北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

基于23种多模态数据的生物量和碳储量优化模型构建

易扬 史明昌 杨宇璐 雷章 马慧莹

Construction of a biomass and carbon storage optimization model based on 23 types of multimodal data: a case study of *Cunninghamia lanceolata*

Yi Yang, Shi Mingchang, Yang Yulu, Lei Zhang, Ma Huiying

引用本文:
易扬, 史明昌, 杨宇璐, 雷章, 马慧莹. 基于23种多模态数据的生物量和碳储量优化模型构建[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(2):80–92. doi: 10.12171/j.1000–1522.20240389
Yi Yang, Shi Mingchang, Yang Yulu, Lei Zhang, Ma Huiying. Construction of a biomass and carbon storage optimization model based on 23 types of multimodal data: a case study of *Cunninghamia lanceolata*[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(2):80–92. doi: 10.12171/j.1000–1522.20240389

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240389

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

干旱半干旱区灌木生物量多尺度建模与碳库特征解析
Multiscale modeling of shrub biomass and analysis of carbon pool characteristics in arid and semi–arid regions: a case study of the Hubq Desert, Inner Mongolia of northern China
北京林业大学学报, 2025, 47(4): 50–60. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250017

湖南省主要树种单木相容性生物量模型系统研建
Development of a compatible biomass model system for individual trees of major tree species in Hunan Province of central China
北京林业大学学报, 2025, 47(3): 61–72. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240436

东北林区10种主要森林类型的蓄积量、生物量和碳储量模型研建
Developing stand volume, biomass and carbon stock models for ten major forest types in forest region of northeastern China
北京林业大学学报, 2021, 43(3): 1–8. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200058

ANN–BiLSTM模型在温带荒漠灌丛碳通量数据缺失值插补中的应用
Application of ANN–BiLSTM model to long–term gap–filling of carbon flux data in temperate desert shrub
北京林业大学学报, 2023, 45(9): 62–72. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220510

两种竞争指数对杉木生长和生物量评估的影响
Effects of two types of competition indices on growth and biomass assessment of *Cunninghamia lanceolata*
北京林业大学学报, 2025, 47(5): 72–82. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230230

机器学习技术在风景园林中的应用进展与展望
Application progress and prospect of machine learning technology in landscape architecture
北京林业大学学报, 2021, 43(11): 137–156. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200313

DOI:10.12171/j.1000−1522.20240389

基于 23 种多模态数据的生物量和碳储量优化模型构建——以中国杉木为例

易 扬[1,2] 史明昌[2] 杨宇璐[2] 雷 章[3] 马慧莹[2]
（1. 上海市园林科学规划研究院，上海 200232；2. 北京林业大学水土保持学院，北京 100083；3. 北京地拓科技发展有限公司，北京 100084）

摘要:【目的】生物量与碳储量的精准估算是森林碳汇评估关键环节。基于环境因子构建优化模型，可为区域尺度树木生物量和碳储量估算提供通用技术支撑。中国杉木因其立地环境耦合关系典型，可作为研究实例的载体。现有模型在精度上受到立地差异的制约，且多因子耦合建模与验证不足。为此，本研究拟构建一种可推广的模型框架，并以中国杉木为实例开展建模与验证，为同类树种模型研发提供参考。**【方法】**本文通过文献收集全国杉木实测生物量数据，结合 5 类 23 种多模态数据（包括地形、气候、土壤、位置和林木变量因子），构建参数模型（基础模型、哑变量模型和可加性生物量参数模型）与非参数模型（GA-BP、PSO-BP 和 BP 模型）。同时，使用 SHAP 解释器分析各因子的贡献度及交互贡献度，评估不同模型在精度提升和可用性方面的表现。**【结果】**（1）杉木生物量与胸径、树高、林龄及林分密度等变量的相关性最强，贡献度最高；经度与生长季最高温的影响次之，而土壤变量的贡献度相对较低；（2）整体来看，除树叶生物量外，基于 PSO-BP 模型的生物量估算精度改善程度更高。SHAP 解释器结果显示，在非参数模型中，林木变量的贡献度最高，交互因子的响应显著；（3）验证指标对比表明，引入哑变量因子显著提升了杉木生物量模型的精度。**【结论】**本研究所构建的参数模型与非参数模型均可为杉木提供较为准确的立木生物量模拟。结合含碳率参数，可准确计算杉木立木各组成部分（全株、地上、地下、树干、树冠、树枝、树叶）的生物量和碳储量。本文模型及环境变量已嵌入在线云平台，可在线计算生物量。

关键词： 多模态数据；机器学习；生物量模型；碳储量模型；杉木
中图分类号： S791.27；S75 **文献标志码：** A **文章编号：** 1000−1522(2026)02−0080−13
引文格式： 易扬，史明昌，杨宇璐，等. 基于 23 种多模态数据的生物量和碳储量优化模型构建——以中国杉木为例［J］. 北京林业大学学报，2026，48(2)：80−92. Yi Yang, Shi Mingchang, Yang Yulu, et al. Construction of a biomass and carbon storage optimization model based on 23 types of multimodal data: a case study of *Cunninghamia lanceolata*［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(2): 80−92.

Construction of a biomass and carbon storage optimization model based on 23 types of multimodal data: a case study of *Cunninghamia lanceolata*

Yi Yang[1,2] Shi Mingchang[2] Yang Yulu[2] Lei Zhang[3] Ma Huiying[2]
(1. Shanghai Academy of Landscape Architecture Science and Planning, Shanghai 200232, China;
2. Beijing Engineering Research Center of Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
3. Beijing Datum Science and Technology Development CO., LTD., Beijing 100084, China)

Abstract: ［**Objective**］ The accurate estimation of biomass and carbon storage is essential for assessing forest carbon sinks. Constructing an optimization model based on environmental factors can provide technical support for estimating tree biomass and carbon storage at the regional scale. Chinese fir, due to its typical coupling with the site environment, serves as an exemplary case. Existing models often encounter

收稿日期: 2024−11−20 **修回日期:** 2025−12−17
基金项目: 上海市自然科学基金面上项目（23ZR1459700），上海市青年科技英才杨帆计划（22YF1444000），上海市软科学研究青年项目（23692120300），上海市绿化和市容管理局项目（G260303）。

第一作者: 易扬，博士。主要研究方向：景观生态学、碳汇监测计量。Email: shuibaoyiyang@163.com 地址：200232 上海市徐汇区上海园林科学规划研究院。
责任作者: 史明昌，博士生导师，教授。主要研究方向：地理信息系统。Email: shimc@bjfu.edu.cn 地址：100083 北京市海淀区北京林业大学水土保持学院。

本刊网址: https://j.bjfu.edu.cn; https://journal.bjfu.edu.cn

challenges such as limited accuracy due to site-specific variations and inadequate multi-factor coupling modeling and verification. This study intends to construct a scalable model framework, taking Chinese fir as a case study to perform modeling verification, thereby providing a reference for developing models for similar tree species. [**Method**] In this paper, measured biomass data of Chinese fir across the country were collected through five categories of 23 multimodal data (topography, climate, soil, location and forest variables). Parametric models (basic model, passive variable model, and additive biomass parameter model) and non-parametric models (GA-BP, PSO-BP and BP models) were constructed. The SHAP interpreter was employed to analyze the contribution and interaction effects of each factor. Dummy variables were introduced to evaluate the performance of different models in terms of accuracy enhancement and usability. [**Result**] The key findings were as follows: (1) The primary factors influencing Chinese fir biomass included four forest variables: diameter at breast height, tree height, forest age and stand density. Secondary factors were longitude and the maximum temperature during the growing season. Soil variables exhibit a relatively minor influence. Physical quantities had the strongest correlation and the highest contribution with variables such as diameter at breast height, tree height, forest age and stand density. The influence of longitude and the maximum temperature of the growing season were secondary, while the contribution of soil variables was relatively low. (2) Overall, except for leaf biomass, the PSO-BP model demonstrated a higher degree of accuracy improvement in biomass estimation. The SHAP interpreter results indicated that in non-parametric biomass models, the contribution of forest tree variables was the highest, and the response of the interaction factor was obvious. (3) The comparison results of verification indicators revealed that the introduction of dummy variables significantly improved the accuracy of the Chinese fir biomass model. [**Conclusion**] Both parametric and non-parametric models established in this study can provide more accurate biomass simulation for Chinese fir trees. When combined with carbon content parameters, these models can accurately calculate the biomass and carbon storage of various components of Chinese fir trees (whole plant, above ground, below ground, trunk, crown, branches, leaves). The model and environmental variables in this paper have been embedded in an online cloud platform, and can be used online to calculate biomass.

Key words: multimodal data; machine learning; biomass model; carbon storage model; *Cunninghamia anceolata*

气候变暖已经成为影响人类生存和发展的全球性重大挑战。随着全球气温持续升高，极端气候事件频发，海平面上升、冰川融化等一系列问题对人类的生产生活造成了严重威胁。在联合国的主导下，世界各国达成了《联合国气候变化框架公约》[1]、《巴厘路线图》[2]和《坎昆协议》[3]等多项重要共识。

森林生态系统作为一种可再生且可管理的资源，在实现“碳中和”目标过程中发挥着至关重要的作用。一方面，森林通过光合作用吸收 CO_2，直接影响碳储量；另一方面，其遮阳降温的功能可调节局地小气候，从而实现间接减排效果[4]。全球森林生物质储存了约 861 Gt 的碳，占陆地碳总量的 50% ~ 65%[5]，是陆地生态系统碳资源和碳封存的重要来源[6]。然而，林木生长是一个复杂的非线性过程，受气候、立地条件、竞争关系、干扰因素及其交互作用的综合影响[7]。若忽略林木生长的空间异质性和时间变化的复杂性，将导致林木生长的估算存在较大不确定性[8]。已有研究表明，立地环境变量对森林生物量的影响不容忽视[9]。在我国复杂多样的地形和气候背景下，不同区域、不同树种的生物量差异显著[10]。因此，构建能够整合环境异质性、精度更高、适应性更强的生物量模型具有重要意义。

在森林生物量估算模型的研究中，传统生物量参数模型主要包括线性和非线性两种结构[11]。其中，非线性模型在生物量总量及各分量的估算中应用最为广泛。根据自变量的数量，模型可分为一元或多元形式。自变量因子和数量的选择可依据总量及各分量的特点确定，其中以胸径为变量的一元模型应用最为广泛。研究表明，在胸径的基础上引入树高这一因子，可降低不同林分间的差异，从而提高估算精度[12]。除胸径和树高外，林龄[13]、冠幅[14]和木材密度[15]等变量的加入，也有助于提升模型的预测能力并拓展其适用范围。尽管增加自变量在统计学意义上通常能提高估算精度[16]，但也会增加模型的复杂性，削弱其实用性。近年来，机器学习算法因不依赖数据分布假设而在林业领域得到广泛应用，为生物

量预测提供了新的建模手段[17]。例如，Güner 等[18]比较了基于 SUR、Dirichlet 回归及机器学习算法分别构建的生物量模型，发现 LMANN（local model adaptive neural network）在预测中具有较强优势；Wongchai 等[19]将机器学习与异速生长方程应用于泰国主要乔木生物量预测，发现机器学习的精度较高。然而，机器学习方法普遍存在“黑箱”问题，其在林学和生态学方面的解释能力不足，难以与现有的单木生长理论相结合[20]。为解决这一问题，引入了 SHAP（shapley additive explanations）解释工具，用于评估神经网络模型输入因子的特征权重，从而增强模型的可解释性[21]。

第九次全国森林资源清查结果显示，杉木（*Cunninghamia lanceolata*）蓄积量占全国人工乔木林总蓄积量的 24.22%，在我国森林碳汇中占据重要地位[22−23]。在全球气候变化背景下，极端气候事件频发进一步加剧了杉木的生长风险[24]。因此，亟需构建一种兼具精度和生态解释性的杉木生物量模型，为科学评估其碳汇能力及应对气候变化带来的生长风险提供科学依据。基于此，本研究以杉木整株及各器官的生物量为研究对象，从立木生长机理出发，分别采用非参数模型与参数模型构建生物量模型。非参数模型主要使用 3 种机器学习的方法，分别是 BP（back propagation neural network，BP）神经网络模型、GA-BP（genetic algorithm-back propagation neural network，GA-BP）神经网络模型和 PSO-BP（particle swarm optimization-back propagation neural network，PSO-BP），并结合 SHAP 解释器进行贡献度分析。参数模型主要在现有参数模型中筛选最优基础模型，并通过主成分因子结合系统聚类引入哑变量，探讨哑变量因子对模型性能的提升作用。基于所选最优模型，通过可加性模型系统分解，分别建立各器官的生物量模型。本研究旨在构建一套兼具预估精度、生态解释性与区域适应性的杉木生物量模型体系，为杉木碳汇的精准评估及森林的可持续经营决策提供量化工具。

1 数据获取与研究方法

1.1 数据来源

本文基于已发表文献中涉及的林木基础数据，收集并整理了杉木相关数据，包括 460 个样本，以及对应的生物量实测值、林木变量、地形变量、气候变量、土壤变量和位置变量等多模态数据。

1.1.1 林木基础数据

本研究通过检索国内外多个学术数据库，包括中国知网、维普期刊数据库、中国林业数字图书馆、Sciencedirect、万方数据知识服务平台以及 Web of Science 等，筛选中国杉木研究中与“碳储量”、“生物量模型”、“生物量”、“Biomass”和“Biomass model”等相关的文献和书籍。研究基于 1970—2022 年期间正式发表或刊载的我国杉木实测生物量数据，涵盖期刊文献、会议文献、学位论文、林业书籍和年鉴报告等（附录 1）。通过汇总这些文献中的数据，建立了林木生物量实测数据集。在数据筛选过程中，研究对象限定为生长稳定的纯林，林龄不低于 3 年，且近期未遭受严重自然灾害或频繁人为干扰。生物量数据均来源于直接收获法，采样过程规范，以干质量记录；排除基于前人模型估算、引自文献或未分器官实测的数据。地下生物量仅保留包含完整根系、挖掘面积与深度符合规范的样本。

1.1.2 环境变量

为获取样地的气候变量，本研究利用 Wang 等[25]开发的 ClimateAP 软件，基于样地的经纬度坐标和高程数据提取相关气候信息。提取了 1970—2022 年间逐年的气候变量，包括年均温、年均降雨量、年均蒸发量、年湿热指数、温差和无霜期数据。此外，考虑到杉木的生长季为 4—11 月[26]，还提取了生长季月份的 7 个相关变量，即最高温、最低温、平均温、最高降雨量、最低降雨量、平均降雨量和平均湿度。

地形变量的提取基于 SRTM DEM 数据。SRTM 数据的绝对高程精度为 ± 16 m，绝对平面精度为 ± 20 m（https://data.tpdc.ac.cn//）[27]。通过在 GIS 软件中对 SRTM DEM 数据进行表面分析，计算得到缺失数据的样地坡度和坡向信息。

土壤变量数据来源于 HWSD（harmonized world soil database）[28]，该数据库是目前全球最全面的土壤数据集之一。其中，HWSD v1.2 的中国地区数据基于南京土壤所提供的全国第 2 次土地调查 1∶100 万土壤数据构建而成。

1.2 研究方法

本研究基于实测生物量数据与环境因子，分别构建了非参数模型与参数模型两类生物量模型。在非参数模型中，筛选出与生物量显著相关的因子，利用 3 种机器学习模型建立变量间的关系，并采用机器学习可解释性工具 SHAP 分析各因子对模型输出的贡献度。在参数模型中，综合考虑因子相关性、数量及其信息量之间的平衡，筛选出相关性较高的主成分，结合系统聚类结果以哑变量形式引入模型。最终分别确定最优的参数模型与非参数模型，并进一步结合整株及各器官的含碳率，构建碳储量估算模型（图 1）。

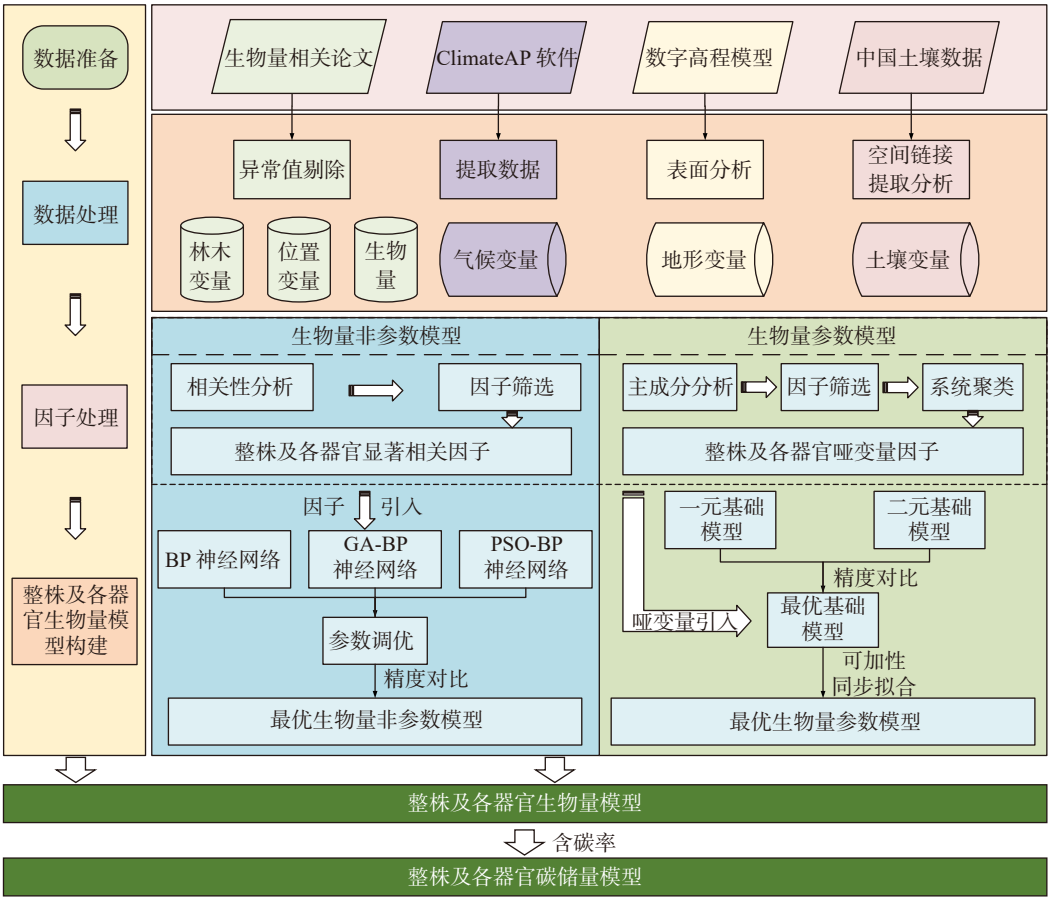


图 1　技术路线图

Fig. 1　Technology roadmap

2　优化模型的构建与验证

2.1　模型特征自变量筛选

在构建生物量模型前，基于 Min-max 法[29]对因子进行归一化处理，以消除量纲差异，避免量级较大的因子在训练过程中权重过高，同时加速模型收敛。在构建非参数模型时，需确保特征自变量对林木生物量的重要性。因此，首先通过相关性分析筛选出显著相关的因子，并直接引入模型。在构建参数模型时，除考虑因子相关性外，还需兼顾因子数量与信息量的平衡。为此，筛选相关性较高的主成分因子，并结合系统聚类将其降维转换为定性因子，以哑变量的形式引入参数模型。

2.2　模型构建

采用参数模型(传统生物量模型)和非参数模型(机器学习)两类方法进行模型构建。其中，参数模型包括 基础模型、哑变量模型和可加性模型[29−30]，非参数模型包括 BP 神经网络模型、GA-BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型 3 种[31]。模型的隐藏层数、遗传代数、种群规模、速度和边界等参数通过迭代优化选取最优值[32]。具体而言，BP 神经网络模型仅需确定隐藏层数，GA-BP 神经网络模型需确定隐藏层数、遗传代数和种群规模，PSO-BP 神经网络模型则需确定种群更新次数、种群规模、最大速度、最小速度、最大边界和最小边界。各因子的贡献度采用 SHAP 法[33]进行分析与度量(图 2)。

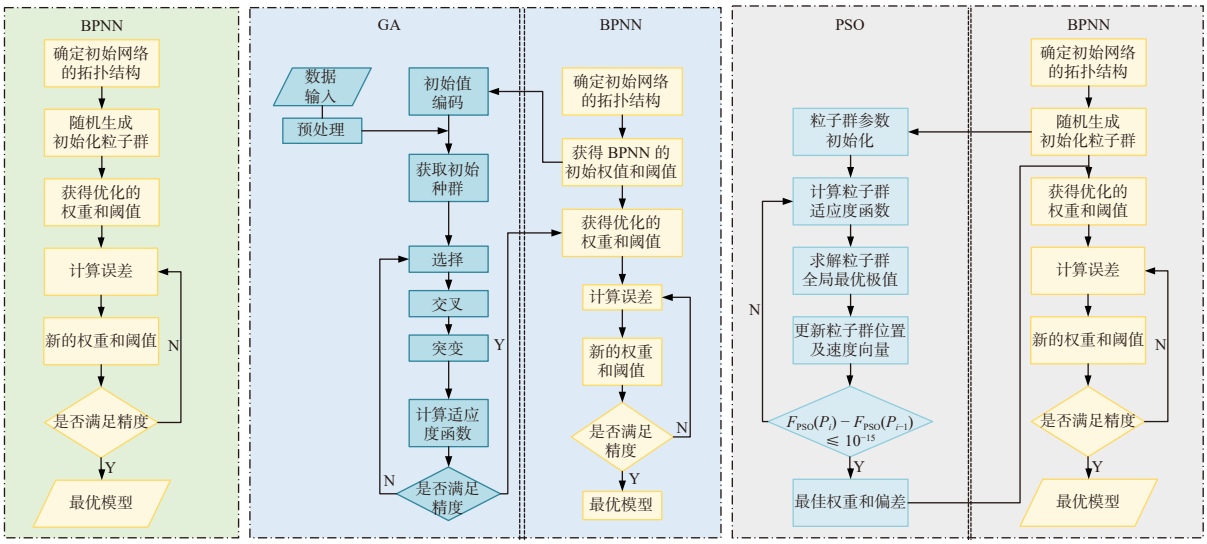
3　结果与分析

3.1　模型特征自变量筛选

3.1.1　杉木生物量影响因子相关性分析

对 23 种变量因子与杉木生物量的关联性分析结果表明，杉木生物量与胸径、树高、林龄及林分密度均呈极显著相关($P < 0.01$)。胸径和树高与生物量线性相关系数最高，介于 0.62 ~ 0.88 之间(图 3)。除林木变量外，其他因子与生物量的相关性差异显著。在位置变量中，经度的显著性高于纬度；气候变量中，生长季最高温对杉木各器官及整体生物量均具有显著影响，年均蒸发量、生长季平均温、生长季最低温以及年均温也与部分器官生物量显著相关；地形变量中，仅高程因子表现出一定的显著性。总体而言，不同变量对杉木各器官生物量的影响存在差异，其中林木变量的影响最大，气候变量中的温度因子影响也较为显著，而土壤变量的影响最小。

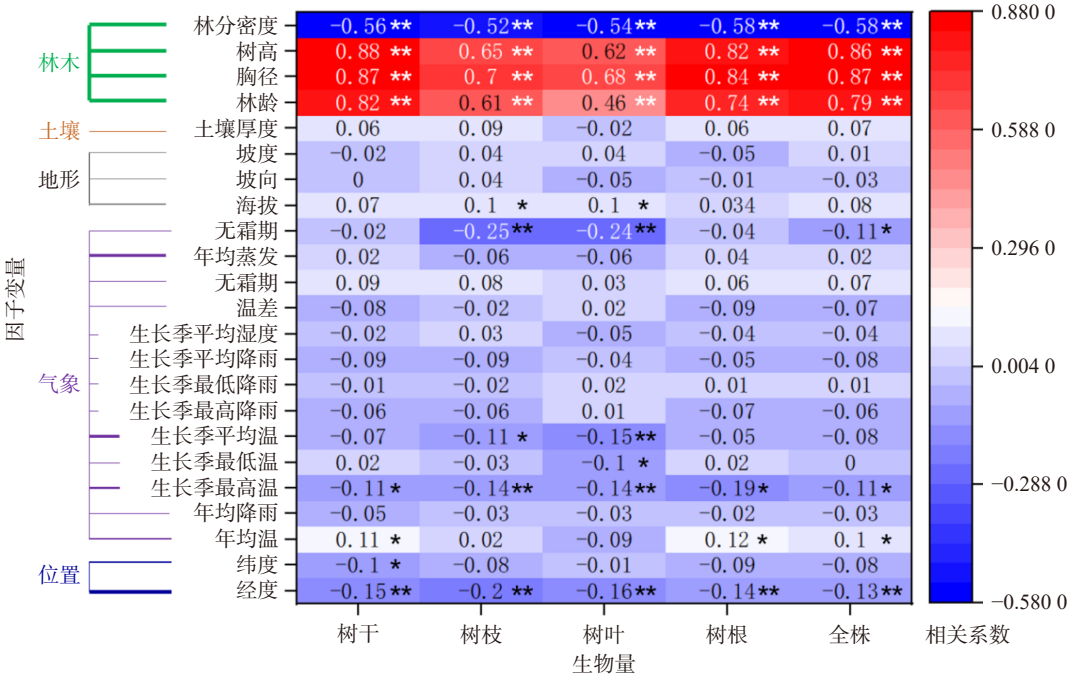
采用上外包线法分析杉木总生物量对环境因子



a BP 神经网络　b GA-BP 神经网络　c PSO-BP 神经网络

图 2　3 种神经网络流程示意图

Fig. 2　Schematic diagrams illustrating three neural network processes



**表示在 $P < 0.01$ 水平（双尾）相关性极显著，*表示在 $P < 0.05$ 水平（双尾）相关性显著。下同。

图 3　杉木整株及各器官生物量与各因子间的相关性

Fig. 3　Correlation between biomass and factors of the whole plant and organs of *Cunninghamia lanceolata*

的响应(图 4)。本研究仅筛选出与总生物量显著相关的环境及林木变量进行分析，同时剔除树高和胸径这两个构建生物量模型必备基础因子，最终确定 6 个核心分析因子。结果表明，在位置变量中，经度与年均总生物量符合 5 次多项式关系，最适经度范围为 107° ~ 110°E。在气候变量中，最适无霜期为 290 ~ 310 d，最适生长季最高温为 29 ~ 31 ℃，最适年均温为 19 ~ 21 ℃。在林木变量中，林龄与总生物量的关系符合 Richard 模型，呈现“慢—快—慢”的典型生长特征；而林分密度与年均总生物量呈幂函数负相关关系。

3.1.2　杉木生物量影响因子主成分分析

在杉木生物量参数的基础模型中，胸径和树高为固定自变量，其余 21 个特征变量(包括 2 个位置变量、3 个地形变量、13 个气候变量、1 个土壤变量及 2 个林木变量)均通过了 KMO 与 Bartlett 检验，结果显著，表明这些变量适合进行主成分分析(表 1)。通过主成分分析，得到了主成分因子得分矩阵(表 2)。其中，主成分因子 X_1 的特征值最大(5.508)。根据特征值大于 1 且累积方差贡献率达到 81.206% 的标准，

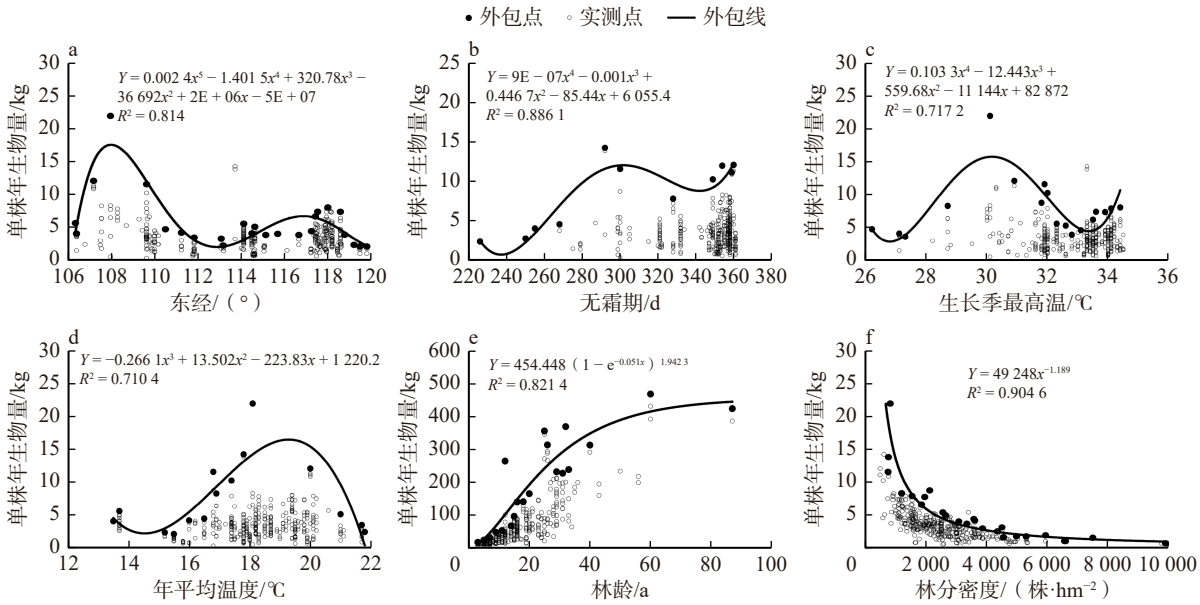


图 4　杉木总生物量对相关因子的响应

Fig. 4　Response of total *Cunninghamia lanceolata* biomass to correlated factors

表 1　杉木影响因子的 KMO 和 Bartlett 球形检验

Tab. 1　KMO and Bartlett's sphericity test for influence factors of *Cunninghamia lanceolata*

KMO取样适切性量数	Bartlett球形检验		
	近似卡方	自由度	*P*
0.653	11 165.93	171	< 0.001

最终提取了 5 个主成分作为综合环境因子，并将其作为新的自变量代入后续的生物量模型进行拟合。

3.2　神经网络生物量非参数模型研究

3.2.1　杉木生物量非参数模型构建

在杉木整株及其各器官生物量建模过程中，选取对生物量具有显著影响的因子及其对应数据作为训练样本。通过对比不同隐藏层数、遗传代数和种群规模等参数设置下 3 种神经网络模型的表现，分别确定了适用于总生物量及各器官生物量的最优网络参数(表 3)。从各器官生物量的预测效果来看(综合 R^2、R^2_{adj}、RSE 与 RMSE 等指标，见表 4)，PSO-BP 神经网络不仅在整体上提高了模型精度，还有效减少了异常情况的发生，其拟合回归线表现最佳(图 5)。

3.2.2　杉木生物量非参数模型的影响因子贡献度分析

SHAP 分析结果(图 6)展示了杉木整株及其各器官最优非参数模型中各因子的贡献度排序与单样本影响程度。总体而言，林木变量(胸径、树高、林龄和林分密度)及其交互作用在整株和各器官生物量中均表现出重要的贡献。

在不同器官的生物量模型中，关键影响因子存在一定差异。树干生物量模型中，经度的贡献度最高，且表现为负向影响；树叶生物量模型中，经度、无霜期以及生长季最低温的影响较为突出，且均呈负相关；树根生物量则对经度与年均温最为敏感。分析结果表明，林木变量在杉木生物量模型中普遍占据主导地位，而其他环境因子对整株及不同器官的贡献程度则表现出显著的器官特异性。

3.3　可加性生物量参数模型分析

3.3.1　杉木基础模型

在杉木总生物量、地上部分及树干生物量的基础模型(幂函数模型)拟合中，3 个模型均表现出较高的精度($R^2 > 0.90$)，树根、树冠和树枝的拟合效果次之，树叶最差。与一元模型相比，$W = aD^bH^c$模型在各生物量组分中的表现均有所提升，表现为 R^2 提高了 1.26% ~ 5.00%，RSE 降低了 5.67% ~ 23.93%，AIC 下降了 0.53% ~ 1.81%。因此，本研究选用 $W = aD^bH^c$作为杉木生物量的最优基础模型，并基于该模型进一步引入哑变量，构建可加性生物量模型(表 5)。

3.3.2　杉木哑变量模型

根据杉木生物量基础模型的参数估计结果(表 6)，总量与各分量模型的参数取值存在一定差异。在所有模型中，参数 *a* 的估计值最为稳定，其范围为 0.011 ~ 0.082，标准差均小于 0.02，且在 $P < 0.001$ 水平上显著。相比之下，参数 *b* 表现出较大的变异性，估计值范围较宽(1.677 ~ 3.073)，标准差均大于 0.12，表明该参数在不同组分模型中的稳定性较差。因此，本研究选择在参数 *b* 处引入哑变量，以进一步提升模型的表达能力(表 6)。

将基于主成分因子提取的 5 类杉木定性因子作为哑变量引入最优基础模型的参数 *b* 中，构建哑变量模型，并与未引入哑变量的基础模型及非参数模

表 2 杉木主成分因子载荷矩阵

Tab. 2 Score matrix of principal component factors for *Cunninghamia lanceolata*

因子	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
经度	−0.059	0.374*	0.702*	0.099	0.109
纬度	−0.649*	−0.418*	0.540*	0.030	0.023
年均温	0.741*	0.363*	0.040	0.095	−0.103
年均降雨	−0.338*	0.830*	0.036	−0.049	−0.034
生长季最高温	0.339*	0.360*	0.813*	0.167	−0.021
生长季最低温	0.939*	0.283	−0.052	0.020	0.061
生长季平均温	0.839*	0.358*	0.338*	0.096	0.038
生长季最高降雨	−0.775*	0.089	0.363*	0.095	0.027
生长季最低降雨	−0.399*	0.759*	−0.178	−0.175	0.080
生长季平均降雨	−0.509*	0.735*	−0.239	−0.137	0.129
生长季平均湿度	0.601*	−0.628*	−0.272	−0.114	0.162
冷热温差	−0.574*	−0.573*	0.522*	0.025	−0.025
年湿热指数	0.682*	−0.674*	0.008	0.103	−0.128
年均蒸发	0.361*	0.864*	0.195	0.133	−0.088
无霜期	0.431*	0.210	−0.072	−0.472*	0.443*
海拔	−0.463*	0.136	−0.713*	0.078	0.094
坡向	0.108	−0.059	0.281	−0.575*	−0.173
坡度	−0.023	0.094	−0.353*	0.714*	0.197
土壤厚度	0.000	0.001	−0.004	−0.005	−0.001
林龄	0.000	0.001	0.004	0.001	0.008
林分密度	0.007	−0.248	0.307*	0.037	0.820*
特征值	5.508	4.656	2.983	1.231	1.051
方差贡献率/%	28.989	24.504	15.701	6.479	5.533

注：*标注表示该主成分的因子载荷显著，即载荷系数 > 0.30。X_1 ~ X_5分别代表5个主成分。下同。

表 3 杉木整株及各器官生物量的 3 个神经网络模型最优参数

Tab. 3 Optimal parameters of three neural network models for whole plant and organ biomass of *Cunninghamia lanceolata*

生物量	BP	GA-BP			PSO-BP						
	隐藏层数	隐藏层数	遗传代数	种群规模	隐藏层数	种群更新次数	种群规模	最大速度	最小速度	最大边界	最小边界
干	4	3	30	10	6	50	5	0.5	−0.5	1	−1
枝	6	4	10	1	6	50	5	0.5	−0.5	0.5	−0.5
叶	5	4	10	5	7	1	1	0.2	−0.2	2	−2
根	6	4	60	30	5	10	7	1	−1	2	−2
总	6	6	60	30	3	10	8	1	−1	2	−2

表 4 杉木整株及各器官生物量的神经网络模型预测精度

Tab. 4 Prediction accuracy of the neural network model for whole plant and organ biomass of *Cunninghamia lanceolata*

生物量	BP				GA-BP				PSO-BP			
	R^2	R^2_{adj}	RSE	RMSE	R^2	R^2_{adj}	RSE	RMSE	R^2	R^2_{adj}	RSE	RMSE
干	0.953	0.952	13.434	13.232	0.954	0.953	13.034	12.837	0.977	0.976	9.632	9.487
枝	0.905	0.902	1.871	1.839	0.905	0.902	1.878	1.846	0.917	0.914 2	1.692	1.664
叶	0.832	0.826	1.415	1.389	0.823	0.816	1.399	1.373	0.898	0.895	1.089	1.069
根	0.876	0.873	4.391	4.339	0.916	0.915	3.608	3.472	0.917	0.915	3.435	3.395
总	0.977	0.977	12.607	12.417	0.983	0.982	10.850	10.686	0.983	0.983	9.990	9.839

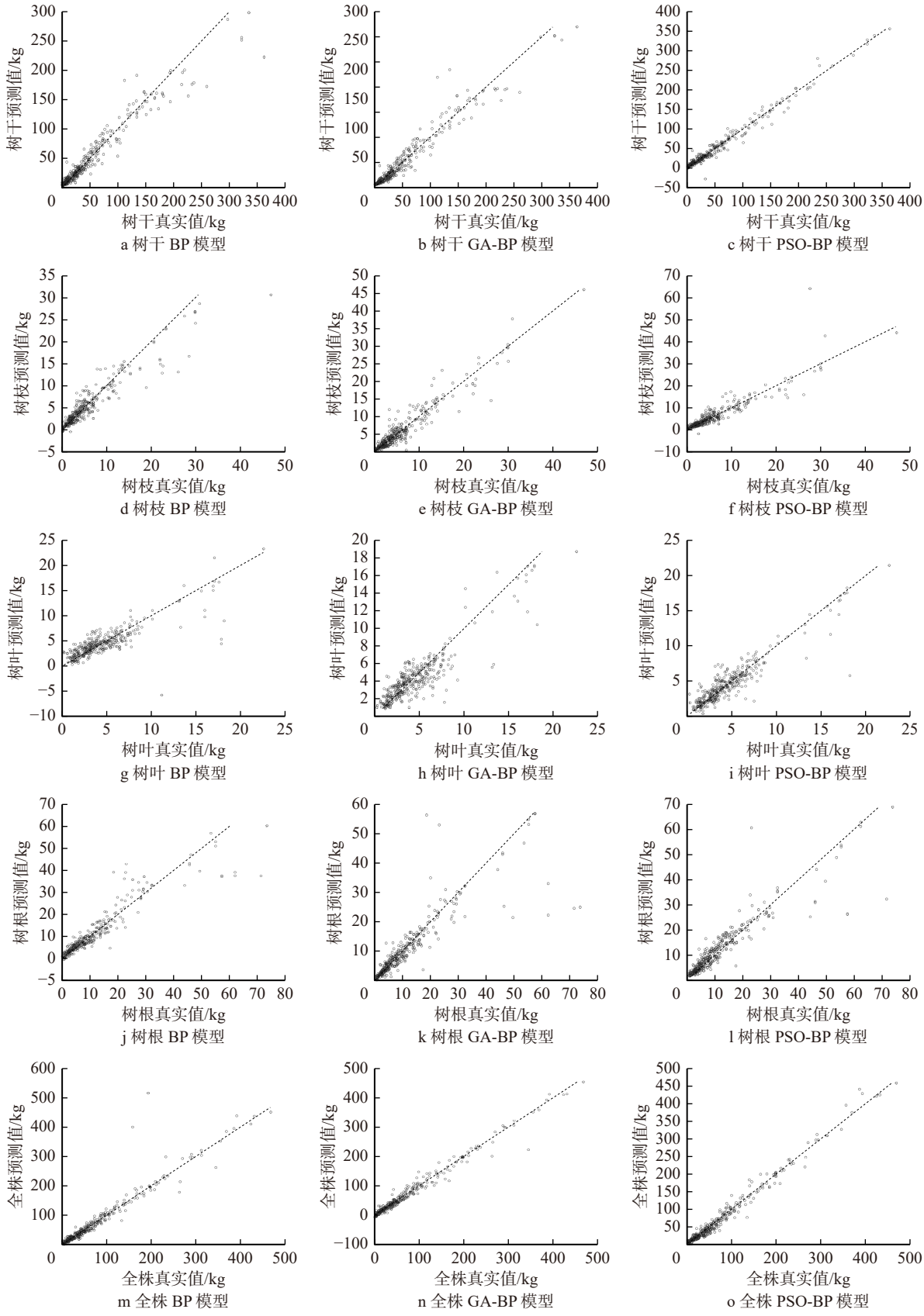
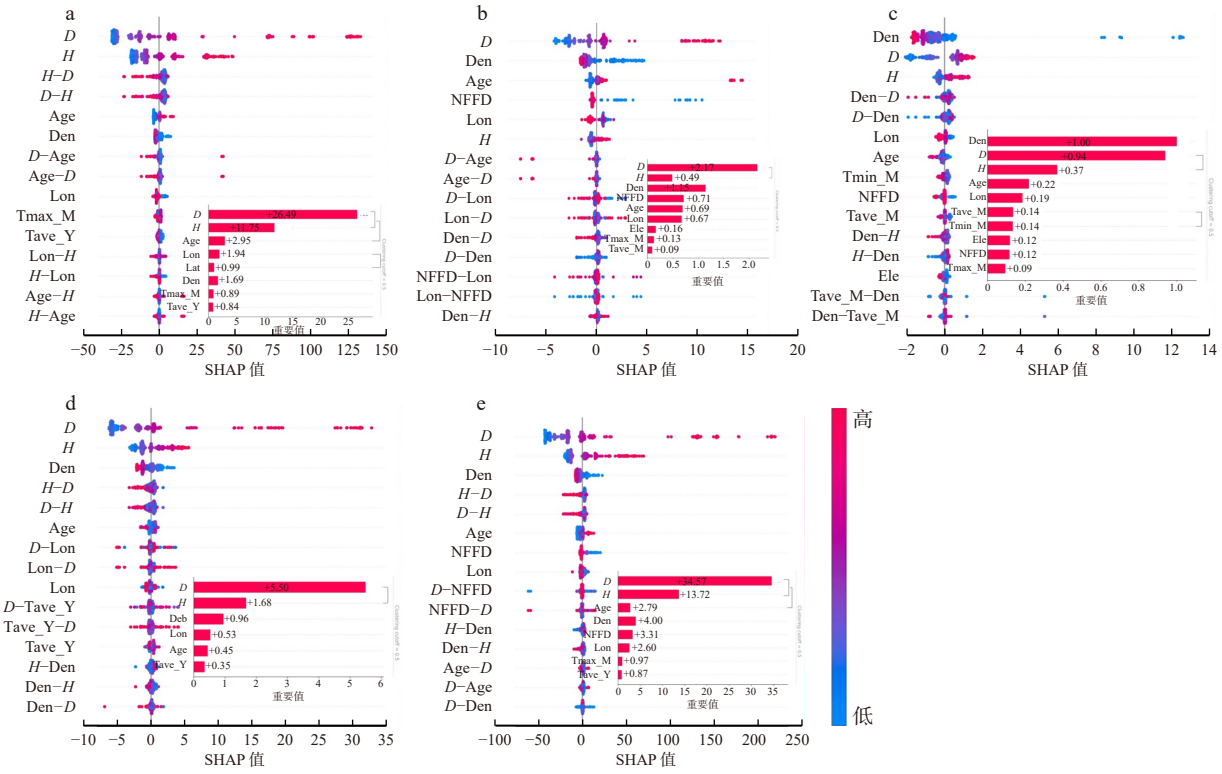


图 5　杉木整株及不同器官 3 个神经网络预测值与真实值对比图

Fig. 5　Comparison of predicted and actual values from three neural networks for the entire plant and its various organs of *Cunninghamia lanceolata*

型进行精度对比。结果表明，非参数模型在整体预测中表现最佳(表 7)。在参数模型中，各生物量组分的拟合精度由高至低依次为地上部分、整株、树干、地下部分、树冠、树枝和树叶。引入哑变量后，模型精度有所提升，其中 R^2 提高了 0.02% ~ 6.54%，RSE 降低了 0.51% ~ 14.08%，AIC 下降了 0.21% ~ 2.39%。



a.干；b.枝；c.叶；d.根；e.总。每个小图由蜂群图和特征重要值图组成，蜂群图表征单一特征的边际贡献以及两个因子间的交互效应贡献；特征重要值图表征单一因子的特征重要性。*D*为胸径，*H*为树高，Den为林分密度，Age为林龄，Lon为经度，Lat为维度，Tmin_M为生长季最低温，Tave_M为生长季平均温度，Tmax_M为平均温度，Tave_Y为年均温，NFFD为无霜期，Ele为海拔。*H*–*D*表示以树高（*H*）为主特征、胸径（*D*）为调节特征的交互贡献，*D*–*H*表示*D*为主特征、*H*为调节特征的交互贡献，以此类推。下同。

图 6 杉木整株及各器官最优生物量非参数模型的 SHAP 图

Fig. 6 SHAP diagram illustrating the non-parametric model of optimal biomass ofor the whole plant and organs of Chinese fir

表 5 杉木整株及各器官生物量基础模型精度对比

Tab. 5 Comparison of the accuracy of the base model for whole-plant and organ biomass in *Cunninghamia lanceolata*

部位	$W=aD^b$			$W=a(D^2H)^b$			$W=aD^bH^c$		
	R^2	RSE	AIC	R^2	RSE	AIC	R^2	RSE	AIC
全株	0.906	23.990	3 460.497	0.908	23.820	3 455.316	0.921	20.440	3 424.135
地上	0.908	20.460	3 340.914	0.912	19.980	3 322.941	0.929	19.270	3 306.000
地下	0.802	5.200	2 310.892	0.788	5.379	2 336.272	0.812	4.905	2 298.606
树干	0.903	18.500	3 265.070	0.913	17.510	3 223.838	0.920	16.480	3 206.346
树冠	0.751	4.438	2 191.707	0.724	4.676	2 231.022	0.789	3.376	2 152.011
树枝	0.726	3.156	1 935.382	0.691	3.352	1 980.724	0.761	2.769	1 915.389
树叶	0.612	2.040	1 607.119	0.599	2.073	1 619.407	0.633	1.840	1 589.097

注：全株包含地上和地下部分，地上部分包括树冠和树干，地下部分包含树根，树冠则由树枝和树叶组成。

表 6 杉木整株及各器官生物量基础模型参数估计值

Tab. 6 Estimates of the parameters for the model underlying the optimal biomass of *Cunninghamia lanceolata* whole plant and its organs

部位	a ± 标准差	b ± 标准差	c ± 标准差
全株	0.066 ± 0.011***	2.136 ± 0.121***	0.448 ± 0.101***
地上	0.049 ± 0.008***	2.089 ± 0.121***	0.539 ± 0.101***
地下	0.019 ± 0.004***	2.427 ± 0.170***	−0.083 ± 0.145
树干	0.031 ± 0.006***	2.006 ± 0.128***	0.725 ± 0.106***
树冠	0.048 ± 0.009***	2.478 ± 0.162***	−0.511 ± 0.142***
树枝	0.011 ± 0.003***	3.073 ± 0.185***	−0.797 ± 0.159***
树叶	0.082 ± 0.016***	1.677 ± 0.192***	−0.179 ± 0.170

注：***表示在$P<0.001$水平上显著。

表 7　杉木整株及各器官最优非参数模型、最优基础模型与引入哑变量的最优基础模型精度对比

Tab. 7　Comparison of the accuracy among the optimal non-parametric model, the optimal basic model, and the optimal basic model with dummy variables

部位	PSO-BP		$W=aD^bH^c$			$W=aD^{(b_1X_1+b_2X_2+b_3X_3+b_4X_4+b_5X_5)}H^c$		
	R^2	RSE	R^2	RSE	AIC	R^2	RSE	AIC
全株	0.977	12.607	0.921	20.440	3 424.135	0.929	18.560	3 403.296
地上			0.929	19.270	3 306.000	0.930	17.340	3 289.623
地下	0.876	4.391	0.812	4.905	2 298.606	0.812	4.880	2 293.709
树干	0.953	13.434	0.920	16.480	3 206.346	0.928	15.380	3 144.337
树冠			0.789	3.376	2 152.011	0.810	2.905	2 101.016
树枝	0.905	1.871	0.761	2.769	1 915.389	0.797	2.452	1 906.101
树叶	0.832	1.415	0.633	1.840	1 589.097	0.675	1.581	1 551.068

注: W为生物量。a、b_1、b_2、b_3、b_4、b_5和c代表常数，下同。

3.3.3　杉木可加性生物量参数模型

引入哑变量后，杉木生物量可加性模型的整体精度显著提升。具体而言，树叶模型在拟合优度方面的改进最为突出，其 R^2 与 R^2_{adj} 分别提高了 5.67% 与 7.89%; 而树冠模型则在误差控制方面的提升最为显著，RSE 与 RMSE 分别降低了 26.07% 和 12.31%（表 8）。

杉木生物量估算应选择引入哑变量因子的二元可加性模型，作为杉木整株及其各器官的最优生物量参数模型。该模型在保证精度的同时，能够满足杉木总生物量与各分量之间的内在关系，从而提供有关树木生物量和碳储量的更多信息。杉木生物量参数模型及含碳率的计算方程和参数如表 9 所示，可根据方程计算生物量，生物量与含碳率的乘积即为碳储量。

4　讨　　论

树木的生物量与胸径、树冠密切相关，现有生物量模型通常基于胸径单变量或者胸径–树高双变量构建。然而，立地条件（如地形、土壤、气候、位置等）的差异会显著影响林木生长，导致同一物种在不同区域的生物量方程存在差异。植被在不同区域的分布会因纬度、经度不同而呈现垂直地带性差异，不同的地形也会影响小气候和土壤特征，从而影响树木的生长和分布[36]。因此，在生物量模型中纳入环境变量至关重要。已有研究表明，融合多模态数据的生物量估测、性状监测和产量估算均更为精准[37−38]。

本文充分考虑空间环境异质性特征，针对我国重要造林树种杉木，构建了参数与非参数耦合模型。不仅显著提升了杉木生物量的估算精度，更提出了全新的模型构建范式，有望有效破解我国不同区域树种生物量模型种类繁杂、数量冗余的行业难题。张瀚月等[39]基于全国森林资源连续清查部分固定样地杨树实测数据构建生物量模型，同样发现考虑环境因素的模型具有更高的精度，与本文研究结果一致。

常规的一元和二元生物量模型仅考虑立木胸径和树高。本研究结果表明，杉木的生物量及其生长受到林分密度的显著影响，林分密度过大会抑制杉木生长，而过疏则不利于国土空间绿化和战略发展需求[40]。因此，通过构建高精度的杉木生物量模型，对指导人工林经营具有重要意义[41]。除了考虑环境变量和林木变量外，建立杉木生物量模型时，还应考虑立木各组分和整体之间的关系。立木根、干、枝、叶的生物量之和等于全株生物量，忽略相加性构建

表 8　杉木整株及各器官的基础可加性模型及哑变量可加性模型精度对比

Tab. 8　Comparison of the accuracy of the base additivity model and the dummy variable additivity model for the whole plant and each organ of *Cunninghamia lanceolata*

生物量	未引入哑变量的可加性模型				引入哑变量的可加性模型			
	R^2	R^2_{adj}	RSE	RMSE	R^2	R^2_{adj}	RSE	RMSE
全株	0.922	0.910	21.440	20.345	0.925	0.922	20.360	19.333
地上	0.929	0.924	19.741	19.707	0.931	0.929	18.336	18.032
地下	0.812	0.811	5.201	5.187	0.812	0.810	5.109	5.079
树干	0.920	0.914	17.589	17.448	0.925	0.914	15.552	15.437
树冠	0.788	0.781	4.200	4.102	0.800	0.799	3.105	3.597
树枝	0.760	0.754	3.574	3.079	0.792	0.789	3.084	3.061
树叶	0.635	0.621	2.324	2.077	0.671	0.670	2.221	1.947

表 9 杉木整株及各器官生物量参数模型

Tab. 9 Parameter estimates of model parameters for optimal biomass parameters of the whole plant and organs of *Cunninghamia lanceolata*

生物量	计算方程	含碳率
全株(W_t)	$W_t = 0.414\,236 \cdot D^{(-0.005\,290 \cdot X_1 + 0.003\,062 \cdot X_2 - 0.014\,663 \cdot X_3 - 0.046\,824 \cdot X_4 - 0.078\,352 \cdot X_5)} \cdot H^{1.973\,997}$	0.499 0
地上(W_a)	$W_a = \frac{W_t}{(1 + 0.558\ \ 046 \cdot D^{(0.007\,773 \cdot X_1 + 0.026\,322 \cdot X_2 - 0.006\,368 \cdot X_3 - 0.000\,382 \cdot X_4 - 0.021\,492 \cdot X_5)} \cdot H^{-0.415\,152})}$	0.500 3
地下(W_u)	$W_u = \frac{W_t}{\left(1 + \frac{1}{0.558\,046} \cdot D^{-(0.007\,773 \cdot X_1 + 0.026\,322 \cdot X_2 - 0.006\,368 \cdot X_3 - 0.000\,382 \cdot X_4 - 0.021\,492 \cdot X_5)} \cdot H^{-0.415\,152}\right)}$	0.488 0
树干(W_r)	$W_r = \frac{W_t}{(1 + 2.720\,799 \cdot D^{(-0.015\,878 \cdot X_1 + 0.003\,744 \cdot X_2 - 0.028\,665 \cdot X_3 + 0.027\,874 \cdot X_4 - 0.041\,035 \cdot X_5)} \cdot H^{-0.415\,152})}$	0.475 0
树冠(W_c)	$W_c = \frac{W_t}{\left(1 + \frac{1}{2.720\,799} \cdot D^{-(-0.015\,878 \cdot X_1 + 0.003\,744 \cdot X_2 - 0.028\,665 \cdot X_3 + 0.027\,874 \cdot X_4 - 0.041\,035 \cdot X_5)} \cdot H^{0.982\,512}\right)}$	0.476 3
树枝(W_b)	$W_b = \frac{W_t}{(1 + 2.140\,940 \cdot D^{(0.009\,150 \cdot X_1 + 0.030\,377 \cdot X_2 + 0.018\,053 \cdot X_3 + 0.037\,053 \cdot X_4 + 0.018\,042 \cdot X_5)} \cdot H^{-0.381\,795})}$	0.455 0
树叶(W_l)	$W_l = \frac{W_t}{\left(1 + \frac{1}{2.140\,940} \cdot D^{-(0.009\,150 \cdot X_1 + 0.030\,377 \cdot X_2 + 0.018\,053 \cdot X_3 + 0.037\,053 \cdot X_4 + 0.018\,042 \cdot X_5)} \cdot H^{-0.381\,795}\right)}$	0.497 5

注：全株、地上和地下部分的含碳率引自文献[34]，树干、树枝和树叶含碳率引自文献[35]的平均值，树冠含碳率取值为树枝与树叶含碳率的中间值。

的生物量模型往往不够精准，且准确估量各组分的生物量是研究立木内部物质能量循环的基础[42]。本文在引入哑变量的最优基础模型上进行同步拟合，构建了可加性模型，发现杉木可加性模型的实现不会显著影响拟合程度和误差精度统计量，且结合哑变量后仍能保持较高的精度（0.671 ~ 0.925（R^2）、0.670 ~ 0.922（R^2_{adj}）、2.221 ~ 20.360（RSE）、1.947 ~ 19.333（RMSE））。

在生物量模型构建中，通常全株和树干的模型精度高于叶、枝和根的生物量模型拟合精度，本文的研究结果与前人[43]的一致。杉木最优生物量参数模型 $W = aD^bH^c$ 形式的基础模型在杉木整株及各器官中的拟合及误差精度最佳（$R^2 > 0.633$，RSE≤20.440，AIC≤3 424.135）。在最不稳定的参数 b 位置引入通过主成分加聚类分析构建的哑变量因子后，发现其对杉木整株及各器官的精度有一定的提升，其中提升最大的为树叶生物量模型，提升最小的为树根生物量模型。因此，选择引入哑变量的可加性生物量参数模型为杉木的最优生物量参数模型。相比曾伟生[12]（不含根系）和吕梓晴[44]（样本量较小）的杨树可加性生物量模型，本文基于 460 株样本构建的模型样本量更充足，并通过对比优选，最终模型可直接在系统平台上调用。

此外，大量研究尝试使用机器学习和深度学习方法构建非参数模型，其表现均优于传统参数模型。单凯丽等[23]验证了增强回归树模型在杉木生物量估算中的优势；李洋等[45]验证了机载 LiDAR 数据结合极端梯度提升（XGBoost）算法估算森林地上生物量的可行性和适用性。然而，构建单木生物量模型的目的之一在于挖掘特征因子与生物量之间的关系，但类似“黑箱”的学习模式往往在林学和生态学方面的解释能力有所欠缺，难以与现存的单木生长理论相结合[6]。为改善这一缺陷，本研究引入了 SHAP 解释工具，用于评估神经网络模型输入因子的特征权重，从而提高模型的可预测性和可解释性。杉木人工林主要分布于我国的长江流域和南部地区，本文所收集的数据缺乏四川、陕西、重庆的数据，且文献数据的准确性存在一定不可控性。未来应持续收集杉木人工林的相关数据，以进一步提升模型的鲁棒性。

5 结 论

本文聚焦于杉木生物量估算，明确了胸径、树高、林龄和林分密度为核心主导因子，经度与生长季最高温的影响次之。通过优化参数与非参数模型，显著提升了估算精度，相关模型及变量已嵌入在线云平台，可应用于生物量与碳储量的计算。

（1）我国杉木生物量总量及其各分量的主导因子均包括胸径、树高、林龄和林分密度 4 个林木变量，其次为经度与生长季最高温，其对杉木生物量的影响较大，而土壤变量的影响程度均较低。

（2）基于神经网络建立的模型对样本的拟合精度（R^2）均高于 0.822 5，除树根的最优非参数模型选择 GA-BP 神经网络外，其余均应选择整体误差和个体误差较小的 PSO-BP 作为生物量非参数模型。在变量因子中，林木变量（胸径、树高、林龄及林分密度）的贡献度最高，且交互因子的响应更为显著。

(3)杉木最适合的基础模型为 $W = aD^bH^c$, 其整体精度较一元模型 $W = aD^b$ 具有显著的提升。在最优基础模型中引入哑变量因子后, 杉木模型的精度进一步提高, 表明增加特征自变量能够降低非测树因子对生物量模型的影响, 从而提高预测精度。

(4)参数模型和非参数模型在整株、地上及树干生物量的估测精度最高, 树枝、树冠和树根精度次之, 树叶的精度相对较低。因此, 参数模型能够有效补充现有的异速模型, 而非参数模型则进一步提升了生物量估算的精度。本文模型及环境变量已嵌入在线云平台 http://www.dtgis.com/tanhui/views, 可在线用于计算生物量和碳储量。

附录 1 详见 https://j.bjfu.edu.cn/cn/supplement/4ac56d6d-1ad8-4f7e-8fff-8ccbddc3e8fd。

参　考　文　献

[1] UNFCCC (United Nations Framework Convention on Climate Change). Climate change: impacts, vulnerabilities and adaptation in developing countries[R/OL]. 2007 [2019−03−18]. https://unfccc.int/resource/docs/publications/impacts.pdf.

[2] 苏伟, 吕学都, 孙国顺. 未来联合国气候变化谈判的核心内容及前景展望: “巴厘路线图”解读 [J]. 气候变化研究进展, 2008, 4(1): 57−60.
Su W, Lü X, Sun G. The core elements of future UN negotiation on climate change and its perspective: the interpretation and analysis on Bali Roadmap [J]. Climate Change Research, 2008, 4(1): 57−60.

[3] Naylor A W, Ford J. Vulnerability and loss and damage following the COP27 of the UN Framework Convention on climate change [J]. Regional Environmental Change, 2023, 23(1): 38.

[4] Bherwani H, Banerji T, Menon R. Role and value of urban forests in carbon sequestration: review and assessment in Indian context [J]. Environment, Development and Sustainability, 2024, 26(1): 603−626.

[5] Reichstein M, Carvalhais N. Aspects of forest biomass in the earth system: its role and major unknowns [J]. Surveys in Geophysics, 2019, 40(4): 693−707.

[6] Le Toan T, Quegan S, Davidson M W J, et al. The BIOMASS mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(11): 2850−2860.

[7] Seely H, Coops N C, White J C, et al. Modelling tree biomass using direct and additive methods with point cloud deep learning in a temperate mixed forest [J]. Science of Remote Sensing, 2023, 8: 100110.

[8] Ali A. Forest stand structure and functioning: current knowledge and future challenges [J]. Ecological Indicators, 2019, 98: 665−677.

[9] Fu L, Lei X, Hu Z, et al. Integrating regional climate change into allometric equations for estimating tree aboveground biomass of Masson pine in China [J]. Annals of Forest Science, 2017, 74(2): 1−15.

[10] He X, Lei X D, Dong L H. How large is the difference in large-scale forest biomass estimations based on new climate-modified stand biomass models [J]. Ecological Indicators, 2021, 126: 107569.

[11] Parresol B R. Assessing tree and stand biomass: a review with examples and critical comparisons [J]. Forest Science, 1999, 45(4): 573−593.

[12] 曾伟生, 唐守正. 一个新的通用性相对生长生物量模型 [J]. 林业科学, 2012, 48(1): 48−52.
Zeng W S, Tang S Z. A new general biomass allometric model [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2012, 48(1): 48−52.

[13] Lee Y J, Park G E, Lee H I, et al. Stand age-driven tree size variation and stand type regulate aboveground biomass in alpine-subalpine forests, South Korea [J]. Science of the Total Environment, 2024, 915: 170063.

[14] Ali A, Lin S L, He J K, et al. Tree crown complementarity links positive functional diversity and aboveground biomass along large-scale ecological gradients in tropical forests [J]. Science of The Total Environment, 2019, 656: 45−54.

[15] Chave J, Andalo C, Brown S, et al. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests [J]. Oecologia, 2005, 145(1): 87−99.

[16] Saint-André L, M'Bou A T, Mabiala A, et al. Age-related equations for above- and below-ground biomass of a eucalyptus hybrid in Congo [J]. Forest Ecology and Management, 2005, 205(1−3): 199−214.

[17] Wu C, Chen Y, Peng C, et al. Modeling and estimating aboveground biomass of *Dacrydium pierrei* in China using machine learning with climate change [J]. Journal of Environmental Management, 2019, 234: 167−179.

[18] Güner Ş T, Diamantopoulou M J, Poudel K P, et al. Employing artificial neural network for effective biomass prediction: an alternative approach [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 192: 106596.

[19] Wongchai W, Onsree T, Sukkam N, et al. Machine learning models for estimating above ground biomass of fast growing trees [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 199: 117186.

[20] 姚立忠, 李太福, 易军, 等. 神经网络模型的透明化及输入变量约简 [J]. 计算机科学, 2012, 39(9): 247−251,278.
Yao L Z, Li T F, Yi J, et al. Visualize black-box of NN model and its application in dimensionality reduction [J]. Computer Science, 2012, 39(9): 247−251,278.

[21] Marcus E, Teuwen J. Artificial intelligence and explanation: how, why, and when to explain black boxes [J]. European Journal of Radiology, 2024, 173: 111393.

[22] 国家林业与草原局. 中国森林资源清查报告 (2014—2018)[M]. 北京: 中国林业出版社, 2019.
National Forestry and Grassland Administration. China forest resources inventory report (2014−2018) [M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 2019.

[23] 单凯丽. 基于气候变化下的杉木人工林优势木单木生长模型研究 [D]. 南昌: 江西农业大学, 2020.
Shan K L. Study on individual tree growth model of dominant trees in Chinese fir plantations based on climate Change [D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2020.

[24] 童冉, 周本智, 姜丽娜, 等. 我国杉木人工林可持续经营面临的问题及发展策略: 基于全国分布区的调查 [J]. 世界林业研究,

2019, 32(2): 90−96.
Tong R, Zhou B Z, Jiang L N, et al. Problems and development strategy for sustainable management of Chinese fir plantation: based on the investigation of its national distribution [J]. World Forestry Research, 2019, 32(2): 90−96.

[25] Wang T L, Wang G Y, Innes J L, et al. Climateap: an application for dynamic local downscaling of historical and future climate data in asia pacifi [J]. Frontiers of Agricultural Science and Engineering, 2017, 4(4): 448−458.

[26] Gamache M T. Free and low cost datasets for international mountain cartography[J]. Environmental Science, Geography, 2004, 26: 52968353.

[27] International Centre for Tropical Agriculture (CIAT). Void-filled seamless SRTM data [DS]. (2004).

[28] FAO. Harmonized World Soil Database version 2.0[Z]. International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA), 2023.

[29] 杨爱霞, 仲波, 柳钦火, 等. 遥感多光谱卫星分析即用数据研究进展 [J]. 遥感学报, 2025, 29(5): 1103−1122.
Yang A X, Zhong B, Liu Q H, et al. Progress on analysis ready data for remote sensing multispectral satellite [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(5): 1103−1122.

[30] Wang Z X, He L Y, Zhao Y F. Forecasting the seasonal natural gas consumption in the US using a gray model with dummy variables[J/OL]. Applied Soft Computing, 2021, 113: 108002 [2024−05−19]. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108002.

[31] Xie J, Zheng J, Bai L. Model for restoring obstructed beam transmission in atmospheric turbulence based on BP neural network[J/OL]. Physics Letters A, 528(28): 130030[2024−04−16]. https://doi.org/10.1016/j.physleta.2024.130030.

[32] 彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 68−79.
Peng Z, Lü Y J, Qu C, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 68−79.

[33] Yang Y, Mei G, Izzo S. Revealing influence of meteorological conditions on air quality prediction using explainable deep learning [J]. IEEE Access, 2022, 10: 50755−50773.

[34] 生态环境部办公厅. 温室气体自愿减排项目方法学 造林碳汇 (CCER—14—001—V01)[R/OL]. (2023−10−24)[2024−08−16]. https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk06/202310/t20231024_1043877.html.
Office of the Ministry of Ecology and Environment. Greenhouse gas voluntary emission reduction project methodology afforestation carbon sink (CCER−14−001−V01)[R/OL]. (2023−10−24)[2024−08−16]. https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk06/202310/t20231024_1043877.html.

[35] 郭文清, 徐清乾, 许忠坤, 等. 马尾松人工纯林不同器官含碳系数分析 [J]. 湖南林业科技, 2014, 41(4): 40−44.
Guo W Q, Xu Q Q, Xu Z K, et al. Analysis on carbon content factors of different organs of pure *Pinus massoniana* forest [J]. Hunan Forestry Science & Technology, 2014, 41(4): 40−44.

[36] Zhou W, Li H, Xie L, et al. Remote sensing inversion of grassland aboveground biomass based on high accuracy surface modeling[J/OL]. Ecological Indicators, 2021, 121: 107215[2024−07−18]. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107215.

[37] 车荧璞, 王庆, 李世林, 等. 基于超分辨率重建和多模态数据融合的玉米表型性状监测 [J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 169−178.
Che Y P, Wang Q, Li S L, et al. Monitoring of maize phenotypic traits using super-resolution reconstruction and multimodal data fusion [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(20): 169−178.

[38] 孙剑. 基于多模态遥感数据的红原县草地地上生物量估测研究 [D]. 南充: 西华师范大学, 2024.
Sun J. Research on estimation of aboveground biomass of grassland in Hongyuan County based on multimodal remote sensing data [D]. Nanchong: China West Normal University, 2024.

[39] 国家林业和草原局. 森林资源连续清查技术规程: GB/T 38590—2020[S]. 北京: 中国标准出版社, 2020.
National Forestry and Grassland Administration. Technical Regulations for Continuous Inventory of Forest Resources: GB/T 38590−2020[S]. Beijing: China Standards Press, 2020.

[40] 熊光康, 厉月桥, 熊有强, 等. 低密度造林对杉木生长、形质和材种结构的影响 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2021, 45(3): 165−173.
Xiong G K, Li Y Q, Xiong Y Q, et al. Effects of low stand density afforestation on the growth, stem-form and timber assortment structure of *Cunninghamia lanceolata* plantations [J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2021, 45(3): 165−173.

[41] 贺鹏, 陈振雄, 彭检贵. 湖南省主要树种单木相容性生物量模型系统研建 [J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(3): 61−72.
He P, Chen Z X, Peng J G. Development of a compatible biomass model system for individual trees of major tree species in Hunan Province of central China [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(3): 61−72.

[42] 吴发云, 高显连, 周蓉, 等. 基于林分高度及郁闭度的森林生物量和蓄积量模型研究 [J]. 林业资源管理, 2021(2): 61−67.
Wu F Y, Gao X L, Zhou R, et al. Research on forest biomass and stock volume model based on stand height and canopy density [J]. Forest Resources Management, 2021(2): 61−67.

[43] Zhao D H, Kane M, Markewitz D, et al. Additive tree biomass equations for midrotation loblolly pine plantations [J]. Forest Science, 2015, 61(4): 613−623.

[44] 吕梓晴, 段爱国. 不同产区杉木生物量与碳储量模型 [J]. 林业科学, 2024, 60(2): 1−11.
Lü Z Q, Duan A G. Biomass and carbon storage model of *Cunninghamia lanceolata* in different production areas [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2024, 60(2): 1−11.

[45] 李洋, 彭道黎, 袁钰娜. 应用 XGBoost 算法对森林地上生物量的机载 LiDAR 反演 [J]. 东北林业大学学报, 2023, 51(5): 106−112, 129.
Li Y, Peng D L, Yuan Y N. Airborne LiDAR data inversion of forest aboveground biomass using XGBoost algorithm [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2023, 51(5): 106−112, 129.

（责任编辑 范 娟
责任编委 张会儒）