

DOI:10.12171/j.1000-1522.20230011

基于树冠和竞争因子的杉木胸径估测

朱兆廷 孙玉军 梁瑞婷 马佳欣 李佳怡

(北京林业大学森林资源和环境管理国家林业和草原局重点开放性实验室, 北京 100083)

摘要:【目的】无人机遥感的迅速发展为胸径预估提供了新方向, 本研究适用于通过无人机遥感技术提取样地单木树冠因子后, 估算胸径及林分每公顷断面积等指标, 实现精准高效的森林资源监测与管理。【方法】根据福建省将乐国有林场 33 块杉木人工林地面调查数据, 利用 10 种传统模型与 2 种机器学习方法分别对单木胸径进行估测, 并基于不同的自变量组合形式来分析不同因子对胸径估测的影响。【结果】根据传统模型参数拟合结果可以看出, 树冠半径与胸径呈显著正相关, 林分密度、偏冠因子及竞争指数与胸径均呈显著负相关。传统模型建模过程中所引入最优竞争指数为树冠重叠内角相关的 CI_2 , 模型逻辑斯蒂模型拟合结果最优, 幂函数(有截距)模型次之。而在使用检验数据进行估测时, 幂函数(有截距)有着最好的估测效果。随机森林模型均具有较好的拟合效果, 使用检验数据进行估测, 不同竞争指数对模型拟合提升程度不同, 与树冠重叠面积相关的竞争指数 CI_3 取得了最好的效果。支持向量回归模型拟合优度小于随机森林, 略大于传统模型。对胸径进行估测时, 包含与竞争木大小相关的竞争指数 CI_4 的模型为最优模型。【结论】传统模型和机器学习模型在拟合与估测单木胸径上均取得了一定的效果, 利用机器学习模型效果更优。在模型的不同自变量组合中, 加入有关树冠的竞争指数能使模型预测精度提高, 决定系数 R^2 增加, E_{MA} 、 E_{RMS} 及 A_{IC} 减小。传统模型的最优竞争指数为重叠内角相关的竞争指数 CI_2 , 在机器学习方法中与对象木和竞争木大小相关的竞争指数 CI_3 和 CI_4 也取得了较好的效果。此外, 偏冠指数对于胸径估测的提升效果仍需进一步验证。

关键词: 胸径估测; 林木竞争; 随机森林; 支持向量机

中图分类号: S758.5 文献标志码: A 文章编号: 1000-1522(2023)09-0042-10

引文格式: 朱兆廷, 孙玉军, 梁瑞婷, 等. 基于树冠和竞争因子的杉木胸径估测 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(9): 42-51.
Zhu Zhaoting, Sun Yujun, Liang Ruiting, et al. Estimating DBH of *Cunninghamia lanceolata* based on crown and competition factors[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(9): 42-51.

Estimating DBH of *Cunninghamia lanceolata* based on crown and competition factors

Zhu Zhaoting Sun Yujun Liang Ruiting Ma Jiaxin Li Jiayi

(Key Open Laboratory of State Forestry and Grassland Administration of Forest Resources and Environmental Management,
Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: [Objective] The rapid development of unmanned aerial vehicle remote sensing has provided a new direction for diameter at breast height (DBH) prediction. This study was suitable for extracting individual tree crown factors from sample plots through unmanned aerial vehicle remote sensing technology, estimating indicators such as DBH and stand basal area per hectare, and achieving accurate and efficient forest resource monitoring and management. [Method] Based on the ground survey data of 33 *Cunninghamia lanceolata* plantations in Jiangle National Forest Farm, Fujian Province of eastern China, ten traditional models and two machine learning methods were used to estimate the individual DBH. Based on different combinations of independent variables, the impact of different factors on the estimation of DBH

收稿日期: 2023-01-15 修回日期: 2023-05-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(31870620), 林业科学技术推广项目([2019]06)。

第一作者: 朱兆廷。主要研究方向: 森林结构与生长模型模拟。Email: zhuzhaoting2@163.com 地址: 100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学林学院。

责任作者: 孙玉军, 教授。主要研究方向: 森林资源监测、林业遥感。Email: sunyj@bjfu.edu.cn 地址: 同上。

本刊网址: <http://j.bjfu.edu.cn>; <http://journal.bjfu.edu.cn>

was analyzed. [Result] According to the fitting results of traditional model parameters, it can be seen that the crown radius was significantly positively correlated with DBH, while the stand density, crown deviation factor, and competition index were all significantly negatively correlated with DBH. The optimal competition index introduced in the traditional model modeling process was CI2, which was related to the overlapping internal angles of tree crowns, and the fitting result of model power logistic model was the best, followed by the power function model (with intercept). The power function model (with intercept) had the best estimation effect when using test data for estimation. RF models all had high fitting effect. Using test data to estimate, different competition indices had varying degrees of improvement in model fitting, and the competition index CI3, which was related to the overlapping area of tree crowns, achieving the best effect. The goodness of fit of SVR model was less than that of random forest and slightly greater than traditional model. When estimating the DBH, the model containing competition index CI4 related to the size of competing trees was the optimal model. [Conclusion] Both traditional models and machine learning models have achieved certain results in fitting and estimating the DBH of individual trees, and the use of RF models is more effective. Adding competition indices related to tree crowns to different combinations of independent variables in the model can improve the prediction accuracy, increase the R^2 and reduce E_{MA} , E_{RMS} , and A_{IC} . The optimal competition index introduced for different models is the competition index CI2 related to overlapping internal angles, and in the machine learning methods, the competition indexes CI3 and CI4 related to the size of target trees and competing trees also achieve good results. The improvement effect of CAI on DBH estimation still needs further verification.

Key words: DBH estimation; stand competition; random forest; support vector machine

胸径是林业调查中的重要测树因子之一, 在估算森林蓄积量、生物量、碳储量等森林指标中广泛应用, 在林业工作中具有重要意义^[1-3]。在构建冠幅模型时, 多用胸径作为基础自变量, 并能取得较好的拟合效果, 体现了树木生长中冠幅和胸径的相关性^[4-5]。随着无人机遥感技术在林业相关研究广泛应用, 陈周娟等^[6]基于无人机倾斜影像对单木进行定位识别及树冠轮廓分割。奚祥书等^[7]使用不同降维方法对影像进行处理以提高树冠检测精度。冉崇宪等^[8]提出了一种新的树冠边界提取算法, 在稀疏区和较密集区均有较好的树冠边界提取效果。谢运鸿等^[9]对森林进行实例分割, 取得较高精度的单木冠幅信息。相关森林参数的提取研究为胸径预测提供了新的方向。如韦雪花等^[10]对北京市 13 个常见树种进行研究, 使用树高和冠幅两个自变量分别对胸径进行拟合。陈瑞波等^[11]以广西马尾松和桉树为研究对象, 以树高为自变量分别构建胸径、冠幅模型。

在胸径模型相关研究中, 竞争通常是被优先考虑的影响因素之一。洪李斌等^[12]在胸径模型中引入林分密度和相对直径, 认为考虑竞争的混合效应模型能有效提升传统模型预测精度。谢伊等^[13]在云冷杉针阔混交林的研究认为改善空间结构有利于林木胸径生长。不同竞争因子对模型的提升效果具有差异。王孝安等^[14]以树木自身胸径和邻木竞争因子作为自变量拟合胸径生长率, 认为合适的竞争因子能

够提升模型优度。陆江^[15]比较了简单竞争指数和树冠竞争指数对胸径生长量的影响, 认为树冠竞争指数更能说明胸径生长和竞争的关系。刘强等^[16]在单木生长模型的研究中比较了树冠竞争指数和简单竞争指数的相关性, 认为树冠因子的引入增强了竞争因子对于模型的提升效果。张晔理等^[17]在对树木竞争因子的研究中指出, 树冠竞争指数与简单竞争指数相比与林木生长量的相关性更强。

机器学习具有不受具体模型形式限制, 可以挖掘因变量和自变量的非线性相关性等诸多优点, 广泛运用于林业模型模拟^[18-19]。如张孟库等^[20]使用 4 种机器学习方法预测落叶松树皮厚度, 拟合效果均优于基础模型, 且随机森林模型拟合效果最好。欧强新等^[21]使用随机森林算法对单木胸径进行生长预测, 认为随机森林模型具有较好的解释效果。Che 等^[22]建立了杉木人工林断面积的人工神经网络模型及支持向量回归模型, 并认为支持向量回归拟合效果更优。使用机器学习算法可以更好地探究竞争因子对胸径预测的提升效果。

本研究以福建省将乐县的杉木人工林为研究对象, 使用地面测量的单木胸径及树冠数据, 利用 10 种传统模型和 2 种机器学习方法(随机森林、支持向量回归)分别构建胸径预测模型, 并引入偏冠指数、树冠相关的竞争指数, 比较不同因子加入后对模型的精度提升效果, 为多方法胸径估测提供理论依

据和实际指导。

1 研究区概况及研究方法

研究区位于福建省将乐国有林场(26°25′~27°04′N、117°05′~117°40′E),属于亚热带季风气候,年平均气温 18.6℃,年平均降水量 1 676.3 mm,年平均蒸发量 1 204 mm,年平均无霜期 298 d。地处武夷山脉东南坡,山岭耸峙,丘陵起伏,大致呈西南向东北延伸的山间盆地。海拔 200~600 m,土壤类型多为红壤和黄红壤,土壤厚度为 43~62 cm。植被类型丰富,主要乔木树种有:杉木(*Cunninghamia lanceolata*)、马尾松(*Pinus massoniana*)、木荷(*Schima superba*)、毛竹(*Phyllostachys heterocycla*)等。

1.1 建模数据

本研究采用 2019—2021 年间实测的 33 块杉木人工林样地。选取的调查样地均为近熟、成熟杉木人工林纯林,海拔约为 230 m,面积为 20 m×20 m,考虑边缘效应,将每一块样地边界树木(边界范围 2 m)去除。在每块样地内,记录树木相对位置并进行每木检尺,树冠半径数据利用激光测距仪实测每木 8 向(东、东南、南、西南、西、西北、北、东北)树冠最远端到树干的距离,枯枝不记作树冠边界。共收集样木 732 株,对于每一块样地取该样地内数据的 3/4 作为建模样本,该样地内剩余 1/4 数据作为检验样本,再合并得到整体的建模样本和检验样本,即每个样地内建模数据和检验数据的比例均为 3:1。计算样本调查因子统计量见表 1,包括胸径、树冠半径(crown radius, R_C)、偏冠指数(crown asymmetry index, CAI)、林分密度(stand density, SD)。

本研究中的单木树冠半径是指八方向树冠半径的平均值,偏冠指数为树冠投影区域图形与圆的偏离程度,计算公式^[23]如下所示。

$$R_C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_{Ci} \quad (1)$$

$$CAI = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{R_C}{|R_{Ci} - R_C| + R_C} \quad (2)$$

式中: R_C 为平均树冠半径, R_{Ci} 分别第 i 方向的树冠半径, n 为所测量树冠半径的方向数量。

1.2 竞争指数

使用文献中 4 个常用的竞争指数^[24]对每株树所受到的竞争进行量化,竞争指数的计算过程只使用树冠因子及树木之间的距离,示意图见图 1。对于每株对象木来说,邻木中与其树冠具有重叠部分的,即为竞争木。对于 CI1~CI4,数值越大代表目标树受到的邻木竞争影响越大。

$$CI1 = \sum_{j=1}^n \left(\frac{D_{OLij} \times R_{Ci}}{2} \right) \quad (3)$$

$$CI2 = \frac{1}{2\pi} \times \sum_{j=1}^n \theta_{ij} \quad (4)$$

$$CI3 = \frac{1}{Z_i} \times \sum_{j=1}^n O_{ij} \quad (5)$$

$$CI4 = \frac{\sum_{j=1}^n (O_{ij} + Z_j)}{Z_i} \quad (6)$$

式中: D_{OLij} 对象木 i 和竞争木 j 之间树冠投影重叠的距离(m), R_{Ci} 对象木 i 的树冠半径(m), θ_{ij} 表示竞争木 j 的重叠区域对对象木 i 的圆的内角(弧度), Z_i 、 Z_j 表示对象木 i 和竞争木 j 的影响区面积(其半径等于最大树冠的半径, m^2), O_{ij} 表示竞争木 j 和对象木 i 之间的树冠重叠面积(m^2)。

1.3 传统模型

本研究在模拟林木胸径时,选取 10 个在胸径冠幅建模拟合中常见的传统模型^[4],拟合过程使用 R 语言中的 nlme 包实现。对于二参数模型,将林分密度 SD、偏冠指数 CAI 和竞争指数 CI1~CI4 依次引入模型参数,每个模型具有 10 种组合。对于三参数模型,将林分密度 SD、偏冠指数 CAI、竞争指数 CI 分别引入模型参数,每个模型具有 24 种组合。对于每个模型筛选出最佳变量组合,去除竞争指数后重新拟合,计算评价指标并对比。

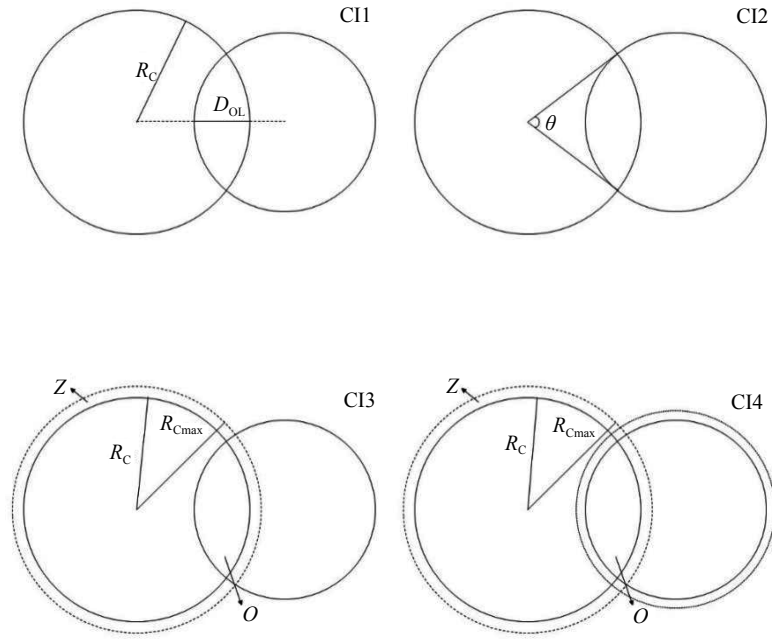
1.4 机器学习

本文使用 2 种常见的机器学习算法对单木胸径

表 1 建模数据和检验数据统计

Tab. 1 Summary statistics of modeling set and validation set

数据类型 Data type	建模数据 Modeling data				检验数据 Validation data			
	最小值 Min. value	最大值 Max. value	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	最小值 Min. value	最大值 Max. value	平均值 Mean	标准差 Standard deviation
DBH/cm	9.20	39.20	21.89	4.97	10.00	38.80	21.72	5.19
树冠半径Crown radius/m	0.45	3.00	1.52	0.34	0.44	2.79	1.55	0.36
偏冠指数Crown asymmetry index	0.04	0.42	0.19	0.07	0.05	0.55	0.18	0.07
林分密度/(株·hm ⁻²) Stand density/(tree·ha ⁻¹)	475.00	2 050.00	1 264.82	488.64	475.00	2 050.00	1 264.62	486.36



CI1 ~ CI4. 竞争指数; D_{OL} . 对象木和竞争木之间树冠投影重叠的距离(m); R_C . 树冠半径平均值; θ . 竞争木的重叠区域对对象木的圆的内角(弧度); R_{Cmax} . 最大树冠半径; Z . 影响区面积(其半径等于最大树冠的半径, m^2); O . 竞争木和对象木之间的树冠重叠面积(m^2). 下同。CI1–CI4, the competition index; D_{OL} , the distance (m) between the crown projection overlaps of the target and the competitor; R_C , average crown radius; θ , the overlapping area of the competitor affecting the internal angle (radian) of the target's circle; R_{Cmax} , the maximum crown radius of the target; Z , area of influence area (whose radius is equal to the radius of the maximum tree crown, m^2); O , the crown overlap area between the target and the competitor (m^2). The same below.

图1 竞争指数示意图

Fig. 1 Diagram of competition factors

进行建模, 每种机器学习算法根据自变量组合不同构建6个不同模型, 自变量组合分别为 R_C -SD、 R_C -SD-CAI、 R_C -SD-CAI-CI1、 R_C -SD-CAI-CI2、 R_C -SD-CAI-CI3、 R_C -SD-CAI-CI4。

随机森林(random forest, RF)在回归预测中的基学习器是回归树, 该方法通过重抽样手段构建一系列基学习器, 并将这些基学习器的预测结果组合起来输出。在每个基学习器的构建过程中, 在每个树节点随机地从全部 p 个变量中选取 $k(1 \leq k \leq p)$ 个, 然后从中寻找一个最优划分变量, 然后将所有基学习器预测结果的平均值作为最终的预测结果^[25]。同时计算预测变量的相对重要性来提高模型的可解释性^[26]。本研究使用 R 语言中的 randomForest 包, 建立6个变量不同的随机森林模型, 随机森林决策树的数目范围为(0 ~ 500), 特征数为自变量个数。对建立的最优随机森林模型进行评价和检验。

支持向量机(support vector machine)被扩展到回归问题时称为支持向量回归(support vector regression, SVR)。它使用一种称为超平面的边界将数据划分为具有近似值的组。通过分析输入变量和输出变量的数量关系, 对新观测的输出变量进行预测, 在解决小样本、非线性、高维的回归和分类问题上有很大优势^[18]。本研究使用 R 语言中的 e1071

包, 构建了6个变量不同的 SVR 模型, 核函数 kernel 范围为(RBF、linear、poly), 惩罚系数 Cost (0.001、0.01、0.1、1、5、10), 内核系数 Gamma 为(0.01、0.1、1、5), 距离误差 epsilon 为(0.01、0.2、0.5、1)。使用不同的参数组合对模型进行训练以确定最优参数组合, 对建立的最优支持向量回归模型进行评价和检验。

1.5 模型检验

本文拟合评价和检验结果采用平均绝对误差(mean absolute error, E_{MA}), 均方根误差(root mean square error, E_{RMS}), 决定系数(R^2)和赤池信息准则(Akaike information criterion, A_{IC})来比较, 其中 A_{IC} 可以衡量机器学习复杂度和模型拟合效果的优良性。模型统计量数学表达式如下所示。

$$E_{MA} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (7)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{(n-1)}} \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

$$A_{IC} = n \times \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \right) + 2p \quad (10)$$

式中： y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为第*i*株树木胸径实测值和预测估计值， $\bar{y}$ 为树木胸径实测平均值，*n*为参与计算的样本总数，*p*表示模型参数个数。

2 结果与分析

2.1 传统模型

根据表 1 中的建模数据和表 2 中的 10 种常用模型分别拟合胸径，保留每个模型的最优变量组合形式，同时拟合舍去竞争指数变量后的胸径模型，得到每个模型拟合的最佳参数组合形式，具体见表 3，模型参数及显著性见表 4，模型评价及检验结果见表 5。由表 3 可知，对于 7 种二参数模型的最佳模型形式，引入的最优变量均为林分密度及竞争指数，偏

冠指数没有表现出比其他两个因子更好的拟合效果。除模型 M7 将 CI3 作为最佳竞争指数引入，其他模型引入变量均为 CI2，竞争指数 CI2 表现出了相对较优的提升效果。由表 4 可知，除常数项外，只有三参数模型所引入的偏冠指数出现了显著性较差的现象，与胸径呈负相关。其他各变量参数均显著，对模型均有显著相关。其中树冠半径与胸径呈显著正相关，林分密度、偏冠指数与胸径均呈显著负相关。由表 5 可知，不同模型拟合结果差异较小，其中逻辑斯蒂模型 M8 拟合效果最好，在两种变量组合下均优于其他模型。不包含偏冠指数 CAI 的模型中，指数模型 M3 拟合效果最好。包含竞争指数模型拟合 R^2 在 0.422 ~ 0.452 之间，舍去竞争指数后拟合 R^2 在 0.412 ~ 0.435 之间。用检验数据对模型进行检验，幂函数(有截距)得到了最高的估测效果，两种变量组合下均得到较高的 R^2 以及最低的 E_{MA} 和 E_{RMS} 。

表 2 传统模型形式

Tab. 2 Traditional model form

模型 Model	数学表达式 Mathematical expression	名称 Name
M1	$D = a + b \times R_C$	线性函数 Linear function
M2	$D = a \times R_C^b$	幂函数 Power function
M3	$D = a \times \exp(b \times R_C)$	指数函数 Exponential function
M4	$D = a \times (1 - \exp(-b \times R_C))$	单分子式 Monomolecular function
M5	$D = a \times b^{R_C}$	复合型 Composite function
M6	$D = \exp(a + b \times R_C)$	生长型 Growth function
M7	$D = (R_C / (a + b \times R_C))^2$	豪斯费尔德 I 型 Hausfeld type I
M8	$D = a / (1 + b \times \exp(-c \times R_C))$	逻辑斯蒂函数 Logistic function
M9	$D = a + b \times R_C + c \times R_C^2$	二次型 Quadratic function
M10	$D = a + b \times R_C^c$	幂函数(有截距) Power function (with intercept)

注：*D*为单木胸径， R_C 为单木树冠半径，*a*、*b*、*c*均为模型参数。Notes: *D* represents the DBH of a single tree, R_C represents the crown radius of a single tree, and *a*, *b*, and *c* are all model parameters.

表 3 传统模型最优变量组合形式

Tab. 3 Optimal variable combination forms of traditional model

模型 Model	含竞争指数 Including competitive factor	不含竞争指数 Excluding competitive factor
M1	$(a + b \times CI2) + (c + d \times SD) \times R_C$	$a + (b + c \times SD) \times R_C$
M2	$(a + b \times SD) \times R_C^{(c + d \times CI2)}$	$(a + b \times SD) \times R_C^c$
M3	$(a + b \times SD) \times \exp((c + d \times CI2) \times R_C)$	$(a + b \times SD) \times \exp(c \times R_C)$
M4	$(a + b \times SD) \times (1 - \exp((c + d \times CI2) \times (-R_C)))$	$(a + b \times SD) \times (1 - \exp(c \times (-R_C)))$
M5	$(a + b \times SD) \times (c + d \times CI2)^{R_C}$	$(a + b \times SD) \times c^{R_C}$
M6	$\exp((a + b \times SD) + (c + d \times CI2) \times R_C)$	$\exp((a + b \times SD) + c \times R_C)$
M7	$(R_C / ((a + b \times CI3) + (c + d \times SD) \times R_C))^2$	$(R_C / (a + (b + c \times SD) \times R_C))^2$
M8	$(a + b \times SD) / (1 + (c + d \times CI2) \times \exp((-R_C) \times (e + f \times CAI)))$	$(a + b \times SD) / (1 + c \times \exp((-R_C) \times (d + e \times CAI)))$
M9	$(a + b \times CI2) + (c + d \times SD) \times R_C + (e + f \times CAI) \times R_C^2$	$a + (b + c \times SD) \times R_C + (d + e \times CAI) \times R_C^2$
M10	$(a + b \times CI2) + (c + d \times SD) \times R_C^{(e + f \times CAI)}$	$a + (b + c \times SD) \times R_C^{(d + e \times CAI)}$

注：SD, 林分密度，CAI, 偏冠指数，*d*、*e*、*f*均为模型参数。Notes: SD, stand density. CAI, crown asymmetry index. *d*, *e*, and *f* are all model parameters.

表 4 传统模型参数估计

Tab. 4 Parameter estimation of traditional models

模型 Model	竞争指数 Competitive factor	参数 Parameter					
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>	<i>f</i>
M1	CI2	11.477(0.751)***	-1.069(0.255)***	10.006(0.511)***	-0.002(0.000)***		
		10.985(0.753)***	10.102(0.519)***	-0.002(0.000)***			
M2	CI2	21.520(0.533)***	-0.003(0.000)***	0.548(0.040)***	-0.065(0.022)**		
		21.894(0.529)***	-0.003(0.000)***	0.482(0.034)***			
M3	CI2	16.373(0.645)***	-0.002(0.000)***	0.327(0.022)***	-0.025(0.007)***		
		16.914(0.656)***	-0.002(0.000)***	0.297(0.020)***			
M4	CI2	38.389(1.904)***	-0.005(0.001)***	0.815(0.081)***	-0.055(0.016)***		
		38.036(1.810)***	-0.005(0.001)***	0.810(0.077)***			
M5	CI2	16.388(0.645)***	-0.002(0.000)***	1.385(0.030)***	-0.032(0.009)***		
		16.914(0.656)***	-0.002(0.000)***	1.346(0.028)***			
M6	CI2	2.815(0.041)***	0.000(0.000)***	0.327(0.022)***	-0.025(0.007)***		
		2.851(0.041)***	0.000(0.000)***	0.297(0.020)***			
M7	CI3	0.076(0.006)***	0.011(0.004)**	0.139(0.004)***	0.000(0.000)***		
		0.076(0.006)***	0.140(0.004)***	0.000(0.000)***			
M8	CI2	54.886(19.461)**	-0.007(0.003)**	2.642(1.003)**	0.251(0.075)***	0.681(0.239)**	-0.299(0.164)
		56.805(23.159)*	-0.008(0.004)*	2.759(1.180)*	0.657(0.259)*	-0.359(0.184)	
M9	CI2	10.973(2.107)***	-1.013(0.255)***	10.826(2.606)***	-0.002(0.000)***	0.166(0.844)	-2.337(0.945)*
		10.439(2.131)***	11.032(2.641)***	-0.002(0.000)***	0.184(0.856)	-2.637(0.955)**	
M10	CI2	4.178(7.384)	-0.972(0.255)***	17.865(7.620)*	-0.003(0.000)***	0.706(0.286)*	-0.614(0.351)
		0.463(10.094)	21.486(10.399)*	-0.003(0.000)***	0.600(0.287)*	-0.591(0.353)	

注: *为参数估计值显著($P < 0.05$), **为中等显著($P < 0.01$), ***为极显著($P < 0.001$), 括号内数值为标准误。Notes: * implies that the parameter estimated value is significant ($P < 0.05$); ** implies that the parameter estimate is moderately significant ($P < 0.01$); and *** implies that the parameter estimate is extremely significant ($P < 0.001$). The values in brackets are standard errors.

表 5 传统模型拟合优度和检验结果

Tab. 5 Goodness of fit and test results of traditional model

模型 Model	竞争指数 Competitive factor	建模数据 Modeling data			检验数据 Validation data		
		E_{MA}/cm	E_{RMS}/cm	R^2	E_{MA}/cm	E_{RMS}/cm	R^2
M1	CI2	3.017	3.738	0.439	2.946	3.799	0.444
		3.063	3.792	0.421	2.997	3.889	0.417
M2	CI2	3.032	3.744	0.438	2.977	3.830	0.435
		3.055	3.775	0.428	3.000	3.897	0.415
M3	CI2	3.018	3.735	0.441	2.952	3.817	0.439
		3.050	3.779	0.427	2.994	3.900	0.415
M4	CI2	3.044	3.769	0.431	2.980	3.849	0.430
		3.083	3.811	0.418	3.037	3.922	0.408
M5	CI2	3.019	3.736	0.440	2.953	3.819	0.439
		3.050	3.779	0.427	2.994	3.900	0.415
M6	CI2	3.019	3.735	0.440	2.951	3.816	0.440
		3.050	3.779	0.427	2.995	3.897	0.416
M7	CI3	3.065	3.798	0.422	3.007	3.859	0.427
		3.097	3.83	0.412	3.040	3.922	0.408
M8	CI2	2.992	3.695	0.452	2.927	3.798	0.444
		3.023	3.740	0.439	2.984	3.886	0.418
M9	CI2	3.005	3.715	0.446	2.940	3.791	0.446
		3.044	3.769	0.430	2.998	3.877	0.421
M10	CI2	2.995	3.703	0.450	2.927	3.792	0.446
		3.035	3.752	0.435	2.991	3.879	0.420

注: E_{MA} , 平均绝对误差, E_{RMS} , 均方根误差, R^2 , 决定系数。Notes: E_{MA} , mean absolute error; E_{RMS} , root mean square error; R^2 , coefficient of determination.

对于相同模型, 包含竞争指数的变量组合得到了更好的估测效果。

2.2 机器学习模型拟合结果

2.2.1 随机森林

基于 6 种自变量组合进行随机森林回归, 得到各模型最优参数见表 6, 拟合优度及评价指标见表 7。由拟合结果可知, 随机森林模型拟合效果较好, RF1 仅使用树冠半径和林分密度两个因子拟合 R^2 达到了 0.852, 在引入偏冠指数和不同竞争指数后, 拟合精度进一步提升。进行模型检验时, 各模型估测精度均有不同程度的下降, 其中估测精度最高的模型为 RF5, 其 R^2 略高于其他模型, E_{MA} 、 E_{RMS} 、 A_{IC} 均低于其他模型, RF4 次之。同时, 对各模型进行了自变量相对重要性计算, 结果如图 2 所示, 在所

表 6 随机森林模型参数

Tab. 6 Model parameters of random forest (RF)

模型 Model	参数 Parameter		
	变量组合 Variable combination	决策树 Decision tree	特征数 Feature number
RF1	$R_C + SD$	172	2
RF2	$R_C + SD + CAI$	143	3
RF3	$R_C + SD + CAI + CI1$	456	4
RF4	$R_C + SD + CAI + CI2$	330	4
RF5	$R_C + SD + CAI + CI3$	287	4
RF6	$R_C + SD + CAI + CI4$	264	4

有模型中树冠半径均为重要性最高的变量, 在含有竞争指数的模型中重要性排序依次为树冠半径 > 林分密度 > 竞争指数 > 偏冠指数。

表 7 随机森林拟合优度和检验结果

Tab. 7 Goodness of fit and test results for RF

模型 Model	建模数据 Modeling data				检验数据 Validation data			
	E_{MA}/cm	E_{RMS}/cm	R^2	A_{IC}	E_{MA}/cm	E_{RMS}/cm	R^2	A_{IC}
RF1	1.604	2.011	0.852	764.347	2.782	3.575	0.533	470.271
RF2	1.399	1.769	0.895	626.737	2.706	3.447	0.564	458.883
RF3	1.282	1.625	0.914	536.379	2.700	3.382	0.578	453.918
RF4	1.290	1.646	0.914	549.956	2.649	3.340	0.590	449.396
RF5	1.313	1.675	0.909	569.191	2.665	3.329	0.591	448.201
RF6	1.325	1.690	0.909	578.672	2.709	3.404	0.571	456.345

注: A_{IC} 赤池信息准则。Note: A_{IC} , akaike information criterion.

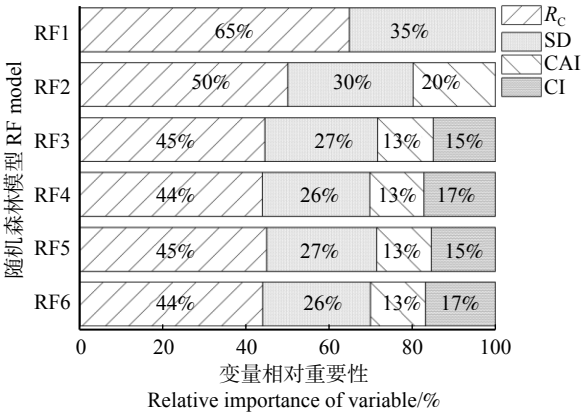


图 2 随机森林模型特征变量相对重要性

Fig. 2 Relative importance of RF model characteristic variables

表 8 支持向量回归模型参数

Tab. 8 Parameters of SVR model

模型 Model	变量组合 Variable combination	核函数 Kernel function	惩罚系数 Cost coefficient	内核系数 Gamma coefficient	距离误差 Epsilon
SVR1	$R_C + SD$	RBF	5	0.01	0.5
SVR2	$R_C + SD + CAI$	RBF	10	0.01	1.0
SVR3	$R_C + SD + CAI + CI1$	RBF	10	0.01	0.5
SVR4	$R_C + SD + CAI + CI2$	RBF	1	0.10	0.5
SVR5	$R_C + SD + CAI + CI3$	RBF	1	0.10	0.5
SVR6	$R_C + SD + CAI + CI4$	RBF	5	0.01	0.5

表 9 支持向量回归拟模型合统计量
Tab. 9 Fitting statistics of SVR model

模型 Model	建模数据 Modeling data				检验数据 Validation data			
	E_{MA}/cm	E_{RMS}/cm	R^2	A_{IC}	E_{MA}/cm	E_{RMS}/cm	R^2	A_{IC}
SVR1	3.010	3.726	0.444	1 435.174	2.967	3.908	0.413	502.849
SVR2	3.029	3.700	0.454	1 429.429	3.002	3.880	0.421	502.240
SVR3	2.928	3.616	0.476	1 406.466	2.908	3.798	0.445	496.451
SVR4	2.829	3.498	0.510	1 370.394	2.919	3.792	0.446	495.886
SVR5	2.825	3.507	0.509	1 373.136	2.919	3.789	0.447	495.503
SVR6	2.917	3.614	0.478	1 405.872	2.844	3.753	0.459	492.013

测效果较为接近。

3 讨 论

树木的生长过程受多种因素影响,包括树种自身的遗传因素、地形气候等环境因素以及树木之间的资源竞争等。在单木胸径预测模型的构建中,如果仅使用树木大小因子进行拟合,会忽略林分因素对树木生长的影响。因此,将林分密度作为基础自变量进行模型拟合是必要的,能够在一定程度上减少不同林分之间的差异性,同时应尽可能减少自变量个数,以保证模型的实用性。这与洪李斌等^[12]构建以林分密度作为随机效应的混合效应模型预测胸径具有相同的考虑。偏冠指数在 7 种二参数传统模型拟合中,并没有表现出高于竞争指数的拟合效果,在两种机器学习方法中效果也并不理想,随机森林模型中该变量重要性最低,在支持向量回归模型中对模型精度提升也较小。何亚平等^[27]研究树冠偏冠现象与多种因素之间的相关关系,并计算不同偏冠指数,也表现出偏冠率与胸径相关性不显著的现象。偏冠是树木受到外界因素影响产生的适应性结果,与环境 and 竞争具有强相关性,但偏冠生长是否会影响树木对资源的获取,进而限制单木生长,以及对林木竞争的影响程度,还需要进一步研究探索。

本研究共选用 4 个不同的竞争指数来描述邻木之间的竞争程度。其中 CI1 与对象木本身大小成正比,树木自身越大所受的竞争越强。CI2 只考虑了对象木与竞争木之间的重叠角度大小,并未考虑对象木和竞争木的大小关系。CI3 与对象木本身大小成反比,树木自身越大其受到的竞争越小。CI4 在考虑对象木自身大小的同时,还考虑了竞争木的大小,竞争木越大,重叠部分越大,对象木受到的竞争越大。本研究表明,仅使用树木之间的距离与冠幅构建的竞争因子能够描述树木之间的竞争关系,改善模型拟合效果,这与张晔瑾等^[17]的研究结论一致。从对模型的提升效果来看,与树木大小无关的竞争指数

CI2 在传统模型和随机森林模型中表现出了较好的拟合与估测效果,而对于支持向量回归模型,考虑对象木和竞争木大小的竞争指数 CI4 得到了最优表现。在本研究中,不同竞争因子并没有体现出较大的差异,这可能是由于本文 4 种竞争因子均以树冠重叠作为构建基础,而在选取具有树冠重叠的邻木作为竞争木时,会放大地面数据测量时的误差,减小不同竞争因子之间的差异性。需要更科学地考虑竞争木选取规则以及竞争因子构建形式,以提升竞争因子对林木竞争的描述性,探索竞争因子对于胸径生长的影响程度,为胸径多方法预估提供新思路。

4 结 论

本研究以福建将乐地区杉木人工林作为研究对象,基于 10 种传统模型和 2 种机器学习方法,构建了包含单木树冠半径、偏冠指数、邻木竞争以及所处林分密度的单木胸径预测模型,对模型进行了评价及验证,分析不同自变量组合对胸径的估测效果以及竞争因子对预测效果的提升程度。结果表明,在所有模型中,随机森林模型的估测效果最优,传统模型中幂函数(有截距)模型的估测效果最优;竞争因子能够提升对单木胸径的估测精度,而偏冠指数对于胸径估测的提升效果仍有待进一步验证。因此,使用树冠数据对单木胸径预测具有一定可行性,能够为林分因子估算提供新方向,实现森林资源的高效监测与管理。

参 考 文 献

[1] 邓坤枚, 邵彬, 李飞. 长白山北坡云冷杉林胸径、树高结构及其生长规律的分析 [J]. 资源科学, 1999, 21(1): 79–86.
Deng K M, Shao B, Li F. Analysis for diameter, height structures and growth of spruce-fir forest on northern slope of Changbai Mountains[J]. Resource Science, 1999, 21(1): 79–86.
[2] Bi H Q, Turner J, Lambert M J. Additive biomass equations for native eucalypt forest trees of temperate Australia[J]. Trees, 2004(4): 467–479.
[3] Zhou X H, Brandle J R, Schoeneberger M M, et al. Developing

- above-ground woody biomass equations for open-grown, multiple-stemmed tree species: shelterbelt-grown Russian-olive[J]. *Ecological Modelling*, 2007, 202(3): 311–323.
- [4] 邱思玉, 孙玉军. 长白落叶松人工林单木冠幅模型[J]. *东北林业大学学报*, 2021, 49(2): 49–53.
- Qiu S Y, Sun Y J. Individual tree crown width prediction models for *Larix olgensis* plantation[J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2021, 49(2): 49–53.
- [5] 单凯丽, 臧颢, 潘萍, 等. 赣中天然阔叶林单木冠幅预测模型的研究[J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2022, 46(1): 88–96.
- Shan K L, Zang H, Pan P, et al. Individual tree crown width prediction models for natural *Phoebe bournei* in central Jiangxi Province[J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2022, 46(1): 88–96.
- [6] 陈周娟, 程光, 卜元坤, 等. 基于无人机倾斜影像的阔叶林单木参数提取[J]. *林业资源管理*, 2022 (1): 132–141.
- Chen Z J, Cheng G, Bu Y K, et al. Single tree parameter extraction of broad-leaved forest based on UAV tilting photography [J]. *Forestry Resource Management*, 2022 (1): 132–141.
- [7] 奚祥书, 夏凯, 杨垠晖, 等. 结合多光谱影像降维与深度学习的城市单木树冠检测[J]. *遥感学报*, 2022, 26(4): 711–721.
- Xi X S, Xia K, Yang Y H, et al. Urban individual tree crown detection research using multispectral image dimensionality reduction with deep learning[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(4): 711–721.
- [8] 冉崇宪, 李森磊. 利用无人机多光谱影像提取树冠信息[J]. *测绘通报*, 2022 (7): 112–117.
- Ran C X, Li S L. Tree canopy delineation using UAV multispectral imagery[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2022(7): 112–117.
- [9] 谢运鸿, 荆雪慧, 孙钊, 等. 基于实例分割的高郁闭度林分单木树冠无人机遥感提取[J]. *林业科学研究*, 2022, 35(5): 14–21.
- Xie Y H, Jing X H, Sun Z, et al. Tree crown extraction of UAV remote sensing high canopy density stand based on instance segmentation[J]. *Forest Research*, 2022, 35(5): 14–21.
- [10] 韦雪花, 王佳, 冯仲科. 北京市 13 个常见树种胸径估测研究[J]. *北京林业大学学报*, 2013, 35 (5): 56–63.
- Wei X H, Wang J, Feng Z K. Estimating diameter at breast height for thirteen common tree species in Beijing[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2013, 35 (5): 56–63.
- [11] 陈瑞波, 朱宁宁, 梅树红, 等. 广西桉树和马尾松单木胸径/冠幅-树高模型构建[J]. *测绘与空间地理信息*, 2022, 45(7): 70–73, 84.
- Chen R B, Zhu N N, Mei S H, et al. Individual diameter-height and crown-height prediction models for *Pinus massoniana* and *Eucalyptus* in Guangxi[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2022, 45(7): 70–73, 84.
- [12] 洪李斌, 卿蕴贤, 田佳赫, 等. 基于混合效应模型的塞罕坝华北落叶松人工林单木去皮胸径生长预测[J]. *林业与生态科学*, 2022, 37(2): 127–133.
- Hong L B, Qing Y X, Tian J H, et al. Prediction of single tree inside bark DBH growth of *Larix principis-rupprechtii* plantation in Saihanba based on mixed effects model [J]. *Forestry and Ecological Sciences*, 2022, 37(2): 127–133.
- [13] 谢伊, 杨华. 长白山天然云冷杉针阔混交林主要树种胸径生长与林分空间结构的关系[J]. *北京林业大学学报*, 2022, 44(9): 1–11.
- Xie Y, Yang H. Relationship between stand spatial structure and DBH increment of principal species in natural spruce-fir mixed forest in Changbai Mountains of northeastern China[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2022, 44(9): 1–11.
- [14] 王孝安, 段仁燕, 王明利. 太白红杉单木胸径生长模型的研究[J]. *武汉植物学研究*, 2005, 23(2): 157–162.
- Wang X A, Duan R Y, Wang M L. Study on DBH increment model of individual trees growing for *Larix chinensis*[J]. *Journal of Wuhan Botanical Research*, 2005, 23(2): 157–162.
- [15] 陆江. 林分内竞争对林木胸径生长量的影响研究[J]. *林业调查规划*, 2021, 46(2): 153–156, 164.
- Lu J. Effect of intra-stand competition on tree DBH growth[J]. *Forestry Inventory and Planning*, 2021, 46(2): 153–156, 164.
- [16] 刘强, 李凤日, 董利虎. 基于竞争因子的落叶松人工林单木生长模型[J]. *植物研究*, 2014, 34 (4): 547–553.
- Liu Q, Li F R, Dong L H. Individual tree growth model of larch plantation based on crown competition factors[J]. *Bulletin of Botanical Research*, 2014, 34 (4): 547–553.
- [17] 张晔理, 张怀清, 陈永富, 等. 基于树冠因子的林木竞争指数研究[J]. *林业科学研究*, 2016, 29 (1): 80–84.
- Zhang Y C, Zhang H Q, Chen Y F, et al. Study of tree competition index based on crown feature[J]. *Forest Research*, 2016, 29 (1): 80–84.
- [18] 雷相东. 机器学习算法在森林生长收获预估中的应用[J]. *北京林业大学学报*, 2019, 41(12): 23–36.
- Lei X D. Application of machine learning algorithms in forest growth and yield prediction[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2019, 41(12): 23–36.
- [19] 梁瑞婷, 孙玉军, 李芸. 深度学习和传统方法模拟杉木树高-胸径模型比较[J]. *林业科学研究*, 2021, 34(6): 65–72.
- Liang R T, Sun Y J, Li Y. Comparison of deep learning and traditional models to simulate the height-DBH relationship of Chinese Fir[J]. *Forest Research*, 2021, 34(6): 65–72.
- [20] 张孟库, 姜立春. 基于机器学习的落叶松树皮厚度预测[J]. *北京林业大学学报*, 2022, 44(6): 54–62.
- Zhang M K, Jiang L C. Prediction of bark thickness for *Larix gmelinii* based on machine learning[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2022, 44(6): 54–62.
- [21] 欧强新, 雷相东, 沈琛琛, 等. 基于随机森林算法的落叶松-云冷杉混交林单木胸径生长预测[J]. *北京林业大学学报*, 2019, 41(9): 9–19.
- Ou Q X, Lei X D, Shen C C, et al. Individual tree DBH growth prediction of larch-spruce-fir mixed forests based on random forest algorithm[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2019, 41(9): 9–19.
- [22] Che H S, Tan X H, Xiang C W, et al. Stand basal area modelling

- for Chinese fir plantations using an artificial neural network model[J]. *Journal of Forestry Research*, 2019, 30(5): 1641–1649.
- [23] 孙钊, 潘磊, 乔晶晶, 等. 偏冠对树冠垂直投影面积计算的影响 [J]. 林业科学研究, 2022, 35(1): 166–171.
- Su Z, Pan L, Qiao J J, et al. Effect of partial crown on calculation of vertical projection area of crown[J]. *Forest Research*, 2022, 35(1): 166–171.
- [24] Zhou M L, Lei X D, Lu J, et al. Comparisons of competitor selection approaches for spatially explicit competition indices of natural spruce-fir-broadleaf mixed forests[J]. *European Journal of Forest Research*, 2022, 141: 177–211.
- [25] Ou Q X, Lei X D, Shen C C. Individual tree diameter growth models of larch-spruce-fir mixed forests based on machine learning algorithms[J/OL]. *Forests*, 2019, 10(2): 187[2023–01–02]. <https://doi.org/10.3390/f10020187>.
- [26] Malone T, Liang J J. A bark thickness model for white spruce in Alaska northern forests[J/OL]. *International Journal of Forestry Research*, 2014, 2009: 1–5[2023–01–02]. <https://doi.org/10.1155/2009/876965>.
- [27] 何亚平, 费世民, 徐嘉, 等. 川西南山地云南松林窗边界木偏冠现象与影响因素 [J]. 北京林业大学学报, 2007, 29(6): 66–71.
- He Y P, Fei S M, Xu J, et al. Crown inclination of *Pinus yunnanensis* gap border trees and the influencing factors in the mountain area of southwest of Sichuan, southwestern China[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2007, 29(6): 66–71.
- (责任编辑 孟瑶
责任编辑 惠刚盈)