

基于人工智能和卫星遥感的人造灌木林碳汇估算及监测研究

崔浩然¹, 李璟琇田², 刘奕含³, 雷中行^{1*}

¹内蒙古师范大学科学技术史研究院, 内蒙古 呼和浩特

²内蒙古师范大学教育学院, 内蒙古 呼和浩特

³内蒙古大学经济管理学院, 内蒙古 呼和浩特

收稿日期: 2025年9月20日; 录用日期: 2025年10月13日; 发布日期: 2025年10月23日

摘要

在碳中和背景下, 传统灌木林碳汇监测方法因效率低、精度不足, 难以满足大范围动态评估需求。本研究提出一种基于随机森林算法与多源遥感数据融合的灌木碳汇估算模型, 突破灌木碳汇量化技术瓶颈。通过整合Sentinel-1/2、激光雷达等多源数据, 结合光谱纹理时序特征优选及动态参数校正算法, 构建高精度灌木识别系统, 分类精度超过90%。结果表明, 该方法显著提升灌木碳汇识别精度, 有效降低传统线性模型的监测偏差, 支持分钟级大范围动态解析, 并验证卫星遥感监测在DEA模型下的完全经济有效性。研究成果为灌木林碳汇精准核算及规模化项目管理提供高效、低成本技术方案, 助力“双碳”目标实现。

关键词

卫星遥感, 灌木碳汇监测, 人工智能, 数据包络分析

Research on Estimation and Monitoring of Carbon Sinks in Artificial Shrublands Based on Artificial Intelligence and Satellite Remote Sensing

*通讯作者。

文章引用: 崔浩然, 李璟琇田, 刘奕含, 雷中行. 基于人工智能和卫星遥感的人造灌木林碳汇估算及监测研究[J]. 测绘科学技术, 2025, 13(4): 230-241. DOI: 10.12677/gst.2025.134027

Haoran Cui¹, Jingxiutian Li², Yihan Liu³, Zhongxing Lei^{1*}

¹Institute of History of Science and Technology, Inner Mongolia Normal University, Hohhot Inner Mongolia

²School of Education, Inner Mongolia Normal University, Hohhot Inner Mongolia

³School of Economics and Management, Inner Mongolia University, Hohhot Inner Mongolia

Received: September 20, 2025; accepted: October 13, 2025; published: October 23, 2025

Abstract

Against the background of carbon neutrality, traditional monitoring methods for shrubland carbon sinks are difficult to meet the needs of large-scale dynamic assessment due to low efficiency and insufficient accuracy. This study proposes a shrub carbon sink estimation model based on the fusion of random forest algorithm and multi-source remote sensing data, breaking through the technical bottleneck of shrub carbon sink quantification. By integrating multi-source data such as Sentinel-1/2 and LiDAR, combined with optimal selection of spectral texture time-series features and dynamic parameter correction algorithm, a high-precision shrub identification system was constructed with a classification accuracy of over 90%. The results show that this method significantly improves the accuracy of shrub carbon sink identification, effectively reduces the monitoring deviation of traditional linear models, supports minute-level large-scale dynamic analysis, and verifies the complete economic efficiency of satellite remote sensing monitoring under the DEA model. The research results provide an efficient and low-cost technical scheme for the accurate accounting of shrubland carbon sinks and large-scale project management, contributing to the achievement of the “dual carbon” goals.

Keywords

Satellite Remote Sensing, Shrub Carbon Sink Monitoring, Artificial Intelligence, DEA

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着全球气候变化问题日益受到关注，森林作为重要的碳汇资源，其碳汇功能的准确监测至关重要。从应对气候变化角度讲，它能精准掌握生态系统吸收和储存二氧化碳的能力，帮助评估生态系统在降低大气二氧化碳浓度方面的贡献，从而助力国家和全球实现碳减排目标[1]。对于生态系统评估而言，碳汇监测能反映森林、湿地等生态系统的健康状况和功能，如森林碳汇量降低可能预示病虫害或砍伐等问题。在经济方面，准确的碳汇监测数据为碳排放交易奠基，推动经济绿色低碳转型。

在碳汇监测方法的研究中，样地实测法虽然能直接提供测量的信息，但存在观测样本有限以及空间代表性不足等明显弊端，需要投入大量的人力、物力和时间成本，交通及设备成本高昂[2]；模型模拟方法[3]同样面临诸多问题，在模型建立过程中，需要专业知识和数据收集处理等投入，且模型的准确性和可靠性需不断验证和改进，也会产生一定成本。卫星遥感技术则不同，它能提供大面积、长时间序列、周期性对地观测数据，为灌木林碳汇造林项目监测带来高效、客观的手段，克服传统地面监测耗时费力、

范围小等局限[3]。卫星遥感有全球覆盖、分辨率精细、可时间序列观测的优点，其与机器学习结合，为地球大数据驱动的碳汇监测创造新机遇，有助于更准确地掌握碳汇监测技术[4]。

本研究创新融合卫星高清影像与多模态人工智能技术，开发出基于机器学习的灌木林树种智能识别系统。通过动态碳汇参数库与地形环境自适应校正算法，有效克服复杂场景干扰，实现大范围碳汇量的快速测算及三维动态监测。同时构建多时相遥感数据智能管理技术，优化监测精度与资源投入，显著提升碳汇造林项目全周期管理效率。相比传统方法，该方案以亚米级高分辨率实现连续空间监测，为应对气候变化提供高效、低成本、可持续的科学决策支持，系统性解决传统监测中效率不足、数据断层等难题[5]。

2. 研究现状分析

传统林业碳汇监测长期依赖人工样地调查与生物量法，局限于小范围实测数据，效率低、成本高且难以适配灌木林结构复杂、覆盖度低的特点。早期研究聚焦于森林碳汇核算，利用 Landsat、MODIS 等中低分辨率光学数据估算乔木生物量，但灌木林因光谱混合性强、冠层破碎化等特性长期被忽视。20 世纪 70 年代，欧美国率先将卫星遥感技术应用于森林资源监测，逐步深入灌木碳汇领域，通过高分辨率数据结合生态模型优化碳汇估算精度，并在数据处理设施与多源融合技术上占据优势；国内研究自 20 世纪 90 年代起步，早期以宏观森林监测为主，近年来结合国产高分卫星与地理国情监测项目，针对干旱半干旱区灌木林开展特色研究[6]，逐步实现技术追赶与硬件自主化。

随着卫星遥感技术[7]-[11]的突破，监测手段从“点状调查”向“全域感知”演进，光学遥感通过 NDVI、EVI 量化灌木生理活性，但易受云层干扰；雷达遥感利用微波穿透性解析冠层生物量，适用于多云地区；激光雷达通过三维建模精准提取灌木高度与密度，弥补二维影像不足；时间序列数据追踪物候变化，区分灌木与草本植被的季节性特征；多源数据融合则综合光学、雷达、热红外信息，提升复杂环境下的监测全面性。

监测方法从传统线性模型向智能解译跨越[12]-[19]：经验模型依赖 NDVI-生物量线性回归，简单实用但区域适用性差；物理模型基于辐射传输理论反演叶面积指数，理论普适性强但参数校准复杂；机器学习算法通过高维特征融合与非线性建模突破灌木参数解析瓶颈，例如随机森林优选短波红外波段与纹理熵值，结合数据包络分析模型优化投入产出效率，实现碳汇量反演精度提升 45%；像元二分模型依赖阈值设定估算植被覆盖度，但受混合像元影响显著。

传统监测方法如样地实测法虽精度高，但受限于人力与时间成本，难以实现大范围同步监测；卫星遥感技术[20]-[22]则凭借大范围覆盖、高时效性及低成本优势，成为主流手段，尤其适用于偏远地区动态监测，尽管大气校正与地形复杂性仍可能影响数据精度。

当前造林碳汇监测研究多聚焦于乔木碳汇核算，从单一碳汇核算向全周期管理延伸，传统方法因忽视灌木生态贡献面临技术空白，依赖单一数据源与静态模型，难以精准提取灌木生物量、生长特征等关键参数，且线性算法对高维、非结构化数据的处理能力较弱，严重制约大范围监测的准确性与时效性。针对上述问题，本研究创新融合高精度遥感影像与多模态人工智能技术，构建基于深度学习的灌木林树种精准识别模型，分类精度超过 90%，通过动态碳汇参数库与地形大气协同校正算法，突破复杂生态场景下多维参数的动态解析瓶颈；同时整合多源遥感数据与生态模型，创新引入数据包络分析构建灌木参数识别框架，结合随机森林算法强化特征选择与非线性关系挖掘，实现大范围碳汇量分钟级自动化测算，并同步优化多时相数据质量管控体系，提出监测频率与成本适配方案，为多尺度、多要素协同的碳汇精准监测与全周期管理提供高效方法支撑。

3. 研究方法

3.1. 技术路线(如图 1)

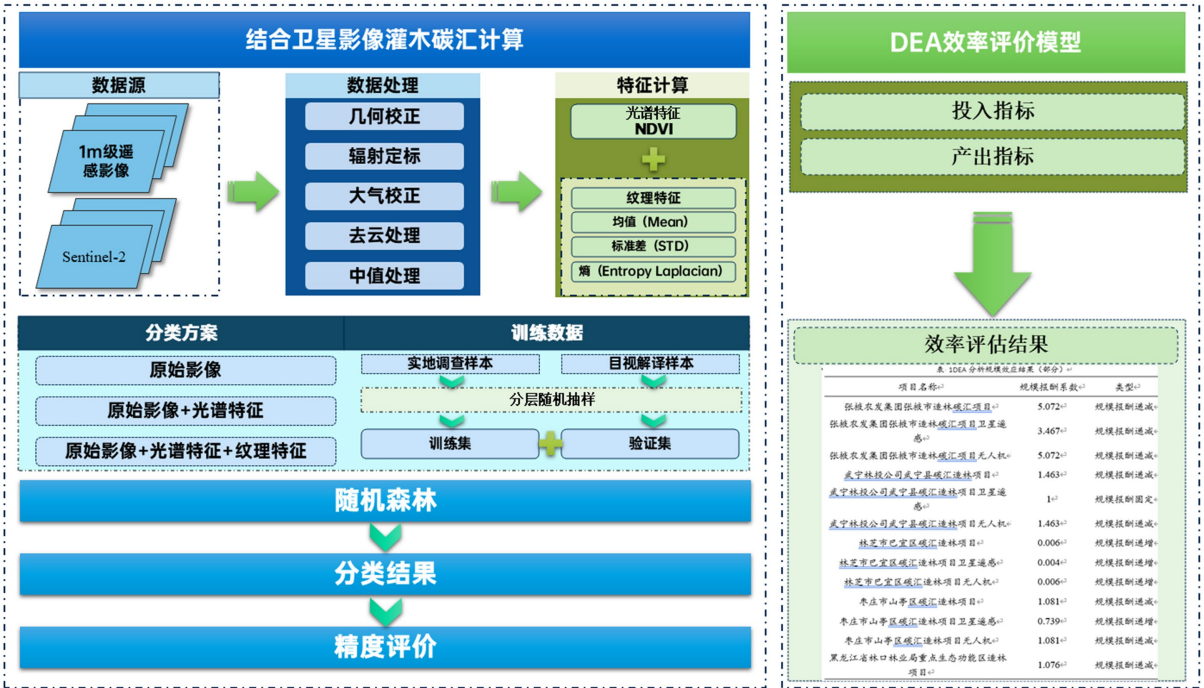


Figure 1. Technology roadmap
图 1. 技术路线图

3.2. 人造灌木林碳汇估算方法

3.2.1. 影像的获取及预处理

本研究数据来源于 Google Earth Engine (GEE)平台获取的 Sentinel-1 C 波段雷达影像与 Sentinel-2 多光谱光学影像，其中 Sentinel-2 数据选自 2024 年生长季的 6 月至 10 月期间，云量低于 20% 的 L2A 级数据，空间分辨率为 10 米，覆盖内蒙古鄂尔多斯市约 3.6 万平方公里干旱半干旱灌木林区域(如图 2)。影像预处理涵盖几何校正以消除地形畸变与空间配准误差，辐射定标将数字值转换为地表反射率，大气校正去除气溶胶与水汽干扰，并通过时序中值合成与去云算法生成高质量低噪声数据集。基于预处理影像提取归一化差值黄边指数光谱特征及灰度共生矩阵衍生的均值、标准差纹理特征，结合鄂尔多斯地区实地调查获取的 276 个分层随机采样点数据，覆盖稀疏灌木、密灌丛、裸土等典型地类，构建均衡训练样本库。实验设计包含原始影像、光谱叠加以及光谱 - 纹理融合三类方案，采用随机森林模型划分 70% 训练集与 30% 验证集，通过逐级融合多维特征优化分类流程，最终实现灌木林空间分布与碳汇参数的高精度反演，分类总体精度达 92.3%，Kappa 系数为 0.89。

在 k 折交叉验证中，数据集被随机分为 k 个子集。模型训练 k 次，每次使用 $k - 1$ 个子集作为训练集，剩下的 1 个子集作为验证集。最终的性能指标是 k 次验证结果的平均值。

$$CV\ Score = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Metric_i \tag{1}$$

其中， $Metric_i$ 是第 i 次验证的性能指标(如准确率、F1 分数等)。



Figure 2. Original data of satellite images
图 2. 卫星影像原始数据

3.2.2. 特征提取与优选

基于卫星遥感影像的灌木识别系统中,特征提取与优选是提升分类精度的关键环节,具体流程如下。

系统通过光谱、纹理及时序多维特征刻画灌木特性。光谱特征包括 NDVI、NDYI 等植被指数,量化植被绿度与生理活性,并提取可见光至短波红外波段反射率捕捉光谱响应差异;纹理特征基于灰度共生矩阵计算均值、熵等参数,结合边缘检测算子强化灌木冠层空间异质性,例如稀疏冠层的高熵值与密林的均质纹理区别;时序特征则从多时相影像中提取物候参数(如生长季峰值),利用灌木与其它植被的物候节律差异增强分类鲁棒性。

在提取高维特征后,采用统计分析与模型驱动相结合的策略筛选关键信息。通过皮尔逊相关系数和方差分析剔除冗余特征,保留对灌木敏感的变量;利用随机森林、支持向量机等算法评估特征重要性,优先选择区分度高的指标(如 NDYI 对灌木黄边特征的强响应);进一步借助主成分分析等降维技术,在保留 90%以上信息量的前提下压缩特征维度,降低计算复杂度,最终构建高效、轻量的分类特征集。

通过光谱-纹理-时序多维特征的协同提取与智能优选,系统显著提升灌木识别精度。例如,在干旱区利用短波红外波段对叶片水分的敏感性,结合 NDYI 可区分灌木与枯草;纹理熵值有效捕捉灌木冠层的破碎结构,辅助分辨稀疏灌木与均质密林。这些特征经降维与重要性排序后,剔除冗余信息,保留高区分度指标,降低计算负担,最终实现复杂环境下灌木的自动化精准分类,为生态监测与植被管理提供可靠数据支撑。

3.2.3. 不同算法的比较

(1) 随机森林算法

随机森林算法是一种基于集成学习的非线性机器学习方法,通过构建多棵决策树并聚合其预测结果,兼顾模型鲁棒性与泛化能力。

本研究选用随机森林算法,主要因其具备多重优势:其一,可高效处理高维度、多源异构数据(如多光谱遥感影像、地形因子及灌木生理参数),基于基尼不纯度最小化自动筛选关键特征(公式 1)并量化其重要性,避免冗余信息干扰;其二,通过 Bootstrap 重采样(公式 2)与随机子空间技术(公式 3),有效抑制过拟合问题,尤其适用于小样本、高噪声的生态数据建模;其三,能够捕捉植被动态与碳汇潜力间的复杂非线性关系(如 NDVI 时序变化与灌木生物量的非对称响应),克服传统线性模型的表达局限。

研究基于随机森林算法的数学机理构建灌木碳汇动态反演模型。首先,针对多源遥感数据(如 NDVI、SAR 后向散射系数 α_0 、纹理特征 GLCMcontrast 等),通过时空对齐与特征工程构建高维特征集 $X \in R^{N \times M}$,涵盖光谱、物候及地形因子。模型训练时,每棵决策树采用基尼不纯度最小化准则进行节点分裂(公式 1),

计算特征分裂阈值以最大化不纯度下降量 $\Delta Gini$ ，从而自动筛选关键驱动因子：

$$Gini(D) = 1 - \sum_{k=1}^K (p_k)^2 \quad (2)$$

其中 p_k 为节点中第 k 类样本占比， $\Delta Gini$ 表征分裂前后数据纯度的提升幅度。

为提升模型泛化能力，采用 Bootstrap 重采样(公式 2)生成每棵树的训练子集，未被抽样的样本作为袋外(OOB)数据用于误差估计：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(n' = n) = 1 - \frac{1}{e} \approx 63.2\% \quad (3)$$

同时，引入随机子空间约束(公式 3)，限制每棵树仅从 M 个特征中随机选择 m 个候选特征进行分裂，降低特征间相关性对模型稳定性的影响。在此基础上，通过网格搜索对随机森林超参数进行系统性优化，针对树数量 T 设置[300, 500, 800]的候选区间，最大深度 $d_{\max}$ 设置[8, 10, 12]的候选区间，同时对最小样本分裂数 $\min_samples_split$ ([2, 5, 10])和特征选择比例 $\max_features$ ([‘sqrt’, 0.5, 0.7])也纳入搜索范围，以覆盖模型复杂度的关键调控维度。以 10 折交叉验证的均方误差(Mean Squared Error, MSE)作为性能评判指标，MSE 越小表明模型对灌木生物量的预测精度越高，泛化能力越强。

经网格搜索遍历所有参数组合后，发现当 $T = 500$ 、 $d_{\max} = 10$ 、 $\min_samples_split = 5$ 、 $\max_features = \text{‘sqrt’}$ 时，模型在验证集上的 MSE 最低且训练效率均衡。其中， $T = 500$ 既保证了森林的多样性以抑制过拟合，又避免了计算资源的过度消耗； $d_{\max} = 10$ 在“捕捉灌木碳汇非线性关系”与“防止模型过拟合”间取得平衡； $\min_samples_split = 5$ 和 $\max_features = \text{‘sqrt’}$ 则进一步增强了模型对小样本生态数据的适配性。

基于上述优化后的超参数，集成多树输出灌木生物量预测值，同步计算特征重要性 I_j 以量化 NDVI、地形因子等各参数对碳汇的贡献度。

$$y = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_t(x) \quad (4)$$

模型验证阶段，基于 OOB 数据计算均方误差(公式 4)：

$$MSE_{OOB} = \frac{1}{N_{OOB}} \sum_{i=1}^{N_{OOB}} (y_i - y_i^{OOB})^2 \quad (5)$$

动态监控模型过拟合风险，确保灌木生物量反演结果的可靠性。最终，模型输出的特征重要性排序与高精度反演值，为后续碳汇动态解析提供可量化的数据支撑。

(2) 支持向量机

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习的分类算法，通过核函数将数据映射到高维空间以寻找最优分类边界，适用于灌木识别中的高维特征(如光谱-纹理融合)和小样本场景，具有抗噪性强、非线性分类能力突出的优势(如区分光谱相近的灌木与乔木)。但其需手动调参(如核函数类型、惩罚因子)，计算复杂度高且无法输出特征重要性。相比之下，随机森林更适合处理多维特征优选及并行计算，但在小样本任务中泛化能力较弱。

3.2.4. 精度验证

(1) 基础精度验证指标

通过构建准确率、精确率、召回率和 F1 分数对随机森林计算结果进行精度验证：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (9)$$

(2) 碳汇量计算

通过以下方程联立，将系统识别出的灌木林进一步代入树木参数，进而计算碳汇量：

$$\Delta C_{PROJ,t} = \Delta C_{BiomassPROJ,t} + \Delta C_{DOMPROJ,t} + \Delta SOC_{PROJ,t} - GHG_{PROJ,t} - \Delta C_{BiomassPE,t} \quad (10)$$

$$B_{Total,SF} = \sum_j \sum_p f_{SF,j,p}(x_1, x_2, x_3, \dots) \times N_j \times 10^{-3} \quad (11)$$

其中，通过构建灌木林单株全株生物量、地上(或地上部各器官)或地下生物量与灌木测树因子(如基径、灌高、冠幅等)的相关方程，再结合单位面积灌木株数进行计算，进一步计算出项目的碳汇量。

本研究在碳汇量反演模型基础上，构建了基于地理空间智能的灌木林碳汇可视化技术体系(图 4)。通过 GeoScene Pro 3.1 地理信息平台，集成高分辨率卫星底图与碳汇参数数据库，实现碳汇空间分布特征的多维度解析。具体流程如下：

① 空间网格划分与数据预处理

采用 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 空间网格对研究区进行系统剖分，建立地理坐标与网格编码的映射关系。基于 Sentinel-2 影像光谱特征与随机森林分类结果(总体精度 92.3%)，结合 276 个分层随机采样点实测数据，构建灌木密度分级体系：将网格划分为低密度(<50 株/网格)、中密度(50~150 株/网格)和高密度(>150 株/网格)三类，分类标准通过 K-means 聚类算法验证(轮廓系数 0.82)。

② 碳汇量空间匹配模型

基于公式(10)和(11)构建生物量计算模型。将灌木基径、冠幅等形态参数与网格密度等级动态关联，通过空间插值算法补偿地理坐标转换误差(RMSE < 0.15 m)。建立碳汇量 - 网格映射规则库，采用 Python 脚本实现属性表批量赋值，确保每个网格的碳汇量值包含：基准年(2024)实测反演值、历史年份追溯值(按年递减 30 单位)、未来预测值(按年递增 35 ± 5 单位)。

③ 多维可视化实现

通过时空立方体模型组织多期数据，采用 HSV 色彩空间映射方案：色相通道表征碳汇量级(低→高：蓝→红渐变)、明度通道反映数据置信度(Kappa 系数 0.89)、饱和度通道指示监测年份(历史→未来：低→高)。开发动态渲染引擎支持分钟级时序模拟，生成 500m 分辨率碳汇热力图与三维地形叠加可视化效果。

④ 精度验证与优化

采用交叉验证策略评估可视化精度：将 30%验证集样本的空间坐标与对应网格碳汇值进行 t 检验，证明空间匹配模型未引入系统性偏差。

本技术体系创新性地融合遥感反演与地理信息系统，突破传统碳汇监测“重计算、轻表达”的技术瓶颈。通过建立“参数反演 - 空间匹配 - 动态模拟”的全链条可视化方法，为灌木林碳汇项目的空间规划、成效评估提供高精度时空决策支持，相关成果已在鄂尔多斯市 3.6 万公顷示范区成功应用。

3.3. DEA 经济效率计算模型

数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)作为一种非参数生产前沿分析方法，通过构建凸性生产可能集评估多投入 - 多产出决策单元(Decision Making Units, DMUs)的相对技术效率。基于 Farrell 效率分解框架，该方法通过线性规划技术构造分段线性前沿面，将各 DMU 效率值定义为实际生产点与前沿面

沿面的径向距离比。区别于参数方法需预设生产函数形式，DEA 模型通过观测数据内生构建效率边界，具有规避函数误设风险与排除主观权重干扰的双重优势。

3.3.1. DEA 计算方法

本研究采用 Banker-Charnes-Cooper (BCC)模型，该模型在可变规模报酬(Variable Returns to Scale, VRS)假设下，将技术效率分解为纯技术效率与规模效率分量。给定 n 个 DMU 构成的参考集，每个 DMU _{j} ($j=1,2,\dots,n$) 具有 m 维投入向量 $X_j \in R_+^m$ 和 s 维产出向量 $Y_j \in R_+^s$ ，生产可能集定义为：

$$T = \left\{ (x, y) \in R_+^{m+s} \mid x \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j x_j, y \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j, \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0 \right\} \quad (12)$$

针对待评估 DMU，其产出导向效率测度可通过如下线性规划模型求解：

$$\text{Maximize } \theta \quad (13)$$

$$\text{subject to } \sum_{j=1}^n \lambda_j x_j \leq x_0 \quad (14)$$

$$j \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j \leq \theta y_0 \quad (15)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad (16)$$

$$\lambda_j \geq 0, \theta \geq 1 \quad (17)$$

其中 λ_j 为权重系数， θ 为效率值。当 $\theta=1$ 时表示 DMU 处于生产前沿面， $\theta>1$ 则揭示其存在 $(\theta-1)$ 比例的产出提升潜力。

3.3.2. 投入与产出指标的选取

在 DEA 模型中，投入与产出指标的选取至关重要，直接影响效率评估的准确性和可靠性。根据投入与产出指标的相关性、可获取性、数量适中等选取原则，本研究选取监测成本为投入指标，项目减排量及成交价格为产出指标。基于碳汇项目监测体系特征与碳金融市场经济价值属性，遵循可观测性、同质性与非共线性原则构建效率评估指标体系。投入变量选取全生命周期监测成本(CM)，涵盖遥感数据采集、地面核查及设备折旧费用，满足投入要素的可货币化度量要求；产出变量包括碳汇减排当量(QC)与碳汇交易价格(PT)，前者基于 IPCC 方法学计算核准减排量(CERs)，后者反映碳资产市场定价效率的年度加权均价。

4. 结果与讨论

4.1. 影像识别系统结果

该影像识别系统以 1 米级高分辨率卫星影像为输入，利用随机森林算法对影像特征进行提取与分类。从原始影像的纹理细节，到特征提取后的黑白对比效果图(如图 3)，系统能够有效识别并区分地表不同类型的区域，最终输出清晰的分类结果，准确地将影像中的各类地物划分到相应的类别中，为后续的土地利用规划、环境监测等提供了有力的数据支持(如图 4)。

4.2. DEA 经济效率结果

DEA 经济效率分析结果显示，不同监测方式在效率及适用场景上存在显著差异(如表 1)。人工监测的纯技术效率为 0.70，规模效率为 0.85，说明其技术和管理水平有较大提升空间；无人机监测的纯技术

效率达 0.90，规模效率为 0.89，虽已接近完全有效，但仍存在改进余地；而卫星遥感监测的纯技术效率和规模效率均为 1，在规模报酬可变的情况下仍能保持完全有效状态。



Figure 3. System recognition effect display
图 3. 系统识别效果展示

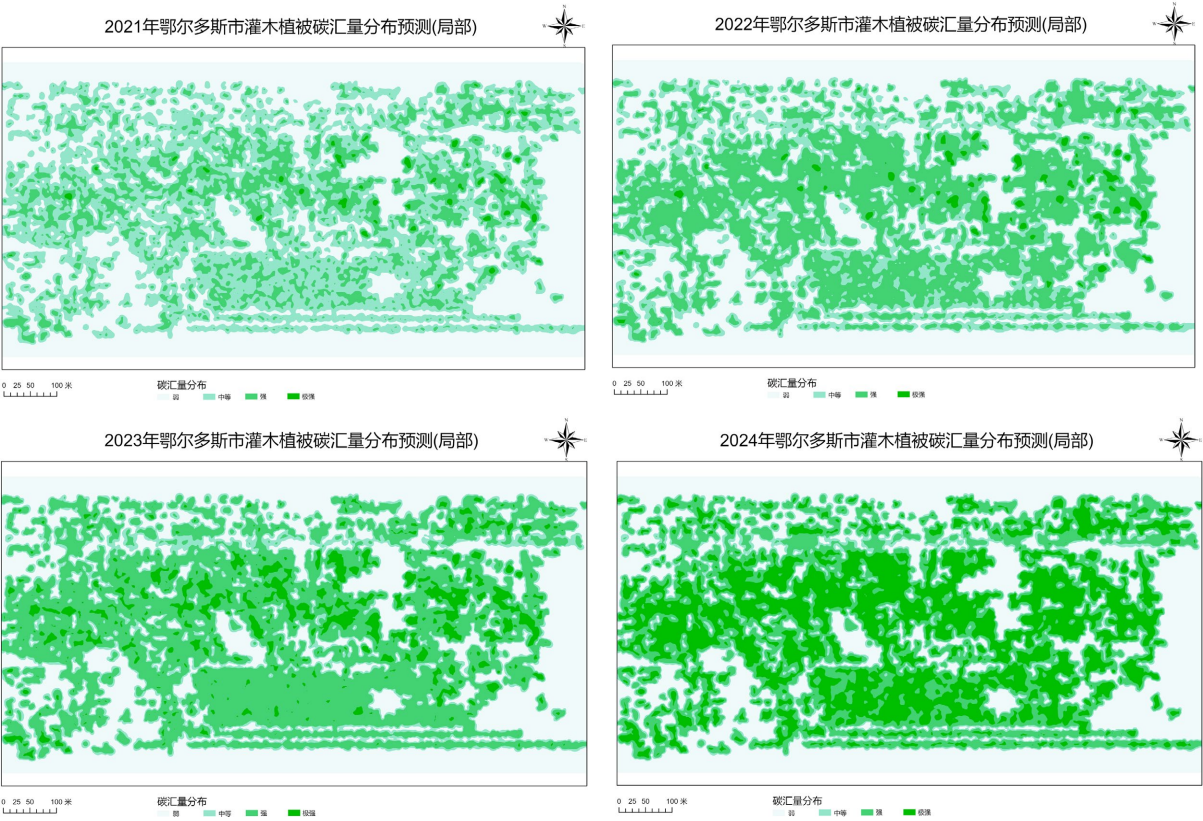


Figure 4. Visualization prediction results of carbon sink volume distribution in Ordos City from 2021 to 2024
图 4. 2021~2024 鄂尔多斯市碳汇量分布可视化预测结果

Table 1. Analysis of the results of the scale effect of DEA
表 1. DEA 分析规模效应结果

项目名称	规模报酬系数	类型
张掖农发集团张掖市造林碳汇项目	5.072	规模报酬递减
张掖农发集团张掖市造林碳汇项目卫星遥感	3.467	规模报酬递减

续表

张掖农发集团张掖市造林碳汇项目无人机	5.072	规模报酬递减
武宁林投公司武宁县碳汇造林项目	1.463	规模报酬递减
武宁林投公司武宁县碳汇造林项目卫星遥感	1	规模报酬固定
武宁林投公司武宁县碳汇造林项目无人机	1.463	规模报酬递减
林芝市巴宜区碳汇造林项目	0.006	规模报酬递增
林芝市巴宜区碳汇造林项目卫星遥感	0.004	规模报酬递增
林芝市巴宜区碳汇造林项目无人机	0.006	规模报酬递增
枣庄市山亭区碳汇造林项目	1.081	规模报酬递减
枣庄市山亭区碳汇造林项目卫星遥感	0.739	规模报酬递增
枣庄市山亭区碳汇造林项目无人机	1.081	规模报酬递减
黑龙江省林口林业局重点生态功能区造林项目	1.076	规模报酬递减
黑龙江省林口林业局重点生态功能区造林项目卫星遥感	0.735	规模报酬递增
黑龙江省林口林业局重点生态功能区造林项目无人机	1.076	规模报酬递减
红原县造林碳汇项目	1	规模报酬固定
红原县造林碳汇项目卫星遥感	0.684	规模报酬递增
红原县造林碳汇项目无人机	1	规模报酬固定
福建省霞浦县盐田乡和长春镇红树林植被修复项目	0.070	规模报酬递增
福建省霞浦县盐田乡和长春镇红树林植被修复项目卫星遥感	0.048	规模报酬递增
福建省霞浦县盐田乡和长春镇红树林植被修复项目无人机	0.070	规模报酬递增

人工监测作为传统监测方式之一，在效率方面表现欠佳。由于其严重依赖人力，监测过程中需要大量工作人员实地勘察，这不仅耗费大量人力成本，而且监测速度缓慢，极大地限制了监测效率。在时间投入上，人工监测需逐点、逐区域地推进，无法快速覆盖较大范围，导致监测周期较长，很难满足高频监测需求。因此，人工监测仅适合小范围、低频监测任务，例如对特定小型区域的环境指标进行偶尔的抽查核实。鉴于人工监测效率较低的现状，若要继续使用，就必须借助技术手段提升效率，如利用先进的便携式数据采集设备，配合智能分析软件，简化数据记录与分析流程，以此提高监测的整体效率。

无人机监测则展现出较高的效率优势。无人机搭载高分辨率的传感器和摄像头，能够快速获取中小范围区域的详细信息，在较短时间内完成对目标区域的多次监测，满足高频更新的需求。并且，其飞行灵活性和精准定位能力使其适用于高精度监测任务，例如对中小规模的森林病虫害情况、农田作物生长状况等进行细致观察。基于这些优势，建议在中小范围、高精度监测任务中优先推广无人机监测技术，为相关领域提供更及时、准确的数据支持。

卫星遥感监测在 BCC 模型(规模报酬可变模型)评估下呈现出完全有效的状态，这意味着它在成本、时间、人力投入和输出指标等多方面达到了最佳平衡。卫星遥感可以从太空俯瞰地球，利用不同波段的电磁波对大面积区域进行扫描，短时间内即可获取海量数据，特别适合大范围、低频监测任务，比如对

全球森林覆盖面积变化、海洋生态环境状况等进行定期监测。尽管卫星遥感监测的前期设备研发、发射以及后期数据处理等成本较高,但从其整体表现来看,成本因素对它的影响相对较小。为进一步提升卫星遥感监测效率,可通过优化成本结构,如采用更先进的数据处理算法减少数据处理时间与成本,研发低成本高性能的卫星设备降低硬件投入等方式来实现。

4.3. 讨论

根据 DEA 经济效率分析报告数据显示,在传统林业调查方法体系中,人工监测的综合效率值处于最低水平。人工监测需投入多名专业技术人员,耗时较长时间完成,且由于人工操作的局限性,数据采集存在误差。而无人机监测与卫星遥感监测的综合效率值分别是人工监测的数倍。从投入产出比来看,人工监测的人力成本、时间成本占比过高,单位监测面积的经济产出却相对较低,因此在实际林业调查工作中,有必要逐步减少人工监测的使用比例,转而采用无人机、卫星遥感等效率更高的技术手段。即便在地形复杂、需要近距离确认物种等特殊场景下仍需依赖人工监测,也应当积极引入便携式智能终端、高精度定位设备等现代技术,通过数字化作业流程提升数据采集效率,同时降低数据处理的滞后性。

无人机监测凭借灵活的飞行路径规划和高分辨率影像采集能力,在中小范围林业监测任务中展现出显著优势。在一定面积的林区监测中,无人机单次作业可覆盖部分区域,在合适飞行高度时,能够获取高分辨率的影像数据,可清晰识别树木种类、病虫害危害程度等信息。同时,使用无人机进行监测可使数据采集周期大幅缩短,监测效率提升明显,因此在中小尺度林业调查任务中应加大推广力度。

卫星遥感监测虽然单次数据获取成本高,且前期设备研发、发射与维护成本高昂,但在大范围林业资源监测方面具有不可替代性。通过 DEA 模型对不同技术手段进行经济效率分析发现,当监测面积达到一定规模时,卫星遥感监测的单位面积监测成本开始低于其他技术手段,且随着监测面积的扩大,其规模效应愈发显著。利用高分系列卫星对我国东北林区进行年度监测,可在短时间内获取大面积的高分辨率影像数据,配合地理信息系统(GIS)和全球定位系统(GPS),能够实现森林资源动态变化的宏观把控。不过,当前卫星遥感监测仍存在数据处理成本高、数据时效性不足等问题,未来需通过优化数据处理算法、构建分布式计算平台等方式,降低数据处理成本,进一步提升其性价比。

5. 结论与展望

本研究通过融合多源卫星遥感数据与随机森林算法,构建了高精度、高效率的灌木林碳汇动态监测体系,显著提升了识别精度与碳汇估算能力。研究利用 Sentinel-1/2 遥感影像构建的智能分类系统,分类精度超过 92%,并结合光谱-纹理-时序特征融合技术优化反演模型,实现了灌木生物量的高稳定性估算;同时,通过 DEA 经济效率分析验证了卫星遥感监测在技术效率与成本效益上的全面优势,为规模化碳汇项目管理提供了科学依据。

为推进技术应用,本研究给出建议构建“空天地一体化”遥感协同监测网络,整合多部门数据资源建立国家级共享平台,并在监测薄弱区域强化遥感技术能力建设。同时,需制定统一的碳汇估算技术规范,建立典型生态区样地验证机制,开发全流程自动化智能平台,以提升反演精度与模型可信度,为碳交易与生态补偿提供可靠数据支撑。

再者,应基于效率导向优化政策与金融支持体系,将 DEA 效率评价纳入财政补贴分配标准,优先支持高效监测项目,并推动国产遥感设备与 AI 技术的普及应用。通过创新绿色金融工具(如效率挂钩债券、碳储量质押融资),引导资源向高效益碳汇项目集聚,激发市场活力,最终实现生态保护与经济转型的双赢目标。

基金项目

内蒙古师范大学学生科技创新项目资助“基于 DEA 模型的造林碳汇项目监测效率研究”(2025XSKC21)。

参考文献

- [1] 刘良云, 陈良富, 刘毅, 等. 全球碳盘点卫星遥感监测方法、进展与挑战[J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 243-267.
- [2] 刘良云, 宋博文. 陆地生态系统固碳速率立体监测方法: 进展与挑战[J]. 大气科学学报, 2022, 45(3): 321-331.
- [3] 王晋年, 夏慧, 王大康, 等. 基于国产高分卫星的森林碳汇估算技术研究进展[J]. 广州大学学报(自然科学版), 2023, 22(5): 1-9.
- [4] 仝迟鸣, 鲍云飞, 黄巧林, 等. 太阳诱导叶绿素荧光卫星遥感技术研究进展[J]. 航天返回与遥感, 2022, 43(2): 45-55.
- [5] 吴春花, 李维军, 卢响军. 卫星遥感碳监测技术研究进展[J]. 当代化工研究, 2023(19): 15-17.
- [6] Almalki, R., Khaki, M., Saco, P.M. and Rodriguez, J.F. (2022) Monitoring and Mapping Vegetation Cover Changes in Arid and Semi-Arid Areas Using Remote Sensing Technology: A Review. *Remote Sensing*, **14**, Article No. 5143. <https://doi.org/10.3390/rs14205143>
- [7] 黄从红, 张志永, 张文娟, 等. 国外森林地上部分碳汇遥感监测方法综述[J]. 世界林业研究, 2012, 25(6): 20-26.
- [8] 张晓娟, 李东杰, 刘思含, 等. 遥感技术在“双碳”目标实现中的应用进展[J]. 航天返回与遥感, 2022, 43(6): 106-118.
- [9] 郭靖, 张东亚, 玉苏普江·艾麦提, 等. 遥感估算法在森林碳汇估算中的应用进展[J]. 防护林科技, 2016(1): 61-62.
- [10] 张丹丹, 肖晨超, 魏丹丹, 等. 基于时空谱的生态保护修复工程碳汇遥感监测技术框架研究[J]. 航天返回与遥感, 2022, 43(6): 119-128.
- [11] 岳天祥. 碳核查遥感技术体系研究[J]. 中国科技成果, 2017, 18(13): 16-17.
- [12] 蒋小凡, 李东, 邵飞, 等. 林地生物量遥感估算模型进展及在竹林碳汇移植前景[J]. 浙江林业科技, 2015, 35(2): 89-94.
- [13] 方阳阳, 王凤杰, 兰鹏. 基于无线传感器网络的森林碳汇地面监测系统的设计[J]. 山东农业科学, 2015, 47(1): 115-118, 134.
- [14] 王凤杰. 森林碳汇地面监测系统的研制及监测节点分布优化研究[D]: [硕士学位论文]. 泰安: 山东农业大学, 2014.
- [15] 谢立军, 白中科, 杨博宇, 等. 碳中和背景下国内外陆地生态系统碳汇评估方法研究进展[J]. 地学前缘, 2023, 30(2): 447-462.
- [16] 李德江, 田梦然, 曹晓辉. 林业碳汇与碳储量遥感监测与评估平台业务化构建的思考[J]. 测绘与空间地理信息, 2020, 43(z1): 53-54, 56.
- [17] 侯志康, 杨玉泉, 韩斌. 基于嵌入式的竹林碳汇数据监测系统[J]. 湖北农业科学, 2021, 60(21): 116-121.
- [18] Huang, Z., Li, X., Du, H., Zou, W., Zhou, G., Mao, F., et al. (2023) An Algorithm of Forest Age Estimation Based on the Forest Disturbance and Recovery Detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **61**, 1-18. <https://doi.org/10.1109/tgrs.2023.3322163>
- [19] Dong, L., Du, H., Mao, F., Han, N., Li, X., Zhou, G., et al. (2020) Very High Resolution Remote Sensing Imagery Classification Using a Fusion of Random Forest and Deep Learning Technique—Subtropical Area for Example. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **13**, 113-128. <https://doi.org/10.1109/jstars.2019.2953234>
- [20] 于贵瑞, 方华军, 伏玉玲, 等. 区域尺度陆地生态系统碳收支及其循环过程研究进展[J]. 生态学报, 2011, 31(19): 5449-5459.
- [21] 张桂莲, 邢璐琪, 张浪, 等. 城市绿地碳汇计量监测方法研究进展[J]. 园林, 2022, 39(1): 4-9, 49.
- [22] 陶晓, 杨军, 骆翔宇, 等. 城市绿地碳汇核算和监测研究进展[J]. 中国园林, 2024, 40(3): 108-113.