

典型喀斯特山区的森林蓄积量遥感估算

郑佳佳^{1,2}, 周忠发^{1,2,3}, 朱孟^{1,2}, 黄登红^{1,3}, 吴小飘^{1,2}, 刘荣萍^{1,2}, 龙洋洋^{1,2}

(1.贵州师范大学 喀斯特研究院/地理与环境科学学院, 贵州 贵阳 550001; 2.贵州喀斯特山地生态环境国家重点实验室培育基地, 贵州 贵阳 550001; 3.国家喀斯特石漠化防治工程技术研究中心, 贵州 贵阳 550001)

摘要: [目的] 通过森林蓄积量的遥感监测了解喀斯特地区森林生态系统的健康状况和生态功能, 为该地区碳汇监测与评估以及森林管理与决策提供理论依据。[方法] 本研究选取典型喀斯特山区为研究对象, 基于 Sentinel-2A 影像和样地调查数据, 结合随机森林(RF)、K近邻回归(KNN)和BP神经网络3种机器学习模型, 在山地坡度条件约束下开展森林蓄积量反演研究。[结果] ①单波段反射率、植被指数和纹理特征等遥感因子在不同地形约束条件下的表现不同, 建立模型的最优子集均不同, 不同立地条件下建立蓄积量估测模型均有差异。②在喀斯特山区森林蓄积量估算中, RF相比KNN和BP模型鲁棒性和适应性最强。在缓坡、斜坡、陡坡立地条件下, RF模型精度分别达到80.1%, 79.0%, 80.5%。[结论] 喀斯特山区空间异质性强, 不同坡度立地条件下参与蓄积量遥感估测的建模自变量因子均不相同。坡度的划分可以细化复杂场景遥感估算模型, 提高蓄积量遥感估算精度。

关键词: 森林蓄积量; 遥感反演; 机器学习; 随机森林; 喀斯特山区

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2024)02-0176-11

中图分类号: S758.4

文献参数: 郑佳佳, 周忠发, 朱孟, 等. 典型喀斯特山区的森林蓄积量遥感估算[J]. 水土保持通报, 2024, 44(2): 176-186. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2024.02.019; Zheng Jiajia, Zhou Zhongfa, Zhu Meng, et al. Remote sensing estimation of forest volume in typical karst mountainous areas [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2024, 44(2): 176-186.

Remote Sensing Estimation of Forest Volume in Typical Karst Mountainous Areas

Zheng Jiajia^{1,2}, Zhou Zhongfa^{1,2,3}, Zhu Meng^{1,2},

Huang Denghong^{1,3}, Wu Xiaopiao^{1,2}, Liu Rongping^{1,2}, Long Yangyang^{1,2}

(1. Karst Research Institute/Department Geography and Environment Sciences, Guizhou Normal University, Guiyang, Guizhou 550001, China; 2. State Key Laboratory Incubation

Base for Karst Mountain Ecology Environment of Guizhou Province, Guiyang, Guizhou 550001, China;

3. State Engineering Technology Institute for Karst Desertification Control, Guiyang, Guizhou 550001, China)

Abstract: [Objective] The health status and ecological functions of forest ecosystems were studied in karst areas through remote sensing monitoring of forest volume in order to provide theoretical basis for carbon sink monitoring and assessment, as well as forest management and decision-making in the region. [Methods] Sentinel-2A images and sample plot survey data were acquired for typical karst mountainous areas. Three machine learning models, including random forest (RF), K-nearest neighbor (KNN), and back propagation (BP) neural network, were combined to conduct a study on forest volume inversion under mountain slope conditions. [Results] ① The performance of single-band reflectance, vegetation index, and texture features varied under different topographic constraints, and the optimal subsets of models established were different. There were differences in the establishment of forest volume estimation models under different site

收稿日期: 2023-07-01

修回日期: 2023-10-31

资助项目: 国家自然科学基金地区项目“喀斯特石漠化地区生态资产与区域贫困耦合机制研究”(41661088); 贵州省高层次创新型人才培养计划“百”层次人才(黔科合平台人才(2016)5674号); 贵州省研究生科研基金立项课题(黔教教 YJSKYJJ[2021]090)

第一作者: 郑佳佳(1998—), 女(汉族), 贵州省安顺市人, 硕士研究生, 研究方向为地理信息系统与遥感。Email: 1334856061@qq.com。

通信作者: 周忠发(1969—), 男(汉族), 贵州省遵义市人, 教授, 博士生导师, 主要从事喀斯特生态环境 GIS 与遥感方面的研究。Email: fa6897@163.com。

conditions. ② For forest volume estimation in the karst mountainous area, RF had the strongest robustness and adaptability compared with KNN and BP. For gentle slope, inclined slope, and steep slope conditions, the accuracy of RF reached 80.1%, 79.0% and 80.5%, respectively. [Conclusion] Karst mountainous areas have strong spatial heterogeneity, and the modeling independent variables involved in the remote sensing estimation of storage volume are not the same under different slope site conditions. Categorizing slope conditions can refine the remote sensing estimation model of complex scenes and improve the accuracy of remote sensing estimation of forest volume.

Keywords: forest volume; remote sensing inversion; machine learning; random forest; karst mountainous areas

森林作为陆地生态系统中最大的碳库,能给人类带来巨大的社会、生态、经济效益。森林结构参数是衡量森林资源和森林健康的重要指标,森林结构参数的量化可以为森林资源管理提供参考依据。森林蓄积量(forest stock volume, FSV)作为重要的森林结构参数,是评价森林固碳能力、森林资源数量与质量、衡量森林健康程度的重要指标^[1-2]。传统蓄积量测定的方法主要依靠人工完成,耗时耗力,效率低下,不能及时准确地反映森林资源数量和质量上的状态及其动态变化^[3]。遥感技术的快速发展,为森林资源监测提供了更多可能。在过去 10 a,高分辨率多光谱卫星遥感影像的普及加速了对森林蓄积量估测的研究^[4]。但在区域尺度下准确、快速地反演森林蓄积量仍是森林资源动态监测的重要研究问题。目前,许多学者对森林蓄积量进行遥感估测。例如,王月婷、王佳等人^[5-6]使用了多元线性回归模型对林场蓄积量进行估测。而刘俊^[7]则利用了多元线性回归模型对北京市怀柔区单一树种的蓄积量进行估测。这些研究发现,森林蓄积量与各遥感因子存在一定的线性关系,但同时也存在复杂的非线性关系。因此,随着机器学习模型的出现,可以更好地解决这种非线性问题。机器学习模型通过利用大量的训练样本数据,可以求解出决策函数,从而提高模型的泛化能力。正因为机器学习模型的独特优势,它们被广泛应用于森林蓄积量的遥感估测中。刘兆华^[8]对比研究了多个机器学习模型,并发现相比传统的多元线性回归模型,机器学习模型在内蒙古旺兴甸林场的蓄积量估测方面表现更好。韩瑞^[9]也使用了机器学习模型对龙泉市部分森林蓄积量进行了估测,并取得了良好的效果。研究表明机器学习模型相比传统多元线性回归模型,在森林蓄积量估测方面具有更高的准确性和泛化能力。综上所述,机器学习模型在森林蓄积量的遥感估测中展现出明显的优势,能够更准确地估测森林蓄积量。但以上研究都是基于地势平坦、森林生境简单的区域进行。喀斯特地区地块破碎、地势起伏大、森林生境极为复杂,不同坡度条件下森林蓄积量差异较大。为此,本研究选择重访周期短、空间分辨率高的 sentinel-2A

数据,以典型喀斯特山区为研究区,考虑不同坡度条件下森林蓄积量的差异性,对坡度分区约束,将喀斯特地区划分为不同的坡度等级区域。通过对不同坡度区域的分析,在遥感估测中考虑到坡度的影响,构建适应不同坡度等级区域的遥感模型,提高遥感估测的准确性。并利用 RF 随机森林、KNN 近邻回归和 BP 神经网络 3 种机器学习模型对喀斯特地区森林蓄积量进行估测。通过精度验证效果优选对喀斯特地区森林蓄积量性能较好反演模型,为喀斯特地区森林蓄积量在区域尺度上快速、准确反演提供方法参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

花江镇位于贵州省安顺市西南部,区内碳酸盐分布广泛,岩溶面积比例约 92%,是贵州省喀斯特地貌类型最齐全的天然亚热带岩溶景观^[10]。花江镇地势复杂,区内地势高差大,海拔 430~1 860 m。花江镇地处干热河谷地带,以中亚热带季风湿润气候为主,年平均气温 21 °C,年降水量 257 mm。气候和地形的差异导致研究区内植被种类繁多,森林物种多样性在空间分布上具有明显差异性^[11],植被在垂直和水平方向上分布差异较大。研究区林地(包括乔木林地、灌木林地、竹林地等)占花江镇面积 64%,非林地(主要包括耕地、水体、建设用地等)比例花江镇总面积 36%。森林集中分布在花江镇西北部,植被类型丰富,原生植被为中亚热带湿润常绿阔叶林,优势树种主要有杉木、柳杉、香椿等。

1.2 数据来源及处理

本研究使用的遥感数据源为 Sentinel-2A 影像,影像通过欧洲空间局(<https://scihub.copernicus.eu/>)下载,成像时间为 2020 年 8 月 26 日,为无云遮盖的 L1C 级标准产品。Sentinel-2 A 共包含 13 个波段,其中,红、绿、蓝和近红 4 个波段空间分辨率为 10 m;B5, B6, B7, B8A 这 4 个植被红边波段空间分辨率为 20 m;其余 B1, B9, B10 波段空间分辨率为 60 m。Sentinel-2A 多光谱数据含 4 个植被红边波段,这对于植被信息的监测极为有效。对 Sentinel-2A 的

L1C 级数据产品进行大气校正、波段合成等预处理,将空间分辨率低于 20 m 的波段重采样至 20 m,掩膜得到研究区各波段信息。

研究区设立样地 50 块,地面实地采样于 2020 年 7—10 月完成,样地调查主要包括森林优势树种、树高、胸径、单位面积株数、林龄等林分信息,以及样地坐标点、海拔、坡位等地形因子信息。利用二元立木材积表对样地蓄积量进行计算。由于研究区地形地貌复杂,样地数据无法满足全域蓄积量估算要求,因此通过样地调查数据与 2020 年森林资源管理数据准确性验证后扩充样本点,并对样本点进行异常值处理,以保证数据的可靠性与准确性。

基于喀斯特地区森林生境异质性特点,依据《全国生态状况调查评估技术规范——森林生态系统野外观测》,基于 DEM 数据按坡度大小将研究区划分为 6 种等级(平坡、缓坡、斜坡、陡坡、急坡、险坡)。如图 1 所示,该区域森林主要集中在缓坡、斜坡、陡坡。因此本研究选择缓坡、斜坡、陡坡乔木林小班作为研究对象,3 种坡度条件下,在乔木林小班上分别随机布设 210 个样本点,以 20 m×20 m 像元大小提取的森林蓄积量作为实测蓄积量。其中,160 个蓄积量样本点用于建立模型,50 个样本数据作为验证数据输入模型检验模型蓄积量估测性能。

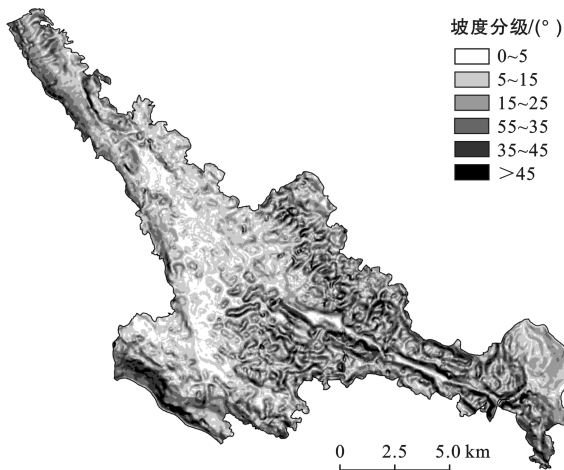


图 1 研究区坡度空间分布图

Fig.1 Spatial distribution map of slope in study area

2 研究方法

2.1 自变量因子筛选

遥感因子的选取主要包括单波段反射率、植被指数、纹理因子,他们能在一定程度上增强植被信息或抑制非植被信息,因而选择其作为蓄积量估测的备选自变量^[12]。

(1) 单波段反射率。植被对不同波段有不同的

吸收率和反射率,最终在影像上表现为像元灰度值不同,每个波段像元内含信息也有所不同。根据研究的需求,重采样至 20 m 空间分辨率的波段反射率作为单波段反射率自变量。

(2) 植被指数。植被指数能够反映植被丰富程度,是植被在遥感信息上的综合体现。经过波段计算得到归一化植被指数(NDVI)^[13],修正型土壤调节植被指数(SAVI)^[14],大气阻抗植被指数(VARI)^[15],比值植被指数(RVI)^[16],差值植被指数(DVI)^[17],增强型植被指数(EVI)^[18],叶绿素植被指数(CI_{green})等^[19]6 个植被指数(表 1)。已有研究^[20]表明,红边波段对于植被信息变化极其敏感,在森林参数估测中有着非常重要意义,因此本研究采用红边波段替代普通植被指数中的红光波段构建红边植被指数,即归一化红边植被指数(NDII)^[21],新比值植被指数(RVI_{re})^[22],红边叶绿素植被指数(CI_{re})^[23]3 个红边植被指数(表 1)。

表 1 植被指数计算公式

Table 1 Table of vegetation index calculation formulas

植被指数类型	植被指数	公式
	NDVI	$(B8 - B4) / (B8 + B4)$
	SAVI	$(1 + L)(B8 - B4) / (B8 + B4 + L)$
	VARI	$(B3 - B4) / (B3 + B4 + B2)$
普通植被指数	RVI	$B8 / B4$
	DVI	$B8 - B4$
	EVI	$2.5 * ((B8 - B4) / B8 + 6B4 - 7B2 + 1)$
	CI _{green}	$B8 / B3 - 1$
红边植被指数	NDII	$(B8 - B11) / (B8 + B11)$
	RVI _{re}	$B8 / B5$
	CI _{re}	$(B8 - B5) - 1$

注: B2, B3, B4 分别为蓝、绿、红波段,属可见光波段; B5 为红光范围内波段; B8 为近红外波段(宽)。修正型土壤调节植被指数(SAVI)中土壤调节系数 L 取值为 0.5。

(3) 纹理因子。纹理特征反映了遥感影像本身属性,有助于提取更加丰富的图形信息^[24]。本研究选用鲁棒性和适应性最强的灰度共生矩阵方法^[25],对 Sentinel-2A 数据 B5, B6, B7, B8 A4 个植被红边波段提取均值(ME)、方差(VA)、协同性(HO)、对比度(CO)、相异性(DI)、熵(EN)、二阶矩(SM)和相关性(CC)8 个最常用纹理特征统计量。考虑纹理特征信息受提取窗口大小等因素影响^[26-27],设置 3×3, 5×5, 7×7, 9×9 种窗口大小进行纹理信息提取,共 128 个纹理特征因子。采用逐步回归方法分析和 PCA 降维分析不同窗口大小对森林蓄积量遥感估测。

Sentinel-2A 单波段反射率、植被指数作为备选自变量,经相关性分析和随机森林重要度分析最终综

合考虑确定自变量指标,得到建立模型最优子集。

2.2 模型选择

(1) RF 随机森林模型。RF 随机森林模型是一种基于决策树的机器学习算法^[28]。RF 随机森林模型具有随机性、多样性、处理高维数据和可解释性等优点^[29],对喀斯特山区森林蓄积量数据集有较强的鲁棒性。随机森林建模过程中包括树节点预选变量个数(m)和决策树数量(n)两个重要自定义参数。经大量试验确定主要参数,本试验设置决策树数量 $n=300$,节点预选变量 $m=2$ 模型精度较高,建立喀斯特森林蓄积量 RF-FSV 模型。

(2) KNN 近邻回归模型。KNN 模型是一种非参数模型,其具有简单直观的优点^[30],适合处理非线性数据。其基本原理是在训练集中寻找与测试样本最相似的 K 个样本,并测算样本的平均值作为预测值^[31]。KNN 近邻回归模型距离度量有 3 种方式,本研究采用欧式距离〔公式(1)]度量样本距离,经大量试验确定近邻数,设置近邻数 $K=5$,建立喀斯特森林蓄积量 KNN-FSV 模型。

$$L(x_i, x_j) = \left(\sum_{l=1}^n |x_i^{(l)} - x_j^{(l)}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

式中: L_2 为点 (x_i, x_j) 到原点的距离。

(3) BP 神经网络模型。BP 神经网络模型是一种非线性回归模型,目前应用最广泛的神经网络模型之一^[32-33]。能处理非线性问题,具有良好的泛化性能。BP 神经网络训练过程包括前向传输和反向传播两个过程。经大量试验确定 BP 神经网络模型主要参数,本研究设置隐藏层数量为 1 层,隐藏层神经元数量为 100,建立喀斯特森林蓄积量 BP-FSV 模型。

2.3 模型精度评价

RF-FSV, KNN-FSV, BP-FSV 这 3 个模型建立完成后,初步通过均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、决定系数 R^2 这 4 个指标评价模型精度。其中 MSE, RMSE, MAE 取值越小,模型准确度越高; R^2 结果越靠近 1 模型准确度越高。

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (2)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (3)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (5)$$

式中: \hat{y}_i 为模型预测值; \bar{y} 为森林蓄积量实测值平均值; y_i 为实测值; n 为验证样本总数。

为了验证模型对森林蓄积量的估测性能,在 3 个坡度条件下分别选择 50 个蓄积量样本数据作为测试数据集输入用 RF-FSV, KNN-FSV, BP-FSV 这 3 个模型进行森林蓄积量估测,将不同坡度条件下测试集估测结果与实测值回归拟合,通过线性拟合优度 Q (决定系数 R^2) 和模型精度 P 综合分析评价模型在喀斯特山区蓄积量估测性能。

$$P = \left(1 - \frac{\text{RMSE}}{\bar{y}} \right) \times 100\% \quad (6)$$

式中: \hat{y}_i 为模型预测值; \bar{y} 为森林蓄积量实测值平均值; y_i 为实测值; n 为验证样本总数。

3 结果与分析

3.1 自变量因子筛选

影响森林蓄积量的因子有很多,不同坡度条件下筛选结果不尽相同,因而筛选出最优子集使建立的模型拟合度达到最佳是非常重要的步骤。

(1) 纹理因子。窗口大小不同,纹理特征信息表现差异性较大。因而本研究在缓坡,斜坡,陡坡 3 种不同坡度条件下,采用 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$ 4 种窗口大小对纹理特征与森林蓄积量进行逐步回归分析(表 2)。其中,斜坡条件下, $5 \times 5, 7 \times 7$ 窗口大小的纹理特征变量与森林蓄积量均不相关,无法进行逐步回归分析。其余从 F 检验结果可知,纹理特征与森林蓄积量均呈现显著性;陡坡 7×7 窗口计算逐步回归模型中 VIF 值大于 10,说明该窗口纹理特征变量间存在共线关系;其余 VIF 值均小于 10,不存在共线问题。最终分别选择 $9 \times 9, 9 \times 9, 3 \times 3$ 窗口纹理特征对缓坡,斜坡,陡坡进行 PCA 降维处理。PCA 降维处理中,方差解释率(决定系数 R^2)表示提取的主成分解释能力,方差解释率越大,提取的主成分越有效。本研究选取了大于 85% 的主成分作为新纹理变量构建模型,保证模型精度的同时,保留影像原始纹理信息。缓坡和斜坡条件下,纹理特征因子降维处理分别得到 1 个主成分因子,记为 PCA;陡坡降维处理得到 2 个主成分,分别记作 PCA_1, PCA_2;降维因子作为新纹理特征变量参与模型建立。

(2) 单波段反射率和植被指数。对单波段反射率和植被指数进行相关性和随机森林重要度分析,选取相关性较高、随机森林重要性比例较高的变量作为森林蓄积量估测模型自变量。缓坡条件下,筛选得到单波段和植被指数自变量因子为: EVI, VARI, B8, B9, B12(图 2);斜坡条件下,单波段和植被指数自变

量为: CI_{green} , $B12$, RVI_{re} , CI_{re} , $B11$ (图 3); 陡坡条件下, 单波段和植被指数自变量因子为: $NDII$, $VARI$, CI_{re} , $B11$, $B12$ (图 4)。单波段反射率和植被指数在一定程度上能反映研究区植被分布情况。其中, $B8$ 为可见光近红外波段, 该波段对深绿色茂密植被区域较敏感, 颜色越深植被长势越好, 森林密度越高。而 $B9$, $B11$ 和 $B12$ 为短波红外波段, $B9$ 波段植被区域反射率较高, 水体、建筑等地物反射率较低; $B11$ 与 $B12$ 波段植被区域反射率较低, 建筑物、水体等地物反射率较高。 EVI , $VARI$ 为普通植被指数, CI_{green} , RVI_{re} , CI_{re} , $NDII$ 为红边植被指数, 植被指数反映了森林茂密程度和健康状况。通过单波段反射率和植被指数遥感因子分布图可以看出, 研究区西北部植被长势良好, 森林密度较高; 中部及中南部颜色较浅, 森林覆盖率较低

表 2 不同窗口大小纹理特征变量与森林蓄积量相关性分析

Table 2 Correlation analysis between texture feature variables with different window sizes and forest volume

坡度分级	窗口大小	R^2	F 检验	显著性 p 值
缓坡	3×3	0.04	7.15	0.008***
	5×5	0.08	13.31	0.000***
	7×7	0.09	15.29	0.000***
斜坡	9×9	0.13	11.41	0.000***
	3×3	0.03	4.63	0.033**
	9×9	0.04	6.21	0.014**
陡坡	3×3	0.12	6.73	0.000***
	5×5	0.06	10.18	0.002***
	7×7	0.12	7.06	0.000***
	9×9	0.08	7.06	0.001***

注: ***, ** 分别代表 0.01, 0.05 的显著性水平。

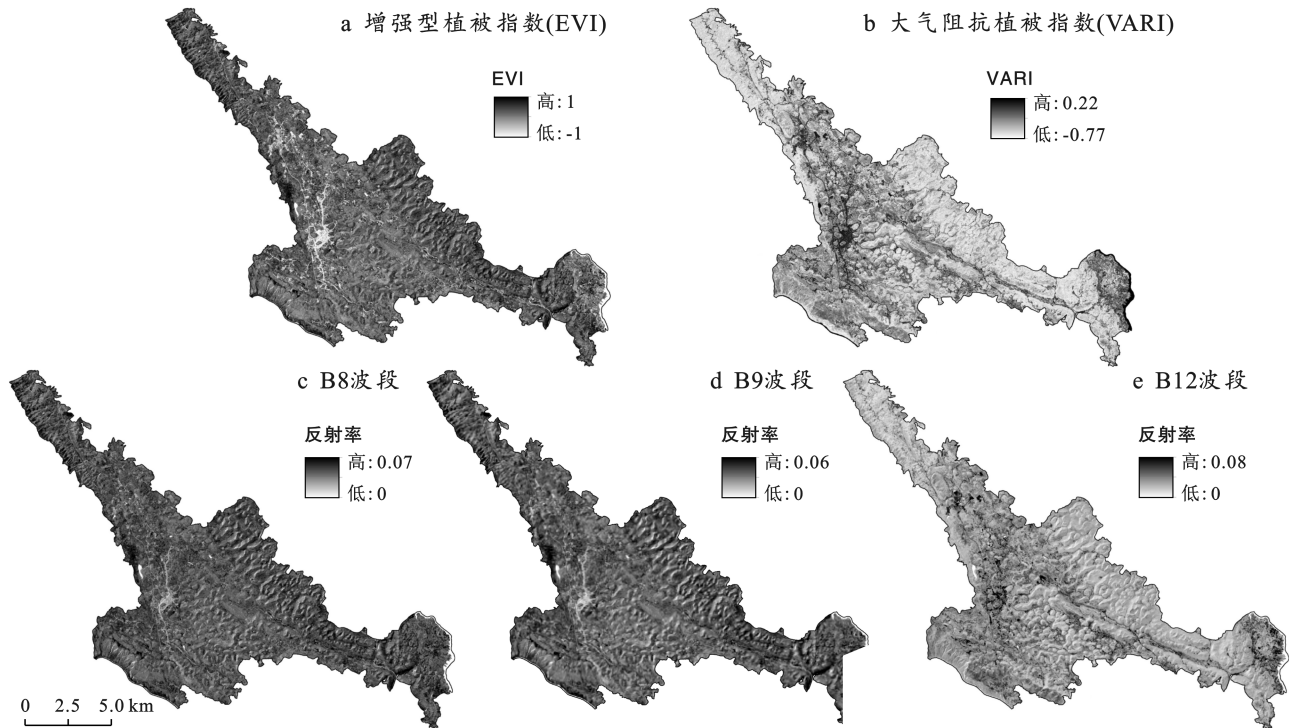


图 2 缓坡单波段反射率、植被指数空间分布

Fig.2 Spatial distribution of single band reflectance and vegetation index on gentle slopes

(3) 自变量重要性分析。为了检测筛选的自变量重要性, 量化筛选结果对模型贡献, 在建立模型之前, 对自变量进行随机森林重要性分析。自变量因子随机森林重要性如图 5a 所示, 自变量重要性比例均基本大于 10%, 说明自变量对于模型贡献率较高, 在模型建立中均起着决定性作用。总体而言, 纹理特征降维因子对森林蓄积量模型的贡献率最高, 植被指数因子对模型贡献率次之, 单波段反射率重要性最低(图 5b, 图 5c, 图 5d)。纹理特征降维因子在缓坡和斜坡条件下重要性比例分别为 23.3%, 19.4%, 陡坡条

件下降维因子重要性比例之和 30.1%; 植被指数在缓坡条件下重要性比例和为 36.4%, 斜坡条件下重要性比例为 48.2%, 陡坡条件下重要性比例为 49.7%; 单波段反射率在缓坡条件下重要性比例和为 40.3%, 斜坡条件下重要性比例和为 31.8%, 陡坡条件下重要性比例和为 20.1%。3 种坡度条件下自变量对模型贡献率各不相同, 缓坡条件下自变量因子重要性从大到小依次为单波段、植被指数、纹理特征降维因子; 斜坡依次为植被指数、单波段因子、纹理特征降维因子, 陡坡依次为植被指数、纹理特征降维因子、单波段因子。

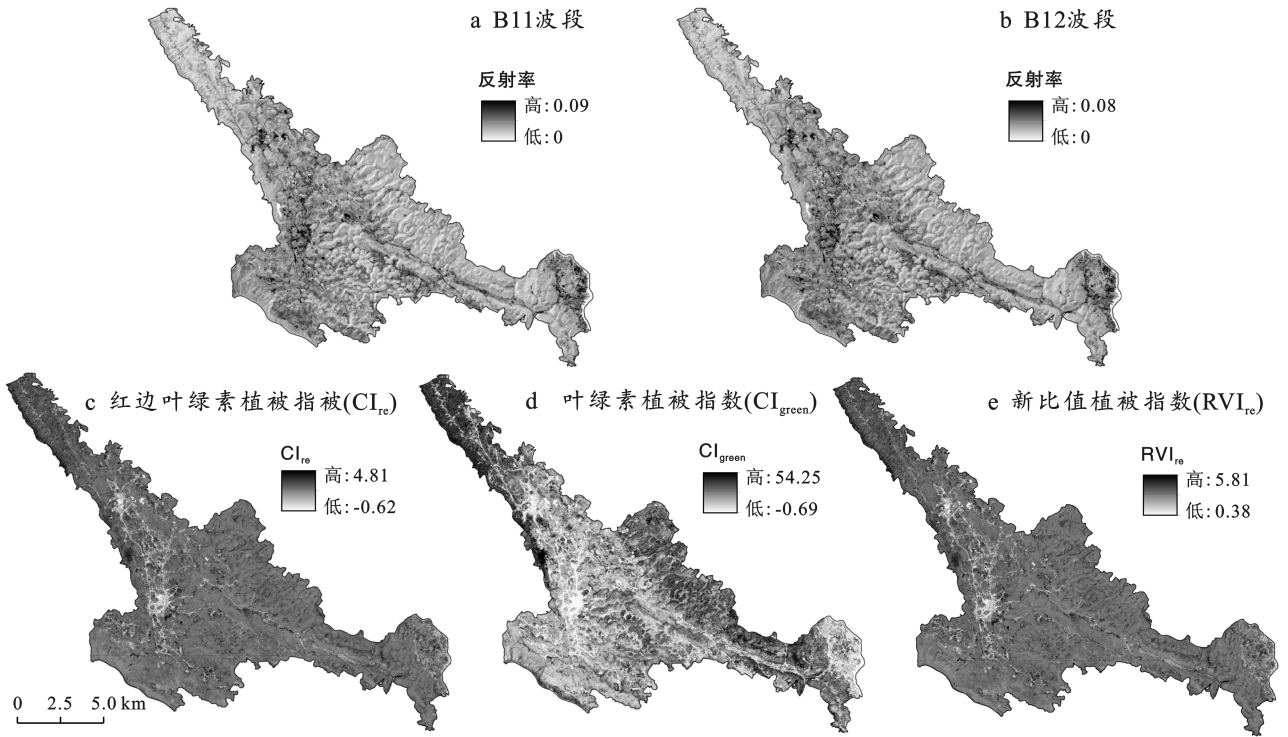


图 3 斜坡单波段反射率、植被指数空间分布

Fig.3 Spatial distribution of slope single band reflectance and vegetation index

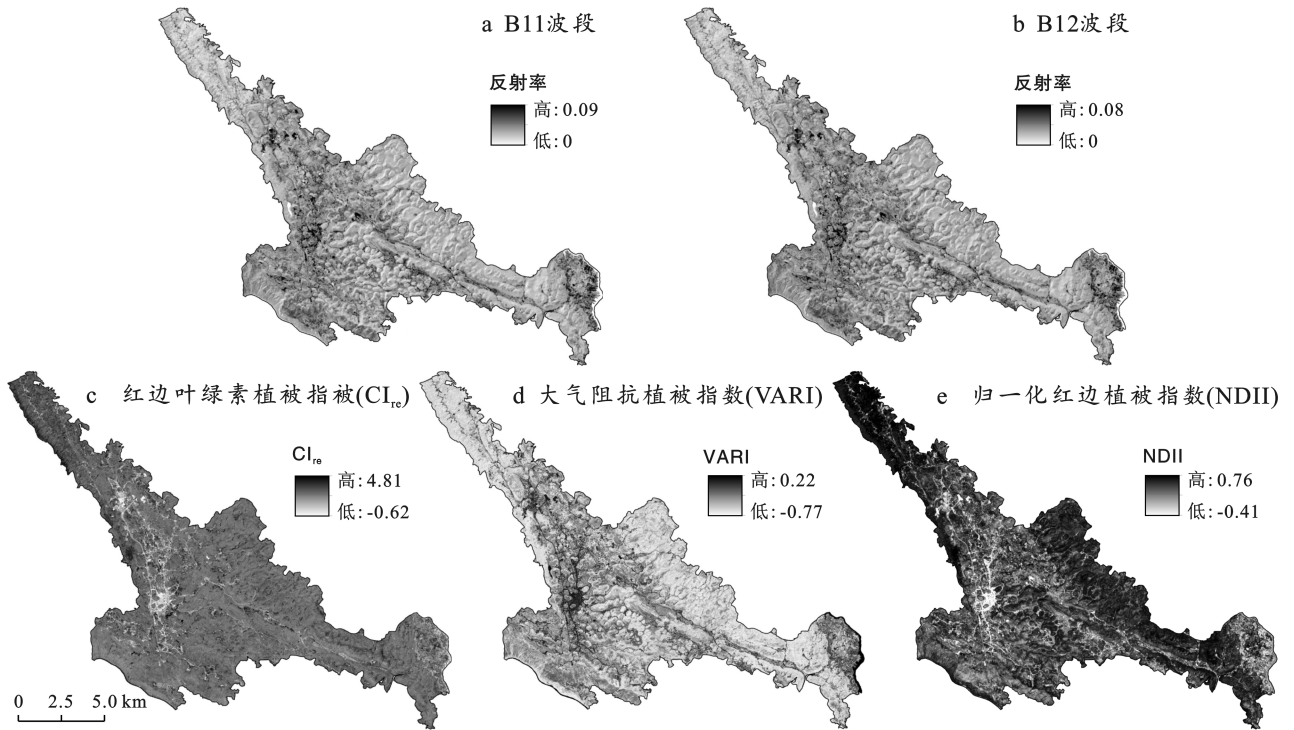


图 4 陡坡单波段反射率、植被指数空间分布

Fig.4 Spatial distribution of single band reflectance and vegetation index on steep slopes

3.2 模型精度比较

为了有效验证 RF-FSV, KNN-FSV, BP-FSV 3 个模型在喀斯特山区蓄积量估测的潜力, 通过 MSE, RMSE, MAE, 建模决定系数 R^2 这 4 个指标比较分析模型估测值与森林蓄积量实测值, 初步评价所建立

模型的精度。

由表 3 可知, RF-FSV 模型、KNN-FSV 模型、BP-FSV 模型平均 MSE 分别为 0.40, 1.88 和 2.51 m^3 ; 平均 RMSE 分别为 0.65, 1.37 和 1.58 m^3 ; 平均 MAE 分别为 0.52, 1.09 和 1.23 m^3 。经综合分

析可知,RF-FSV 模型精度最高,KNN-FSV 次之, BP-FSV 模型精度最低。RF-FSV 模型在缓、斜、陡坡条件下,建模决定系数 R^2 分别为 0.85,0.82 和 0.84;按照 MSE, RMSE 和 MAE 由小到大排序的坡度等级依次为缓坡、斜坡、陡坡。由此可知缓坡条件下

RF-FSV 模型准确度最高,斜坡次之,陡坡条件最低。同理,KNN-FSV 模型在缓坡条件下模型准确度最高,陡坡次之,斜坡条件下模型准确度最高。BP-FSV 模型精度较低,模型错误率高,缓坡条件下模型准确度最高,斜坡模型准确度最低。

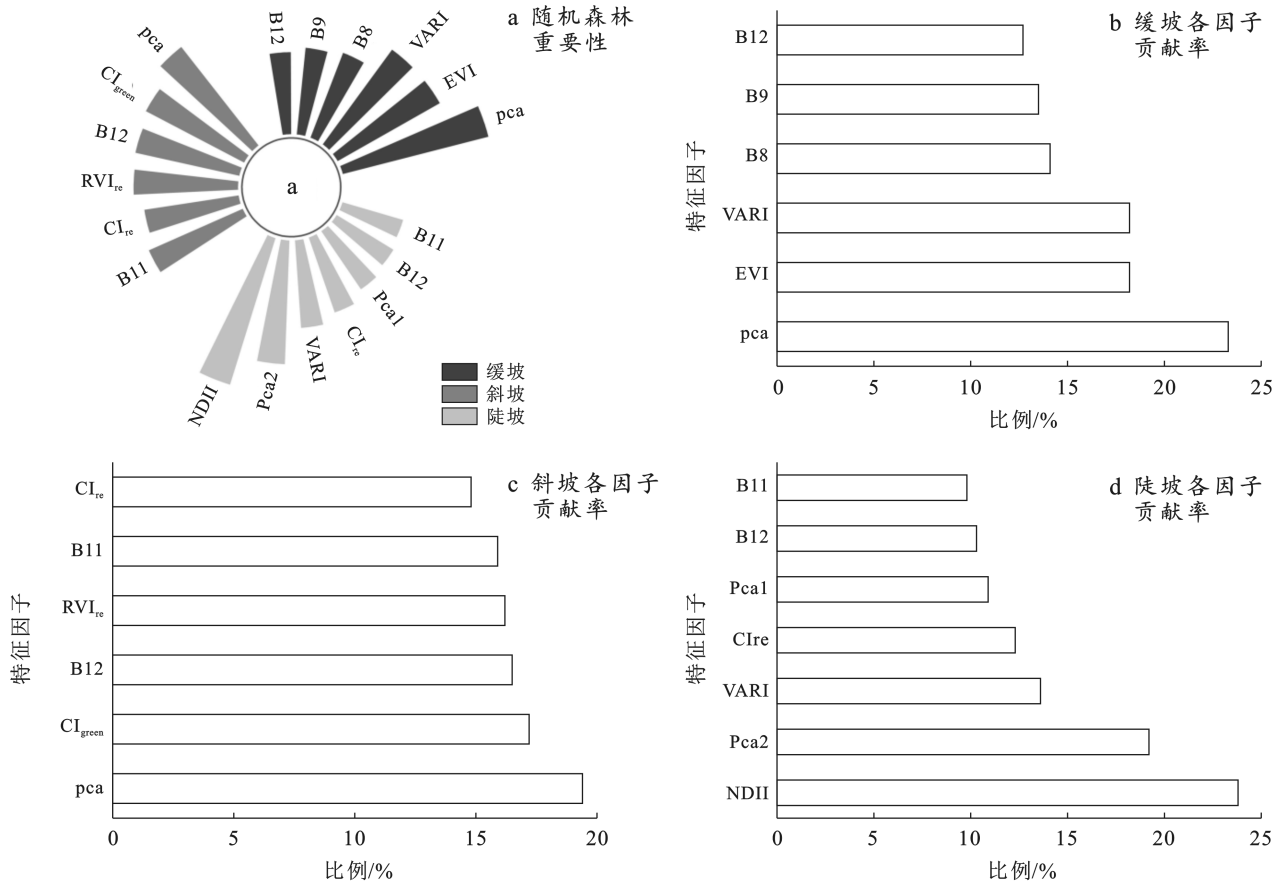


图 5 特征因子随机森林重要度统计结果

Fig.5 Statistical graph of random forest importance of characteristic factors

表 3 不同坡度条件下模型精度比较

Table 3 Comparison of model accuracy under different slope conditions

坡度等级	模型	模型估测值与蓄积量实测值线性拟合 R^2	模型精度 (P)/%
缓坡	RF 随机森林模型	0.90	80.14
	KNN 近邻回归模型	0.45	59.39
	BP 神经网络回归模型	0.11	55.06
斜坡	RF 随机森林模型	0.94	78.96
	KNN 近邻回归模型	0.41	61.58
	BP 神经网络回归模型	0.03	54.32
陡坡	RF 随机森林模型	0.89	80.52
	KNN 近邻回归模型	0.33	61.01
	BP 神经网络回归模型	0.01	57.68

3.3 模型预测性能比较

本研究构建的 RF-FSV, KNN-FSV, BP-FSV 模型蓄积量估测值与实测值之间数据斜率均在 0.05 水

平下显著不同于零,说明模型预测值与实测值间没有显著性差异。将模型预测值与实测值进行线性拟合,通过其拟合优度 Q 与模型精度 P 综合分析比较 3 种模型对于喀斯特山区森林蓄积量估测性能。由表 4 可知,3 种坡度条件下,RF-FSV 预测值精度均最高,3 种坡度条件下模型平均精度为 79.9%,平均拟合优度 Q 为 0.91。KNN-FSV 模型精度较低,缓坡、斜坡、陡坡条件下平均模型精度为 60.7%,模型拟合优度 Q 为 0.40;BP-FSV 模型精度最低,缓坡、斜坡、陡坡条件下平均精度为 55.7%,平均模型拟合优度 Q 为 0.05。通过模型拟合优度 Q 和模型精度 P 比较分析最终确定 RF-FSV 模型为喀斯特山区森林蓄积量估测最优模型。

3.4 森林蓄积量空间分布

依据建模因子自变量筛选结果,在缓坡、斜坡、陡坡条件下采用不同变量集,缓坡变量集为 EVI,

VARI, B8, B9, B12, PCA; 斜坡变量集为: CI_{green} , B12, RVI_{re} , CI_{re} , B11, PCA; 陡坡变量集为: NDII, VARI, CI_{re} , B11, B12, PCA。将自变量输入 RF-FSV 模型对研究区乔木林地的森林蓄积量进行估测得出缓坡、斜坡、陡坡 3 个坡度条件下森林蓄积量, 花江镇西北部森林蓄积量分布具有高度不均衡。由图 6 可知, 水平方向上, 西北部森林蓄积量较高, 中部及中南部蓄积量较低。本研究结合随机森林算法所得森林蓄积量估测结果与花江镇年森林资源调查库森林蓄积量水平分布基本一致。垂直方向上, 研究区蓄积量主要集中在 1 000~1 300 m 范围内, 蓄积量比例为 52%; 700~1 300 m 范围内随着海拔的升高森林蓄积量呈现递增的趋势, 这主要与可及度有关, 随着海拔的增加, 森林可及度减少, 受到人为干扰因素较少, 森林长势良好。而大于 1 300 m 蓄积量随海拔升高呈现递减趋势, 随着海拔的升高, 水热条件发生变化, 达到一定程度时则不利于植被生长, 因而大于 1 300 m 森林蓄积量呈递减趋势。海拔小于 1 600 m 时, 平均

蓄积量随着海拔的升高逐渐增大, 最高平均蓄积量为 $79.93 \text{ m}^3/\text{hm}^2$, 主要分布在研究区西北部; 海拔小于 700 m 时, 平均蓄积量为最小值 $66.03 \text{ m}^3/\text{hm}^2$, 主要分布在研究区中部及南部, 平均蓄积量与海拔分布大致相同。

表 4 不同坡度条件下模型预测性能比较
Table 4 Comparison of model prediction performance under different slope conditions

坡度等级	模型	拟合优度 Q	模型精度 $P/\%$
缓坡	RF-FSV 模型	0.90	80.1
	KNN-FSV 模型	0.45	59.4
	BP-FSV 模型	0.11	55.1
斜坡	RF-FSV 模型	0.94	79.0
	KNN-FSV 模型	0.41	61.6
	BP-FSV 模型	0.03	54.3
陡坡	RF-FSV 模型	0.89	80.5
	KNN-FSV 模型	0.33	61.0
	BP-FSV 模型	0.01	57.7

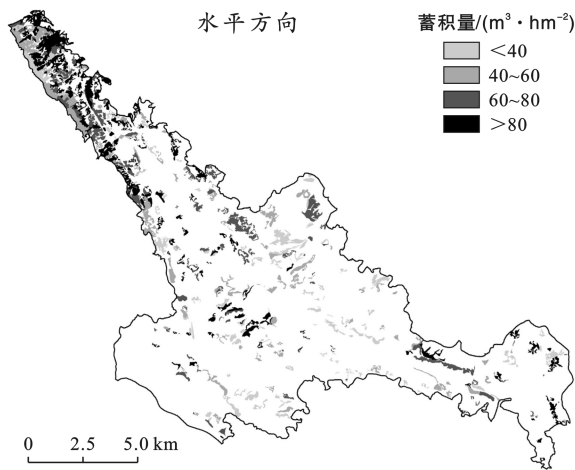


图 6 缓、斜、陡坡森林蓄积量空间分布

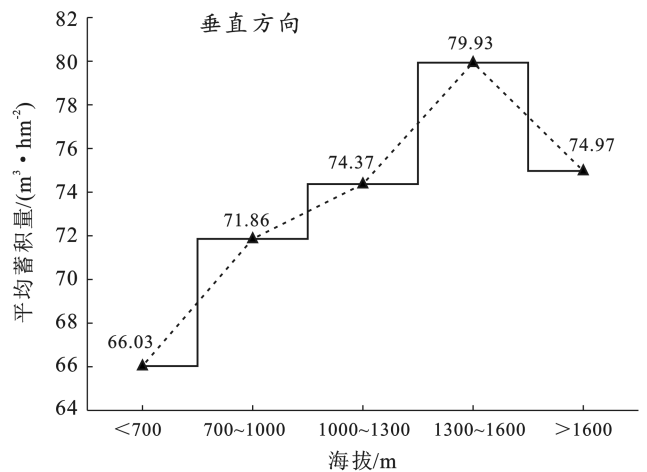
Fig.6 Spatial distribution of forest volume on gentle, sloping and steep slopes

4 讨论

典型喀斯特山区土层薄、地形复杂, 导致森林密度低、森林生长环境差异大、森林树种多样性较高。生态系统的多样性和生产力的不确定性导致喀斯特山区森林蓄积量分布具有高度不均衡。因而喀斯特地区森林蓄积量数据集与地势平坦地区蓄积量数据集存在较大差异。在不同地形条件下森林蓄积量分布具有一定的空间规律, 坡度对蓄积量的影响主要体现在不同坡度条件下植被获得热量和气温、土温不同, 同时受坡度差异影响, 水热条件不均导致森林蓄积量不同^[34]。另外, 人为干扰因素随坡度和海拔增

加而减少, 坡度和海拔越大, 人为干扰因素越少, 蓄积量越高, 坡度和海拔后地形条件和水热条件达到一定程度不利于植被生长, 导致森林蓄积量偏低, 立地条件的差异导致蓄积量空间分布差异性较大^[35]。花江镇西北部区域蓄积量较大, 这是由于花江镇西北海拔较高, 坡度较大, 可及度较大, 受到人为干扰因素较少, 植被长势良好。且花江镇西北部主要树种为杉木, 杉木长速较快、长势良好, 蓄积量较高。

研究区森林蓄积量集中分布在缓坡、斜坡、陡坡 3 种坡度。森林蓄积量不同最终体现在遥感影像上像元内植被信息不同, 单波段反射率、植被指数和纹理特征等遥感因子对森林蓄积量响应也不同。植被



指数能反映植被丰富度,单波段像元内所含植被信息不同,纹理特征反映遥感影像特征。不同坡度条件下筛选最优子集不一致,缓坡条件下,筛选得到单波段和植被指数自变量因子为: EVI, VARI, B8, B9, B12; 斜坡条件下,单波段和植被指数自变量为: CI_{green} , B12, RVI_{re} , CI_{re} , B11; 陡坡条件下,单波段和植被指数自变量因子为: NDII, VARI, CI_{re} , B11, B12, 3 个坡度建立的模型不尽相同。

本文选择 RF-FSV, KNN-FSV, BP-FSV 这 3 种森林蓄积量估测模型,其中 RF-FSV 模型精度高,模型预测能力最强。RF 模型能适应各种数据集,模型泛化能力较强,模型稳定性和估算精度较高^[36-37],在喀斯特山区森林蓄积量估测具有较强适应性和鲁棒性。与 RF-FSV 模型相比, KNN-FSV 与 BP-FSV 模型建模精度低、预测能力较弱。KNN-FSV 模型训练过程中数据集的数据分布不均衡,其模型精度也会受到严重影响,在喀斯特蓄积量估测中适应性不强。BP-FSV 模型构建过程需要足够数据集来进行训练,喀斯特地区蓄积量数据差异大,导致模型泛化能力不足,从而影响模型精度。本研究采用坡度对喀斯特森林蓄积量进行划分,细化喀斯特地区森林蓄积量估测模型,提高喀斯特地区蓄积量估测精度。

5 结论

基于 Sentinel-2A 遥感数据和森林资源实地调查数据,以典型喀斯特山区—花江镇为研究区,在不同立地条件下估算森林蓄积量。本研究提取单波段反射率、植被指数、纹理特征因子等遥感变量,选择 RF-FSV, KNN-FSV 和 BP-FSV 这 3 种蓄积量估测模型,在不同坡度条件下对喀斯特地区森林蓄积量进行遥感估测。结果证实 RF-FSV 建模精度高、模型预测能力较强,在喀斯特地区森林蓄积量遥感反演有较强的适应性和鲁棒性。由于自然因素和人为干扰因素差异大,导致森林蓄积量空间分布差异大,花江镇森林蓄积量集中分布在缓坡、斜坡、陡坡 3 种坡度。由于不同坡度条件下植被丰富程度不一致,遥感影像上体现为像元内所含单波段反射率、植被指数、纹理特征均不同。不同地形约束条件下遥感反演因子表现有所不同,最终不同坡度条件下得到的模型不一致。总体而言,本研究通过坡度等级在空间异质性强的喀斯特山区进行场景划分,充分考虑到不同立地条件下森林蓄积量分布规律,验证了 RF-FSV 模型在喀斯特地区森林蓄积量估算性能。通过坡度等级划分提高森林蓄积量遥感估测的精度,喀斯特山区碳汇监测和评估以及森林管理与决策所提供的理论依据。

参考文献 (References)

- [1] 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.
Yang Liu, Feng Zhongke, Yue Depeng, et al. Forest stock volume estimation model using textural and topographic factors of Landsat 8 OLI [J]. Spectroscopy & Spectral Analysis, 2017,37(7):2140-2145.
- [2] Nichol J E, Sarker M L R. Improved biomass estimation using the texture parameters of two high-resolution optical sensors [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011,49(3):930-948.
- [3] 李崇贵,宪文,李春干.森林蓄积量遥感估测理论与实现[M].北京:科学出版社,2006.
Li Chonggui, Xian Wen, Li Chungan. Theory and Implementation of Remote Sensing Estimation of Forest Volume [M]. Beijing: Science Press, 2006.
- [4] Mura M, Bottalico F, Giannetti F, et al. Exploiting the capabilities of the Sentinel-2 multi spectral instrument for predicting growing stock volume in forest ecosystems [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018,66:126-134.
- [5] 王月婷,张晓丽,杨慧乔,等.基于 Landsat 8 卫星光谱与纹理信息的森林蓄积量估算[J].浙江农林大学学报,2015,32(3):384-391.
Wang Yueying, Zhang Xiaoli, Yang Huiqiao, et al. Forest volume estimation based on spectral and textural information from the Landsat 8 satellite [J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2015,32(3):384-391.
- [6] 王佳,宋珊芸,刘霞,等.结合影像光谱与地形因子的森林蓄积量估测模型[J].农业机械学报,2014,45(5):216-220.
Wang Jia, Song Shanyun, Liu Xia, et al. Forest volume estimation model using spectra and topographic factors of ZY-3 image [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(5):216-220.
- [7] 刘俊,毕华兴,朱沛林,等.基于 ALOS 遥感数据纹理及纹理指数的柞树蓄积量估测[J].农业机械学报,2014,45(7):245-254.
Liu Jun, Bi Huaxing, Zhu Peilin, et al. Estimating stand volume of *Xylosma racemosum* forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(7):245-254.
- [8] 刘兆华,林辉,龙江平,等.基于高分二号的旺业甸林场蓄积量估测模型研究[J].中南林业科技大学学报,2020,40(3):79-84,118.
Liu Zhaohua, Lin Hui, Long Jiangping, et al. Study on volume estimation model of Wangyedian forest farm based on GF-2 [J]. Journal of Central South University

- of Forestry & Technology, 2020,40(3):79-84,118.
- [9] 韩瑞,吴达胜,方陆明,等.基于 Boruta 和极端随机树方法的森林蓄积量估测[J].林业资源管理,2020(4):127-133.
Han Rui, Wu Dasheng, Fang Luming, et al. Estimation of forest reserves based on boruta and extra-trees methods [J]. Forest Resources Management, 2020(4):127-133.
- [10] 赵宇鸾,赵佳,李渊,等.贵州花江喀斯特研究进展[J].贵州师范大学学报(自然科学版),2022,40(5):1-10.
Zhao Yuluan, Zhao Jia, Li Yuan, et al. Research progress of Huajiang karst gorge, Guizhou Province [J]. Journal of Guizhou Normal University (Natural Sciences), 2022,40(5):1-10.
- [11] 王万海,郑洁,兰洪波,等.贵州茂兰自然保护区喀斯特森林被子植物多样性的空间格局[J].贵州师范大学学报(自然科学版),2021,39(4):58-62.
Wang Wanhai, Zheng Jie, Lan Hongbo, et al. The spatial patterns of angiosperm diversity within the karst forest in Maolan Nature Reserve of Guizhou [J]. Journal of Guizhou Normal University (Natural Sciences), 2021,39(4):58-62.
- [12] 张超,彭道黎,党永峰,等.三峡库区森林蓄积量遥感监测及其动态变化分析[J].东北林业大学学报,2013,41(11):46-50.
Zhang Chao, Peng Daoli, Dang Yongfeng, et al. Dynamic change of forest volume in Three Gorges reservoir region based on remote sensing [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2013,41(11):46-50.
- [13] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS [J]. NASA Spec. Publ, 1974,351(1):309.
- [14] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index [J]. Remote sensing of environment, 1994,48(2):119-126.
- [15] Kaufman Y J, Tanre D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992,30(2):261-270.
- [16] 刘金锋.基于多源遥感数据的青海湖流域植被指数研究[D].青海 西宁:青海师范大学,2014.
Liu Jinfeng. Study on vegetation index of Qinghai Lake basin based on multi-source remote sensing Data [D]. Xining, Qinghai: Qinghai Normal University, 2014.
- [17] Goward S N, Huemmrich K F. Vegetation canopy PAR absorptance and the normalized difference vegetation index: An assessment using the SAIL model [J]. Remote Sensing of Environment, 1992,39(2):119-140.
- [18] Rossi E, Rogan J, Schneider L. Mapping Forest damage in Northern Nicaragua after Hurricane Felix (2007) using MODIS enhanced vegetation index data [J]. GI Sciences & Remote Sensing, 2013,50(4):385-399.
- [19] Gitelson A A, Gritz Y, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 2003, 160(3): 271-282.
- [20] 蒋馥根,孙华,李成杰等.联合 GF-6 和 Sentinel-2 红边波段的森林地上生物量反演[J].生态学报,2021,41(20):8222-8236.
Jiang Fugen, Sun Hua, Li Chengjie, et al. Retrieving the forest aboveground biomass by combining the red edge bands of Sentinel-2 and GF-6 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2021,41(20):8222-8236.
- [21] Hardisky M S, Klemas V, et al. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies [J]. Photogrammetric Eng & Remote Sens, 1983,49(1):77-84.
- [22] 郑阳,吴炳方,张淼. Sentinel-2 数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J].遥感学报,2017,21(2):318-328.
Zheng Yang, Wu Bingfang, Zhang Miao. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data [J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(2):318-328.
- [23] Gitelson A A, Viña A, Ciganda V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops [J]. Geophysical Research Letters, 2005,32:L08403.
- [24] 许文韬.纹理图像特征提取与分类研究[D].上海:华东师范大学,2017.
Xu Wentao. Research on feature extraction and classification of texture image [D]. Shanghai: East China Normal University, 2017.
- [25] 杨龙飞.基于局部二值模式和灰度共生矩阵的纹理特征提取技术研究[D].甘肃 兰州:兰州大学.
Yang Longfei. Research on texture feature extraction based on local binary pattern and gray level co-occurrence Matrix [D]. Lanzhou, Gansu: Lanzhou University, 2016.
- [26] 李明诗.基于 ASTER 遥感数据的建湖县杨树信息提取的研究[D].江苏 南京:南京林业大学,2006.
Li mingshi. Research on poplar information extraction in Jianhu County based on ASTER remote sensing data [D]. Nanjing, Jangsu: Nanjing Forestry University, 2006.
- [27] 郝泷,刘华,陈永富,等.耦合光谱、纹理信息的森林蓄积量估算研究[J].山地学报,2017,35(2):246-254.
Hao Shuang, Liu Hua, Chen Yongfu, et al. Remote sensing estimation of forest growing stock volume based on spectral and texture information [J]. Mountain Research, 2017,35(2):246-254.
- [28] Goldberg D E. Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning [M]. US: Addison-Wesley

- Pub. Co., 1989.
- [29] Rodriguez-Galiano V, Mendes M P, Garcia-Soldado M J, et al. Predictive modeling of groundwater nitrate pollution using random forest and multisource variables related to intrinsic and specific vulnerability: A case study in an agricultural setting (Southern Spain) [J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 476/477 (1): 189-206.
- [30] 郑刚. 基于 KNN 法的森林蓄积量的遥感估计和反演: 以广东省翁源县为例[D]. 江苏 南京: 南京林业大学, 2009.
- Zheng Gang. Remote sensing estimation and inversion of forest volume based on KNN Method: A case study of Wengyuan County, Guangdong Province [D]. Nanjing, Jiangsu: Nanjing Forestry University, 2009.
- [31] 徐新良, 曹明奎. 森林生物量遥感估算与应用分析[J]. *地球信息科学*, 2006, 8(4): 122-128.
- Xu Xinliang, Cao Mingkui. An analysis of the applications of remote sensing method to the forest biomass estimation [J]. *Geo-Information Science*, 2006, 8(4): 122-128.
- [32] 肖锦成, 欧维新, 符海月. 基于 BP 神经网络与 ETM⁺ 遥感数据的盐城滨海自然湿地覆被分类[J]. *生态学报*, 2013, 33(23): 7496-7504.
- Xiao Jincheng, Ou Weixin, Fu Haiyue. Land cover classification of Yancheng Coastal Natural Wetlands based on BP neural network and ETM⁺ remote sensing data [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(23): 7496-7504.
- [33] 黄丽. BP 神经网络算法改进及应用研究[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2010.
- Huang Li. Research on improvement and application of BP neural network algorithm [D]. Chongqing: Chongqing Normal University, 2010.
- [34] 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.
- Li Xinhai. Using "random forest" for classification and regression [J]. *Chinese Journal of Applied Entomology*, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [35] 李明军, 杜明凤, 喻理飞. 贵州省杉木中龄林蓄积量与立地因子的关系研究[J]. *林业资源管理*, 2014(5): 58-63.
- Li mingjun, Du Mingfeng, Yu Lifei. Study on the relationship between the stand volume and site factors in chinese fir forest of middle age in Guizhou Province [J]. *Forest Resources Management*, 2014(5): 58-63.
- [36] 刘唐, 江涛, 李昂, 等. 基于神经网络和不同立地质量的森林蓄积量遥感估测[J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 38(2): 25-35.
- Liu Tang, Jiang Tao, Li Ang, et al. Remote sensing estimation of forest stock volume based on neural network and different site quality [J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science)*, 2019, 38(2): 25-35.
- [37] 汪玮, 孟伟. 不同立地因子对杉木蓄积量的影响[J]. *热带林业*, 2017, 45(3): 23-26.
- Wang Wei, Meng Wei. The influence of different site factors on Chinese fir volume [J]. *Tropical Forestry*, 2017, 45(3): 23-26.
- ~~~~~
- (上接第 127 页)
- [35] 亢晨波, 郭汉清, 张垚, 等. 关帝山不同海拔和坡向土壤水分入渗特征[J]. *东北林业大学学报*, 2022, 50(6): 76-82.
- Kang Chenbo, Guo Hanqing, Zhang Yao, et al. Infiltration characteristics of soil moisture at different altitudes and slopes of Guandi Mountain [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2022, 50(6): 76-82.
- [36] 翟朝阳, 邱娟, 司洪章, 等. 微地形对大西沟新疆野杏萌发层土壤因子的影响[J]. *生态学报*, 2019, 39(6): 2168-2179.
- Zhai Zhaoyang, Qiu Juan, Si Hongzhang, et al. Effects of microtopography on germination layer soil factors in *Armeniaca vulgaris* Lam. in Daxigou [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(6): 2168-2179.
- [37] 张珊, 杨树文, 王恒亮. 顾及黄土滑坡的兰州市不同等级降雨时空变化特征[J]. *水土保持研究*, 2019, 26(1): 184-191.
- Zhang Shan, Yang Shuwen, Wang Hengliang. Spatio-temporal variation of rainfall for different categories in Lanzhou during 1965—2015 considering loess landslide [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2019, 26(1): 184-191.
- [38] 王英宇. 公路石质边坡喷播绿化植被的降雨、灌溉水分分配特征[J]. *水土保持学报*, 2018, 32(4): 128-138.
- Wang Yingu. Water distribution characteristics of highway slope greening under irrigation and rainfall conditions [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2018, 32(4): 128-138.