

基于遥感的区域尺度森林地上生物量估算研究

段祝庚^{1, 2, 3} 赵 旦^{2, 4} 曾 源² 赵玉金² 吴炳方² 朱建军¹

1 中南大学地球科学与信息物理学院,湖南长沙,410083

2 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室,北京,100094

3 中南林业科技大学理学院,湖南长沙,410004

4 北京师范大学地理学与遥感科学学院,遥感科学国家重点实验室,北京,100875

摘要:森林是陆地生态系统最大的碳库,精确估算森林生物量是陆地碳循环研究的关键。首先从机载 LiDAR 数据中提取高度和密度统计量,采用逐步回归模型进行典型样区生物量估算;然后利用机载 LiDAR 数据估算的生物量作为样本数据,与多光谱遥感数据 Landsat8 OLI 的波段反射率及植被指数建立回归模型,实现区域尺度森林地上生物量估算。实验结果显示,机载 LiDAR 数据估算的鼎湖山样区生物量与地面实测生物量的相关性 R^2 达 0.81,生物量 RMSE 为 40.85 t/ha,说明机载 LiDAR 点云数据的高度和密度统计量与生物量存在较高的相关性。以机载 LiDAR 数据估算的生物量为样本数据,结合多光谱遥感数据 Landsat8 OLI 估算粤西北地区的森林地上生物量,精度验证结果为: R^2 为 0.58, RMSE 为 36.9 t/ha; 针叶林、阔叶林和针阔叶混交林等 3 种不同森林类型生物量的估算结果为: R^2 分别为 0.51($n=251$)、0.58($n=235$) 和 0.56($n=241$),生物量 RMSE 分别为 24.1 t/ha、31.3 t/ha 和 29.9 t/ha,估算精度相差不大。总体上看,利用遥感数据可以开展区域尺度的森林地上生物量估算,为森林固碳监测提供有力的参考数据。

关键词:森林地上生物量;机载 LiDAR;Landsat8 OLI;鼎湖山;粤西北

中图法分类号:P237.9

文献标志码:A

森林具有涵养水源、保育土壤和固碳释氧等多种生态功能^[1],是陆地生态系统的主体,约有 85% 的陆地生物量集中在森林植被^[2]。森林生物量估算研究是陆地生态系统碳循环和碳动态分析的基础,已经成为生态环境和全球变化监测研究的重要内容之一^[3-5]。森林生物量包括地上生物量和地下生物量,地上生物量主要由树干、枝和叶生物量构成,地下生物量为树根生物量。本文主要指森林地上生物量(aboveground biomass, AGB),通常被用于指示森林碳汇的总量^[6]。

地面调查是森林生物量估算的重要方法之一。通过地面调查可直接获得单木的树种、树高、冠幅、胸径及林分参数,通过林木异速生长方程可计算出森林生物量。但地面调查耗时费力,破坏性大,只局限于小范围现存生物量和林分生物量估测,不适合大范围森林调查,无法进行区域尺度、全国尺度乃至全球尺度的森林生物量和碳储量的动态变化监测^[7]。基于遥感数据的森林生物

量估算具有费用低、现势性好、宏观、大尺度动态监测的特点,各种不同分辨率的多光谱遥感数据已经广泛用于区域及全球森林地上生物量估算研究,遥感技术已经成为林业调查的主要手段^[8-10]。但基于遥感数据的森林生物量估算需要利用地面调查数据作为样本数据建立数学模型和进行反演精度验证,样本的数量及其生物量精度对基于遥感数据的森林生物量计算有重要影响。如何获取大量而高精度的样本数据成为利用遥感数据估算森林生物量的关键问题。近年来,机载 LiDAR 技术已经成功应用于树高、材积、生物量等林业资源信息的获取^[11-15]。已有的研究表明,机载 LiDAR 估算森林生物量具有较高的精度^[16,17]。

本文结合机载 LiDAR 数据及地面调查数据进行典型样区森林地上生物量估算,然后从机载 LiDAR 估算的森林地上生物量中提取样本数据,结合多光谱遥感影像开展区域尺度森林地上生物

收稿日期:2014-09-22

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41201351,41401508);中国科学院战略性先导科技专项资助项目(XDA05050108);遥感科学国家重点实验室开放基金资助项目(OFSLRSS201417)。

第一作者:段祝庚,博士生,副教授,主要研究方向为机载 LiDAR。E-mail:dzg47336628@163.com

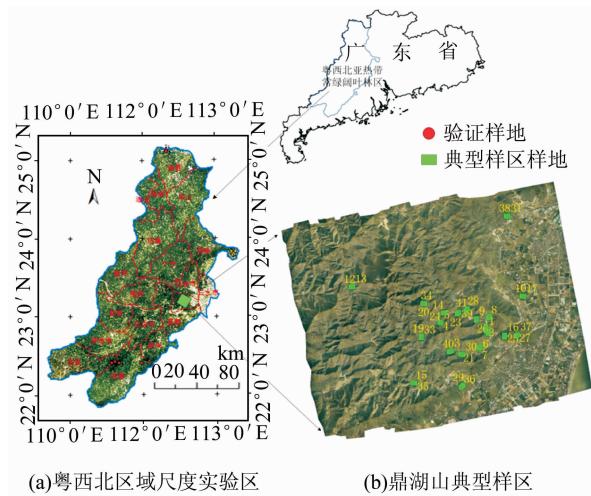
通讯作者:曾源,博士,副研究员。E-mail:zengyuan@radi.ac.cn

量估算,探索在我国南方地区结合地面调查数据、机载 LiDAR 数据和多光谱遥感数据的区域尺度森林地上生物量估算的适用方法。

1 研究区概况

研究区域分为机载 LiDAR 典型样区和多光谱遥感数据实验区域。多光谱遥感数据实验区域北接湖南省南端,西临广西壮族自治区东面,即粤西北区域尺度实验区,含肇庆等 19 个县市,面积约为 40 774.3 km²(图 1(a))。该实验区属南亚热带季

风湿润型气候,夏长冬短,雨量充沛,阳光充足,年平均气温 21.0 ℃,极端最高气温 38.1 ℃,极端最低气温 -0.2 ℃,年均降水量为 1 927 mm,受季风气候影响,4~9 月为雨季,降雨量占全年的 80.38%,且多见暴雨。实验区内以常绿阔叶林、针阔叶混交林为主,少量针叶林,属南亚热带地带性植被类型,以锥栗、荷木和黄果厚壳桂群落最为典型。机载 LiDAR 典型样区为广东省鼎湖山国家级自然保护区(图 1(b)),东经 112°30'~112°57',北纬 23°05'~23°15',位于广东中部偏西,南亚热带地带性植被,森林茂密,生物多样性丰富,受人为干扰较少,地形以丘陵及山地为主,植被类型及地形与多光谱遥感数据实验区域一致。



2 数据及预处理

2.1 地面调查数据

地面调查数据分别位于肇庆鼎湖山国家自然保护区和阳春百涌、信宜林洲顶、连州田心等省级自然保护区。鼎湖山国家自然保护区覆盖有机载 LiDAR 数据,地面调查与机载 LiDAR 数据获取

同步进行,为典型样区机载 LiDAR 反演生物量提供样本数据,共获取了 41 个样方的地表样地数据(图 1(b))。位于阳春百涌、信宜林洲顶、连州田心等省级自然保护区的样地数据用于验证区域森林生物量的反演结果,共获取了 16 个样方的地表调查数据,样方数分别为 6、6 和 4 个。面积均为 30×30 m²,地表坡度大多在 15°~40°之间,坡度较大。每木检尺调查,起测胸径为 5 cm,对每株木测量记录树种、胸径、树高和冠幅等因子。单株木的树高使用激光测高仪进行测量,胸径使用胸径围尺进行测量。

根据地面实测的单木胸径、树高分树种按异速生长方程计算每木树干、枝及叶组分生物量,分别记为 W_S 、 W_B 、 W_L ,并将组分生物量相加得到每木地上生物量(W_A)。然后将样地内所有检尺树木的地上生物量累计相加得到样地地上生物量,并换算为单位面积地上生物量(本研究采用 t/ha 为单位)。

2.2 机载 LiDAR 数据

LiDAR 数据获取时间为 2012 年 12 月 24 日,采用的 LiDAR 系统为德国 IGI 公司(www.igi.eu)制造的 LiteMapper 6800,它能提供全波形 LiDAR 数据。航摄平台采用运五专用飞机,平均航速为 160 km/h,绝对航高为 1 100 m,平均相对航高为 750 m,平均点云密度为 9 point/m²,共获取约 72.6 km² 的机载 LiDAR 数据。

利用 Terrasolid 软件对离散点云数据进行噪声去除、点云分类等处理,将原始点云分类为地面上点、植被点、建筑物点及噪声点等^[18-20],为排除灌木层的干扰,取高于地面 1.8 m 的回波点作为植被点^[21];并利用 IDL8.0 语言编程对地面点采用不规则三角形内插法插值生成数字高程模型(digital elevation model, DEM)(分辨率为 0.5 m);利用 DEM 对植被点云进行归一化处理,得到归一化植被高度点云。

2.3 多光谱遥感数据

2.3.1 Landsat8 OLI 数据及预处理

采用的多光谱数据为搭载于 Landsat8 卫星上的陆地成像仪(operation land imager, OLI)影像(<http://glovis.usgs.gov/>),共获取了 6 景 OLI 影像,影像信息如表 1 所示,获取时间为 2013 年 9~11 月,时相基本与获取的机载 LiDAR 数据同生长季,坐标系统为 UTM-WGS-49N。

获取的影像为 Landsat8 OLI L1T 级数据,已经做过地形数据参与的几何校正。遥感影像由于传感器、大气、地形及其他因素引起的辐射失真或畸变,需要进行辐射定标、大气校正和地形辐射

表1 研究区 Landsat8 OLI 影像信息

Tab. 1 Image Information of Landsat8 OLI in the Study Area

No.	Path/Row	获取日期	太阳方位角/(°)	太阳高度角/(°)	云覆盖率/%
1	122/44	2013-11-29	154.800 867 80	41.437 792 36	3.31
2	123/43	2013-09-17	133.894 017 42	59.746 123 34	1.63
3	123/44	2013-10-03	141.272 395 76	56.598 810 22	0.21
4	123/45	2013-10-03	139.501 410 23	57.561 050 26	0.04
5	124/44	2013-10-26	150.444 068 40	49.999 054 37	10.55
6	124/45	2013-10-26	149.240 891 59	51.126 712 14	1.57

校正等预处理。这些预处理都是利用 ATCOR-3 软件^[22,23]完成的。

2.3.2 植被指数提取

植被指数是通过不同波段反射率的不同组合计算得到的观测量,主要是反映植被在可见光、近红外波段反射与土壤背景之间差异的指标,能有效地综合有关的光谱信号,增强植被信息,减少非植被信息的影响。各个植被指数在一定条件下能用来定量说明植被的生长、健康状况及其生物量含量。几十年来,国内外学者已研究发展了很多不同的指数,本研究选择的植被指数有比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)^[24]、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)^[25]、土壤调整后的植被指数(soil-adjusted vegetation index, SAVI)^[26]、增强植被指数(enhanched vegetation index, EVI)^[27]、叶绿素归一化植被指数(chlorophyll normalized difference vegetation index, CNDVI)^[28,29],并利用 ENVI 软件的算术功能进行植被指数计算。

2.4 辅助数据

收集了辅助数据数字高程数据 ASTER GDEM V1(<http://lpdaac.usgs.gov>) (分辨率为 30 m)、中国土地覆盖数据及研究区优势树种异速生产方程。GDEM 用于提取研究区的坡度、坡向、天空可视和阴影等地形因子作为地形辐射纠正的输入数据。China Cover^[30]以 TM 和中国环境卫星数据为基础,使用面向对象的自动分割、分类与人工修改方法,形成中国区域的 30 m 空间分辨率的高精度土地覆盖数据。利用 China Cover 进行森林类型划分,将土地类型简单分为非林地和有林地,有林地又划分为针叶林、阔叶林和针阔混交林。

3 研究方法

总体技术流程如下:

1) 以典型样区野外实地调查的森林参数计

算样地的森林生物量,利用样地的森林生物量与机载 LiDAR 高度、密度变量采用逐步回归法估算典型样区的森林生物量;

2) 从机载 LiDAR 估算的森林生物量中提取样本数据,与 Landsat8 OLI 数据的波段反射率及植被指数进行区域尺度森林生物量估算。详细技术流程如图 2 所示。

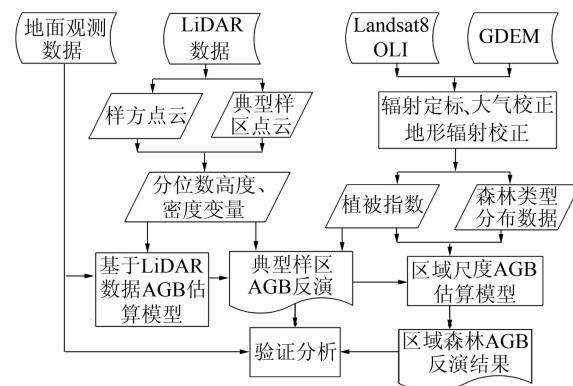


图 2 技术流程图

Fig. 2 Flow Chart of the Methods

3.1 基于机载 LiDAR 数据的典型样区森林地上生物量估算

3.1.1 基于机载 LiDAR 数据的森林生物量估算变量

植被点云的分位数统计量能很好地体现激光点云数据的分布情况^[31-33],反映了森林的垂直结构和水平分布。建立激光雷达变量与生物量的相关关系,基于 IDL8.0 语言编程计算机载 LiDAR 归一化植被高度点云的分位数统计量。点云分位数定义如下^[34]:将计算单元内的激光雷达点云按高度进行排序,对于样本总体 X 和给定的 p ($0 \leq p \leq 1$),如果存在 θ_p ,并使得 θ_p 满足:

$$P(X \leq \theta_p) = p \quad (1)$$

则称 θ_p 为总体 X 的 p 分位数。用于森林生物量估算的变量包括植被点云的分位数高度、植被点云回波点密度、点云平均高度及郁闭度等共 20 个变量,即 $h_{10}, h_{20}, \dots, h_{90}$ 为归一化植被点云的

10%、20%、…、90% 分位数高度; h_{mean} 为归一化植被高度的平均值; $d_{10}、d_{20}、\dots、d_{90}$ 为与高于激光雷达分位数高度 $h_{10}、h_{20}、\dots、h_{90}$ 相对应的植被点密度; c 为郁闭度, 取高于 1.8 m 的植被点在所有回波点中所占的比例。

3.1.2 基于机载 LiDAR 数据的森林地上生物量估算模型

利用提取的机载激光雷达变量与地面实测生物量, 采用多元统计逐步回归分析法(Stepwise)筛选变量, 建立典型样区机载 LiDAR 森林生物量估算模型。为了克服变量的非线性问题, 采用对数变量线性回归来估测地上生物量^[35], 对数模型的形式如式(2)所示:

$$\begin{aligned} \ln(W_A) = & \beta_0 + \beta_1 \ln h_{10} + \beta_2 \ln h_{20} + \dots + \\ & \beta_9 \ln h_{90} + \beta_{10} \ln h_{\text{mean}} + \beta_{11} \ln d_{10} + \\ & \beta_{12} \ln d_{20} + \dots + \beta_{19} \ln d_{90} + \beta_{20} \ln c + \epsilon \quad (2) \end{aligned}$$

式中, W_A 为估算的森林生物量; $\beta_0、\beta_1、\dots、\beta_{20}$ 为模型系数; ϵ 为正态分布误差项, $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。

建立回归模型的过程中, 运用 Stepwise 和观察决定系数 R^2 的变化情况来选择进入模型的合适变量^[35]。如果有自变量使统计量 F 值过小, 并且 T 检验达不到显著水平($P > 0.1$), 则予以剔除; 如 F 值较大, 且 T 检验达到显著水平($P < 0.005$), 则得以进入。这样反复循环, 直到回归方程中所有的自变量均符合进入模型的要求, 方程外的自变量均不符合进入模型的要求为止。

3.2 区域尺度森林地上生物量估算

从基于机载 LiDAR 数据估算的典型样区地上生物量中提取样本, 与 Landsat8 OLI 数据的波段反射率及植被指数建立回归关系(式(3)), 进行区域森林地上生物量估算, 实现由典型样区向区域尺度森林生物量估算的扩展。由于不同森林类型的反射光谱特征存在显著差异^[36, 37], 需分森林类型分别建立生物量估算模型, 以提高估算精度。在进行森林生物量估算区域扩展时, 分针叶林、阔叶林和针阔混交林等不同的森林类型分别建立回归关系。

$$\begin{aligned} \ln(W_A) = & \beta_0 + \beta_1 B_1 + \beta_2 B_2 + \dots + \beta_7 B_7 + \\ & \beta_8 \text{CNDVI} + \beta_9 \text{EVI} + \beta_{10} \text{NDVI} + \end{aligned}$$

$$\beta_{11} \text{RVI} + \beta_{12} \text{SAVI}_{0.5} + \beta_{13} \text{SAVI}_{1.0} + \epsilon \quad (3)$$

式中, $B_1、B_2、\dots、B_7$ 分别为 Landsat8 OLI 数据的第 1 至第 7 波段的反射率; CNDVI、EVI、NDVI、RVI、SAVI_{0.5}($L = 0.5$)、SAVI_{1.0}($L = 1.0$) 是由 Landsat8 OLI 数据提取的植被指数; 其他字母含义同式(2)。

4 结果与讨论

4.1 典型样区森林地上生物量

共利用 41 个地面调查样方数据建立生物量估算模型, 运用逐步回归法筛选出的统计变量为 $h_{30}、h_{50}$ 和 d_{70} , 回归模型决定系数 R^2 为 0.81, 调整 R^2 为 0.80, 估算的生物量 RMSE 为 40.85 t/ha (图 3)。

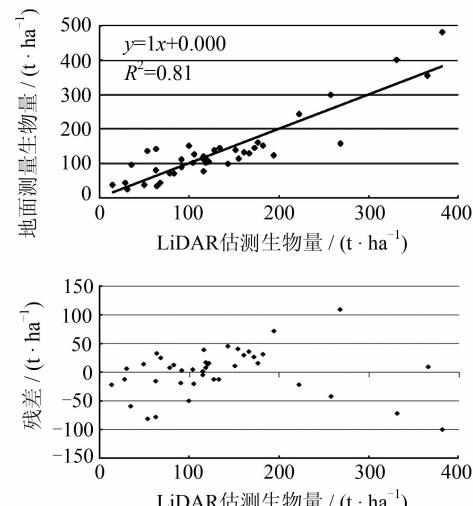


图 3 机载 LiDAR 估测生物量与地面实测生物量的相关性及残差

Fig. 3 Correlation and Residual Error of the Estimated Biomass Between Estimated Based on LiDAR Data and Field Measured

基于地面实测和机载 LiDAR 数据, 鼎湖山国家自然保护区森林地上生物量的估算成果如图 4 所示。全区森林地上生物量共计 5.6057×10^5 t, 有林地为 71.8%, 有林地平均生物量为 107.6 t/ha, 大于 200 t/ha 的高生物量较少, 约占整个区域的 7.9%, 高生物量主要分布在保护区中心以南的区域。

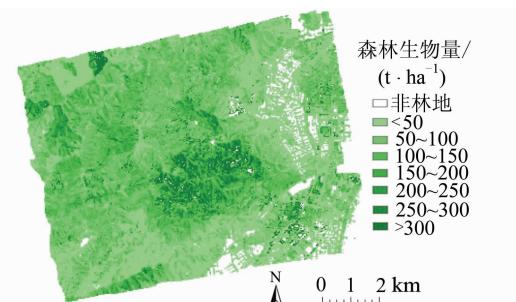


图 4 鼎湖山自然保护区森林地上生物量分布图
Fig. 4 Distribution of the Aboveground Biomass Estimated in Dinghu Mountain Nature Reserve

实验结果显示,由机载 LiDAR 数据提取的点云高度和密度统计量能较好地反映森林的结构形态,与森林地上生物量的相关性较强,估算精度较高,可以利用机载 LiDAR 数据反演的生物量作为样本数据。

由于地面实测生物量样地数据的限制,利用机载 LiDAR 数据进行生物量估算时,本研究未分森林类型分别建立生物量估算模型。由于不同的森林类型的树高、冠幅及郁闭度差异较大,因此其垂直结构特征不同。对于机载 LiDAR 数据估算森林地上生物量而言,增加地面实测生物量样地数量,按照不同的森林类型分别进行变量筛选、建立回归模型,将有助于进一步提高生物量的估

算精度。但按照不同森林分别建立生物量回归模型需要较多的地面实测的生物量样地数据,将增加地面调查的工作量。

4.2 区域尺度森林地上生物量

4.2.1 估算结果

按§3.2所述方法,采用式(3)根据针叶林、阔叶林及针阔混交林不同森林类型分别建立生物量估算模型,从典型样区提取机载 LiDAR 估算的森林生物量样本数分别为 251、235 及 241 个,回归模型结果如图 5 所示,其相关系数 R^2 分别为 0.51($n=251$)、0.58($n=235$)、0.56($n=241$),生物量 RMSE 分别为 24.1 t/ha、31.3 t/ha、29.9 t/ha。

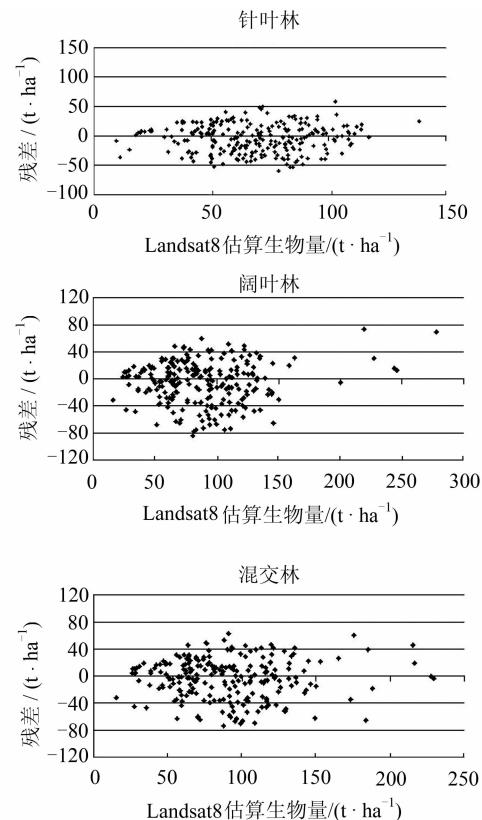
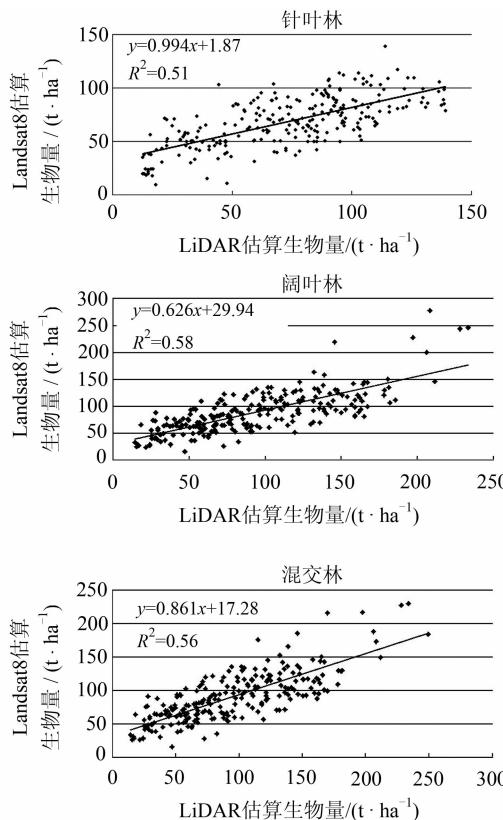


图 5 不同森林类型区域森林生物量回归结果

Fig. 5 Correlation and Residual Error of Aboveground Biomass Estimated for Different Forest Types at Regional Scale

利用建立的生物量估算模型按不同的森林类型分别进行生物量估算,然后进行拼接得到粤西北地区肇庆等 19 个县市的森林地上生物量的分布结果,如图 6 所示。

粤西北地区肇庆等 19 个县市总森林地上生物量为 2.428×10^8 t,全区平均生物量为 59.6 t/ha;全区有林地面积共 25 798.5 km²,占整个区域的 63.3%,有林地平均生物量为 94.1 t/ha。

4.2.2 精度验证及讨论

利用区内百涌、林洲顶、田心等自然保护区共计 16 个样地的地面实测生物量数据进行验证,结果显示,以机载 LiDAR 估算生物量作为样本数据,利用 Landsat8 影像数据计算森林地上生物量的相关系数 R^2 为 0.58, RMSE 为 36.9 t/ha(图 7)。估算结果主要受多光谱遥感数据各波段反射率及植被指数饱和性问题的影响,同时地形因子、

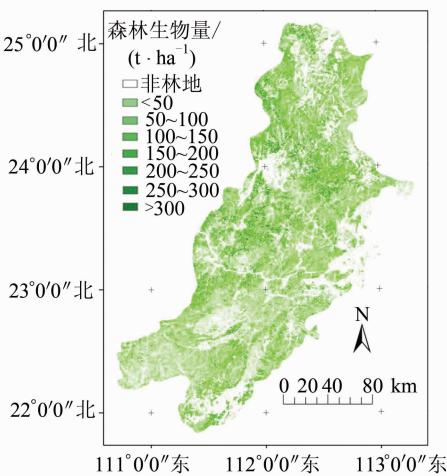


图 6 粤西北森林地上生物量分布图

Fig. 6 Distribution Map of Aboveground Biomass Classified in Northwest Guangdong Province

森林复杂性、森林类型及分类精度、影像本身的光谱差异及机载 LiDAR 估算的生物量精度等因素也在一定程度上制约了区域尺度森林地上生物量的估算精度。

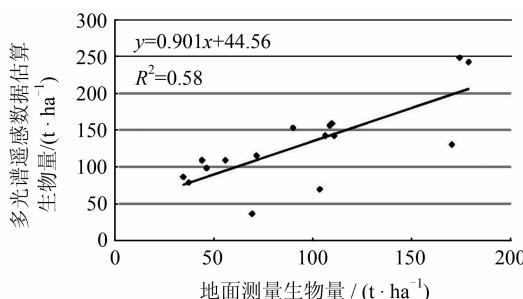


图 7 地面实测生物量与区域反演的生物量的相关性

Fig. 7 Correlation Between Biomass Calculated by Field Inventory Data and Biomass Estimated at Regional Scale

郭志华等^[38]利用 TM 数据估算的粤西肇庆、云浮等地区的森林生物量的平均值为 48.4 t/ha, 本研究估算的全区平均生物量为 59.6 t/ha, 比前者估算的结果稍高, 生物量分布趋势大体上一致。由于二者的研究方法不同, 研究区域的范围不完全一致, 时间上存在约 10 a 的差别, 因此森林生长变化等因素导致其研究结果存在差别。

本研究采用的空间尺度为 30 m 分辨率, 地面调查数据、机载 LiDAR 点云高度和密度统计量的分辨率与多光谱遥感数据的分辨率一致。对于其他空间尺度, 存在尺度转换问题, 如何实现不同空间尺度的转换, 有待今后进一步研究。

机载 LiDAR 数据的面积相对多光谱遥感数据而言很小, 属于点状数据, 以机载 LiDAR 反演

的生物量作为样本数据, 其代表性有限。在进行生物量估算区域扩展时, 区域范围不宜过大, 应保证区域内气候、地貌、森林类型等特征的一致性。本研究区仅为粤西北亚热带常绿阔叶林区, 生物量回归模型仅适合本地区及森林类型相似的区域, 对于其他不同气候、地貌、森林类型特征的区域可能不适用, 这有待进一步验证。

5 结语

本文以广东省鼎湖山国家自然保护区和粤西北常绿阔叶林区为实验区, 开展了结合地面调查、机载 LiDAR 和多光谱遥感数据的区域尺度森林地上生物量估算研究, 主要结论归纳如下。

1) 利用地面实测生物量与机载 LiDAR 点云数据的高度和密度变量建立回归模型, 采用 Step-wise 筛选出变量 h_{30} 、 h_{50} 和 d_{70} , 建立典型样区机载 LiDAR 森林地上生物量估算模型, 其相应的决定系数 R^2 达 0.81, 生物量 RMSE 为 40.85 t/ha, 相关性较高, 可以利用机载 LiDAR 数据估算的生物量作为样本数据。

2) 从机载 LiDAR 估算的森林地上生物量中提取样本, 结合多光谱遥感数据进行区域尺度森林生物量估算可行的。以机载 LiDAR 数据估算的生物量作为样本数据, 可以弥补地面实测地上生物量的不足。总体上看, 利用遥感数据可以开展区域尺度的森林地上生物量估算, 为森林固碳监测提供有力的参考数据。

参 考 文 献

- [1] Hou Yuanzhao, Wu Shuirong. Review on the Research of Valuation and Compensation for Forest Ecological Service [J]. *World Forestry Research*, 2005, 18(3): 1-5(侯元兆, 吴水容. 森林生态服务价值评价与补偿研究综述[J]. 世界林业研究, 2005, 18(3): 1-5)
- [2] Bond-Lamberty B, Wang C, Gower S T. Aboveground and Below Ground Biomass and Sapwood Area Allometric Equations for Six Boreal Tree Species of Northern Manitoba [J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2002, 32(8): 1 441-1 450
- [3] Jiang Yanling, Zhou Guangsheng. Carbon Equilibrium in Larixgmelinii Forest and Impact of Global Change on It [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2001, 12(4): 481-484(蒋延玲, 周广胜. 兴安落叶松林碳平衡和全球变化影响研究[J]. 应用生态学报, 2001, 12(4): 481-484)

- [4] Yang Qingpei, Li Mingguang, Wang Bosun, et al. Dynamics of Biomass and Net Primary Productivity in Succession of South Subtropical Forests in Southwest Guangdong[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2003, 14(12): 2 136-2 140 (杨清培, 李鸣光, 王伯荪, 等. 粤西南亚热带森林演替过程中的生物量与净第一性生产力动态[J]. 应用生态学报, 2003, 14(12): 2 136-2 140)
- [5] Xing Yanqiu, Wang Lihai. Compatible Biomass Estimation Models of Natural Forests in Changbai Mountains Based on Forest Inventory[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2007, 18(1): 1- 8 (邢艳秋, 王立海. 基于森林调查数据的长白山天然林森林生物量相容性模型[J]. 应用生态学报, 2007, 18(1): 1- 8)
- [6] Gibbs H K, Brown S, Niles J O, et al. Monitoring and Estimating Tropical Forest Carbon Stocks: Making REDD a Reality[J]. *Environmental Research Letters*, 2007, 2(4): 1-13
- [7] Feng Zongwei, Chen Chuying, Zhang Jiawu, et al. The Determination of Biomass of Pines Massoniana Stand in Huitong County, Hunan Province[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 1982, 18(2): 127-134 (冯宗炜, 陈楚莹, 张家武, 等. 湖南会同地区马尾松林生物量的测定[J]. 林业科学, 1982, 18(2): 127-134)
- [8] Foody G M, Cutler M E, Mcmorrow J , et al. Mapping the Biomass of Bornean Tropical Rain Forest from Remotely Sensed Data[J]. *Global Ecology & Biogeography*, 2001, 10: 379-387
- [9] Dong J R, Kaufmann R K, Myneni R B, et al. Remote Sensing Estimates of Boreal and Temperate Forest Woody Biomass: Carbon Pools, Sources, and Sinks[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(3): 393-410
- [10] Li Deren, Wang Changwei, Hu Yueming, et al. General Review on Remote Sensing-Based Biomass Estimation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(6): 631-635 (李德仁, 王长委, 胡月明, 等. 遥感技术估算森林生物量的研究进展[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2012, 37(6): 631-635)
- [11] Nelson R F, Krabill W B, Maclean G A. Determining Forest Canopy Characteristics Using Airborne Laser Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1984, 15(3): 201-212
- [12] Nelson R F, Oderwald R G, Gregoire T G. Separating the Ground and Airborne Laser Sampling Phases to Estimate Tropical Forest Basal Area, Volume, and Biomass[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 60(3): 311-326
- [13] Lefsky M A, Cohn W B, Parker G G, et al. Li-DAR Remote Sensing for Ecosystem Studies [J]. *BioScience*, 2002, 52(1): 19-30
- [14] Naesset E T, Gobakken T, Holgren J, et al. Laser Scanning of Forest Resources: the Nordic Experience [J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2004, 19 (6): 482-499
- [15] Popescu S C, Wynne R H, Nelson R F. Measuring Individual Tree Crown Diameter with LiDAR and Assessing Its Influence on Estimating Forest Volume and Biomass[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, 29(5): 564-577
- [16] Nelson R, Valenti M A, Short A, et al. A Multiple Resource Inventory of Delaware Using Airborne Laser Data[J]. *BioScience*, 2003, 53(10): 981-992
- [17] Wulder M A, Seemann D. Forest Inventory Height Update Through the Integration of LiDAR Data with Segmented Landsat Imagery [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, 29(5): 536-543
- [18] Wang Minghua, Zhang Xiaohong, Zeng Tao, et al. Preprocessing Algorithms for Filtering Airborne LiDAR Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(2): 224-227 (王明华, 张小红, 曾涛, 等. 机载 LiDAR 数据滤波预处理方法研究[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2010, 35(2): 224-227)
- [19] Sui Lichun, Zhang Yibin, Zhang Shuo, et al. Filtering of Airborne LiDAR Point Cloud Data Based on Progressive TIN[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36 (10): 1 159-1 163 (隋立春, 张熠斌, 张硕, 等. 基于渐进三角网的机载 LiDAR 点云数据滤波[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2011, 36(10): 1 159-1 163)
- [20] Shen Jing, Liu Jiping, Lin Xiangguo. Airborne LiDAR Data Filtering by Morphological Reconstruction Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(2): 167-170 (沈晶, 刘纪平, 林祥国. 用形态学重建方法进行机载 LiDAR 数据滤波[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2011, 36(2): 167-170)
- [21] Nilsson M. Estimation of Tree Heights and Stand Volume Using an Airborne LiDAR System[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56: 1-7
- [22] Richter R, Schläpfer D. Atmospheric/Topographic Correction for Satellite Imagery[R]. DLR-IB, 565-02/10, Wessling, Germany, 2005
- [23] Richter R, Muller A. De-shadowing of Satellite/Airborne Imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(15): 3 137-3 148
- [24] Pearson R L, Miller L D. Remote Mapping of Standing Crop Biomass for Estimation of the Productivity of the Short-Grass Prairie[C]. The 8th In-

- ternational Symposium on Remote Sensing of Environment, Pawnee National Grasslands, Colorado, Ann Arbor, MI, USA, 1972
- [25] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS[C]. The 3rd ERTS Symposium, NASA, Washington D C, USA, 1974
- [26] Major D J, Baret F, Guyot G. A Ratio Vegetation Index Adjusted for Soil Brightness[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(5): 727-740
- [27] Liu H Q, Huete A R. A Feedback Based Modification of the NDVI to Minimize Canopy Background and Atmospheric Noise[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(2): 457-465
- [28] Dong T, Wu B. Estimate Faction of Photosynthetically Active Radiation with Three-band Vegetation Indices Based on HJ-CDD Satellite in Wheat[C]. 2012 First International Conference on Agro-Geoinformatics, Shanghai, China, 2012
- [29] Vincini M, Frazzi E. Comparing Narrow and Broad-Band Vegetation Indices to Estimate Leaf Chlorophyll Content in Planophile Crop Canopies[J]. *Precision Agriculture*, 2011, 12(3): 334-344
- [30] Wu B F, Zhang L, Yan C Z, et al. China Cover 2010: Methology and Features[C]. GeoInformatics, Hong Kong, China, 2012
- [31] Ferster C J, Coops N C, Trofymow J A. Aboveground Large Tree Mass Estimation in a Coastal Forest in British Columbia Using Plot-level Metrics and Individual Tree Detection from LiDAR [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2009, 35(3): 270-275
- [32] Lefsky M A, Cohen W B, Acker S A, et al. Li-DAR Remote Sensing of the Canopy Structure and Biophysical Properties of Douglas-fir Western Hemlock Forests[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70(3): 339-361
- [33] Naesset E. Predicting Forest Stand Characteristics with Airborne Scanning Laser Using a Practical Two-stage Procedure and Field Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 88-99
- [34] Pang Yong, Zhao Feng, Li Zengyuan, et al. Forest Height Inversion Using Airborne LiDAR Technology[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(1): 152-158 (庞勇, 赵峰, 李增元, 等. 机载激光雷达平均树高提取研究[J]. 遥感学报, 2008, 12(1): 152-158)
- [35] Næsset E, Gobakken T. Estimation of Above-and Below-ground Biomass Across Regions of the Boreal Forest Zone Using Airborne Laser [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(6): 3 079-3 090
- [36] Hame T, Salli A, Andersson K, et al. A New Methodology for the Estimation of Biomass of Conifer-dominated Boreal Forests Using NOAA AVHRR Data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(15): 3 211-3 243
- [37] Hame T. Landsat-aided Forest Site Type Mapping [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1984, 50(8): 1 175-1 183
- [38] Guo Zhihua, Peng Shaolin, Wang Bosun. Estimating Forest Biomass in Western Guangdong Using Landsat TM Data [J]. *Acta Ecological Sinica*, 2002, 22(11): 1 832-1 839 (郭志华, 彭少麟, 王伯荪. 利用 TM 数据提取粤西地区的森林生物量[J]. 生态学报, 2002, 22(11): 1 832-1 839)

Estimation of the Forest Aboveground Biomass at Regional Scale Based on Remote Sensing

DUAN Zhugeng^{1,2,3} ZHAO Dan^{2,4} ZENG Yuan² ZHAO Yujin²
WU Bingfang² ZHU Jianjun¹

1 School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China

2 Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

3 School of Sciences, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China

4 State Key Laboratory of Remote Sensing Science, School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: Forested areas are the largest carbon pool in terrestrial ecosystems. Thus, a key link in terrestrial carbon pool research is estimating the forest biomass accurately. In this study, canopy height

and density indices were calculated from LiDAR point cloud data. Statistical models between the biomass calculated from field data and LiDAR-derived variables were built. A stepwise regression was used for variable selection and the maximum coefficient of determination (R^2). Techniques for improving variable selection were applied to select the LiDAR-derived variables to be included in the models. Lastly, the forest aboveground biomass as estimated by field data and LiDAR data, was regarded as sample data. The forest aboveground biomass calculated from LiDAR data, band reflectance and vegetation indices of Landsat8 OLI were used to establish the regression model for estimating the forest aboveground biomass at a regional scale. The result shows that: the correlation (R^2) between the biomass estimated by LiDAR data and the biomass calculated from field inventory data was 0.81, and the RMSE of biomass is 40.85 t/ha, which means canopy height indices and density indices of airborne LiDAR point cloud data has a strong relationship with biomass. The biomass was estimated by airborne LiDAR data and Landsat8 OLI for coniferous forest, broad-leaved forest and coniferous and broadleaf mixed forest. The estimated correlation results showed that R^2 was 0.51 ($n=251$), 0.58 ($n=235$) and 0.58 ($n=241$) respectively, and the RMSE for biomass was 24.1 t/ha, 31.3 t/ha and 29.9 t/ha respectively. The resulting estimated biomass for three different forest types is pretty much the same. On the whole, it is feasible and reliable to estimate forest aboveground biomass at regional scale based on remote sensing. The estimated biomass can provide useful data for the monitoring of forest ecosystem carbon fixation.

Key words: forest aboveground biomass; airborne light detection and ranging; Landsat8 OLI; Dinghu Mountain; northwest Guangdong Province

First author: DUAN Zhugeng, PhD candidate, associate professor, specializes in airborne LiDAR. E-mail: dzg47336628@163.com

Corresponding author: ZENG Yuan, PhD, associate researcher. E-mail: zengyuan@radi.ac.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41201351, 41401508; the Strategic Priority Research Program - Climate Change, No. XDA05050108; the Open Fund of State Key Laboratory of Remote Sensing Science, No. OFSLRSS201417.

(上接第1391页)

generalization system performance. Accordingly, this paper proposes an import multi-view theory, coding theory and formula for universal gravitation as applied to the collaboration training algorithm preventing both error accumulation and improving generalization performance at the same time. During a hyper-spectral image classification experiment, randomly selecting 5%, 10% and 20% samples from data sets as a labeled train set, the collaboration training algorithm for codeword matching had a 12.38% and 6.13% higher accuracy matching rate than Co-training and Tri-training respectively. At the same time, it had a respective 0.2 and 0.07 higher Kappa coefficient. In contrast, a collaboration training algorithm for classification based on codeword matching and gravitation selecting had 21.30% and 10.99% higher accuracy than Co-training and Tri-training and 0.26 and 0.17 higher Kappa coefficient. These results demonstrate the validity of the proposed algorithm.

Key words: hyperspectral image classification; collaboration training; code matching; universal gravitation

First author: CHEN Shanxue, PhD, professor, specializes in the image processing and data compression. E-mail: chee420@163.com

Corresponding author: YIN Xiuxuan, postgraduate. E-mail: 492989162@qq.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 61271260, 61102062; the Scientific and Technological Research Program of Chongqing Municipal Education Commission, No. KJ1400416.