

卫星遥感监测产品在中国森林生态系统的验证和不确定性分析——基于海量无人机激光雷达数据

刘兵兵^{1,2} 魏建新^{1,2,3*} 胡天宇^{4,5} 杨秋丽^{4,5} 刘小强^{4,5} 吴发云⁶ 苏艳军^{4,5}
郭庆华⁷

¹新疆大学地理与遥感科学学院, 乌鲁木齐 830017; ²新疆激光雷达应用工程技术研究中心, 乌鲁木齐 830002; ³新疆维吾尔自治区自然资源信息中心, 乌鲁木齐 830002; ⁴中国科学院植物研究所植被与环境变化国家重点实验室, 北京 100093; ⁵中国科学院大学, 北京 100049; ⁶国家林业和草原局调查规划设计院, 北京 100714; ⁷北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京大学城市与环境学院, 北京大学生态研究中心, 北京 100871

摘要 准确获取森林结构参数对森林生态系统研究及其保护有着重要意义。卫星遥感数据作为获取大尺度森林结构参数的重要数据源, 已被制作成各种植被监测产品并被应用于森林质量状况变化评估、森林生物量估算以及森林干扰和生物多样性监测等研究。然而, 这些卫星遥感植被监测产品针对中国复杂多样的森林区域缺乏有效验证, 在不同林况和地形条件下的不确定性也不明确。激光雷达具备高精度三维信息采集的优势, 在国内外已被广泛用于森林生态系统监测和卫星遥感产品验证。为此, 该研究利用在中国114个样地收集的153 km²的无人机激光雷达数据, 构建了我国森林结构参数验证数据集, 并以此为基础对3套全球遥感监测产品(全球叶面积指数(GLASS LAI)、全球冠层覆盖度(GLCF TCC)、全球冠层高度(GFCH))进行了像元尺度的验证, 并分析了其不同坡度、覆盖度和林型条件下的不确定性。研究结果表明: 与无人机激光雷达获取的叶面积指数、覆盖度以及冠层高度相比, GLASS LAI、GLCF TCC、GFCH在中国森林区域均存在一定的不确定性, 且受林况和地形因素影响的程度不一致。对GLASS LAI和GLCF TCC影响的最大因素分别为林型和覆盖度; 而GFCH则更易受地形坡度和覆盖度的影响。

关键词 精度验证; 无人机激光雷达; 叶面积指数; 冠层覆盖度; 冠层高度

刘兵兵, 魏建新, 胡天宇, 杨秋丽, 刘小强, 吴发云, 苏艳军, 郭庆华 (2022). 卫星遥感监测产品在中国森林生态系统的验证和不确定性分析——基于海量无人机激光雷达数据. 植物生态学报, 46, 1305-1316. DOI: 10.17521/cjpe.2022.0158

Validation and uncertainty analysis of satellite remote sensing products for monitoring China's forest ecosystems—Based on massive UAV LiDAR data

LIU Bing-Bing^{1,2}, WEI Jian-Xin^{1,2,3*}, HU Tian-Yu^{4,5}, YANG Qiu-Li^{4,5}, LIU Xiao-Qiang^{4,5}, WU Fa-Yun⁶, SU Yan-Jun^{4,5}, and GUO Qing-Hua⁷

¹College of Geography and Remote Sensing Sciences, Xinjiang University, Ürümqi 830017, China; ²Xinjiang Laser Radar Application Engineering Technology Research Center, Ürümqi 830002, China; ³Xinjiang Uygur Autonomous Regions Natural Resources Information Center, Ürümqi 830002, China; ⁴State Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China; ⁵University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; ⁶Academy of Inventory and Planning, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100714, China; and ⁷Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract

Aims Accurately obtaining forest structural attributes is important for forest ecosystem research and protection. As a key data source, satellite remote sensing data are used to derive various regional and global products of forest structure and conditions, which are widely used in forest condition evaluation, forest biomass estimation, and forest disturbance and biodiversity monitoring. However, these products derived from satellite remote sensing data lack verification for China's forested areas, and their accuracy and uncertainty under different forest structure and terrain conditions is not clear. Light detection and ranging (LiDAR) has the advantage of acquiring high-precision three-dimensional information. It has been widely used in monitoring forest ecosystems and

收稿日期Received: 2022-04-24 接受日期Accepted: 2022-09-05

基金项目: 中国科学院战略性科技先导专项(A类)(XDA23080301)、国家自然科学基金(31971575)、国家林业和草原局2020年行业管理专项业务经费(2020-21-89**)和国家林草局自主研发计划项目(LC-1-01)。Supported by the Strategic Priority Research Program of Chinese Academy of Sciences (XDA23080301), the National Natural Science Foundation of China (31971575), the 2020 Industry Management Special Business Fund of National Forestry and Grassland Administration (2020-21-89**), and the Independent Research and Development Plan Project of National Forestry and Grassland Administration (LC-1-01).

* 通信作者Corresponding author (wjxlr@126.com)

validating various datasets of forest structure derived from remote sensing data. This study focused on evaluating the accuracy of Global Land Surface Satellite Products System-Leaf Area Index (GLASS LAI), Global Land Cover Facility-Tree Canopy Cover (GLCF TCC), and Global Forest Canopy Height (GFCH) products in China based on massive unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data.

Methods We collected nationwide LiDAR point cloud data at 114 sites in China's forested areas to build the benchmark validation dataset including canopy cover, canopy height and LAI. The corresponding pixel values of the above three products were extracted using the geolocation from UAV LiDAR data. The coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) were used to evaluate the accuracy and uncertainty of the three products. The uncertainty under different forest types, canopy cover and terrain conditions were also analyzed.

Important findings The results indicate that compared to the LAI, canopy cover and canopy height derived from UAV LiDAR data, GLASS LAI ($R^2 = 0.29$, $RMSE = 2.1 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$), GLCF TCC ($R^2 = 0.47$, $RMSE = 31\%$), GFCH ($R^2 = 0.37$, $RMSE = 5 \text{ m}$) all exhibit large uncertainties and suffer from saturation problems in China's forested areas, and their accuracy varies significantly across forest types, canopy cover and terrain conditions. In general, the GLASS LAI and GLCF TCC are mainly influenced by forest types and canopy cover, respectively. In contrast, both slope and canopy cover have large influences on the accuracy of GFCH.

Key words validation; UAV lidar; leaf area index; canopy cover; canopy height

Liu BB, Wei JX, Hu TY, Yang QL, Liu XQ, Wu FY, Su YJ, Guo QH (2022). Validation and uncertainty analysis of satellite remote sensing products for monitoring China's forest ecosystems—Based on massive UAV LiDAR data. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 46, 1305-1316. DOI: 10.17521/cjpe.2022.0158

森林是全球最大的陆地生态系统,对改善生态环境、缓解全球气候变化以及维持全球碳平衡起着巨大作用(Pan *et al.*, 2011)。准确地获取森林结构参数,如冠层高度、叶面积指数和冠层覆盖度等,对森林生态系统过程研究和生物多样性保护有着重要意义(Pan *et al.*, 2011; 李增元等, 2016)。传统森林结构参数测量方法费时耗力,且观测尺度有限,难以满足区域和国家尺度森林生态系统监测需求。卫星遥感技术具有观测范围广、可重复观测等优势,逐渐成为区域和国家尺度森林生态系统监测的重要技术手段。

近年来,研究人员利用卫星遥感数据制作并发布了一系列植被参数产品,如叶面积指数(LAI)、冠层覆盖度和冠层高度等,并被广泛应用于大时空尺度的植被物候、生物量估算、植被动态变化以及生态修复等研究中。Chen等(2019)利用时间序列的MODIS叶面积指数产品、MODIS植被连续场等数据研究发现,在过去的20年里,全球正在逐渐变绿,其中印度和中国的耕地以及森林面积的增加发挥了主要作用。Amarnath等(2017)利用MODIS植被连续场监测评估了印度在2000–2005年树木覆盖度的变化。Valderrama-Landeros等(2016)利用2000–2016年的CYCLOPES LAI产品,构建了年度物候图并评估了墨西哥的森林砍伐情况。林晓娟(2021)利用南宁市森林冠层高度图,构建了生物量反演模型,并估

测了南宁市的森林地上生物量。

卫星遥感植被监测产品的准确度是确保植被物候、植被动态变化等森林生态系统研究有效性的前提。目前研究人员对已有的全球遥感植被监测产品开展了精度验证。向阳等(2014)利用VALERI全球17个站点提供的20个LAI地面测量数据对GLASS、MODIS和CYCLOPES的LAI产品进行了真实性检验。Li等(2018)利用OLIVE (On Line Interactive Validation Exercise)站点(53个全球站点和7个中国站点)的实测LAI数据验证GLASS、GLOBALBNU、GLOBMAP、MODIS LAI在全球和中国区域的精度。Sexton等(2013)利用分布在北美的4个小光斑机载激光雷达样地数据验证了MODIS VCF (Vegetation Continuous Fields)覆盖度和GLCF TCC产品的精度。Potapov等(2021)利用在美国、墨西哥、澳大利亚和刚果(布)等地的机载激光雷达数据验证了全球30 m分辨率的冠层高度产品的精度。综合上述研究可以发现,大部分全球尺度的卫星遥感植被监测产品的验证多集中于国外,国内虽有验证但是样点较少,无法涵盖我国大部分的森林类型。此外,部分研究存在地面验证数据与产品像元之间空间尺度不匹配、地理坐标偏差等问题,导致验证的结果存在较大的不确定性(方红亮, 2020)。考虑到中国森林类型多样而且多处于地形复杂的山区,上述研究结果是

否能够代表这些产品在中国区域的精度存在一定疑问。

激光雷达作为一种新兴的主动遥感技术,能够快速、准确地获取植被三维信息,在生态系统调查监测方面具有巨大的潜力和优势,已被成功应用于叶面积指数、冠层覆盖度、冠层高度以及生物量等森林参数的反演(Su *et al.*, 2017; 郭庆华等, 2018; Hu *et al.*, 2020b)。以无人机(UAV)作为搭载平台的无人机激光雷达数据具备厘米级的水平和垂直精度,而且可以提取空间连续覆盖、准确度高的植被参数,被广泛应用于卫星遥感产品的精度验证研究中(Sexton *et al.*, 2013; Hu *et al.*, 2020a; Potapov *et al.*, 2021; Liu *et al.*, 2022)。因此,本研究首先通过中国森林覆盖区域内114个样地,总计153 km²的无人机激光雷达数据,构建了适用于全国范围的森林结构参数验证数据集,以此为基础,在像元尺度上对3套较高空间分辨率的全球卫星遥感植被监测产品叶面积指数(GLASS LAI)、冠层覆盖度(GLCF TCC)、冠层高度(GFCH)进行验证,揭示其在中国林区的不确定性,并分析了林型、坡度和覆盖度对各产品精度的影响,该研究能够为国内研究人员选择卫星遥

感监测产品开展森林生态系统研究提供指导建议。

1 材料和方法

1.1 研究数据

1.1.1 无人机激光雷达数据获取及其预处理

无人激光雷达数据由研究团队在2016–2018年生长季期间(7–8月)利用GreenValley LiAir 220和LiAir Pro无人机激光雷达系统获取。为了保证飞行安全,根据扫描区域的地形,无人机激光雷达飞行高度设置为100–300 m,平均飞行速度为6 m·s⁻¹,旁向重叠率为50%–65%。LiAir 220和LiAir Pro无人机激光雷达系统点频率分别设置为1 440 000点·s⁻¹(双回波)和400 000点·s⁻¹。扫描样地为长方形,扫描面积因样地而异,当天气状况良好,晴朗无风时开始飞行获取数据。最终,研究团队共获取了114个样地的点云数据,基本覆盖了我国主要的森林类型。采集面积总共约153 km²(图1)。其中,最大样地的面积可达12 km²,面积最小的样地为0.02 km²。无人机激光雷达数据基础描述信息见附录。

考虑到激光雷达传感器获取回波信息的能力以及测量精度(表1),本研究在植被结构简单区域采

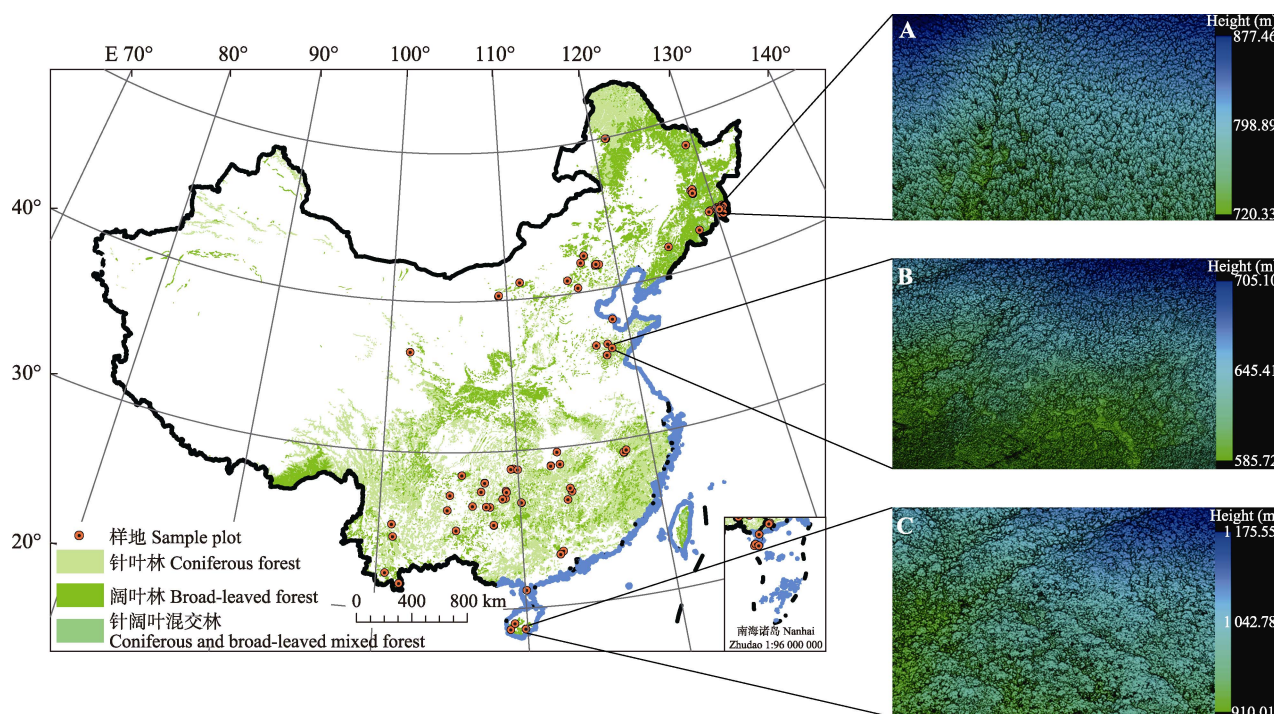


图1 无人机激光雷达数据采集样地分布以及按高程渲染的三维点云示例图。A, 吉林省塔子沟林场。B, 山东省天麻林场。C, 海南省吊罗山国家森林公园。

Fig. 1 Spatial distribution of unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data used in this study, and examples of 3D point cloud rendered by elevation. A, Tazigou Forest Farm, Jilin Province. B, Tianma Forest Farm, Shandong Province. C, Diaoluo Mountain National Forest Park, Hainan Province.

表1 无人机激光雷达系统相关参数

Table 1 Parameters of unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR system					
无人机 激光雷 达系统 UAV LiDAR system	激光 传感器 Laser sensor	最大扫描 频率 Maximum scanning frequency (kHz)	测量精度 Measurement accuracy (mm)	视场角 Field of view	回波次数 Number of returns
LiAir 220	HESAI Pandar40	720	±20	360°	2次 Dual returns
LiAir Pro	Riegl VUX-1	550	±10	360°	多次 Multi-returns

用LiAir 220, 在植被结构复杂区域采用LiAir Pro无人机激光雷达系统进行数据采集, 两套设备均能够获取高精度和高密度的点云数据。最终的点云数据能够反映完整的森林垂直结构信息, 样地平均点云密度达到171点·m⁻², 其中点云密度最高的样地可达1 427点·m⁻², 最低约为26点·m⁻², 均能保证叶面积指数、覆盖度以及冠层高度的准确提取(Jakubowski *et al.*, 2013; 李文娟等, 2015; Tang *et al.*, 2019)。

获取的无人机激光雷达数据均按照统一的技术流程进行预处理, 主要包括去噪、滤波、归一化等步骤。无人机激光雷达在飞行过程中容易产生各种噪点, 为了提高点云质量, 本研究首先采用孤立点算法结合人工修正方式去除噪点(尤号田等, 2014)。去噪后, 采用渐进三角网加密算法对点云进行滤波处理, 将所有的点云分成地面点和非地面点(Zhao *et al.*, 2016)。随后利用不规则三角网插值算法将地面点和非地面点分别生成1 m分辨率数字高程模型(DEM)和数字表面模型(DSM), 并通过DSM和DEM的差值得到冠层高度模型(CHM)。利用DEM生成每个样地1 m分辨率的坡度图, 并提取样地DEM的边界作为无人机激光雷达数据的矢量范围用于后续植被参数产品裁剪。最后采用基于DEM的归一化方法, 对去噪后的点云进行归一化处理以便后续分析使用。上述预处理操作均在LiDAR360点云处理软件中进行。

表2 卫星遥感监测产品基本信息

Table 2 Basic information of satellite remote sensing products

产品 Product	版本 Version	覆盖范围 Spatial coverage	覆盖时段 Time period	时空分辨率 Spatiotemporal resolution	坐标系统及投影基准 Coordinate system and projection datum	数据来源 Data source
GLASS LAI	V50	全球 Global	2017	8 d, 500 m	正弦投影 Sinusoidal projection	http://glass-product.bnu.edu.cn/
GLCF TCC	V4	全球 Global	2015	1 a, 30 m	UTM投影 UTM projection	https://lpdaac.usgs.gov/products/gfcc30tcv003/
GFCH	-	全球 Global	2019	1 a, 30 m	UTM投影 UTM projection	https://glad.umd.edu/dataset/gedi/

GFCH, 全球冠层高度产品; GLASS LAI, 全球叶面积指数产品; GLCF TCC, 全球冠层覆盖度产品; UTM, 横轴墨卡托。
GFCH, Global Forest Canopy Height; GLASS LAI, Global Land Surface Satellite Products System-Leaf Area Index; GLCF TCC, Global Land Cover Facility-Tree Canopy Cover; UTM, Universal Transverse Mercator.

1.1.2 卫星遥感植被参数产品获取及其处理

综合空间覆盖范围、空间分辨率、时间跨度和精度等因素, 本研究从现有卫星遥感监测产品中遴选出3种产品进行精度验证(表2), 其中叶面积指数产品为全球陆表特征参量(GLASS)中的LAI产品, 冠层覆盖度产品为GLCF数据集中的TCC产品, 冠层高度产品为GFCH。

研究表明GLASS LAI比MODIS LAI具有更高的精度(Li *et al.*, 2018), 因此本研究针对GLASS LAI产品在中国林区开展精度验证研究。GLASS LAI产品是基于时间序列的MODIS反射率数据采用广义回归神经网络(GRNN)反演得到(Xiao *et al.*, 2014)。其具体原理如下: 首先去除云、气溶胶等因素对MODIS红波段和近红外波段反射率数据的影响, 并使用时空滤波算法填充缺失的数据, 以获得连续且平滑的地表反射率; 其次在BELMANIP (Benchmark Land Multisite Analysis and Intercomparison of Products)站点(Baret *et al.*, 2006)利用全球不同生物群落的聚集系数将CYCLOPES有效 LAI产品转换成真实LAI, 以线性加权的方式将其与MODIS LAI融合, 形成一个最佳的LAI; 然后对BELMANIP站点中的各种植被类型, 利用融合后的LAI与重新处理过后的MODIS反射率数据采用GRNN建模(Xiao *et al.*, 2014); 最后在GRNN训练完成后, 将经过处理的时间序列MODIS反射率数据输入GRNN, 即可反演得到相对应的一年的LAI时间序列曲线。由于无人机激光雷达数据均在2016–2018年生长季(7–8月)期间采集获得, 同时考虑到森林LAI在生长季期间较为稳定且年际波动不大, 故本研究选取年序日为185的GLASS LAI产品(即2017年7月份)进行精度分析。

GLCF TCC是目前分辨率最高的全球冠层覆盖度产品。本研究选用的GLCF TCC为2019年发布的

第4版本。GLCF TCC产品是在MODIS植被连续场基础覆盖度产品上发展而来, 首先将Landsat的地表反射率数据重采样到250 m, 将其叠加到250 m分辨率的MODIS覆盖度图层, 同时为了改善训练样本中低树木覆盖度区域代表性不足的问题, 利用训练数据自动化和支持向量机(TDA-SVM)自动分类算法识别非森林区域并将其标记为0的森林覆盖度, 并且加入MODIS农田图层信息作为辅助数据, 联合250 m分辨率的Landsat地表反射率数据为每个Landsat网格组成一个训练数据集, 采用Cubist回归树进行模型拟合。由于覆盖度和地表反射率均为空间连续变化, 分辨率的变化对其影响较小(Hilker *et al.*, 2009; Gao *et al.*, 2010), 因此可以将30 m分辨率的Landsat表面反射率数据应用到拟合的模型, 得到30 m分辨率的冠层覆盖度以及不确定性结果。

GFCH产品是在单位网格内采用回归树算法, 利用空间连续的Landsat分析就绪数据(GLAD ARD, Landsat Analysis Ready Data)将星载激光雷达全球生态系统动态调查(GEDI, The Global Ecosystem Dynamics Investigation)获取的离散冠层高度生成空间连续的全球森林冠层高度数据(Potapov *et al.*, 2021)。

对上述3个产品, 本研究首先利用各样地的矢量边界文件裁剪出对应的叶面积指数、冠层覆盖度和冠层高度产品, 并且去除GLCF TCC和GFCH像元中水体、云和阴影遮挡以及填充值, 然后利用ArcGIS软件的投影工具统一无人机激光雷达与各产品的投影坐标, 便于后续分析。

1.2 研究方法

1.2.1 验证数据集的构建

以卫星遥感植被监测产品为基础生成与产品像元分辨率大小一致的网格, 叠加无人机激光雷达数据的边界并分析网格中无人机激光雷达数据覆盖的比率。当面积覆盖比率大于阈值, 则认为该网格中无人机激光雷达数据生成的森林结构参数具有代表性, 可用于后续的参数提取和验证。由于GLASS LAI空间分辨率较低, 所以在构建叶面积指数验证数据集时, 该阈值设置为80%, 而冠层覆盖度和冠层高度的覆盖比率阈值设置为100%。去除不符合标准的网格后, 利用最终的网格重新裁切无人机激光雷达数据。最后以各网格为计算单元, 利用网格内的点云数据计算叶面积指数、冠层覆盖度和冠层高

度, 以此构建验证数据集。

1.2.1.1 冠层覆盖度 本研究采用基于CHM的方法计算冠层覆盖度(CC)。与基于点云的覆盖度计算方法相比, 用基于CHM的方法可以减小地面点云分布不均匀的影响(Ma *et al.*, 2017; Tang *et al.*, 2019; Cai *et al.*, 2021)。在基于裁切后的点云数据提取出1 m分辨率的CHM后, 按照下述公式计算冠层覆盖度:

$$CC = \frac{n}{900} \times 100\% \quad (1)$$

式中, n 代表的是每一个网格中CHM像元值大于一定高度阈值的个数。为了与GLCF TCC产品保持一致, 计算覆盖度时高度阈值设定为5 m。900为计算单元内CHM像元总个数。

1.2.1.2 叶面积指数 利用点云数据估算叶面积指数是基于比尔朗伯(Beer-Lambert)定律实现的(Richardson *et al.*, 2009), 公式如下:

$$LAI = -\frac{\ln(n_g/n_t)}{k} = -\frac{\cos \theta \times \ln(n_g/n_t)}{G(\theta)} \quad (2)$$

式中, LAI是叶面积指数, n_g 是提取的点云高度低于高度阈值(一般设置为2 m)的地面点数, n_t 为总点数, $k = G(\theta)/\cos \theta$, 其中 $G(\theta)$ 为叶片的投影函数, θ 为激光雷达点云扫描角度的平均值。与Roujean和Lacaze (2002)、Schleppi等(2011)、García-Haro等(2019)的研究一致, 本研究中 $G(\theta)$ 也被设置为0.5。这一值是以 $G(\theta)$ 为球形模型为基础, 当 $\theta = 57.5^\circ$ 时, 冠层叶片的倾角对消光系数的影响最小时所求得的 $G(\theta)$ 。

1.2.1.3 冠层高度 为了与GFCH产品中“森林冠层高度”的定义保持一致, 本研究直接利用点云提取冠层高度(CH), 并未采用CHM来表征冠层高度。根据Potapov等(2021)的定义, 以大于3 m点云的90%分位数高度作为冠层高度。在按30 m分辨率的网格裁切点云后, 采用上述标准提取冠层高度。

1.2.2 卫星遥感产品精度验证

以无人机激光雷达获取的植被参数为观测值, 像元尺度上对3种产品进行验证, 选取的指标包括决定系数(R^2)、偏差(Bias)、均方根误差(RMSE), 具体计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y} - y_i)^2} \quad (3)$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{n} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (5)$$

式中, \hat{y}_i 表示各个产品的像元值, y_i 表示基于激光雷达点云估算的森林结构参数的像元值, \bar{y} 为这些像元值的平均值。

另外, 由于GLCF TCC提供了不确定性结果, 本研究按照不确定性将产品像元分为4级(0–5%、5%–10%、10%–15%、 $\geq 15\%$)进一步深入地对其进行精度验证。

1.2.3 影响因素分析

为了进一步分析林型、坡度、覆盖度等因素对各产品精度的影响, 本研究按照林型、坡度、覆盖度将数据进行分类。其中, 按照无人机激光雷达数据采集记录将林型分为3类(针叶林、阔叶林、针阔混交林); 坡度分为4级(0–10°、10–20°、20–30°、 $\geq 30^\circ$); 覆盖度分为4级(0–30%、30%–60%、60%–80%、 $\geq 80\%$)。通过计算每个分类中的 R^2 、 $Bias$ 、 $RMSE$, 分析林型、坡度、覆盖度对产品精度的影响。

2 结果和分析

2.1 无人机激光雷达提取的森林结构参数

无人机激光雷达能够准确反映不同区域叶面积指数、冠层覆盖度以及冠层高度的差异, 可以准确评估卫星遥感产品的精度。如图2所示, 叶面积指数呈现偏态分布, 值域多集中于 $3 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ 左右, 范围为 $0-8 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ 。冠层覆盖度呈现双峰分布, 其中大部分像元分布在80%–100%的高值区域, 在低值区

0–10%也有较多分布。冠层高度呈正态分布, 均值位于20 m左右, 极少量分布在40 m以上, 与我国森林高度的实际情况相符合。

2.2 GLCF TCC精度验证结果

GLCF TCC产品的不确定性结果能够很好地指示该产品的精度。随着不确定性的增加, GLCF TCC产品的精度呈逐渐降低的趋势, R^2 从0.59降低到0.08; $RMSE$ 呈现轻微的上升趋势, 从31.56%增加到36.01%; 但是 $Bias$ 未表现出明显的增加趋势(图3)。因此, 本研究只选择不确定性为0–10%的GLCF TCC产品像元进行后续分析。

利用无人机激光雷达数据估算的冠层覆盖度进行验证, 可以发现GLCF TCC产品具有较高的精度, 其中 R^2 达到0.47, $RMSE$ 为31%, $Bias$ 约为20% (图4A)。当覆盖度小于30%时, GLCF TCC产品存在一定的高估。随着覆盖度逐步增加, GLCF TCC产品的高估现象逐渐减弱并逐步转向低估。当覆盖度 $\geq 80\%$ 时, GLCF TCC呈现出明显的饱和效应, 平均低估20%–30%。

2.3 GLASS LAI精度验证结果

从图4B可以看到, GLASS LAI与无人机激光雷达获取的LAI相关性一般($R^2 = 0.29$, $RMSE = 2.10 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)。两个产品的值域范围基本一致, 均在 $0-6 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ 之间, 但是GLASS LAI存在高估现象($Bias = -1.62 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)。随着LAI的增加, GLASS LAI的高估程度逐渐减弱。当LAI大于 $5 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ 时, GLASS LAI逐渐出现低估的现象。

2.4 GFCH精度验证结果

与激光雷达估测的冠层高度进行对比, 可以发现GFCH产品具有较高的精度但存在饱和现象, 其中 R^2 达到0.37, $RMSE$ 为5.3 m, $Bias$ 为1.96 m (图4C)。

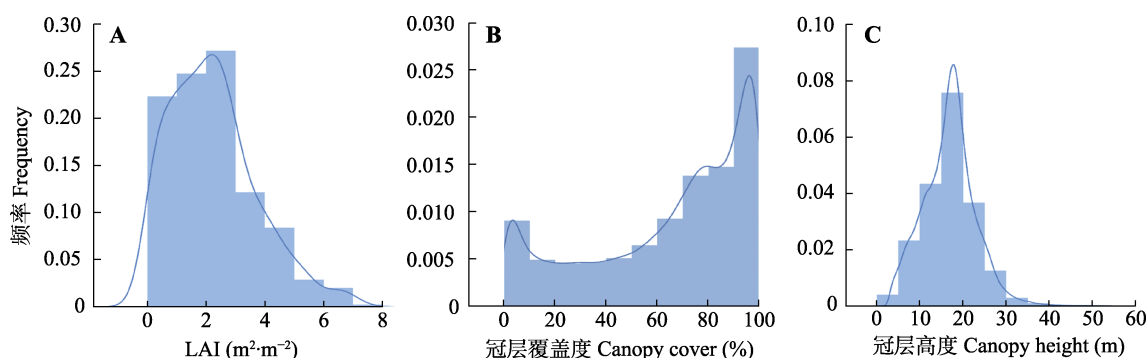


图2 无人机激光雷达获取的3个森林结构参数分布直方图。

Fig. 2 Histograms of three forest structural attributes derived from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data. LAI, leaf area index.

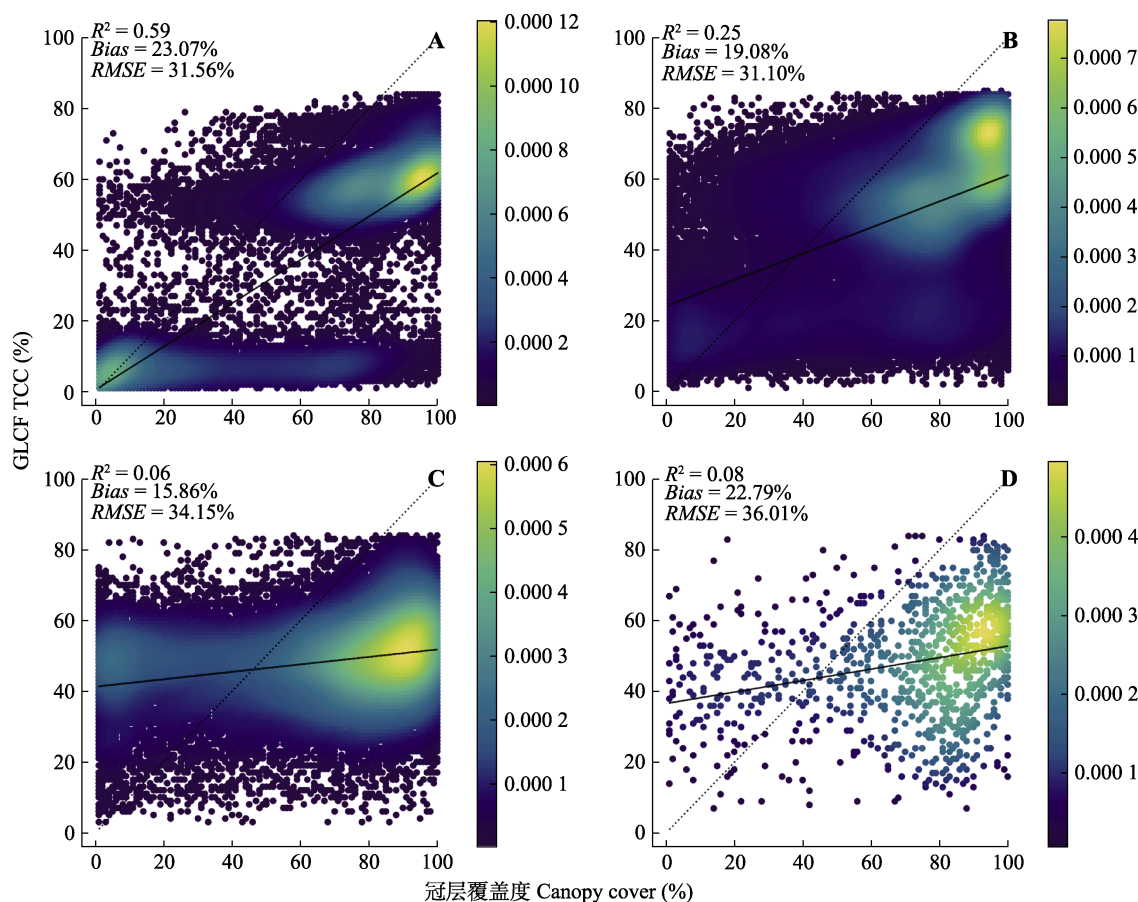


图3 不同不确定性水平下无人机激光雷达获取的冠层覆盖度与全球冠层覆盖度产品(GLCF TCC)的散点图。虚线为1:1线, 实线为拟合线; 散点图右侧的色带表示数据点的概率密度, 颜色越黄, 点密度越大。**A**, 不确定性0–5%。**B**, 不确定性5%–10%。**C**, 不确定性10%–15%。**D**, 不确定性≥15%。*Bias*, 偏差; R^2 , 决定系数; *RMSE*, 均方根误差。

Fig. 3 Scatter plots of canopy cover estimated from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data and Global Land Cover Facility-Tree Canopy Cover (GLCF TCC) under different uncertainty levels provided by GLCL TCC. The dotted lines are 1:1 lines, the solid lines are fitted lines, and color bars represent the probability density of observations with dark blue for low density and yellow for high density. **A**, Uncertainty: 0–5%. **B**, Uncertainty: 5%–10%. **C**, Uncertainty: 10%–15%. **D**, Uncertainty: above 15%. R^2 , determinant coefficient; *RMSE*, root mean square error.

当冠层高度低于15 m时, GFCH呈现高估现象, *Bias* 基本在1–4 m。当冠层高度为15–20 m时, GFCH *Bias* 较小, 与无人机激光雷达获取的冠层高度具有较好的一致性。随着树高的增加, GFCH产品的*Bias*呈现显著上升趋势, *Bias*最高可达40 m。

2.5 不同影响因素对产品精度的影响

林型、坡度以及覆盖度对GLCF TCC的影响如表3所示。随着覆盖度的增加, GLCF TCC的*RMSE*从17.02%逐渐增大到36.87%, 其精度逐渐降低。不同林型中也观测到GLCF TCC产品精度的显著差异: 在阔叶林中, GLCF TCC产品精度最低, *RMSE*高达34%; 针叶林GLCF TCC精度最高, R^2 达到0.64, *RMSE*也有所降低, 约为28%, *Bias*为18.13%。混交林精度略低于针叶林, R^2 为0.60, *RMSE*约为29%, *Bias*

为21.37%。不同坡度下, GLCF TCC的 R^2 和*RMSE*相差不大, 并未观测到坡度增加对该产品精度产生明显影响。

林型、坡度以及覆盖度对GLASS LAI产品精度表现出不同影响(表3)。不同林型中的 R^2 差异较大, 但是*Bias*和*RMSE*差异较小, 其中针叶林精度最高($RMSE = 1.76 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$), 阔叶林次之($RMSE = 2.01 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$), 混交林精度最低($RMSE = 2.23 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)。随着坡度增加, GLASS LAI产品的精度没有表现出显著变化, 当坡度大于30°时, *RMSE*为最小。随着覆盖度的增加, GLASS LAI产品精度未表现出明显变化趋势。当覆盖度小于30%时, R^2 、*Bias*和*RMSE*均为最小。坡度和覆盖度对产品精度影响不明显可能与分级后的样本数量较少有关。

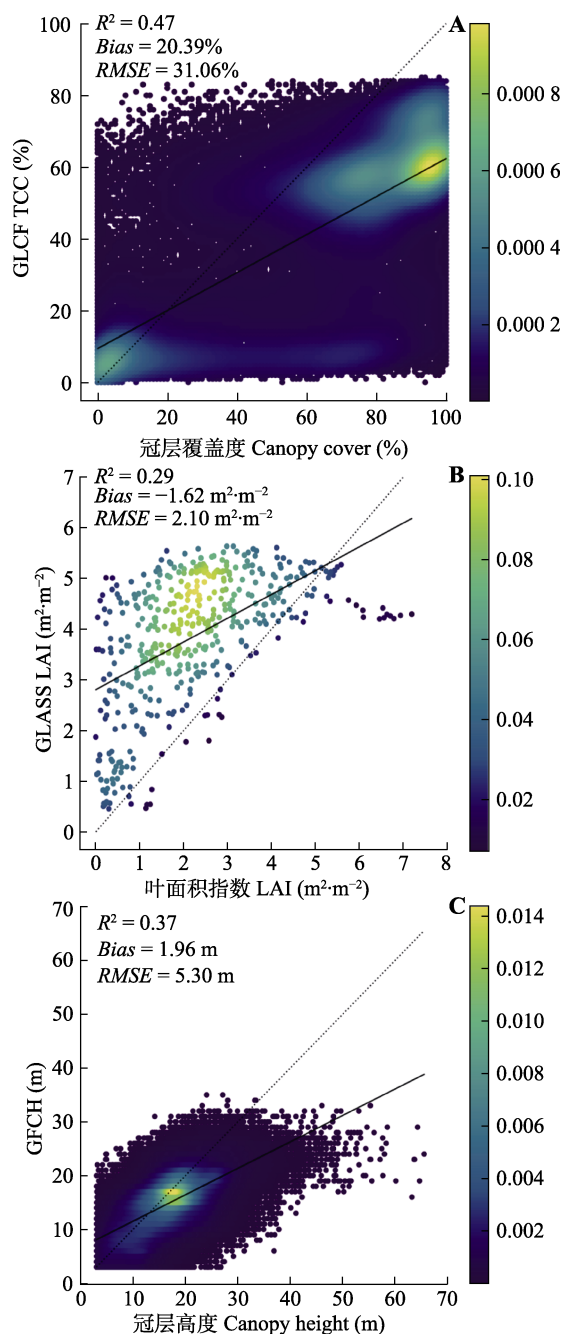


图4 3种卫星遥感监测产品精度验证结果散点图。虚线为1:1线,实线为拟合线;散点图右侧的色带表示数据点的概率密度,颜色越黄,点密度越大。GFCH,全球冠层高度产品;GLASS LAI,全球叶面积指数产品;GLCF TCC,全球冠层覆盖度产品。

Fig. 4 Accuracy of three satellite remote sensing products against unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR observations. The dotted line is the 1:1 line, the solid line is the fitted line, and the color bar represents the probability density of observations. GFCH, Global Forest Canopy Height; GLASS LAI, Global Land Surface Satellite Products System-Leaf Area Index; GLCF TCC, Global Land Cover Facility-Tree Canopy Cover.

不同林型下GFCH与点云估测的冠层高度相关性较为一致, R^2 均在0.3–0.4。GFCH在针叶林($RMSE$

= 3.9 m)和混交林($RMSE = 4.2 m$)有更高的精度和准确度,在阔叶林精度最低($RMSE = 6.3 m$)。随着坡度的增加,GFCH的 R^2 先降低后保持相对稳定,但是 $RMSE$ 和 $Bias$ 呈上升趋势;随着覆盖度增加,GFCH的 R^2 呈现上升趋势, $Bias$ 和 $RMSE$ 呈现明显变化(表3)。

3 讨论

3.1 GLCF TCC不确定性及影响因素分析

本研究发现GLCF TCC产品在中国森林覆盖区域存在低覆盖度区域高估以及高覆盖度区域低估的问题,这与Sexton等(2013)和Montesano等(2016)在北美地区和北方林-苔原区,利用激光雷达数据验证GLCF TCC产品的结果相似。其中GLCF TCC在高覆盖度区域低估主要是因为在高植被覆盖度区域,MODIS和Landsat对植被敏感度下降,从而呈现饱和现象,此外,覆盖度大于80%时,MODIS VCF本身存在系统性的低估,故GLCF TCC低估现象严重。与高覆盖度区域的下估相比,低覆盖度区域高估的程度相对较弱,这可能与GLCF TCC产品对低植被覆盖区的特别优化有关,但是也并未完全消除该问题。这可能是因为低植被覆盖区的修正算法主要是以农田(植被高度<1 m)为主,但低覆盖度林区往往生长着大量草本植被或者灌木丛(植被高度<5 m),其光谱特性与农田的光谱特性差异较大,因此造成低覆盖度区域的高估。另一方面,受覆盖度反演算法影响,覆盖度实际频率的分布会受到轻微压缩,获取的覆盖度分别会偏向极值(0和100%)分布,从而导致GLCF TCC覆盖度为中间值的数据部分相关性较差。另外,本研究采用了基于CHM的覆盖度提取算法,获取的覆盖度会略微偏高,这也是导致GLCF TCC产品表现出非常明显的饱和现象的原因之一(Ma *et al.*, 2017)。

总的来说,相对于林型和坡度,林冠郁闭程度对GLCF TCC产品精度起着决定性作用。随着覆盖度的增加,GLCF TCC精度呈现逐渐降低趋势,这主要是由光学影像的饱和导致的(Sexton *et al.*, 2013)。不同林型中GLCF TCC产品精度也有所差异,这可能与不同林型的平均覆盖度有关:阔叶林平均覆盖度(67%)大于针叶林(56%),且阔叶林中有大量区域的覆盖度达到80%以上,而GLCF TCC产品在高覆盖度区域容易出现饱和,从而导致GLCF TCC产品

表3 不同因子对3种卫星遥感监测产品精度的影响分析

Table 3 Influences of different factors on the accuracy of three satellite remote sensing products

产品 Product		林型 Forest type			坡度 Slope (°)				冠层覆盖度 Canopy cover (%)			
		a	b	c	0–10	10–20	20–30	≥30	0–30	30–60	60–80	≥80
GLCF TCC	R^2	0.64	0.29	0.60	0.39	0.54	0.48	0.52	0.10	0.03	0.02	0.05
	<i>Bias</i> (%)	18.13	19.96	21.37	22.81	21.72	19.54	14.49	−4.78	11.55	25.39	33.35
	<i>RMSE</i> (%)	28.40	34.16	29.45	31.70	31.17	31.63	28.69	17.02	25.72	32.57	36.87
	像元数量 <i>N</i>	15 584	37 167	51 969	39 301	23 792	23 441	18 186	21 231	16 446	23 837	43 206
GLASS LAI	R^2	0.73	0.15	0.36	0.29	0.38	0.28	0.34	0.17	0.3	0.04	0.11
	<i>Bias</i> (m ² ·m ^{−2})	−1.46	−1.39	−1.86	−1.81	−1.98	−1.63	−0.72	−1.22	−1.68	−2.05	−1.45
	<i>RMSE</i> (m ² ·m ^{−2})	1.76	2.01	2.23	2.16	2.30	2.11	1.62	1.44	2.12	2.35	2.03
	像元数量 <i>N</i>	52	196	204	136	87	162	67	24	64	112	252
GFCH	R^2	0.35	0.40	0.34	0.45	0.37	0.31	0.37	0.09	0.14	0.27	0.25
	<i>Bias</i> (m)	0.64	2.87	1.23	1.67	0.79	2.09	3.22	−1.73	0.20	1.36	2.72
	<i>RMSE</i> (m)	3.91	6.29	4.22	4.10	4.40	5.84	6.72	5.16	4.83	4.40	5.61
	像元数量 <i>N</i>	16 794	85 571	74 047	58 565	34 454	41 776	41 617	9 291	19 420	32 156	115 545

GFCH, 全球冠层高度产品; GLASS LAI, 全球叶面积指数产品; GLCF TCC, 全球冠层覆盖度产品。a, 针叶林; b, 阔叶林; c, 混交林。*Bias*, 偏差; R^2 , 决定系数; *RMSE*, 均方根误差。

GFCH, Global Forest Canopy Height; GLASS LAI, Global Land Surface Satellite Products System-Leaf Area Index; GLCF TCC, Global Land Cover Facility-Tree Canopy Cover. a, coniferous forest; b, broad-leaved forest; c, mixed forest. *N*, number of pixels; R^2 , determinant coefficient; *RMSE*, root mean square error.

在阔叶林区域误差较大。

3.2 GLASS LAI不确定性及影响因素分析

相比于传统方法, 本研究采用无人机激光雷达基于像元尺度的验证方法能够更好地验证LAI产品。传统精度验证以直接利用地面实测的站点数据为主, 验证数据与产品像元空间尺度不匹配, 虽然部分研究利用高分辨率土地覆被产品先尺度上推然后进行验证的方法可以解决这一问题, 但与无人机激光雷达直接提取尺度匹配的LAI相比, 上述验证方法难以从本质上解决大尺度像元中异质地表LAI的表征问题。

对比前人验证结果发现, 本研究得到GLASS LAI产品精度低于向阳等(2014)和Li等(2018)的验证精度, 但高于Jin等(2017)的验证结果, 这可能与验证方法或者GLASS LAI产品本身有关。向阳等(2014)和Li等(2018)在LAI产品验证时涉及多种植被类型, 例如农田、草地、灌丛、森林, 由于LAI跨度较大, 因此验证精度较高。而本研究对GLASS LAI验证主要针对森林类型, LAI域相对集中, 而且GLASS LAI容易受高覆盖度的饱和效应和低覆盖度高估的影响, 因此得到的GLASS LAI精度较低, Jin等(2017)在我国西南方林区的验证也出现类似现象。此外, 本研究利用激光雷达估算得到的LAI为有效LAI, 而GLASS LAI产品为真实LAI, 这也是导致本研究中

GLASS LAI出现高估的原因。另一方面, GLASS LAI精度较低可能与反演算法的不确定性以及输入数据质量有关(吴小丹等, 2014)。研究表明植被类型数据是LAI产品不确定性的重要来源, 造成的LAI反演差异可达15%–50% (Gonsamo & Chen, 2011)。GLASS LAI产品出现高估很可能是由于MODIS土地覆被数据准确性不高而造成的地表误分类(夏文韬等, 2010; 宋宏利等, 2012)。训练数据MODIS反射率数据、CYCLOPES LAI以及MODIS LAI融合形成的LAI精度比较低, 会造成模型不准确, 进一步给反演结果带来不确定性。

本研究观测到GLASS LAI在针叶林区域的精度优于其他林型, 可能是由于针叶林物种相对单一且光谱较为一致, 因此在反演LAI的过程中具有较高的精度。与Li等(2018)的研究发现一致, GLASS LAI在混交林精度较低, 这可能是由于混交林物种组成和群落垂直结构较为复杂, 利用激光雷达估测LAI没有考虑小于2 m的林下冠层, 而利用光学遥感获取的LAI是对植被垂直结构的观测, 同时考虑了林下冠层植被, 如此导致GLASS LAI在混交林较为明显的高估, 造成其精度较低。由于GLASS LAI产品分辨率为500 m, 无人机激光雷达提取的LAI按照不同坡度和覆盖度划分后, 每个级别用于验证的像元很少, 导致无法观测到这两者如何影响GLASS

LAI产品精度。

3.3 GFCH不确定性及影响因素分析

GFCH产品在中国区域的精度低于北美等区域,这与GFCH产品算法有很大的关系(Potapov *et al.*, 2021)。GFCH产品采用的是逐网格建模预测,其精度主要受每个网格中GEDI数据的可用量以及Landsat数据的影响。与全球其他区域相比,GFCH产品在中国区域中可用于建模的GEDI数据较少(Potapov *et al.*, 2021)。由于可用的GEDI数据量降低,构建的模型不能充分反映网格中森林冠层高度随类型、地形、林龄等因子的变化,这可能是限制该产品在中国林区精度的主要原因。另外,由于采用基于Landsat数据的回归方法,再加上光学数据获取的垂直结构信息有限,GEDI数据观测到的较高树高区域容易因模型的反演而出现低估,这个现象也在Potapov等(2021)的验证过程中出现。相较而言,Liu等(2022)采用的基于深度学习的插值方法则很好地避免了这个问题。另外,在部分森林稀疏区域,由于GEDI较大的光斑尺寸以及定位误差的问题,容易导致GEDI提取的冠层高度和真实冠层高度之间的巨大差异,造成反演结果的不确定性。

相对于林型,坡度和覆盖度对GFCH的精度影响较大。不同林型下GFCH产品精度差异可能与它们的平均冠层高度有关,针叶林平均冠层高度为13.5 m并且大多分布在25 m以内,在这个区间内GFCH误差较小;而阔叶林总体冠层高度较高并且具有大量高于40 m的像元,容易导致GFCH出现低估,因此精度较低,这也与Potapov等(2021)的验证结果相一致。随着坡度的增加,GFCH精度呈下降趋势,这是由于坡度增加会导致GEDI提取的冠层高度误差增大,从而在坡度较大的地区GFCH精度较低(Liu *et al.*, 2022)。高覆盖度区域 R^2 较大,可能是由于植被比较均质,构建的Landsat与GEDI冠层高度的关系比较稳健,与无人机激光雷达估测的冠层高度具有较高的相关性。

3.4 研究不足

GLASS LAI、GLCF TCC、GFCH均是目前分辨率较高的全球叶面积指数、覆盖度、冠层高度卫星遥感植被监测产品。为了减少时间差异带来的影响,本研究选择了与无人机激光雷达采集时间最接近的卫星遥感植被监测产品进行验证,部分无人机数据与产品之间存在1-3年的时间间隔。虽然无人机激光

雷达数据主要采集于自然保护区、国有林场,森林相对稳定且受到的人为干扰较少,但树木在这些时间内仍会发生一定的变化,尤其是南方的阔叶林。因此,可能会给研究结果带来一定的不确定性。此外,本研究在计算叶面积指数时未根据不同林型设置 $G(\theta)$ 和聚集指数,而是采用了经验值,这会给最终结果带来一定的误差,后续研究可以考虑如何利用激光雷达提取不同林型 $G(\theta)$ 和聚集指数实现叶面积指数的精准估算。受限于人力物力以及技术手段,大尺度遥感产品的验证研究一直存在验证数据量不足,验证数据与遥感产品存在时间差异等问题,下一步的研究将重点评估验证数据和产品之间时间差异对验证结果的影响,以便准确量化卫星遥感植被监测产品精度。

4 结论

卫星遥感监测产品是开展大尺度森林生态系统研究不可缺少的数据源。本研究利用无人机激光雷达构建的验证数据集对GLASS LAI、GLCF TCC、GFCH 3套卫星遥感植被监测产品进行精度验证。结果表明3套产品在中国区域均有一定的不确定性,且均存在饱和现象。其中GLASS LAI与激光雷达点云数据估算的LAI相比, R^2 为0.29, $RMSE$ 为 $2.10 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$;而GLCF TCC产品和GFCH产品精度相对较高,与激光雷达估算的冠层覆盖度和冠层高度相比, R^2 分别达到0.47和0.37,对应的 $RMSE$ 为31%和5 m。

林型、坡度和覆盖度对3个产品精度有不同的影响。其中林型对GLASS LAI产品精度影响较大,这主要与不同林型物种组成的差异有关。而GLCF TCC和GFCH产品在不同林型下的表现主要与反演过程中的饱和效应有关。覆盖度对GLCF TCC精度的影响最为明显,主要是由GLCF TCC在高覆盖度区域的低估以及饱和现象所导致的。GFCH更易受地形坡度和覆盖度的影响,其原因主要与GEDI提取的冠层高度的不确定性以及采用Landsat数据回归建模有关。在应用GLCF TCC和GFCH时,应考虑到不同覆盖度下产品精度的变化,对于GFCH产品还需要重点注意坡度增加造成的精度降低。另外,由于GLASS LAI分辨率较粗,比对的激光雷达像元较少,暂未观测到坡度和覆盖度对GLASS LAI产品精度产生明显影响,未来采集到更多的无人机激光雷达数据可以更全面地验证GLASS LAI产品精度。

参考文献

- Amarnath G, Babar S, Murthy MSR (2017). Evaluating MODIS-vegetation continuous field products to assess tree cover change and forest fragmentation in India—A multi-scale satellite remote sensing approach. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20, 157-168.
- Baret F, Morisette JT, Fernandes RA, Chamepeaux JL, Myneni RB, Chen J, Plummer S, Weiss M, Bacour C, Garrigues S, Nickeson JE (2006). Evaluation of the representativeness of networks of sites for the global validation and inter-comparison of land biophysical products: proposition of the CEOS-BELMANIP. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 1794-1803.
- Cai SS, Zhang WM, Jin SN, Shao J, Li LY, Yu SS, Yan GJ (2021). Improving the estimation of canopy cover from UAV-LiDAR data using a pit-free CHM-based method. *International Journal of Digital Earth*, 14, 1477-1492.
- Chen C, Park T, Wang XH, Piao SL, Xu BD, Chaturvedi RK, Fuchs R, Brovkin V, Ciais P, Fensholt R, Tømmervik H, Bala G, Zhu ZC, Nemani RR, Myneni RB (2019). China and India lead in greening of the world through land-use management. *Nature Sustainability*, 2, 122-129.
- Fang HL (2020). Development and validation of satellite leaf area index (LAI) products in China. *Remote Sensing Technology and Application*, 35, 990-1003. [方红亮 (2020). 我国叶面积指数卫星遥感产品生产及验证. 遥感技术与应用, 35, 990-1003.]
- Gao F, Masek JG, Wolfe RE, Huang CQ (2010). Building a consistent medium resolution satellite data set using moderate resolution imaging spectroradiometer products as reference. *Journal of Applied Remote Sensing*, 4, 043526. DOI: 10.1117/1.3430002.
- García-Haro FJ, Camacho F, Martínez B, Campos-Taberner M, Fuster B, Sánchez-Zapero J, Gilabert MA (2019). Climate data records of vegetation variables from geostationary SEVIRI/MSG data: products, algorithms and applications. *Remote Sensing*, 11, 2103. DOI: 10.3390/rs11182103.
- Gonsamo A, Chen JM (2011). Evaluation of the GLC2000 and NALC2005 land cover products for LAI retrieval over Canada. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 37, 302-313.
- Guo QH, Su YJ, Hu TY, Liu J (2018). *LiDAR Principles, Processing and Applications in Forest Ecology*. Higher Education Press, Beijing. [郭庆华, 苏艳军, 胡天宇, 刘瑾 (2018). 激光雷达森林生态应用——理论、方法及实例. 高等教育出版社, 北京.]
- Hilker T, Wulder MA, Coops NC, Seitz N, White JC, Gao F, Masek JG, Stenhouse G (2009). Generation of dense time series synthetic Landsat data through data blending with MODIS using a spatial and temporal adaptive reflectance fusion model. *Remote Sensing of Environment*, 113, 1988-1999.
- Hu TY, Sun XL, Su YJ, Guan HC, Sun QH, Kelly M, Guo QH (2020a). Development and performance evaluation of a very low-cost UAV-Lidar system for forestry applications. *Remote Sensing*, 13, 77. DOI: 10.3390/rs13010077.
- Hu TY, Zhang YY, Su YJ, Zheng Y, Lin GH, Guo QH (2020b). Mapping the global mangrove forest aboveground biomass using multisource remote sensing data. *Remote Sensing*, 12, 1690. DOI: 10.3390/rs12101690.
- Jakubowski MK, Guo QH, Kelly M (2013). Tradeoffs between lidar pulse density and forest measurement accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 130, 245-253.
- Jin HA, Li AN, Bian JH, Nan X, Zhao W, Zhang ZJ, Yin GF (2017). Intercomparison and validation of MODIS and GLASS leaf area index (LAI) products over mountain areas: a case study in southwestern China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 55, 52-67.
- Li WJ, Zhao CY, Bie Q, Gao CC, Gao YF (2015). Retrieval of the forest structural parameters using airborne LiDAR data. *Remote Sensing Technology and Application*, 30, 917-924. [李文娟, 赵传燕, 别强, 高婵婵, 高云飞 (2015). 基于机载激光雷达数据的森林结构参数反演. 遥感技术与应用, 30, 917-924.]
- Li XL, Lu H, Yu L, Yang K (2018). Comparison of the spatial characteristics of four remotely sensed leaf area index products over China: direct validation and relative uncertainties. *Remote Sensing*, 10, 148. DOI: 10.3390/rs10010148.
- Li ZY, Liu QW, Pang Y (2016). Review on forest parameters inversion using LiDAR. *Journal of Remote Sensing*, 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.]
- Lin XJ (2021). *Remote Sensing Diagnosis of Forest Canopy Height and Forest Aboveground Biomass Based on ICESat-2 and GEDI*. Master degree dissertation, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing. [林晓娟 (2021). 基于ICESat-2和GEDI森林冠层高度和森林地上生物量遥感诊断. 硕士学位论文, 中国科学院空天信息创新研究所, 北京.]
- Liu XQ, Su YJ, Hu TY, Yang QL, Liu BB, Deng YF, Tang H, Tang ZY, Fang JY, Guo QH (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.
- Ma Q, Su YJ, Guo QH (2017). Comparison of canopy cover estimations from airborne LiDAR, aerial imagery, and satellite imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10, 4225-4236.
- Montesano PM, Neigh CSR, Sexton J, Feng M, Channan S, Ranson KJ, Townshend JR (2016). Calibration and validation of landsat tree cover in the Taiga-Tundra ecotone. *Remote Sensing*, 8, 551. DOI: 10.3390/rs8070551.
- Pan YD, Birdsey RA, Fang JY, Houghton R, Kauppi PE, Kurz

- WA, Phillips OL, Shvidenko A, Lewis SL, Canadell JG, Ciais P, Jackson RB, Pacala SW, McGuire AD, Piao SL, et al. (2011). A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333, 988-993.
- Potapov P, Li X, Hernandez-Serna A, Tyukavina A, Hansen MC, Kommareddy A, Pickens A, Turubanova S, Tang H, Silva CE, Armston J, Dubayah R, Blair JB, Hofton M (2021). Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 253, 112165. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112165.
- Richardson JJ, Moskal LM, Kim SH (2009). Modeling approaches to estimate effective leaf area index from aerial discrete-return LiDAR. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149, 1152-1160.
- Roujean JL, Lacaze R (2002). Global mapping of vegetation parameters from POLDER multiangular measurements for studies of surface-atmosphere interactions: a pragmatic method and its validation. *Journal of Geophysical Research*, 107, 4150. DOI: 10.1029/2001JD000751.
- Schleppi P, Thimonier A, Walthert L (2011). Estimating leaf area index of mature temperate forests using regressions on site and vegetation data. *Forest Ecology and Management*, 261, 601-610.
- Sexton JO, Song XP, Feng M, Noojipady P, Anand A, Huang C, Kim DH, Collins KM, Channan S, DiMiceli C, Townshend JR (2013). Global, 30-m resolution continuous fields of tree cover: landsat-based rescaling of MODIS vegetation continuous fields with lidar-based estimates of error. *International Journal of Digital Earth*, 6, 427-448.
- Song HL, Zhang XN, Wang Y, Wang M (2012). Comparison of relative uniformity between GLOBCOVER and MODIS land cover data sets. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 28(15), 118-124. [宋宏利, 张晓楠, 王雨, 王萌 (2012). 多尺度高分辨率全球土地覆被遥感产品相对一致性比较. 农业工程学报, 28(15), 118-124.]
- Su YJ, Ma Q, Guo QH (2017). Fine-resolution forest tree height estimation across the Sierra Nevada through the integration of spaceborne LiDAR, airborne LiDAR, and optical imagery. *International Journal of Digital Earth*, 10, 307-323.
- Tang H, Song XP, Zhao FA, Strahler AH, Schaaf CL, Goetz S, Huang CQ, Hansen MC, Dubayah R (2019). Definition and measurement of tree cover: a comparative analysis of field-, lidar- and landsat-based tree cover estimations in the Sierra national forests, USA. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268, 258-268.
- Valderrama-Landeros LH, España-Boquera ML, Baret F (2016). Deforestation in Michoacan, Mexico, from CYCLOPES-LAI time series (2000-2006). *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9, 5398-5405.
- Wu XD, Xiao Q, Wen JG, Liu Q, Peng JJ, Li XW (2014). Advances in uncertainty analysis for the validation of remote sensing products: take leaf area index for example. *Journal of Remote Sensing*, 18, 1011-1023. [吴小丹, 肖青, 闻建光, 刘强, 彭菁菁, 李小文 (2014). 遥感数据产品真实性检验不确定性分析研究进展. 遥感学报, 18, 1011-1023.]
- Xia WT, Wang Y, Feng QS, Liang TG (2010). Accuracy assessment of MODIS land cover product of Gannan Prefecture. *Pratacultural Science*, 27(9), 11-18. [夏文韬, 王莺, 冯琦胜, 梁天刚 (2010). 甘南地区MODIS土地覆盖产品精度评价. 草业科学, 27(9), 11-18.]
- Xiang Y, Xiao ZQ, Liang SL, Wang JD, Song JL (2014). Validation of global land surface satellite (GLASS) leaf area index product. *Journal of Remote Sensing*, 18, 573-596. [向阳, 肖志强, 梁顺林, 王锦地, 宋金玲 (2014). GLASS叶面积指数产品验证. 遥感学报, 18, 573-596.]
- Xiao ZQ, Liang SL, Wang JD, Chen P, Yin XJ, Zhang LQ, Song JL (2014). Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52, 209-223.
- You HT, Xing YQ, Wang Z, Sun XT, Wang M (2014). Estimation of the leaf area index of coniferous forests using LiDAR discrete point cloud. *Journal of Northwest Forestry University*, 29(3), 41-47. [尤号田, 邢艳秋, 王铮, 孙小添, 王萌 (2014). 利用LiDAR离散点云估测针叶林叶面积指数. 西北林学院学报, 29(3), 41-47.]
- Zhao XQ, Guo QH, Su YJ, Xue BL (2016). Improved progressive TIN densification filtering algorithm for airborne LiDAR data in forested areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 117, 79-91.

特邀编委: 吴 锦 编辑: 赵 航

附录 中国森林结构参数验证数据集使用的无人机激光雷达数据基础描述信息

Supplement Basic information of unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data used in the benchmark validation dataset of China forest<https://www.plant-ecology.com/fileup/1005-264X/PDF/cjpe.2022.0158-S1.pdf>

刘兵兵, 魏建新, 胡天宇, 杨秋丽, 刘小强, 吴发云, 苏艳军, 郭庆华 (2022). 卫星遥感监测产品在中国森林生态系统的验证和不确定性分析——基于海量无人机激光雷达数据. 植物生态学报, 46, 1305-1316. DOI: 10.17521/cjpe.2022.0158

Liu BB, Wei JX, Hu TY, Yang QL, Liu XQ, Wu FY, Su YJ, Guo QH (2022). Validation and uncertainty analysis of satellite remote sensing products for monitoring China's forest ecosystems—Based on massive UAV LiDAR data. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 46, 1305-1316. DOI: 10.17521/cjpe.2022.0158

<https://www.plant-ecology.com/CN/10.17521/cjpe.2022.0158>

附录 中国森林结构参数验证数据集使用的无人机激光雷达数据基础描述信息

Supplement Basic information of unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data used in the benchmark validation dataset of China forest

样地编号 Plot ID	经度 Longitude (°E)	纬度 Latitude (°N)	采集时间 Acquisition time	森林类型 Forest types	面积 Area (m ²)	点云密度 Point density (point·m ⁻²)
1	119.96	48.10	2018	c	8 232 219	59
2	120.04	48.09	2018	c	11 773 603	80
3	121.35	49.94	2018	c	531 512	193
4	121.43	49.93	2018	c	486 917	26
5	128.41	44.89	2016	c	192 386	47
6	128.41	44.85	2016	c	860 063	73
7	128.44	44.84	2016	a	884 127	73
8	128.47	45.14	2016	c	1 985 510	65
9	128.49	45.10	2016	a	423 352	54
10	128.51	45.08	2016	a	304 695	74
11	128.31	45.09	2016	c	440 851	83
12	101.73	36.92	2018	c	1 840 578	52
13	101.56	36.63	2018	c	1 260 568	50
14	101.54	36.63	2018	a	1 561 736	90
15	101.73	36.62	2018	a	2 993 442	60
16	101.69	36.63	2018	c	1 054 061	54
17	101.79	36.58	2018	c	1 682 415	54
18	101.82	36.63	2018	a	908 622	72
19	101.61	36.50	2018	c	1 137 126	56
20	101.66	36.64	2018	a	1 070 259	39
21	101.77	36.60	2018	c	1 053 364	96
22	101.64	36.64	2018	c	777 165	41
23	101.71	36.60	2018	c	1 714 558	73
24	101.80	36.64	2018	a	3 305 301	54
25	101.02	24.54	2018	b	6 537 167	28
26	101.571	21.61	2018	b	3 304 030	26
27	100.90	25.31	2017	a	71 049	356
28	100.90	25.32	2017	a	97 116	343
29	118.33	41.65	2017	a	720 705	75
30	118.31	41.65	2017	a	681 782	62
31	118.22	41.73	2017	a	888 564	62
32	118.20	41.72	2017	a	582 367	60
33	118.46	41.68	2017	a	475 291	63
34	109.86	18.73	2018	b	1 162 140	55
35	109.87	18.72	2018	b	1 649 839	115
36	112.54	23.17	2017	b	4 285 314	73
37	130.38	43.31	2018	c	1 034 844	62
38	130.47	43.35	2018	a	962 612	48
39	130.48	43.38	2018	c	1 095 210	53
40	130.60	42.94	2018	c	696 160	78
41	130.26	43.37	2018	c	1 059 628	70
42	130.02	43.41	2018	c	853 050	90
43	130.64	43.30	2018	a	959 387	79
44	129.37	43.36	2018	c	1 113 245	111
45	130.71	43.52	2018	c	1 629 654	77
46	130.82	43.44	2018	a	1 146 751	51
47	130.82	43.42	2018	c	1 117 537	56
48	130.37	43.28	2018	a	677 634	59
49	129.49	43.41	2018	a	213 492	57

附录 (续) Supplement (Continued)

样地编号 Plot ID	经度 Longitude (°E)	纬度 Latitude (°N)	采集时间 Acquisition time	森林类型 Forest types	面积 Area (m ²)	点云密度 Point density (point·m ⁻²)
50	130.32	43.02	2018	c	1 306 832	107
51	128.05	42.38	2018	c	4 639 700	108
52	130.25	43.38	2018	a	824 856	323
53	130.23	43.47	2018	c	288 004	541
54	130.15	43.43	2018	a	368 196	394
55	130.11	43.45	2018	a	1 196 944	163
56	118.81	37.90	2017	b	4 094 438	40
57	118.11	29.25	2016	c	2 684 749	26
58	106.71	29.57	2017	a	4 066 466	76
59	111.22	41.13	2016	b	302 143	90
60	108.90	18.74	2018	b	2 996 606	57
61	117.91	29.12	2018	b	1 060 745	53
62	109.59	19.24	2018	b	742 692	281
63	109.38	19.67	2018	b	103 396	730
64	109.55	19.28	2018	b	654 745	139
65	109.60	19.23	2018	b	183 022	368
66	118.06	36.32	2017	b	110 314	219
67	118.37	36.00	2017	c	175 096	59
68	117.86	35.60	2017	c	166 912	253
69	108.16	22.86	2018	b	1 167 915	103
70	108.30	22.93	2018	b	1 143 762	120
71	108.30	22.96	2018	b	1 268 631	83
72	108.31	22.94	2018	b	1 164 610	92
73	108.32	22.96	2018	b	891 725	120
74	108.33	22.97	2018	b	1 216 083	92
75	108.36	22.95	2018	b	664 729	143
76	108.35	22.97	2018	b	1 030 839	103
77	108.37	22.97	2018	b	2 030 975	91
78	108.16	22.88	2018	b	885 711	131
79	108.38	22.98	2018	b	2 450 893	82
80	108.44	23.02	2018	b	1 093 124	91
81	108.40	22.98	2018	b	285 808	208
82	108.40	22.99	2018	b	309 348	225
83	108.16	22.90	2018	b	1 119 386	100
84	108.47	23.02	2018	b	1 004 631	116
85	108.51	22.99	2018	b	1 095 956	106
86	108.17	22.88	2018	b	1 023 746	114
87	108.20	22.90	2018	b	1 035 726	113
88	108.21	22.92	2018	b	1 374 284	80
89	108.23	22.92	2018	b	1 497 279	92
90	108.25	22.93	2018	b	2 050 976	106
91	109.61	36.36	2018	b	100 714	688
92	108.83	21.90	2018	b	911 046	97
93	124.93	41.85	2018	c	3 000 168	57
94	117.23	42.42	2018	a	144 464	939
95	117.22	42.41	2018	a	415 154	226
96	100.94	22.74	2017	b	3 314 504	45
97	101.15	22.60	2017	b	4 606 123	60
98	100.95	22.85	2017	b	4 752 323	38
99	117.12	36.33	2017	b	217 375	163
100	110.08	21.10	2017	b	78 210	647
101	110.07	21.15	2017	b	20 008	919
102	110.08	21.11	2017	b	25 631	1427
103	110.10	21.00	2017	b	70 747	721
104	109.97	21.07	2017	b	97 146	541
105	109.98	21.10	2017	b	96 033	476

附录(续) Supplement (Continued)

样地编号 Plot ID	经度 Longitude (°E)	纬度 Latitude (°N)	采集时间 Acquisition time	森林类型 Forest types	面积 Area (m ²)	点云密度 Point density (point·m ⁻²)
106	109.96	21.12	2017	b	86 566	524
107	110.08	21.11	2017	b	63 567	802
108	118.19	35.58	2017	b	284 369	62
109	118.16	35.80	2017	b	1 493 430	125
110	118.14	35.72	2017	c	1 243 753	103
111	118.06	35.68	2017	c	301 552	95
112	118.21	35.56	2017	b	261 506	106
113	118.21	35.56	2017	b	33 535	109
114	117.86	35.60	2017	c	166 912	253

a, 针叶林; b, 阔叶林; c, 混交林。

a, coniferous forest; b, broad-leaved forest; c, mixed forest.