长时序产品 (如CCI、JPL等) 与单时序产品 (如GED1、CMS_GEDI_ICESat2等), 并计算两个时间点产品的生物量变化值 (ΔAGB , 即 t_2 年产品值减去 t_1 年产品值, 且 $t_2 > t_1$)。为识别遥感产品在不同变化类型上的一致性表现, 将差值图分为正差区域 (表示生物量增长) 与负差区域 (表示生物量减少), 分别进行多产品相关性分析, 量化其不同趋势类别下的表达稳定性, 进而识别出具有长期自洽性与稳定性的优选产品。

为量化遥感产品在 ΔAGB 估计中的表达稳定性, 本文基于不同产品 ΔAGB 计算的 ρ_c 平均值作为总体一致性指标 (Consistency Index), 即 CIp 。由于单一差值组合可能表现良好或较差, 平均值能够反映产品在所有参与的差值组合中的整体表现, 从而量化其长期趋势的自洽性和表达稳定性。

$$\text{CIp} = \frac{1}{N} \sum \rho_c(\Delta_i, \Delta_j) \quad (10)$$

式中, Δ_i, Δ_j 为生物量差值图组合, ρ_c 表示两者的一致性相关系数, N 为该产品参与的组合数量。

根据差值组合来源不同, 本文进一步将 CIp 分为以下两种。内部一致性指标ICI (Internal Consistency Index): 适用于具备多时序数据的产

品, 计算产品P自身不同年份 ΔAGB 差值组合间的平均 ρ_c 相关系数(即 Δ_i, Δ_j 为同一产品不同年份差值组合), 反映其长期趋势的内部稳定性; 跨产品一致性指标CPC (Cross-Product Consistency index): 适用于任意产品, 计算产品P与其他不同遥感产品的 ΔAGB 差值组合之间的平均相关性(即 Δ_i, Δ_j 为相同年份区间不同产品差值组合), 反映其在产品群体中的整体一致性表现。

对于长时序产品, 为系统分析其年际变化特征与一致性表现, 结合DGVM模拟数据, 构建了不同时间跨度的年际 ΔAGB 变化图, 包括短期(2018年—2019年)、中期(2015年—2019年)和长期(2010年—2019年)3个代表性年份区间。首先, 分析各时间区间内 ΔAGB 沿纬度方向的年际变化趋势, 以及正、负变化的空间分布特征, 并对不同产品间的分布一致性进行定量比较。进一步地, 基于 ΔAGB 的正负变化方向, 构建趋势一致性分类图, 以识别不同数据在变化趋势上的一致与不一致区域。以产品P1与P2为例, 依据两个产品在同一时间区间的年际变化方向, 将匹配像元划分为以下四类: Type I: P1 $\uparrow$ & P2 $\uparrow$ (双增); Type II: P1 $\downarrow$ & P2 $\downarrow$ (双减); Type III: P1 $\uparrow$ & P2 $\downarrow$ (不一致); Type IV: P1 $\downarrow$ & P2 $\uparrow$ (不一致)。

利用该分类识别遥感产品间趋势一致性区域, 进一步计算各分类比例以揭示不同产品在估算 ΔAGB 方向性变化上的差异与稳定性。

2.2.3 验证分析

为进一步验证遥感产品所估算的 ΔAGB 结果的可靠性, 本研究引入基于地面样点观测数据计算得到的生物量变化值作为参考标准。考虑到地面样地数据空间代表性有限, 无法与遥感数据直接进行像元级比较, 首先收集了地面森林样地测量数据, 并提取各重复测量样地在两个观测年份之间的地上生物量变化量(记为 $\Delta\text{AGB}_{\text{plot}}$)。然后, 提取每个样地位置匹配的30 m高空间分辨率树冠覆盖度TreeCover数据(记为 $\text{TreeCover}_{30\text{m}}$) (Hansen等, 2013), 根据式(11)将点位尺度的地面测量结果降尺度至遥感数据所对应的像元尺度, 从而构建可与遥感估算结果 $\Delta\text{AGB}_{\text{pixel}}$ 进行对比的参考值。最后, 将所有降尺度后的地面 ΔAGB 与遥感产品和模型数据在相同区域和相同时间区间的 ΔAGB 结果进行对比分析, 采用 ρ_c 、 r 及RMSE等3类评价指

标对一致性进行量化评估。

$$\Delta\text{AGB}_{\text{pixel}} = \overline{\Delta\text{AGB}_{\text{plot}}} \times \frac{\overline{\text{TreeCover}_{\text{pixel}}}}{\overline{\text{TreeCover}_{30\text{m}}}} \quad (11)$$

式中, $\Delta\text{AGB}_{\text{pixel}}$ 是校正到像元尺度的地面生物量变化值, $\overline{\Delta\text{AGB}_{\text{plot}}}$ 是对应像元内所有样地地面生物量变化均值, $\overline{\text{TreeCover}_{30\text{m}}}$ 是样地对应的30 m TreeCover均值, $\overline{\text{TreeCover}_{\text{pixel}}}$ 是像元内所有有效TreeCover均值。

3 结果分析

3.1 森林AGB产品空间一致性分析

图3展示了各产品对在空间分布上的一致性, 图4展示了各产品的总体平均指标情况(图4(a) — (b))及不同遥感产品在相同年份的 ρ_c (图4(c))、RMSE(图4(d))、Bias(图4(e))。整体来看, 多数产品对之间存在显著正相关, 且近年来(如2019年、2010年)的产品空间分布上的一致性显著高于早期产品。以2019年为例, CMS_GEDI、CMS_GEDI_ICESat2、CMS_ICESat2、GEDI L4B和JPL之间的相关系数普遍高于0.7, 表明近年来以GEDI与ICESat-2激光雷达数据为基础的生物量估算产品具有较高的一致性。具体来看, 南美洲与非洲的热带森林区域空间一致性最为显著, 而欧洲及北方森林地区则表现较弱。相较之下, 2000年与2004年产品之间的空间一致性相对较低(图3(c)), 尤其是Hengeveld-2000与JPL-2000($\rho_c=0.15$)以及GLAS-2004与其他同期产品的相关性($\rho_c<0.7$ 且RMSE高达90 Mg/hm²以上)。进一步分析发现, 这些产品往往基于不同观测平台(如GLAS基于ICESat-1激光雷达数据, Hengeveld基于森林清查数据构建), 且其反演模型结构与输入变量存在本质差异, 可能是造成其估算结果不一致的关键原因。此外, CCI和JPL产品在所有年份区间内南北纬30°之间的区域呈现出较高的一致性, 且2019年的空间一致性高于2010年(图3(a) — (b))。从平均指标上看, CMS_GEDI_ICESat2、CMS_GEDI与CCI在3项总体指标上均表现优异, ρ_c 大于0.7, 且RMSE与Bias明显较低, 表明其不仅在空间分布趋势上高度一致, 同时幅度匹配性也较好, 具备作为差值计算基准产品的潜力。JPL产品虽然在 ρ_c 值上与其他产品保持较高一致性, 但RMSE显著偏高, 反映其存在系统性偏差或幅度

不匹配的问题。GLAS与Hengeveld等产品则在 ρ_e 、RMSE与Bias上表现不佳，整体误差较高、空间一

致性弱，存在较大不确定性。

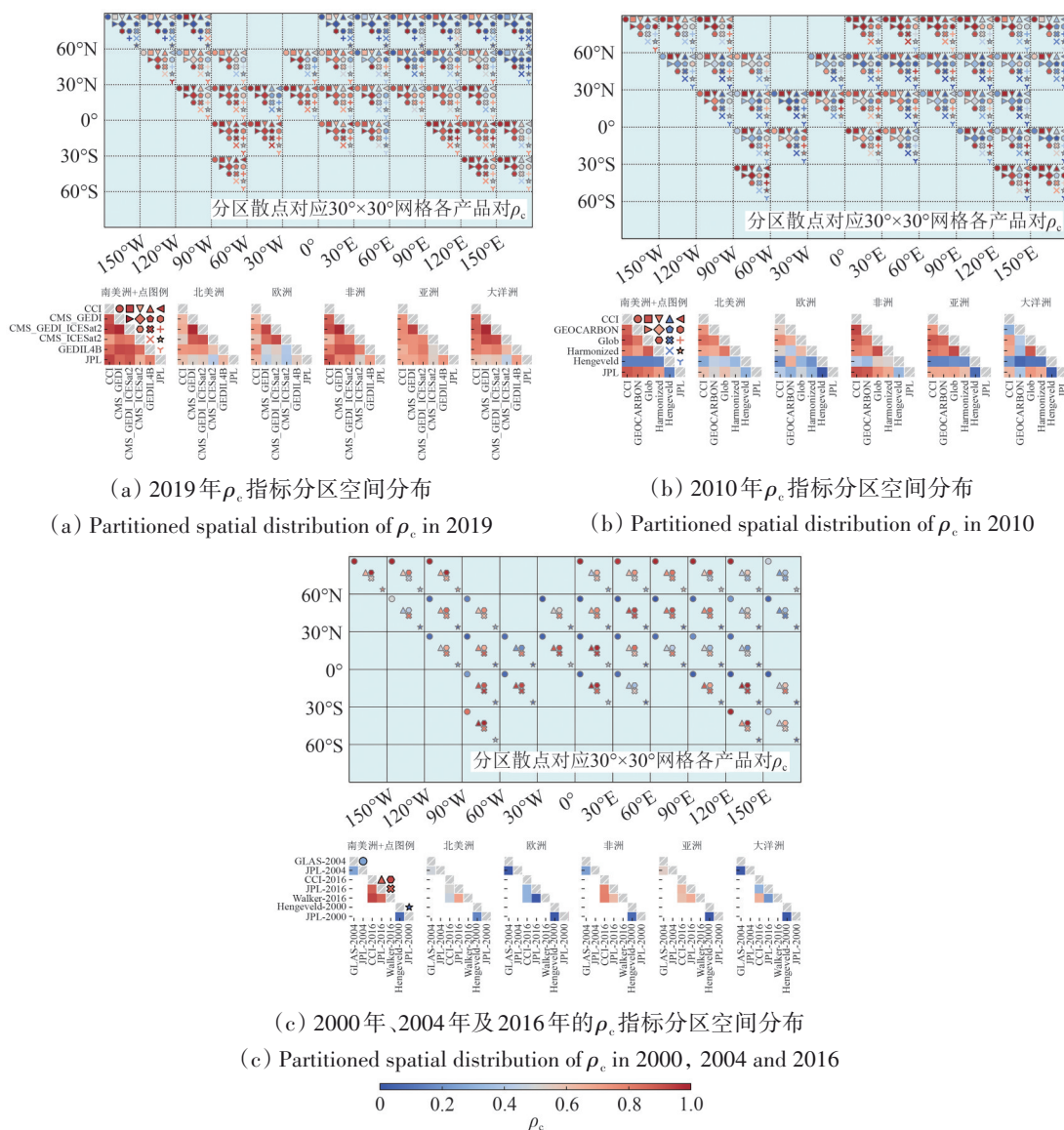


图3 不同遥感产品的空间一致性分布(分区散点对应 $30^\circ \times 30^\circ$ 网格各产品对 ρ_e)

Fig. 3 Spatial consistency distribution of different remote sensing products (The scatter plot by region corresponds to the ρ_e of each product pair in $30^\circ \times 30^\circ$ grids)

3.2 森林AGB年际变化趋势分析

3.2.1 不同产品计算生物量年际变化的一致性分析

ICI与CPC显示(图5),在生物量增长区域,CCI产品的内部一致性(ICI=0.6079)与跨产品一致性(CPC=0.3633)均位列所有产品前列,表现出较强的趋势稳定性与群体一致性。CMS系列产品中,CMS_GEDI_ICESat2与CMS_GEDI亦表现突出,CPC值分别达到0.392与0.381,但因其为单一时序产品,ICI未能计算。JPL产品则以ICI=0.4485

和CPC=0.3380居中,说明其对生物量增长变化有一定稳定响应能力,但略逊于CCI。在生物量减少区域,CCI产品的一致性表现进一步提升,ICI增至0.6387,CPC也升至0.3953,反映其在长期生物量损失趋势下具备更高的表达稳定性与跨产品一致性。JPL产品的ICI同样有所提升(由0.4485升至0.4884),CPC值则略增至0.3761。CMS_GEDI与CMS_ICESat2类产品在生物量减少区域CPC仍维持较高水平(大于0.39),但标准差亦偏大,说明其在不同区域间存在表达波动。相比之下,

GEOCARBON、Harmonized、Walker等产品在两类变化情形下的CPC均低于0.3，整体一致性表现不理想。特别是Hengeveld产品在生物量减少区域CPC仅为0.044，表明其在生物量减少趋势下难以准确反映实际变化。跨产品 Δ AGB估算的一致性相

对较低，CPC的值总是小于ICI值。总的来说，CCI与JPL长时序产品在不同生物量变化类型中均表现出良好的一致性，尤其CCI在生物量减少区域的稳定性最强。CMS系列虽仅为单时序产品，但其在多组合对比中展现出潜在优势。

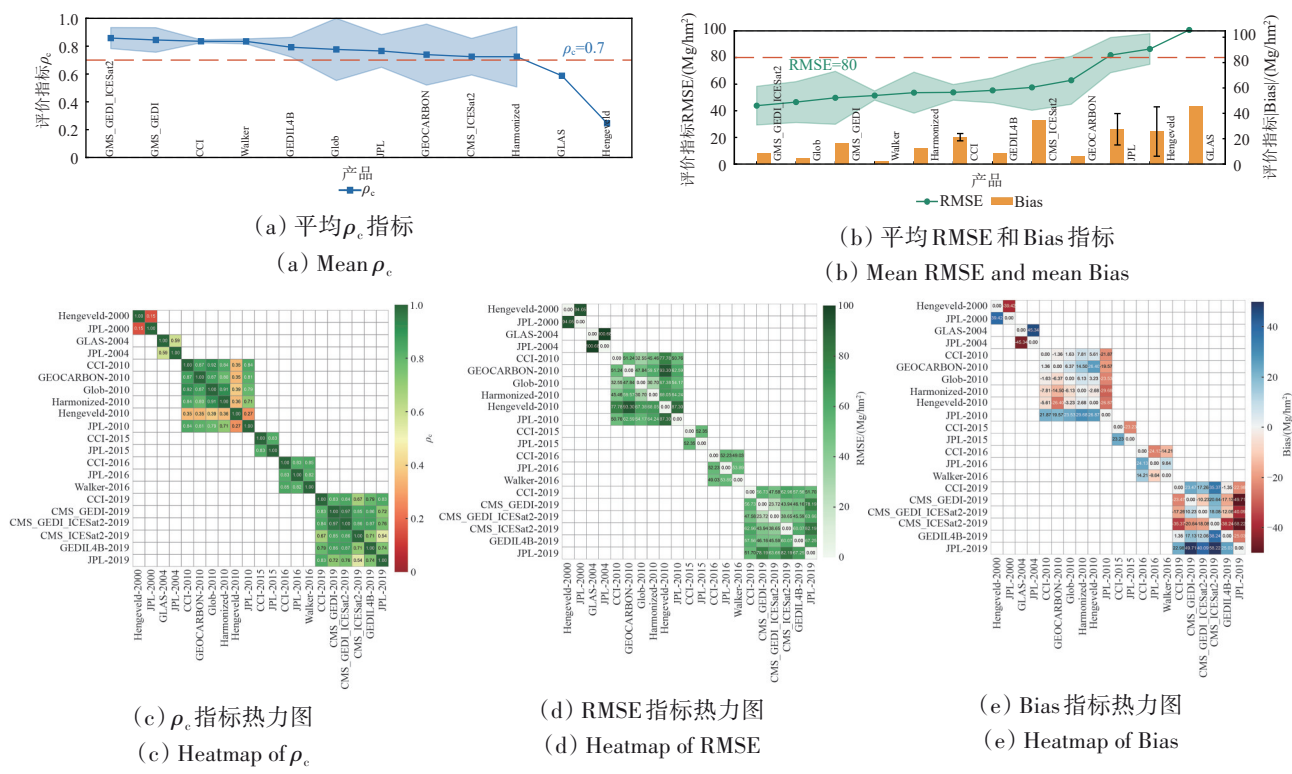


图4 不同遥感产品的一致性指标对比
Fig. 4 Comparison of consistency indicators of different remote sensing products

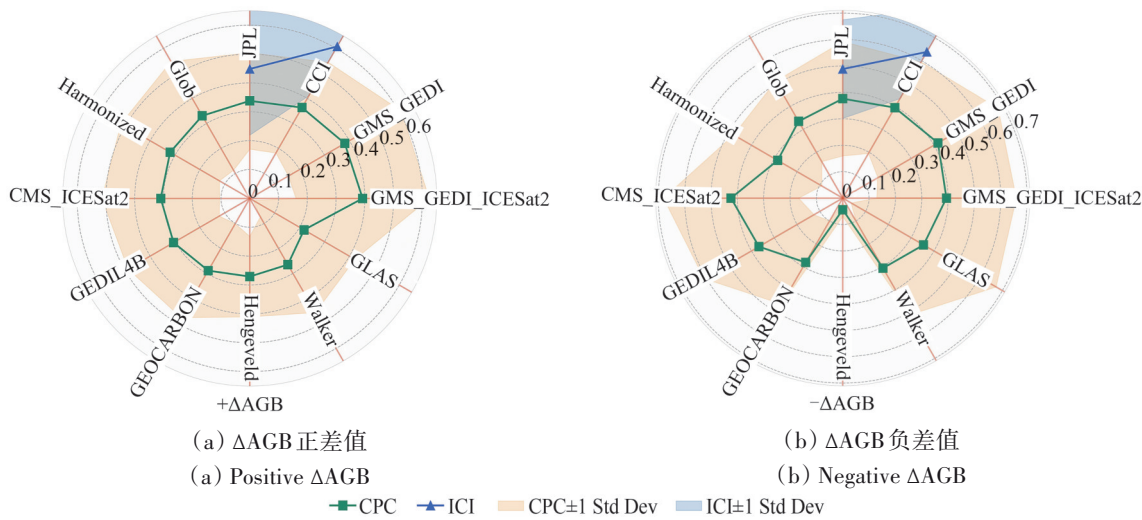


图5 不同生物量遥感产品差值的ICI和CPC
Fig. 5 ICI and CPC of Δ AGB in different remote sensing products

3.2.2 遥感产品与模型估算年际变化的一致性分析

为进一步评估长时序遥感产品在估计生物量变化上的一致性，并探讨其与DGVM模拟数据之

间的差异性与互补性，本文选取2010年—2019年、2015年—2019年、2018年—2019年长、中、短3个代表性时间区间。图6分别展示了各数据沿纬度的

正负 ΔAGB 均值分布、全球范围内的正负 ΔAGB 频率直方图、产品间的相关性矩阵以及正负变化所

占比例。图7展示了不同时间尺度下 ΔAGB 一致性的空间分布及各大洲分区统计特征。

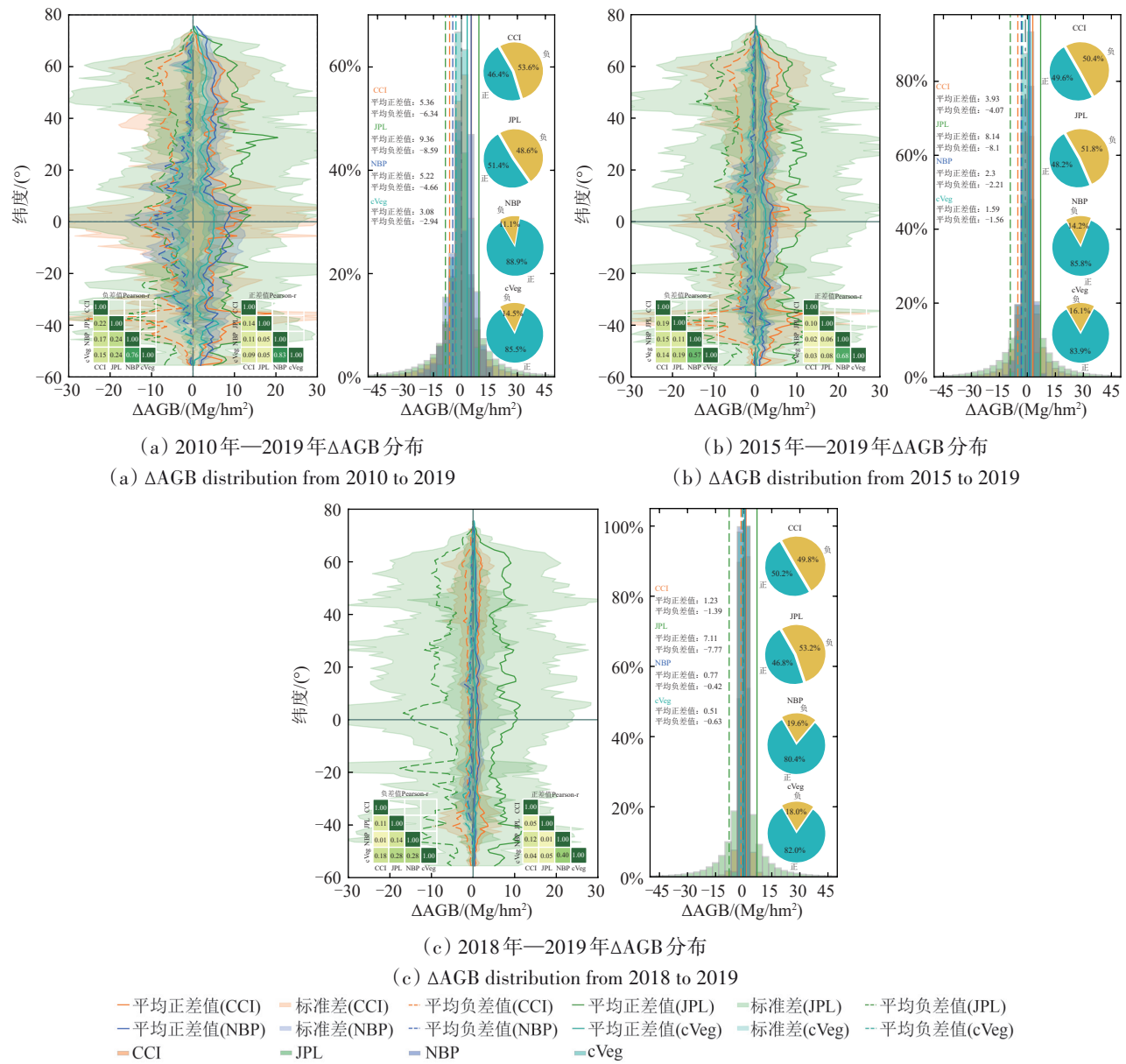


图6 DGVM模拟数据与长时序产品生物量差值沿纬度对比结果(r 为皮尔逊相关系数)
Fig. 6 The comparison results of ΔAGB between DGVM simulation data and long-term series products along latitude (r is the Pearson correlation coefficient)

从时间尺度上看，所有数据在不同年份区间均表现出明显的累积效应。CCI产品在9年跨度内(2010年—2019年)的正差值均值达到5.36 Mg/hm^2 ，显著高于单年间(2018年—2019年)的1.23 Mg/hm^2 ；NBP与cVeg也呈现出类似趋势，9年期间的正差值均值分别为5.22 Mg/hm^2 与3.08 Mg/hm^2 。相比之下，JPL的变化幅度较小，从7.11 Mg/hm^2 增至9.36 Mg/hm^2 ，尽管增长较缓，但在各时间区间中其值始终最高。正负差值所占比例在时间上保持相对稳定，模型模拟数据中正差值区域始终占据主导(大于85%)，反

映其在全球尺度上偏向于碳汇的估计趋势。NBP与cVeg两者之间表现出较强的一致性和自洽性，相关系数普遍高于其与遥感产品之间的相关性。此外，CCI与JPL之间的相关性随时间跨度的增加而提升，在较短时间区间(2018年—2019年)内，二者的正向 ΔAGB 估计结果相关性较弱，而在中等(2015年—2019年)和长时间区间(2010年—2019年)中，其相关系数得到提升，表明长时间跨度有助于增强遥感产品之间的趋势响应一致性，可能由于多年积累能更稳定地反映长期扰动或恢复过程。

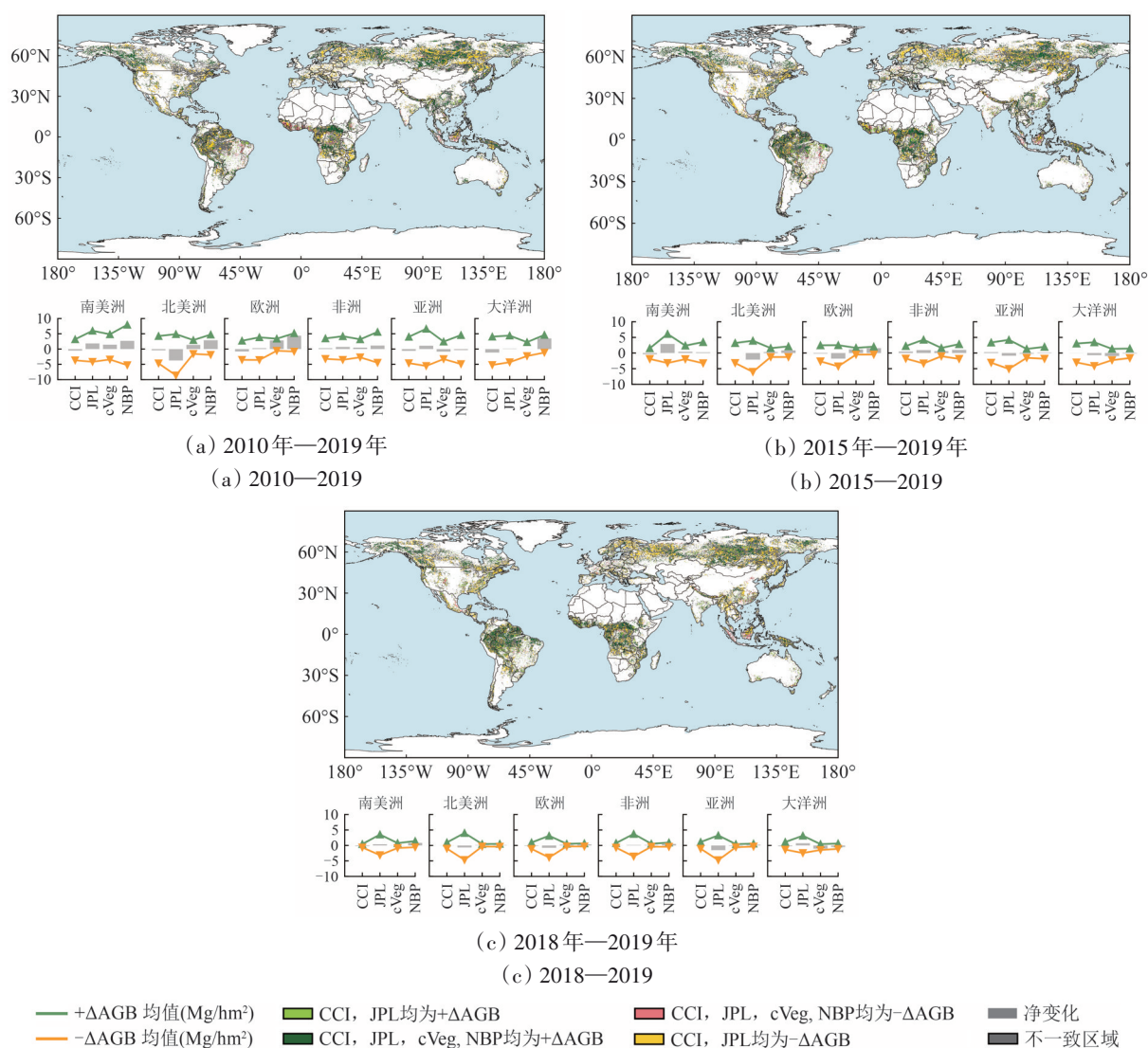


图7 ΔAGB一致性分类及分区统计

Fig. 7 ΔAGB consistency classification and zonal statistics

从空间分布来看,所有产品在热带区域均表现出较高比例的正向年际变化(特别是在非洲区域),在北方森林存在较高比例的负向年际变化(图7)。从各大洲的年际变化值来看,长时间跨度下各数据均显示出更显著的生物量变化。CCI和JPL在高纬度区域(南北纬40°—60°)一致性区域较少,两个产品正负年际变化均值也存在突出的局部峰值(图6)。JPL在亚洲地区的年际变化值相比其他地区偏高。此外,NBP与cVeg在所有时间区间内沿纬度的变化模式较为一致,热带区域年际变化高于非热带区域,表明DGVM模拟数据在空间响应上具备良好的内部一致性。

图8展示了遥感产品与DGVM模拟数据(NBP和cVeg)在生物量变化方向上的响应一致性比例。

结果显示,从不同组合类型来看,遥感产品间(CCI与JPL)的正向方向一致性显著低于遥感产品与DGVM模拟数据之间的组合,而遥感产品与DGVM模拟数据之间的方向一致性低于两个DGVM模拟数据组合。与前述差值分析结果一致,由于DGVM模拟数据负向变化比例相对较低,导致包含DGVM模拟数据的组合中Type II(双减)区域的所占比例较小。CCI与NBP、cVeg的组合在不同时间区间内的Type I(双增)区域所占比例均稳定维持在40%左右,尤其在2015年—2019年区间表现最为稳定(分别为43.1%、42.1%)。JPL与DGVM模拟数据组合的Type I比例值在短时间区间略低。此外,随着时间区间的增加,DGVM模拟数据之间的一致区域比例上升。

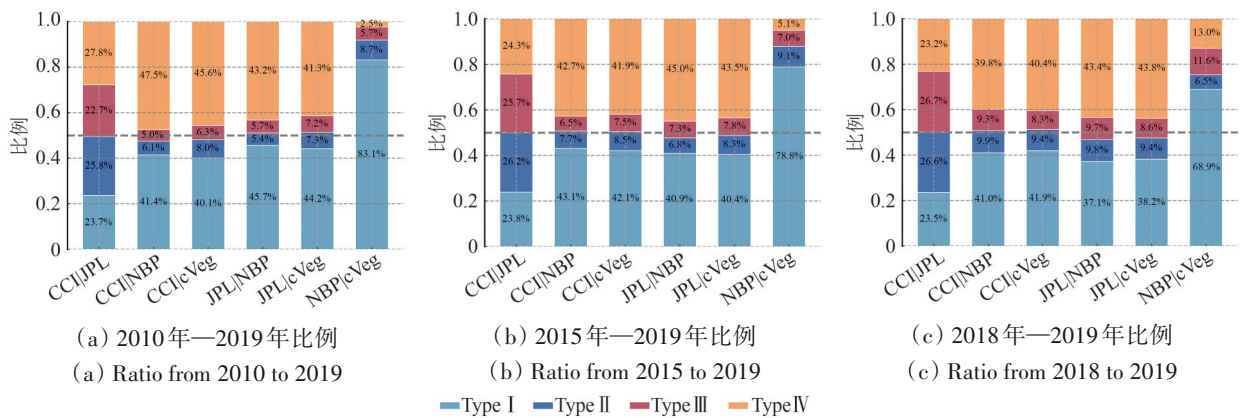


图8 不同时间跨度下不同数据趋势一致性区域比例

Fig. 8 The proportion of consistency areas of different datasets under different year intervals

3.3 森林 AGB 年际变化的地面验证分析

采用尺度匹配的生物量变化地面观测数据作为参考，针对2010年—2019年所有具备两个及以上观测年份的样地记录，分别计算其对应年份区间的 ΔAGB ，并与遥感估算结果进行逐一对比分析，共有3210条差值变化数据参与验证。所有地面样

方数据均结合高分辨率树冠覆盖度信息，进行了尺度一致性处理，实现从样方尺度向遥感像元尺度的降尺度校正（详见第2.2.3节）。图9分别针对正向（ $\Delta\text{AGB}>0$ ）和负向（ $\Delta\text{AGB}<0$ ）变化区域，评估遥感产品与cVeg数据的年际变化估算表现。

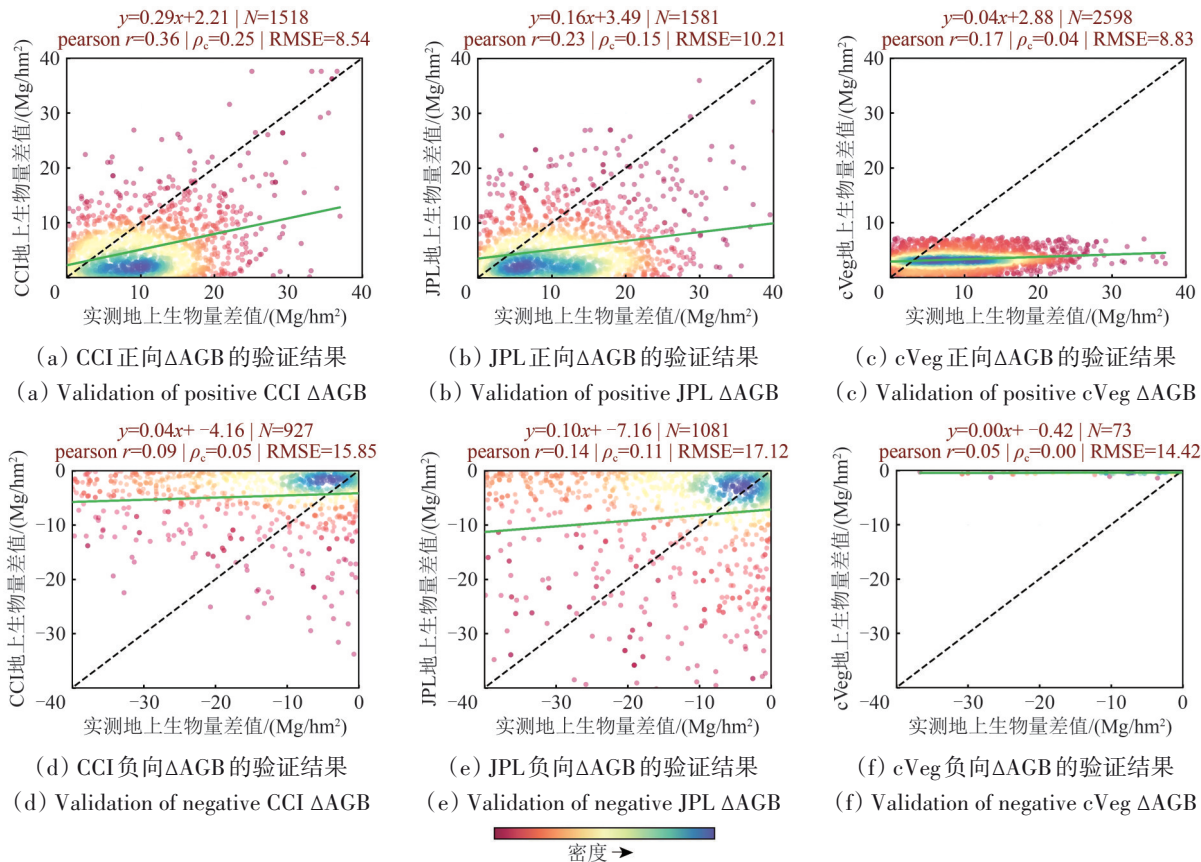


图9 地面数据验证散点图(r 为皮尔逊相关系数)

Fig. 9 Scatter plot of validation with ground data (r is the Pearson correlation coefficient)

在正向年际变化区域，CCI产品与地面数据呈现中等相关性（ $r=0.36$ ， $p_c=0.25$ ），RMSE为

8.54 Mg/hm^2 ，整体表现优于JPL（ $r=0.23$ ， $p_c=0.15$ ，RMSE=10.21 Mg/hm^2 ）及cVeg数据（ $r=0.17$ ， $p_c=$

0.04, RMSE=8.83 Mg/hm²)。所有产品的回归拟合曲线均位于1:1线下方,表明遥感产品和cVeg数据年际变化估计值普遍低于地面实测值,尤其是较低的cVeg数据表现出最大偏离,可能反映了其对生物量增长响应的保守性。

在负向年际变化区域,整体估计精度较低。CCI的相关性指标为 r 为0.09, P_c 为0.05, RMSE为15.85 Mg/hm²; JPL略优于CCI ($r=0.14$, $P_c=0.11$, RMSE=17.12 Mg/hm²); cVeg数据在该类别中仅包含73个有效观测点,相关性较低 ($r=0.05$, RMSE为14.42 Mg/hm²)。负向差值的散点图普遍呈更扁平分布,集中在1:1线以上,表明遥感产品与cVeg数据在生物量下降区域普遍低估其变化幅度。综上,CCI在正向变化区域表现出较好的估计精度和稳定性,而JPL在负向变化区域相对更敏感。cVeg数据在两类变化中均表现出一定偏离,存在系统性低估。

4 讨论

本研究通过对多种遥感产品和DGVM模拟数据的生物量及变化结果进行系统分析,揭示了不同产品在空间一致性和差值趋势稳定性方面的表现差异,并结合地面观测数据进行了验证。以下从空间一致性、差值趋势稳定性、遥感与模型数据的互补性及地面验证结果等方面展开讨论,以进一步阐释研究结果的科学意义和实际应用价值。

4.1 遥感产品一致性的关键发现

研究结果表明,近年来基于GEDI和ICESat-2激光雷达数据的遥感产品(如CMS_GEDI、CMS_GEDI_ICESat2、GEDI L4B)在空间一致性上表现出显著优势,在2019年的相关系数普遍高于0.7(图4)。这一高一致性可能得益于激光雷达技术在观测精度上的提升、多源数据融合方法的优化以及模型参数化的改进。GEDI和ICESat-2能够更精确地捕捉植被结构和生物量分布,相比传统光学遥感或早期激光雷达(如GLAS)具有更高的空间分辨率和抗干扰能力。此外,数据融合方法(如CMS_GEDI_ICESat2整合多种数据源)通过综合不同传感器优势,进一步提高了估算结果的稳健性(Silva等, 2021; 孟鸽等, 2024)。

从跨年份一致性来看,CCI和JPL产品在多个年份间表现出较高的稳定性,可能与其算法设计

和数据处理的相关性有关。特别是CCI产品 ρ_c 指标超过0.7, RMSE和Bias较低,显示出兼具趋势相关性和幅度一致性的优势。然而, JPL产品尽管在相关性上表现良好,但其较高的RMSE反映了系统性偏差或幅度不匹配的问题。相比之下, GLAS和Hengeveld产品在多项指标上表现不佳,整体误差较高,在现代生物量监测中的适用性有限。值得注意的是,不同产品所使用的森林掩膜存在差异,例如是否以树高不低于5 m或郁闭度不小于10%作为阈值,或是否将稀树草原、灌丛等过渡带纳入森林范畴。这些差异也可能会导致在森林边缘及过渡生态区,各产品间的一致性显著降低,进而影响空间格局对比的可靠性。因此,森林定义不统一也可能是造成不同遥感产品一致性存在差异的重要潜在原因(Qin等, 2017)。此外,不同产品在反演过程中所依赖的地面调查数据存在显著差异,这也可能影响其空间分布特征及一致性表现。未来产品开发需加强地面观测数据的标准化与共享,以减少因数据源不一致而带来的系统性误差。具体而言, CCI产品使用的地面数据基于一个涵盖942个国家行政或生态单元平均AGB值的数据集,并辅以94个来自联合国粮食及农业组织FAO(Food and Agriculture Organization)和全球森林资源评估报告FRA(Global Forest Resources Assessment)的国家级数据,具备较广泛的国际覆盖度。JPL产品则主要依托文献期刊和各类生态监测网络数据,其中以美国FIA数据为核心来源。CMS系列产品在数据整合上更为综合,同时融合了美国FIA数据与FAO FRA报告中178个国家的数据,从而兼顾区域代表性与全球尺度样本。相比之下, Hengeveld产品所采用的数据基础较为单一,主要依赖FAO FRA的国家级统计信息,其在空间分辨率和时间代表性方面均存在一定局限。这些数据来源与结构上的差异,不仅直接影响各产品估算精度的高低,也在很大程度上解释了不同产品间空间一致性及趋势判断差异的形成原因(Xu等, 2021)。

4.2 差值趋势稳定性的比较与解释

不同产品在时间基准(年份定义)上的细微差异、像元定义差异(如是否考虑边界像元),以及回归模型对训练样本的敏感性,均可能导致差值图产生虚假的增减信号,从而误导生态变化趋势判断。CMS系列产品(如CMS_GEDI、CMS_

GEDI_ICESat2) 在 CPC 值上表现突出 (>0.39), 但因其为单时序产品, 无法计算 ICI, 限制了其在长时序趋势分析中的应用。单时序产品在高精度区域研究中具有优势, 但在长期监测中需结合长时序产品。因此, 差值计算应优先采用同一产品在不同年份间的估计值, 以确保输入数据具有一致的反演体系和系统误差结构 (Araza 等, 2023)。值得注意的是, Hengeveld 产品在负差值场景下的 CPC 仅为 0.044, 难以准确反映生物量减少趋势, 与其基于森林清查数据的局限性有关。

在差值趋势稳定性分析中, CCI 产品在正负差值区域上均表现出较高的内部一致性和跨产品一致性, 尤其在负差值 (生物量减少) 区域上, ICI 达到 0.6387, CPC 为 0.3953 (图 5)。这表明 CCI 在长期生物量变化趋势 (特别是损失趋势) 中具有较强的表达稳定性, 可能得益于其多源数据融合和长时间序列的算法优化。相比之下, JPL 产品的 ICI 和 CPC 值略低 (分别为 0.4884 和 0.3761), 但仍优于 GEOCARBON、Harmonized 等产品, 显示其对生物量变化的响应能力较稳定, 但可能受限于某些区域的系统性偏差。

4.3 长时序产品差值一致性的比较

从空间分布看, 热带地区 (20°S — 20°N) 的正差值均值显著高于高纬度地区, 可能与热带森林

的高生物量增长速率有关 (Wang 等, 2021)。然而, 在高纬度地区 (南北纬 40° — 60°), JPL 与 CCI 的正负差值均值存在显著差异。在差值分析中, JPL 产品相较 CCI 产品普遍表现出较高的 ΔAGB 变化值, 无论是正差值还是负差值, 其绝对值均高于 CCI 及模型模拟结果。其训练依赖的 GLAS 激光雷达样本在热带森林、温带密林等高生物量区域具有更密集的空间分布。这一分布偏差可能使得模型在高 AGB 区域拟合更精确, 而在低生物量或异质性较强区域存在外推误差, 进而在时间差值中产生放大效应。JPL 产品以 10 km 为分辨率进行重构, 相较高分辨率, 其差值结果反映的是更大尺度内的净变化总量。若像元内存在多个地类或生物量剧烈变化区域, 差值计算易呈现数值极端化趋势, 尤其在累积多年 ΔAGB 计算中尤为显著。同时, 整个 2000 年—2019 年被用于构建一致的时间序列模型, 某些年份间差值可能受到年际尺度建模偏差的影响。由于该产品未实施显式的时间序列平滑处理和时间约束优化生物量估计, 可能放大了年际波动, 在各个空间尺度上都存在偏高, 到 25 km 空间尺度 ΔAGB 有一些收敛 (图 10)。尽管 JPL 产品在某些区域和短期变化下存在偏高的问题, 但其在年际连续性及扰动敏感性等方面表现出明显优势, 特别适用于长期森林监测 (Xu 等, 2021)。

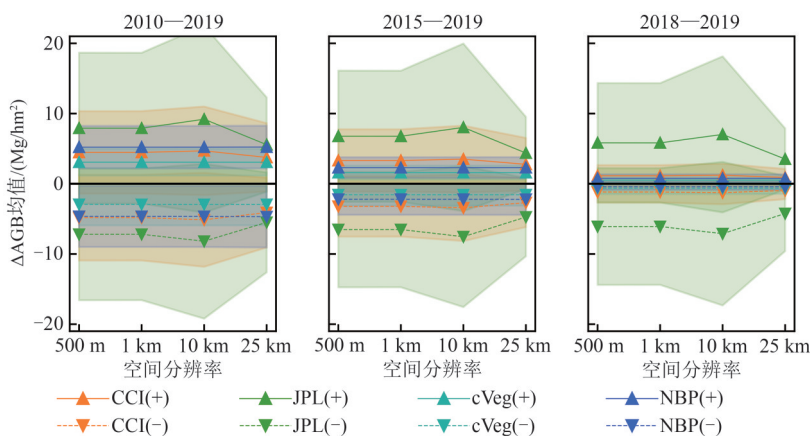


图 10 不同空间尺度下各个产品的 ΔAGB 均值变化

Fig. 10 The changes in the mean ΔAGB of each product at different spatial scales

CCI 产品在正向变化区域 ΔAGB 均值低于 JPL。这种低估可能与 CCI 在高 AGB 区域的饱和问题有关, 图 11 展示了在三大雨林区域 (亚马逊森林、刚果森林和东南亚森林) ΔAGB 随 AGB 的变化, 随着初始生物量增加, 特别是在 AGB 大于 300 Mg/hm^2

的高生物量森林中, CCI 所反映的生物量增长幅度显著低于其他产品, 呈现出更为明显的低估趋势。其中, 亚马逊森林区域的下估程度最为突出。已有研究表明其输入数据 (如 NDVI、C 波段雷达) 在热带雨林等区域存在响应平台期 (Réjou-Méchain

等, 2014), 这也印证了这一点。 ΔAGB 是通过差值计算得到的, 由于AGB图是从遥感信号间接反演的, 其变化并不总能精确代表 ΔAGB 。当前与历史上用于CCI的雷达数据对退化和更新等缓变现象, 尤其在密林区, 灵敏度较低。CCI生物量产品的核心算法主要基于BIOMASAR-C和BIOMASAR-L两种后向散射模型, 分别处理C波段(如Sentinel-1)和L波段(如ALOS PALSAR)的合成孔径雷达(SAR (Synthetic Aperture Radar) 数据。C波段

(BIOMASAR-C)和L波段(BIOMASAR-L)在不同生物量区间的表现存在差异。前者在低生物量区域较敏感, 但在高生物量区域饱和; 后者穿透力强, 但空间分辨率较低。在某些区域(如东南亚或非洲雨林)两种波段均存在性能瓶颈, 导致CCI产品对 ΔAGB 的变化响应有限。此外, CCI产品的训练样本区域偏向欧亚大陆, 导致其在生态复杂区泛化能力不足, 也可能导致在扰动敏感区生物量动态的低响应(Rodríguez-Veiga等, 2017)。

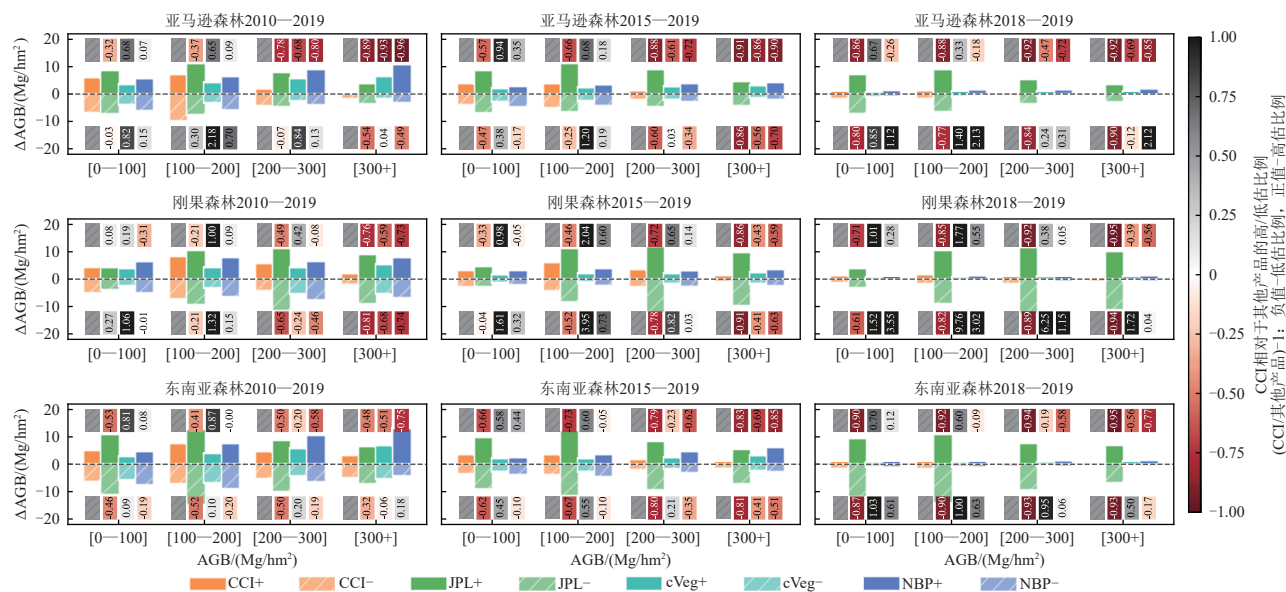


图 11 不同热带雨林区域 ΔAGB 随AGB区间的变化和CCI相对于其他产品的高/低估比例

Fig. 11 The variation of ΔAGB in different tropical rainforest regions with the AGB interval and the high/low ratio of CCI relative to other products

4.4 遥感产品与模型数据的互补性与差异性

从趋势一致性来看, CCI与DGVM模拟数据(NBP和cVeg)在多个时间区间显示出良好的方向一致性, 尤其在正向变化区域表现稳定, 在长期趋势监测方面具有一定的可信度。与遥感产品相比, 模拟数据cVeg计算的 ΔAGB 的值普遍偏低, 主要源于模型结构的保守性和对局地扰动的响应不足(车明亮等, 2014)。DGVM在构建过程中强调过程驱动, 常使用简化的植物功能类型和平均气候数据(Rezende等, 2016; Rogers等, 2014), 植物功能类型将大量物种简化为少量功能组(通常为5—19种), 缺乏对极端事件、土地利用变化及高频扰动的显式建模, 导致其在时空尺度上对生物量的实际波动计算偏低。此外, 模型参数的区域代表性有限(Rogers等, 2017), 加之模拟输出通常为碳储量而非直接的AGB, 经碳因子换算

为生物量, 存在单位转化误差与结构定义不完全一致的问题, 进一步加大不确定性。

4.5 地面验证结果的意义与局限性

尽管地面观测数据被广泛用于遥感产品精度验证, 但其本身也存在一定的局限性, 可能影响 ΔAGB 估计的验证可靠性。首先, 生物量并非直接观测变量, 而是通过树木胸径、树高等结构参数推算获得, 其本身受测量误差和取样偏差的影响(Araza等, 2023)。其次, 生物量估算通常依赖于异速生长方程, 这些方程在不同地区、森林类型或树种组成下并不完全通用, 尤其在热带地区异质性强的森林中可能导致系统性误差(Chave等, 2014)。此外, 地面样地数据更新频率有限, 很多区域仅在多年以前进行过一次测量, 而遥感产品常用于监测多期动态变化。本研究所采用的地面

生物量变化量 ($\Delta\text{AGB}_{\text{plot}}$) 由具有明确空间定位和观测时间的样地数据推算而得, 通过对同一位置在两个观测年份的 AGB 差值计算获得。在此基础上, 结合高分辨率 (30 m) 树冠覆盖度数据进行降尺度处理, 以匹配遥感数据的空间分辨率, 但其空间代表性依旧有限, 大部分集中于美国区域, 无法覆盖不同植被类型与扰动强度下的复杂情况。同时, 地面数据受人为干扰、测量误差及时间不同步等因素影响, 可能无法真实反映 ΔAGB 的实际变化。尤其是在负向生物量变化验证中, 地面数据相关性明显下降, 可能与样方尺度内变化不明显或遥感产品未能捕捉短期扰动等因素有关。未来研究可结合更广泛的全球样地网络 (如 TropiSAR、ForestPlots.net 等), 并进一步探索长期监测数据与扰动事件观测的融合, 以提升验证结果的空间泛化能力和对不同区域动态的解释力。

5 结 论

本研究利用多种森林地上生物量遥感产品及 DGVM 模拟数据在全球尺度对生物量及其变化进行综合分析, 系统评估了这些数据源在估算地上生物量年际变化上的空间一致性、趋势稳定性和直接验证表现。不同遥感产品和模型模拟数据因在观测方法、反演模型、参数化方案上存在不同, 在捕捉生物量变化方面存在差异。

首先, 基于 GEDI 和 ICESat-2 的单时序激光雷达遥感产品, 与其他产品表现出较高的空间一致性, 其中南美洲与非洲的热带森林区域空间一致性最为显著, 而欧洲及北方森林区域则表现较弱。但基于这些激光雷达遥感产品提取的跨产品生物量年际变化一致性低于长时序产品年际变化内部一致性。CCI 在正负生物量变化下均表现出较高的内部一致性。

其次, 在长时序差值趋势分析中, CCI、JPL、NBP 和 cVeg 均显示出随时间区间增加的生物量累积效应, 有明显趋势性, 尤其在热带区域表现为显著的正向 ΔAGB 。DGVM 模拟数据 (NBP、cVeg) 在全球尺度偏向碳汇估计 (正差值占比大于 80%), 且内部一致性较高, 但在高纬度区域 (南北纬 40° — 60°) 与遥感产品存在明显差异, 在空间变异性上有一定局限性。

最后, 基于地面数据的验证结果显示, 遥感产品估算出的年际变化低于地面观测, 但高于

基于 DGVM 模拟数据估算的变化值。CCI 在生物量增加区域表现出较好的一致性 ($r=0.36$, $\text{RMSE}=8.54 \text{ Mg/hm}^2$), 优于 JPL 和 cVeg 数据, 但在生物量减少区域所有产品精度均较低 ($r<0.15$, $\text{RMSE}>14 \text{ Mg/hm}^2$), 普遍低估生物量下降幅度。

综上, 本研究揭示了遥感产品和 DGVM 模拟数据在生物量年际变化计算中的优势与局限性。长时序遥感产品因其高一致性和低误差表现, 适合作为长期生物量变化监测的基准。未来研究应聚焦优化数据融合算法, 并结合更多地面观测数据以提高正负向变化区域的估算精度。这些改进将有助于更准确地量化全球及区域尺度的生物量动态, 为碳循环和生态系统管理提供更可靠的科学依据。

志 谢 本文动态全球植被模型模拟数据获取得到了全球碳预算团队 (Global Carbon Budget Office, GCB) 和 Trendy 计划负责人 S. Sitch 教授和 P. Friedlingstein 教授的支持, 在此表示衷心的感谢!

参考文献 (References)

- Araza A, de Bruin S, Herold M, Quegan S, Labriere N, Rodriguez-Veiga P, Avitabile V, Santoro M, Mitchard E T A, Ryan C M, Phillips O L, Willcock S, Verbeeck H, Carreiras J, Hein L, Schelhaas M J, Pacheco-Pascagaza A M, da Conceição Bispo P, Laurin G V, Vieilledent G, Slik F, Wijaya A, Lewis S L, Morel A, Liang J J, Sukhdeo H, Schepaschenko D, Cavlovic J, Gilani H and Lucas R. 2022. A comprehensive framework for assessing the accuracy and uncertainty of global above-ground biomass maps. *Remote Sensing of Environment*, 272: 112917 [DOI: 10.1016/j.rse. 2022. 112917]
- Araza A, Herold M, de Bruin S, Ciais P, Gibbs D A, Harris N, Santoro M, Wigneron J P, Yang H, Málaga N, Nesha K, Rodriguez-Veiga P, Brovkina O, Brown H C A, Chanev M, Dimitrov Z, Filchev L, Fridman J, García M, Gikov A, Govaere L, Dimitrov P, Moradi F, Muelbert A E, Novotný J, Pugh T A M, Schelhaas M J, Schepaschenko D, Stereńczak K and Hein L. 2023. Past decade above-ground biomass change comparisons from four multi-temporal global maps. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118: 103274 [DOI: 10.1016/j.jag. 2023.103274]
- Avitabile V, Herold M, Heuvelink G B M, Lewis S L, Phillips O L, Asner G P, Armston J, Ashton P S, Banin L, Bayol N, Berry N J, Boeckx P, de Jong B H J, DeVries B, Girardin C A J, Kearsley E, Lindsell J A, Lopez-Gonzalez G, Lucas R, Malhi Y, Morel A,

- Mitchard E T A, Nagy L, Qie L, Quinones M J, Ryan C M, Ferry S J W, Sunderland T, Laurin G V, Gatti R C, Valentini R, Verbeeck H, Wijaya A and Willcock S. 2016. An integrated pan-tropical biomass map using multiple reference datasets. *Global Change Biology*, 22(4): 1406-1420 [DOI: 10.1111/gcb.13139]
- Avitabile V, Herold M, Lewis S L, Phillips O L, Aguilar-Amuchastegui N, Asner G P, Brienen R J W, DeVries B R, Gatti R G, Feldpausch T R, Girardin C, de Jong B, Kearsley E, Klop E, Lin X, Lindsell J, Lopez-Gonzalez G, Lucas R, Malhi Y, Morel A, Mitchard E, Pandey D, Piao S, Ryan C, Sales M, Santoro M, Laurin G V, Valentini R, Verbeeck H, Wijaya A and Willcock S. 2014. Comparative analysis and fusion for improved global biomass mapping//Book of Abstracts of the International Conference Global Vegetation Monitoring and Modeling (GV2M). Avignon: [s.n.]: 251-252
- Brown S. 1997. Estimating Biomass and Biomass Change of Tropical Forests: A Primer. FAO
- Chave J, Réjou-Méchain M, Búrquez A, Chidumayo E, Colgan M S, Delitti W B C, Duque A, Eid T, Fearnside P M, Goodman R C, Henry M, Martínez-Yrizar A, Mugasha W A, Muller-Landau H C, Mencuccini M, Nelson B W, Ngomanda A, Nogueira E M, Ortiz-Malavassi E, Péliissier R, Ploton P, Ryan C M, Saldarriaga J G and Vieilledent G. 2014. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. *Global Change Biology*, 20(10): 3177-3190 [DOI: 10.1111/gcb.12629]
- Che M L, Chen B Z, Wang Y and Guo X Y. 2014. Review of dynamic global vegetation models. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 25(1): 263-271 (车明亮, 陈报章, 王瑛, 郭祥云. 2014. 全球植被动力学模型研究综述. *应用生态学报*, 25(1): 263-271) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.2014.01.036]
- Dubayah R O, Armston J, Healey S P, Yang Z, Patterson P L, Saarela S, Stahl G, Duncanson L, Kellner J R, Bruening J M and Pascual A. 2023. GEDI L4B Gridded Aboveground Biomass Density, Version 2.1. ORNL Distributed Active Archive Center [DOI: 10.3334/ORNLDAAC/2299]
- Friedlingstein P, O'Sullivan M, Jones M W, Andrew R M, Bakker D C E, Hauck J, Landschützer P, Le Quéré C, Luijkx I T, Peters G P, Peters W, Pongratz J, Schwingshackl C, Sitch S, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Alin S R, Anthoni P, Barbero L, Bates N R, Becker M, Bellouin N, Decharme B, Bopp L, Brasika I B M, Cadule P, Chamberlain M A, Chandra N, Chau T T T, Chevallier F, Chini L P, Cronin M, Dou X Y, Enyo K, Evans W, Falk S, Feely R A, Feng L, Ford D J, Gasser T, Ghattas J, Gkritzalis T, Grassi G, Gregor L, Gruber N, Gürses Ö, Harris I, Hefner M, Heinke J, Houghton R A, Hurtt G C, Iida Y, Ilyina T, Jacobson A R, Jain A, Jarníková T, Jersild A, Jiang F, Jin Z, Joos F, Kato E, Keeling R F, Kennedy D, Klein Goldewijk K, Knauer J, Korsbakken J I, Körtzinger A, Lan X, Lefèvre N, Li H M, Liu J J, Liu Z Q, Ma L, Marland G, Mayot N, McGuire P C, McKinley G A, Meyer G, Morgan E J, Munro D R, Nakaoka S I, Niwa Y, O'Brien K M, Olsen A, Omar A M, Ono T, Paulsen M, Pierrot D, Pocock K, Poulter B, Powis C M, Rehder G, Resplandy L, Robertson E, Rödenbeck C, Rosan T M, Schwinger J, Séférian R, Smallman T L, Smith S M, Sospedra-Alfonso R, Sun Q, Sutton A J, Sweeney C, Takao S, Tans P P, Tian H Q, Tilbrook B, Tsujino H, Tubiello F, van der Werf G R, van Ooijen E, Wanninkhof R, Watanabe M, Wilmart-Rousseau C, Yang D X, Yang X J, Yuan W P, Yue X, Zaehle S, Zeng J Y and Zheng B. 2023. Global carbon budget 2023. *Earth System Science Data*, 15(12): 5301-5369 [DOI: 10.5194/essd-15-5301-2023]
- Grassi G, Conchedda G, Federici S, Abad Viñas R, Korosuo A, Melo J, Rossi S, Sandker M, Somogyi Z, Vizzarri M and Tubiello F N. 2022. Carbon fluxes from land 2000-2020: bringing clarity to countries' reporting. *Earth System Science Data*, 14(10): 4643-4666 [DOI: 10.5194/essd-14-4643-2022]
- Hansen M C, Potapov P V, Moore R, Hancher M, Turubanova S A, Tyukavina A, Thau D, Stehman S V, Goetz S J, Loveland T R, Kommareddy A, Egorov A, Chini L, Justice C O and Townshend J R G. 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160): 850-853 [DOI: 10.1126/science.1244693]
- Harris N L, Gibbs D A, Baccini A, Birdsey R A, de Bruin S, Farina M, Fatoyinbo L, Hansen M C, Herold M, Houghton R A, Potapov P V, Suarez D R, Roman-Cuesta R M, Saatchi S S, Slay C M, Turubanova S A and Tyukavina A. 2021. Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes. *Nature Climate Change*, 11(3): 234-240 [DOI: 10.1038/s41558-020-00976-6]
- Hengeveld G M, Gunia K, Didion M, Zudin S, Clerkx A P P M and Schelhaas M J. 2015. Global 1-Degree Maps of Forest Area, Carbon Stocks, and Biomass, 1950-2010. ORNL Distributed Active Archive Center [DOI: 10.3334/ORNLDAAC/1296]
- Hu T Y, Su Y J, Xue B L, Liu J, Zhao X Q, Fang J Y and Guo Q H. 2016. Mapping global forest aboveground biomass with spaceborne LiDAR, optical imagery, and forest inventory data. *Remote Sensing*, 8(7): 565 [DOI: 10.3390/rs8070565]
- Jenkins J C, Chojnacky D C, Heath L S and Birdsey R A. 2004. Comprehensive Database of Diameter-Based Biomass Regressions for North American Tree Species. General Technical Reports NE-319. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Northeastern Research Station [DOI: 10.2737/NE-GTR-319]
- Kennedy R E, Ohmann J, Gregory M, Roberts H, Yang Z Q, Bell D M, Kane V, Hughes M J, Cohen W B, Powell S, Neeti N, Larrue T, Hooper S, Kane J, Miller D L, Perkins J, Braaten J and Seidl R. 2018. An empirical, integrated forest biomass monitoring system. *Environmental Research Letters*, 13(2): 025004 [DOI: 10.1088/1748-9326/aa9d9e]
- Li X J, Ciais P, Fensholt R, Chave J, Sitch S, Canadell J G, Brandt M, Fan L, Xiao X M, Tao S L, Wang H, Albergel C, Yang H, Frappart F, Wang M J, Bastos A, Maisongrande P, Qin Y W, Xing Z P, Cui T X, Yu L, He L, Zheng Y, Liu X Z, Liu Y Q, De Truchis A and Wigneron J P. 2025. Large live biomass carbon losses from droughts in the northern temperate ecosystems during 2016-2022.

- Nature Communications, 16(1): 4980 [DOI: 10.1038/s41467-025-59999-2]
- Liao Z M, Yue C, He B B, Zhao K G, Ciais P, Alkama R, Grassi G, Sitch S, Chen R, Quan X W, Xu M Y and Wang M Y. 2024. Growing biomass carbon stock in China driven by expansion and conservation of woody areas. *Nature Geoscience*, 17(11): 1127-1134 [DOI: 10.1038/s41561-024-01569-0]
- Lin L I K. 1989. A concordance correlation coefficient to evaluate reproducibility. *Biometrics*, 45(1): 255-268 [DOI: 10.2307/2532051]
- Liu F T, Ting K M and Zhou Z H. 2008. Isolation forest//2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining. Pisa: IEEE: 413-422 [DOI: 10.1109/ICDM.2008.17]
- Ma H Z, Mo L D, Crowther T W, Maynard D S, van den Hoogen J, Stocker B D, Terrer C and Zohner C M. 2021. The global distribution and environmental drivers of aboveground versus below-ground plant biomass. *Nature Ecology and Evolution*, 5(8): 1110-1122 [DOI: 10.1038/s41559-021-01485-1]
- Ma L, Hurr G C, Tang H, Lamb R, Lister A J, Chini L P, Dubayah R O, Armston J, Campbell E, Duncanson L, Healey S P, O'Neil-Dunne J, Ott L, Poulter B and Shen Q. 2023. Global Forest Aboveground Carbon Stocks and Fluxes from GEDI and ICESat-2, 2018-2021. ORNL Distributed Active Archive Center [DOI: 10.3334/ORNLDAAAC/2180]
- Meng G, Zhao D, Xu C, Chen J H, Li X W, Zheng Z J and Zeng Y. 2024. Forest aboveground biomass estimation combining ICESat-2 and GEDI spaceborne LiDAR data. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(6): 1632-1647 (孟鸽, 赵旦, 许聪, 陈俊华, 李秀纹, 郑朝菊, 曾源. 2024. 联合 ICESat-2 和 GEDI 星载激光雷达数据的森林地上生物量估算. *遥感学报*, 28(6): 1632-1647) [DOI: 10.11834/jrs.20222120]
- Nguyen T H, Jones S D, Soto-Berelev M, Haywood A and Hislop S. 2020. Monitoring aboveground forest biomass dynamics over three decades using Landsat time-series and single-date inventory data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84: 101952 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101952]
- Pan Y D, Birdsey R A, Fang J Y, Houghton R, Kauppi P E, Kurz W A, Phillips O L, Shvidenko A, Lewis S L, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Pacala S W, McGuire A D, Piao S, Rautiainen A, Sitch S and Hayes D. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333(6045): 988-993 [DOI: 10.1126/science.1201609]
- Pan Y D, Birdsey R A, Phillips O L, Houghton R A, Fang J Y, Kauppi P E, Keith H, Kurz W A, Ito A, Lewis S L, Nabuurs G J, Shvidenko A, Hashimoto S, Lerink B, Schepaschenko D, Castanho A and Murdiyarso D. 2024. The enduring world forest carbon sink. *Nature*, 631(8021): 563-569 [DOI: 10.1038/s41586-024-07602-x]
- Pelletier F, Cardille J A, Wulder M A, White J C and Hermosilla T. 2024. Inter- and intra-year forest change detection and monitoring of aboveground biomass dynamics using Sentinel-2 and Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 301: 113931 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113931]
- Puliti S, Breidenbach J, Schumacher J, Hauglin M, Klingenberg T F and Astrup R. 2021. Above-ground biomass change estimation using national forest inventory data with Sentinel-2 and Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112644 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112644]
- Qin Y W, Xiao X M, Dong J W, Zhou Y T, Wang J, Doughty R B, Chen Y, Zou Z H and Moore B. 2017. Annual dynamics of forest areas in South America during 2007-2010 at 50-m spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 201: 73-87 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.09.005]
- Réjou-Méchain M, Barbier N, Couteron P, Ploton P, Vincent G, Herold M, Mermoz S, Saatchi S, Chave J, de Boissieu F, Féret J B, Takoudjou S M and Pélissier R. 2019. Upscaling forest biomass from field to satellite measurements: sources of errors and ways to reduce them. *Surveys in Geophysics*, 40(4): 881-911 [DOI: 10.1007/s10712-019-09532-0]
- Réjou-Méchain M, Muller-Landau H C, Detto M, Thomas S C, Le Toan T, Saatchi S S, Barreto-Silva J S, Bourg N A, Bunyavechewin S, Butt N, Brockelman W Y, Cao M, Cárdenas D, Chiang J M, Chuyong G B, Clay K, Condit R, Dattaraja H S, Davies S J, Duque A, Esufali S, Ewango C, Fernando R H S, Fletcher C D, Gunatilleke I A U N, Hao Z, Harms K E, Hart T B, Hérault B, Howe R W, Hubbell S P, Johnson D J, Kenfack D, Larson A J, Lin L, Lin Y, Lutz J A, Makana J R, Malhi Y, Marthens T R, McEwan R W, McMahon S M, McShea W J, Muscarella R, Nathalang A, Noor N S M, Nytch C J, Oliveira A A, Phillips R P, Pongpattananurak N, Punchi-Manage R, Salim R, Schurman J, Sukumar R, Suresh H S, Suwanvecho U, Thomas D W, Thompson J, Uriarte M, Valencia R, Vicentini A, Wolf A T, Yap S, Yuan Z, Zartman C E, Zimmerman J K and Chave J. 2014. Local spatial structure of forest biomass and its consequences for remote sensing of carbon stocks. *Biogeosciences*, 11(23): 6827-6840 [DOI: 10.5194/bg-11-6827-2014]
- Rezende L F C, Arenque B C, Aidar S T, Moura M S B, Von Randow C, Tourigny E, Menezes R S C and Ometto J P H B. 2016. Evolution and challenges of dynamic global vegetation models for some aspects of plant physiology and elevated atmospheric CO₂. *International Journal of Biometeorology*, 60(7): 945-955 [DOI: 10.1007/s00484-015-1087-6]
- Rodríguez-Veiga P, Wheeler J, Louis V, Tansey K and Balzter H. 2017. Quantifying forest biomass carbon stocks from space. *Current Forestry Reports*, 3(1): 1-18 [DOI: 10.1007/s40725-017-0052-5]
- Rogers A, Medlyn B E and Dukes J S. 2014. Improving representation of photosynthesis in earth system models. *New Phytologist*, 204(1): 12-14 [DOI: 10.1111/nph.12972]
- Rogers A, Medlyn B E, Dukes J S, Bonan G, von Caemmerer S, Dietze M C, Kattge J, Leakey A D B, Mercado L M, Niinemets Ü, Prentice I C, Serbin S P, Sitch S, Way D A and Zaehle S. 2017. A roadmap for improving the representation of photosynthesis in Earth system models. *New Phytologist*, 213(1): 22-42 [DOI: 10.1111/nph.14283]

- Santoro M. 2018. GlobBiomass - Global Datasets of Forest Biomass. PANGAEA [DOI: 10.1594/PANGAEA.894711]
- Santoro M, Cartus O, Carvalhais N, Rozendaal D M A, Avitabile V, Araza A, de Bruin S, Herold M, Quegan S, Rodríguez-Veiga P, Balzter H, Carreiras J, Schepaschenko D, Korets M, Shimada M, Itoh T, Moreno Martínez Á, Cavlovic J, Cazzolla Gatti R, da Conceição Bispo P, Dewnath N, Labrière N, Liang J J, Lindsell J, Mitchard E T A, Morel A, Pacheco Pascagaza A M, Ryan C M, Slik F, Vaglio Laurin G, Verbeeck H, Wijaya A and Willcock S. 2021. The global forest above-ground biomass pool for 2010 estimated from high-resolution satellite observations. *Earth System Science Data*, 13(8): 3927-3950 [DOI: 10.5194/essd-13-3927-2021]
- Silva C A, Duncanson L, Hancock S, Neuenschwander A, Thomas N, Hofton M, Fatoyinbo L, Simard M, Marshak C Z, Armston J, Lutchke S and Dubayah R. 2021. Fusing simulated GEDI, ICE-Sat-2 and NISAR data for regional aboveground biomass mapping. *Remote Sensing of Environment*, 253: 112234 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112234]
- Spawn S A, Sullivan C C, Lark T J and Gibbs H K. 2020. Harmonized global maps of above and belowground biomass carbon density in the year 2010. *Scientific Data*, 7(1): 112 [DOI: 10.1038/s41597-020-0444-4]
- Wadoux A M J C and Minasny B. 2024. Some limitations of the concordance correlation coefficient to characterise model accuracy. *Ecological Informatics*, 83: 102820 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2024.102820]
- Walker W S, Gorelik S R, Cook-Patton S C, Baccini A, Farina M K, Solvik K K, Ellis P W, Sanderman J, Houghton R A, Leavitt S M, Schwalm C R and Griscom B W. 2022. The global potential for increased storage of carbon on land. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 119(23): e2111312119 [DOI: 10.1073/pnas.2111312119]
- Wang J M, Li W, Ciais P, Ballantyne A, Goll D, Huang X M, Zhao Z and Zhu L. 2021. Changes in biomass turnover times in tropical forests and their environmental drivers from 2001 to 2012. *Earth's Future*, 9(1): e2020EF001655 [DOI: 10.1029/2020EF001655]
- Wulder M A, Hermosilla T, White J C and Coops N C. 2020. Biomass status and dynamics over Canada's forests: disentangling disturbed area from associated aboveground biomass consequences. *Environmental Research Letters*, 15(9): 094093 [DOI: 10.1088/1748-9326/ab8b11]
- Xu L, Saatchi S S, Yang Y, Yu Y F, Pongratz J, Bloom A A, Bowman K, Worden J, Liu J J, Yin Y, Domke G, McRoberts R E, Woodall C, Nabuurs G J, de-Miguel S, Keller M, Harris N, Maxwell S and Schimel D. 2021. Changes in global terrestrial live biomass over the 21st century. *Science Advances*, 7(27): eabe9829 [DOI: 10.1126/sciadv.abe9829]
- Zhang X, Liu L Y, Chen X D, Gao Y, Xie S and Mi J. 2021. GLC_FCS30: global land-cover product with fine classification system at 30 m using time-series Landsat imagery. *Earth System Science Data*, 13(6): 2753-2776 [DOI: 10.5194/essd-13-2753-2021].

Consistency analysis of interannual variations of multi-source forest biomass data

WANG Xiaohan^{1,3}, LI Jing^{2,3}, LIU Qinhua^{1,3}, GUAN Li^{2,3}, LIU Liangyun^{2,3}, WU Wangzehao^{1,3}, ZHOU Qiao^{2,3}, ZHAO Hongyang^{1,3}, DONG Yadong², ZHAO Jing², ZHANG Hu², GU Chenpeng^{1,3}

1. National Engineering Laboratory for Satellite Remote Sensing Applications, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China

Abstract: Global Aboveground forest Biomass (AGB) products have become increasingly abundant in recent years, providing valuable data for assessing carbon stocks and fluxes. However, substantial spatiotemporal inconsistencies among these products have led to large uncertainties in the estimation of global carbon storage and carbon sink strength. This study aims to evaluate systematically the interannual consistency of major global AGB products and identify their strengths and limitations for long-term biomass monitoring and carbon accounting. We integrated multi-source forest biomass data of AGB data, including satellite-derived products, e.g., European Space Agency Climate Change Initiative (CCI), NASA Jet Propulsion Laboratory (JPL), Dynamic Global Vegetation Model (DGVM) simulations (net biome productivity, carbon in vegetation), and ground-based validation datasets. A multidimensional evaluation framework was designed from three perspectives: (1) spatial consistency, assessed using correlation coefficients and spatial agreement metrics among products; (2) interannual variability, analyzed through temporal correlation and trend consistency; (3) ground validation, performed using field observations to quantify product accuracy in regions of biomass increase and decrease. The results show the following: (1) different remote sensing products exhibit pronounced differences in spatial consistency. Single-epoch products based on Global Ecosystem Dynamics

Investigation (GEDI) and Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite-2 (ICESat-2) show relatively high spatial consistency ($\rho_c > 0.7$), with the most significant consistency found in tropical forest regions of South America and Africa. Long-timeseries remote sensing products (CCI and JPL) demonstrate higher consistency in interannual variability compared with other products. (2) For long-timeseries biomass products, interannual consistency improves to a certain extent as time span increases. However, CCI and JPL show fewer regions of consistency in high-latitude areas ($40^\circ\text{--}60^\circ\text{N/S}$). JPL exhibits higher interannual variability values in Asia compared with in other regions. By contrast, DGVM data indicate substantially higher interannual variability in tropical regions ($20^\circ\text{S--}20^\circ\text{N}$), with an overall tendency toward carbon sink estimates (proportion of pixels with increasing trends $> 80\%$). Nevertheless, in high-latitude regions, interannual variability estimated by DGVM diverges strongly from that of remote sensing products. (3) Ground validation indicates that CCI performs better in regions of biomass increase ($r=0.36$, RMSE (root mean square error) $=8.54\text{ Mg/hm}^2$), but performs poorly in regions of biomass decrease ($r<0.15$, RMSE $>14\text{ Mg/hm}^2$). Both result show some degree of underestimation, though the bias is smaller than that of DGVM simulations. This study provides a comprehensive, multidimensional assessment of global AGB product consistency from spatial, interannual variations, and ground-based perspectives. The results highlight that although GEDI-based and ICESat-2-based products ensure reliable spatial distribution, long-timeseries products, such as CCI and JPL, offer better interannual stability for tracking biomass dynamics. The DGVM outputs complement remote sensing data in capturing large-scale carbon flux trends but require further calibration in high-latitude regions. Overall, the findings provide a scientific basis for selecting, integrating, and applying multisource AGB datasets to improve the accuracy and reliability of carbon monitoring and ecological assessment at the global scale.

Key words: biomass change, remote sensing products, dynamic global vegetation model data, consistency comparison, global, forest inventory data, ground validation

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFB3907401)