

基于无人机和卫星遥感的胡杨林地上生物量估算

杨雪峰, 咎梅, 木尼热·买买提

(1. 新疆师范大学地理科学与旅游学院, 乌鲁木齐 830054; 2. 新疆干旱区湖泊环境与资源实验室, 乌鲁木齐 830054)

摘要: 基于光谱信息的森林地上生物量遥感模型多存在精度不高的问题, 如何更准确地获取森林地上生物量是遥感领域的研究热点。该研究以位于塔里木河下游的河岸胡杨林为例, 探讨在无人机摄影测量技术支持下, 使用高分辨率卫星遥感技术, 通过面向对象影像分析和回归分析等技术, 获取区域尺度下胡杨冠幅、树高和密度等森林结构参数, 在此基础上, 通过生长方程计算得到区域尺度森林地上生物量。在 30、50、100 和 250 m 4 个空间尺度上, 与无人机数据的估算结果相比, 高分辨率卫星遥感数据的地上生物量估算结果高 22%~26%, 其误差主要来自于树冠生物量部分。随着空间尺度增大, 基于卫星遥感的地上生物量回归模型 R^2 也随之增大, 其中在 100 m 尺度上, 地上生物量回归模型 R^2 为 0.851, 表明使用高分辨率卫星遥感技术可以在较大的区域尺度上获得较高的森林地上生物量估算精度。地上生物量回归模型的标准化系数分析表明, 对森林地上生物量估算精度影响最大的因素是密度和树高, 冠幅影响最小, 并且随着空间尺度增大, 密度的影响有增加趋势, 树高的影响有减少趋势。研究结果可为使用无人机和卫星遥感技术研究森林地上生物量提供参考。

关键词: 无人机; 遥感; 地上生物量; 森林结构; 胡杨; 卫星遥感

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.01.010

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-01-0077-07

杨雪峰, 咎梅, 木尼热·买买提. 基于无人机和卫星遥感的胡杨林地上生物量估算[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 77-83.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.01.010 <http://www.tcsae.org>

Yang Xuefeng, Zan Mei, Munire·Maimaiti. Estimation of above ground biomass of *Populus euphratica* forest using UAV and satellite remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(1): 77-83. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.01.010 <http://www.tcsae.org>

0 引言

森林生物量是反映森林生态系统功能的基本数据, 了解生物量变化可以更好地理解陆地生态演变过程^[1]。传统的皆伐法具有精确测量森林生物量的优势, 但耗时费力, 且对森林生态系统具有较大的破坏性, 只适于较小尺度的森林生物量测定^[2]。在实践中, 为方便操作, 常常通过建立整株树木或器官生物量与胸径 (Diameter at Breast Height, DBH)、树高等测树因子之间的异速生长方程来估算^[3]。林分水平生物量的测定多基于单木生物量模型套算或选择标准木测定进而获得林分生物量数据^[4]。

遥感技术的发展为快速获取大尺度的森林地上生物量 (Above Ground Biomass, AGB) 提供了新的手段。通过光学遥感技术获取森林地上生物量已成为主要研究方式。可见光和近红外波段能较好地反映树木冠层的生化 and 物理属性, 各种植被指数通过对多个波段的差异组合和比值运算, 减少了大气、土壤的影响, 进一步增强了植被信号。反射率和植被指数被广泛用于获取森林地上生物量, 其主要方式是建立植被反射率、植被指数等光谱信息变量与地上生物量之间的统计模型^[5-8]。光学影像可以提供丰富的冠层光谱, 并已广泛用于生物量估算,

但是对于成熟的林分, 叶生物量在整个森林地上生物量中所占比例大约不到 10%, 传统的光学遥感难以准确获取树干生物量的相关信息^[9]。很多研究发现, 使用中等分辨率影像的光谱反射信息预测生物量, 回归模型决定系数 R^2 基本在 0.5~0.7 之间^[10-12]。

林木地上生物量与树高、胸径、林分密度等结构参数相关程度很高。已有研究表明, 在生物量遥感模型中引入树高、冠幅等森林结构信息可以提高森林地上生物量估算的精度^[13-16]。但目前研究局限于单一结构因子, 在区域尺度缺乏验证, 研究结果具有一定的不确定性。

本研究以塔里木河下游的河岸胡杨林为例, 结合高空空间分辨率 (Very High-Resolution, VHR) 卫星遥感和无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 遥感, 在无人机获取的单木尺度胡杨结构信息支持下, 使用高分辨率卫星遥感影像, 通过面向对象影像分析 (Object Based Image Analysis, OBIA)、回归分析等技术获取区域尺度森林关键结构信息: 树高、冠幅和林分密度, 基于生长方程分别计算胡杨树冠生物量和树干生物量, 继而估算出区域尺度森林地上生物量, 并基于无人机测量数据进行结果评价。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于塔里木河下游, 地处范围 88°00'28.6"~88°01'10.17"E, 40°25'52.88"~40°26'27.73"N, 面积约

收稿日期: 2020-10-11 修订日期: 2020-12-17

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金资助面上项目 (2018D01A32)

作者简介: 杨雪峰, 副教授, 主要从事干旱区环境遥感技术应用研究。

Email: 744157426@qq.com

1.2 km² (图 1)。该区域为暖温带大陆性干旱气候, 年均气温 10 ℃, 年均降水量约 55 mm, 降水匮乏, 植被稀少。在塔里木河河岸附近发育有河岸林, 主体为胡杨(*Populus euphratica*), 林下基本没有植被覆盖, 表层土壤为粉砂土, 且盐碱化程度较高。地下水水位较高区域分布有怪柳(*Tamarix chinensis* Lour.)灌丛, 黑枸杞(*Lycium ruthenicum* Murr.)灌丛等, 平均海拔 840 m, 地形较为平坦^[17]。

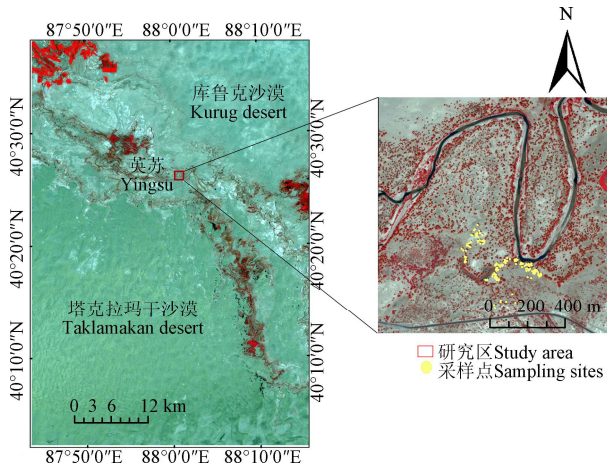


图 1 研究区位置及采样点分布

Fig.1 Location of study area and distribution of the sampling sites

1.2 数据来源

1.2.1 实地测量数据

在研究区内, 进行胡杨数量统计和树高、冠幅抽样测量, 具体过程如下:

1) 使用 OruxMaps 地图软件, 以 WorldView-2 影像为参照, 在地图中设置 26 个 100 m×100 m 样格网, 对格网中的胡杨进行数量统计, 并在地图上进行位置标记。

2) 根据离河远近、郁闭度和林下环境(灌草、土壤), 随机选取 80 株有较完整和部分完整冠幅的胡杨进行标记, 并对树高、冠幅和胸径量测。树高测量: 使用激光测距仪的测高功能分别从 3 个不同方向对树冠最高点进行测量, 获取胡杨树高, 取平均值作为实测树高; 冠幅测量: 使用长卷尺分别获取相隔 60°的 3 个方向的冠幅取平均值。胸径量测: 在距地面 130 cm 处使用软尺进行测量。

1.2.2 无人机测量数据

研究使用的无人机为四旋翼小型无人机大疆精灵 4 pro, 相机有效像素为 2 000 万。针对研究区空间大小, 使用航线规划软件设计包括 1 次垂直摄影测量和 4 次倾斜摄影测量的 5 次飞行任务, 飞行高度为 100 m, 对应地面分辨率为 3 cm, 航向重叠率为 85%, 旁向重叠率为 70%; 倾斜镜头观测角度 45°。

1.2.3 高分辨率卫星遥感影像

高分辨率遥感影像数据为 2018 年 7 月拍摄的 WorldView-2 多光谱影像。包含 1 个全色波段和 4 个多光谱波段(蓝色波段: 450~510 nm; 绿色波段: 510~580 nm; 红色波段: 630~690 nm; 近红外线波段: 770~895 nm), 全色波段地面分辨率为 0.5 m, 多光谱波段地面分辨率为 2 m。

1.3 研究方法

本研究分别使用实地采样、无人机摄影测量和高分辨率卫星遥感测量在单木尺度和区域尺度获取胡杨结构和生物量数据。在单木尺度上, 以地面实测数据对无人机数据进行精度评价; 在区域尺度上, 用无人机估算结果对高分辨率卫星估算结果进行精度评价, 具体技术路线如图 2 所示。

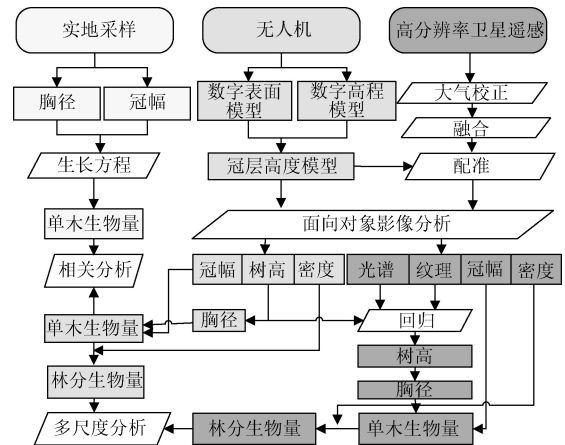


图 2 技术路线图

Fig.2 Road map of technology

1.4 数据处理

1.4.1 无人机影像数据处理

无人机影像处理利用 PIX4D Mapper 软件完成^[18], 经过影像配准、空中三角测量、点云生成等处理步骤, 获得研究区的点云。对加密点云进行分类处理得到地面和植被点云数据, 再通过 ArcGIS IDW 插值和栅格化处理得到数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM) 和数字地形模型 (Digital Terrain Model, DTM) 栅格数据, 对 DSM 和 DTM 进行减法计算生成冠层高度模型 (Canopy Height Model, CHM) 数据^[19] (图 3a)。CHM 数据使用 eCognition 软件^[20]的“Min/Max Filter”最小(最大)值滤波算法生成种子点 (图 3b), 根据种子点位置提取树高, 然后通过“Pixel-Based Object Resizing”增长算法生成植被冠层矢量多边形对象 (图 3c), 继而使用 ArcGIS 统计胡杨株数。

1.4.2 高分辨率卫星影像数据处理

1) 冠幅提取

WorldView-2 影像经过大气校正、几何校正和影像融合处理, 地面分辨率为 0.5 m。利用 eCognition 软件对 WorldView-2 影像进行分类处理, 根据影像上胡杨树有显著阴影的特点, 生成植被分类 (图 4a)。使用 WorldView-2 多光谱波段计算生成归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 利用“Min/Max Filter”算法在 NDVI 影像中生成种子点, 再使用“Pixel-Based Object Resizing”算法生成植被冠层 (图 4b)。最后, 对胡杨冠层分类影像和植被冠层矢量对象进行空间叠加, 得到胡杨冠层 (图 4c)。在此基础上, 使用 ArcGIS 计算得到胡杨冠幅和株数。

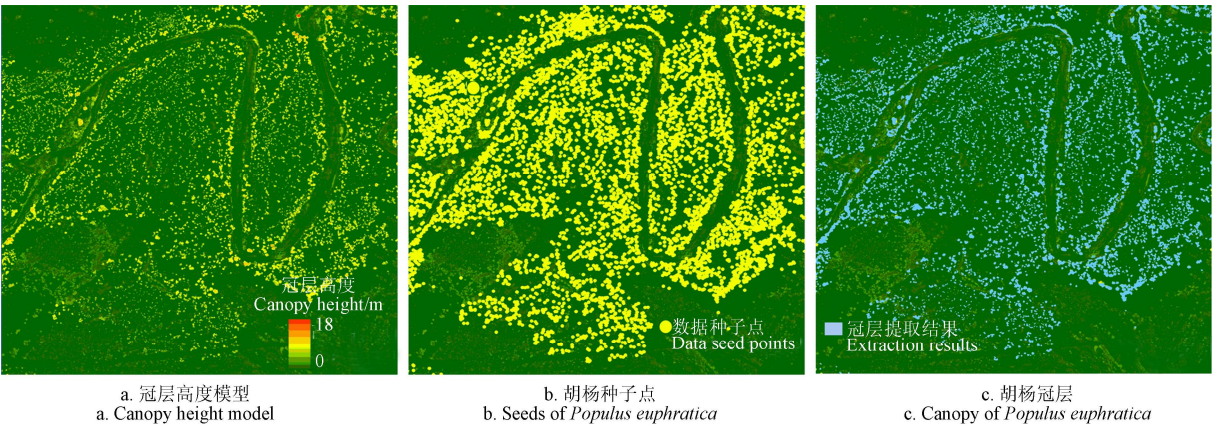


图 3 基于无人机影像的胡杨冠层结构获取过程

Fig.3 Extraction process of *Populus euphratica* canopy structure based on UAV image

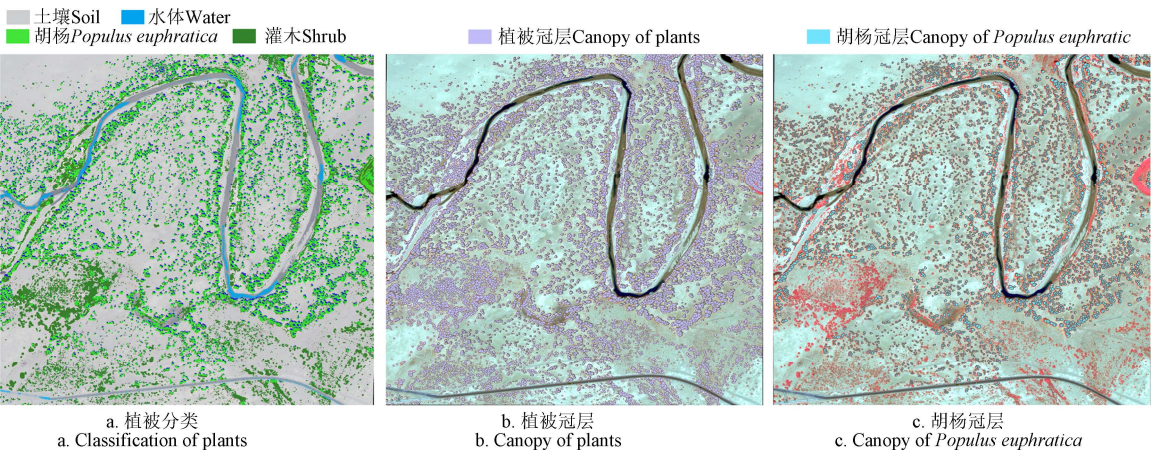


图 4 基于 WorldView-2 影像的胡杨冠层结构提取过程

Fig.4 Extraction process of *Populus euphratica* canopy structure based on WorldView-2 image

2) 树高提取

从 WorldView-2 获取的冠层中选择与无人机获取的冠层空间位置配准较好的 3 505 个胡杨冠层矢量对象，提取对应的 WorldView-2 光谱、几何和纹理 3 类

特征，根据特征与胡杨高度的相关程度和显著性检验，筛选出 32 个常用特征（1 个一般特征，21 个光谱特征，10 个纹理特征，具体见表 1）作为胡杨树高回归模型的因子。

表 1 特征列表

Table 1 List of features

特征 Features	相关系数 Correlation coefficient	特征 Features	相关系数 Correlation coefficient
亮度 Brightness	-0.176	绿光最大值 Max_Green	-0.35
最大差异度量 Max_diff	0.63	NDVI 均值 Mean_Ndvi	0.602
NDVI 中位数 Quantile_Ndvi	0.601	NDVI 最大值 Max_Ndvi	0.539
近红外中位数 Quantile_Nir	0.361	蓝光最大值 Max_Blue	-0.354
蓝光中位数 Quantile_Blue	-0.525	近红外最大值 Max_Nir	0.298
绿光中位数 Quantile_Green	-0.514	GLCM 反差 GLCM contrast	-0.416
红光中位数 Quantile_Red	-0.549	GLCM 相关性 GLCM correlation	0.307
蓝光标准差 Standard Deviation_Blue	-0.331	GLCM 异质性 GLCM dissimilarity	-0.457
红光标准差 Standard Deviation_Red	-0.327	GLCM 熵 GLCM entropy	0.277
NDVI 标准差 Standard Deviation_Ndvi	0.279	GLCM 同质性 GLCM homogeneity	0.449
绿光标准差 Standard Deviation_Green	-0.281	GLCM 均值 GLCM mean	-0.407
近红外标准差 Standard Deviation_Nir	0.194	GLDV 角二阶矩 GLDV Ang.2	0.457
蓝光均值 Mean_Blue	-0.567	GLDV 反差 GLDV contrast	-0.416
绿光均值 Mean_Green	-0.555	GLDV 熵 GLDV entropy	-0.454
红光均值 Mean_Red	-0.575	GLDV 均值 GLDV mean	-0.457
近红外均值 Mean_Nir	0.348	树冠面积 Area	0.413

注：以上特征均在 0.01 水平显著。
Note: All features are significant at 0.01 level.

通过线性回归^[21]、多层感知机回归^[22]、SVM 回归^[23]和 PACE 回归^[24]分别建立特征值和树高的回归模型。结果表明, PACE 回归模型的决定系数 R^2 最高, 为 0.664, RMSE 最小, 为 0.934 m。因此选择 PACE 回归建立胡杨树高回归模型, 生成高分辨率卫星树高数据。

1.5 胡杨地上生物量计算

根据董道瑞等^[25]的研究, 胡杨地上生物量可以分为树干生物量和树冠生物量 2 部分, 分别计算树冠生物量 $M_{\text{树冠}}$ 和树干生物量 $M_{\text{树干}}$ (kg), 累加获得胡杨地上生物量 $M_{\text{单木}}$ (kg):

$$M_{\text{单木}} = M_{\text{树干}} + M_{\text{树冠}} \quad (1)$$

树干生物量根据胡杨树干材积和平均密度计算, 如式(2)。其中树干材积通过胸径和树高计算得到(式(3)); 树冠生物量根据树冠面积计算(式(4))。

$$M_{\text{树干}} = 748.43 V_{\text{树干}} \quad (2)$$

式中 $V_{\text{树干}}$ 为树干材积, m^3 ; 胡杨平均材积密度为 748.43 kg/m^3 ^[25]。

$$V_{\text{树干}} = 0.000\ 050\ 2D^{2.09} \cdot H^{0.742} \quad (3)$$

式中 D 为胸径, cm; H 为树高, m。

$$M_{\text{树冠}} = 0.016A^2 + 2.291A + 11.084 \quad (4)$$

式中 $M_{\text{树冠}}$ 为树冠生物量, kg; A 为冠幅面积, m^2 。

通过公式(1)~(4)计算出树干生物量和树冠生物量, 最后得到基于高分辨率卫星遥感影像的研究区地上生物量数据。

1.6 精度验证

由于 UAV 和 WorldView-2 的地面分辨率和成像几何条件不同, 为了更好地对比评价 2 种方式获取生物量的差异程度和原因分析, 对 2 种方式获取的参数在不同尺度上进行对比。分别把研究区划分边长为 30、50、100 和 250 m 大小的格网, 提取不同尺度格网内的无人机和高分辨率卫星遥感数据进行误差、精度和影响因子分析。

2 结果与分析

2.1 树高-胸径关系模型

在树高与胸径的线性模型、指数模型、对数模型和幂函数模型当中, 指数模型的决定系数 R^2 最高, 为 0.531; 冠幅与胸径的幂函数模型的决定系数 R^2 最高, 为 0.334。对研究区胡杨来说, 树高与胸径的相关性比冠幅和胸径的相关性更高, 因此, 本研究选择树高-胸径指数模型(式(5))。

$$D = 7.782e^{0.189H} \quad (5)$$

在该研究区域的调查发现, 由于长期干旱胁迫影响到胡杨的生长, 其树高-胸径相关程度并不十分显著。从 80 株地面采样点中选取无人机影像上易区分的 35 株胡杨, 把无人机测量的树高数据代入公式(5), 得到预测值与实测值回归模型的决定系数 R^2 为 0.676, RMSE 为 6.6 cm, 平均误差为 16.7%。

2.2 无人机测量结果与分析

利用无人机提取的树高数据, 根据公式(5)计算对

应的胸径, 再根据公式(1)~(4)计算出单木地上生物量。为了验证无人机测量的结构和生物量数据精度, 从采样点中选取无人机影像上易区分的 35 株胡杨, 使用无人机提取的胡杨冠幅、树高和生物量数据与实测数据进行比较(图 5)。

无人机数据与 35 个实测冠幅、树高和地上生物量回归模型的决定系数 R^2 分别是 0.783、0.866 和 0.816 (图 5a、5b、5c), 与 26 个地面格网实测密度回归模型的决定系数 R^2 为 0.941 (图 5d), 表明基于无人机遥感数据的提取精度较高, 可以使用无人机估算结果对高分辨率卫星估算结果进行精度评价。

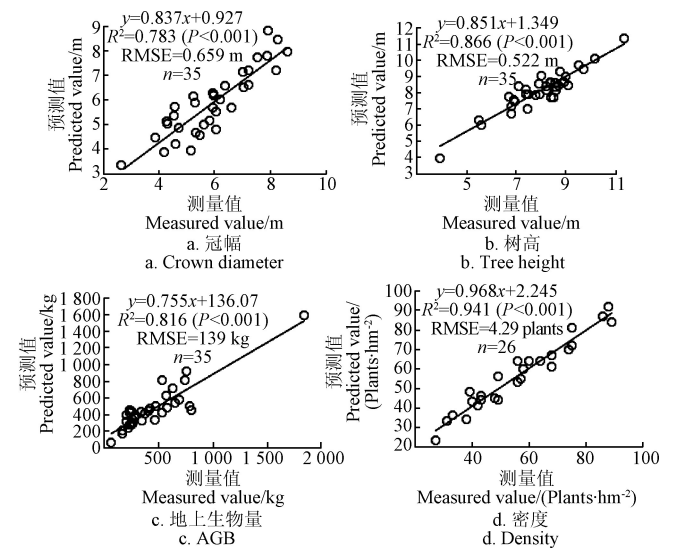


图 5 基于无人机遥感数据的胡杨冠层结构与地上生物量提取

Fig.5 Extraction of canopy structure and Above Ground Biomass(AGB) of *Populus euphratica* based on UAV remote sensing data

2.3 精度验证

2.3.1 误差分析

为了全面分析高分辨率卫星估算数据的精度, 分别使用 30、50、100 和 250 m 的尺度格网, 对高分辨率卫星估算结果与无人机估算结果进行比较。结果表明, 与无人机估算结果相比, 基于卫星遥感数据的树高估算结果高 2.2%~3.2% (图 6a), 再加上胸径估算误差的影响, 造成树干生物量的估算结果比无人机估算结果高 10%~13% (图 6d), 冠幅的卫星遥感估算结果高 27%~30% (图 6b), 造成树冠生物量的估算结果偏大 58%~71% (图 6d), 因此造成密度估算结果低 1.8%~6.5% (图 6c)。综合以上因素, 地上生物量的卫星遥感估算结果总体比无人机估算结果高 22%~26%, 其误差主要来自于树冠生物量部分。

冠幅估算结果偏高的主要原因是由于高分辨率卫星影像的地面分辨率低于 UAV 影像, 并且成像角度与 UAV 相比有一定的差别造成的。

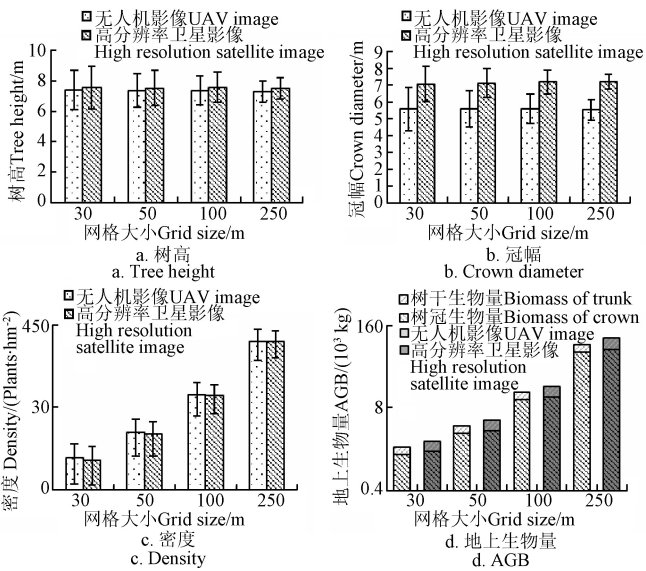


图 6 无人机与高分辨率卫星影像估算结果对比
Fig.6 Comparison of UAV and high resolution satellite image estimation results

2. 3. 2 不同空间尺度的估算精度

为了分析各结构因子与地上生物量在不同尺度上的估算精度以及结构因子对地上生物量的影响程度，分别

使用 30、50、100 和 250 m 4 种尺度统计格网，对无人机和高分辨率卫星遥感数据估算的树高、冠幅、密度和生物量分别建立回归模型。统计发现，随着统计尺度增大，回归模型决定系数 R^2 ($P<0.001$) 也增大。树高回归模型决定系数 R^2 均最高，其次是生物量和林分密度，冠幅最低（表 2）。在森林生物量统计常用的 100 m 尺度上，地上生物量模型决定系数 R^2 为 0.851。

造成这种情况主要的原因是由于研究区植被稀疏，而且 CHM 与 WorldView-2 数据的几何配准存在误差，统计网格越大越容易抵消树高、冠幅和林分密度等的估计误差。冠幅模型决定系数 R^2 较低的原因主要是由于基于高分辨率卫星遥感数据的冠幅估算误差较大。

通过建立森林地上生物量和树高、冠幅、林分密度的线性回归模型，对回归模型系数进行标准化处理后发现（表 2），无论是无人机还是卫星遥感数据的估算结果，对地上生物量影响最大的因子是林分密度，其次是树高，冠幅的影响最小。虽然冠幅的估算误差较大，但树高和林分密度的估算精度较高，各尺度地上生物量的估算精度都较高。随着空间尺度增大，林分密度对地上生物量的影响有增加趋势，树高对地上生物量的影响有减少趋势。

表 2 不同网格尺度下胡杨结构信息提取效果
Table 2 Extraction effects of *Populus euphratica* structural information at different grid scales

网格大小 Grid size/m	决定系数 Coefficient of determination				标准化系数 Standardized coefficients					
	树高 Height	冠幅 Crown diameter	密度 Density	地上生物量 AGB	无人机 UAV			高分辨率卫星影像 High resolution satellite image		
					树高 Height	冠幅 Crown diameter	密度 Density	树高 Height	冠幅 Crown diameter	密度 Density
30	0.801	0.299	0.526	0.700	0.569	0.096	0.622	0.629	0.045	0.572
50	0.838	0.361	0.700	0.809	0.499	0.146	0.722	0.510	0.083	0.667
100	0.923	0.609	0.813	0.851	0.447	0.141	0.793	0.472	0.085	0.730
250	0.961	0.744	0.920	0.928	0.557	0.044	0.705	0.472	0.023	0.739

3 结 论

为了精确获取区域尺度森林地上生物量，本文探讨了使用无人机低空遥感和高分辨率卫星遥感技术，通过获取胡杨林树高、冠幅和林分密度等关键森林结构参数，最终获取区域尺度胡杨林地上生物量，主要结论如下：

- 1) 使用 UAV 通过倾斜摄影测量、面向对象影像分析等技术获取冠幅、林分密度和树高等胡杨结构信息，在此基础上使用生长方程计算地上生物量。与实测数据对比，在单木尺度上，无人机获取的冠幅、树高和地上生物量线性回归模型决定系数 R^2 分别达到 0.783、0.866 和 0.816，林分密度回归模型决定系数 R^2 为 0.941。证明小型无人机获取的数据可以替代地面实测数据使用。
- 2) 在无人机数据的支持下，使用高分辨率卫星影像，通过面向对象影像分析、树高回归方程得到冠幅、林分密度和树高信息，最终计算得到森林地上生物量。在 30、50、100 和 250 m 共 4 个空间尺度上，与无人机估算结果相比，卫星数据的树干生物量估算高 10%~13%，树冠生物量高 58%~71%，地上生物量高 22%~26%，其误差主

- 要来自于树冠生物量部分。
- 3) 随着空间尺度增大，基于高分辨率卫星遥感数据的地上生物量模型 R^2 明显增大，说明较大的统计尺度可以一定程度上抵消结构因子带来的误差影响。在 100 m 尺度上，地上生物量模型决定系数 R^2 为 0.851，证明结合无人机和高分辨率卫星遥感技术，可以在区域尺度上获取较高精度的森林地上生物量。通过对地上生物量回归模型的标准化系数进行比较发现，地上生物量估算精度主要受树高和林分密度的影响，受冠幅的影响较小。随着空间尺度增大，林分密度对地上生物量估算结果的影响有增加趋势、树高有减少趋势。
- 由于研究区森林郁闭度较低，虽然冠幅的总体估算精度较低，但对树高和林分密度估算精度的影响相对较小，如能提高冠幅估算精度，对林分密度和树高估算精度的提高也会产生积极的影响。
- 本研究使用的小型无人机存在空中飞行姿态不稳定、相机分辨率不高等不足，具有一定的系统误差，未来可以考虑使用更专业的无人机设备。另外，使用面向对象影像分析技术从无人机和高分辨率卫星影像中提取

冠幅信息时,其处理流程和参数设置的选择均会对结果产生一定影响,可考虑使用深度学习算法来进行胡杨识别和冠幅提取。高分辨率遥感卫星技术近些年快速发展,在森林生态研究中具有巨大的潜力,未来会继续在以上方面开展研究。

[参 考 文 献]

- [1] Temesgen H, Affleck D, Poudel K, et al. A review of the challenges and opportunities in estimating above ground forest biomass using tree-level models[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2015, 30(4): 1-10.
- [2] 王超, 贾翔, 赵莹, 等. 森林生物量估算方法研究进展[J]. *北华大学学报: 自然科学版*, 2019, 20(3): 391-394.
Wang Chao, Jia Xiang, Zhao Ying, et al. Review of methods on estimating forest biomass[J]. *Journal of Beihua University: Natural Science*, 2019, 20(3): 391-394. (in Chinese with English abstract)
- [3] 周国逸, 尹光彩, 唐旭利, 等. 中国森林生态系统碳储量: 生物量方程[M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [4] 欧光龙, 胥辉. 森林生物量模型研究综述[J]. *西南林业大学学报: 自然科学*, 2020, 40(1): 1-11.
Ou Guanglong, Xu Hui. A review on forest biomass models[J]. *Journal of Southwest Forestry University: Natural Science*, 2020, 40(1): 1-11. (in Chinese with English abstract)
- [5] 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(1): 23-30.
Xu Xinliang, Cao Mingkui. An analysis of the applications of remote sensing method to the forest biomass estimation[J]. *Geo-Information Science*, 2006, 8(1): 23-30. (in Chinese with English abstract)
- [6] 王红岩, 高志海, 王琰瑜, 等. 基于 SPOT5 遥感影像丰宁县植被地上生物量估测研究[J]. *遥感技术与应用*, 2010, 25(5): 639-646.
Wang Hongyan, Gao Zhihai, Wang Fengyu, et al. Estimation vegetation biomass of SPOT5 satellite images in Fengning Country, Hebei Province[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2010, 25(5): 639-646. (in Chinese with English abstract)
- [7] Muukkonen P, Heiskanen J. Estimating biomass for boreal forests using ASTER satellite data combined with standwise forest inventory data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(4): 434-447.
- [8] Houghton R A, Butman D, Bunn A G, et al. Mapping Russian forest biomass with data from satellites and forest inventories[J]. *Environmental Research Letters*, 2007, 2(4): 45032-45037.
- [9] Dobson M C, Ulaby F T, LeToan T, et al. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 412-415.
- [10] Castillo-Santiago M A, Ricker M, Jong B H J D. Estimation of tropical forest structure from SPOT5 satellite images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(9/10): 2767-2782.
- [11] Chen W, Blain D, Li J, et al. Biomass measurements and relationships with Landsat-7/ETM+ and JERS-1/SAR data over Canada's western subarctic and low arctic[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(9): 2355-2376.
- [12] Hall R J, Skakun R S, Arsenault E J, et al. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume[J]. *Forest Ecology and Management*, 2006, 225: 378-390.
- [13] 黄金龙, 居为民, 郑光, 等. 基于高分辨率遥感影像的森林地上生物量估算[J]. *生态学报*, 2013, 33(20): 6497-6508.
Huang Jinlong, Ju Weiming, Zheng Guang, et al. Estimation of forest aboveground biomass using high spatial resolution remote sensing imagery[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(20): 6497-6508. (in Chinese with English abstract)
- [14] 池泓, 黄进良, 邱娟, 等. GLAS 星载激光雷达和 Landsat/ETM+ 数据的森林生物量估算[J]. *测绘科学*, 2018, 4(43): 12-19, 26.
Chi Hong, Huang Jinliang, Qiu Juan, et al. Estimation of forest aboveground biomass using ICESat/GLAS data and Landsat/ETM+ imagery[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2018, 4(43): 12-19, 26. (in Chinese with English abstract)
- [15] Leboeuf A, Beaudoin A, Fournier L, et al. Mapping tree biomass of northern boreal forest using shadow fraction from Quickbird imagery[C]. //Wolfville: Proceedings of the 26th Canadian Symposium on Remote Sensing, 2005.
- [16] Fatoyinbo T E, Simard M. Height and biomass of mangroves in Africa from ICESat/GLAS and SRTM[J]. *International Journal for Remote Sensing*, 2013, 34(2): 668-681.
- [17] 陈亚宁, 张小雷, 祝向民, 等. 新疆塔里木河下游断流河道输水的生态效应分析[J]. *中国科学: D 辑*, 2004, 34(5): 475-482.
Chen Yaning, Zhang Xiaolei, Zhu Xiangming, et al. Analysis on ecological effect of water conveyance in the lower reaches of tarim river in xinjiang[J]. *Science China: Earth Sciences*, 2004, 34(5): 475-482. (in Chinese with English abstract)
- [18] Forsmo J, Anderson K, Macleod C J A, et al. Structure from motion photogrammetry in ecology: Does the choice of software matter?[J]. *Ecology & Evolution*, 2019, 9(23): 12964-12979.
- [19] ESRI. ArcGIS Tutorial[EB/OL], [2020-11-12] <https://desktop.arcgis.com/zh-cn/arcmap/10.3/manage-data/las-dataset/lidar-solutions-estimating-forest-density-and-height.html>.
- [20] Trimble. eCognition Tutorial[EB/OL], [2020-06-12] <https://docs.ecognition.com/v10.0.0>.
- [21] Sadiq M. Prediction of software project effort using linear regression model[J]. *International Journal of Information & Electronics Engineering*, 2013, 3(3): 262-265.
- [22] Gaudart J, Giusiano B, Huiart L. Comparison of the performance of multi-layer perceptron and linear regression for epidemiological data[J]. *Computational Stats & Data Analysis*, 2018, 44(4): 547-570.
- [23] Shevade S K, Keerthi S S, Bhattacharyya C, et al.

- Improvements to the SMO algorithm for SVM regression[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(5): 1188-1193.
- [24] Wang Yong, Ian H W. Modeling for optimal probability prediction[C]//Sydney: Proceedings of the Nineteenth International Conference in Machine Learning, 2002.
- [25] 董道瑞, 李霞, 万红梅, 等. 塔里木河下游胡杨 (*Populus euphratica*) 地上生物量估测[J]. 中国沙漠, 2013, 33(3): 724-730.
- Dong Daori, Li Xia, Wan Hongmei, et al. Aboveground biomass estimation of *populus euphratica* in the lower reaches of tarim river[J]. Journal of Desert Research, 2013, 33(3): 724-730. (in Chinese with English abstract)

Estimation of above ground biomass of *Populus euphratica* forest using UAV and satellite remote sensing

Yang Xuefeng, Zan Mei, Munire·Maimaiti

(1. College of Geography Science and Tourism, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China;

2. Xinjiang Laboratory of Lake Environment and Resources in Arid Zone, Urumqi 830054, China)

Abstract: Currently, there is still some limitations on the Above Ground Biomass(AGB) of forest using spectral information from remote sensing technology. In this study, taking *Populus euphratica* forest in the lower reaches of Tarim River as an example, the Unmanned Aerial Vehicle(UAV) low altitude remote sensing and Very High-Resolution(VHR) satellite remote sensing were used to estimate the forest AGB using forest structure information. Some more advanced UAV and image segmentation techniques were used to improve the accuracy of crown diameter, thereby to improve the accuracy of AGB estimation in the future. The AGB of *Populus euphratica* was divided into trunk biomass and crown biomass. An allometric equation was used to calculate with the parameters of tree height, Diameter at Breast Height(DBH), and crown diameter. The actual procedure was as follows: Digital Surface Model(DSM) and Digital Terrain Model(DTM) were firstly obtained using UAV oblique photogrammetry and Geographic Information System(GIS) interpolation, together with the Canopy Height Model(CHM). Secondly, an Object-Oriented Image Analysis(OBIA) was used to acquire the tree height and crown diameter. Finally, an allometric equation was used to calculate the AGB by UAV measured data. The VHR WorldView-2(WV2) Normalized Difference Vegetation Index(NDVI) image was calculated by the OBIA and GIS overlay technologies, thereby to extract the crown diameter as result. Specifically, the WV2 tree height was obtained from the regression model that built between 32 general features and UAV-measured tree height. The AGB by WV2 measured was calculated using an allometric equation. A comparison of UAV- and field-measured data showed that: The coefficients of determination(R^2) of crown diameter, height, density, and AGB were 0.783, 0.866, 0.941 and 0.816, respectively. A high goodness-of-fit was also proved that the UAV-measurement can be expected to replace the field-measurement in plot size. Tree height from the WV2-measured was overestimated by 2.2%-3.2%, resulting in the trunk biomass was higher by 10%-13%, compared with the UAV-measured data. The crown diameter of WV2-measured was significantly overestimated by 27%-30%, resulting in the canopy biomass was overestimated by 58%-71%. Therefore, the density was underestimated by 1.8%-6.5%. The AGB of WV2-measured was overestimated by 22%-26%, compared with the UAV-measured data, where the error mainly came from the canopy biomass. A comparison of WV2- and UAV-measured data on the four scale grid size of 30 to 250 m showed that the R^2 of crown diameter, height, density, and AGB increased with the increasing of statistical grid size, whereas, the R^2 of AGB was 0.851 at the scale of 100 m, which was usually used as a AGB statistical standard size. The forest structure information can be obtained by the VHR remote sensing through the OBIA with the support of UAV-measured data, and a good AGB accuracy can be obtained on a coarse scale. The linear regression models were established between AGB and crown diameter, height, density obtained by the UAV- and WV2-measured data. The coefficients of tree density and tree height were larger than those of crown diameter, indicating that tree density and tree height were the most important factors affecting the AGB on four scales, while the crown diameter has the least effect. There was an increasing trend in the influence of density, whereas a decreasing trend in the effect of tree height, with the increase of statistical grid size.

Keywords: UAV; remote sensing; above ground biomass; structure of forest; *Populus euphratica*; satellite remote sensing