

基于全球遥感产品的森林概念协同

胡涛¹, 彭建¹, 董建权², 肖善才¹, 夏沛¹

(1. 北京大学城市与环境学院 地表过程分析与模拟教育部重点实验室, 北京 100871;

2. 北京林业大学园林学院, 北京 100083)

摘要: 森林的准确界定和高精度森林遥感数据产品是监测和评估森林变化的重要基础。目前存在多种森林定义, 基于不同定义的全球森林遥感产品亦层出不穷。本文基于土地利用和土地覆被视角, 梳理不同国际环境及林业组织对森林的定义, 从生长方式、林龄和郁闭度3个方面开展森林分类, 梳理从单一传感器到光学与微波遥感融合的森林遥感数据集演化。从森林要素阈值、分类详尽程度和空间分辨率3个方面对比不同遥感数据集的森林定义差异, 并基于验证样本、区域精度差异及数据一致性总结产品精度验证不足。认为现有森林遥感数据集的定义及精度差异制约了数据使用者对于森林变化监测。未来应基于“视角—要素—阈值”森林定义框架进一步协同森林定义, 减少由于森林定义要素阈值差异导致的面积估计偏差; 结合多源遥感数据及深度学习方法开发精细化森林遥感数据, 并关注不同林种识别; 建设森林遥感数据共享平台, 通过地图可视化方式向数据使用者展示全球森林遥感数据定义、时空分辨率及在不同地区的数据精度, 明晰多源森林遥感产品适用范围, 提升数据可使用性。

关键词: 森林定义; 森林遥感数据产品; 精度验证; 适用范围

DOI: 10.11821/dlxb202405002

1 引言

森林作为生态系统重要组成部分, 对生物多样性保护、碳循环、水循环和人类福祉具有重要影响^[1]。联合国森林战略规划提出全面推动森林可持续管理, 预计到2030年全球森林面积增长3%, 增加1.2亿hm²森林面积。森林定义为森林恢复政策实施和森林监测提供概念和操作基础^[2], 不同森林定义的选择会影响毁林和森林恢复面积估算, 进而影响森林恢复政策及其实施效果。因此, 明确森林定义对于维护森林可持续管理具有重要意义。

遥感具有观测面积大、监测周期短等优势, 被广泛应用于森林监测, 为快速、准确获取森林信息提供手段^[3-4]。已有森林遥感产品主要由光学遥感和微波遥感数据反演。其中, 光学遥感通过提取地物反射光谱特征获取信息, 具有时间连续和易于获取优点。相关研究使用先进甚高分辨率辐射计 (Advanced Very High Resolution Radiometer, AVHRR)、中分辨率成像光谱仪 (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)、SPOT-VGT (Système Probatoire d'Observation de la Terre-VEGETATION)、陆地卫星 (Landsat) 和哨兵二号 (Sentinel-2) 等一系列光学遥感传感器进行全球森林遥感

收稿日期: 2023-07-03; 修订日期: 2024-03-03

基金项目: 宁夏回族自治区重点研发计划(2021BEG03019) [Foundation: Key Research and Development Program of Ningxia, No.2021BEG03019]

作者简介: 胡涛(1998-), 男, 浙江绍兴人, 博士生, 研究方向为植被动态与社会—生态过程。E-mail: taohu@stu.pku.edu.cn

通讯作者: 彭建(1976-), 男, 四川彭州人, 博士, 教授, 主要从事景观生态学与综合自然地理学研究。

E-mail: jianpeng@urban.pku.edu.cn

制图,生成 GLASS-GLC (The Global Land Surface Satellite-Annual Dynamics of Global Land Cover)、MCD12Q1 (The MODIS Land Cover Type) 和 GFC (Global Forest Change) 等森林遥感数据产品^[4-7],但其易受大气污染及云雾影响,影像信息缺失严重^[8]。而微波遥感对云雨具有强大的穿透力,可以弥补光学遥感影像缺失不足,近年来逐渐被应用于森林遥感制图^[9]。此外,多源遥感数据融合可以提升遥感影像的时空分辨率和反演精度,逐步成为当前全球森林遥感制图重要手段^[10-11]。

目前已有多套常用的全球森林遥感产品,但不同产品的森林定义差异较大。例如,欧洲航天局(European Space Agency, ESA)生产的ESA WorldCover 10 m 2020 产品采用联合国粮食及农业组织(Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO)提出的定义,将面积超过0.5 hm²、郁闭度超过10%、树木高度超过5 m的土地定义为森林^[12],而GLASS-GLC和MCD12Q1产品采用国际地圈—生物圈(The International Geosphere-Biosphere Program, IGBP)提出的分类体系将郁闭度>60%、树高>2 m的栅格识别成森林^[13]。数据使用者在选取数据时易受到数据集定义不同和信息不全困扰,进而产生由定义偏差引起的森林面积估算失误^[14],不同数据集的全球森林面积估算结果存在显著差异。因此,需要进一步梳理不同森林遥感数据集所采用的森林定义,深化认知不同森林遥感产品的差异。基于此,本文首先梳理不同国际环境和林业组织对森林定义,明晰依托光学遥感和微波遥感的森林遥感数据集发展历程;随后围绕森林要素阈值、分类详尽程度和空间分辨率对比不同森林遥感数据集中的森林定义,并深入讨论数据集精度验证;最后,展望森林定义及全球森林遥感产品的未来发展方向。

2 森林定义及分类

2.1 森林定义

由于不同森林管理目标和社会需求影响,目前存在多种森林定义,并在全球和区域尺度上关联着环境政策^[15](表1)。这些定义主要从土地利用和土地覆被两方面体现。在土地利用方面,森林是土地管理中具有社会和经济目的的功能区^[16]。为了精确评价木材资源,FAO首次完成全球尺度的森林清查工作^[17],将森林定义为面积在0.5 hm²以上、树木高于5 m、郁闭度超过10%,或树木在原生境能够达到这一阈值的土地,但不包括主要为农业和城市用途的土地^[18]。FAO的森林定义是所有国家统一报告使用的第一个定义,目前仍被广泛使用^[19],构成了其他环境和林业组织定义森林的基础。为了应对全球气候变暖和生物多样性损失,森林被赋予更广泛的定义,包括生物多样性保护和碳储存等。联合国气候变化框架公约(United Nations Framework Convention on Climate Change, UNFCCC)指出,森林的土地面积最少为0.05~1.0 hm²,郁闭度超过10%~30%,树木在成熟时高度可能达到2~5 m;参加UNFCCC的国家可以自行选择在该范围内定义森林。而联合国生物多样性公约指出,森林是土地面积0.5 hm²以上、郁闭度10%以上的区域,主要用于农业或其他特定非林地用途。此外,森林的生态系统服务与社会密切相关,对减轻贫困和实现可持续发展具有重要意义^[2];森林由此被定义为由不同种类个体(树、动物和人类等)组成的复杂系统,通过涉及市场、商品和各种其他生态系统服务流动相互作用^[20]。

在土地覆被方面,森林是以树冠为主的植被覆盖区域^[21]。国际标准化组织指出,森林是树木和其他木本植被一起生长的植物群落^[22]。全球森林联盟将森林定义为以树木为主的复杂生态系统。由于森林定义的差异,土地利用视角下认为森林发生变化时,在土地覆被视角森林不一定发生显著变化^[23]。根据联合国气候变化框架公约,由于林木采伐

表 1 主要国际环境和林业组织对森林的定义

Tab. 1 Forest definition adopted by major international environmental and forestry organizations

组织	年份	含义	管理目的	视角	是否考虑人工造林	是否包含其他用地	参考文献
国际地圈—生物圈计划 (IGBP)	1992	郁闭度大于 60%，树高大于 2 m		土地覆被	否		[13]
联合国粮食及农业组织 (FAO)	2000	连续面积 0.5 hm ² 以上，同时树高大于 5 m，郁闭度大于 10%，区域最小宽度大于 20 m，或者是林木能生长达到这一阈值的土地	木材管理	土地利用	是	不包括主要用于农业与城市用途的土地	[12]
联合国防治荒漠化公约 (UN-CCD)	2000	树冠浓密，多层结构，包括上层大型树木		土地覆被	否		[26]
联合国气候变化框架公约 (UNFCCC)	2002	土地面积最少为 0.05~1.00 hm ² ，郁闭度超过 10%~30%，树木在原地成熟时高度可能达到 2~5 m。森林既可以由不同层次树木的封闭森林构成，也可以由开放森林组成。年轻的自然林分 and 所有郁闭度尚未达到 10%~30% 或树高尚未达到 2~5 m 的人工林均为森林	气候变化缓解	土地利用	是	人为干预而暂时闲置但预计将恢复的区域也被定义为森林	[27]
国际森林研究组织联盟 (IUFRO)	2002	至少有 10% 郁闭度 (或同等存储量水平) 的土地面积，或以前有这样的树木覆盖率，现在正在自然或人工再生	森林保护	土地利用	是		[28]
国际标准化组织 (ISO)	2003	森林是树木和其他木本植被一起生长的植物群落，郁闭度超过 10%，树高达到 2 m		土地覆被	否		[22]
全球森林联盟 (GFC)	2009	森林是以树木为主的复杂生态系统，具有特殊结构性生物和非生物成分		土地覆被	否		[23]
联合国生物多样性公约 (UN-CBD)	2010	土地面积在 0.5 hm ² 以上，郁闭度超过 10%，主要不用于农业或其他特定非林地用途。在年轻森林或树木生长受到气候抑制的地区，树木应能在原位达到 5 m 高度	生物多样性保护	土地利用		主要不用于农业或其他特定的非林地用途	[29]

等人为干预而暂时闲置但预计将恢复为森林的区域通常被定义为森林，此时森林覆盖度在短期内不会发生显著变化，但基于土地覆被视角该地区则不被定义为森林。而当耕地被转化为林地时，土地利用发生显著变化，土地覆盖也发生明显变化。因此，由于森林定义不同，基于土地利用和土地覆被视角的森林判别存在不一致性，应根据具体目的、问题或所评估的生态系统服务来定义森林^[24]。

整体而言，森林定义准则分为定性和定量 2 类。已有森林定义中主要包含以下 4 个要素（图 1）：① 最小郁闭度；② 最小区域面积；③ 最小区域宽度；④ 最小树高^[15, 21, 25]，明确这些要素阈值对于森林定义具有重要意义。但不同组织对于森林阈值设定存在明显差异，大部分森林定义均包含郁闭度和树高两个因子。例如，在 IGBP 分类体系中郁闭度应> 60%，树高应> 2 m；国际标准化组织则将郁闭度> 10%、树高> 2 m 的区域定义为森林。联合国气候变化框架公约和联合国生物多样性公约均指出森林应具有一定的土地面

积阈值。其中，联合国气候变化框架公
约认为森林面积最少为 0.05~1.00 hm²，
而联合国生物多样性公约认为森林面积
最少为 0.50 hm²。基于此，联合国粮食及
农业组织采用最小区域宽度进一步定义
森林，将农用地上的林木（如宽度超过
20 m 的防风林和防护林）定义为森林。

2.2 森林分类

区分不同森林类型对于森林管理和
促进森林生物多样性至关重要^[30]。依据
生长方式可以将森林分为天然林和人工
林（图 2）。天然林包括自然形成与人工
促进天然更新形成的森林^[31]。陆地生态系统中天然林在结构复杂性、群落稳定性、生物
量、生物多样性和生态功能方面均具有重要作用^[32]；其环境适应力强，森林结构稳定，
但生长时间较长，可以分为原生林和次生林。根据 FAO 定义，原生林是原生物种自然再
生的森林，没有明显的人类活动，生长过程没有受到重大干扰^[33]，森林结构和防护功能良
好，具有较强的自我恢复能力和较高的经济价值^[34-35]。次生林是原始森林受到严重干扰后
通过自然更新形成的森林^[18]，在结构、组成和功能上可迅速演化^[36]。人工林是人为采用
播种或植苗方式营造的森林^[37]，主要由一到两个引进或本地物种集约管理林地组成，大
多具有均匀年龄等级和规则间距^[38]。多数情况下，森林评估未区分天然林和人工林。如
果天然林被清除，代之以人工林，就不会报告森林覆盖的净损失^[39]。但已有研究指出，
天然林的生态功能和生物多样性优于人工林^[40]。因此，有必要准确区分人工林和天然林。

年龄也是区分森林资源的重要林木特征（图 2）。当前成熟林和过熟林是可采伐利用
的资源。成熟林是年净增长率达到峰值的森林，其树龄一般 80~200 a，林龄、树干直径
和成熟时林分结构因树木覆盖类型和立地条件而异^[41]；过熟林是一种古老又复杂的森林
群落，树龄通常 > 200 a，其特征是混合了不同物种、年龄和树干大小的树木^[42-43]。过
熟林处于森林发育的后期阶段，特征与其他阶段的森林存在明显差异，主要包括树的
大小、大量死亡木本物质的堆积、树冠层数、物种组成和生态系统功能^[44]。此外，森林还
可以被分为幼龄林、中龄林和近熟林^[45]。与年轻林和成熟林相比，过熟林表现出更大的
冠径、大树密度、树冠间隙、树冠垂直分化及更多枯枝^[46]。伴随土地利用变化，全球森
林正从以过熟林为主改变为以年轻森林和成熟林为主。成熟林和过熟林是评价人类对森
林生态系统影响的重要参考依据，是观测演替过程、干扰事件和树木间相互作用，了解
森林发展过程的重要参考。长期以来，研究成熟林和过熟林被认为是开发基于自然
干扰的造林系统基础，这些系统能够模拟自然过程，实现社会经济目标，同时保育
多重生态系统服务^[47]。

此外，基于郁闭度可以将森林分为疏
林和密林（图 2）。疏林指郁闭度为 10%~
30% 的森林^[48]，密林郁闭度更高，一般为
70%~100%。密林和疏林都包括纯林和混
交林，其中密林混交林通常具有多层
结构。

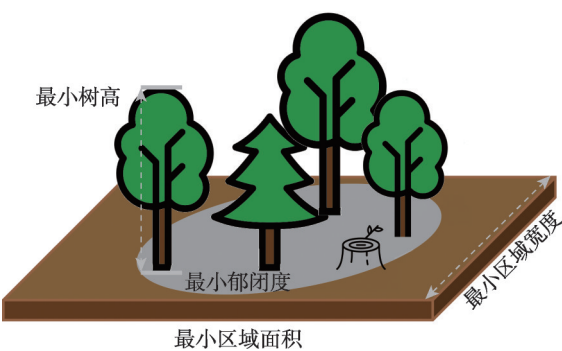


图 1 森林定义基本要素示意

Fig. 1 Elements in forest definition

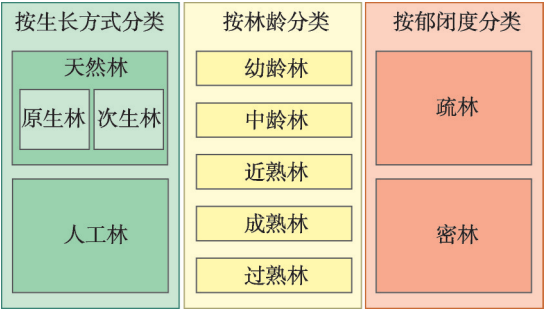


图 2 森林分类框架

Fig. 2 The framework of forest classification

3 森林遥感数据集

森林变化可以通过国家森林清查或遥感反演监测^[1]。目前表征森林的遥感数据主要包括植被光谱指数产品、植被生物物理参量反演数据产品和森林遥感分类产品^[49]。其中, 植被光谱指数无法表征具体生物物理含义; 部分植被生物物理参量反演数据(如树木覆盖百分比)和森林遥感分类数据可以在大尺度范围内直接准确表征森林。目前适用于全球或区域尺度的植被产品大多是中低分辨率($> 500\text{ m}$), 随着对地观测卫星数量增加, 中等分辨率($10\sim 100\text{ m}$)产品有所发展。本文主要针对植被生物物理参量反演数据产品和森林遥感分类产品进行分析。

3.1 森林遥感数据集发展

作为森林遥感数据的基础, 数据源时空分辨率的不同将对森林识别产生显著影响。随着遥感技术发展, 遥感信息源的时空分辨率越来越高, 目前全球森林遥感数据集主要趋向于从低时空分辨率向高时空分辨率发展(表2)。搭载于美国国家海洋与大气局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)极轨卫星的先进甚高分辨率辐射仪(AVHRR)被广泛应用于对地植被遥感监测^[50]。AVHRR数据空间分辨率低, 原始AVHRR数据质量差, 对云雾的去除、影像缺失值填充等预处理要求较高^[51]。基于AVHRR数据建立了第一套 5 km 分辨率全球森林遥感数据集(GLASS-GLC)^[6], 具有分类详细、时间覆盖长(1982—2015年)等特点。随着对地观测能力逐步增强, 低分辨率卫星传感器平台所获取的数据难以满足研究需求。MODIS平台是NASA地球观测系统(Earth Observing System, EOS)的重要组成部分, 为 $250\sim 1000\text{ m}$ 空间分辨率范围内的全球观测提供了新的数据源。MCD12Q1和MOD44B产品通过MODIS数据生产^[52-53]。除此之外, 美国NASA的Landsat计划自1972年7月23日以来发射8颗卫星, 其中陆地卫星7号拥有7个光谱波段, 空间分辨率为 $15\sim 60\text{ m}$, 时间分辨率为 16 d ^[54]。目前较多的森林遥感数据产品基于Landsat数据生产, 包括GFC、FROM-GLC和GCL-FCS30数据^[53, 55-56]。Sentinel-2卫星是“全球环境与安全监测”计划的第二颗卫星, 于2015年6月23日发射; 该卫星携带一枚多光谱成像仪, 可覆盖13个光谱波段, 幅宽达 290 km , 空间分辨率 10 m 、重访周期 10 d , 对全球土地覆盖变化及森林观测具有重要意义。基于Sentinel-2数据和深度学习模型, ESRI开发了全球 10 m 森林数据集^[7]。

相较而言, 光学遥感受天气影响较大, 制约了植被监测的时空精度。微波遥感对云雾和雨雪具有穿透性, 且对光合生物量敏感, 适合大范围植被监测^[57]。PALSAR是先进陆地观测卫星1(ALOS-1)上的3台仪器之一, 2006—2011年PALSAR的L波段合成孔径雷达(SAR)进行了详细的全天候昼夜观测^[58]。FNF(Forest and non-forest maps)数据集由 25 m 分辨率的PALSAR的L波段合成孔径雷达数据生成, 时间跨度为2007—2010年, 为记录森林变化范围提供了新的全球资源^[9]。哨兵1号(Sentinel-1)卫星是欧洲航天局哥白尼计划(Global Monitoring for Environment and Security, GMES)中的地球观测卫星, 由两颗卫星组成, 载有C波段合成孔径雷达, 被广泛应用于森林监测^[49]。

除了单一遥感影像数据, 基于多数据源融合与机器学习方法生成时间序列是延长植被遥感产品时限的常见策略。集成多种卫星平台、多种数据生产的植被遥感数据产品也已经成为高精度数据产品开发的发展趋势^[59]。为了补充Landsat影像缺失, GlobeLand30(30 m Global Land Cover data product)数据融合了Landsat影像和HJ-1影像, 提取了2000年、2010年和2020年的全球森林遥感数据^[10]。GLCF数据通过对MODIS VCF(Vegetation Continuous Fields)数据集和Landsat影像融合, 生成了2000和2005年全球 30 m 森林覆盖率数据集^[62]。ESA WorldCover 10 m 2020数据基于Sentinel-1

表 2 代表性全球森林遥感数据集

Tab. 2 Global forest datasets derived from remote sensing data source

名称	森林的定义	时间范围	数据源	空间分辨率	数据类型	方法	参考文献
GLASS-GLC	郁闭度应大于15%,树高应大于3 m。将森林分为阔叶林、针叶林、混交林和果园	1982—2015	AVHRR	5 km	土地覆被分类	随机森林	[6, 55]
IGBP DIS Cover	郁闭度应大于60%,树高应大于2 m。将森林分类常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林和混交林	1992—1993	AVHRR	1 km	土地覆被分类	K-Means 聚类分析	[13]
UMD	郁闭度应大于60%,树高应大于2 m。将森林分类常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林和混交林	1998	AVHRR	1 km	土地覆被分类	决策树	[61]
MCD12Q1	郁闭度应大于60%,树高应大于2 m。将森林分类常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林和混交林	2001 年至今	MODIS	500 m	土地覆被分类	神经网络	[5]
MOD44B	树木覆盖率	2000 年至今	MODIS	250 m	百分数	决策树	[53]
GFC	通过郁闭度表征	2000—2021	Landsat	30 m	百分数	决策树	[4]
FROM-GLC	郁闭度应大于15%,树高应大于3 m。将森林分为阔叶林、针叶林、混交林和果园	2010、2015、2017	Landsat	30 m	土地覆被分类	支持向量机	[55]
GLC_FCS30	将森林分为常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林、落叶针叶林和混交林5种类别的基础上,进一步区分郁闭落叶阔叶林、开放落叶阔叶林、郁闭常绿针叶林、开放常绿针叶林、郁闭落叶针叶林和开放落叶针叶林	2015、2020	Landsat	30 m	土地覆被分类	随机森林	[56]
ESRI	通常具有封闭或浓密的冠层,如木本植被、稀树大草原、人工林、沼泽或红树林内密集的高大植被群	2017—2022	Sentinel-2	10 m	土地利用分类	深度学习	[7]
FNF	森林被定义为木本植被覆盖超过10%的地区	2007—2010	ALOS PALSAR	25 m	二进制	基于规则的分割方法	[9]
GLCF	连续面积0.5 hm ² 以上,同时树高大于5 m,郁闭度大于10%,或者是林木能生长达到这一阈值的土地。将森林分为常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林、落叶针叶林和混交林	2000—2005	MODIS VCF; Landsat	30 m	土地覆被分类	支持向量机	[62]
GlobeLand 30	乔木覆盖且郁闭度超过30%的土地,包括落叶阔叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、常绿针叶林、混交林,以及郁闭度为10%~30%的疏林地	2000、2010、2020	Landsat; HJ-1	30 m	土地覆被分类	决策树,多尺度影像分类	[10]
CCI	连续面积0.5 hm ² 以上,树高大于5 m,郁闭度大于10%,或林木能生长达到这一阈值的土地。将森林分为常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林、落叶针叶林和混交林	1992—2020	AVHRR; SPOT-VGT; PROBA-V; sentinel-3 OLCI	300 m	土地覆被分类	非监督分类	[60]
PNV	将森林分为寒带落叶林、寒带常绿针叶林、寒带混交林、温带落叶阔叶林、热带常绿阔叶林、热带半常绿阔叶林、暖温带常绿混交林等	2018	FRPAR; BIOME 6000	1 km、250 m	土地覆被分类	机器学习	[63]
ESA WorldCover 10 m 2020	连续面积0.5 hm ² 以上,树高大于5 m,郁闭度大于10%,或林木能生长达到这一阈值的土地。将森林分为常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林、落叶针叶林和混交林	2020	Sentinel-1; Sentinel-2	10 m	土地覆被分类	决策树分类法	[11]

和Sentinel-2数据提供了2020年全球10 m森林遥感数据^[11]。CCI数据通过融合PROBA-V数据和S3-OLCI数据, 提供了2016—2020年全球300 m森林遥感数据集^[60]。

尽管已有森林遥感数据集较多, 但不同类型数据间存在较大不一致性(图3)。例如, 选取加拿大南部、中国秦岭山脉、西西伯利亚平原南部、亚马孙平原中部对比2020年7种全球森林遥感数据产品的森林空间分布, 可以发现MCD12Q1的森林分布明显少于其他数据集, ESA WorldCover 10 m 2020的森林分布相对较多, 而CCI、GlobeLand30、ESRI和GLC_FCS30的森林分布格局较为相似。MOD44B表征的是树木覆盖率, 无法直接区分森林与非森林区域。因此, 需要进一步明确不同森林遥感数据集间的差异。

3.2 不同遥感数据集的森林定义差异

已有森林遥感数据集是基于不同数据源和不同算法, 并基于不同森林定义生产的。例如, 从森林要素阈值来看, 在LCCS(Land Cover Classification System)分类系统中, 郁闭度超过10%、高度超过5 m且具有明显树木外观的木本植物区域被归类为森林^[12]。GLASS-GLC采用的分类系统将郁闭度>15%、树高>3 m的区域定义为森林。IGBP分类系统规定森林高度需要超过3 m、郁闭度应>60%^[13]。这种森林要素阈值的差异, 主要源于数据生产目的不同, 面向数据使用者的不同需求。

在分类详尽程度方面, 不同森林遥感数据集也存在较大差异。LCCS分类系统根据郁闭度将森林分为疏林和密林^[64]。GLASS-GLC数据采用的分类系统将森林分为阔叶林、针叶林、混交林和果园4类^[55, 65]。IGBP分类系统将森林分为常绿针叶林、落叶针叶林、常绿阔叶林、落叶阔叶林及混交林5类。在此基础上, GLC_FCS30数据进一步区分郁闭落叶阔叶林、开放落叶阔叶林、郁闭常绿针叶林、开放常绿针叶林、郁闭落叶针叶林和开放落叶针叶林^[56]。分类详尽程度差异代表数据生产技术提高以及数据使用者对于精细化森林分类数据需求的增加。

在空间分辨率方面, 基于AVHRR数据生产的森林遥感数据集(GLASS-GLC、IGBP DISCover和UMD)栅格面积为1 km²或25 km², 在森林分类过程中主要关注栅格内树高及郁闭度。基于MODIS数据生产的森林遥感数据集(MCD12Q1)栅格面积为25 hm²; 基于Landsat和Sentinel-2数据生产的森林遥感数据集(FROM-GLC、GLC_FCS30

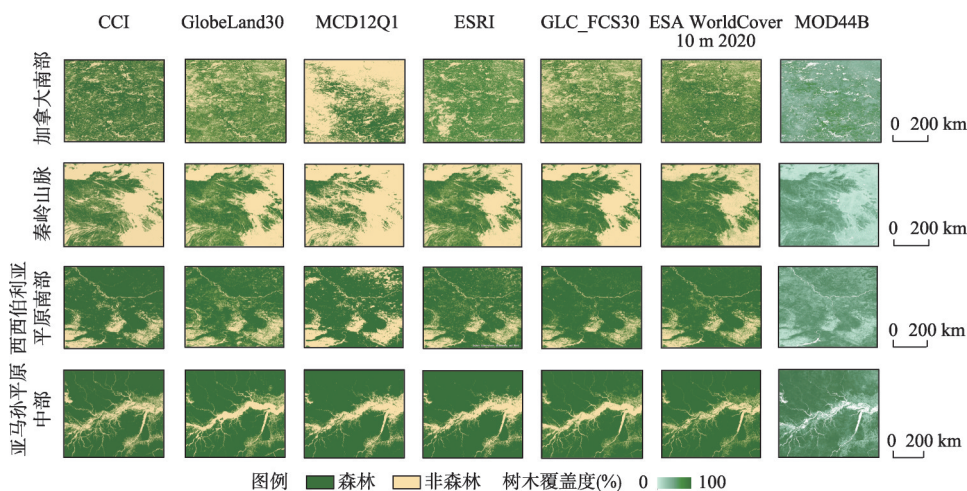


图3 2020年典型区域森林分布不同遥感数据集对比

Fig. 3 Comparison of forest distribution in typical regions among global forest datasets derived from remote sensing data source in 2020

和ESA WorldCover 10 m 2020) 栅格面积为900 m²和100 m², 此时在满足单个栅格内郁闭度和树高的情况下, 还需要考虑多栅格连续区域的最小面积。例如, ESA WorldCover 10 m 2020数据集采用的联合国粮食及农业组织定义认为连续面积5000 m²以上的区域为森林, 至少需要50个连续栅格组成的斑块才能视为森林。随着遥感技术发展, 森林遥感数据集生产过程中使用的基础数据时空分辨率均有较大提升, 遥感数据识别出的森林从一个栅格变成了由多个连续栅格组成的不规则斑块, 满足了数据使用者森林精细遥感的研究需求。

3.3 森林遥感数据集精度验证

精度验证是保证数据质量的基础。生产者通常会基于精细遥感数据、Google Earth影像、已有其他森林遥感数据、实测样点及森林清查数据对森林遥感数据集进行验证(表3)。例如, 具有代表性的2000年全球1 km分辨率土地覆盖数据集中的IGBP DISCover和MODIS土地覆被数据产品的总体精度分别为66.90%和78.30%^[59]。MODIS土地覆被数据交叉验证的生产者精度和使用者精度分别为78.96%和76.10%^[52]。GLASS-GLC产品利用FROM-GLC_v2样本和FLUXNET测试样本进行精度验证, 生产者精度和使用者精度分别为91.38%、92.99%(FROM-GLC_v2)和88.04%、91.01%(FLUXNET)^[6]。

表 3 代表性全球森林遥感数据集精度验证
Tab. 3 Accuracy validation of global forest datasets derived from remote sensing data source

名称	验证样本	生产者精度(%)	使用者精度(%)	其他	参考文献
GLASS-GLC	FROM-GLC_v2	91.38	92.99		[6]
	FLUXNET testing samples	88.04	91.01		
IGBP DISCover	实地观测样本			总体精度:66.9%	[13]
UMD	美国环境保护署数据库, 欧洲环境信息协调处数据库, 美国国家航空航天局数据库, 联合国粮食与农业组织统计数据			与不同验证样本的森林一致性为81.00%~92.00%	[61]
MCD12Q1	AVHRR, Landsat 和 MODIS simulated data	67.30~92.60	53.10~90.40		[5]
MOD44B	现场数据来自马里兰州两个地点, 马托格罗索3个地点			马里兰:RMSE=9.47%; 马托格罗索:RMSE=19.46%	[53]
GFC	Landsat, MODIS, GLAS-ICESat 和谷歌影像	87.80	87.00		[4]
FROM-GLC	MODIS EVI 和谷歌影像	76.45	80.49		[55]
GLC_FCS30	使用45000个样本	32.10~81.60	59.30~84.30		[56]
ESRI	分别对加利福尼亚、哥斯达黎加、比利时和老挝进行验证	81.77~97.71	90.35		[7]
FNF	Degree Confluence Project	61.38~68.80	74.79~89.80		[9]
	谷歌影像	81.13~82.59	94.31~95.33		
GLCF	LiDAR			RMSE=9.40%	[62]
GlobeLand 30	FROM-GLC, CORINE land cover		83.58		[10]
CCI		67.00~96.00	67.00~90.00		[60]
PNV	与 Levvasseur 等(2012)和 Tian 等(2016)的结果对比			平均误差: -0.07~0.01	[63]
ESA WorldCover 10 m 2020	全球红树林分布数据		83.58		[11]

在验证各种全球森林遥感产品精度时, 全球不同地区展现出了较大差异。GLASS-GLC产品验证发现, 尽管全球大部分地区的映射结果正确, 非洲、澳大利亚北部和东部以及印度尼西亚西南部地区精度验证呈现高度不确定性^[6]。ESA WorldCover 10 m 2020对不同大洲进行精度验证, 其中南美洲和亚洲的生产者精度和使用精度均较高, 分别为92.90%、86.80% (南美洲) 和92.30%、83.30% (亚洲); 而大洋洲的生产者精度和使用精度均较低, 分别为83.04%和61.40%。此外, FROM-GLC数据对不同国家进行精度验证, 总体分类精度区间为27.40%~83.82%, 表明不同大洲和国家之间的数据质量存在明显差异。除了上述数据生产者的验证评估, 一些第三方研究人员也发现不同全球森林遥感产品之间存在较大差异。例如, 2005年Sedano等利用400个实地调查点评估MODIS土地覆盖产品, 发现非洲南部地区分类误差超过50%^[66]。Frey等利用在西伯利亚收集的2000多个野外样本, 发现IGBP DISCover和MODIS全球土地覆盖产品的总体精度分别为22%和11%^[67]。IGBP DISCover、UMD、MODIS和GLC2000数据产品在俄罗斯、亚洲等6个地区的数据一致性均低于20%^[55]。

4 森林遥感数据集发展展望

尽管目前存在较多全球尺度的森林遥感数据产品, 但不同数据之间的森林定义和产品精度均存在较大差异, 且不少数据产品未给出明确数据生产信息, 导致数据使用者在使用产品前往往花费大量时间厘清数据。本文在森林定义梳理的基础上, 开展从单一传感器到多源遥感数据融合的森林遥感数据集的演化分析, 并对比不同遥感数据集中森林定义差异及精度差异。未来全球森林遥感数据集的发展应进一步协同森林定义、开发精细化的森林遥感数据集, 并厘定森林遥感数据集的适用范围。

4.1 协同森林的概念内涵与外延

森林定义是评估森林恢复和损失的基础。一系列旨在减少森林砍伐和促进森林恢复的政策在全球得以推动。尽管做出了这些重要努力, 森林损失仍然在世界范围内构成威胁^[1]。森林变化可以通过国家森林清查或遥感观测来监测。然而, 不同国际环境和林业组织对森林定义存在不一致性, 这可能会导致森林变化评估存在偏差 (图3)。大部分森林定义包含郁闭度、区域面积、区域宽度和树高4个要素, 但不同定义间要素阈值存在一定差异^[21]。此外, 部分森林定义没有考虑森林状态, 尽管不同状态的同一类型森林在生态系统服务方面存在较大差异。因此, 需要基于土地利用和土地覆被视角协同森林定义, 降低不同定义之间的森林要素阈值差异, 并关注定义中对不同森林状态的区分。

由于森林定义差异, 全球决策者和森林监测者对森林的调查和监测结果也存在较大差异。已有研究尝试对森林及其衍生物定义进行协调。例如de Oca等^[21]对比了现有森林砍伐定义, 并提出协调不同森林砍伐定义参考框架以帮助森林砍伐的管理。根据已有不同国际环境和林业组织的森林定义, 本文整合形成基于“视角—要素—阈值”的森林定义框架 (图4): 管理者可以结合不同管理目标和社会需求, 从土地利用或土地覆被视角定义森林^[68]; 在此基础上, 由于已有较多定义只规定一个或两个森林要素, 有必要补充森林定义中的基本要素以减少不同定义间的内涵差异^[22, 26, 54], 并说明各个要素阈值考虑的是森林现有状态还是成熟状态^[69]; 不同组织之间在确保定义不相互矛盾的情况下选择基于具体管理目标或特定社会需求的合理阈值。

4.2 开发精细化的森林遥感数据集

森林遥感数据集精度主要受单一卫星传感器的影像质量问题和机器学习等方法产生

的误差影响。在卫星传感器方面,轨道漂移、定标困难、传感器退化等问题均会对遥感数据的质量产生影响^[70]。由于观测过程中的大气污染及云雾影响,光学遥感影像可获取信息缺失严重^[71]。在分类方法方面,受限于数据计算与存储能力,当前森林遥感数据集主要通过物理模型或机器学习,分类精度仍有待提升^[72]。此外,目前森林遥感产品通常没有区分类型,尤其是人工林和天然林。区分不同森林类型对于森林的可持续管理具有重要意义。因此,融合多源数据,发展大尺度深度学习方法,并区分不同森林类型是开发精细化森林遥感数据集的关键。

在提高森林遥感产品的时空分辨率方面,未来可以通过多源数据融合方法,整合光学遥感和微波遥感进行森林遥感制图。光学遥感通过提取地物反射光谱特征获取信息,具有时间连续、时空分辨率较高及易于获取等优点^[73];微波遥感对云雨具有强大穿透力,可以弥补光学遥感影像缺失不足,在森林识别方面具有潜力^[74]。通过加强不同数据源协同反演,联合光学遥感与星载微波、雷达等传感器,形成高质量森林遥感数据产品,有利于弥补单一传感器遥感影像缺失及质量较低缺陷^[75]。在分类方法方面,未来应关注不同林种间的光谱特征差异,采用经验公式或物理模型的方法识别不同林种。此外,深度学习是近年来引起广泛关注的一种富有潜力的工具,专注于大规模、深度的人工神经网络^[72]。深度学习在遥感图像的多尺度、多层次特征提取以及从低层次到高层次的特征组合方面具有很大优势,可应用于不同林种识别^[76]。

4.3 厘定森林遥感数据集适用范围

不同森林遥感数据集在时空分辨率、分类详尽程度和精度方面存在一定差异(表2)。数据使用者在使用森林遥感数据集时需要结合需求特征选择特定定义、时空分辨率和林种分类的数据集。为了满足不同使用者的需求,MCD12Q1产品包括了国际地圈—生物圈计划分类系统、马里兰大学分类系统^[61]、MODIS LAI/FPAR算法使用系统^[77]、Running等提出的8-Biome分类系统^[78]和Bonan等提出的12类植被类型分类系统共5种不同的土地覆盖分类^[79],在综合已有森林数据集定义基础上,为用户提供了更高空间分辨率和更长时序的森林遥感数据集。由于同一产品在全球不同区域的精度差异也较大,数据使用者需要从关注区域、研究目的、数据精度和时空分辨率等需求角度出发选择适用数据集。

根据全球森林遥感产品现状,确定森林遥感数据集适用范围将有利于数据使用者按需选择。未来可以建设森林遥感数据共享平台,厘清每一个数据集的适用森林定义、时空分辨率及在全球和局地区域的数据精度,进一步提升数据可使用性。目前已存在一些数据共享网站。例如,欧洲哥白尼计划建立的网站(<https://dataspace.copernicus.eu/>)将数据按主题和分辨率进行分类,并提供了数据使用手册、校正报告和精度验证结果^[49],但仍缺少以森林遥感产品为主题的数据共享中心。为了促进数据产品间的直观对比及同一产品间的不同区域精度对比,方便数据使用者根据森林定义及时空分辨率选择森林遥

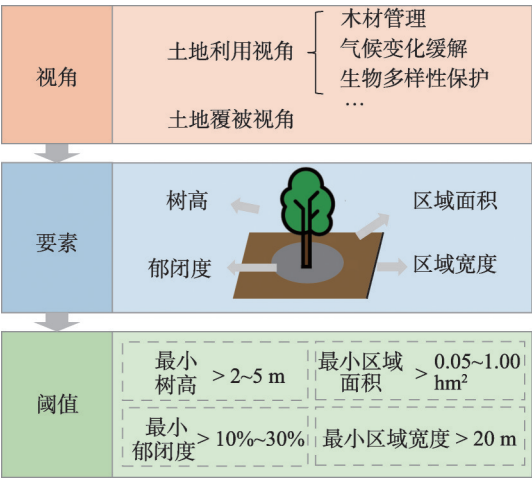


图4 基于“视角—要素—阈值”的森林定义框架
Fig. 4 The framework of forest definition based on "perspective-element-threshold"

感数据集, 应以森林遥感产品为核心, 通过地图可视化方式向数据使用者展示数据集定义、时空分辨率、分类类别及在不同区域精度, 进一步提升森林遥感数据集的可使用性。

参考文献(References)

- [1] Li Y, Sulla-Menashe D, Motesharrei S, et al. Inconsistent estimates of forest cover change in China between 2000 and 2013 from multiple datasets: Differences in parameters, spatial resolution, and definitions. *Scientific Reports*, 2017, 7: 8748. DOI: 10.1038/s41598-017-07732-5.
- [2] Chazdon R L, Brancalion P H S, Laestadius L, et al. When is a forest a forest? Forest concepts and definitions in the era of forest and landscape restoration. *Ambio*, 2016, 45: 538-550.
- [3] Liu Xiaoyan, Liu Changming, Yang Shengtian, et al. Influences of shrubs-herbs-arbor vegetation coverage on the runoff based on the remote sensing data in Loess Plateau. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(11): 1595-1603. [刘晓燕, 刘昌明, 杨胜天, 等. 基于遥感的黄土高原林草植被变化对河川径流的影响分析. *地理学报*, 2014, 69(11): 1595-1603.]
- [4] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. High-Resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 2013, 342(6160): 850-853.
- [5] Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, et al. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1): 168-182.
- [6] Liu H, Gong P, Wang J, et al. Annual dynamics of global land cover and its long-term changes from 1982 to 2015. *Earth System Science Data*, 2020, 12(2): 1217-1243.
- [7] Karra K, Kontgis C, Statman-Weil Z, et al. Global land use/land cover with Sentinel-2 and deep learning. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS*, 2021: 4704-4707.
- [8] Meraner A, Ebel P, Zhu X X, et al. Cloud removal in Sentinel-2 imagery using a deep residual neural network and SAR-optical data fusion. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 333-346.
- [9] Shimada M, Itoh T, Motooka T, et al. New global forest/non-forest maps from ALOS PALSAR data (2007-2010). *Remote Sensing of Environment*, 2014, 155: 13-31.
- [10] Chen J, Chen J, Liao A P, et al. Global land cover mapping at 30m resolution: A POK-based operational approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 103: 7-27.
- [11] Zanaga D, Van De Kerchove R, De Keersmaecker W, et al. ESA WorldCover 10 m 2020 v100 (Version v100) [Data set]. Zenodo, 2021.
- [12] FAO. Comparison of forest area and forest area change estimates derived from FRA 1990 and FRA 2000. *Forest Resources Assessment Working Paper 59*, 2000.
- [13] Loveland T R, Belward A S. The IGBP-DIS global 1 km land cover data set, DISCover: First results. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(15): 3289-3295.
- [14] Herold M, Woodcock C E, d'Gregorio A, et al. A joint initiative for harmonization and validation of land cover datasets. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(7): 1719-1727.
- [15] Verchot L V, Zomer R, van Straaten O, et al. Implications of country-level decisions on the specification of crown cover in the definition of forests for land area eligible for afforestation and reforestation activities in the CDM. *Climatic Change*, 2007, 81(3): 415-430.
- [16] Cubbage F, Harou P, Sills E. Policy instruments to enhance multi-functional forest management. *Forest Policy and Economics*, 2007, 9(7): 833-851.
- [17] MacDicken K G. Global forest resources assessment 2015: What, why and how? *Forest Ecology and Management*, 2015, 352: 3-8.
- [18] FAO. Workshop on tropical secondary forest management in Africa: Reality and perspectives. Rome, 2003.
- [19] Grainger A. Difficulties in tracking the long-term global trend in tropical forest area. *PNAS*, 2008, 105(2): 818-823.
- [20] Chapin F S, Pickett S T A, Power M E, et al. Earth stewardship: A strategy for social-ecological transformation to reverse planetary degradation. *Journal of Environmental Studies and Sciences*, 2011, 1: 44-53.
- [21] de Oca A I, Gallardo-Cruz J A, Ghilardi A, et al. An integrated framework for harmonizing definitions of deforestation. *Environmental Science & Policy*, 2021, 115: 71-78.
- [22] Hale T, Held D. *Handbook of Transnational Governance*. Cambridge: Polity Press, 2011.
- [23] Selbmann K, Ide T. Between redeemer and work of the devil: The transnational Brazilian biofuel discourse. *Energy for Sustainable Development*, 2015, 29: 118-126.
- [24] Coulston J W, Reams G A, Wear D N, et al. An analysis of forest land use, forest land cover and change at policy-relevant scales. *Forestry*, 2014, 87: 267-276.

- [25] Vidal C, Lanz A, Tomppo E, et al. Establishing forest inventory reference definitions for forest and growing stock: A study towards common reporting. *Silva Fennica*, 2008, 42(2): 247-266.
- [26] Stringer L C. Reviewing the International Year of Deserts and Desertification 2006: What contribution towards combating global desertification and implementing the United Nations Convention to Combat Desertification? *Journal of Arid Environments*, 2008, 72(11): 2065-2074.
- [27] Tompkins E L, Amundsen H. Perceptions of the effectiveness of the United Nations Framework Convention on Climate Change in advancing national action on climate change. *Environmental Science & Policy*, 2008, 11(1): 1-13.
- [28] Schuck A, Päivinen R, Hytönen T, et al. Compilation of Forestry Terms and Definitions. European Forest Institute, 2002.
- [29] Giessen L, Krott M, Möllmann T. Increasing representation of states by utilitarian as compared to environmental bureaucracies in international forest and forest-environmental policy negotiations. *Forest Policy and Economics*, 2014, 38: 97-104.
- [30] Ma Zhuanzhuan, Zhang Quanzhi, Wang Chuankuan. Long-term dynamics in litter production and their environmental drivers in six temperate forest types. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(17): 7307-7316. [马转转, 张全智, 王传宽. 六种温带森林类型凋落物量长期动态及其环境驱动. *生态学报*, 2023, 43(17): 7307-7316.]
- [31] Barlow J, Gardner T A, Araujo I S, et al. Quantifying the biodiversity value of tropical primary, secondary, and plantation forests. *PNAS*, 2007, 104(47): 18555-18560.
- [32] Dai L M, Li S L, Zhou W M, et al. Opportunities and challenges for the protection and ecological functions promotion of natural forests in China. *Forest Ecology and Management*, 2018, 410: 187-192.
- [33] FAO. Global forest resources assessment 2015. FAO forestry paper No.1. Rome, 2015.
- [34] Margono B A, Potapov P V, Turubanova S, et al. Primary forest cover loss in Indonesia over 2000-2012. *Nature Climate Change*, 2014, 4(8): 730-735.
- [35] Sabatini F M, Burrascano S, Keeton W S, et al. Where are Europe's last primary forests? *Diversity and Distributions*, 2018, 24(10): 1426-1439.
- [36] Chazdon R L, Peres C A, Dent D, et al. The potential for species conservation in tropical secondary forests. *Conservation Biology*, 2009, 23(6): 1406-1417.
- [37] Liu Shirong, Yang Yujing, Wang Hui. Development strategy and management countermeasures of planted forests in China: Transforming from timber-centered single objective management towards multi-purpose management for enhancing quality and benefits of ecosystem services. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(1): 1-10. [刘世荣, 杨予静, 王晖. 中国人工林经营发展战略与对策: 从追求木材产量的单一目标经营转向提升生态系统服务质量和效益的多目标经营. *生态学报*, 2018, 38(1): 1-10.]
- [38] Peterken G F. Ecological effects of introduced tree species in Britain. *Forest Ecology and Management*, 2001, 141(1): 31-42.
- [39] Zhu Jianjia, Dai Erfu, Zheng Du, et al. Characteristic of tradeoffs between timber production and carbon storage for plantation under harvesting impact: A case study of Huitong National Research Station of Forest Ecosystem. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(1): 152-163. [朱建佳, 戴尔阜, 郑度, 等. 采伐影响下人工林木材生产与固碳功能权衡特征: 以湖南会同森林生态实验站为例. *地理学报*, 2018, 73(1): 152-163.]
- [40] Lewis S L, Wheeler C E, Mitchard E T A, et al. Regenerate natural forests to store carbon. *Nature*, 2019, 568: 25-28.
- [41] Wang S, Zhou L, Chen J, et al. Relationships between net primary productivity and stand age for several forest types and their influence on China's carbon balance. *Journal of Environmental Management*, 2011, 92(6): 1651-1662.
- [42] Butler T. Olympic National Park Glossary. Washington DC: Olympic National Park, 1998.
- [43] Lund H G. Forest classification: A definitional quagmire. *The World's Natural Forests and Their Role in Global Processes*, 1999.
- [44] Putz F E, Redford K H. The importance of defining 'forest': Tropical forest degradation, deforestation, long-term phase shifts, and further transitions. *Biotropica*, 2010, 42: 10-20.
- [45] Xu Siruo, Cheng Zhiying, Na Xueying, et al. Change and potentiality prediction of forest carbon sink and its economic value in Heilongjiang Province. *Chinese Journal of Ecology*, 2024, 43(1): 197-205. [徐思若, 成志影, 那雪迎, 等. 黑龙江省森林碳汇及其经济价值的变化分析与潜力预测. *生态学杂志*, 2024, 43(1): 197-205.]
- [46] Keeton W S, Kraft C E, Warren D R. Mature and old-growth riparian forests: Structure, dynamics, and effects on adirondack stream habitats. *Ecological Applications*, 2007, 17: 852-868.
- [47] Burrascano S, Keeton W S, Sabatini F M, et al. Commonality and variability in the structural attributes of moist temperate old-growth forests: A global review. *Forest Ecology and Management*, 2013, 291: 458-479.
- [48] Bai Wanqi, Zhang Yili, Bao Weikai. Landscape patterns and dynamics in the upper reaches of the Dadu River. *Journal of Natural Resources*, 2003, 18(1): 75-80. [摆万奇, 张懿锂, 包维楷. 大渡河上游地区景观格局与动态. *自然资源学*

- 报, 2003, 18(1): 75-80.]
- [49] Qiu Sijing, Hu Tao, Hu Yina, et al. Remote sensing based global vegetation products: From vegetation spectral index to fusion datasets. *Acta Geographica Sinica*, 2022, 77(5): 1102-1119. [邱思静, 胡涛, 胡熠娜, 等. 从光谱指数到融合数据集的全球植被遥感数据产品. *地理学报*, 2022, 77(5): 1102-1119.]
- [50] Justice C O, Holben B N, Gwynne M D. Monitoring East African vegetation using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(11): 1453-1474.
- [51] Pinzon J E, Tucker C J. A non-stationary 1981-2012 AVHRR NDVI3g time series. *Remote Sensing*, 2014, 6(8): 6929-6960.
- [52] Friedl M A, McIver D K, Hodges J C F, et al. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 287-302.
- [53] Hansen M C, DeFries R S, Townshend J R G, et al. Global percent tree cover at a spatial resolution of 500 meters: First results of the MODIS vegetation continuous fields algorithm. *Earth Interactions*, 2003, 7(10): 1-15.
- [54] Loveland T R, Dwyer J L. Landsat: Building a strong future. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 122: 22-29.
- [55] Gong P, Wang J, Yu L, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7): 2607-2654.
- [56] Zhang X, Liu L Y, Chen X D, et al. GLC_FCS30: global land-cover product with fine classification system at 30m using time-series Landsat imagery. *Earth System Science Data*, 2021, 13: 2753-2776.
- [57] Wigneron J P, Kerr Y, Waldteufel P, et al. L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) Model: Description and calibration against experimental data sets over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 107(4): 639-655.
- [58] Rosenqvist A, Shimada M, Ito N, et al. ALOS PALSAR: A pathfinder mission for global-scale monitoring of the environment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(11): 3307-3316.
- [59] Wu Bingfang, Zhang Miao. Remote sensing: Observations to data products. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(11): 2093-2111. [吴炳方, 张森. 从遥感观测数据到数据产品. *地理学报*, 2017, 72(11): 2093-2111.]
- [60] ESA. Land Cover CCI Product User Guide Version 2, 2017. http://maps.elie.ucl.ac.be/CCI/viewer/download/ESACCI-LC-Ph2-PUGv2_2.0.pdf.
- [61] Hansen M C, Defries R S, Townshend J R G. Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(6/7): 1331-1364.
- [62] Sexton J O, Song X P, Feng M, et al. 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*, 2013, 6(5): 427-448.
- [63] Hengl T, Walsh M G, Sanderman J, et al. Global mapping of potential natural vegetation: An assessment of machine learning algorithms for estimating land potential. *PEERJ*, 2018, 6: e5457. DOI: 10.7717/peerj.5457.
- [64] Kosmidou V, Petrou Z, Bunce R G H, et al. Harmonization of the Land Cover Classification System (LCCS) with the General Habitat Categories (GHC) classification system. *Ecological Indicators*, 2014, 36: 290-300.
- [65] Wang J, Zhao Y Y, Li C C, et al. Mapping global land cover in 2001 and 2010 with spatial-temporal consistency at 250 m resolution. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 103: 38-47.
- [66] Sedano F, Gong P, Ferrão M. Land cover assessment with MODIS imagery in southern African Miombo ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 98(4): 429-441.
- [67] Frey K E, Smith L C. How well do we know northern land cover? Comparison of four global vegetation and wetland products with a new ground-truth database for West Siberia. *Global Biogeochemical Cycles*, 2007, 21(1): GB1016. DOI: 10.1029/2006GB002706.
- [68] Colson F, Bogaert J, Filho A C, et al. The influence of forest definition on landscape fragmentation assessment in Rondônia, Brazil. *Ecological Indicators*, 2009, 9(6): 1163-1168.
- [69] Lund H G. When is a forest not a forest? *Journal of Forestry*, 2002, 100: 21-27.
- [70] Brunel P, Marsouin A. Operational AVHRR navigation results. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(5): 951-972.
- [71] Sagan V, Peterson K T, Maimaitijiang M, et al. Monitoring inland water quality using remote sensing: Potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing. *Earth-Science Reviews*, 2020, 205: 103187. DOI: 10.1016/j.earscirev.2020.103187.
- [72] Yuan Q Q, Shen H F, Li T W, et al. Deep learning in environmental remote sensing: Achievements and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 241: 111716. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111716.
- [73] Beamish A, Reynolds M K, Epstein H, et al. Recent trends and remaining challenges for optical remote sensing of Arctic tundra vegetation: A review and outlook. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 246: 111872. DOI: 10.1016/j.

rse.2020.111872.

- [74] Ward D P, Petty A, Setterfield S A, et al. Floodplain inundation and vegetation dynamics in the Alligator Rivers region (Kakadu) of northern Australia assessed using optical and radar remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 147: 43-55.
- [75] Hu T, Hu Y, Dong J, et al. Integrating Sentinel-1/2 data and machine learning to map cotton fields in northern Xinjiang, China. *Remote Sensing*, 2021, 13(23): 4819. DOI: 10.3390/rs13234819.
- [76] Brandt M, Tucker C J, Kariryaa A, et al. An unexpectedly large count of trees in the West African Sahara and Sahel. *Nature*, 2020, 587(7832): 78-82.
- [77] Lotsch A, Tian Y, Friedl M A, et al. Land cover mapping in support of LAI and FPAR retrievals from EOS-MODIS and MISR: Classification methods and sensitivities to errors. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(10): 1997-2016.
- [78] Running S W, Loveland T R, Pierce L L, et al. A remote sensing based vegetation classification logic for global land cover analysis. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(1): 39-48.
- [79] Bonan G B, Levis S, Kergoat L, et al. Landscapes as patches of plant functional types: An integrating concept for climate and ecosystem models. *Global Biogeochemical Cycles*, 2002, 16(2): 1021. DOI: 10.1029/2000GB001360.

Forest definitions collaboration based on global remote sensing data products

HU Tao¹, PENG Jian¹, DONG Jianquan², XIAO Shancai¹, XIA Pei¹

(1. Laboratory for Earth Surface Processes, Ministry of Education, College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China; 2. College of Landscape Architecture, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: Forest definitions and remote sensing datasets provide a conceptual basis for monitoring forest change. In this study, we present an overview of forest definitions from the views of land use and land cover, introduce the forest categorization from three aspects: growth mode, forest age and canopy density, and review the evolution of forest remote sensing dataset from single sensor to optical and microwave remote sensing. Additionally, the differences in forest definition between various remote sensing data sets were compared from three perspectives: the threshold for forest elements, the level of classification and the spatial resolution. The shortcomings in product accuracy verification were summarized using data consistency, validation samples, and regional accuracy differences. In the future, the forest definition should be further coordinated based on the forest definition framework of "perspective- factor- threshold", and the area estimation bias caused by the different factor thresholds in the forest definition should be minimized. Meanwhile, deep learning and multi-source remote sensing data should be applied to produce accurate forest remote sensing data sets, especially for identifying various forest species. Finally, platforms for forest remote sensing datasets sharing need to be built to clarify the forest definition, spatio- temporal resolution, and data accuracy of the datasets.

Keywords: forest definition; forest remote sensing products; accuracy validation; application scope