

doi : 10. 16473/j. cnki. xblykx1972. 2019. 02. 009

基于 Sentinel-1A 雷达影像的思茅松林蓄积量估测*

杨明星, 徐天蜀, 牛晓花, 霍鹏, 岳彩荣
(西南林业大学 林学院, 云南 昆明 650224)

摘要: 探讨 C 波段雷达影像估测森林蓄积量的应用潜力, 建立思茅松林蓄积量遥感估测模型, 为利用遥感技术快速、准确、大面积的估测森林蓄积量提供参考。以云南省普洱市思茅区思茅松林为研究对象, 采用 C 波段双极化合成孔径雷达 Sentinel-1A 影像为数据源, 提取影像不同极化方式下的后向散射系数, 并分别计算 4 个窗口 (5×5、7×7、9×9、11×11) 下的 9 种纹理特征, 共计提取 75 维影像特征作为备选自变量, 结合 45 块地面蓄积量调查样地, 采用随机森林算法, 进行建模因子重要性分析, 选择最优特征, 即选取 VH 极化方式、5×5 窗口下 VH 极化方式的均值和异质性、7×7 和 9×9 窗口下 VH 极化方式的最大概率、11×11 窗口下 VH 极化方式的最大概率和协同性, 共 7 个特征因子, 建立随机森林蓄积量估测模型, R^2 达到 0.64, $RMSE$ 为 $30.35\text{m}^3/\text{hm}^2$, 模型的估测精度达到 75.46%, 森林蓄积量估测效果较好。研究表明, 基于 C 波段双极化雷达影像提取纹理特征, 利用随机森林算法进行特征选择, 建立的森林蓄积量估测模型具有一定的可行性和推广性。

关键词: 森林蓄积量; Sentinel-1A; 随机森林; 纹理; 特征选择; 思茅松

中图分类号: S 758.5; S 791.259 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-8246 (2019) 02-0052-07

Estimation of *Pinus kesiya* var. *langbianensis* Forest Stock Volume Based on Sentinel-1A SAR Image

YANG Ming-xing, XU Tian-shu, NIU Xiao-hua, HUO Peng, YUE Cai-rong
(College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming Yunnan 650224, P. R. China)

Abstract: This study explored the potential of applying C band radar image to estimate forest stock volume, and to establish the estimation model of Simao pine (*Pinus kesiya* var. *langbianensis*) forest stock volume remote sensing. At the same time, it is to provide a reference for the rapid, accurate and large area estimation of forest storage volume through remote sensing technology. By taking the Simao pine forest in Simao District, Pu'er City, Yunnan Province as the research object, the C-band dual-polarized synthetic aperture radar Sentinel-1A radar image was used as the data source to extract the back scattering coefficient under different polarization modes of the image, and 9 kinds of texture features were calculated under 4 different sizes of windows (5×5, 7×7, 9×9, 11×11 respectively). A total of 75 image features were selected as alternative independent variables, combined with 45 survey sample plots of ground forest stock volume. The random forest algorithm was used to select the optimal features and it's applied to analyze the importance of the modeling factor, and a total of 7 characteristic factors were calculated, namely the utilization of VH polarization mode, the mean and dissimilarity of the VH polarization mode under the 5×5 window, the maximum probability of VH polarization mode under 7×7 and 9×9 windows, and the maximum probability and homogeneity of VH polarization under 11×11 windows. These factors were utilized to es-

* 收稿日期: 2018-11-18

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于 TerraSAR-X/TanDEM-X 极化干涉数据森林参数反演”(31260156), 亚太森林网络中心 APFnet 项目“大湄公河次区域森林遥感监测”(2018PI-CAF)。

第一作者简介: 杨明星 (1993-), 男, 硕士研究生, 主要从事林业遥感与 3S 技术在林业中的应用研究。E-mail: ymxymx1@qq.com

通讯作者简介: 岳彩荣 (1964-), 男, 教授, 博士, 主要从事林业遥感与地理信息系统的应用研究。E-mail: cryue@163.com

establish a random forest stock estimation model, which resulted into an R^2 of 0.64 and an $RMSE$ of $30.35 \text{ m}^3/\text{hm}^2$, and the estimated accuracy of the model reached 75.46%, indicating a good result of forest stock volume estimation. The research shows that, by using the random forest algorithm, the texture feature extraction based on C-band dual-polarized radar image has a good feasible and propagable for estimating the forest stock volume.

Key words: forest stock volume; Sentinel-1A; random forest; texture; feature selection; *Pinus kesiya* var. *langbianensis*

森林蓄积量是重要的林分调查因子,是评价森林数量和质量的重要指标,森林蓄积的定量估测一直是林业科学研究的重点^[1]。传统的森林蓄积量多利用角规绕测或每木检尺的方法进行测定,使得蓄积量的测定存在调查周期长、劳动强度大等问题,且不能及时准确地反映大面积森林蓄积量的空间分布状况及动态变化^[2]。

目前,对森林蓄积量进行估测的方法较多,利用遥感技术进行森林蓄积量估测发展成为研究热点。蓄积量遥感估测多通过遥感数据提取特征因子,采用数学手段找寻其中规律性,建立估测模型,建模方法主要有线性回归法^[3]、非线性模型及近年兴起的机器学习方法等^[4-5]。近年来,随着遥感数据多源化、易获取,特别是极化干涉合成孔径雷达(PolInSAR)技术的快速发展,为森林参数估测提供了新途径。SAR对森林冠层有一定的穿透性,能够直接与树枝树干发生作用,可以反映森林内部特征,从理论上说,更适用于森林参数的反演^[6]。本研究采用随机森林回归算法,建立思茅区思茅松(*Pinus kesiya* var. *langbianensis*)林蓄积量遥感估测模型,对思茅松林蓄积量进行遥感估测,探讨利用遥感技术对森林蓄积量进行快速、准确、大面积的估测的可行性。

1 研究区概况

思茅区位于云南省普洱市境内,地理位置介于 $22^{\circ}27' - 23^{\circ}06' \text{N}$ 、 $100^{\circ}19' - 101^{\circ}27' \text{E}$ 之间,属于低纬高原南亚热带季风气候带。区内立体气候特点突出,具有北热带、南亚热带、中亚热带和北亚热带4种不同的气候类型,年平均气温 17.8°C ,冬无严寒,夏无酷暑,四季不分明。思茅区林业资源非常丰富,有林地面积为 $329\,466.67 \text{ hm}^2$,森林覆盖率达到70.28%,有林地覆盖率63.60%,活立木总的蓄积量为 $2\,105.4 \times 10^4 \text{ m}^3$,是云南省重点林区之一。思茅松是暖热型松类,具有重要的社会生态价值,在思茅区分布范围广泛,分布面积为 $13.00 \times$

10^4 hm^2 ,占全区总面积的32.95%^[7],研究区位置及样地点分布见图1。

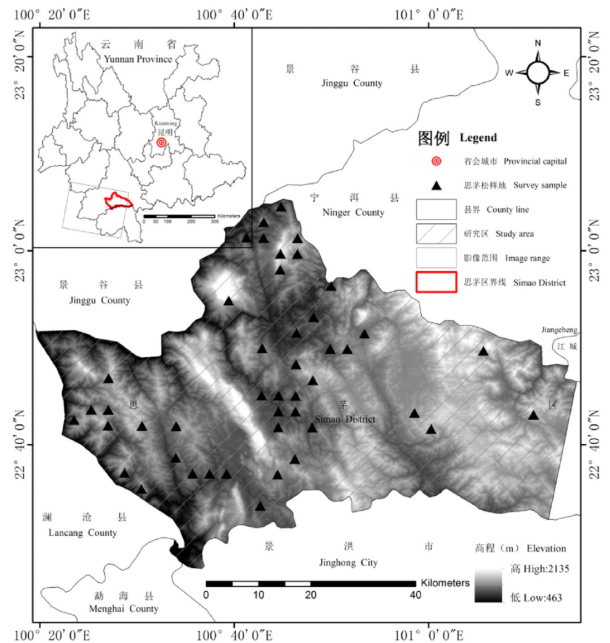


图1 研究区位置及样地分布

Fig. 1 Location of the study area and distribution of sample plots

2 材料与方法

2.1 数据来源

2.1.1 雷达影像数据

Sentinel-1A卫星属于欧空局哥白尼计划中的地球观测卫星,处于近极地太阳同步轨道,轨道高度 693 km ,C波段工作模式,工作频率为 5.4 GHz ,采用预编程的无冲突运行方式^[8]。Sentinel-1雷达卫星有4种极化组合方式:HH, VV, HH+HV, VV+VH,可实现条带成像、干涉宽刈幅模式、超宽刈幅、波浪模式4种成像模式,重访周期为12d。2016年4月Sentinel-1B卫星发射升空以后,与Sentinel-1A形成星座,重访周期缩短至6d,可以从不同的倾斜角全天时、全天候对地进行扫描成像,提供密集的全球雷达观测数据,具有重访周期

短和数据产品发布快的特点。

Sentinel-1A 卫星产品一般分为 3 个级别, Level-0, Level-1 包括单视复数产品 (Single Look complex, SLC) 和地距探测产品 (Ground Range detected, GRD), Level-2 为海洋产品如风场、流场、海面溢油等。Level-1 产品中, GRD 产品利用地球椭圆模型进行了地距投影, 其像元接近于正方形, 仅具有强度信息。

研究区采用一景 2015 年 11 月获取的 Sentinel-1A Level-1 地距探测影像, 双极化模式 (VV+VH), 影像从欧空局网站 <https://scihub.copernicus.eu/> 下载, 具体参数见表 1。

表 1 Sentinel-1A 影像参数介绍

Tab. 1 Parameters of Sentinel-1 A Image

参数	数值
极化方式	VV+VH
成像模式	IW
幅宽	250km
地距分辨率	20×22m
像元大小	10×10m
入射角度	29.1°–46.0°
成像时间	2015-11-26
轨道号	8782(降轨)
辐射精度稳定性	0.5dB(3σ)
辐射精度	1 dB(3σ)

2.1.2 思茅松样地数据

思茅松林样地数据来源于实地调查样地及森林资源二类调查角规控制检尺样地, 调查时间为 2015 年 11–12 月, 共 45 块。样地主要调查因子包括样地坐标、地类、优势树种、郁闭度、龄组、平均树高、平均胸径等, 样地在空间、龄组上分布均匀。思茅松林样地蓄积量总体分布情况见表 2, 蓄积量分布范围为 2.6–271.4m³/hm²。

表 2 样地蓄积量总体分布情况

Tab. 2 Overall distribution of stock volume sample plots

样地蓄积量 /m ³ ·hm ⁻²	样地数	占样地总数 百分比/%
<50	10	22.22
≥50–100	18	40.00
≥100–150	8	17.78
≥150–200	5	11.11
≥200–250	3	6.67
≥250	1	2.22

2.2 数据处理

2.2.1 雷达影像预处理

为了得到符合真实地物的后向散射强度数据, 需要对 Sentinel-1A 数据进行预处理, 预处理主要包括应用精密轨道文件、辐射定标、热噪声去除、辐射校正、地形校正、相干斑噪声抑制、后向散射系数转换为 dB 等, 本文的预处理过程利用欧空局推出的 SNAP 软件完成, 技术路线流程图 2。

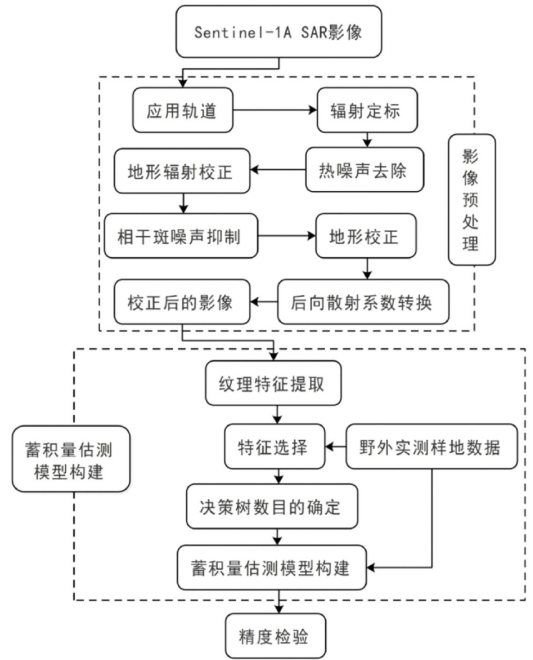


图 2 技术路线图

Fig. 2 Technical flowchart

使用欧空局发布的精密轨道数据对轨道信息进行修正, 可有效去除因轨道误差引起的系统性误差。辐射定标是为了让 SAR 影像的像元值直接反映散射体的后向散射系数, 辐射定标对于 SAR 数据的定量研究十分必要。通过查找表 (LUT) 将数字像元值转换为后向散射值, 定标公式为, Value (i) = $\frac{|DN_i|^2}{A_i^2}$ ①, Value (i) 为后向散射系数, DN_i 为雷达数据的像元值, A_i 根据 LUT 中的定标算法选择对应的 betaNought (i), sigmaNought (i) 或 gamma (i) 值。

SAR 影像受实际地形起伏变化和传感器倾斜的影响, 会出现距离向变形, 容易造成阴影、叠眼及透视收缩等现象。地形辐射校正能修正地形对后向散射值的影响, 使影像的像素值能够尽量反映真实地表的雷达后向散射情况, 对于 SAR 影像定量

化用途至关重要^[9-10]。为了消除 SAR 影像在几何位置上导致的地理定位误差，让 SAR 影像的几何特征准确贴合真实地表，则利用距离-多普勒 (Range-Doppler, R-D) 定位模型，结合 SRTM 30m 分辨率的 DEM 数据，对 SAR 影像进行地形校正^[11]。SAR 影像上的斑点噪声是由雷达目标回波信号衰落现象所引起的，斑点噪声使得 SAR 图像特征减弱、质量降低，信噪比下降，解译困难^[12]。滤波 (Speckled filter) 可以抑制相干班噪声，有效地减少椒盐噪点，本文选用 Gamma-MAP 滤波，滤波窗口大小设置为 5×5。图 3 为 RGB3 个通道合成显示预处理后的 VH 极化、VV 极化、VH/VV 极化比值影像局部图。

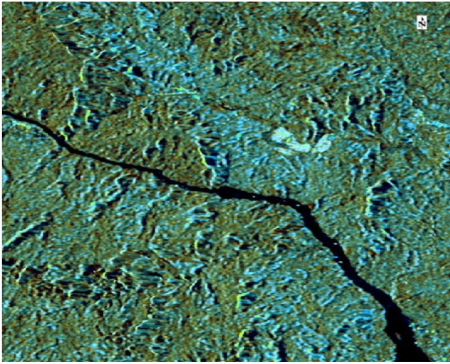


图3 预处理后的 VH 极化、VV 极化、VH/VV 极化 RGB 合成图

Fig. 3 RGB composition of pre-processed VH polarization, VV polarization, VH/VV polarization

2.2.2 纹理特征提取

利用灰度共生矩阵 (GLCM) 是计算纹理测度常用的方法^[13-14]。通过灰度级之间二阶联合条件概率密度 $P_{ij}(d, \theta)$ 计算表示纹理，空间距离设定和方向性是区分纹理时两个主要的特征，对应于共生矩阵中的步长 d 和方向 θ ，纹理共生矩阵定义为， $P(i, j) = [P(i, j | d, \theta)]$ ②。其中，图像上步长为 d ，方向为 θ ，并且灰度为 i 和 j ($i, j=0, 1, 2, \dots, N$) 的像素对同时出现的次数。

计算 GLCM 时，方向 θ 的取值可以设置 0° 、 45° 、 90° 和 135° ，代表东-西、东北-西南、南-北、东南-西北 4 个方向。为了获取影像上不同方向的纹理特征，本文选取 4 个方向上 GLCM 的平均值作为中心像元的灰度值。Haralick^[15] 根据灰度共生矩阵定义了 14 种纹理特征，本文选取 4 个窗口 (5×5、7×7、9×9、11×11) 下的 9 种纹理统计量进行实验，即对比度 (CON)、异质性 (DIS)、协同

性 (HOM)、角二阶距 (ASM)、最大概率 (MAX)、熵 (ENT)、均值 (ME)、方差 (VAR)、相关性 (COR)。

2.3 蓄积量估测方法

2.3.1 随机森林算法

简单线性回归遥感建模方法精度较低，易造成数据冗余，难以达到精准林业要求^[16]。随机森林 (Random Forest, RF) 是一种稳定且易于使用的机器学习算法，集成多个决策树进行打分，依据各个决策树预测值的平均值来进行投票，该方法引入随机性，抗噪性能好，不易出现过拟合问题，对数据集的适应能力强，且预测精度和运算效率高^[17]。随机森林中生成决策树参数的随机向量是独立分布的，不存在一般回归分析问题中面临的多元共线性问题，且每次构建的决策树都不一样，随机地生成几百个至几千个决策树，再来选择重复度最高的树作为预测结果^[18]。

2.3.2 模型评价与检验

模型的评价和检验是评判模型好坏不可缺少的工作。本研究根据模型的决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE)、总体相对误差 (RS)、平均相对误差 (MRE)、平均绝对误差 (MAE) 和预估精度 (P) 这几个模型评价指标，对模型偏差统计量进行比较并评价模型的预测能力。

表3 模型评价与检验评估指标

Tab. 3 Model evaluation and test evaluation indicators

评估指标	计算公式
决定系数	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$
均方根误差	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-1}}$
总体相对误差	$RS = \frac{\sum y_i - \sum \hat{y}_i}{\sum \hat{y}_i} \times 100\%$
平均相对误差	$MRE = \frac{1}{n} \sum \left(\frac{y_i - \bar{y}_i}{\hat{y}_i} \right) \times 100\%$
平均绝对误差	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i \times 100\%$
预估精度	$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(1 - \left \frac{y_i - \bar{y}_i}{\hat{y}_i} \right \right) \times 100\%$

注： y_i 为实际调查值， \hat{y} 为模型估测值， \bar{y} 为实际调查平均值， n 为样本个数。

不同的误差评价方法从不同的角度反映预测效果的优劣,其中, R^2 表示根据自变量的变异来解释因变量的变异部分,其值越接近于1,预测值与真实值拟合越好; $RMSE$ 是均方误差的平方根,用来衡量预测值同真实值之间的偏差情况; RS 、 MRE 可以反映回归模型系统偏差情况, MRE 描述数据的误差相对值, MAE 反映预测值误差情况, P 能够反映出模型的平均估测能力。通常, $RMSE$ 、 RS 、 MRE 、 MAE 的值越小,说明预测值与真实值越接近,模型的精度越高, P 值则越大越好。

3 结果与分析

选取研究区内 45 块林木分布均匀的样地,随机选择 32 块样地作为训练样本集建立模型,其余 13 块作为检验样本集,通过比较样地蓄积量实测值与模型预测值,进行精度分析评价。

3.1 特征因子与样地蓄积量相关分析

运用 SPSS 软件进行蓄积量与特征因子相关性分析。75 个备选特征中有 17 个特征通过相关性检验,与蓄积量有显著相关性,分别为 1 个 VH 极化方式, 13 个由 VH 衍生出的纹理因子, 3 个由 VV 衍生出的纹理因子。表 4 列出了特征因子与蓄积量显著相关的 17 个因子。

相关分析显示,对于思茅松蓄积量而言, VH 极化较 VV 极化具有较高的相关性,具备估测森林蓄积量的潜力; 9×9、11×11 窗口计算出的纹理因子与蓄积量之间的相关性较高, VH 极化方式及其

衍生出来的纹理因子与实测蓄积量存在较高的相关性; 4 个窗口下, 均值 (ME) 都与蓄积量显著相关, 表明 ME 对于蓄积量的估测具有重要意义。

表 4 特征因子与蓄积量相关性分析
Tab. 4 Correlation analysis between variables and forest stock volume

特征	相关系数	特征	相关系数
VH 极化	0.342 *	VH_MAX_9	-0.319 *
VH_ME_5	0.375 *	VV_COR_9	0.314 *
VH_VAR_5	0.316 *	VH_ASM_11	-0.309 *
VV_HOM_5	-0.297 *	VH_ENT_11	0.315 *
VH_ME_7	0.358 *	VH_COR_11	0.299 *
VV_ENT_7	0.296 *	VH_ME_11	0.303 *
VH_COR_9	0.307 *	VH_HOM_11	-0.345 *
VH_ME_9	0.331 *	VH_MAX_11	-0.380 *
VH_HOM_9	-0.327 *		

注: * 表示在 0.05 水平上显著; 5、7、9、11 分别表示窗口大小 (5×5、7×7、9×9、11×11)。

3.2 模型的构建

采用 R 软件中的 randomForest 函数包来构建随机森林模型, 在建立随机森林蓄积量估测模型时, 需要进行自变量的选取和决策树数量的确定, 才能达到最好的预测效果。

3.2.1 建模因子的选择

随机森林软件包可以对每个变量的重要性进行分析, 判断变量在回归过程中的影响力, 并筛选出相对重要的变量。采用相对重要性 (% IncMSE)、节点纯度 (IncNodePurity) 2 个指标对影响森林蓄积量的各变量的重要性进行排序, 结果见图 4。

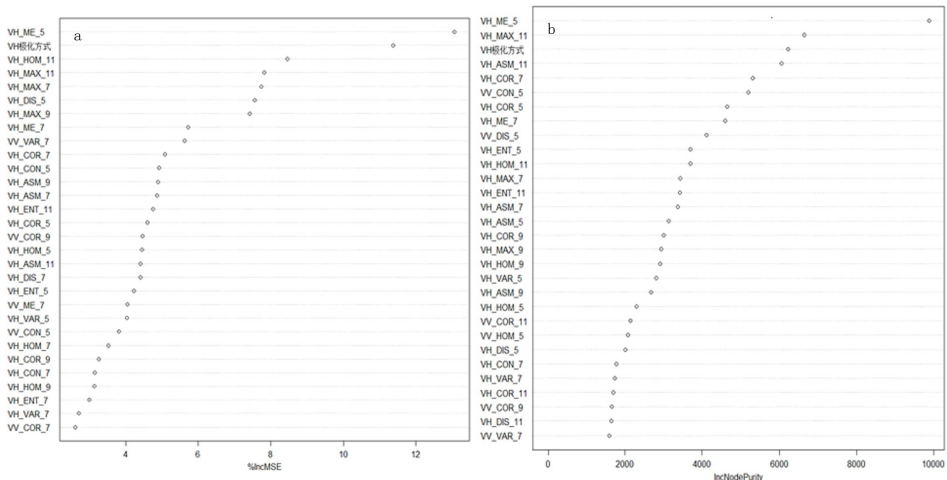


图 4 变量重要性排序图
注: a 为相对重要性排序图, b 为节点纯度排序图

Fig. 4 Variable importance ranking chart

其中，相对重要性代表自变量出现在袋外数据时，模型均方误差的增量，用来测度随机森林预测准确性的降低程度；节点纯度代表自变量出现在袋外数据时，对模型树节点纯度的影响力，判断每个变量对决策树每个节点上观测值异质性的影响，二者值越大，说明特征变量的重要性越大。

综合考虑相对重要性和节点纯度值，将相对重要性大于 7 的 7 个特征因子，即 VH 极化方式、5×5 窗口下 VH 极化方式的均值和异质性、7×7 和 9×9 窗口下 VH 极化方式的最大概率、11×11 窗口下 VH 极化方式的最大概率和协同性，作为自变量参与模型的构建（表 5）。

表 5 随机森林特征选择结果

Tab. 5 Random forest feature selection results

特征因子	相对重要性	节点纯度
VH_ME_5	13.07	9 882.51
VH 极化	11.38	6 214.13
VH_HOM_11	8.45	3 693.90
VH_MAX_11	7.81	6 632.64
VH_MAX_7	7.73	3 426.97
VH_DIS_5	7.55	2 004.85
VH_MAX_9	7.41	2 932.39

3.2.2 决策树数量确定

通过决策树数量与误差的关系图来判定最适宜决策树数量，由图 5 可看出回归树的数量变化引起误差大小变化， $n_{tree} = 2\ 500$ 以后，误差值趋于稳定，故选择 2 500 作为回归树数量。

3.3 模型评价与检验

3.3.1 模型偏差统计量分析

随机森林估测模型估测出的 13 个思茅松林蓄积量样地点与真实调查值作比较，发现估测值趋势相对平缓，对于每个点的估测较为准确（图 6），但对于极值点的估测则出现较大偏差，这是由于调查样地点思茅松林蓄积量跨度大，且样地点不充足造成的。

表 6 模型检验结果

Tab. 6 Tested results of the model

模型	R^2	RMSE	RS	MRE	MAE	P/%
随机森林回归	0.64	30.35	-0.04	-8.67	22.72	75.46

表 7 配对样本 T 检验

Tab. 7 Paired sample T test

配对样本	样本数/个	标准差	标准误差	T	自由度	P
实测值-预测值	13	30.07	8.34	-0.475	12	0.644

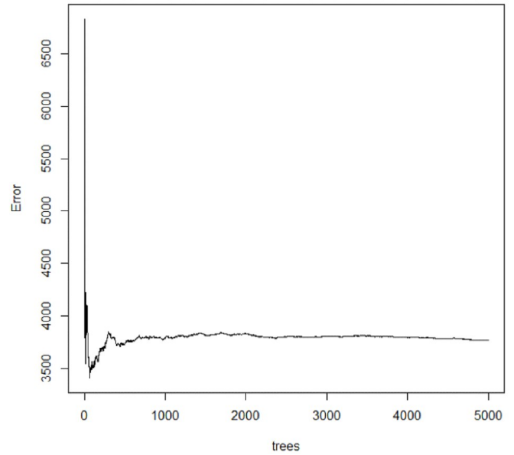


图 5 决策树数量与模型误差关系图

Fig. 5 Relationship between decision tree number and model error

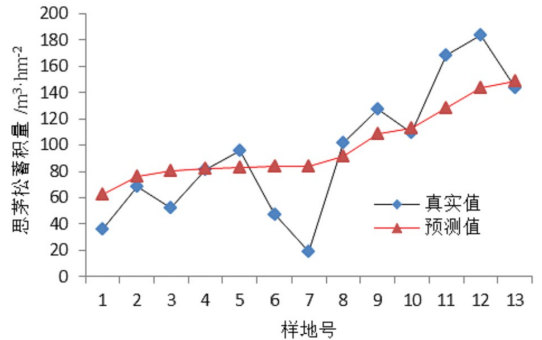


图 6 实测值与预测值折线图

Fig. 6 Line chart of measured values and predicted values

计算模型预测值的决定系数和均方根误差， $R^2 = 0.64$ ， $RMSE = 30.35\text{m}^3/\text{hm}^2$ ，说明模型拟合效果较好。利用模型偏差统计量进行比较并评价模型的预测能力，表 6 中几个误差检验的指标都较小，说明预测蓄积量与真实蓄积量偏离不大，可以很好地进行蓄积量估测；模型的预估精度达到了 75.46%，估测能力较好，并且有一定的可推广性。

3.3.2 配对样本 T 检验

从蓄积量平均值统计上看，实测值和预测值的平均值分别为 94.99、98.94，预测值整体偏大，见表 7。

从表7可以看出,各预估值和实测值配对T检验的 $T = -0.475$, $P = 0.644 > 0.05$,说明配对T检验结果一致,实测值和预测值不存在显著性差异。

3.3.3 实测值和预测值散点图

以蓄积量实测值作为横坐标,预测值作为纵坐标,建立实测值和预测值散点图,建立的散点图趋势线拟合效果较好,实测值和预测值比较吻合。

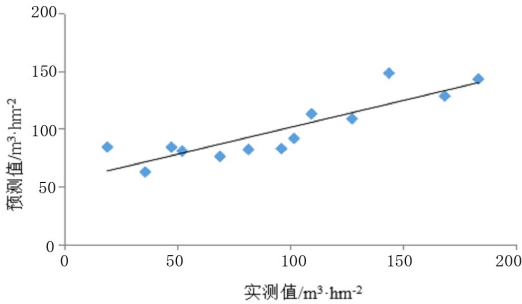


图7 样本实测值和预测值散点图

Fig. 7 Scatter plots of measured sample values and predicted values

4 结论与讨论

本研究提取 Sentinel-1A 数据不同极化方式的后向散射系数及其衍生出的纹理信息,利用随机森林算法建立思茅松林蓄积量的预测模型。结果表明,SAR 影像极化信息和衍生出的纹理信息与思茅松林蓄积量之间有一定相关性,随机森林算法选择的建模因子多与 VH 极化方式相关,建立的蓄积量估测模型 R^2 达到 0.64, $RMSE$ 达到 $30.35\text{m}^3/\text{hm}^2$,模型的估测精度达到 75.46%,表明该估测模型的可行性,可为快速估测大面积的思茅松林蓄积量提供参考。

在本研究中,在高蓄积量样地预测值明显小于实际值,这是由于 C 波段频率较高,波长较短,穿透性也不及 L、P 波段,估测蓄积量时存在饱和现象,对蓄积量值高的区域反应不敏感。后续将考虑加入其它可能影响蓄积量估测精度的因子(如地形、气候、环境等),分析不同因子对蓄积量估测的影响力,并采用不同的模型比较与优化,提高预测精度,降低估测误差,以期得到更好的估测结果。本次研究所用思茅松调查样地数据量较少,也是致使模型稳定性较低的一个因素,应尽可能地多增加地面调查样地,增加模型可靠性,利于估测模型的推广。

参考文献:

- [1] 李海奎,雷渊才,曾伟生. 基于森林清查资料的中国森林植被碳储量[J]. 林业科学,2011,47(7):7-12.
- [2] 潘帅,李娟,徐新,等. 利用遥感数据估测森林蓄积量[J]. 吉林林业科技,2013,42(4):30-32.
- [3] 潘磊,孙玉军. 应用 Sentinel-1 影像纹理信息模型估测杉木林生物量[J]. 东北林业大学学报,2018,46(1):58-62.
- [4] 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,2009,37(16):7746-7750.
- [5] 朱海珍,庞勇,杨飞,等. 基于 ENVISAT ASAR 数据的森林蓄积量估测研究[J]. 地理与地理信息科学,2007,23(2):51-55.
- [6] 徐天蜀,岳彩荣,章皖秋,等. 基于多源遥感数据的森林生物量定量评价研究[J]. 西南林业大学学报,2016,36(3):126-130.
- [7] 李浩,张超,许彦红. 思茅松空间分布特征研究[J]. 西南林业大学学报,2015,35(1):47-51.
- [8] 杨魁,杨建兵,江冰茹. Sentinel-1 卫星综述[J]. 城市勘测,2015,4(2):24-27.
- [9] 张永红,张继贤,林宗坚,等. 地形引起的雷达辐射畸变及其校正[J]. 测绘科学,2002,27(4):23-26.
- [10] Small D. Flattening gamma: Radiometric terrain correction for SAR imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing,2011,49(8):3081-3093.
- [11] 魏钜杰. 复杂地形区域合成孔径雷达正射影像制作方法研究[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2009.
- [12] 李成绕,薛东剑,张露,等. 基于 Sentinel-1A 卫星 SAR 数据的水体提取方法研究[J]. 地理空间信息,2018,16(1):38-40.
- [13] 吴樊,王超,张红. 基于纹理特征的高分辨率 SAR 影像居民区提取[J]. 遥感技术与应用,2005,20(1):148-152.
- [14] 胡召玲,李海权,杜培军. SAR 图像纹理特征提取与分类研究[J]. 中国矿业大学学报,2009,38(3):422-427.
- [15] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification[J]. Studies in Media and Communication,1973,SMC-3(6):610-621.
- [16] 杨柳,冯仲科,岳德鹏,等. 结合纹理因子和地形因子的森林蓄积量多光谱估测模型[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(7):2140-2145.
- [17] 甘胜江,白艳宇,孙连海,等. 融合改进 K 近邻和随机森林的机器学习方法[J]. 计算机工程与设计,2017,38(8):2251-2255.
- [18] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报,2013,50(4):1190-1197.

(编辑:李云琴)