引文格式：康会涛,张朝龙,韩子斌,等. 基于消费级无人机的单木 AGB 估算研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(2):92-95. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.02.019

基于消费级无人机的单木 AGB 估算研究

康会涛[1]，张朝龙[2]，韩子斌[1]，郑　浩[1]，张堉桐[2*]
（1. 河北省地矿局第七地质大队 海河流域国土生态与土地利用野外科学观测研究站，河北 廊坊 065201；
2. 首都师范大学 资源环境与旅游学院，北京 100048）

摘　要：准确估算单木地上生物量（AGB）对森林资源的精准管理至关重要。本研究以塞罕坝机械林场落叶松为例，对消费级无人机获取的影像进行单木分割后，提取树冠边界内的光谱（植被指数）和几何（纹理）特征，构建单木 AGB 估算模型，通过精度分析评估消费级无人机在单木 AGB 估算方面的能力。结果表明：①相较于各种复杂的机器学习模型，简单的多项式回归模型精度更高（R^2 提高约 5%，RMSE 降低约 12%，rRMSE 降低约 9%），更适用于单木 AGB 估算；②相较于各种可见光植被指数，单木纹理特征（homogeneity、dissimilar、secondM、entropy、variance 和 contrast）对于单木 AGB 估算更具优势。本研究验证了消费级无人机可作为林业调查中低成本、高效率的新手段。

关键词：无人机遥感；单木；地上生物量；植被指数；纹理特征
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）02-0092-04

Single Tree AGB Estimation Research Based on Consumer UAV

KANG Huitao[1], ZHANG Chaolong[2], HAN Zibin[1], ZHENG Hao[1], ZHANG Yutong[2]
(1. Haihe River Basin National Ecological and Land Use Field Scientific Observation and Research Station, Hebei Provincial Geology and Mineral Bureau Seventh Geological Team, Langfang 065201, China;
2. College of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China)

Abstract: Accurate estimation of single tree aboveground biomass (AGB) is crucial for precise forest resource management. In this study, taking the larix principis-rupprechtii in the Saihanba Mechanical Forest Farm for example, we extracted spectral (vegetation indices) and geometric (texture) features within the tree crown boundary to build an single tree AGB estimation model, after segmenting single trees from UAV images. Then, we analyzed the accuracy of model to assess the capability of consumer UAV in single tree AGB estimation. The results show that ①compared to various complex machine learning models, the simple polynomial regression model achieves higher accuracy (R^2 increases by approximately 5%, RMSE decreases by about 12%, and rRMSE decreases by about 9%), making it more suitable for single tree AGB estimation. ②Compared to various visible light vegetation indices, single tree texture features (homogeneity, dissimilarity, second moment, entropy, variance and contrast) show greater advantages in estimating single tree AGB. This study demonstrates that consumer UAV can serve as a low-cost, high-efficiency new tool for forestry surveys.

Key words: UAV remote sensing, single tree, AGB, vegetation index, texture feature

近年来，消费级无人机在航拍摄影、地理测绘、农业监测等领域已得到广泛应用[1-5]，特别是在中小尺度林业调查中展现出显著优势[6-10]。其高分辨率成像能力为精确提取植被信息和开展单木 AGB 估算奠定了基础[13-14]。

本研究旨在评估消费级无人机在单木 AGB 调查中的应用潜力，特别是在单木尺度上快速、精准估算单木 AGB 的可行性，为大规模森林资源调查提供一种新途径。

1　材料和方法

1.1　研究区域及数据获取

研究区是在河北省塞罕坝机械林场的两处样地，样地 1 面积为 100 m×75 m，样地 2 面积为 45 m×45 m，其内树木为落叶松，如图 1 所示。2022 年 7 月，分别利用大疆 Mavic 2 消费级无人机和大疆 M300 RTK 无人机搭载 L1 传感器对 2 个样地进行拍摄。飞行高度 80 m，飞行速度为 3.5 m/s，航向重叠为 85%，旁向重叠为 80%。

从 L1-LiDAR 传感器获取的点云数据中提取树高，作为各单木树高的真值。该 LiDAR 系统的测量精度为 0.03~100.00 m，获取时采用 3 次回波，点云密度达 2 518 pts/m^2。从地基 LiDAR Stonex X300 获取的点云中提取胸径（diameter at breast height，DBH），作为各单木胸径的真值。获取时工作模式设置为精细模式。

第一作者简介：康会涛（1988—），本科，高级工程师，从事遥感、测绘地理信息工作，E-mail：kanghuitao@126.com。
通信作者：张堉桐（2002—），硕士，研究方向为林业遥感 ，E-mail：18231411998@163.com 。

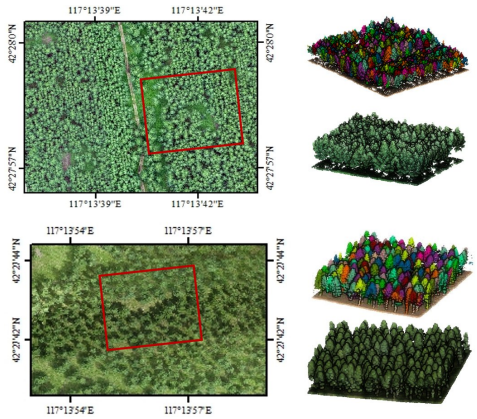


图1　样地1（上）和样地2（下）

1.2　数据预处理

利用运动恢复结构算法（structure from motion，SfM）对大疆Mavic 2获取的RGB影像进行重建，生成空间分辨率优于5.0 cm的正射影像，并利用区域生长算法进行单木分割以提取单株树的树冠边界。对无人机LiDAR和地基LiDAR获取的点云数据进行坐标转换、滤波、单木分割和特征提取等过程，最后，通过特征级单木点云融合方法得到每棵树木的树高、胸径和树冠范围。

样地1树高范围为14.90~20.80 m，胸径范围12.9~31.5 cm；样地2树高范围8.42~13.49 m，胸径范围12.3~24.0 cm。2块样地内共有落叶松164棵，平均树高15.59 m，平均胸径19.3 cm。

1.3　异速生长方程

采用异速生长方程计算落叶松的AGB。Huxley通过乔木生长过程中各生长系之间有协调增长的规律，提出“异速生长”概念，即通过建立生物量与测树因子（H和DBH）的关系来计量生物量。根据《林业碳汇计量监测技术规程》中的规定，研究中采用公式（1）计算落叶松的单木AGB。

$$Y=0.117\,9\left(D^2H\right)^{0.815\,0} \tag{1}$$

式中，Y为单木生物量，单位为kg；D为从TLS测得的单木DBH，单位为cm；H为从ALS测得的树高，单位为m。经计算，最小单木AGB为47.76 kg，对应的胸径和树高分别为12.3 cm和10.39 m；最大单木AGB为330.45 kg，对应胸径和树高为31.5 cm和17.16 m。平均单木AGB为144.36 kg。

1.4　植被指数和纹理特征

选取如表1所示的可见光植被指数和纹理作为特征参数。根据单木分割得到的单木树冠边界，计算单木内的植被指数和纹理特征，取其算术平均值作为该单木的特征参数。

表1　植被指数和纹理特征

类型	名称	描述	最大值	最小值	平均值
植被指数	VARI	$(G-R)/(G+R-B)$	0.396	0.211	0.276
	NGRDI	$(G-R)/(G+R)$	0.248	0.135	0.174
	GLI	$(2G-B-R)/(2G+B+R)$	0.256	0.151	0.197
	EXGR	$3G-2.4R-B$	0.438	0.191	0.289
	EXG	$2G-R-B$	0.376	0.212	0.282
纹理特征	correlation	correlation of GLCM	0.218	0.057	0.147
	secondM	secondMoment of GLCM	0.144	0.116	0.127
	entropy	entropy of GLCM	2.168	2.016	2.105
	dissimilar	dissimilarity of GLCM	5.578	2.159	3.362
	contrast	contrast of GLCM	54.291	8.411	21.594
	homogeneity	homogeneity of GLCM	0.378	0.179	0.282
	variance	variance of GLCM	25.484	4.063	10.333
	mean	mean of GLCM	45.169	26.253	36.359

共选取特征参数13种，其中，可见光植被指数有VARI、NGRDI、GLI、EXGR和EXG，纹理特征有correlation、secondM、entropy、dissimilar、contrast、homogeneity、variance和mean。表1统计了所有特征参数的最大值、最小值和平均值。

1.5　评价方法

特征参数与反演模型共同影响遥感反演结果的精度。为了深入分析这一关系，分步探讨不同特征参数对单木AGB估算的贡献和不同反演模型的表现。首先，评估单特征与回归模型结合的方法对单木AGB的估算能力，即通过对所有特征参数逐一进行回归分析，并比较不同回归模型的精度。回归模型包括线性回归（linear regression，linear）和多种非线性回归，后者包括对数回归（logarithmic regression，log）、幂函数回归（power function regression，power）、指数回归（exponential regression，exp）和多项式回归（polynomial regression，poly）。

其次，评估多特征与机器学习结合的方法的估算能力。采用的机器学习方法为支持向量机（support vector machine，SVM）、神经网络（neural network，NN）、决策树（classification and regression tree，CART）和随机森林（random forest，RF）。采用70%的数据作为训练集，30%作为测试集。为降低数据划分可能带来的偏差，共进行10次随机划分并取其平均值作为该模型的最终结果。

最后，采用决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）和相对均方根误差（rRMSE）来评价估算精度。R^2是评估模型拟合程度的重要指标（公式（2）），用于衡量模型对实际数据的适用性，其值越接近1，模型的拟合效果越好。RMSE是衡量模型预测性能的另一关键指标（公式（3）），表示模型预测值与实际观测值之间的平均绝对差异，其值越小，说明模型的预测

精度越高。rRMSE是RMSE的相对度量（公式（4）），将RMSE标准化为实际观测值的比例，反映模型在不同尺度下的预测准确性，其值越小，表示模型的预测误差相对较低。对于相同样本数据，若某模型同时表现出较高的决定系数、较低的均方根误差和相对均方根误差，则通常认为该模型具有更高的估算准确性。

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

式中，y_i 为实际观测值；$\hat{y}_i$ 为模型预测值；$\bar{y}$ 为实际观测值的平均值；n 为样本数量。

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2} \tag{3}$$

式中，y_i 为实际观测值；$\hat{y}_i$ 诶模型预测值；n 为样本数量。

$$\mathrm{rRMSE} = \frac{\mathrm{RMSE}}{\bar{y}} \times 100\% \tag{4}$$

式中，RMSE为均方根误差；$\bar{y}$ 为实际观测值的均值。

2 结果与分析

2.1 单特征与回归模型结合的估算结果

2.1.1 植被指数估算结果

表2显示了利用单个植被指数估算单木AGB时的结果。总体来看，植被指数估算单木AGB的表现一般。各植被指数的表现大致相同，R^2 不超过0.5，RMSE约为50 kg，rRMSE在40%左右。

在本研究所使用的回归模型中，多项式模型（poly）效果较好，对于所有植被指数都具有相对较高的精度（R^2 较稳定，RMSE和rRMSE相对较低），在使用EXG指数时达到了最高（R^2 为0.45，RMSE为49.78 kg，rRMSE为37%）。可见，仅用单一植被指数进行单木AGB估算的精度较低。

2.1.2 纹理特征估算结果

表3显示了利用单个纹理特征估算单木AGB时的结果。可以发现，绝大多数纹理特征均能达到较高的估算精度，且多项式模型（poly）依然是最优的模型。

在基于单一纹理特征的单木AGB估算中结果中，homogeneity、dissimilar、secondM、entropy、variance和contrast等纹理特征在单木AGB估算中的表现较为优异，在使用poly模型时homogeneity的估算精度最高（R^2 为0.63，RMSE为40.97 kg，rRMSE为30%）；correlation和mean在所有模型中的 R^2 值普遍较低，RMSE与rRMSE值较高，表现出较差的估算效果，

表2 植被指数估算单木AGB的精度结果

植被指数	模型	训练集		测试集		
		R^2	RMSE/kg	R^2	RMSE/kg	rRMSE/%
EXG	linear	0.40	49.00	0.39	52.63	39
	log	0.40	49.01	0.39	52.58	39
	power	0.37	50.19	0.40	52.11	39
	exp	0.38	49.54	0.41	51.69	38
	poly	0.44	47.33	0.45	49.78	37
GLI	linear	0.39	49.17	0.38	52.95	39
	log	0.39	49.19	0.38	52.91	39
	power	0.36	50.40	0.40	52.42	39
	exp	0.38	49.79	0.40	52.04	39
	poly	0.43	47.47	0.45	50.22	37
EXGR	linear	0.40	49.03	0.38	52.89	39
	log	0.40	49.02	0.39	52.81	39
	power	0.37	50.22	0.40	52.37	39
	exp	0.39	49.35	0.41	51.82	38
	poly	0.44	47.23	0.43	50.81	38
NGRDI	linear	0.36	50.69	0.32	55.48	41
	log	0.36	50.68	0.32	55.48	41
	power	0.33	51.51	0.34	54.92	41
	exp	0.35	51.00	0.34	54.60	41
	poly	0.39	49.17	0.33	54.99	41
VARI	linear	0.28	53.41	0.25	58.44	43
	log	0.28	53.44	0.25	58.51	49
	power	0.25	54.50	0.26	58.10	43
	exp	0.27	53.96	0.27	57.68	43
	poly	0.33	51.84	0.28	57.08	42

表3 纹理特征估算单木AGB的精度结果

纹理特征	模型	训练集		测试集		
		R^2	RMSE/kg	R^2	RMSE/kg	rRMSE/%
homogeneity	linear	0.42	48.00	0.39	52.63	39
	log	0.43	47.79	0.39	52.58	39
	power	0.41	48.40	0.40	52.11	39
	exp	0.38	49.60	0.41	51.69	38
	poly	0.50	44.74	0.45	49.78	37
dissimilar	linear	0.46	46.41	0.38	52.95	39
	log	0.45	46.85	0.38	52.91	39
	power	0.41	48.36	0.40	52.42	39
	exp	0.44	47.11	0.40	52.04	39
	poly	0.50	44.63	0.45	50.22	37
secondM	linear	0.34	51.14	0.38	52.89	39
	log	0.34	51.09	0.39	52.81	39
	power	0.31	52.54	0.40	52.37	39
	exp	0.30	53.00	0.41	51.82	38
	poly	0.48	45.38	0.43	50.81	38
entropy	linear	0.36	50.53	0.32	55.48	41
	log	0.36	50.63	0.32	55.48	41
	power	0.31	52.57	0.34	54.92	41
	exp	0.31	52.41	0.34	54.60	41
	poly	0.49	45.16	0.33	54.99	41
variance	linear	0.47	46.10	0.25	58.44	43
	log	0.46	46.31	0.25	58.51	49
	power	0.43	47.55	0.26	58.10	43
	exp	0.47	45.92	0.27	57.68	43
	poly	0.49	44.93	0.28	57.08	42
contrast	linear	0.47	46.15	0.25	58.44	43
	log	0.45	46.74	0.25	58.51	49
	power	0.42	48.09	0.26	58.10	43
	exp	0.02	62.90	0.27	57.68	43
	poly	0.49	44.86	0.28	57.08	42
correlation	linear	0.04	61.91	0.25	58.44	43
	log	0.04	61.91	0.25	58.51	49
	power	0.04	61.99	0.26	58.10	43
	exp	0.04	61.90	0.27	57.68	43
	poly	0.05	61.56	0.28	57.08	42
mean	linear	0.02	62.48	0.25	58.44	43
	log	0.01	62.67	0.25	58.51	49
	power	0.01	62.77	0.26	58.10	43
	exp	0.01	62.85	0.27	57.68	43
	poly	0.20	56.51	0.28	57.08	42

表明这些纹理特征与单木AGB的统计相关性较弱。总体而言，多数纹理特征表现优于植被指数，多项式（poly）回归模型在单木AGB估算中效果最佳。

2.2　多特征与机器学习结合的估算结果

表4为支持向量机（SVM）、神经网络（NN）、决策树（CART）和随机森林（RF）4种常用机器学习模型进行单木AGB估算结果。

表4　多特征结合机器学习估算单木AGB精度结果

模型	训练集		测试集		
	R^2	RMSE/kg	R^2	RMSE/kg	rRMSE/%
CART	0.60	47.54	0.57	45.14	32
SVM	0.54	46.26	0.57	46.83	33
NN	0.53	51.34	0.55	46.40	33
RF	0.67	43.83	0.54	47.15	33

可以看出，4种机器学习方法的精度基本相当（R^2约为0.60，RMSE约为46 kg，rRMSE约为33%），具有较高的单木AGB估算能力。对比2.1中单木特征的估算结果可以发现，多特征与机器学习结合方法并未显著提高估算精度，且与采用纹理特征的回归模型方法基本相当。

表5按照重要性程度列出了各机器学习方法中所使用的前3个特征参数。

表5　基于机器学习算法的重要性参数

模型	重要性参数
CART	contrast、variance、dissimilar
SVM	variance、dissimilar、contrast
NN	variance、contrast、homogeneity
RF	homogeneity、correlation、secondM

从表中可以看出，variance、contrast、homogeneity、dissimilarity等纹理特征在多个模型中出现，这与2.1节中所得出的纹理特征相较于光谱特征具有更优表现的结论相吻合，进一步验证了纹理特征作为核心参数在提升单木AGB估算精确度方面的重要作用。

3　结　语

本研究基于消费级无人机获取的高分辨率RGB影像，结合多种植被指数与纹理特征，评估了不同特征、不同建模方法在单木AGB估算中的适用性。结果表明：对比5种复杂的机器学习模型，简单的多项式回归模型在单木AGB估算中精度更高（R^2提高约5%，RMSE降低约12%，rRMSE降低约9%），更适合该应用场景；在单木AGB估算中，纹理特征（homogeneity）结合多项式回归模型的方法精度最佳（R^2为0.63，RMSE为40.97 kg，rRMSE为30%）；相较于植被指数，homogeneity、dissimilar和secondM等纹理特征在单木AGB估算中具有更高的预测能力。可见，消费级无人机具备在单木尺度进行高精度生物量监测的能力，为精准林业和生态监测提供了一种成本低、效率高的新途径。

随着无人机遥感技术和成像技术的不断进步，未来研究可以引入多光谱影像数据、激光雷达等数据，以提高单木分割精度、丰富特征参数，从而提高模型的鲁棒性。同时，将研究范围扩展至不同树种和更广泛的地理区域，这有助于验证方法的普适性。未来还可探索更加轻量化且具解释性的算法，进一步提升无人机遥感技术在大规模森林资源监测中的应用效率，尤其是在大尺度森林监测中能够实现更高效、实时的估算和分析。

参考文献

[1] 何游云. 无人机遥感估测林木地上生物量的研究[D]. 北京:北京林业大学,2016

[2] 张志,田昕,陈尔学,等. 森林地上生物量估测方法研究综述[J]. 北京林业大学学报,2011,33(5):144-150

[3] 张正健,李爱农,边金虎,等. 基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖草地地上生物量估算研究[J]. 遥感技术与应用,2016,31(1):51-62

[4] 孙中宇,陈燕乔,杨龙,等. 轻小型无人机低空遥感及其在生态学中的应用进展[J]. 应用生态学报,2017,28(2):528-536

[5] 张晓同,徐佳,陈仁喜. 基于无人机可见光影像的城市植被信息提取[J]. 地理空间信息,2022,20(5):63-68

[6] 敖登,杨佳慧,丁维婷,等. 54种植被指数研究进展综述[J]. 安徽农业科学,2023,51(1):13-21

[7] 江超,张维,徐小伟,等. 消费级无人机低空遥感技术在水电工程建设中的应用[J]. 人民黄河,2022,44(增刊):164-165

[8] 郝建花,孙亚楠,刘猛,等. 消费级无人机遥感三维建模在矿山场地调查中的应用[J]. 经纬天地,2022,9(2):19-22

[9] 朱家俊. 消费级无人机在丽江市古城区天保工程项目成效监测中的应用[J]. 绿色科技,2021,23(5):147-148

[10] 刘美艳,段平,李佳. 面向无人机可见光影像的植被指数评价[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(2):80-84

[11] 胡海清,罗碧珍,魏书精,等. 大兴安岭5种典型林型森林生物碳储量[J]. 生态学报,2015,35(17):5 745-5 760

[12] 王志杰,房子怡,张菲,等. 塞罕坝地区典型人工林生物碳贮量的比较[J]. 林业与生态科学,2022,37(2):174-179

[13] 蔡晓纯. 对决定系数R~2计算公式的两点补充证明[J]. 中学数学,2023,44(17):13-14

[14] 孙兴亮,郝晓华,王建,等. 基于光谱-环境随机森林回归模型的MODIS积雪面积比例反演研究[J]. 冰川冻土,2022,44(1):147-158