

南京市红山森林动物园植被碳储量估算及其空间分布特征

Estimation of Carbon Storage and Analysis of Spatial Characteristics in Nanjing Hongshan Forest Zoo

李 贝*
LI Bei*

(南京市红山森林动物园管理处, 南京 210008)
(Management Office of Hongshan Forest Zoo, Nanjing, Jiangsu, China, 210008)

文章编号: 1000-0283(2026)03-0113-09
DOI: 10.12193/j.laing.20250903002
中图分类号: TU986
文献标志码: A
收稿日期: 2025-09-03
修回日期: 2025-12-02

摘 要

“双碳”背景下, 城市森林作为市域范围内重要的碳库, 在应对气候变化中发挥着不可忽视的作用。量化区域尺度森林碳固定值对于评价城市森林绿地的生态功能有着重要意义。基于2025年4月遥感与实地监测数据, 提取相关特征因子, 采用多元逐步回归的方法构建研究区碳密度回归方程, 对研究区的碳储量进行估算并分析碳密度的空间分布特征。结果表明: (1) 植被碳密度累积频率符合正态分布, 线性回归模型 R^2 为0.858, RMSE值为22.846, 预测结果可靠。(2) 南京红山森林动物园植被碳储量为9 031.90 t, 平均碳密度为150.5 t/hm²。碳密度的空间分布特征呈现中心低、边缘高的特点。(3) 高碳密度在阴坡的分布比例高于阳坡, 在0 ~ 50 t/hm²、200 ~ 250 t/hm²这两个植被碳密度区间显示出随坡度的增大而分布减少的趋势; 植被碳密度在200 ~ 250 t/hm²时呈现随着海拔的上升而分布递增的态势。研究结果可以为评估城市小尺度森林的碳汇能力和生态功能提供参考。

关键词

森林植被; 遥感数据; 碳储量; 空间分布; 动物园; 南京市

Abstract

Against the backdrop of “dual carbon”, urban forests, as an integral carbon pool within the city, play a critical role in mitigating climate change. Quantifying the carbon-fixation capacity of regional-scale forests is of great significance for evaluating the ecological functions of urban forest green spaces. Based on remote sensing and field monitoring data from April 2025, relevant characteristic factors were extracted, and a multiple stepwise regression model was constructed to estimate the study area's carbon density and analyze its spatial distribution. The results show that: (1) The cumulative frequency of vegetation carbon density conforms to a normal distribution, with a linear regression model R^2 of 0.858 and an RMSE value of 22.846, indicating reliable prediction results. (2) The carbon storage of Nanjing Hongshan Forest Zoo is 9 031.90 t, with an average carbon density of 150.5 t/hm². The overall spatial distribution of carbon density shows a pattern of higher values at the edges and lower values in the middle. (3) The proportion of high carbon density distribution on the shady slopes is higher than that on the sunny slopes. In the vegetation carbon density ranges of 0 ~ 50 t/hm² and 200 ~ 250 t/hm², there is a trend of decreasing distribution with increasing slope; when vegetation carbon density is 200 ~ 250 t/hm², it shows an increasing distribution trend with rising altitude. The research results can provide a reference for assessing the carbon sink capacity and ecological functions of urban small-scale forests.

Keywords

forest vegetation; remote sensing data; carbon storage; spatial distribution; zoo; Nanjing

李 贝
1979年生/女/江苏南京人/硕士/高级工程师/研究方向为风景园林规划设计

*通信作者 (Author for correspondence)
E-mail: 69305474@qq.com

城市森林作为城市生态环境系统中的重要节点, 不但对抵消CO₂排放和减缓气候变暖具有重要意义^[1], 也是区域内生物群落应对气候变化的避风港^[2]。城市动物园拥有丰

富的动物资源, 且具有良好的自然植被资源, 有的城市动物园甚至就落户在城市森林之中, 它们不但担负着维护和增强城市环境生物多样性的功能, 也是应对城市景观中潜在气候

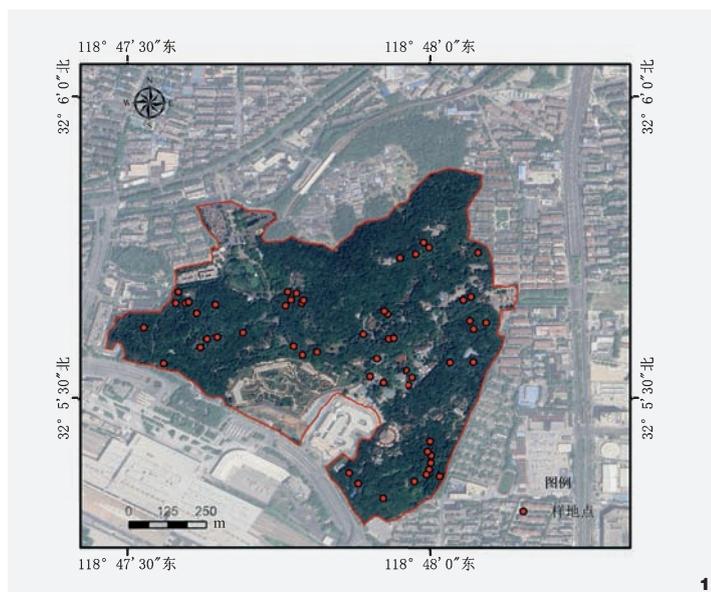


图1 研究区样本点分布图

Fig. 1 Distribution map of sample points in the study area

变化风险中的重要一环。因此开展小尺度的城市森林碳汇能力评估既可以为城市生态功能的优化调控作参考,也可以为构建低碳景区提供科学依据。

小尺度碳汇研究通常需具有较高测算精度和精密的原始数据,生物量回归方程法是估算植物碳储量最常用的方法^[3]。目前主要的技术有样地清查法、模型模拟法和遥感估算法等。样地清查法对于人力物力的要求较高,多利用森林清查样地资料的基础数据,通过皆伐法、平均生物量法或蓄积法来进行植被的碳计量^[4],模型模拟法通过构建相关的生长模型来得到相应的单株(类)植物的碳储量换算指标,从而实现区域内碳储量的估算。主要有基于风景园林信息模型(LIM)^[5]、FVS-BGC系统^[6]等的技术方法。

遥感估算法是利用遥感(Remote Sensing, RS)、地理信息系统(Geographic Information System, GIS)和全球定位系统(Global Positioning System, GPS)等3S技术,将实地的调查数据与实时的遥感数据相结合,通过综合分析和处理这些数据,构建估算模型从而实现对森林碳储量的估算^[7]。例如:Matiza等^[8]利用多光谱图像的光谱属性对城市再造林的碳储量进行了估算;Wang等^[9]使用源自Sentinel-2 MSI波段的光谱指数,使用随机森林等鲁棒算法预测地上生物量和叶面积指数。

目前用于小尺度碳储量估算的遥感影像数据种类较多,如光学遥感数据、合成孔径雷达(SAR)数据、激光雷达(LiDAR)数据^[10]等。合

成孔径雷达(SAR)在实测中容易受到地形起伏的影响出现信号饱和等问题,在不同场景中的应用有一定差异^[11]。激光雷达(LiDAR)可以扫描树木的位置、高度、胸径等参数,然而对于不同的森林类型表现出较大的差异性,特别是对于林分异质性较高的森林类型,不能准确地反映生物量信息。Sentinel-2多光谱数据由于具有更高分辨率和更多的波段信息,且稳定性也更好,将Sentinel-2的光谱波段和植被指数集成到稳健的机器学习算法中有助于准确确定地上植被碳储量。例如,Dang等^[12]在随机森林算法中集成了源自Sentinel-2 MSI的光谱指数和波段,以估计越南Yok Don公园森林生态系统的地上生物量;Baloloy等^[13]进行的研究表明,Sentinel-2衍生指数和光谱波段对于生物量和碳等植被指标的建模至关重要,这些为小尺度区域利用Sentinel-2遥感卫星数据估测森林植被碳储量研究提供了新的思路和方向。

南京市红山森林动物园所坐落的小红山,历史悠久,最早可以追溯到六朝时期,其东望紫金山,南邻玄武湖,是城市山水格局中的关键节点。中华人民共和国成立后,小红山曾为苗圃,区域内多为人工-天然混交林,郁闭度较高,群落结构相对稳定,是城北地区较为重要的一处城市森林资源。其以森林地貌著称,森林覆盖率高,是城市小尺度区域碳储量研究较为典型对象。本研究立足于动物园整体生态效益,将动物园纳入市域角度,利用开源卫星数据在更精细的尺度上监测研究区内的地上生物量,通过遥感影像的光谱特性,提取并筛选出碳储量表征因子,构建区域内碳储量估算模型,进而对区域内的碳储量进行精确估算,并分析其分布特征,以期为基于高分辨率的遥感影像在小区域范围内的应用提供参考。

1 研究区概况

南京市红山森林动物园位于南京城北,属于亚热带季风气候区,降水丰富,年降水量约为1 021.3 mm,年平均气温15.4℃,年平均湿度在70%~81%。园区地理范围为北纬118° 47'—118° 48' E, 32° 5'—32° 6' N(图1),以丘陵地貌为主,最高海拔58 m,北面的大红山、西面小红山和东面放牛山成鼎足之势。

2 数据来源与处理

2.1 遥感数据来源

本研究采用Sentinel-2遥感影像数据,拍摄时间为2025年4月15日,数据来源于欧洲航天局(European Space Agency)官方网站(<https://dataspace.copernicus.eu>),下载数据级别为Level-2A,此级别数据经过了空间校正

和大气校正, 涵盖13个光谱波段, 幅宽达290 km, 地面分辨率分别为10 m、20 m和60 m。各波段数据可在SNAP (sentinel application platform) 软件中进行重采样至10 m分辨率。地形数据采用30 m分辨率的数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM) 数据产品, 数据来源为地理空间数据云平台 (<https://www.gscloud.cn/>)。

2.2 样地设置与实地调查数据

在对研究区整体植被类型分布情况调查分类的基础上, 结合遥感影像数据, 将研究区划分为6种主要样地类型, 按照植被组成差异分层抽样^[14]兼顾不同海拔、坡度、坡向选取样地55块。为了减少样地中的异质林分可能产生的干扰^[15], 同时增强与遥感影像数据的协同性^[16], 每块样地的大小为10 m×10 m。用全球定位系统记录样地中心点的地理坐标。样地类型基本涵盖了园区内的主要林地类型 (表1)。放样与调查工作于2025年4月进行。采用胸径尺和激光测高仪对样地内胸径超过5 cm的乔木进行逐株调查, 并记录其种类、数量、胸径及树高。

3 研究方法

3.1 遥感影像特征数据提取

光谱反射率能够体现不同地物的特性,

是森林地上生物量 (Aboveground Biomass, AGB) 遥感反演的重要理论基础。Sentinel-2遥感影像数据中的植被红边波段位于近红外与红光波段交界处的快速变化区域, 能够迅速响应植被冠层结构和叶绿素含量的细微变化, 对植被生长状况较敏感^[17]。本研究通过SNAP软件对波段因子、植被指数、主成分因子、纹理特征等相关自变量进行提取, 运用ArcGIS软件对相关地形自变量进行重采、提取, 得到所有自变量分为5类共42个 (表2)。

(1) 波段因子: 裁剪掉B1 (气溶胶波段)、B9 (水蒸气波段)、B10 (卷云探测波段) 等与植被相关性不强的波段, 提取剩余波段的数值。(2) 植被指数: 植被指数主要用于反映植被在可见光和近红外波段的反射与土壤背景之间的差异。在一定条件下, 各种植被指数可以定量描述植被的生长状况。通过各波段间运算来计算相关植被指数, 并对各样点数值进行提取^[18]。(3) 主成分因子: 为了避免波段间的冗余信息, 保留图像中的主要特征信息, 通过主成分变换将13个波段的信息压缩, 保留第一主成分因子和第二主成分因子, 其中第一主成分包含了99%的影像信息。(4) 纹理特征因子: 利用灰度共生矩阵 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM) 对第一主成分提取相关纹理特征自变量信息, 考虑了10个纹理

变量, 包括均值、方差和熵等。纹理变量的计算采用5×5窗口大小, 在64灰度级量化和共现移位1×1, 提取方向为All Angle。(5) 地形因子: 将DEM数据从30 m分辨率重采至10 m, 对海拔、坡度、坡向因子进行提取。

3.2 样地植被碳密度估算

生物量模型是一种非破坏性的技术, 用于计算生物量。测定地上立木的胸径、树高等作为解释变量, 以AGB转换因子为目标变量, 利用统计分析原理和方法而建立的回归模型^[19]。本研究将测量结果纳入生物量模型 (表3), 计算样地乔木层和灌木层的地上生物量, 通过将不同树种 (组) 的地上生物量与其对应的含碳系数相乘, 计算出各树种 (组) 的碳储量。地上生物量方程及碳系数来源为《中华人民共和国主要树种立木生物量模型与碳计量参数》(GB/T43648—2024)。

研究区域的碳密度数据则通过样地内各树种 (组) 的碳储量相加后, 将结果单位标准化为t/hm², 具体计算见公式 (1):

$$C = 10 \times \sum_{i=1}^n W_i \times F_i / S \quad (1)$$

式中, C 为植被碳密度 (t/hm²), W_i 为第 i 棵树的地上生物量 (kg), F_i 为含碳率, S 为样地面积 (m²), i 为样地内的第 i 棵树。

表1 样地类型分类表
Tab. 1 Classification table of sample site types

样地类型 Sample plot type	优势树种 / 组 Representative tree species/groups	样本量/块 Sample size/block
常绿阔叶林	樟 (Cinnamomum camphora) 纯林、广玉兰 (Magnolia grandiflora) 纯林	11
针阔混交林	雪松 (Cedrus deodara)、朴树 (Celtis sinensis) 混交林, 雪松、樟混交林等	6
常绿落叶阔叶混交林	樟、刺槐 (Robinia pseudoacacia) 混交林, 樟、朴树混交林, 樟、楝树 (Melia azedarach) 混交林等	6
落叶阔叶林	朴树、构树 (Broussonetia papyrifera) 混交林, 黄连木 (Pistacia chinensis)、榔榆 (Ulmus parvifolia) 混交林, 白玉兰 (Yulania denudata) 纯林, 枫香 (Liquidambar formosana) 纯林等	16
落叶针叶林	水杉 (Metasequoia glyptostroboides) 纯林等	5
常绿针叶林	雪松纯林等	11

表2 自变量分类表
Tab. 2 Classification table of independent variables

变量类型 Variable type	变量名称 Variable name	数量/个 Quantity
波段因子	B2 (blue)、B3 (green)、B4 (red)、B5 (vegetation red edge)、B6 (vegetation red edge)、B7 (vegetation red edge)、B8 (nir)、B8A (vegetation red edge)、B11 (swir)、B12 (swir)	10
植被指数因子	NDVI (normalized difference vegetation index)、DVI (difference vegetation index)、RVI (ratio vegetation index)、EVI (enhanced vegetation index)、TNDVI (transformed normalized difference vegetation index)、GNDVI (green normalized difference vegetation index)、CI re (red edge chlorophyll index)、ARVI (atmospheric ratio vegetation index)、IPVI (infrared percentage vegetation index)、NDRE (normalized difference red edge index)、IRECI (inverted red edge chlorophyll index)、NDVIre1 (normalized difference vegetation index red-edge1)、NDVIre2 (normalized difference vegetation index red-edge2)、NDVIre3 (normalized difference vegetation index red-edge3)、PSSRa (pigment specific simple ratio chlorophyll index)、SAVI (soil-adjusted vegetation index)、MTCI (the meris terrestrial chlorophyll index)	17
主成分因子	PC1、PC2	2
纹理特征因子	Contrast、Dissimilarity、Homogeneity、ASM、MAX、Energy、Entropy、GLCM Mean、GLCM Variance、GLCM Correlation	10
地形因子	海拔、坡向、坡度	3

表3 研究区优势树种生物量方程及碳系数表^[20]
Tab. 3 Biomass equation and carbon coefficient table of the dominant tree species in the study area

树种/组 Tree species/groups	地上生物量方程 Aboveground biomass equation	碳系数 Carbon coefficient
樟	$W = 0.138 \times D^{2.333}$	0.4931
广玉兰	$W = 0.330788 \times D^{1.90957}$	0.4335
雪松	$W = 0.1351 \times D^{2.333}$	0.500
水杉	$W = 0.1182 \times D^{2.333}$	0.500
刺槐	$W = 0.2022 \times D^{2.333}$	0.4834
枫香	$W = 0.10615 \times D^{2.4665}$	0.469
栎 (<i>Quercus acutissima</i>)	$W = 0.2136 \times D^{2.30416}$	0.4827
榔榆	$W = 0.18527 \times D^{2.17522}$	0.4546
灌木	$W = 0.409759D^{1.0615}H^{0.5427}$	0.465
其他硬阔	$W = 0.1875 \times D^{2.333}$	0.4834
其他软阔	$W = 0.1329 \times D^{2.333}$	0.4956

注：表中硬阔指研究区范围内的朴树、黄连木、黄檀 (*Dalbergia hupeana*) 等；软阔指研究区范围内的白玉兰、悬铃木 (*Platanus×acerifolia*)、楝树、构树等。W为生物量/kg；D为胸径/cm。

3.3 碳密度回归模型拟合优化与精度评价

为了在众多的自变量中选择对因变量有显著影响的变量来构建模型，本研究采用逐步线性回归 (Stepwise Linear Regression, SLR) 将变量逐个引入模型，因引入新的解释变量导致先前引入的解释变量变得不显著，则将其剔除，以确保在每次引入新变量前，回归方程中仅保留显著的变量。通过多次迭代，直

至回归方程中不再有非显著的解释变量被选入，同时也没有显著的解释变量被移除，从而保证最终选定的解释变量集合为最优。在多个自变量存在的情况下，线性回归模型的计算见公式 (2)：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2)$$

式中，y为因变量 (被解释变量)， β_0 ，

β_1, \dots, β_k 为回归系数， x_0, x_1, \dots, x_k 为自变量 (解释变量)， ε 为随机误差项。

使用SPSS27软件进行逐步回归分析，设定步进的条件为 $F \leq 0.05$ ，移除条件为 $F \geq 0.10$ ，通过使用方差膨胀因子 (Variance Inflation Factor, VIF) 来消除变量间的共线性，最终保留的变量与因变量显著相关，并且变量之间相互独立。

本研究使用的精度验证方法是交叉验证，在统计学中经常被用作泛化误差估计的重要方法^[21]。留出验证法 (Hold-Out Validation) 是机器学习与统计建模中最基础的模型泛化能力评估方法之一，其核心逻辑是将原始数据集随机划分为两个互斥的子集：一个作为训练集 (Training Set)，用于拟合模型；另一个作为测试集 (Testing Set)，用于评估模型在新数据上的预测性能。该方法计算成本低，适用于初步验证模型效果。

4 结果与分析

4.1 样地碳密度描述性统计

测得的样地碳密度的描述性统计数据显示，碳密度范围为58.6344 ~ 318.5799 t/hm²，平

均值为211.7249 t/hm²，标准差为60.7320 t/hm²。在95%的置信水平下，其检验结果显著性 p 值为0.200 (> 0.05)，认为数据服从正态分布，可进行线性回归分析(表4)。

4.2 森林植被碳密度估算模型及检验

经过4次迭代后，基于调整后的 R^2 和RMSE值所选择出的估算模型显示出了较好的拟合度，调整后的 $R^2=0.858$ ，RMSE值为22.846 t/hm²。若 $R^2 > 0.6$ ，则可以认为自变量对因变量有较好的解释度，拟合值与真实值的差异程度可接受。模型中各预测因子之间 $VIF < 10$ ，表明不存在显著的多重共线性问题。D-W值为2.178，介于1.5 ~ 2.5，残差之间的自相关性不明显，说明模型预测能力较好(表5)。

碳密度估算模型计算见公式(3)：

$$C = 251.745D + 192.134A + 12.859R - 0.079P - 76.096 \quad (3)$$

式中， C 为碳密度， D 为DVI值， A 为ARVI值， R 为RVI值， P 为坡向。

将实测值和预测值作出散点图(图2)

可以看出，模型的预测值和实测值聚集在45°参考线附近的一条直线上，预测值和实测值之间的误差较小，存在较好的线性关系。图3可以看出，标准化残差值分布在0周围，说明模型的预测效果较好，适合用于进行研究区的碳储量反演。

本研究将70%的样地数据构建训练集，剩余30%样地数据构建验证集，用于模型的精度验证。由图4可知，验证集模型的 R^2 为0.815，RMSE值为25.90 t/hm²。尽管利用多元线性逐步回归构建的碳储量估算模型存在一定的误差，但模型在精度上达到要求，可以用于后续的研究区植被碳储量反演。

4.3 研究区碳密度计算与碳储量反演

将拟合计算所需要的数据导入ArcMap 10.8中，再将估算模型输入栅格计算器中运行，生成的结果为研究区碳密度空间分布图。利用空间分析(Spatial Analyst)模块中的重分类工具，将研究区内森林碳密度进行重分类，分为0 ~ 50 t/hm²、50 ~ 100 t/hm²、100 ~ 150 t/hm²、150 ~ 200 t/hm²、200 ~ 250 t/hm²、 > 250 t/hm²六类区域。图5显示，研究区的最北、最南和

东北边缘处的碳密度最高，中心区域呈现出零散的高碳密度区域，其值均 > 250.00 t/hm²。碳密度次高区域基本沿高碳密度区域斑块边缘排布，其碳密度在200 ~ 250 t/hm²。研究区中部地区的碳密度集中在100 ~ 200 t/hm²，其中多数分布在150 ~ 200 t/hm²的区域，从总体上看呈现出边缘高，中间低的趋势，这主要是因为边缘地区多为早期苗圃保留地，人为开发程度较低，植被生长状况良好。

同时由于当时所种的树木密度较大，经过多年的生长，树木的径级较大，最大的径级已达到110 cm以上，导致单株立木的碳储量较大。中部区域的碳密度值稍低，这里主要为动物园游览区域，但从碳密度绝对值上看，仍属于一个较高的密度值，可见动物园在建设开发的过程中对于森林资源的保护力度较大。研究区内碳密度的低值区主要集中在两个主出入口的广场位置和沈阳门外扩建区域，总体来看，反演所得的结果与景区的植被空间分布情况基本一致。通过对研究区的碳密度值进行反演，计算出整个研究区域的总碳储量，估算结果显示研究区总碳储量为9 031.90 t，平均碳密度为150.5 t/hm²。

表4 样地植被碳密度描述性统计表

Tab. 4 Descriptive statistics table of vegetation carbon density in the sample plot

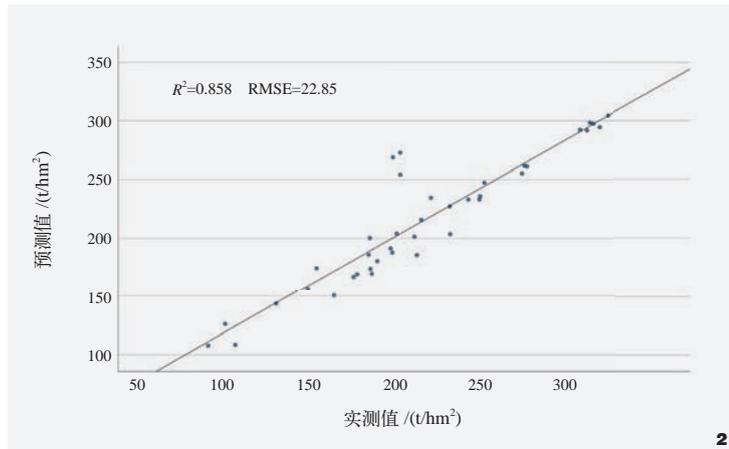
变量 Variable	平均值 Average	标准差 Standard deviation	最大值 Maximum value	最小值 Minimum value	检验统计 Statistical testing	自由度 Degree of freedom	渐进显著性(双尾) Asymptotic significance (two-tailed)
样地植被碳密度 (t/hm ²)	211.7249	60.7320	318.5799	58.6344	0.078	55	0.200*

注：*是真显著性的下限。

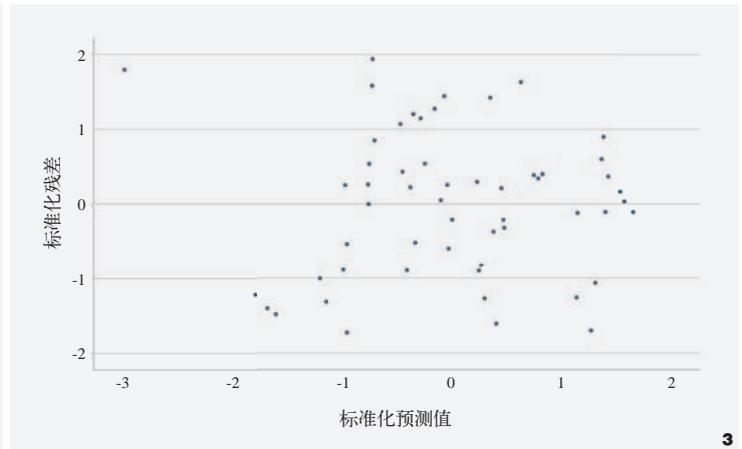
表5 碳密度的逐步回归结果表

Tab. 5 Table of stepwise regression results for carbon density

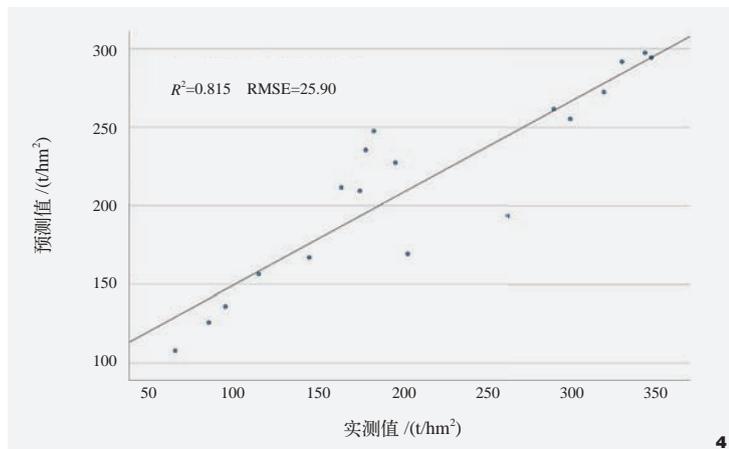
自变量 Independent variable	β	t	p	VIF	R^2 变化量 R^2 variation	RMSE	D-W
RVI	0.473	3.403	0.001	7.373	0.818	22.84596	2.178
ARVI	0.280	2.173	0.035	6.345	0.025		
坡向	-0.144	-2.671	0.010	1.108	0.012		
DVI	0.220	2.287	0.026	3.527	0.014		



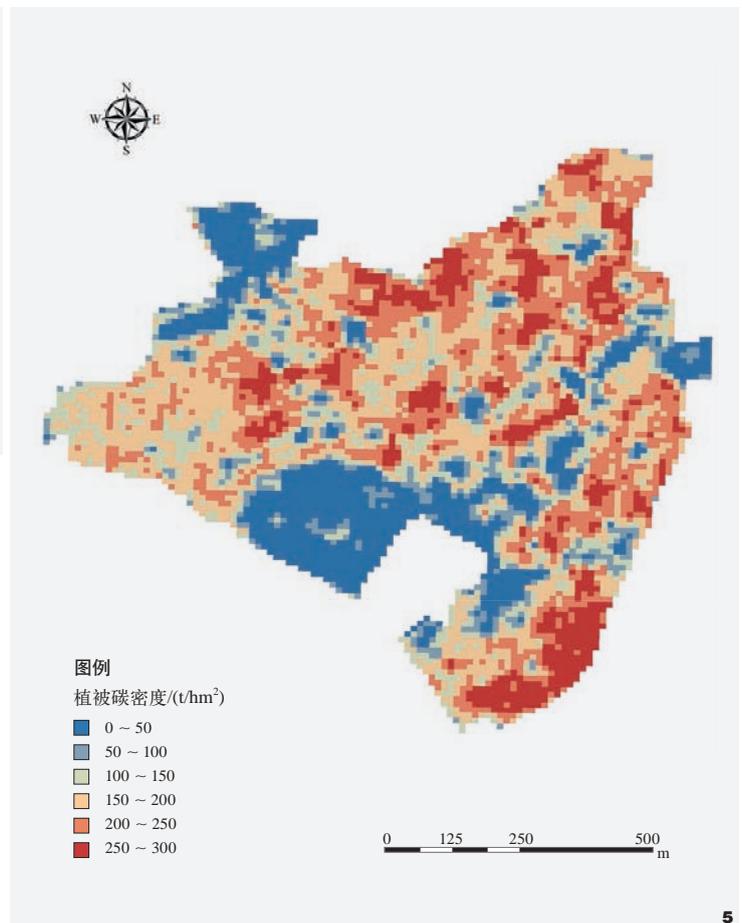
2



3



4



5

4.4 研究区碳密度空间分布规律

碳密度估算方程显示，碳密度与地形因子有较为密切的关系，为了能更进一步揭示碳密度的空间分布规律，利用ArcMap 10.8对研究区域的坡向、坡度和海拔进行重分类。其中，坡向被划分为三类：阴坡（包括阴坡和半阴坡）、阳坡（包括阳坡和半阳坡）以及平地；将坡度分为5个等级，海拔重分类为5个区间，再将其分别与研究区的植被碳密度空间分布图进行叠加分析，确定研究区域内的碳密度地理空间分布特征。由图6可以看出，高碳密度的森林植被多分布在阴坡，其占比显著高于阳坡，而低碳密度的森林植被在阳坡的分布比例显著高于阴坡。当森林植被碳密度大于100 t/hm²时，其在阴坡的分布比例开始超过其在阳坡的分布比例，且随着碳密度的增加，在阴坡的分布占比有逐步升高的趋势。

由于阴坡面日照总量较小，水分蒸发量较少，土壤肥力高，

图2 回归模型拟合散点图

Fig. 2 Scatter plot of stepwise regression model fitting

图3 回归模型标准化残差图

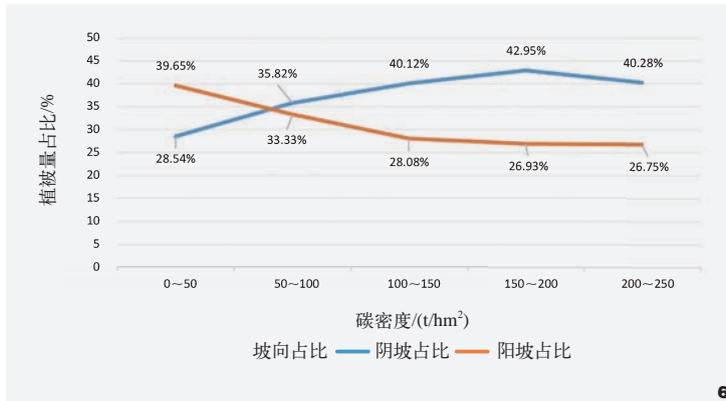
Fig. 3 Standardized residual map of stepwise regression model

图4 碳储量模型验证散点图

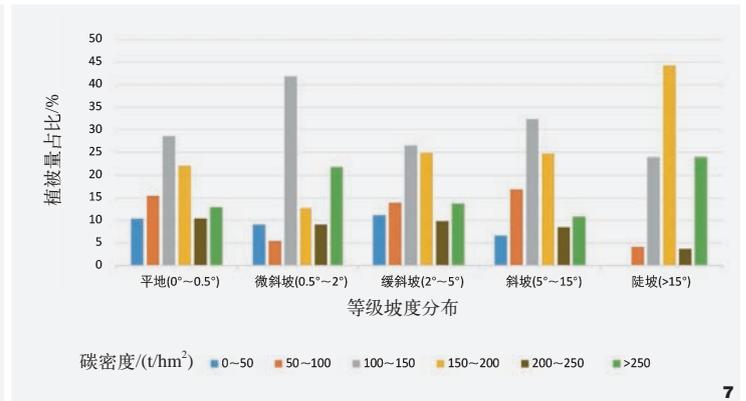
Fig. 4 Carbon storage model verification diagram

图5 研究区植被碳密度空间分布图

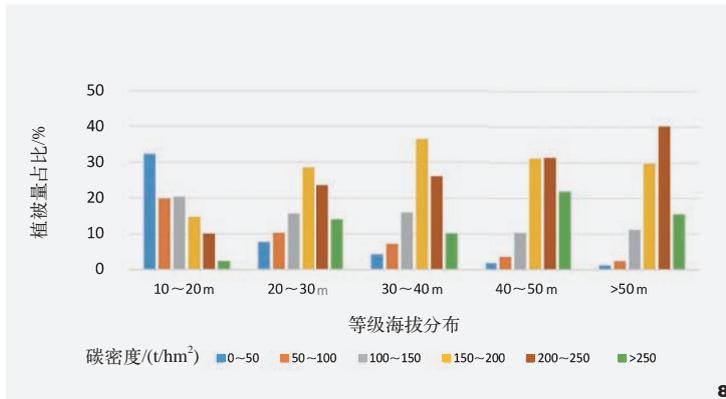
Fig. 5 Carbon density grade distribution map of vegetation in the study area



6



7



8

图6 森林植被碳密度随坡向分布情况图

Fig. 6 Map of the distribution of forest vegetation carbon density with slope direction

图7 森林植被碳密度随坡度分布图

Fig. 7 Map of the distribution of forest vegetation carbon density with slope

图8 森林植被碳密度随海拔分布情况图

Fig. 8 Map of the distribution of forest vegetation carbon density with altitude

腐殖质含量较高,同时研究区处于长江中下游地区,气候温暖,在阴坡面易形成温暖湿润的小气候条件,植物生长更为茂盛。

图7反映了植被碳密度在不同坡度上分布的情况,可以看出不同的碳密度的植被类型在各个坡度上基本上均有分布,只有0~50 t/hm²这一类型的植被碳密度在大于15°的陡坡段没有分布。在0~50 t/hm²、200~250 t/hm²这两个植被碳密度区间显示出随坡度的增大而分布减少的趋势,其余森林植被的碳密度在不同坡度范围内并未显示出明显的线性趋势。尽管坡度较大可能会使土壤层更易流失,导致土壤瘠薄,但在坡度>15°的陡坡却仍然分布着碳密度较高的森林植被类型,一方面由于陡坡的森林植被人为破坏

度相较于平缓坡小,一方面由于先锋树种如刺槐、构树在坡度较大处自发形成了对林分的有益补充。

研究区范围内的整体海拔不高,最高处为58 m,因此森林植被垂直地带性特征并不明显。总体来看,森林植被的碳密度在0~150 t/hm²的范围内随着海拔的上升呈现分布递减的趋势,而森林植被碳密度在200~250 t/hm²的范围内随着海拔的上升呈现分布递增的态势(图8)。

这比较符合研究区的景区性质,海拔较低处为主要的游览区域,多为动物园的道路、广场及笼舍区域,海拔较高处多为非游览区域,森林植被处于自我演替状态,人为干扰较小,森林植被生长茂盛。

5 讨论与结论

5.1 讨论

5.1.1 Sentinel-2 衍生植被指数与碳储量的相关性

植被指数与碳储量之间通常存在显著的正相关关系^[22]。在中大尺度区域NDMI等通常表现出与碳储量更高的相关度^[23],在小尺度范围内植被指数DMI、RMI和ARM是在碳储量估算中具有较高敏感性的子集,特别是RMI指数在小尺度区域内表现出较好的预测性,这与韩云亭等^[24]的研究结果一致。RMI比值植被指数是绿色植物的敏感指示参数,与LAI、叶干生物量(DM)和叶绿素含量具有高度相关性,在较小的范围内由于异质林分产生的干扰可能性更小,从而使得RMI在碳储量的预测方面表现出更高的敏感性。DMI和ARM指数

尽管对于碳储量反演模型的影响不及RM,但DVI差值植被指数在植被高覆盖区域,可以较好地反映植被的生理状态,区分生物量水平,可以较为精确地反映小样地块间的生物量差异,从而为小尺度区域内的估算提供更精准的参考。ARVI大气抗阻植被指数显著提升了植被监测的精度,比NDVI指数更为稳定,可靠地反映了植被覆盖度和活力信息,特别是在小尺度区域内可以更精细地反映植被生物量,进一步提升碳储量反演模型的精度。尽管本研究中DVI、RVI和ARVI指数体现了较好的敏感性,但由于区域的不同,植被种类的差异性,这些指标的预测性还有待在更多的区域内进行验证。

5.1.2 遥感影像分辨率与小尺度区域内碳储量估算的相关性

本研究结合基于Sentinel-2的光谱数据、植被指数、纹理特征以及地形变量,结果表明,光谱数据、植被指数和地形变量成功预测了城市森林的碳储量。首先,遥感影像空间分辨率会对碳储量估算的精度产生影响^[24]。特别是在小尺度研究场景中,地物类别单一且对比度较小,高分辨率的影像可以更精确地捕捉到更小像元内的数据信息,配合更精细的实地调查,从而更精准地对小区域内的碳储量进行估算。本研究中预测子集的合理估计性能可以用Sentinel-2战略定位的波段来解释,Sentinel-2的近红外波段提供灵敏的光谱反射率,能够明确估计植被指标,例如生物量和碳储量。近红外区域提供850~880 nm的精细窄光谱波长,对植被的生物物理和生化反应高度敏感。生物物理(例如叶面积、生物量)和生化(例如叶绿素含量)特性对于检测植被健康和生产力至关重要。本研究采用多元逐步回归法筛选

出的三个植被指数都衍生于Sentinel-2A中10 m分辨率的波段数据,估算模型的拟合优度为0.858,可见高分辨率影像数据在低海拔、小尺度的森林植被碳储量反演中表现出色,这与Yang等^[25]的研究结果一致。

5.1.3 南京市红山森林动物园生态服务功能分析

通过模型反演后得到研究区的总体碳储量为9 031.90 t,平均碳密度为150.5 t/hm²,远高于南京市玄武区的平均碳密度水平^[26](67.02 t/hm²),但处于正常范围。这是因为研究区为城市森林覆被地,而玄武区全区的用地类型多样,研究区的高碳密度水平综合了区内的低碳密度水平的地区,提升了区内的总体碳密度水平,凸显了南京市红山森林动物园在区域格局下的生态服务功能。这一方面是由于研究区内森林植被覆盖率高,在建设发展的过程中能尊重原有地貌;另一方面园区内有健全完善的养护体系,森林植被呈现出健康旺盛的生长状态。

5.1.4 碳密度空间分布特征讨论分析

本研究中碳密度在地理空间上的分布较为突出的一个特征为高碳密度地块在阴坡面的分布比例远超过阳坡分布比例,这与宋洁^[27]的研究结果一致。森林植被的碳密度随着海拔的上升在不同区间显示出不同的分布特征,低碳密度范围内随着海拔的上升呈现分布递减的趋势,而较高碳密度范围内随着海拔的上升呈现分布递增的态势,这与杜群等^[28]的研究结果一致。在高海拔、坡度较陡的区域,由于外界干扰因素较少,森林覆盖率较高,蓄积量大,因此碳密度也相对较高;在低海拔、平坡地区,是人类活动的主要区域,多为碳密度较低区域。由于研究区所处的地理位置,

综合来看,研究区的海拔和坡度的绝对值并不大,其所呈现的碳密度分布特征并不能完全理解为空间自然分布特征,更多的是受到人为因素、开发力度等因素的影响。当然森林植被碳密度还受到其他因素,比如林分、林龄等的影响,未来可以通过进一步细化样本分类和提高样本数量来提升反演精度。

5.2 结论

本研究结合城市森林植被精细化局部调查和实时遥感影像,建立小尺度区域内的森林碳储量估算模型,分析了南京市有代表性的一处城市森林——南京红山森林动物园的碳储量及其空间分布特征。遥感反演的数据显示,研究区森林碳储量为9 031.90 t,平均碳密度为150.5 t/hm²,空间分布与地形因子有一定的相关性,呈现边缘高、中间低的趋势;研究表明在小尺度区域场景下,基于精细化实地调查的分层抽样结合高分辨率的遥感影像数据构建的植被碳储量反演模型的拟合优度较高,可以为城市小面积森林的碳储量估算提供参考。

注:文中图表均由作者自绘/摄。

参考文献

- [1] LIAO L S, ZHAO C K, LI X, et al. Towards Low Carbon Development: The Role of Forest City Constructions in China[J]. Ecological Indicators, 2021, 131: 108199.
- [2] LIU Y, TRANCOSO R, MA Q, et al. Carbon Density in Boreal Forests Responds Non-linearly to Temperature: An Example from the Greater Khingan Mountains, Northeast China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 338: 109519.
- [3] 胡海波,刘佳璇,丁冬霞,等.森林固碳计量方法研究综述[J].中南林业科技大学学报,2024,44(11): 58-69.

- [4] 赵苗苗, 赵娜, 刘羽, 等. 森林碳计量方法研究进展[J]. 生态学报, 2019, 39(11): 3797-3807.
- [5] 郭湧, 魏云琦, 欧阳翠玉. 基于LIM的城市园林树木碳储量基线情景模拟研究——以北京市某高校绿地为例[J]. 北京林业大学学报, 2022, 44(12): 111-120.
- [6] 段劼. 基于FVS-BGC的森林生长收获模拟系统应用研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2010.
- [7] ZHANG X Y, SUN Y M, JIA W W, et al. Research on the Temporal and Spatial Distributions of Standing Wood Carbon Storage Based on Remote Sensing Images and Local Models[J]. *Forests*, 2022, 13(2): 346.
- [8] MATIZA C, MUTANGA O, ODINDI J, et al. The Utility of Planetscope Spectral Data in Quantifying Above-ground Carbon Stock in an Urban Reforested Landscape[J]. *Ecological Informatics*, 2024, 80: 102472.
- [9] WANG J, XIAO X M, BAJGAIN R, et al. Estimating Leaf Area Index and Aboveground Biomass of Grazing Pastures Using Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat Images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 154: 189-201.
- [10] 鹿勇, 李增元, 余涛, 等. 森林碳储量遥感卫星现状及趋势[J]. 航天返回与遥感, 2022, 43(6): 1-15.
- [11] NANDAL A, YADAV S S, RAO A S, et al. Advance Methodological Approaches for Carbon Stock Estimation in Forest Ecosystems[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2023, 195(2): 315.
- [12] DANG A T N, NANDY S, SRINET R, et al. Forest Aboveground Biomass Estimation Using Machine Learning Regression Algorithm in Yok Don National Park, Vietnam[J]. *Ecological Informatics*, 2019, 50: 24-32.
- [13] BALOLOY A B, BLANCO A C, CANDIDO C G, et al. Estimation of Mangrove Forest Aboveground Biomass Using Multispectral Bands, Vegetation Indices and Biophysical Variables Derived from Optical Satellite Imageries: Rapideye, Planetscope and SENTINEL-2[J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2018, IV-3: 29-36.
- [14] 李静鹏, 徐明锋, 苏志尧, 等. 小尺度林分碳密度与碳储量研究[J]. 华南农业大学学报, 2013, 34(2): 213-218, 223.
- [15] 魏士忠, 窦宏海, 刘学东, 等. 立木调查中样地的面积、数量与抽样精度的关系[J]. 河北林果研究, 2013, 28(1): 41-43.
- [16] 郭含茹, 张茂震, 徐丽华, 等. 不同采样密度下县域森林碳储量仿真估计[J]. 生态学报, 2016, 36(14): 4373-4385.
- [17] VAFAEI S, SOOSANI J, ADELI K, et al. Improving Accuracy Estimation of Forest Aboveground Biomass Based on Incorporation of ALOS-2 PALSAR-2 and Sentinel-2A Imagery and Machine Learning: A Case Study of the Hyrcanian Forest Area (Iran)[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): 172.
- [18] KHAN M R, AHMAD KHAN I, ALI BAIG M H, et al. Exploring the Potential of Sentinel-2A Satellite Data for Aboveground Biomass Estimation in Fragmented Himalayan Subtropical Pine Forest[J]. *Journal of Mountain Science*, 2020, 17(12): 2880-2896.
- [19] 郝元朔. 基于UAV-LiDAR的落叶松人工林生物量多尺度估算[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2022.
- [20] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 主要树种立木生物量模型与碳计量参数: GB/T 43648—2024[S]. 北京: 中国标准出版社, 2024.
- [21] BORRA S, DI CIACCIO A. Measuring the Prediction Error: a Comparison of Cross-validation, Bootstrap and Covariance Penalty Methods[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2010, 54(12): 2976-2989.
- [22] 杨呵, 李小马, 刘欢瑶, 等. 结合群落结构的城市森林地上碳储量遥感估算——以长沙市为例[J]. 东北林业大学学报, 2024, 52(6): 92-97.
- [23] 唐娇华, 李智琦, 潘勇军. 广州市土地利用变化与碳储量模拟——基于PLUS-InVEST模型分析[J]. 中国城市林业, 2024, 22(4): 61-68.
- [24] 韩云亭, 李思悦, 罗协. 基于GF-2影像的武汉市九峰山国家森林公园地上碳储量估算[J]. 地质通报, 2024, 43(4): 611-619.
- [25] YANG F, ZENG Z Z. Refined Fine-scale Mapping of Tree Cover Using Time Series of Planet-NICFI and Sentinel-1 Imagery for Southeast Asia (2016–2021)[J]. *Earth System Science Data*, 2023, 15(9): 4011-4021.
- [26] 张瞳. 基于多源数据的南京城市森林碳储量估算[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2024.
- [27] 宋洁. 祁连山森林碳储量与森林景观格局时空变化研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2021.
- [28] 杜群, 徐军, 王剑武, 等. 浙江省森林碳分布与地形的相关性[J]. 浙江农林大学学报, 2013(3): 330-335.