

# 森林地上生物量遥感反演方法综述

刘茜<sup>1,2</sup>, 杨乐<sup>1</sup>, 柳钦火<sup>1</sup>, 李静<sup>1</sup>

1. 中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要:** 森林地上生物量反演对理解和监测生态系统及评估人类生产生活的影响有着重要作用, 日益发展的遥感技术使全球及大区域的生物量估算成为可能。近年来, 不同的遥感技术和反演方法被广泛用于估算森林生物量。本文首先总结了现有的全球及区域生物量产品及其不确定性, 然后综述了 3 类方法在森林地上生物量遥感反演中的应用, 即基于单源数据的参数化方法、基于多源数据的非参数化方法和基于机理模型的反演方法, 阐述了各类反演方法的特点、优势及局限性。最后从机理模型研究、多源遥感数据协同、生物量季节变化研究和遥感数据源不断丰富 4 个方面对今后的生物量遥感反演研究进行了展望。

**关键词:** 森林地上生物量, 多元回归, 非参数化, 机理模型

中图分类号: TP79 文献标志码: A

引用格式: 刘茜, 杨乐, 柳钦火, 李静. 2015. 森林地上生物量遥感反演方法综述. 遥感学报, 19(1): 62-74

Liu Q, Yang L, Liu Q H and Li J. 2015. Review of forest above ground biomass inversion methods based on remote sensing technology. Journal of Remote Sensing, 19(1): 62-74 [DOI: 10.11834/jrs.20154108]

## 1 引言

森林是陆地生态系统的主体, 大约覆盖了 30% 的地球陆表, 在陆地生态系统碳循环、水循环以及辐射能量交换中扮演着重要角色, 在人类生产生活中起着重要作用, 了解森林的现状及其变化对生态系统及人类生活至关重要。鉴于此, 全球森林资源评估报告 (Global Forest Resources Assessment, FRA) 从最初仅关心森林蓄积量扩充到现在的森林生物多样性、碳储量及其社会效益 (Lindquist 等, 2012)。在全球的碳循环中存在“失踪的碳汇” (missing carbon sink), 即人类活动的化石燃料和土地利用变化向大气排出的二氧化碳大于大气圈储存的碳加上海洋能净吸收的碳以及森林吸收的碳 (Friedlingstein 等, 2010)。虽然这些结果采用了不同的数据源和多种模型进行估算, 但不同的研究均指出了“失踪的碳汇”的存在, 该汇的位置和强度存在着很大的不确定性, 这个差值约为  $2.7 \pm 1$  (Pg C/a) (Hall

等, 2011)。有研究指出这些失踪的碳汇最有可能存在于陆地生态系统中, 特别是森林生态系统 (Le Quéré 等, 2009)。森林是陆地上最大的碳储库和最经济的吸碳器, 目前人类对于森林生态系统的认识非常欠缺, 森林地上生物量 AGB (Aboveground Biomass) 的精确估算能够大大减小碳储量估测的不确定性。

在森林生物量研究中, 包括传统测量方法以及遥感监测手段。传统的测量方法有实测法和材积模型估测法, 这些方法精度高, 所获取的数据可以用作反演模型的构建及数据验证, 但是需要耗费大量的人力、物力和财力, 并对森林植被具有破坏性。与之相比, 日益发展的遥感技术具有快速、准确、对森林无破坏性并能进行宏观监测的优势, 使得遥感成为获取森林地上生物量的主要途径。对 1995 年以来遥感估算森林生物量的国内外文献进行了统计 (图 1) 结果表明, 利用遥感技术反演生物量的研究成果越来越受关注, 特别是最近五年。本文首先

收稿日期: 2014-04-17; 修订日期: 2014-06-25; 优先数字出版日期: 2014-07-02

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (编号: 2012AA12A306); 国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (编号: 2013CB733401); 国家自然科学基金 (编号: 41271366)

第一作者简介: 刘茜 (1987—), 女, 硕士研究生, 现从事遥感森林生物量反演研究。E-mail: qianqian\_8707@163.com

通信作者简介: 杨乐 (1981—), 女, 助理研究员, 主要从事微波模型与植被参数反演研究。E-mail: yangle@radi.ac.cn

综述了现有的区域及全球范围的森林生物量产品, 然后分别阐述了基于遥感数据进行森林生物量反

演的研究方法及其进展, 最后从 4 个方面对今后的生物量研究工作进行了展望。

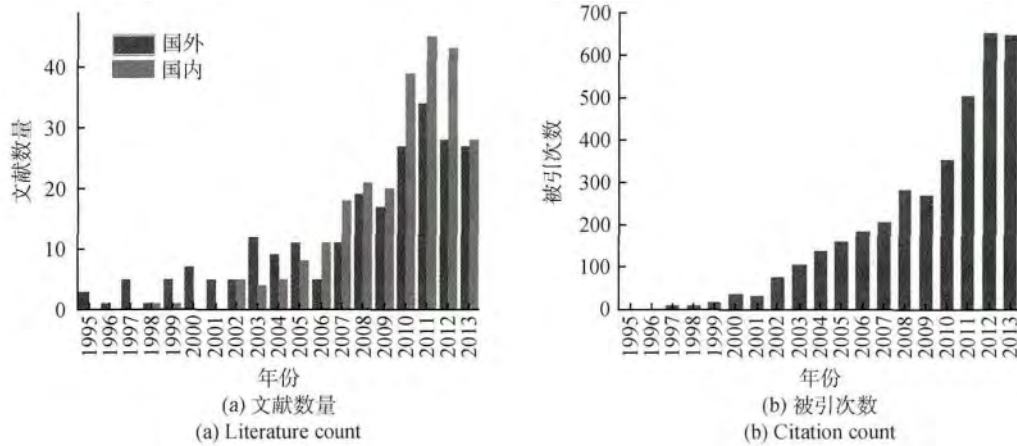


图 1 每年遥感估算森林生物量发表文献数量及被引次数  
Fig. 1 Yearly literature count and citation count related to AGB estimation using RS data

## 2 全球和区域生物量产品及其不确定性

大区域范围的森林生物量估算一直是林业研究的热点和难点, 掌握区域及全球的森林生物量和碳储量对了解整个生态系统的变化有很大的帮助,

并能为宏观制定全球气候变化减缓政策及森林资源管理提供可靠的支撑和依据。在 2008 年前, 全球的生物量数据 ( Kindermann 等, 2008; Ruesch 和 Gibbs 2008) 大都是基于全球的地物分类图, 给出每一类型的代表值估算得到, 并不是真正意义上的生物量测量结果。近年来已有研究者发表了全球及区域的生物量、碳储量反演结果( 表 1) 。

表 1 区域/全球森林地上生物量和碳储量产品  
Table 1 Regional/global AGB and carbon stock product

区域	分辨率	基准时间	数据	精度/不确定性	参考文献
全球热带	1 km	2000	GLAS、MODIS、SRTM、QSCAT 和地面数据	$\pm 30\%$ 、 $\pm 38\%$	( Saatchi 等 2011)
全球热带	500 m	2010	GLAS、MODIS 和地面数据	$\pm 21\%$	( Baccini 等 2012)
非洲	1 km	2003	GLAS、MODIS 和地面数据	$R^2 = 0.82$ RMSE = 0.0505 t/ha	( Baccini 等 2008)
欧洲	500 m	2000	NFI 实测数据、MODIS、气象数据、CLC2000 数据和 VCF	$r = 0.97$ RMSE = 32 m <sup>3</sup> /ha	( Gallaun 等 2010)
大湄公河次区域	300 m	2006	LiDAR ( GLAS、LiteMapper-5600 )、Envisat/MERIS、SRTM、地面数据、GLC2005、WWF 全球生态区数据和土壤类型数据	$r = 0.7$ error = 34 t/ha	( 庞勇 等 2011)
东北亚	500 m	2000—2006	GLAS、MODIS、TM/ETM+、PALSAR 和地面森林调查数据	-1.82%、-4.59%、 -24.41%、14.67%	( 付安民 2008)
美国	250 m	2001	MODIS、NLCD、地形数据、月(年)气象数据和其他辅助信息	$r = 0.92$ 、0.31	( Blackard 等 2008)
美国	240 m	2000	ETM+、InSAR ( SRTM )、FIA 数据、NLCD2001 和 NED 地形数据	$r = 0.7$ MSE = 139 t/ha	( Kellndorfer 等 2013)
中国	500 m	2006	GLAS、MODIS 和森林资源调查数据	$R^2 = 0.727$	( 池泓 2011)

注: GLC: 全球土地覆盖产品; NFI: 国家森林调查数据; VCF: MODIS 植被覆盖产品; NLCD: 全国土地类型数据集; FIA: 森林调查分析数据; NED: USGS 高程数据; 精度评价指标  $R^2$  为决定系数;  $r$  为相关系数; 百分数表示相对误差; RMSE 表示均方根误差; MSE 表示均方差; error 表示模型平均绝对误差。

美国 Woods Hole 研究所 Baccini 等利用星载激光雷达(ICESat GLAS)数据、光学 MODIS 数据和地面实测数据,采用回归决策树的方法首次反演了非洲(Baccini 等, 2008)及全球热带区域(澳洲除外)的地上生物量和碳储量(Baccini 等, 2012)。美国加州理工学院喷气动力实验室的 Saatchi 等人(2011)利用地面实测地上生物量、全球的 GLAS 数据、光学 MODIS 数据、微波散射计数据及地表高程数据等,采用机器学习的最大熵方法,对全球热带地区的生物量及碳储量进行了反演,整个研究区的平均地上生物量不确定性为  $\pm 30\%$ ,总的碳储量估算误差为  $\pm 38\%$ 。Gallaun 等人(2010)计算了整个欧洲的森林蓄积量,进而换算成生物量及碳储量,不区分针、阔叶林,每公顷实测和估算立木蓄积量之间相关系数  $r=0.97$ ,均方根误差为  $32 \text{ m}^3/\text{ha}$ 。中国林业科学院庞勇等人(2011)基于星地协同观测数据,利用 Cubist 决策树方法建立了大湄公河次区域的生物量估算模型,连续覆盖森林地上生物量估计的总体模型平均绝对误差为  $34 \text{ t}/\text{ha}$ ,相关系数  $r=0.7$ ;估算的区域森林生物量总量为 62.72 亿吨,结果与联合国粮食及农业组织 2010 年发布的森业资源评估报告(FAO2010)平均差异为 13.3%。付安民(2008)对东北亚地区选择了地理位置不同的 4 幅林相图与生物量预测值进行比较,北部大兴安岭壮林和锡霍特山北部地区生物量采样点相对变化量较小,仅为  $-1.82\%$  和  $-4.59\%$ ;南部区域露水和锡霍特南部地区的相对变化量较大,分别为  $-24.41\%$  和  $14.67\%$ 。根据森林地上生物量图分析,俄罗斯和中国区域的 AGB 分别为  $3.65 \times 10^7 \text{ t}$  和  $1.11 \times 10^8 \text{ t}$ 。Blackard 等人(2008)利用决策树方法制成了美国地上生物量分布图,模型的相关系数由波多黎各的 0.92 降到南方地区的 0.31,西部地区比东部地区精度要高。通过地上生物量图进一步制成了碳储量分布图,除夏威夷和波多黎各外,总碳储量为  $18.08 \text{ Pg C}$ ,波多黎各的地上生物量碳储量为  $53.4 \text{ Mg C}$ 。Kellndorfer 等人(2013)利用地面调查数据、Landsat ETM+ 和 InSAR 数据建立经验关系,对比了美国森林调查分析数据 FIA 和模型估算的生物量,相关系数  $r=0.7$ ,均方差为  $139 \text{ t}/\text{ha}$ 。池泓(2011)估算了全中国的地上生物量,对结果分别从样点、区域范围及省级行政区划范围 3 个方面进行了验证,估算结果与样本数据对比的  $R^2=0.727$ ,其中,东北和西南地区  $R^2$  均达到 0.8 以上,华北和东南地区  $R^2$  分别为 0.578 和 0.433。

由此可见,目前大区域生物量反演采用的都是多源数据,包括激光雷达数据、光学数据和微波数据等,其中星载激光雷达的数据由于可以获取冠层高度信息,发挥了很大作用。从反演方法来看,几乎采用的都是非参数化的训练方法,需要大量的地面数据支持。从反演精度上看,虽然评价方法不同,但百分比误差约为  $2\%—40\%$ 。

### 3 基于单源数据的参数化方法—多元回归

在相对于全球以及国家尺度的小研究区内,采用单一数据源,如被动光学数据、雷达数据、激光雷达数据也有大量的研究工作,下面分别进行介绍。

#### 3.1 被动光学遥感数据

在利用光学遥感影像估算生物量的研究中,使用的遥感数据有 NOAA/AVHRR、MODIS、Landsat TM/ETM+、SPOT、QuickBird、WorldView 以及 ALOS/PRISM 等。目前利用单一光学遥感数据反演森林生物量多采用统计回归的方法,即通过遥感影像得到的信息参数和材积方程计算得到的生物量建立关系,进而估算没有实测数据区域的生物量。光学遥感影像可提供的信息参数包括植被指数、叶面积指数 LAI、吸收光和有效辐射 APAR 以及图像变换得到的各分量,高分辨率影像还可以充分利用纹理特征反映更详细的森林遥感信息,而林龄、土地利用类型及地理位置等实测数据可用作模型的辅助信息。此外,基于立体测量得到的数字表面模型 DSM(Digital Surface Model)和无人机高重叠光学摄影点云数据在生物量估测中也有应用。

张佳华和符淙斌(1999)利用 AVHRR 影像分析和建立了光学植被指数、LAI 和 APAR 各参数之间的关系,进而构建生物量估测模型。郭志华等人(2002)利用 TM 影像和样方调查数据,分析了影像各波段线性和非线性组合及植被指数与材积的相关性,筛选出重要因子,分别建立阔叶林和针叶林材积的光谱估算模型,用于估测粤西及附近地区的森林生物量和森林覆盖度。Tan 等人(2007)利用 18 年的年 NDVI 最大值的平均值与实测生物量建立了统计关系,模型精度  $R^2=0.56$ 。遥感影像除了能够获取各波段组合的植被指数外,还可以通过图像变换,如主成分分析和穗帽变换,获取更多的遥感信息。在对河北围场满族自治县落叶松林的研究

中 邢素丽等人(2004) 计算了 ETM 的 1—5 波段以及第 7 波段主成分分析第一分量, 以及缨帽变换的亮度、绿度分量及其线性组合归一化植被指数 TDVI 和比值植被指数 TRVI, 经过逐点比较表明 1/ETM3 与落叶松林生物量相关性最强( $r = 0.878$ )。杨存建等人(2004) 利用云南西双版纳热带雨林的生物量与 TM 数据缨帽变换得到的亮度、绿度和湿度, 主成分变换的第 1—5 主成分以及植被指数之间的相关性进行了分析。

纹理特征是遥感图像的重要特征, 高空间分辨率遥感影像的应用使基于纹理特征的生物量估算成为可能。李明诗等人(2006) 利用 SPOT5 HRG 影像, 进行光谱特征变换和纹理测度提取, 并结合研究区地形特征对不同森林类型进行生物量估算模型构建与验证, 结果表明少数纹理特征如均值和方差在生物量估算中是有效的。Ouma 和 Tateishi (2006) 基于灰度共生矩阵和半方差模型提取纹理特征, 联合 QuickBird 影像的近红外光谱与森林 AGB 进行了对比分析, 采用单一变量估算时, 近红外光谱与方差纹理特征的模型精度最好( $R^2$  分别为 0.72 和 0.623), 当单一纹理特征与近红外波段联合估算时, 平均值和方差纹理特征的模型精度最高( $R^2$  分别为 0.768 和 0.763)。Eckert(2012) 通过对 WorldView-2 影像的处理, 得到植被指数、主成分以及纹理特征, 进而通过多元线性回归估算生物量。研究结果表明, 利用纹理信息可以使模型估算能力  $R^2$  达到 0.8 以上。

纬度、林龄及土地利用类型等信息可辅助生物量估算模型的构建, Myneni 等人(2001) 和 Dong 等人(2003) 利用 AVHRR 影像, 考虑纬度信息, 分析了加拿大等 6 个国家森林生长季的累积 NDVI 与生物量的关系, 建立了两者的拟合方程, 认为回归模型可以代表时空和生态尺度差异下生物量与 NDVI 的关系, 据此估算了北半球森林近 20 年的碳收支情况。为了提高反演精度, Zheng 等人(2004) 加入与森林生物量密切相关的林龄信息, 利用 ETM 影像和地面实测数据对美国威斯康辛州北部森林进行了研究, 通过多元回归估算了松树林和阔叶林的地上生物量, 经验证, 估算精度  $R^2$  为 0.67。在此基础上, Zheng 等人(2007) 又将 LAI 和土地利用类型信息考虑到估算模型中, 对贵州黎平县的针叶林、阔叶林及混交林进行了生物量估算, 总体森林生态系统的 AGB 模型精度  $R^2$  达到 0.895。

此外, 基于立体测量得到的 DSM 也被用于生物

量的估测, 如宫鹏(1999) 采集了加州 Marine 县两幅黑白航空照片立体相对, 利用数字摄影测量软件自动提取 DSM 并生成正射影像, 从 DSM 中可以测定树冠高度, 对正射影像设阈值可以获取树冠覆盖度, 从而有助于生物量估算。Ni 等人(2014) 利用 ALOS/PRISM 立体成像的点云数据得到 DSM, 联合美国的全国高程数据得到 30 m 分辨率的冠层高度图, 其结果与机载 LiDAR RH50 的  $R^2$  达到 0.74, 表明利用立体成像得到的冠层高度可以用来估算森林生物量。北京林业大学的冯仲科等人(2008) 发明了无人机航空摄影遥感森林计测方法, 采用无人机低空飞行器作为平台, 集数码相机、GPS 和陀螺平台为一体, 利用数字摄影技术, 连续获取有足够高度的相邻两张相片, 航向重叠达到 60% 以上, 旁向重叠达到 20% 以上, 进而得到郁闭度、树高、树冠直径和株数等因子。

上述研究表明, 光学影像可以提供丰富的冠层光谱及纹理信息, 并已广泛用于生物量估算中, 但是对于一个成熟的林分, 叶生物量在整个森林地上生物量中所占的比例大约不到 10% (Dobson 等, 1992), 光学影像对浓密植被的信号饱和是制约生物量反演的重要因素, 并且由于受天气状况影响, 使得光学影像在实际应用中存在很多局限性。

### 3.2 雷达遥感

目前, 可用的雷达数据主要有美国的 SIR-C, 日本 JERS-1、ALOS-PALSAR, 欧洲太空局(简称欧空局) ERS-1/2、ASAR, 加拿大 RADARSAT-1/2 和德国的 TerraSAR, 另有中国于 2012 年发射的 HJ-1C。针对现有雷达传感器在森林探测方法的不足, 欧空局在地球探索任务中提出了 Biomass 卫星计划, 旨在量化和监测全球生物量, 更好地掌握陆地生态系统碳储量和通量与植被气候模型的关系。该卫星覆盖范围从 70°N 到 56°S, 采用 P 波段极化干涉 SAR, 设计寿命为 5 年, 工作期间可以通过后向散射系数直接反演生物量, 也可以通过极化相干技术获取树高, 间接得到地上生物量(Le Toan 等 2011)。

下面从 SAR 后向散射系数、干涉 SAR 和极化干涉 SAR 3 个方面进行介绍。

#### 3.2.1 SAR 后向散射系数

Le Toan 等人(1992) 在对法国东南部森林的实验中获取了 SAR 测量数据与森林生物物理参数, 通

过回归分析发现后向散射系数与树高、树干生物量和胸径等有较好的相关性,其中 P-HV 与树干生物量相关性最高( $R^2 = 0.95$ ),对生物量的大小变化最敏感。在此研究基础上,Dobson 等人(1992)增加试验区,分析了 AIRSAR 的 P、L、C 波段在估算生物量时的敏感性,认为后向散射系数与森林生物量的线性相关性随冠层树叶和细枝散射及衰减的增强而减小,并且 P 波段 3 种极化方式的模型预测能力  $R^2$  均在 0.9 以上。Kasischke 等人(1997)和 Harrell 等人(1997)在相同试验区分别利用 AIRSAR 和 SIR-C 估算了南方松树林的生物量,前者在研究中指出,对于 SIR-C 的 L 波段,估算复杂的热带森林的生物量上限约为 100 t/ha,而对于单一树种的简单森林在 250 t/ha 左右达到饱和。宋茜和范文义(2011)在系统分析 ALOS PALSAR 的 L-HH 极化数据与大兴安岭地区森林各参数的关系后,指出后向散射系数与地上部分总生物量相关性最大,其次是干生物量,并比较了线性模型、指数模型和加入地理因子的模型,当入射角为  $41.5^\circ$  时,L-HH 波段极化估算饱和点为 154 t/ha。

上述研究结果表明,利用微波后向散射强度信息同样存在饱和性问题,在超过饱和点时要直接测量生物量是不可行的,可以加入冠层结构信息进行补充,这一点可以通过不同波长,不同极化方式的响应差异体现出来(Imhoff, 1995),因此利用多通道 SAR 数据来估测地上生物量具有一定的优势。Ranson 和 Sun(1994)利用 AIRSAR 的较长波段(P、L)与较短波段(C)交叉极化的比值进行了分析,对于 P-HV 和 L-HV 在生物量达到 157 t/ha 时趋于饱和,而 P-HV/C-HV 和 L-HV/C-HV 在生物量为 165—362 t/ha 时,虽然敏感性有所下降,但是其变化斜率在 0.05 的置信水平区间仍然显著。Englhart 等人(2011)联合多时相 X 和 L 波段,利用指数模型提高了生物量估测饱和点,模型拟合精度  $R^2$  达到 0.79,验证精度  $R^2$  为 0.53。此外,利用多时相,多角度数据也可以提高反演精度(Kurvonen 等, 1996)。

### 3.2.2 干涉 SAR(InSAR)

InSAR 技术可以获取包含地物信息的干涉相位和相干系数,利用同一目标的不同成像几何条件可以提取相干系数等信息,进而提高生物量的饱和点(Shi 等, 2012),已有学者将 InSAR 利用到生物量的反演中(Gaveau, 2002; Le Toan 等, 1992; Santoro 等,

2007)。通过对后向散射系数和干涉相干系数以及二者结合的回归分析发现,不论是 C 波段还是 L 波段数据,单独利用干涉信息估算生物量与单独利用后向散射系数相比精度明显改善(Luckman 等, 2000)。上述研究中均利用 InSAR 的相位或相干系数与生物量直接建立关系,而 InSAR 利用模型得到的树高代入经验建立起来的材积方程可以间接反演生物量。Neeff 等人(2005)利用机载干涉 SAR 得到 P 波段后向散射系数,根据地表面模型(P 波段)和森林冠层表面模型(X 波段)的差异得到森林植被的相干高度。结果表明,只用 P 波段后向散射系数估算巴西亚马逊流域的森林生物量时,  $R^2$  仅有 0.34,然而联合相干高度进行统计建模时,  $R^2 = 0.89$ ,精度明显提高。Solberg 等人(2010)根据 SRTM 的 X 波段得到的高度信息与生物量建立线性关系,成功反演了挪威南部针叶林的地上生物量,云杉林 RMSE = 24 t/ha,赤松林 RMSE = 17 t/ha,并且在生物量达到 250 t/ha 时,没有出现明显的饱和趋势。

### 3.2.3 极化干涉 SAR(PolInSAR)

极化干涉 SAR 是在极化、干涉理论的基础上发展起来的新技术,通过对极化和干涉信息的有效结合,使 PolInSAR 既具有 PolSAR 对植被散射体的形状、取向和介电特性非常敏感的特性,又兼备 InSAR 对空间分布敏感的特性,因此可以同时获取散射体的散射信息和空间结构特征(吴一戎等, 2007)。地表植被高度的反演是 PolInSAR 的应用热点之一,利用得到的树高代入生长方程可以间接得到森林地上生物量,如 Mette 等(2004)利用 L 波段 PolInSAR,根据 RVoG 模型反演得到树高,通过材积方程估算德国东部云杉生物量。极化相干层析(Polarimetric Coherence Tomography, PCT)是一种新的雷达成像技术,利用森林垂直结构函数的重建改进了传统的极化相干技术,并能够从物理上描述后向散射随高度变化的特性,PCT 的应用可以提高植被分类、生物量估算以及植被覆盖下表面参数提取的精度(Cloude, 2006)。罗环敏等人(2011)基于极化相干优化和非体散射去相干补偿的幅度—相位综合反演方法估计了树高,深入研究了基于 PCT 反演的雷达相对反射率函数估测 AGB 的方法,利用多元线性逐步回归方法建立了估测模型,结果表明,充分利用相对反射率函数信息可提高估算精度。Dinh Ho Tong 等人(2014)利用层析处理技术将热带森林 40 m 的树高

按 5 m 间隔分层,得到后向散射强度的垂直分布,应用到后向散射系数估算生物量的回归方程中,结果表明 30 m 高冠层处的后向散射系数与 AGB 的相关性最好,皮尔森相关系数为 0.84。

总体来看,微波具有全天候的优势,较长的微波波段能够穿透林冠,不仅能与树冠作用,也能获取树干、树枝的信息,进而可以全面和准确地估测森林生物量,检测森林生态系统的生物量变化。雷达遥感在森林生物量反演方面能够提供多种信息,并且新技术的发展也很快。单景 SAR 图像可以提供后向散射系数,InSAR 技术可以提供相干系数,PolINSAR 可以提供森林高度信息,PCT 可以提供地表和植被对后向散射的贡献比例系数。在研究中可以综合利用这几种雷达技术提供的信息,进一步降低雷达数据反演森林生物量的误差。虽然 SAR 在生物量反演中表现出较大的优势,但由于处理技术比较复杂,而且满足干涉处理条件的数据难以获取,目前还没有大范围的应用。

### 3.3 激光雷达数据

激光雷达技术是目前对地观测的前沿技术之一,其优势主要体现在能获取与生物量密切相关的树木高度及其垂直结构信息。主要分为记录完整波形的大光斑激光雷达和获取激光点云的小光斑激光雷达。目前发展的大光斑激光雷达系统主要有有机载 LVIS 和 SLICER 系统,星载 ICESat/GLAS 系统;小光斑激光雷达系统主要有瑞典的 TopEye 机载系统、TopoScan 系统,奥地利的 Riegler 系统和美国的 PALS 系统。其中星载的 ICESat/GLAS 数据在全球及大区域的生物量反演中发挥了巨大的作用。

学者在联合不同的激光雷达系统反演森林结构参数方面做了许多研究,Lefsky 等人(1999)利用机载 SLICER 激光雷达系统获取了冠层高度剖面图,得到了 4 种树高参数,分别有最大值、中值、平均值和高度均方值,并建立了与 AGB 的回归模型。Lefsky 等人(2005)又利用 GLAS 波形范围和 SRTM 地形数据构建多元回归模型,进行森林冠层高度估测,并利用得到的高度数据进行森林地上生物量反演。Boudreau 等人(2008)已知实测树木胸径,采用材积方程估算生物量,建立起与 PALS 回波数据的关系,之后用 PALS 估算的生物量与 GLAS 和 SRTM 数据建立新的回归方程,进而估测了整个魁北克森林区域的地上生物量,估算的标准偏差在 11—

26 t/ha 范围内。Næsset 和 Gobakken (2008)采用 LiDAR 回波数据的百分位高度变量和郁闭度变量,估测了挪威北部森林样地生物量,将树冠百分位高度和密度作为自变量,样地统计特征和龄级作为虚变量,树种作为连续变量构建了回归模型。黄克标等人(2013)在研究中利用机载 LiDAR 通过逐步回归建立生物量估测模型,利用该模型得到 GLAS 光斑的生物量,并与 GLAS 3 个波形指数建立回归关系,从而进行整个研究区的 AGB 制图。

以上研究表明,利用机载 LiDAR 高精度的估测结果作为训练样本,进行 GLAS 森林地上生物量估测建模是可行的,进而可以利用 GLAS 估算的生物量联合其他光学遥感影像参数及地面数据进行全球及区域的地上生物量估算。但在 2009 年 ICESat/GLAS 停止工作后,缺乏星载数据。

## 4 基于多源数据的非参数化方法

以上统计回归方法公式简单,便于计算,根据样点数据的统计关系便可得到遥感影像参数与反演变量的关系模型。然而,传统的统计回归方法并不能有效描述森林 AGB 与遥感数据间复杂的非线性关系,而且推导的关系往往只适用于该区域。为了提高生物量模型的非线性估测能力,学者将数据挖掘、机器学习类的方法(这里统称为非参数化方法)应用到森林 AGB 的遥感估算领域。下面介绍 4 种有代表性的算法:决策树、K 最近邻、神经网络和支持向量机(表 2)。

决策树 DT(Decision Tree)是一种逼近离散值函数的方法,可看作是一个树状预测模型,基本算法有随机森林 RF(Random Forest)和梯度提升决策树 GBDT(Gradient Boost Decision Tree)。在区域的生物量估算中,Baccini 等人(2008)利用 MODIS 反射率数据和实测生物量数据,基于 RF 建立了生物量估算模型,并首次反演了非洲地区的森林 AGB。庞勇等人(2011)和 Blackard 等人(2008)利用 Cubist 决策树回归方法将样本数据更好地分类建模并获得拟合度较高的估测模型,分别估算了大湄公河次区域和美国的森林 AGB。Carreiras 等人(2012)对比了 ALOS PALSAR 利用半经验方法和袋装随机梯度提升方法(BagSGB)估测生物量的结果,BagSGB 估算的森林 AGB 相关系数达到 0.95,RMSE 为 26.62 Mg/ha,其精度优于半经验方法。

表 2 4 种非参数化方法的对比及在森林生物量反演方面的应用  
Table 2 Comparison and application of non-parametric methods on AGB estimation

非参数化方法	优点	缺点	应用	参考文献
决策树集成方法	对噪声有很好的健壮性; 训练复杂度低、预测迅速、模型容易展示	过度拟合训练数据; 物理机理不明确	非洲地区森林 AGB; 大湄公河次区域; 美国 AGB; 几内亚 AGB	(Baccini 等, 2008); (庞勇等, 2011); (Blackard 等, 2008); (Carreiras 等 2012)
K 最近邻	能够保持参数间的一致性; 避免样本的不平衡问题	由于是计算密集型方法, 在实际应用中计算耗时; 物理机理不明确	瑞典南部挪威云杉, 欧洲赤松林; 欧洲中部挪威云杉; 热带森林; 吉林省西南部; 意大利阿尔卑斯山和地中海地区	(Holmström 和 Fransson, 2003); (Rahman 2006); (陈尔学等 2008); (Chirici 等, 2008)
人工神经网络	有效解决数据的非线性、非高斯和噪声等问题; 建模时不需给出具体的数学函数; 能够一次性引入或输出多个参量	过度拟合训练数据, 模型泛化能力弱; 物理机理不明确	小兴安岭南坡; 西伯利亚; 三峡库区; 马尾松林	(国庆喜和张锋, 2003); (Nelson 等 2009); (董立新等, 2011); (王轶夫等, 2013)
支持向量机	克服传统预测方法数据不足和过学习的缺陷; 在解决小样本、和高维问题中具有独特的优势	核函数的选择会对估测结果造成误差; 高维数据的冗余信息降低模型预测精度	祁连山林场; 印度尼西亚	(郭颖 2011); (Englhart 等, 2012)

K 最近邻 KNN (K Nearest Neighbours) 算法的思路简单直观, 依据最近邻的一个或几个样本的类别来判别待分类样本的所属类别。Holmström 和 Fransson (2003) 基于 SPOT、机载 SAR 以及地面实测样本数据, 将 KNN 算法用于瑞典南部挪威云杉和欧洲赤松林的森林 AGB 估测, RMSE 为  $37 \text{ m}^3/\text{ha}$ 。Rahman (2006) 利用 Landsat ETM+ 和样地数据, 首次尝试将 KNN 用于热带森林地区的 AGB 估测。陈尔学等人 (2008) 基于森林资源一类清查固定样地数据、Landsat TM 数据和土地利用数据, 研究了 KNN 用于小面积统计单元的森林蓄积量估测效果, 平均误差在  $1.5 \text{ m}^3/\text{ha}$ 。Chirici 等人 (2008) 采用 Landsat TM/ETM+ 和实测样本数据, 利用 KNN 对意大利两个地区的森林材积进行了研究, 在阿尔卑斯山地区, 估算结果的 RMSE 为  $74\text{--}96 \text{ m}^3/\text{ha}$ , 而地中海地区的 RMSE 为  $106\text{--}135 \text{ m}^3/\text{ha}$ 。

人工神经网络 ANN (Artificial Neural Network) 能够模拟人脑结构和功能处理和存储信息 (王轶夫等 2013), 其中, 误差逆传播 (BP) 神经网络在人工神经网络中应用最广, 以小兴安岭南坡为研究区, 国庆喜和张锋 (2003) 对 TM 影像和森林资源一类清查样地数据构建了多元回归和 BP 神经网络模型, 用以估测该地区森林生物量, 结果表明 BP 神经网络

模型的平均相对误差比回归模型低 19%。Nelson 等人 (2009) 尝试利用 GLAS 波形参数与生物量构建神经网络模型, 并对 GLAS 覆盖的森林地区进行生物量估算。董立新等人 (2011) 针对复杂地形, 基于 3 层 BP 神经网络模型, 针对激光雷达冠顶高度、LAI、覆盖度及多个植被指数建立生物量估算模型, 通过分析发现, 神经网络模型能最大限度地利用样本先验知识, 并能自动提取合理的模型, 与实际结果较接近, 可靠性较高。王轶夫等人 (2013) 探索并验证了 BP 神经网络模型在马尾松立木生物量估测上的适用性, 表明 BP 模型能同时估测出总生物量和各分量且应用简便。

支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 的原理可概括为首先用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 然后在这个空间中求最优分类面, 每个中间节点对应一个支持向量, 输出则是节点的组合 (张学工, 2000)。支持向量回归机 (SVR) 是 SVM 的一种特殊形式, 是回归分析和方程近似的一种核理论 (Englhart 等, 2012)。SVM 已经成功地应用于用卫星影像估测生物物理参数 (Camps-Valls 等 2009; Monnet 等 2011), 但目前为止很少被用于生物量估算中。郭颖 (2011) 建立并实现了基于 SVM 的森林 AGB 遥感估测流程, 利用

SPOT 5、LiDAR 以及样本数据发展了基于 SVM 与 RF 特征选择相结合的森林 AGB 遥感估测模型,平均估测精度为 88.06%。Englhart 等人(2012)对比了 3 种生物量反演方法:多元线性回归、人工神经网络和支持向量机。通过独立验证,结果表明 SVR 模型复相关指数最高( $R^2 = 0.68$ ),但是却不能很好地反映出低生物量(0—50 t/ha)和高生物量(150—600 t/ha)的变化,因此不能准确区分森林类型及其退化程度。

机器学习的非参数方法能较好地解决非线性和高维数等实际问题(张学工,2000),但是从理论完备到广泛应用的经历太短,尚存许多未解决的问题。通过以上学习方法虽然能够提高反演精度,但其“黑箱”操作只是将它们复杂的作用过程通过一些训练数据集的模拟来表现,难以反映生物量与遥感参数之间的机理过程(国庆喜和张锋,2003)。

## 5 基于机理模型的反演方法

对于遥感的机理模型,学者建立和发展了很多用于模拟森林冠层结构参数的光学反射率模型以及能够反映各散射体之间电磁作用的微波散射模型。

现有的光学反射率模型大致分为 4 类:几何光学模型、基于浑浊介质的辐射传输模型、混合模型和计算机模拟模型(Goel,1988)。由于光学遥感数据只能捕捉到树冠的信息,森林 AGB 的变化并不能直接通过反射率表现出来,因此光学模型更适合用来估测冠层参数(Lu,2006)。微波散射模型分为非相干和相干的森林雷达后向散射模型。Attema 和 Ulaby(1978)将植被层抽象为随机分布的类似“云”的颗粒,构建了水云模型;Ulaby 等人(1990)基于辐射传输方程一阶解构建了密歇根微波散射模型 MIMICS;Karam 等人(1992)对此模型进行了改进,利用辐射传输方程二阶解描述了冠层中的多次散射;Sun 和 Ranson(1995)提出了 3 维森林后向散射模型,与 MIMICS 模型不同,该模型认为植被在水平方向上是不均匀的。基于辐射传输理论的一阶或二阶解的模型通常会低估交叉极化的影响,因此 Ni 等人(2010)利用 Matrix-Doubling 方法提高了 3 维森林后向散射模型对于交叉极化估算的准确性。上述非相干模型在构建过程中没有考虑植株及各组分之间的干涉作用,基于波的波动理论发展起来的相干植被散射模型能够描述电磁波在介质中的散

射、干涉和衍射等引起的能量变化。Askne 等人(2003)在水云模型基础上,考虑幅度和相位发展了干涉水云模型;Lin 和 Sarabandi(1999)利用分形树构建了基于蒙特卡洛模拟的森林冠层相干散射模型;Thirion 等人(2006)构建的 COSMO 森林相干后向散射模型改进了树冠形状,立体像元在森林区域中被用作 3 维网格;Williams(2006)建立的极化相干模型对于干涉数据的模拟结果很好,但是同 COSMO 一样,没有给出树冠内部树叶和树枝的位置分布;Liu 等人(2010)建立了基于分形树和森林动态生长模型的雷达相干散射模型,给出了像元中每个散射体的位置信息和几何结构信息。

简单可反演的半经验—半物理模型,如水云模型和干涉水云模型被用于生物量估算研究中。由于水云模型过于简化,Santoro 等人(2011)利用改进的水云模型(BIOMASAR 算法)建立了森林生长材积与后向散射系数的关系,采用最小二乘法提高了 C 波段反演森林材积的饱和点,为大区域公里尺度的生长材积和生物量估算提供了参考。Askne 等人(2003)利用多时相 ERS-1/2 和 JERS-1,Santoro 等人(2007)利用 ERS-1/2 的相干特性,分别以干涉水云模型进行北方针叶林森林蓄积量反演。

而正向模拟模型都比较复杂,通常利用迭代、查找表等方法联合模型进行参数反演。Wang 和 Qi(2008)利用改进的 MIMICS 模型,联合光学反演的 LAI,通过迭代的方法提高树高和林分密度的反演精度,从而提高木质部分生物量的估算精度及饱和点,结果表明地上生物量联合反演的精度由原来的 0.7061 提高到 0.788。查找表方法已被用于植被参数反演,但用于森林生物量的研究并不多。Ni 等人(2013)将森林生长模型(Zelig)得到的结构参数作为改进后的 3 维后向散射模型的输入数据,经过模型模拟建立数据库,采用了两种匹配算法,即基于最近距离的查找表方法和基于距离阈值的查找表方法进行森林生物量的反演。利用 Zelig 和 L 系统模拟的生物量代替实测数据对反演结果进行验证,结果表明基于距离阈值法的反演结果( $R^2 = 0.886$ , RMSE = 26.699 Mg/ha)优于最近距离法( $R^2 = 0.748$ , RMSE = 39.133 Mg/ha)。

## 6 结 论

现有的光学、SAR 影像以及 LiDAR 数据已被广泛用于森林生物量估算。从数据源来看,光学遥感



影像主要利用基于植被冠层反射光谱特征的植被指数、LAI、APAR 和图像纹理等参数构建与生物量的关系。近年来,光学立体测量以及无人机高重叠光学摄影点云数据也被用于生物量的反演;微波具有全天时全天候的优势,并且能够获取除冠层外的树干、树枝及地表的信息,单景 SAR 图像提供的后向散射系数,InSAR 技术的相干系数,PolInSAR 数据的森林高度信息,PCT 技术的地表和植被对后向散射的贡献比例系数与森林生物量有着密切的联系;激光雷达工作原理简单,在估测森林高度及 3 维结构方面有独特优势,但是在森林类型识别方面存在不足,并且目前缺乏星载数据。从估算方法来看,多元回归方法公式简单且便于计算,但不能有效描述参数间复杂的非线性关系,模型泛化能力差;非参数化方法虽能很好地解决非线性和高维数等问题,但在实际应用中存在过度拟合训练数据的风险且物理机理不明确;基于机理模型的反演方法,以描述电磁波与植被相互作用机制的正向模型为基础估算森林材积和生物量,然而由于模型描述参数和计算的复杂度,应用并不广泛。目前全球及大区域的森林生物量反演大都采用非参数化的方法,需要大量地面实测数据进行训练,并且在大的统计单元尺度的反演精度较高,但具体到高分辨率的像元或地面测量样方,精度往往难以满足需求。原因主要为:(1)森林植被自身复杂性,包括森林的乔灌木 3 维结构及不同类型森林的季节变化等,忽略这些因素会造成一定的反演误差。例如忽略落叶林的季节变化,潜在的反演误差就是叶生物量所占地上生物量的比例,具体数值随树种和树木的生长阶段而变化;(2)混合像元及尺度效应的影响,目前反演方法和模型几乎都没有考虑混合像元及不同遥感数据的尺度效应;(3)生物量方程的精度及适用性,对于最终生物量的反演精度有重要的影响。

遥感技术的发展、数据源的丰富以及植被机理模型的深入和完善,为森林生物量的高精度反演提供了支撑。综合考虑目前存在的问题,在遥感森林建模和反演方面有以下几点展望:

(1) 模型的发展。机理模型基于电磁波与植被的相互作用机制,存在着模型模拟精度与描述参数和计算复杂度之间的矛盾。需要从生物量反演的角度出发,研究如何在保证模拟精度的情况下,找出主要控制参数,建立合理的参数化方案。

(2) 多源遥感数据协同。多源遥感数据的联合能够从不同角度反映植被的特征变化,为生物量研

究提供更加全面的信息。目前多源遥感数据的使用大都采用非参数的训练方法,需要大量地面实测数据,物理含义不明确。如何实现基于机理模型的不同尺度数据源之间的有效协同,减小对地面实测数据的依赖,充分发挥多源的优势,亟待进一步研究。

(3) 生物量季节变化研究。已有的全球和区域生物量产品大都基于一年的数据生成,通常认为生物量在一年内变化不大,然而受环境和气候等因素的影响,不同地区、不同森林类型的生长速度及状况差异很大,如何结合森林生态区划及生长模型,生成时间序列的产品是研究的难点。

(4) 遥感数据源的不断丰富。随着遥感传感器技术的日益发展,许多国家和机构提出了新的卫星计划,如美国的 ICESat2、欧洲太空局的 BIOMASS 卫星计划和日本的 ALOS PALSAR2 等,将为今后的森林生物量研究提供新的研究平台和更加可靠的卫星遥感观测数据。

## 参考文献(References)

- Askne J, Santoro M, Smith G and Fransson J E S. 2003. Multitemporal repeat-pass SAR interferometry of boreal forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(7): 1540 - 1550 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.813397]
- Attema E P W and Ulaby F T. 1978. Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science*, 13(2): 357 - 364 [DOI: 10.1029/RS013i002p00357]
- Baccini A, Goetz S J, Walker W S, Laporte N T, Sun M, Sulla-Menashe D, Hackler J, Beck P S A, Dubayah R, Friedl M A, Samanta S and Houghton R A. 2012. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. *Nature Climate Change*, 2(3): 182 - 185 [DOI: 10.1038/nclimate1354]
- Baccini A, Laporte N, Goetz S J, Sun M and Dong H. 2008. A first map of tropical Africa's above-ground biomass derived from satellite imagery. *Environmental Research Letters*, 3(4): 045011 [DOI: 10.1088/1748-9326/3/4/045011]
- Blackard J A, Finco M V, Helmer E H, Holden G R, Hoppus M L, Jacobs D M, Lister A J, Moisen G G, Nelson M D, Riemann R, Riefenacht B, Salajanu D, Weyermann D L, Winterberger K C, Brandeis T J, Czaplewski R L, McRoberts R E, Patterson P L and Tymcio R P. 2008. Mapping U. S. forest biomass using nationwide forest inventory data and moderate resolution information. *Remote Sensing of Environment*, 112(4): 1658 - 1677 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.08.021]
- Boudreau J, Nelson R F, Margolis H A, Beaudoin A, Guindon L and Kimes D S. 2008. Regional aboveground forest biomass using airborne and spaceborne LiDAR in Québec. *Remote Sensing of Environment*, 112(10): 3876 - 3890 [DOI: 10.1016/j.rse.

- 2008.06.003]
- Camps-Valls G, Munoz-Mari J, Gomez-Chova L, Richter K and Calpe-Maravilla J. 2009. Biophysical parameter estimation with a semi-supervised support vector machine. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(2): 248 – 252 [DOI: 10.1109/LGRS.2008.2009077]
- Carreiras J M B, Vasconcelos M J and Lucas R M. 2012. Understanding the relationship between aboveground biomass and ALOS PALSAR data in the forests of Guinea-Bissau ( West Africa) . *Remote Sensing of Environment*, 121: 426 – 442 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.02.012]
- Chen E X, Li Z Y, Wu H G and Han A H. 2008. Forest volume estimation method for small areas based on k-NN and landsat data. *Forest Research*, 21(6): 745 – 750 ( 陈尔学, 李增元, 武红敢, 韩受惠. 2008. 基于 k-NN 和 Landsat 数据的小面积统计单元森林蓄积估测方法. *林业科学研究*, 21(6): 745 – 750)
- Chi H. 2011. Research on forest aboveground biomass estimation in China based on ICESat/GLAS and MODIS data. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications: 1 – 162 ( 池泓. 2011. 基于 ICESat/GLAS 和 MODIS 数据的中国森林地上生物量估算研究. 北京: 中国科学院遥感应用研究所: 1 – 162)
- Chirici G, Barbat A, Corona P, Marchetti M, Travaglini D, Maselli F and Bertini R. 2008. Non-parametric and parametric methods using satellite images for estimating growing stock volume in alpine and Mediterranean forest ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 112(5): 2686 – 2700 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.01.002]
- Cloude S R. 2006. Polarization coherence tomography. *Radio Science*, 41(4): RS4017 [DOI: 10.1029/2005RS003436]
- Dinh Ho Tong M, Thuy Le T, Rocca F, Tebaldini S, d'Alessandro M M and Villard L. 2014. Relating P-band synthetic aperture radar tomography to tropical forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(2): 967 – 979 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2246170]
- Dobson M C, Ulaby F T, LeToan T, Beaudoin A, Kasischke E S and Christensen N. 1992. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 412 – 415 [DOI: 10.1109/36.134090]
- Dong J, Kaufmann R K, Myneni R B, Tucker C J, Kauppi P E, Liski J, Buermann W, Alexeyev V and Hughes M K. 2003. Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and sinks. *Remote Sensing of Environment*, 84(3): 393 – 410 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00130-X]
- Dong L X, Wu B F and Tang S H. 2011. Estimation of forest aboveground biomass by integrating GLAS and ETM data. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 47(4): 703 – 710 ( 董立新, 吴炳方, 唐世浩. 2011. 激光雷达 GLAS 与 ETM 联合反演森林地上生物量研究. *北京大学学报(自然科学版)*, 47(4): 703 – 710)
- Eckert S. 2012. Improved forest biomass and carbon estimations using texture measures from WorldView-2 satellite data. *Remote Sensing*, 4(4): 810 – 829 [DOI: 10.3390/rs4040810]
- Englhart S, Keuck V and Siegert F. 2011. Aboveground biomass retrieval in tropical forests—The potential of combined X- and L-band SAR data use. *Remote Sensing of Environment*, 115(5): 1260 – 1271 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.01.008]
- Englhart S, Keuck V and Siegert F. 2012. Modeling Aboveground biomass in tropical forests using multi-frequency SAR data—A comparison of methods. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(1): 298 – 306 [DOI: 10.1109/JSTARS.2011.2176720]
- Feng Z K, Shan Y and Lin Z J. 2008. The UAV aerial photogrammetric remote sensing measurement in forest surveying. China, z1200610000857.9 ( 冯仲科, 山姚, 林宗坚. 2008. 无人机航空摄影遥感森林计测方法. 中国, z1200610000857.9)
- Friedlingstein P, Houghton R A, Marland G, Hackler J, Boden T A, Conway T J, Canadell J G, Raupach M R, Giais P and Le Quéré C. 2010. Update on CO<sub>2</sub> emissions. *Nature Geoscience*, 3(12): 811 – 812 [DOI: 10.1038/ngeo1022]
- Fu A M. 2008. Mapping biomass and its dynamic changes analysis in the boreal forest of northern Asia from multi-sensor synergy. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications: 1 – 128 ( 付安民. 2008. 基于多源遥感数据的东北亚森林生物量反演及其时空变化分析. 北京: 中国科学院遥感应用研究所: 1 – 128)
- Gallaun H, Zanchi G, Nabuurs G-J, Hengeveld G, Schardt M and Verkerk P J. 2010. EU-wide maps of growing stock and above-ground biomass in forests based on remote sensing and field measurements. *Forest Ecology and Management*, 260(3): 252 – 261 [http://d.wanfangdata.com.cn/Thesis\_Y1620405.aspx]
- Gaveau D L A. 2002. Modelling the dynamics of ERS-1/2 coherence with increasing woody biomass over boreal forests. *International Journal of Remote Sensing*, 23(18): 3879 – 3885 [DOI: 10.1016/j.foreco.2009.10.011]
- Goel N S. 1988. Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data. *Remote Sensing Reviews*, 4(1): 1 – 212 [DOI: 10.1080/02757258809532105]
- Gong P. 1999. Progression of RS-ecometrics. *Journal of Natural Resources*, 4(4): 313 – 317 ( 宫鹏. 1999. 遥感生态测量学进展. *自然资源学报*, 4(4): 313 – 317)
- Guo Q X and Zhang F. 2003. Estimation of forest biomass based on remote sensing. *Journal of Northeast Forestry University*, 31(2): 13 – 16 ( 国庆喜, 张锋. 2003. 基于遥感信息估测森林的生物量. *东北林业大学学报*, 31(2): 13 – 16)
- Guo Y. 2011. Optimum non-parametric method for forest above ground biomass estimation based on remote sensing data. Beijing: Chinese Academy of Forestry: 1 – 103 ( 郭颖. 2011. 森林地上生物量的非参数化遥感估测方法优化. 北京: 中国林业科学研究院: 1 – 103)
- Guo Z H, Peng S L and Wang B S. 2002. Estimating forest biomass in western Guangdong using Landsat TM data. *Acta Ecologica Sinica*, 22(11): 1832 – 1839 ( 郭志华, 彭少麟, 王伯荪. 2002. 利用 TM 数据提取粤西地区的森林生物量. *生态学报*, 22(11): 1832 – 1839)
- Hall F G, Bergen K, Blair J B, Dubayah R, Houghton R, Hurtt G, Kellndorfer J, Lefsky M, Ranson J, Saatchi S, Shugart H H and Wickland D. 2011. Characterizing 3D vegetation structure from

- space: Mission requirements. *Remote Sensing of Environment*, 115 (11): 2753–2775 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.01.024]
- Harrell P A, Kasischke E S, Bourgeau-Chavez L L, Haney E M and Christensen Jr N L. 1997. Evaluation of approaches to estimating aboveground biomass in Southern pine forests using SIR-C data. *Remote Sensing of Environment*, 59(2): 223–233 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00155-1]
- Holmström H and Fransson J E S. 2003. Combining remotely sensed optical and radar data in kNN-Estimation of Forest Variables. *Forest Science*, 49(3): 409–418
- Huang K B, Pang Y, Shu Q T and Fu T. 2013. Aboveground forest biomass estimation using ICESat GLAS in Yunnan, China. *Journal of Remote Sensing*, 17(1): 165–179 (黄克标, 庞勇, 舒清杰, 付甜. 2013. 基于 ICESat GLAS 的云南省森林地上生物量反演. *遥感学报*, 17(1): 165–179)
- Imhoff M L. 1995. Radar backscatter and biomass saturation: ramifications for global biomass inventory. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2): 511–518 [DOI: 10.1109/36.377953]
- Karam M A, Fung A K, Lang R H and Chauhan N S. 1992. A microwave scattering model for layered vegetation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(4): 767–784 [DOI: 10.1109/36.158872]
- Kasischke E S, Melack J M and Craig Dobson M. 1997. The use of imaging radars for ecological applications—A review. *Remote Sensing of Environment*, 59(2): 141–156 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00148-4]
- Kellndorfer J, Walker W, Kirsch K, Fiske G, Bishop J, LaPoint L, Hoppus M and Westfall J. 2013. NACP aboveground biomass and carbon baseline data, v. 2 (NBCD 2000), U. S. A., 2000. Data set. [2013-04-05] <http://dx.doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1161>
- Kindermann G E, McCallum I, Fritz S and Obersteiner M. 2008. A global forest growing stock, biomass and carbon map based on FAO statistics. *Silva Fennica*, 42(3): 387–396
- Kurvonen L, Pulliainen J, Hallikainen M and Mikkela P. 1996. Retrieval of forest parameters from multitemporal spaceborne SAR data // *Proceedings Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1996. IGARSS 96. 'Remote Sensing for a Sustainable Future.', International. Lincoln, NE: IEEE: 1759–1762 [DOI: 10.1109/IGARSS.1996.516792]
- Le Quéré C, Raupach M R, Canadell J G, Marland G, Bopp L, Ciais P, Conway T J, Doney S C, Feely R A and Foster P. 2009. Trends in the sources and sinks of carbon dioxide. *Nature Geoscience*, 2(12): 831–836 [DOI: 10.1038/ngeo689]
- Le Toan T, Beaudoin A, Riom J and Guyon D. 1992. Relating forest biomass to SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 403–411 [DOI: 10.1109/36.134089]
- Le Toan T, Quegan S, Davidson M W J, Balzter H, Paillou P, Papathanassiou K, Plummer S, Rocca F, Saatchi S, Shugart H and Ulander L. 2011. The BIOMASS mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote Sensing of Environment*, 115(11): 2850–2860 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.03.020]
- Lefsky M A, Harding D, Cohen W B, Parker G and Shugart H H. 1999. Surface lidar remote sensing of basal area and biomass in deciduous forests of eastern Maryland, USA. *Remote Sensing of Environment*, 67(1): 83–98 [DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00071-6]
- Lefsky M A, Harding D J, Keller M, Cohen W B, Carabajal C C, Del Bom Espirito-Santo F, Hunter M O and de Oliveira R Jr. 2005. Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophysical Research Letters*, 32(22): L22S02 [DOI: 10.1029/2005GL023971]
- Li M S, Tan Y, Pan J and Peng S K. 2006. Modeling forest aboveground biomass by combining the spectrum, textures with topographic features. *Remote Sensing Information*, (6): 6–9, 66 (李明诗, 谭莹, 潘洁, 彭世揆. 2006. 结合光谱-纹理及地形特征的森林生物量建模研究. *遥感信息*, (6): 6–9, 66)
- Lin Y C and Sarabandi K. 1999. A Monte Carlo coherent scattering model for forest canopies using fractal-generated trees. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1): 440–451 [DOI: 10.1109/36.739083]
- Lindquist E J, d'Annunzio R, Gerrand A, Macdicken K, Achard F, Beuchle R, Brink A, Eva H D, Mayaux P, san-Miguel-Ayanz J and Stibig H-J. 2012. Global forest land-use change 1990–2005. Food and Agriculture Organization of The United Nations, 1–53
- Liu D W, Sun G Q, Guo Z F, Ranson K J and Du Y. 2010. Three-dimensional coherent radar backscatter model and simulations of scattering phase center of forest canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1): 349–357 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2024301]
- Lu D S. 2006. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 27(7): 1297–1328 [DOI: 10.1080/01431160500486732]
- Luckman A, Baker J and Wegmüller U. 2000. Repeat-pass interferometric coherence measurements of disturbed tropical forest from JERS and ERS satellites. *Remote Sensing of Environment*, 73(3): 350–360 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00110-3]
- Luo H M, Chen E X, Li Z Y and Cao C X. 2011. Forest above ground biomass estimation methodology based on polarization coherence tomography. *Journal of Remote Sensing*, 15(6): 1138–1155 (罗环敏, 陈尔学, 李增元, 曹春香. 2011. 森林地上生物量的极化相干层析估计方法. *遥感学报*, 15(6): 1138–1155)
- Mette T, Papathanassiou K and Hajnsek I. 2004. Biomass estimation from polarimetric SAR interferometry over heterogeneous forest terrain // *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Anchorage, AK: IEEE: 511–514 [DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1369076]
- Monnet J M, Chanussot J and Berger F. 2011. Support vector regression for the estimation of forest stand parameters using airborne laser scanning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(3): 580–584 [DOI: 10.1109/LGRS.2010.2094179]
- Myneni R B, Dong J, Tucker C J, Kaufmann R K, Kauppi P E, Liski J, Zhou L, Alexeyev V and Hughes M K. 2001. A large carbon sink in the woody biomass of Northern forests. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 98(26): 14784–14789 [DOI: 10.1073/pnas.261555198]

- Næsset E and Gobakken T. 2008. Estimation of above- and below-ground biomass across regions of the boreal forest zone using airborne laser. *Remote Sensing of Environment*, 112(6): 3079–3090 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.03.004]
- Neeff T, Dutra L V, dos Santos J R, Freitas C da C and Araujo L S. 2005. Tropical forest measurement by interferometric height modeling and P-band radar backscatter. *Forest Science*, 51(6): 585–594
- Nelson R, Ranson K J, Sun G, Kimes D S, Kharuk V and Montesano P. 2009. Estimating Siberian timber volume using MODIS and ICESat/GLAS. *Remote Sensing of Environment*, 113(3): 691–701 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.11.010]
- Ni W J, Guo Z F and Sun G Q. 2010. Improvement of a 3D radar backscattering model using matrix-doubling method. *Science China Earth Sciences*, 53(7): 1029–1035 [DOI: 10.1007/s11430-010-0055-6]
- Ni W J, Ranson K J, Zhang Z Y and Sun G Q. 2014. Features of point clouds synthesized from multi-view ALOS/PRISM data and comparisons with LiDAR data in forested areas. *Remote Sensing of Environment*, 149: 47–57 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.001]
- Ni W J, Sun G Q, Guo Z, Zhang Z Y, He Y T and Huang W L. 2013. Retrieval of forest biomass from ALOS PALSAR data using a lookup table method. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(2): 875–886 [DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2212701]
- Ouma Y O and Tateishi R. 2006. Optimization of second-order grey-level texture in high-resolution imagery for statistical estimation of above-ground biomass. *Journal of Environmental Informatics*, 8(2): 70–85 [DOI: 10.3808/jei.200600078]
- Pang Y, Huang K B, Li Z Y, Qin X L and Chen E X. 2011. Forest aboveground biomass analysis using remote sensing in the Greater Mekong Subregion. *Resources Science*, 33(10): 1863–1869 (庞勇, 黄克标, 李增元, 覃先林, 陈尔学. 2011. 基于遥感的湄公河次区域森林地上生物量分析. *资源科学*, 33(10): 1863–1869)
- Rahman M M. 2006. Tropical forest biomass estimation and mapping using k-nearest neighbour (KNN) method. [2013-05-02] <http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/part4/>
- Ranson K J and Sun G G. 1994. Mapping biomass of a northern forest using multifrequency SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(2): 388–396
- Ruesch A and Gibbs H K. 2008. New IPCC Tier-1 global biomass carbon map for the year 2000. Oak Ridge National Laboratory. Oak Ridge, Tennessee, USA.: Carbon Dioxide Information Analysis Center
- Saatchi S S, Harris N L, Brown S, Lefsky M, Mitchard E T A, Salas W, Zutta B R, Buermann W, Lewis S L, Hagen S, Petrova S, White L, Silman M and Morel A. 2011. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(24): 9899–9904 [DOI: 10.1073/pnas.1019576108]
- Santoro M, Beer C, Cartus O, Schmillius C, Shvidenko A, McCallum I, Wegmüller U and Wiesmann A. 2011. Retrieval of growing stock volume in boreal forest using hyper-temporal series of Envisat ASAR ScanSAR backscatter measurements. *Remote Sensing of Environment*, 115(2): 490–507 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.09.018]
- Santoro M, Shvidenko A, McCallum I, Askne J and Schmillius C. 2007. Properties of ERS-1/2 coherence in the Siberian boreal forest and implications for stem volume retrieval. *Remote Sensing of Environment*, 106(2): 154–172 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.08.004]
- Shi J C, Du Y, Du J Y, Jiang L M, Chai L N, Mao K B, Xu P, Ni W J, Xiong C, Liu Q, Liu C Z, Guo P, Cui Q, Li Y Q, Chen J, Wang A Q, Luo H J and Wang Y H. 2012. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters. *Science China Earth Sciences*, 55(7): 1052–1078 [DOI: 10.1007/s11430-012-4444-x]
- Solberg S, Astrup R, Gobakken T, Næsset E and Weydahl D J. 2010. Estimating spruce and pine biomass with interferometric X-band SAR. *Remote Sensing of Environment*, 114(10): 2353–2360 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.011]
- Song Q and Fan W Y. 2011. ALOS PALSAR estimation of vegetation biomass in Daxing'anling region. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 22(2): 303–308 (宋茜, 范文义. 2011. 大兴安岭植被生物量的 ALOS PALSAR 估算. *应用生态学报*, 22(2): 303–308)
- Sun G Q and Ranson K J. 1995. A three-dimensional radar backscatter model of forest canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2): 372–382 [DOI: 10.1109/36.377937]
- Tan K, Piao S L, Peng C H and Fang J Y. 2007. Satellite-based estimation of biomass carbon stocks for northeast China's forests between 1982 and 1999. *Forest Ecology and Management*, 240(1–3): 114–121 [DOI: 10.1016/j.foreco.2006.12.018]
- Thirion L, Colin E and Dahon C. 2006. Capabilities of a forest coherent scattering model applied to radiometry, interferometry, and polarimetry at P- and L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4): 849–862 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.862523]
- Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K, Whitt M and Dobson M C. 1990. Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7): 1223–1253 [DOI: 10.1080/01431169008955090]
- Wang C Z and Qi J G. 2008. Biophysical estimation in tropical forests using JERS-1 SAR and VNIR imagery. II. Aboveground woody biomass. *International Journal of Remote Sensing*, 29(23): 6827–6849 [DOI: 10.1080/01431160802270123]
- Wang Y F, Sun Y J and Guo X Y. 2013. Single-tree biomass modeling of *Pinus massoniana* based on BP neural network. *Journal of Beijing Forestry University*, 35(2): 17–21 (王轶夫, 孙玉军, 郭孝玉. 2013. 基于 BP 神经网络的马尾松立木生物量模型研究. *北京林业大学学报*, 35(2): 17–21)
- Williams M L. 2006. The theory for a forward SAR model: Implementation, applications and challenges // *Proceedings of the 6th European Conference on Synthetic Aperture Radar*. Dresden, Germany
- Wu Y R, Hong W and Wang Y P. 2007. The current status and implications of polarimetric SAR interferometry. *Journal of Electronics & Information Technology*, 29(5): 1258–1262 (吴一戎, 洪文, 王彦平. 2007. 极化干涉 SAR 的研究现状与启示. *电子与信息学*

- 报, 29(5): 1258 - 1262)
- Xing S L, Zhang G L, Liu H T and Wang D B. 2004. The estimating model of larix gmelinii forests biomass using Landsat ETM data. *Journal of Fujian College of Forestry*, 24(2): 153 - 156 (邢素丽, 张广录, 刘慧涛, 王道波. 2004. 基于 Landsat ETM 数据的落叶松林生物量估算模式. *福建林学院学报*, 24(2): 153 - 156)
- Yang C J, Liu J Y and Zhang Z X. 2004. Study on the estimation of the tropical forest vegetation biomass by using remote sensing data, meteorological data and topographical data. *Geography and Geo-Information Science*, 20(6): 22 - 25 (杨存建, 刘纪远, 张增祥. 2004. 热带森林植被生物量遥感估算探讨. *地理与地理信息科学*, 20(6): 22 - 25)
- Zhang J H and Fu C B. 1999. A study on relationships between remote sensing information and plant photosynthetic parameters in estimating biomass model. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 28(2): 128 - 132 (张佳华, 符凉斌. 1999. 生物量估测模型中遥感信息与植被光合参数的关系研究. *测绘学报*, 28(2): 128 - 132)
- Zhang X G. 2000. Introduction to statistical learning theory and support vector machines. *Acta Automatica Sinica*, 26(1): 32 - 42 (张学工. 2000. 关于统计学习理论与支持向量机. *自动化学报*, 26(1): 32 - 42)
- Zheng D L, Rademacher J, Chen J Q, Crow T, Bresee M, Le Moine J and Ryu S-R. 2004. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*, 93(3): 402 - 411 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.08.008]
- Zheng G, Chen J M, Tian Q J, Ju W M and Xia X Q. 2007. Combining remote sensing imagery and forest age inventory for biomass mapping. *Journal of Environmental Management*, 85(3): 616 - 623 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2006.07.015]

## Review of forest above ground biomass inversion methods based on remote sensing technology

LIU Qian<sup>1,2</sup>, YANG Le<sup>1</sup>, LIU Qinhua<sup>1</sup>, LI Jing<sup>1</sup>

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** Forest Above Ground Biomass (AGB) estimation is important for ecosystem monitoring and carbon cycling studies. Accurately estimating regional and global AGB can reduce the uncertainty of carbon budgets.

Over the last six years, regional and global forest AGB have been derived from various remote sensing data, including spaceborne LiDAR data (height and vertical structure parameters), optical multispectral data (Vegetation Index (VI), Leaf Area Index (LAI), Absorbed Photosynthetic Active Radiation (APAR)), image texture, Digital Surface Model (DSM) and optical point cloud), and microwave data (backscattering coefficient, coherence, scattering phase center height, and DEM). In this study, we reviewed the advantages and limitations of three kinds of inversion methods, i. e., parametric method based on single sensor data, non-parametric method based on multi-sensor data, and a method based on physical mechanism models.

First, parametric method mainly obtains multiple regression equations by analyzing the statistical relationship between AGB and various remote sensing variables. The method is simple but strongly dependent on site and time. Second, non-parametric methods were used to solve nonlinear and high-dimensional problems, including decision trees, k-nearest neighbors, artificial neural network, and support vector machine method. Such method is widely used in global and regional AGB estimation, but it lacks a physical mechanism and its accuracy depends on the number of training data sets. Third, the method based on mechanism models includes direct inversion using semi-empirical models and a look-up table method based on forest forward simulation model. Method usage is limited because of the contradiction between the accuracy and complexity of the model.

As for remote sensing data used in AGB estimation, the spectral variables extracted from optical data have been widely applied. Radar is unaffected by weather conditions and it is capable of obtaining signal from branches, trunks, and even understories. Backscattering coefficient with SAR image, interferometric coherence with InSAR, vertical structure with Pol-InSAR, and backscattering contribution ratio of ground and vegetation with PCT technology are all closely related to AGB. Advances in LiDAR technology have demonstrated a capability to obtain the height and three-dimensional structure of forests, but its limitations include canopy species recognition and lack of spaceborne data.

AGB estimation by combining multi-source remote sensing data has become a development trend because the data obtained from different portions of the electromagnetic spectrum and different observation configurations provide comprehensive information on forests. However, the retrieval accuracy did not meet the demands of ecosystem monitoring and carbon cycling study thus far. The uncertainties were attributed to the complexity of forest structures, mixed pixels and scale effect, as well as errors in allometric equations. The four potential aspects of biomass inversion studies to improve accuracy are presented: forest physical mechanism model study, multi-sensor synergy method, biomass seasonal and time variation study, and future data sources support.

**Key words:** forest above ground biomass, multiple regression, non-parametric method, mechanism model