

doi:10. 3969/j. issn. 1671-3168. 2023. 02. 004

基于 Landsat 影像数据的香格里拉市优势树种 蓄积量估测模型构建

王飞平^{1,2}, 张加龙¹, 申茂华², 薛雯芸², 李坤美²

(1. 西南林业大学 西南地区生物多样性保育国家林业局重点实验室, 云南 昆明 650224;

2. 西南林业大学 林学院, 云南 昆明 650224)

摘要:以香格里拉市优势树种高山栎、高山松、云冷杉及云南松为研究对象, 构建基于遥感的森林蓄积量估测模型。采用 2006 年和 2016 年的 Landsat TM/OLI 影像及二类调查数据, 随机从每期数据中各选取 100 个小班, 提取其影响因子, 利用相关性强的因子构建 RF 模型和 MLR 模型。结果表明, 2006 年各树种蓄积量 RF 模型的拟合 R^2 在 0.779~0.862 范围, 预测精度 P 值为 80.17%~92.16%; 2016 年 RF 模型的拟合 R^2 为 0.761~0.865, 预测精度 P 值为 81.61%~95.53%。建立 MLR 模型后, 2006 年树种蓄积量估测模型的拟合 R^2 为 0.214~0.336, 预测精度 P 值为 34.12%~47.16%; 2016 年模型的拟合 R^2 为 0.238~0.391, 预测精度 P 值为 34.82%~52.57%。估测结果与二类调查数据的误差为: 高山栎、高山松、云冷杉、云南松分别增加了 $8.54 \times 10^5 \text{ m}^3$ 、 $3.65 \times 10^6 \text{ m}^3$ 、 $4.12 \times 10^6 \text{ m}^3$ 、 $3.96 \times 10^4 \text{ m}^3$, 误差分别为 0.36%、0.78%、0.44%、0.62%。对比二种模型估测结果表明, 随机森林模型能更精确地估测优势树种蓄积量。

关键词:优势树种; 蓄积量估测; 模型构建; landsat 影像数据; 香格里拉市

中图分类号: S758.51; S711; TP753 文献标识码: A 文章编号: 1671-3168(2023)02-0026-06

引文格式: 王飞平, 张加龙, 申茂华, 等. 基于 Landsat 影像数据的香格里拉市优势树种蓄积量估测模型构建[J]. 林业调查规划, 2023, 48(2): 26-31. doi:10.3969/j.issn.1671-3168.2023.02.004

WANG Feiping, ZHANG Jialong, SHEN Maohua, et al. Estimation Model Construction of Dominant Tree Species Volume in Shangri-La City Based on Landsat Image Data[J]. Forest Inventory and Planning, 2023, 48(2): 26-31. doi:10.3969/j.issn.1671-3168.2023.02.004

Estimation Model Construction of Dominant Tree Species Volume in Shangri-La City Based on Landsat Image Data

WANG Feiping^{1,2}, ZHANG Jialong¹, SHEN Maohua², XUE Wenyun², LI Kunmei²

(1. Key Laboratory of Biodiversity Conservation in Southwest China of State Forest Administration, Southwest Forestry University, Kunming 650224, China; 2. College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, China)

Abstract: The remote sensing based forest volume estimation model was constructed in Shangri-La City with the research objects of dominant tree species of *Quercus aquifolioides*, *Pinus densata*, spruce fir and

收稿日期: 2021-12-20.

基金项目: 国家自然科学基金(31860207); 2020 年云南省高层次人才培养支持计划“青年拔尖人才”专项(81210468); 西南林业大学科研启动基金(111932).

第一作者: 王飞平(1996-), 男, 云南曲靖人, 硕士研究生. 主要研究方向为林业 3S 技术. Email: 2714250799@qq.com

责任作者: 张加龙(1981-), 男, 湖北人, 教授, 博士. 主要研究方向为 3S 技术. Email: jialongzhang@swfu.edu.cn

Pinus yunnanensis. Based on Landsat TM/OLI images in 2006 and 2016 and forest management inventory data, this paper randomly selected 100 sub-compartments from each period of data, extracted the impact factor, and constructed an RF model and MLR model by highly correlated factors. The results showed that the fitting R^2 of the RF model for the stock volume of various tree species in 2006 ranged from 0.779 to 0.862, with a prediction accuracy P -value of 80.17% to 92.16%; the fitting R^2 of the RF model in 2016 was from 0.761 to 0.865, and the prediction accuracy P -value was from 81.61% to 95.53%. After establishing the MLR model, the fitting R^2 of the model was from 0.214 to 0.336, and the prediction accuracy P -value was from 34.12% to 47.16%; the fitting R^2 in 2016 was from 0.238 to 0.391, and the prediction accuracy P -value was from 34.82% to 52.57%. The volume of *Quercus aquifolioides*, *Pinus densata*, spruce fir and *Pinus yunnanensis* increased by $8.54 \times 10^5 \text{ m}^3$, $3.65 \times 10^6 \text{ m}^3$, $4.12 \times 10^6 \text{ m}^3$ and $3.96 \times 10^4 \text{ m}^3$ respectively, and the errors were 0.36%, 0.78%, 0.44% and 0.62% respectively. The comparison between the two models showed that the random forest model could more accurately estimate the volume of dominant tree species.

Key words: dominant tree species; estimation of volume; model construction; Landsat image data; Shangri-La City

蓄积量是森林资源的重要指标,是林业特有的问题,也是航天遥感数据应用研究的重要领域^[1]。森林蓄积量测定方法经过一系列的发展,目前最常用的方法包括目测法、实测法、采样控制和回归建模估测法。回归模型估测法由于其具有工作量较小、估计频率高、估计范围较大等优点,已逐渐成为蓄积量测量研究的主要技术手段。

利用遥感影像对云南省香格里拉市的优势树种蓄积量进行遥感估测,探究 2006 年和 2016 年香格里拉市的优势树种蓄积量变化。研究优势树种蓄积量动态变化情况,可为森林经营提供可靠的数据支持,优势树种蓄积量指的是在优势树种林分中的所有优势树种活立木材积之和,一般按单位面积来进行活立木材积总和的计算。林木蓄积量一般用来表示森林资源的总规模,是森林资源调查和监测最重要指标之一。探究高效和高精度的森林蓄积量估测新方法可尽量减少地面调查工作量,从而快速、准确地进行森林总蓄积量预报^[2]。

森林调查因子遥感定量估测研究主要集中在蓄积量估测方法的研究上^[3]。大致有两种方法:(1)使用两阶段或多阶段分层采样来获得总蓄积量和总林分类型的单位平均蓄积量,并根据类型将平均蓄积量分配到图斑;(2)使用多元回归方法(Multiple Linear Regression, MLR),通过林分特征因素(森林类型,优势树种,树冠封闭,年龄等级,胸高直径,树高等),环境特征因子(坡度,坡向,位置,高度,土壤类型和厚度等)和遥感影像数据(灰度值,饱和度,色度,比率),建立数学回归模型以间接估测每个斑

块的蓄积量^[4-6]。使用第二种方法时,通常需要读取遥感影像上每个位置的密度值或几个波段的比率。在遥感估测研究过程中,森林蓄积量与影像的单波段数据以及其波段比值项关系的密切程度会因不同林分而异,不能将其他林分混在一起建立林分蓄积量的估测模型,在研究中增加各类遥感因子能有效提高估测精度^[7]。

研究领域内各学者从不同方面对森林蓄积量进行研究。赵宪文利用陆地卫星 TM 图象和多元分析方法直接估测森林蓄积量,此方法辅以少量地面样地时,有林地蓄积估测精度可达 80% 以上^[8];基于 LIDAR 数据,Donoghue 采用了两种方法来估算苏格兰 3 个测试点的森林蓄积量,测得的相关系数分别为 0.914 和 0.930。这种方法可以与地面调查数据相结合估测混交林的蓄积量^[9-10]。国外学者 Skurikhin A N 等使用高分辨率遥感影像多尺度分析方法,进行树冠识别及其大小估计^[11];Jamstedt 等利用高分辨率机载激光扫描数据研究结果,得以进行森林资源清查中变量估算研究^[12]。Popescu 以 94 棵松树和 23 棵落叶松树的基本测量为参考,并根据来自美国东南部的 LIDAR 数据和 TreeVaw 软件建立线性模型来估计单棵树的树冠基部高度,精度达到 80%。傅里叶变换可使估算精度更高,这为准确估算森林蓄积量提供了很好的方法^[13-14]。

综上所述,森林蓄积量遥感估测在具体树种上的研究比较单一,对多种优势树种并存的地区缺乏可靠的数据支撑,故本次研究将根据森林蓄积量测定的已有经验,对香格里拉市多个优势树种构建更

加精准的蓄积量估测模型并进行深入分析,对比选择出适合于森林蓄积量遥感估测的最佳模型,获取更加准确有效的数据支撑,从而得到便捷有效的技术手段,以促进森林经营、管理和保护。

1 研究区概况

香格里拉市在空间上位于云南省西北部,迪庆州东北部,东经 99°20′~100°19′,北纬 26°52′~28°52′,总面积约 114 万 hm^2 ,属山区性冷温带季风气候,年均温 5.5℃,年均降雨量 618.4 mm^[15]。优势树种主要分布于金江镇、虎跳峡镇、东旺乡、格咱乡等,主要有:(1)云南松(*Pinus yunnanensis*),属松科松属常绿乔木,在香格里拉市的气候条件下具有生长更快、材质更好、耐旱性好和自然再生能力强的特点,是我国西南地区最大的森林树种,也是先锋树种和最重要的用材树种。(2)高山松(*Pinus densata*),属松科松属植物,为我国西部地区特有种,横断山脉高寒地区抗旱先锋树种,主要分布于云南省西北部海拔 2 800~3 500 m 处,具有较高的经济价值和较强的适应性,是重要的森林资源之一。(3)云冷杉(*spruce fir*),在香格里拉市有着生长质量好的优点,在森林蓄积量中占比为 19%。(4)高山栎(*Quercus aquifolioides*),为栎属^[16]常绿乔木,主要分布于云南邻近西藏处,有很好的生长和数量分布。

2 材料与方法

2.1 数据来源

研究实验数据有 2006 年和 2016 年两期遥感影像、对应分辨率的香格里拉市 DEM 数据、2006 年和 2016 年香格里拉市二类调查小班数据(表 1)。

表 1 研究数据基本信息

Tab. 1 Basic information of research data

名称	属性
遥感影像及 DEM 数据	来自 Landsat 8 TM(2006 年)和 Landsat 5 OLI(2016 年)的香格里拉市多光谱影像及分辨率为 30 m×30 m 的 DEM 数据
二类调查数据	包含优势树种实测的每 10 年一次的树高、胸径、小班面积及森林蓄积量等数据

2.2 数据处理

2.2.1 遥感影像数据的预处理

1) 辐射定标

分别对 2006 年和 2016 年 Landsat 影像数据进

行辐射定标。辐射定标的目的是为了消除传感器本身产生的误差,是将初始 DN 值转换为大气外层的表面反射率。

2) 大气校正及地形校正

分别对两期的 Landsat 影像数据进行大气校正。将辐射亮度转换为地表实际反射率,消除大气散射、吸收、反射引起的误差。香格里拉地形起伏明显,坡度匹配法在该区域应用较好^[16],参考这一方法,利用该区域的 DEM 数据完成影像的地形校正。

3) 几何校正

在卫星拍摄遥感影像的过程中,受传感器因素影响,像素显示的物体与实际物体相比会产生挤压、偏移、变形和拉伸等现象^[17],故需要对地形做几何校正来提高信息的准确性。选择 2006 Landsat 影像为基准影像,2016 年 Landsat 影像作为待校正影像来选取地面控制点,选择控制点时需要选择明显的地物、道路交叉口且需要在影像中分布均匀,以完成几何校正。

2.2.2 因子提取

1) 简单植被指数因子

选取卫星影像的波段组合因子、原始图像单波段因子、信息增强因子以及植被指数和纹理信息因子等^[18]。分别对 2006 年和 2016 年的 Landsat 遥感影像数据进行波段计算,计算公式为:

$$\text{RVI} = B5/B4 \quad (1)$$

$$\text{DVI} = B5 - B4 \quad (2)$$

$$\text{ARVI} = (B5 - (2 \times B4 - B1))/(B5 + (2 \times B4 - B2)) \quad (3)$$

$$\text{Albedo} = B1 + B2 + B3 + B4 + B5 + B6 \quad (4)$$

式中:RVI 为比值植被指数;DVI 为差值植被指数;ARVI 为大气阻抗植被指数;ALBEDO 为地表反照率植被指数; $B1$ 、 $B2$ 、 $B3$ 、 $B4$ 、 $B5$ 、 $B6$ 分别指波段 Band1、Band2、Band3、Band4、Band5、Band6。

同时提取了归一化植被指数(NDVI)。

2) 信息增强因子

通过缨帽变换(KT)获取信息增强因子。分别对 2006 年和 2016 年遥感影像进行纹理特征提取,其窗口大小为 5×5 和 9×9,包括熵(EN)、相异性(DI)、均一性(HO)等。

3) 地形因子

使用香格里拉市数字高程模型(Digital Elevation Model)数据获取地形因子,包括坡度、坡向等。

2.2.3 因子相关性分析

选取具有代表性、能反映该区域总体特征的随

机小班 100 个,并对所提取的因子进行因子相关性分析,筛选因子并保留与蓄积量计算相关性强的因子作为自变量,并根据自变量的调整提高估测模型的估测精度。因子相关性分析采用皮尔逊相关指数进行评估,得到相关性较强的因子用来建立模型估测蓄积量(表 2)。

表 2 因子与蓄积量相关系数

Tab. 2 Correlation coefficient between factor and volume

因子	相关系数	显著性	因子	相关系数	显著性
R9-B5HO	0.302	**	R5-B3SM	0.155	**
R9-B4DI	-0.251	**	DVI	0.321	**
slope	-0.297	**	NDVI	0.257	**
Albedo	0.275	**	RVI	0.514	*
KT	-0.436	**	ARVI	0.142	*
R5-B7VA	-0.126	**	Aspect	-0.286	*
R9-B2ME	-0.363	**	KT	-0.327	*

注:R5、R9 分别代表 5×5 和 9×9 的窗口;B+序号代表波段号;HO 代表均一性,SM 代表角二阶矩,VA 代表方差,ME 代表均值;**表示在 0.01 级别(双尾)相关性显著,*表示在 0.05 级别(双尾)相关性显著。

2.3 蓄积量估测模型的构建

1)多元线性回归比一般线性回归更为复杂,自变量数量更多,计算方法也更复杂,分析问题更细致。多元线性回归包括两个基本问题,一是模型的拟合及显著性检验,二是多元线性模型的参数求解及检验。本次采用的线性回归公式^[19]为:

$$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_3 \tag{5}$$

式中:a、b、c、d 为回归系数;y 为因变量(蓄积量);x、x₁、x₂、x₃ 为自变量。

2)构建 python 回归的随机森林(Random Forest, RF)模型,RF 通过多个决策树对样本进行训练、分类、预测,采用回归算法计算得到各变量的贡献度,其最后输出的是均值,在该模型算法中生成的每棵树都是随机的。研究选取数据质量较优的 100 个数据进行建模,其中 70%用于模型建立,30%用于模型检验。

2.4 模型评价

由于交叉验证法在计算过程中能有效减少信息误差,故用该方法进行本次预测模型的评估,用来评价模型优劣的指标有决定系数 R²、均方根误差(RMSE)和相对均方根误差(rRMSE)。模型决定系数的数值越大,且模型的均方根误差越小,则说明模

型拟合度越好,模型均方根误差(RMSE)计算方式见公式(6),模型相对均方根误差(rRMSE)计算方式见公式(7),利用预测精度 P 值^[16]来反应各树种预测值与实测值的对比情况,分别对 RF 模型和 MLR 模型的拟合结果进行评价,同时对 RF 模型与 MLR 模型的拟合优度和精度进行比较。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / n} \tag{6}$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{y_{mean}} 100\% \tag{7}$$

式中:y_i 为二类调查数据计算得到的蓄积量实测值; $\hat{y}_i$ 为蓄积量估测值;y_{mean} 为蓄积量实测值的平均值;n 为建模所使用的数据个数。

3 结果分析

3.1 模型构建结果精度分析

估测模型构建结果见表 3。

表 3 估测模型的构建

Tab. 3 Estimating model construction

树种	模型	年份	影响因子	R ²	RMSE /(m ³ · hm ⁻²)	rRMSE /%	预测 精度 P/%
高山 栎林	MLR	2006	R9-B4DI、 DVI	0.214	45.19	46.26	46.12
		2016	NDVI、DVI、 R9-B2ME	0.238	37.22	39.96	39.50
	RF	2006	R9-B4DI、 DVI	0.862	19.22	21.56	82.63
		2016	NDVI、DVI、 R9-B2ME	0.761	16.69	19.10	81.61
高山 松林	MLR	2006	Slope、 R5-B7VA	0.336	46.15	46.64	47.16
		2016	Albedo、DVI、 R5-B3SM	0.391	56.37	51.11	52.57
	RF	2006	Slope、 R5-B7VA	0.852	12.62	10.94	87.66
		2016	Albedo、DVI、 R5-B3SM	0.857	15.51	12.01	88.52
云 冷 杉林	MLR	2006	Slope、KT、 R9-B5HO	0.281	32.15	34.99	34.12
		2016	R9-B4DI、 R5-B3SM	0.239	34.53	38.37	34.82
	RF	2006	Slope、KT、 R9-B5HO	0.779	15.32	18.55	80.17
		2016	R9-B4DI、 R5-B3SM	0.862	14.26	18.06	83.39

续表 3

树种	模型	年份	影响因子	R^2	RMSE /($\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$)	rRMSE /%	预测 精度 P/%
云南 松林	MLR	2006	Slope、NDVI、 R5-B7VA	0.262	43.52	45.36	44.14
		2016	Slope、NDVI	0.373	38.34	40.12	35.19
	RF	2006	Slope、NDVI、 R5-B7VA	0.839	27.91	19.80	92.16
		2016	Slope、NDVI	0.865	20.39	20.04	95.53

注:RMSE 为均方根误差;rRMSE 相对均方根误差。

随机森林模型在模型拟合优度 R^2 、RMSE、rRMSE、预测精度 P 值上均明显优于线性回归模型,模型构建过程中,随机森林模型呈现出过拟合的情况,导致 R^2 高而预测精度 P 值低的情况,造成不合理的模型构建,其原因在于自变量 NDVI 在提取因子过程中出现了异常值,经检查得知是由于原始图像做预处理时操作不当发生了偏差导致,对此问题进行处理并得到了解决。

3.2 蓄积量估测结果对比分析

通过模型估算,并对结果进行统计,得出香格里拉市各乡镇的优势树种蓄积量变化情况,各优势树种总蓄积量统计见表 4。

表 4 云南省香格里拉市优势树种种群总蓄积量预测
Tab. 4 Prediction of the total volume of dominant tree species in Shangri-La City of Yunnan Province

时间与 群种	总蓄积量 / m^3	蓄积增加量 / m^3	实测蓄积 增加量/ m^3	误差 /%
2006 年 高山栎林	11742711.64	851021.76	854133.31	0.36
2016 年 高山栎林	12593733.40			
2006 年 高山松林	17827022.94	3625542.10	3654410.75	0.78
2016 年 高山松林	21452565.04			
2006 年 云冷杉林	70810869.92	4100251.37	4118459.38	0.44
2016 年 云冷杉林	74911121.29			
2006 年 云南松林	339102.61	39320.63	39565.14	0.62
2016 年 云南松林	378426.24			

1) 2006—2016 年的 10 年间,香格里拉市高山

栎林蓄积量在东旺乡、格咱乡、尼西乡、上江乡、建塘镇、小中甸镇、虎跳峡镇和金江镇有所增加,五镜乡、洛吉乡、三坝乡有所减少。其中,2006 年高山栎林预测总蓄积量为 $1.17 \times 10^7 \text{m}^3$,2016 年高山栎林总蓄积量为 $1.26 \times 10^7 \text{m}^3$,2016 年高山栎林总蓄积量比 2006 年高出 $8.51 \times 10^5 \text{m}^3$,与实测值的误差为 0.36%。

2) 香格里拉市高山松林蓄积量预测结果为:2006 年和 2016 年尼西乡高山松蓄积量分别为 $1.78 \times 10^7 \text{m}^3$ 和 $2.15 \times 10^7 \text{m}^3$,2016 年高山松林总蓄积量比 2006 年高出 $3.63 \times 10^6 \text{m}^3$,与实测值的误差为 0.78%。

3) 2006 年云冷杉多分布在上江乡,2016 年与 2006 年相比,香格里拉市北部的云冷杉分布逐渐减少,在乡镇边界处多有云冷杉的分布,2006 年香格里拉市云冷杉林总蓄积量为 $7.08 \times 10^7 \text{m}^3$,2016 年为 $7.49 \times 10^7 \text{m}^3$,2016 年云冷杉林总蓄积量比 2006 年高出 $4.10 \times 10^6 \text{m}^3$,与实测值的误差为 0.44%。

4) 2016 年香格里拉市云南松林蓄积量与 2006 年相比,尼西乡、五境乡、上江乡、金江镇、虎跳峡镇、三坝乡、格咱乡、建塘镇均有所增加;洛吉乡、小中甸镇有所减少,2016 年的云南松林总蓄积量比 2006 年高出 $3.93 \times 10^4 \text{m}^3$,与实测值的误差为 0.62%。

4 讨论与结论

4.1 讨论

研究中随机森林模型预测效果明显优于多元线性回归模型,非参数的随机森林回归模型呈现比较好的分类效果,且训练速度相对更快,能够快速准确地得到分析结果。线性回归模型由于其大部分情况下是基于推测的一种分析方式,容易受某一因子影响,从而限制其分析进程,虽然能生成模型运行报告,解决了统计上的不便,但仍无法消除该模型受到的影响,与随机森林模型相比呈现出的模型效果并不理想。随机森林模型易产生过度拟合的因素多在于影响因子选取不够准确,而影响因子不准确的原因多为因子相关性弱以及因子提取时图像预处理具有异常值,利用真正相关性强的因子可以很好地解决这一问题。有些对蓄积量产生影响却难于获取或无法获取的影响因子(如当地的降水、温度以及植物种群间的相互作用等气候和环境因素未能提供准确数据)未能参与该研究区域优势树种蓄积量估测,会导致估测精度存在比较小的偏差。其次,由于卫星影像因其传感器导致的固有属性缺陷(如分辨率、积云、阴坡等)在预处理后仍无法达到绝对准确,部分像元内的树种统计会有不可避免的误差,导

致基于随机森林模型估测的蓄积量与实测值仍存在细小误差,但相比以往的森林蓄积量遥感估测探索^[7]具有较大提升(蓄积量预测值与实测值的误差已极大减小),与只基于地形因子进行森林蓄积量分析的方法^[6]相比得到更有效、更多元的评测效果,选取的各优势树种最佳模型估测精度也相较于《基于遥感的高山松连清固定样地地上生物量估测模型构建》研究^[16]以及《森林二类调查中蓄积量遥感估测方法应用实例》中的估测模型^[19]均有显著提高。综合本研究得到的结果及与各项研究情况的对比,随机森林模型在森林蓄积量估测方面有着诸多优势,适用于多个优势树种并存地区森林蓄积量估测及管理。

4.2 结论

基于对香格里拉市优势树种的比较分析筛选出高山栎、高山松、云冷杉及云南松4个优势树种建立森林蓄积量遥感估测模型。模型以2006年和2016年Landsat 8 OLI影像、Landsat 5 TM影像及其二类调查数据为基础,从两期数据随机选择各100个样点,提取其植被指数、纹理因子、信息增强因子等,最终筛选出相关性强的因子建立随机森林模型和线性回归模型进行蓄积量估测。从随机森林模型和线性回归模型的模型评价指标 R^2 、RMSE、rRMSE及预测精度 P 值的结果来看,随机森林模型估测效果明显优于线性回归模型,从预测结果与实测蓄积量对比情况可知,采用随机森林模型估测的香格里拉市各优势树种蓄积量更精确,可为更加便捷、准确地估测森林蓄积量提供技术参考。

参考文献:

- [1] 张彦林. 基于3S技术的山东省森林蓄积量定量估测研究[D]. 北京:北京林业大学,2008.
- [2] 程武学,杨存建,周介铭,等. 森林蓄积量遥感定量估测研究综述[J]. 安徽农业科学,2009(16):7746-7750.
- [3] 郎晓雪,许彦红,舒清态,等. 香格里拉市云冷杉林蓄积量遥感估测非参数模型研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学),2019,39(1):146-151.
- [4] 王维枫,雷渊才,王雪峰,等. 森林生物量模型综述[J]. 西北林学院学报,2008,23(2):58-63.
- [5] 汪康宁,吕杰,李崇贵. 基于多尺度遥感影像纹理特征的森林蓄积量反演[J]. 中南林业科技大学学报,2017,37(11):84-89.
- [6] 杨宇军,李超,张锐,等. 基于地形因子的森林物种多样性与蓄积量分析[J]. 东北林业大学学报,2012,40(12):27-31.
- [7] 杨燕琼,吴奕敏,黄平,等. 基于RS、GIS的林分蓄积量估测[J]. 广州:华南农业大学,2003.
- [8] 赵宪文,包盈智. 应用航天遥感资料估测森林蓄积量的一个新方法[J]. 林业科学研究,1988(2):148-152.
- [9] 黄平,候长谋,杨燕琼. 基于RS、GIS的杉木林分蓄积量判读模型研究[J]. 中南林业调查规划,2003,22(1):2527.
- [10] 高志海,魏怀东,丁峰,等. TM影像VI提取植被信息技术研究[J]. 干旱区资源与环境,1998,12(3):98-104.
- [11] SKURIK H A N, GARRITY S R, MCDOWELL N G, et al. Automated tree crown detection and size estimation using multi-scale analysis of high-resolution satellite imagery[J]. Remote Sensing Letters,2013,4(5):465-474.
- [12] JAMSTEDT J, PEK K A, TUOMINEN S, et al. Forest variable estimation using a high-resolution digital surface model[J]. ISPRS Journal of Photo Grammetry and Remote Sensing,2012(74):78-84.
- [13] NELSON R, KRABILL W, MACLEAN G. Determining forest canopy characteristic using air borne laser data[J]. Remote Sensing of Environment,1984,15(3):201-212.
- [14] NELSON R, KRABILL W, TONELLI J. Estimating forest biomass and volume using air borne laser data[J]. Remote Sensing of Environment,1988,24(2):247-267.
- [15] 鲍瑞,张加龙,陈培高. 应用滤波方法提高高山松地上生物量遥感估测精度的研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学),2020,40(5):126-134.
- [16] 张加龙,胥辉. 基于遥感的高山松连清固定样地地上生物量估测模型构建[J]. 北京林业大学学报,2020,42(7):1-11.
- [17] 张翔雨. 基于Landsat的北京市森林蓄积量估测动态变化研究[D]. 北京:北京林业大学,2020.
- [18] 陆驰,张加龙,王爱芸,等. 基于Landsat TM的香格里拉市高山松生物量估测重建[J]. 林业调查规划,2016,41(6):1-7.
- [19] 包盈智,袁凯先,赵宪文,等. 森林二类调查中蓄积量遥感估测方法应用实例[J]. 林业科学研究,1996(3):234-238.

责任编辑:许易琦