

基于无人机多光谱影像的云南松林蓄积量估测模型

邓再春¹, 张超^{1,2}, 朱夏力¹, 范金明¹, 钱慧¹, 李成荣¹

(1. 西南林业大学 林学院, 云南昆明 650224; 2. 西南林业大学 云南省山地农村生态环境演变与污染治理重点实验室, 云南昆明 650224)

摘要: 【目的】无人机多光谱遥感影像较可见光影像具有更丰富的光谱信息, 在森林蓄积量估测中具有较大潜力。以无人机载多光谱遥感影像为主要数据源, 探索森林蓄积量的遥感估测模型, 以克服传统地面调查工作量大、耗时长、成本高等弊端。【方法】以滇中地区典型天然云南松 *Pinus yunnanensis* 纯林为研究对象, 利用无人机多光谱影像提取单波段反射率、各类植被指数、纹理特征等, 计算各特征变量的标准地均值; 筛选与云南松林蓄积量相关性显著的特征变量, 采用多元线性、随机森林、支持向量机建立云南松林蓄积量估测模型, 以决定系数 (R^2)、平均绝对误差 (E_{MA})、均方根误差 (E_{RMS})、平均相对误差 (E_{MR}) 评价模型精度。【结果】① 3 种模型中, 随机森林的精度最高 ($R^2=0.89$, $E_{MA}=4.69$ $m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=5.45$ $m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=14.5\%$), 其次为支持向量机 ($R^2=0.74$, $E_{MA}=5.27$ $m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=8.31$ $m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=13.1\%$), 最低为多元线性回归模型 ($R^2=0.35$, $E_{MA}=10.12$ $m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=12.85$ $m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=28.1\%$); 3 种模型在测试集上的估测精度均有所降低, 随机森林的模型表现最好, 支持向量机次之, 多元线性最差。② 3 种模型在云南松林蓄积量估测中均存在一定的低值高估和高值低估现象。③ 基于无人机多光谱影像估测云南松林蓄积量, 纹理特征仍是不可忽视的重要因子。【结论】基于无人机多光谱影像, 在不进行单木分割的情景下, 提取标准地的单波段反射率、植被指数、纹理特征均值, 筛选适用于蓄积量估算的变量构建估测模型。通过对 3 种模型进行精度评价, 随机森林为云南松林蓄积量估测的最佳模型。图 2 表 5 参 27

关键词: 森林蓄积量; 云南松林; 无人机多光谱影像; 随机森林; 多元线性回归; 支持向量回归

中图分类号: S758.5 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2024)01-0049-08

Pinus yunnanensis volume estimation model based on UAV multispectral image

DENG Zaichun¹, ZHANG Chao^{1,2}, ZHU Xiali¹, FAN Jinming¹, QIAN Hui¹, LI Chengrong¹

(1. College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 2. Yunnan Key Laboratory of Ecological Environment Evolution and Pollution Control in Mountainous Rural Areas, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China)

Abstract: [Objective] Unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral remote sensing images, with richer spectral information than visible light images, have great potential in forest volume estimation. Taking UAV-borne multispectral remote sensing images as the main data source, this study aims to explore the remote sensing estimation model of forest volume, so as to overcome the drawbacks of traditional ground survey, such as heavy workload, long time consumption and high cost. [Method] Taking the typical natural pure *Pinus yunnanensis* forest in Luomian Township, Fumin County, Kunming City as the research object, the single-band reflectance, vegetation index and texture feature were extracted according to the UAV multispectral image, and the standard ground mean of each characteristic variable was calculated. The characteristic variables

收稿日期: 2023-04-22; 修回日期: 2023-07-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (32160405); 云南省“万人计划”人才培养项目 (YNWR-QNBJ-2018-334)

作者简介: 邓再春 (ORCID: 0009-0009-4510-072X), 从事森林经理学研究。E-mail: 2939953003@qq.com。通信作者: 张超 (ORCID: 0000-0003-3126-6103), 教授, 博士生导师, 从事森林经理学研究。E-mail: 42668600@qq.com

significantly correlated with the forest volume were screened, and the forest volume estimation model was established using multiple linear regression, random forest and support vector machine. The model accuracy was evaluated by coefficient of determination (R^2), root mean square error (E_{RMS}), mean absolute error (E_{MA}) and mean relative error (E_{MR}). [Result] (1) Among the three models, the random forest had the highest accuracy ($R^2=0.89$, $E_{MA}=4.69 \text{ m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$, $E_{RMS}=5.45 \text{ m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$, $E_{MR}=14.5\%$), followed by the support vector machine ($R^2=0.74$, $E_{MA}=5.27 \text{ m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$, $E_{RMS}=8.31 \text{ m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$, $E_{MR}=13.1\%$). The multiple linear regression model had the minimum accuracy ($R^2=0.35$, $E_{MA}=10.12 \text{ m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$, $E_{RMS}=12.85 \text{ m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$, $E_{MR}=28.1\%$). The estimation accuracy of the three models in the test set decreased. The random forest had the best performance, followed by the support vector machine, and the multivariate linearity was the worst. (2) The three models had certain underestimation and overestimation in the estimation of *P. yunnanensis* forest volume. (3) Texture feature was still an important factor that could not be ignored in estimating the forest volume of *P. yunnanensis* based on UAV multispectral images. [Conclusion] Based on the multi-spectral images of UAV, the single-band reflectance, vegetation index, and texture factor mean values of the standard ground were extracted without individual tree segmentation, and the variables suitable for volume estimation were screened to construct an estimation model. Through the precision evaluation of the three models, the random forest is the best model for estimating *P. yunnanensis* volume. [Ch, 2 fig. 5 tab. 27 ref.]

Key words: forest volume; *Pinus yunnanensis* forests; unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral image; random forest; multiple linear regression; support vector regression

森林蓄积量是一定森林面积上所有活立木材积的总和^[1]。作为森林生物量和碳储量的重要评价指标,森林蓄积量能直接反映森林资源的数量与质量,是森林资源调查的重要因子之一。随着无人机遥感技术的快速发展,无人机载可见光/多光谱遥感影像在森林资源调查领域得以快速推广,为森林蓄积量调查提供了快速高效的技术手段。传统的森林蓄积量调查主要以地面调查为主,此类调查周期长,对人力、物力的需求量巨大^[2]。20世纪90年代以来,国内外学者通过获取单一或多源遥感影像,以地面调查数据作为因变量,以各类植被指数、纹理特征、地形因子等作为自变量,采用主成分分析、偏最小二乘法、逐步回归、随机森林、 k 邻近模型等方法建立回归模型,估测森林蓄积量,进行了较多有益的探索^[3-5]。卫星遥感影像具有长时序、大尺度、易获取等优势,但其影像易受天气影响,且难以兼顾分辨率和成本。无人机具有成本低、机动灵活、影像分辨率高等优点,作为传统遥感估测的补充手段,在森林资源调查中得到了广泛应用。通过搭载可见光、多光谱、高光谱、激光雷达等多种传感器,可获得低空地表有关森林资源的多层面数据^[6]。大量研究表明:基于无人机航拍影像估测森林蓄积量具有较高的可行性。利用无人机航拍影像估测森林蓄积量主要包括2个角度:①基于数字正射影像(DOM)、数字表面模型(DSM)、冠层高度模型(CHM)获取林分株数、胸径、冠幅、树高等因子,从单木、林分2个角度进行蓄积量估测^[7-12];②基于影像提取各类植被指数、纹理特征、地形因子等,建立森林蓄积量估测模型,或是建立单株材积估测模型,再进一步计算森林蓄积量^[13-14]。

无人机多光谱影像较可见光影像具有更丰富的光谱信息,可计算对森林蓄积量敏感的各类植被指数,已被广泛用于植被参数信息的提取研究,在未来森林蓄积量估测研究中具有较大的潜力^[14]。现有研究大多以无人机获取的可见光影像为基础,对无人机载多光谱影像的尝试相对较少。本研究基于大疆精灵4多光谱版无人机拍摄的多光谱影像,在不进行影像分割的情景下,提取研究区单波段反射率、各类植被指数、纹理特征等因子,计算标准地范围内的均值,建立云南松 *Pinus yunnanensis* 林蓄积量估测模型,分析其在森林蓄积量估测建模中的可行性和适用性,旨在为今后森林蓄积量的遥感估算研究提供有益的方法参考。

1 研究地区与研究方法

1.1 研究区概况

研究区位于云南省昆明市富民县罗免乡(25°16'21"~25°25'26"N, 102°20'46"~102°29'14"E)。该地区

属天然云南松林分布的典型区域，地势西南、西北高，东南低。属于低纬度亚热带高原季风气候区，四季温差小，干湿季分明，年平均气温为 15.8 ℃，年平均降水量为 847.0 mm，研究区内以典型的天然云南松纯林为主。

1.2 标准地调查

于 2022 年 10 月在研究区内选取能充分代表林分总体特征平均水平的地块，设置大小为 25 m×25 m 的标准地，共 63 个。对标准地内胸径≥5.0 cm 的所有活立木进行每木定位，并测量胸径、树高、最长冠幅、最短冠幅。标准地林分因子见表 1。根据实测的胸径、树高，利用二元立木材积公式计算单木材积，在此基础上计算标准地的蓄积量。云南松林二元立木材积公式：

$$V = 0.000\ 058\ 290\ 117\ 5 \times D^{1.979\ 634\ 4} \times H^{0.907\ 151\ 55}$$

其中： V 为材积(m³)； D 为胸径(cm)； H 为树高(m)。

1.3 无人机多光谱影像采集及预处理

大疆精灵 4 多光谱无人机作为多光谱影像采集平台，集成了 1 个可见光相机和 5 个多光谱相机 [包括红光 (B₁)、绿光 (B₂)、蓝光 (B₃)、红边 (B₄) 和近红外 (B₅) 波段]。于 2022 年 11 月 14 日利用大疆精灵 4 多光谱无人机，采用 DJI GS PRO 地面站软件从各标准地获取多光谱影像数据。飞行高度设置为 100 m，航向和旁向重叠率均设置为 85%。利用 DJI Terra 软件对原始图像进行预处理，生成数字正射影像 (DOM) 和数字表面模型 (DSM)。将 5 个单波段的合成图像在 ArcGIS 中合成为多光谱影像 (影像分辨率为 5.3 cm)，计算所需的各类特征变量。

1.4 特征变量提取

1.4.1 单波段反射率及植被指数 植被指数是指多光谱遥感数据经过线性或非线性数学运算，产生能反映植被生长状况的数值，已广泛用于森林蓄积量建模反演^[15]。提取多光谱影像中红光、绿光、蓝光、红边、近红外等 5 个波段的反射率 (b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 、 b_5)，计算蓄积量估测中常用的植被指数：归一化植被指数 (NDVI)，比值植被指数 (RVI)，差值植被指数 (DVI)，大气抗阻植被指数 (ARVI)，以及根据可见光波段计算的植被指数：过绿指数 (EXG)^[16]，绿蓝比值指数 (GBRI)^[17]，绿红比值指数 (GRRI)^[18]，归一化绿蓝差异指数 (NGBDI)^[19]，归一化绿红差异指数 (NGRDI)^[20]，可见光波段差异植被指数 (VDVI)^[21] 等 10 个植被指数。

1.4.2 纹理特征 在蓄积量估测中加入纹理特征有助于提高蓄积量的估算精度^[22-24]。为避免影像高频空间信息的丢失，选择较小的 3×3 窗口提取纹理特征^[25]。借助 ENVI 5.3 的纹理提取工具，在 3×3 窗口下，通过灰度共生矩阵提取纹理特征，主要包括方差 (VA)，均值 (ME)，协同性 (HO)，熵 (EN)，对比度 (CO)，二阶矩 (SM)，相异性 (DI) 和相关性 (CC)^[14]。5 个波段共 40 个纹理特征。

1.4.3 均值计算与特征变量筛选 由于标准地为方形标准地，且部分样地郁闭度较低，所以以标准地中的某一点提取各特征变量值不能充分反映标准地特征。本研究以标准地边界为矢量区域，借助 ArcGIS 的分区统计工具计算标准地范围内各特征变量的平均值作为自变量，建立蓄积量估测模型^[26]。可用于建立蓄积量估测模型的因子会随着研究区、数据源、成像时间等的差异而不同，在建立模型之前对蓄积量与各特征变量进行 Pearson 相关性分析，筛选与蓄积量相关性较高的特征变量构建模型。

1.5 蓄积量估测模型研建

根据相关性分析的结果，选择在 0.01 水平与蓄积量极显著相关的特征变量为自变量，按照 7:3 比例随机划分训练集和测试集，采用多元线性回归 (MLR)、支持向量机 (SVR)、随机森林 (RF) 等 3 种回归方法建立蓄积量估测模型。

1.6 精度评价

利用决定系数 (R^2)、均方根误差 (E_{RMS})、平均绝对误差 (E_{MA})、平均相对误差 (E_{MR}) 进行精度评价^[26]。

表 1 标准地林分因子汇总

项目	蓄积量/ (m ³ ·hm ⁻²)	株数	平均胸 径/cm	平均树 高/m	郁闭度
最小值	7.90	2	12.8	5.0	0.21
最大值	79.49	42	32.6	14.7	0.79
平均值	41.97	14	21.9	8.4	0.45

2 结果与分析

2.1 相关分析

将单波段反射率、植被指数、纹理特征与蓄积量进行相关分析(表2), 5个波段反射率中, 蓄积量与 b_1 、 b_2 无显著相关性, 与 b_3 呈极显著负相关($P<0.01$), 与 b_4 、 b_5 呈极显著正相关($P<0.01$)。

表2 蓄积量与单波段反射率、植被指数的相关性

Table 2 Correlation between forest volume and single band reflectance and vegetation indexes

植被指数	相关性	植被指数	相关性	单波段反射率	相关性
RVI	0.533**	ARVI	0.548**	b_1	-0.126
NDVI	0.463**	GBRI	0.341**	b_2	-0.194
DVI	0.541**	GRRI	0.541**	b_3	-0.333**
VDVI	0.532**	NGRDI	-0.117	b_4	0.342**
EXG	0.508**	NGBDI	0.310*	b_5	0.381**

说明: b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 、 b_5 分别为红光、绿光、蓝光、红边、近红外反射率; **表示在0.01(双侧)水平上极显著相关, *表示在0.05(双侧)水平上显著相关。

在植被指数中, NGRDI与蓄积量不相关, NGBDI与蓄积量呈显著正相关($P<0.05$)外, 其余植被指数均与蓄积量呈极显著正相关($P<0.01$)。

如表3所示: 在8个纹理特征中, HO、EN与蓄积量的相关性较高, VA、CO、DI次之, CC、SM、ME与蓄积量的相关性较低。比较5个波段提取的纹理特征, 与蓄积量显著相关的纹理特征数由大到小依次为 B_5 、 B_4 、 B_1 、 B_2 、 B_3 。

表3 蓄积量与纹理特征的相关性

Table 3 Correlation between forest volume and texture factors

波段	CO	CC	DI	EN	HO	ME	SM	VA
B_1	0.115	-0.139	0.165	0.362**	-0.381**	-0.380**	-0.253*	0.088
B_2	0.297*	-0.053	0.257*	0.428**	-0.499**	-0.189	-0.213	0.306*
B_3	0.092	0.201	0.113	0.337**	-0.173	-0.239	-0.115	0.111
B_4	0.413**	-0.123	0.405**	0.189	-0.507**	0.067	-0.218	0.392**
B_5	0.408**	-0.210	0.395**	0.409**	-0.499**	0.129	-0.186	0.390**

说明: B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 、 B_5 分别为红光、绿光、蓝光、红边、近红外波段; **表示在0.01(双侧)水平上极显著相关, *表示在0.05(双侧)水平上显著相关。0.115表示红光波段(B_1)提取的对比值(CO)与蓄积量的相关系数, 其余值同理。

根据相关性分析结果, 筛选出26个在0.01水平与蓄积量显著相关的因子, 分别为单波段反射率 b_3 、 b_4 、 b_5 , 植被指数RVI、NDVI、DVI、VDVI、EXG、ARVI、GBRI、GRRI, 纹理特征 B_1 -EN、 B_1 -HO、 B_1 -ME、 B_2 -EN、 B_2 -HO、 B_3 -EN、 B_4 -CO、 B_4 -DI、 B_4 -HO、 B_4 -VA、 B_5 -CO、 B_5 -DI、 B_5 -EN、 B_5 -HO、 B_5 -VA。

2.2 估测模型构建

2.2.1 多元线性回归 传统的线性回归模型易受自变量间共线性的影响, 利用主成分分析可将原始的多个变量转化为少数主成分因子, 每个主成分之间相互独立, 克服自变量间的多重共线性的同时保留了原始变量的绝大部分信息^[3-4]。根据特征根和累计方差解释率确定主成分个数(表4)。当主成分个数为4个时, 累计方差解释率达93.66%, 因此确定主成分为 C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 。

提取的4个主成分因子与原始变量的线性关系

表4 主成分分析结果

Table 4 Principal component analysis

主成分	特征根	方差解释率/%	累积方差解释率/%
C_1	14.80	56.92	56.92
C_2	4.66	17.91	74.83
C_3	3.24	12.45	87.29
C_4	1.66	6.38	93.66

如表 5，利用提取出的 4 个主成分因子建立多元线性回归模型： $M = 41.569 + 11.949C_1 - 2.162C_2 + 2.020C_3 - 2.706C_4$ 。其中： M 为蓄积量 ($m^3 \cdot hm^{-2}$)； C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 为主成分分析提取的主成分因子。

表 5 主成分与原始变量的线性关系

Table 5 Linear relationship between principal components and original variables

原始变量	C_1	C_2	C_3	C_4	原始变量	C_1	C_2	C_3	C_4
RVI	0.050	0.088	0.149	-0.064	B ₁ -ME	-0.030	-0.112	-0.134	0.296
NDVI	0.044	-0.029	0.000	0.052	B ₂ -EN	0.048	-0.125	0.037	-0.187
DVI	0.051	0.009	0.189	0.108	B ₂ -HO	-0.055	0.111	0.003	0.142
VDVI	0.057	0.092	0.084	-0.034	B ₃ -EN	0.043	-0.157	-0.008	-0.120
EXG	0.058	0.014	0.110	0.092	B ₄ -CO	0.058	0.046	-0.133	0.037
ARVI	0.051	0.086	0.143	-0.124	B ₄ -DI	0.060	0.029	-0.130	0.053
GBRI	0.041	0.087	-0.062	0.292	B ₄ -HO	-0.065	0.045	0.035	0.028
GRRI	0.054	0.089	0.112	-0.086	B ₄ -VA	0.057	0.053	-0.138	0.049
B ₃	-0.025	-0.165	0.008	0.216	B ₅ -CO	0.058	0.053	-0.130	0.035
B ₄	0.033	-0.081	0.161	0.350	B ₅ -DI	0.060	0.038	-0.116	0.068
B ₅	0.036	-0.064	0.190	0.284	B ₅ -EN	0.058	-0.082	-0.071	0.020
B ₁ -EN	0.038	-0.161	0.023	-0.167	B ₅ -HO	-0.065	0.031	0.064	-0.007
B ₁ -HO	-0.043	0.151	0.029	0.121	B ₅ -VA	0.057	0.060	-0.132	0.057

2.2.2 随机森林 本研究使用 Matlab 建立随机森林回归模型，决策树数目为 100，最小叶子数为 1，其余参数均为默认值。如图 1 所示：随机森林模型中，变量重要性前 5 位的均为纹理特征，说明纹理特征对于蓄积量估测模型的重要性不可忽视。纹理特征间的重要性程度差异大，不同波段间也存在较大差异；植被指数对模型的影响比较稳定，植被指数间除 GRRI 外无明显差异。

2.2.3 支持向量机 基于 Matlab 借助 LIBSVM 工具箱构建支持向量回归 (SVR) 模型，支持向量机 (SVM) 类型为 e-SVR，函数选择径向基核函数 (RBF)，涉及惩罚系数 (c) 和径向基核函数的参数 (γ) 这 2 个重要参数。利用格网化寻优，得到最佳 c 、 γ 分别为 4、0.0625。

2.3 模型结构分析

精度评价结果：在训练集上，随机森林模型精度最高 ($R^2=0.89$, $E_{MA}=4.69 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=5.45 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=14.5%$)，支持向量机次之 ($R^2=0.74$, $E_{MA}=5.27 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=8.31 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=13.1%$)，多元线性回归精度最低 ($R^2=0.35$, $E_{MA}=10.12 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=12.85 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=28.1%$)。在测试集上，随机森林精度仍最高 ($R^2=0.69$, $E_{MA}=7.59 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=9.05 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=26.4%$)，其次是支持向量机 ($R^2=0.55$, $E_{MA}=10.51 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=12.45 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=38.5%$)，多元线性回归最低 ($R^2=0.33$, $E_{MA}=10.08 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{RMS}=12.21 m^3 \cdot hm^{-2}$, $E_{MR}=34.9%$)。3 种模型的测试集精度均有降低。

根据估测蓄积量与实测蓄积量绘制散点图。在训练集上 (图 2A~C)，随机森林和支持向量机模型离散程度较小，散点在两侧分布较均匀，模型拟合效果较好；多元线性回归模型散点在两侧分布较均匀，但离散程度较高，模型拟合较差。在测试集上 (图 2D~F)，3 种模型散点在两侧分布不均匀，随机森林离散程度小，其余 2 种模型离散程度大。3 种模型在训练集、测试集上均存在一定的低值高估和高值低估现象。

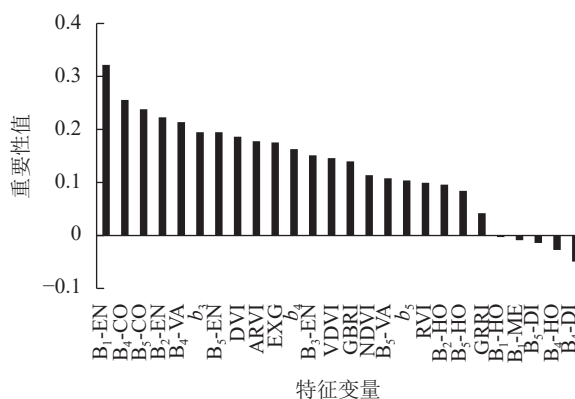
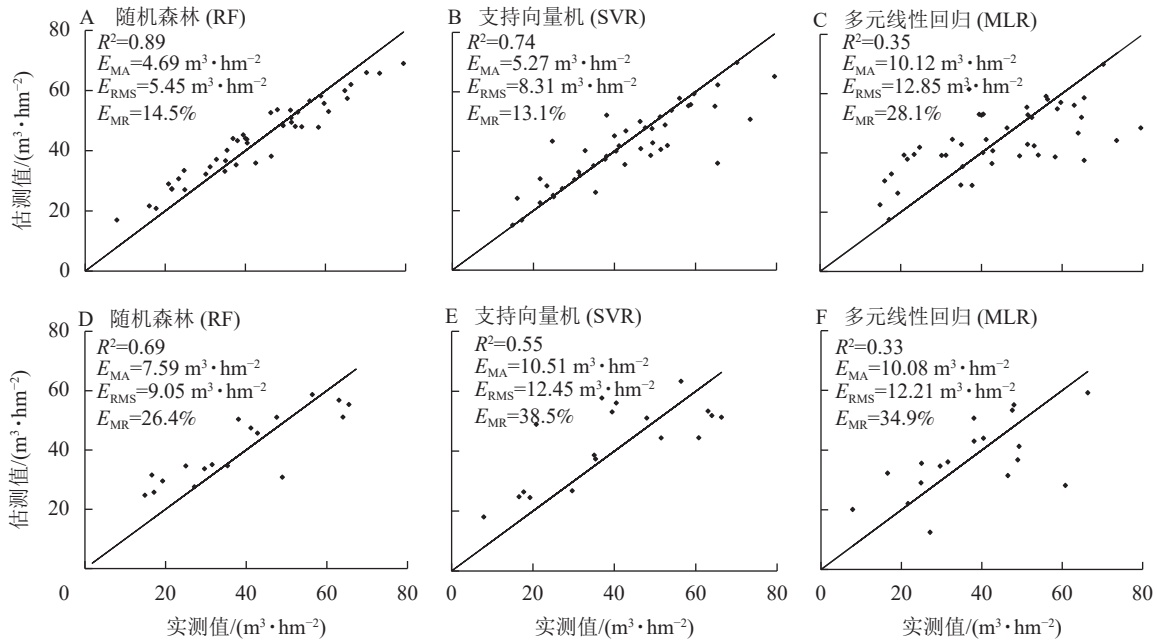


图 1 随机森林模型变量重要性
Figure 1 Importance of random forest model variables



A、B、C为训练集；D、E、F为测试集。

图2 实测蓄积量与估算蓄积量之间的相关关系

Figure 2 Correlation between measured forest volume and estimated forest volume

3 讨论

本研究基于无人机多光谱影像提取单波段反射率、各类植被指数、纹理特征，并计算其标准地均值，利用结合主成分分析的多元线性回归、随机森林、支持向量机等建立蓄积量估测模型，结果表明：随机森林模型的精度最高，支持向量机次之，多元线性回归最低。

苏迪等^[10]根据平均胸径、平均树高、坡度、坡向等因子建立蓄积量估测模型(模型 $R^2=0.738$, $E_{RMS}=5.1358 m^3 \cdot hm^{-2}$)，曾霞辉^[11]提取平均冠幅、郁闭度、平均树高、株数密度建立蓄积量估测模型(模型对应的 R^2 、 E_{MR} 分别为 $0.64\sim 0.78$ 、 $18.93\%\sim 39.68\%$)。本研究所建立随机森林模型和支持向量机模型的误差水平与其基本一致，多元线性回归模型精度较低。

于东海^[13]在对辽宁老秃顶子国家级自然保护区的蓄积量估测研究中，提取植被指数、纹理特征、地形因子，并通过主成分分析提取主成分因子建立多元线性回归模型，模型 R^2 为 0.88 ，拟合效果良好，测试集平均相对误差为 9.96% 。与该研究相比，本研究结合主成分分析法建立的多元线性回归模型 R^2 为 0.35 ，测试集的平均相对误差为 34.9% ，精度较低。对研究区进行对比发现，于东海^[13]所选研究区森林覆盖率 97% ，郁闭度、样地单位面积蓄积量高；本研究区郁闭度差异大，标准地单位面积蓄积量低，最大值为 $79.49 m^3 \cdot hm^{-2}$ ，最小值低至 $7.90 m^3 \cdot hm^{-2}$ ，平均值为 $41.97 m^3 \cdot hm^{-2}$ 。2个研究区森林郁闭度存在较大差异，估测精度可能受到郁闭度的影响。

不同窗口下提取的纹理特征对蓄积量估测精度存在一定影响，提取窗口过大或过小都会造成纹理特征的错误分割进而影响估测精度^[27]。基于无人机多光谱影像，在不同窗口大小下提取的纹理特征对蓄积量估测精度的影响有待进一步研究。

研究区林分较稀疏，在部分标准地中，有少量的树木位于标准地边界附近，其部分树冠在标准地边界之外。计算各变量均值时，此部分树冠所对应的特征变量没有参与均值计算，可能对估测精度产生一定的影响。

4 结论

以大疆精灵4无人机获取滇中地区典型天然云南松林多光谱影像，提取并计算标准地单波段反射率、植被指数、纹理特征均值，共55个特征变量，经相关性分析筛选出26个变量参与模型构建。通过

对随机森林、支持向量机、多元线性回归 3 种模型进行精度评价，最佳估测模型为随机森林。3 种模型在估测蓄积量时均存在一定的低值高估和高值低估现象。与同类型研究的蓄积量估测误差水平基本一致，表明在不进行单木分割的情况下，利用无人机多光谱影像提取各因子，以各因子的标准地均值建立模型估测蓄积量具有一定的可行性。

5 参考文献

- [1] 孟宪宇. 测树学[M]. 北京: 中国林业出版社, 2002.
MENG Xianyu. *Forest Mensuration* [M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 2002.
- [2] 陈忠明. 基于无人机影像的杉木蓄积量反演研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2019.
CHEN Zhongming. *Study on Cunninghamia lanceolata Volume Estimation Based on UAV Image* [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2019.
- [3] 刘明艳, 王秀兰, 冯仲科, 等. 基于主成分分析法的老秃顶子自然保护区森林蓄积量遥感估测[J]. 中南林业科技大学学报, 2017, 37(10): 80 – 83, 117.
LIU Mingyan, WANG Xiulan, FENG Zhongke, et al. Estimation of Laotudingzi Nature Reserve forest volume based on principal component analysis [J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2017, 37(10): 80 – 83, 117.
- [4] 王海宾, 彭道黎, 高秀会, 等. 基于GF-1 PMS影像和k-NN方法的延庆区森林蓄积量估测[J]. 浙江农林大学学报, 2018, 35(6): 1070 – 1078.
WANG Haibin, PENG Daoli, GAO Xiuhui, et al. Forest stock volume estimates in Yanqing District based on GF-1 PMS images and k-NN method [J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2018, 35(6): 1070 – 1078.
- [5] 刘兆华. 基于多源遥感数据的森林蓄积量估测研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2020.
LIU Zhaohua. *Research on Forest Volume Estimation Based on Multi-source Remote Sensing Data* [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2020.
- [6] 谢巧雅, 余坤勇, 邓洋波, 等. 杉木人工林冠层高度无人机遥感估测[J]. 浙江农林大学学报, 2019, 36(2): 335 – 342.
XIE Qiaoya, YU Kunyong, DENG Yangbo, et al. Height measurement of *Cunninghamia lanceolata* plantations based on UAV remote sensing [J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2019, 36(2): 335 – 342.
- [7] 樊江川. 无人机航空摄影测树技术研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2014.
FAN Jiangchuan. *Study of the Tree Measurement Technology by UAV Aerial Photography* [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2014.
- [8] 李赟. 基于UAV高分影像的林木冠幅提取与蓄积量估测研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2017.
LI Yun. *Study on Crown Extraction and Forest Volume Estimation Based on UAV High Resolution Image* [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2017.
- [9] 应兴亮. 基于无人机遥感的森林蓄积量估测研究[D]. 福州: 福建农林大学, 2017.
YING Xingliang. *Estimation of Forest Volume Based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing* [D]. Fuzhou: Fujian Agriculture and Forestry University, 2017.
- [10] 苏迪, 高心丹. 基于无人机航测数据的森林郁闭度和蓄积量估测[J]. 林业工程学报, 2020, 5(1): 156 – 163.
SU Di, GAO Xindan. Estimation of forest canopy density and stock volume based on UAV aerial survey data [J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2020, 5(1): 156 – 163.
- [11] 曾霞辉. 基于无人机影像的林分蓄积量估测研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2020.
ZENG Xiahui. *Study on Forest Stand Volume Estimation Based on UAV Image* [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2020.
- [12] 孙钊. 基于无人机航拍图像的杉木树冠参数提取与模型研建[D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
SUN Zhao. *Extraction of Tree Crown Parameters and Model Development Based on UAV Image* [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2020.
- [13] 于东海. 无人机航测林分及单木信息提取方法研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2017.
YU Donghai. *Research on Methods of Forest Stand & Individual Tree Information Extraction Using UAV-based Aerial Photography* [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2017.

- [14] 卯光宪. 基于无人机多光谱影像的马尾松林蓄积估测研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2021.
MAO Guangxian. *Estimation of Pinus massoniana Forest Stock Volume Based on Multi-spectral UAV Image*[D]. Guiyang: Guizhou University, 2021.
- [15] 吴胜义, 王义贵, 王飞, 等. 基于多距离度量kNN模型的森林蓄积量反演[J]. 中南林业科技大学学报, 2023, **43**(2): 10 – 18.
WU Shengyi, WANG Yigui, WANG Fei, *et al.* Forest stock volume inversion based on multi-distance metric kNN models [J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2023, **43**(2): 10 – 18.
- [16] TORRES-SÁNCHEZ J M, PEÑA J M, de CASTRO F, *et al.* Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, **103**: 104 – 113.
- [17] SELLARO R, CREPY M, TRUPKIN S A, *et al.* Cryptochrome as a sensor of the blue/green ratio of natural radiation in *Arabidopsis* [J]. *Plant Physiology*, 2010, **154**(1): 401 – 409.
- [18] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer [J]. *New Phytologist*, 1999, **143**(2): 105 – 117.
- [19] HUNT E R J, CAVIGELL M, DAUGHTRYC S T, *et al.* Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status [J]. *Precision Agriculture*, 2005, **6**(4): 359 – 378.
- [20] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop image application [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, **63**(2): 282 – 293.
- [21] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, **31**(5): 152 – 159.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, *et al.* Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, **31**(5): 152 – 159.
- [22] 房秀凤, 谭炳香, 刘清旺, 等. 基于纹理信息的森林蓄积量估计[J]. 东北林业大学学报, 2017, **45**(11): 21 – 25.
FANG Xiufeng, TAN Bingxiang, LIU Qingwang, *et al.* Estimation of forest stock volume by texture information [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2017, **45**(11): 21 – 25.
- [23] 尤静妮. 基于高分遥感纹理信息的森林蓄积量估测研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.
YOU Jingni. *The Research on High Resolution Texture Information of Remote Sensing in Forest Volume Estimate*[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.
- [24] 王月婷, 张晓丽, 杨慧乔, 等. 基于Landsat8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 Yueting, 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.
- [25] 崔博文. 基于机器学习的森林蓄积量估测研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2022.
CUI Bowen. *Estimation of Forest Stock Volume Based on Machine Learning* [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2022.
- [26] 刘永新. 基于遥感技术的北京市森林蓄积量估测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
LIU Yongxin. *Estimation of Forest Stock Volume in Beijing Based on Remote Sensing*[D]. Changchun: Jilin University, 2021.
- [27] 叶子林, 周普良, 林辉, 等. 纹理特征对森林蓄积量反演模型的影响[J]. 中南林业科技大学学报, 2020, **40**(9): 49 – 56.
YE Zilin, ZHOU Puliang, LIN Hui, *et al.* Texture features influences on inversion model of forest stock volume [J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2020, **40**(9): 49 – 56.