

基于 BLS 数据的人工红松冠幅预测模型构建

康义龙¹, 贾炜玮^{1,2*}, 王帆¹, 刘奇峰³, 朱万才³

(1. 东北林业大学林学院, 哈尔滨 150040; 2. 东北林业大学森林生态系统可持续经营教育部重点实验室, 哈尔滨 150040;
3. 黑龙江省林业科学研究所, 哈尔滨 150081)

摘要: 为预测人工红松冠幅, 该研究利用背包式激光雷达 (backpack laser scanning, BLS) 提取各单木因子并构建人工红松冠幅预测模型。结果表明: BLS 点云数据与实测数据平均匹配率达到 98.5%, 显示出较高的准确度。点云数据与实测胸径的 RMSE 均值为 0.924, R^2 均在 0.9 以上, 表现出较强的相关性; 与实测树高的 RMSE 均值为 2.067, R^2 均在 0.650 以上, 相关性较弱; 与实测树冠的 RMSE 均值为 0.376, R^2 均在 0.8 以上, 相关性较强。在模型拟合方面, 二次型函数的基础模型拟合和预估效果最好 ($R_a^2 = 0.528$, RMSE=0.718, MAE=0.580, MAPE=0.157), 引入林分平均胸径、高径比和每公顷大于对象木断面积之和能够显著提升模型拟合检验精度。考虑样地作为随机效应的混合效应模型预测效果最好 ($R_a^2 = 0.655$, RMSE=0.620, MAE=0.484, MAPE=0.130)。综上所述, 结合 BLS 点云数据与测量数据构建冠幅预测模型具有一定的可行性, 可以利用 BLS 辅助林业调查。

关键词: 激光雷达; 点云; 红松; 冠幅; 非线性混合效应模型

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202407002

中图分类号: S757

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2025)-03-0179-08

康义龙, 贾炜玮, 王帆, 等. 基于 BLS 数据的人工红松冠幅预测模型构建[J]. 农业工程学报, 2025, 41(3): 179-186. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202407002 <http://www.tcsae.org>

KANG Yilong, JIA Weiwei, WANG Fan, et al. Constructing a crown width prediction model for *Pinus koraiensi* using BLS data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(3): 179-186. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202407002 <http://www.tcsae.org>

0 引言

树冠是指林木地上部分由枝干和叶子组成的密集区域, 负责光合作用、碳循环和环境调节, 对树木生长及森林生态系统的维持至关重要^[1]。冠幅是林业调查的必须因子^[2-3], 构建冠幅预测模型不仅可以辅助林业研究^[4-5]。此外冠幅还能用来表示林木间的竞争能力, 确定人工林合理密度, 同时, 辅助森林经营强化管理, 对实现森林资源的永续利用具有重要意义^[6]。传统的冠幅测定方法十分繁琐, 通常需要 3~4 个人的参与, 耗费大量人力、物力和财力^[7]。因此, 构建高精度的冠幅预测模型对林业资源调查和开展相关研究具有重要意义。

随着林业的不断发展, 遥感技术的引进为林业发展提供了大量便利^[8]。激光雷达技术作为一种高精度测量手段, 通过向目标物体发射激光并接收其反射信号, 能够精确获取目标的三维空间信息, 从而实现对物体特性的精确测量。机载激光雷达 (airborne laser scanning, ALS) 和地基激光雷达 (terrestrial laser scanning, TLS) 在林业中的应用非常广泛^[9-13], 蔡硕^[14]利用 TLS 提取广西国有高峰林场树木的胸径。张信杰等^[15]利用 ALS 对海南省

五指山市人工桉树林进行单木因子提取。唐佳俊等^[16]利用机载激光雷达提取单木信息构建材积预估模型预估马尾松材积。目前 ALS 和 TLS 在林业发展上的应用十分成熟, 但 ALS 和 TLS 体型较大, 不利于携带, 并受到环境条件的制约。

而背包式激光雷达 (backpack laser scanning, BLS) 作为一种可携带的雷达技术通过在设定的路线上进行移动, 利用传感器在多个方向上进行扫描获取样地三维信息, 灵活性强, 易操作, 目前已有学者通过 BLS 来进行单木因子的提取。杨军等^[17]通过背包式激光雷达扫描蒙古栎天然林发现 BLS 提取的蒙古栎胸径和树高与实测数据具有很高的相关性。黄旭等^[18-19]分别通过 BLS 对落叶松人工林和桉树人工林进行单木因子提取, 发现点云提取数据与实测数据具有很高的相关性。从目前的研究来看^[20-21], BLS 主要应用于胸径和树高的提取研究, 而对于冠幅扫描提取以及利用点云数据与测量数据进行建模的研究相对较少, 本研究以 BLS 点云数据与实测数据相结合构建人工红松冠幅预测模型。

传统的冠幅预测模型是以胸径为自变量预估冠幅, 后又引入了其他单木因子及林分因子, 传统的冠幅模型认定为各因子之间相互独立, 因子之间是线性关系。但树木实际生长过程中, 由于气候、人为等的影响这些因子之间是一种非线性关系, 导致调查数据可能存在自相关和异方差的问题。而混合效应模型是一种包含固定效应和随机效应的模型, 其方差-协方差结构能更好的反

收稿日期: 2024-07-01 修订日期: 2024-12-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (U21A20244)

作者简介: 康义龙, 研究方向为森林经理。Email: 913402704@qq.com

※通信作者: 贾炜玮, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为森林经理。

Email: jiaww2002@163.com

映不同林分或重复测量冠幅建模数据的异质性和相关性。马爱云等^[2]对孟家岗林场的长白山落叶松进行研究,以样地作为随机效应构建落叶松人工林非线性混合效应模型,结果表明非线性混合效应冠幅预测模型比基础模型拟合检验效果要好。邱思玉等^[7]对伊春市东折棱河林场长白落叶松人工林进行分析,考虑到样地和区组对模型的影响,以样地和区组作为随机效应构建长白落叶松非线性混合效应模型,结果显示混合模型拟合检验优于基础模型。符利勇等^[22]对黄丰桥国有林场的杉木进行分析,以立地指数和样地作为随机效应构建两水平的非线性混合效应模型,结果显示优于基础模型。

各项研究表明混合效应模型相对于其他方法可以更有效的分析数据并显著提高预测精度,因此本研究选择基于BLS点云数据的人工红松非线性混合效应模型预测冠幅。

1 研究区概况与数据采集

1.1 研究区概况

研究区位于黑龙江省佳木斯市孟家岗林场(130°32′~130°52′E, 46°20′~46°30′N, 见图1),该林场位于完达山西麓余脉,地势为低山丘陵,坡度平缓,主要在10°~20°之间。

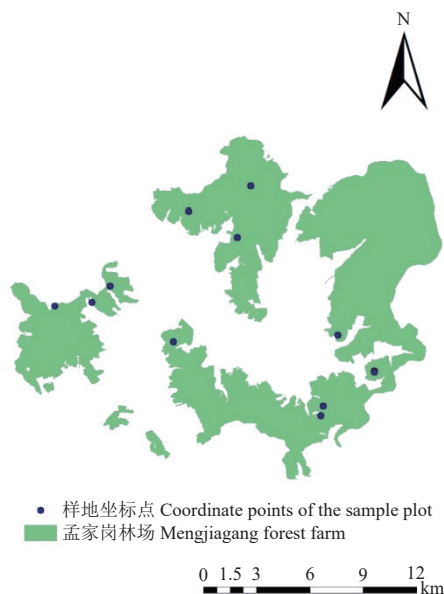


图1 研究区域概况图
Fig.1 Overview of the study area

地势东北高,西南低,属于东亚大陆性季风气候。冬季寒冷干燥,夏季温暖湿润,春季少雨多风容易干旱。极端温度最高可达35.6℃,最低可降至-34.7℃。年平均气温≥10℃,积温为2547℃,年平均降水量为550 mm。森林覆盖率81.7%,人工林占三分之二,天然林占三分之一,其主要树种为红松(*Pinus koraiensis*)、落叶松(*Larix olgensis*)、樟子松(*Pinus sylvestris*)和云杉(*Picea asperata*)为主的针叶树种人工林和以白桦(*Betula platyphylla*)、黑桦(*Betula davuria*)、柞树(*Quercus mongolica*)、山杨(*Populus davidiana*)、水曲柳(*Fraxinus mandshurica*)、胡桃楸(*Juglans*

mandshurica)、黄波罗(*Phellodendron amurense*)等天然林树种。

1.2 数据采集

1.2.1 实测数据的采集

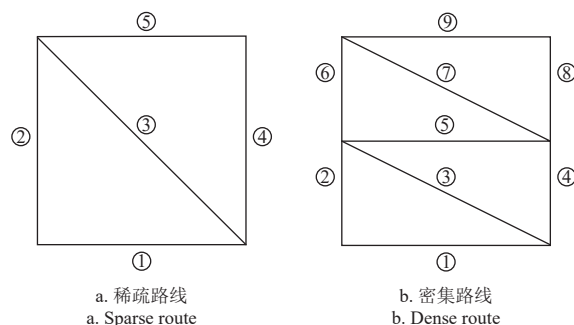
在孟家岗林场人工红松林选取12块坡度小于5°并经过间伐后的样地进行实测调查,其中7号和9号样地面积为0.09 hm²,其余面积为0.06 hm²。用50 m皮尺圈出样地,利用胸径尺、超声波测高器等进行每木检尺,内容包括胸径(D_{BH} , cm)、树高(H , m)、冠幅(C_{μ} , m)等因子。样地实测信息如表1所示。

表1 样地实测信息
Table 1 Actual measurement data of sample sites

编号 Number	每公顷株数 Number of trees per hectare/tree	树高 Tree height/ m	冠幅 Crown width/m	胸径 Diameter breast height/ cm	林龄 Forest age	海拔 Altitude/ m
1	483	14.8	5.7	25.1	41	255.9
2	683	14.8	5.1	23.9	40	242.5
3	783	13.3	4.3	21.3	37	237.1
4	567	15.4	4.7	24.9	47	257.0
5	500	14.4	5.6	27.2	37	247.0
6	1183	16.6	3.4	21.2	46	228.0
7	1078	17.9	3.9	21.6	44	201.5
8	1367	12.0	3.3	17.5	38	233.0
9	844	13.6	4.3	22.8	40	262.8
10	883	14.2	4.6	22.5	39	260.5
11	1167	11.8	4.5	19.1	37	194.6
12	1033	14.3	4.1	19.3	32	222.6

1.2.2 点云数据的采集

本文采用北京数字绿土科技有限公司研发的LiBackpack 50背包式激光雷达扫描系统进行扫描,搭配VLP16传感器, LiDAR精度±3cm,垂直视角为-15°~15°,扫描范围100 m。在利用背包式激光雷达对样地进行扫描前,根据样地信息规划路线(图2),6、7、8、11和12号样地采用图2b计划路线,其余样地采用图2a计划路线。



注:①~⑨表示行走路线顺序。
Note: ① to ⑨ indicate the order of the walking route.

图2 样线扫描图
Fig.2 Sample line scanning map

2 研究方法

本研究使用背包式激光雷达提取单木胸径、树高和冠幅,并使用实测数据评价提取精度,最后基于点云数据构建人工红松冠幅预测模型。本研究流程图如图3所示。

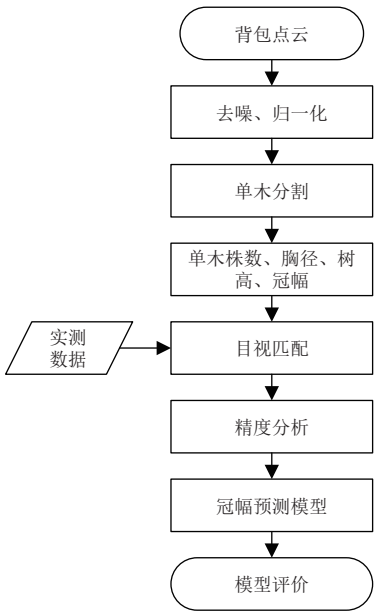


图 3 研究流程图
Fig.3 Research flow chart

2.1 点云数据处理

在使用 BLS 对样地进行扫描时，非研究对象（如飞翔的鸟类和路过的车辆）所产生的点云数据会成为噪点，这些噪点可能在点云数据地面点归一化过程中导致地面点的判断错误。为确保点云数据的准确性，本研究采用 LiDAR360 软件对点云数据进行去噪处理，以有效去除这些干扰点，从而提高数据处理的精度和可靠性。

由于样地地形并不平整，为了消除地形对单木参数提取造成的影响，本研究首先利用改进的渐进加密三角网滤波算法（improved progressive TIN densification, IPTD）分类地面点，其次利用数字高程模型算法

（digital elevation model，DEM）进行归一化处理。通过归一化，可以将点云数据的高程值调整到相对一致的范围内，消除地形起伏对数据的影响，使得数据更适合进行后续的分析 and 处理。

2.2 单木分割

本研究运用区域增长与阈值判断相结合的方法（point cloud segmentation, PCS），对点云数据进行精细的单木分割。该算法通过深入分析两点云之间的相对距离，精确定义它们所属的单木，从而实现高效的单木分割。首先，在点云中选定最高点作为单木的顶点，以此为起点进行区域增长，将相互距离小于预设阈值的点归为同一单木，而超出阈值的点则被排除在外，以此分割出单木。随后，在剩余点云中选取新的最高点作为下一株单木的顶点，如此反复进行，从高到低逐一分割，最终获取样地中每株单木的数量和树高信息。

2.3 单木匹配

本研究没有采用 RTK 辅助定位，BLS 不含地理坐标信息，所以采用目视对比的方法将背包式激光雷达单木分割结果与实测单木分布位置进行匹配。

2.4 点云提取精度评价

单木参数提取精度使用均方根误差（root mean squared error, RMSE）和决定系数（coefficient of determination, R^2 ）两个指标进行评价。

2.5 人工红松冠幅预测模型的构建

2.5.1 基础模型的构建

查阅文献选择研究中常用的 8 个胸径-冠幅模型（表 2）作为基础备选模型^[22-24]。利用人工红松点云数据对备选模型进行拟合检验，最终选择拟合检验效果最好的模型作为基础模型。

表 2 基础模型拟合检验
Table 2 Basic functions fitting statistics

模型 Model	表达式 Expression	拟合数据 Fitting data		检验数据 Validation data	
		R_a^2	RMSE/m	MAE/m	MAPE/m
线性 Linear	$C_W = a + bD_{BH}$	0.527	0.720	0.582	0.158
幂函数 Power	$C_W = aD_{BH}^b$	0.525	0.720	0.581	0.157
二次型 Quadratic	$C_W = a + bD_{BH} + cD_{BH}^2$	0.528	0.718	0.580	0.157
对数型 Logarithmic	$C_W = a \ln(D_{BH}) + b$	0.490	0.747	0.578	0.158
逻辑斯蒂 Logistic	$C_W = a / (1 + b(-cD_{BH}))$	0.526	0.720	0.590	0.159
指数型 Exponential	$CW = ae^{bD_{BH}}$	0.528	0.718	0.585	0.158
豪斯费尔德 Hossfeld	$C_W = (D_{BH} / (a + bD_{BH}))^2$	0.514	0.730	0.578	0.156
幂函数有截距 Power(intercept)	$C_W = aD_{BH}^b + c$	0.529	0.718	0.585	0.158

注：C_W代表冠幅，m；D_{BH}代表胸径，cm；a、b、c为模型参数；R_a²为调整决定系数。
Note: C_W represents crown width, m; D_{BH} represents breast height diameter, cm; a, b, and c are model parameters in the table; R_a² is adjust the coefficient of determination.

2.5.2 广义模型的构建

在树木生长过程中，单木冠幅并不仅仅受到胸径的影响，还受其他因子的影响。因此，为了提高模型预测精度，使用再参数的方法引入其他单木因子和林分因子等构建广义模型。本研究通过 SPSS 软件进行相关性分析，考虑各变量之间的共线性，通过 R 语言软件逐步回归筛选变量，剔除方差膨胀因子（VIF）大于 5 的变量，最终将所选变量加入基础模型构建广义模型。

2.5.3 非线性混合效应模型的构建

将样地作为随机效应构建非线性红松冠幅混合效应模型，单水平非线性混合效应模型形式如下：

$$\begin{cases} y_{ij} = f(\phi_{ij}, u_{ij}) + e_{ij}, i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, n_i \\ \phi_{ij} = A_{ij}\beta + B_{ij}b_i \\ e_{ij} \sim N(0, \sigma^2 R_i) \\ R_i = \sigma^2 G_i^{0.5} \Gamma_i G_i^{0.5} \end{cases} \quad (1)$$

式中，y_{ij}是第i样地中第j株样木的冠幅观测值，M为样

地个数, n_i 是第 i 样地内观测的株数。 f 是含有参数向量 ϕ_{ij} 和协变量向量 v_{ij} 的非线性函数; β 为 $(p \times 1)$ 维固定效应向量, b_i 是 $(p \times 1)$ 维随机效应向量; A_{ij} 和 B_{ij} 分别为 β 和 b_i 的设计矩阵; e_{ij} 为误差项; σ^2 是残差方差, R_i 为样地分组 i 的方差-协方差矩阵; G_i 代表方差异质性的对角矩阵; Γ_i 代表样地内误差相关性结构。

2.5.4 人工红松冠幅预测模型的检验与评价

本研究采用随机抽样的方法对冠幅预测模型进行检验, 通过评价指标均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、平均绝对百分比误差 (MAPE) 和调整决定系数 (R_a^2) 对模型的检验效果进行评价^[23-25]。

3 结果与分析

3.1 匹配率与提取精度

BLS 点云数据提取精度及单木匹配结果如表 3 所示。

表 3 点云数据提取精度

Table 3 Point cloud data extraction accuracy

样地 Plot	匹配率 Matching rate/%	R^2			RMSE		
		H	C_W	D_{BH}	H/m	C_W/m	D_{BH}/cm
1	100	0.698	0.868	0.946	2.147	0.374	0.591
2	100	0.712	0.861	0.916	2.254	0.367	1.134
3	100	0.740	0.888	0.904	1.454	0.341	0.914
4	100	0.718	0.859	0.951	2.412	0.415	0.838
5	100	0.720	0.873	0.962	2.039	0.423	0.866
6	97.2	0.660	0.822	0.933	3.127	0.381	1.214
7	99.0	0.650	0.817	0.953	3.216	0.325	1.222
8	96.3	0.730	0.837	0.973	1.401	0.318	0.879
9	97.3	0.740	0.883	0.945	1.466	0.424	0.883
10	98.1	0.693	0.857	0.955	2.097	0.421	0.914
11	97.0	0.730	0.855	0.953	1.142	0.321	0.885
12	96.7	0.670	0.834	0.931	2.045	0.401	0.745
平均值 Average value	98.5	0.705	0.855	0.943	2.067	0.376	0.924

注: 表中 H 代表树高, m。

Note: H represents tree height, m

由表 3 可知, 基于 BLS 的点云数据与实测数据匹配效果较好, BLS 点云数据与实测数据平均匹配率达到 98.5%。点云数据与实测胸径的 RMSE 均值为 0.924, R^2 均在 0.9 以上, 表现出较强的相关性; 与实测树高的 RMSE 均值为 2.067, R^2 均在 0.650 以上, 相关性较弱; 与实测树冠的 RMSE 均值为 0.376, R^2 均在 0.8 以上, 相关性较强。BLS 对于胸径和树冠的扫描精度较高, 而对于树高的扫描精度较差。因此本研究采用基于 BLS 提取的胸径和冠幅点云数据与测量树高数据结合构建红松冠幅预测模型。

3.2 最优人工红松冠幅预测模型

3.2.1 最优基础模型

8 个基础模型的拟合检验效果见表 2 所示, 二次型模型的拟合检验效果最好 ($R_a^2=0.528$, RMSE=0.718, MAE=0.580, MAPE=0.157), 本研究选择二次型模型作为最优基础模型 (式 (2)), 模型形式如下:

$$C_W = a + bD_{BH} + cD_{BH}^2 \quad (2)$$

3.2.2 最优广义模型

SPSS 相关性分析结果如表 4 所示, 由表 4 可知冠幅 (C_W) 与除 H_g 外的其他变量因子呈显著相关性。通过 R 语言的 step 函数对所选的备选变量进行逐步回归并计算 VIF 值, 剔除 VIF 大于 5 的变量, 最终选定 H_D 、 D_g 和 B_{AL} 加入基础模型之中构建广义模型, 模型形式如下:

$$C_W = a + dH_D + (b + fB_{AL})D_{BH} + (c + eD_g)D_{BH}^2 \quad (3)$$

式中 d 、 e 和 f 为模型参数。

表 4 相关性分析

Table 4 Correlation analysis

相关性 Relevance	C_W	H	D_{BH}	H_D	H_g	R_H	D_g	R_D	D_{DOM}	S_D	B_{AL}
C_W	1										
H	0.148**	1									
D_{BH}	0.717**	0.417**	1								
H_D	-0.628**	0.204**	-0.745**	1							
H_g	0.02	0.706**	0.300**	0.144**	1						
R_H	0.193**	0.703**	0.306**	0.123**	0	1					
D_g	0.468**	0.369**	0.573**	-0.322**	0.523**	0	1				
R_D	0.539**	0.255**	0.812**	-0.699**	0	0.385**	0	1			
D_{DOM}	0.228**	0.444**	0.470**	-0.138**	0.629**	0	0.819**	0	1		
S_D	-0.534**	-0.132**	-0.502**	0.420**	-0.187**	0	-0.875**	0	-0.485**	1	
B_{AL}	-0.622**	-0.07	-0.755**	0.699**	0.205**	-0.318**	-0.047	-0.875**	0.138**	0.211**	1
B_{AS}	-0.297**	0.454**	-0.019	0.308**	0.643**	0	-0.032	0	0.405**	0.477**	0.363**

注: 表中**表示在 0.01 级别 (双尾), 相关性显著。 H_D 代表高径比, $m \cdot cm^{-1}$; H_g 代表林分平均树高, m; R_H 代表相对高; D_g 代表林分平均胸径, cm; R_D 代表相对径; D_{DOM} 代表优势木平均胸径, cm; S_D 代表林分密度, 株 $\cdot hm^{-2}$; B_{AL} 代表每公顷大于对象木胸高断面面积之和, $m^2 \cdot hm^{-2}$; B_{AS} 代表每公顷林分胸高断面面积之和, $m^2 \cdot hm^{-2}$ 。

Note: ** in the table indicates significant correlation at the 0.01 level (double tailed). H_D stands for aspect ratio, $m \cdot cm^{-1}$; H_g represents the average tree height of the forest stand, m; R_H represents relative height; D_g represents the average diameter at breast height of the forest stand, cm; R_D represents the relative diameter; D_{DOM} represents the average diameter at breast height of dominant trees, cm; S_D represents stand density, 株 $\cdot hm^{-2}$; B_{AL} represents the sum of the cross-sectional areas greater than the height of the object's wood chest per hectare, m^2/hm^2 ; B_{AS} represents the sum of breast height and basal area per hectare of forest stand, $m^2 \cdot hm^{-2}$.

3.2.3 最优人工红松非线性混合冠幅预测模型

以样地作为随机效应添加到广义模型中的 6 个参数上, 共计 63 种组合形式, 如表 5 所示当添加到参数 b 时模型预测效果最好 (AIC=1 007.43, BIC=1 041.31)。非线性混合效应模型 (式 (4)) 拟合检验精度较广义模型有显著提升, 非线性混合效应模型 R_a^2 提升了 11.68%, RMSE 降低了 7.32% (表 6)。模型形式如下:

表 5 不同随机效应参数拟合结果

Table 5 Fit different random effect parameters

随机效应参数 Random effect parameters	AIC	BIC	LL
b	1 007.43	1 041.31	-495.715
a, f	1 008.41	1 050.75	-494.201
b, c, d	1 017.03	1 072.08	-495.513

注: AIC 代表赤池信息准则, BIC 代表贝叶斯信息准则, LL 代表对数似然值。 Note: AIC represents the Akaike Information Criterion, BIC represents the Bayesian Information Criterion, and LL stands for the Log-Likelihood value.

$$C_w = a + dH_D + (b + \mu + fB_{AL})D_{BH} + (c + eD_g)D_{BH}^2 \quad (4)$$

式中 μ 为随机效应参数。

3.3 模型拟合检验结果与评价

对基础模型（式（2））、广义模型（式（3））和非线性混合效应模型（式（4））分别计算拟合检验评价指标 R_a^2 、RMSE、MAE 和 MAPE。从表 6 可以看出广义模型要优于基础模型，其 R_a^2 提高了 11.15%，RMSE 降低了 6.7%。非线性混合效应模型（式（4））拟合检验指标优于其他模型（（ $R_a^2=0.655$ ，RMSE=0.620，MAE=0.484，MAPE=0.130））。以预测模型所得结果为横坐标，残差为纵坐标构建残差图（图 4），发现非线性混合效应模型的残差散点分布较其他模型集中且均匀，同时 3 个模型的散点分布范围相似，没有明显的异方差分布趋势，因此不需要消除异方差。

表 6 模型参数估计与对比评价

Table 6 Model parameter estimation and comparative evaluation

项目 Project	模型参数 Model parameter	基础模型 Base model	广义模型 Generalized mode	非线性混合模型 Nonlinear mixed effect model
固定效应参数 Fixed effect parameters	a	1.165 6	1.549 6	0.874 5
	b	0.107 7	0.282 1	0.161 3
	c	0.001 4	-0.010 7	-0.001 9
	d		-0.663 6	-0.020 4
	e		0.000 3	0.000 1
	f		-0.001 9	-0.000 2
方差 variance	σ_μ^2			0.000 2
	σ^2	0.488 6	0.411 5	0.384 8
	R_a^2	0.528 2	0.587 1	0.655 7
拟合数据 Fitting data	AIC	1 116.69	1 051.66	1 007.43
	BIC	1 133.63	1 081.30	1 041.31
检验数据 Validation data	RMSE	0.717 5	0.669 2	0.620
	MAE	0.580 3	0.501 6	0.484
	MAPE	0.157 1	0.136 4	0.130

注： σ_μ^2 为随机效应 μ 的方差， σ^2 为残差方差。
Note: σ_μ^2 is the variance of the random effect, σ^2 is the residual variance.

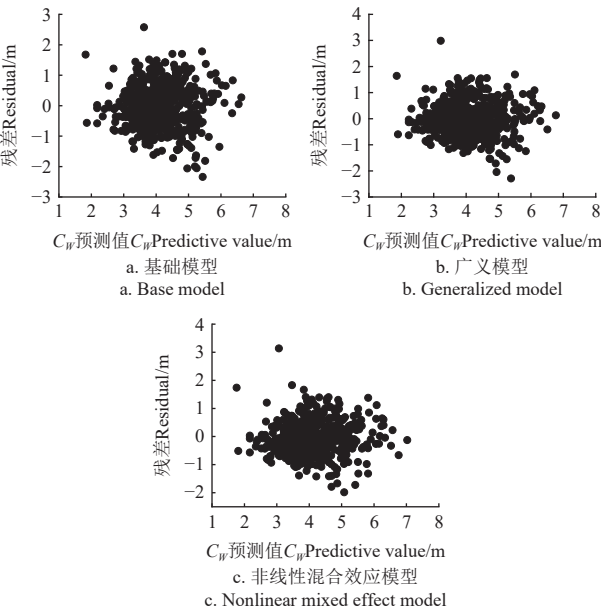


图 4 模型残差图
Fig.4 Model residual diagram

3.4 变量因子对冠幅预测的影响

为分析变量因子对冠幅混合效应模型预测的影响，

本研究利用混合效应固定效应部分模拟变量因子对冠幅预测的影响。固定两个变量因子为数据的均值，剩余变量因子取本研究数据范围值，做相对应的变量因子对红松冠幅预测影响图，如图 5 所示， C_w 与 H_D 和 B_{AL} 呈负相关，与 D_g 呈正相关。其中 B_{AL} 和 D_g 对红松冠幅预测模型的影响最大，随着胸径的增大， B_{AL} 和 D_g 的差异也越来越大，即对模型预测的影响也越来越大。

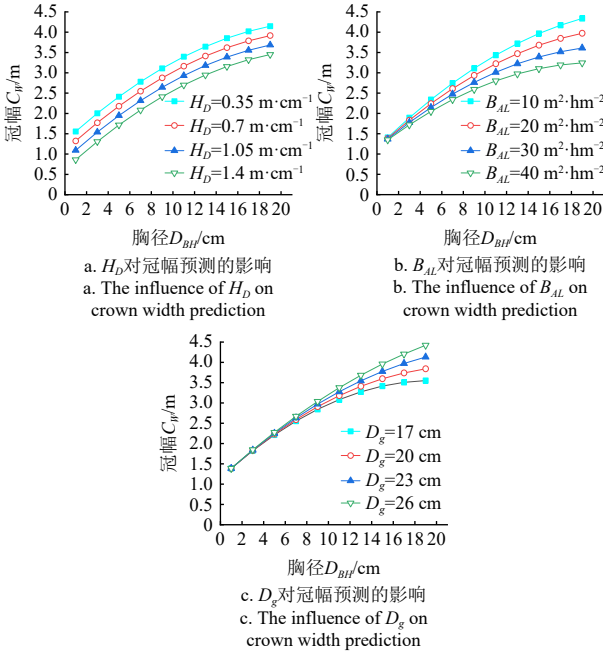


图 5 H_D 、 B_{AL} 和 D_g 对冠幅预测的影响
Fig.5 The Influence of H_D , B_{AL} and D_g on crown width prediction

4 讨 论

4.1 背包式激光雷达提取精度

本研究利用 BLS 对孟家岗林场 12 块样地进行扫描，提取各单木因子，其中对胸径的提取最为准确，其次是冠幅，对于树高的提取最差。本研究结果与其他单独使用 BLS 提取单木信息的研究结果一致，但低于张信杰等[15]利用 ALS 与 BLS 相结合对人工桉树树高的提取结果。BLS 的扫描方式为自下而上，在水平方向上扫描效果较好，在垂直方向上其扫描效果随高度的增高而降低，同时由于树冠的遮挡对树高的扫描存在一定的阻碍，而基于 BLS 对树冠的扫描提取是将整棵树垂直投影到平面进行计算的，遮挡对树冠的影响较低。而 ALS 能够很好的提取树高和树冠信息，如高凌寒等[26]利用 ALS 对海南博鳌人工经济林单木信息提取，结果显示各单木因子的决定系数均在 0.8 以上。在使用激光雷达对林区进行调查时，可以采用多种激光雷达相结合的方式提高精度，如蔡硕[14]和朱俊峰等[27]分别利用不同激光雷达相结合提高提取精度，结合 BLS 和 TLS 的胸径提取 RMSE 降低了 7.35%；结合 TLS 和 ALS 的树高提取 R^2 超过 0.94。综上所述，利用 BLS 辅助林业调查时可以挑选树木未展叶的时期进行调查，减少树冠遮挡对 BLS 扫描的影响，在密集林分进行扫描时可以与 TLS 和 ALS 结合提高扫

描精度。

4.2 人工红松非线性混合效应冠幅模型

本研究从常用的 8 个基础模型之中选择了二次型模型作为最优基础模型, 最优基础模型的选择对进一步的广义模型与混合模型有较大影响, 但是由于树种不同或者立地条件的差异基础模型的选择也各不相同, 如钟思琪等^[29]构建的杉木混合效应模型是以逻辑斯蒂模型为基础模型的。而吕乐^[30]选择指数模型作为枫桦冠幅预测的基础模型。在基础模型的基础上本研究引入高径比 (H_D)、林分平均胸径 (D_g) 和每公顷大于对象木断面积之和 (B_{AL}) 构建广义模型。 D_g 表示林分立地质量, D_g 越大林分立地质量越好, 冠幅越大; H_D 可以衡量单木的稳定性, H_D 越大, 单木稳定性越差, 易倒折, H_D 越小, 单木稳定性越好, 冠幅越大; B_{AL} 是衡量单木竞争能力的重要指标, B_{AL} 越大说明单木竞争能力越差, 单木冠幅越小。本研究将广义模型与基础模型进行对比评价分析, 结果表明广义模型的拟合检验效果要优于基础模型, 引入 H_D 、 D_g 和 B_{AL} 可以显著提高模型的拟合精度。以样地作为随机效应加入广义模型之中构建非线性混合效应模型, 对基础模型、广义模型和非线性混合效应模型分析, 非线性混合效应模型拟合检验精度优于其他模型。考虑随机效应能够有效提升模型的拟合精度和预测精度, 这与众多学者得出的结论一致^[25-31], 如 RAM 等^[32]对挪威云杉 (*Picea abies*) 和欧洲山毛榉 (*Fagus sylvatica*) 冠幅进行预测, 结果表明混合模型能够更好的对挪威云杉和欧洲山毛榉进行拟合。

4.3 模型检验

在本研究中, 模型的检验采用了随机抽样方法, 与马爱云等^[2]所采用的留一交叉检验法 (leave-one-out cross validation, LOOCV) 和钟思琪等^[29]使用的 K 折交叉检验法 (K-fold cross validation) 有所不同。随机抽样检验方法通过整合各样地的数据, 并随机抽取一定比例的数据作为检验集, 而其余的数据作为训练集进行模型评估。这种方法的优势在于其简单直观, 计算成本较低, 尤其适合样本量较大的情况。相比之下, 留一交叉检验法和 K 折交叉检验法在数据利用上更加充分。留一交叉检验法通过每次将一个样地的数据作为测试集, 剩余的数据作为训练集, 直到所有样地的数据都被用作测试集一次。K 折交叉检验法则是将整体数据集平均分为 K 份, 每次选取一份作为测试集, 其余数据作为训练集。相较于随机抽样检验, 这两种方法能够最大化数据的利用, 通常能提供更为稳定的模型检验结果。然而, 它们的计算复杂度较高, 尤其是在数据集较大时, 计算迭代次数多, 导致计算成本较为昂贵。因此, 留一交叉检验法和 K 折交叉检验法通常更适用于数据量较小的情境。

在本研究中, 由于样本量较大, 采用随机抽样检验方法是更为合适的选择。未来的研究可以进一步对该模型进行更加全面的检验, 分别采用 K 折交叉检验法、留一交叉检验法和随机抽样检验法进行比较, 以验证不同检验方法对模型稳定性的影响, 并对这些方法在同一数据集上的表现进行对比评价。这将有助于进一步提高模

型评估的准确性和可靠性。

5 结 论

本研究以黑龙江省佳木斯市孟家岗林场人工红松林为研究对象, 基于 BLS 进行人工红松的单木参数提取, 通过分析 BLS 对人工红松分割精度和单木参数提取精度, 构建人工红松冠幅预测模型。本文主要结论如下:

1) 本研究中 BLS 点云数据平均匹配精度为 98.5%, 胸径和冠幅点云数据与实测数据相关性较强, 树高点云数据与实测数据相关性较低。以后进行相关性研究时可以结合 ALS 扫描提取树高信息。

2) 基于 BLS 点云数据的人工红松冠幅模型选择二次型模型作为最优基础模型, 引入高径比、林分平均胸径和每公顷大于对象木断面积之和三个指标构建人工红松冠幅预测广义模型, 调整决定系数 (R_a^2) 提高了 11.15%, 均方根误差 (RMSE) 降低了 6.7%。引入变量因子可以提高模型拟合精度。

3) 以样地作为随机效应构建单水平非线性混合效应人工红松冠幅预测模型, 非线性混合效应模型的预测精度高于广义模型和基础模型, 非线性混合效应模型调整决定系数 (R_a^2) 提升了 11.68%, 均方根误差 (RMSE) 降低了 7.32%。基于背包式激光雷达点云数据与实测数据构建的人工红松非线性混合效应冠幅预测模型能够较好的预测冠幅。

BLS 数据与测量数据结合构建模型具有一定的可行性, 可以利用 BLS 辅助林业调查。

[参 考 文 献]

- [1] 赵婷婷. 塞罕坝华北落叶松人工林树冠生长模型研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2024: 20-30.
ZHAO Tingting. Study on the Grown Model of the Crown of *Larix principis-rupprechtii* Plantation in Saihanba[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2024: 20-30. (in Chinese with English abstract)
- [2] 马爱云, 李凤日, 董利虎. 应用混合效应法建立的杂种落叶松人工林单木冠幅预测模型[J]. 东北林业大学学报, 2021, 49(3): 9-14, 38.
MA Aiyun, LI Fengri, DONG Lihu. Individual crown diameter prediction for hybrid larch based on mixed effects models[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2021, 49(3): 9-14, 38. (in Chinese with English abstract)
- [3] 佟艺玫, 陈东升, 冯健, 等. 基于线性分位数混合效应的辽东山区红松冠幅模型[J]. 应用生态学报, 2022, 33(9): 2321-2330.
TONG Yiwen, CHEN Dongsheng, FENG Jian, et al. Crown width model for planted Korean pine in eastern Liaoning mountains based on mixed effect linear quantile[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(9): 2321-2330. (in Chinese with English abstract)
- [4] 闫瑾. 树冠火生长蔓延模型的改进与实时绘制算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2022: 20-25.
YAN Jin. Research on Improvement of Crown Fire Growth and Spread Model and Real-Time Rendering Algorithm[D]. Qinghuangdao: Yanshan University, 2022: 20-25. (in Chinese with English abstract)

- [5] 牟春杰. 单树树冠火发展及火行为特性研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2022: 15-35.
MOU Chunjie. Study on The Development of Crown fire and the Characteristics of Fire Behavior[D]. Chengdu: Xinan Jiaotong University, 2022: 15-35. (in Chinese with English abstract)
- [6] 常成. 基于树冠生长的油松人工林合理密度确定[D]. 北京: 北京林业大学, 2020: 25-35.
CHANG Cheng. Study on Determination of Optimum Stand Density of Planted *Pinus tabulaeformis* Forest Based on Crown Growth[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2020: 25-35. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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 Siyu, SUN Yujun. Individual tree crown width prediction models for *Larix olgensis* Plantation[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2021, 49(2): 49-53. (in Chinese with English abstract)
- [8] 王帆, 贾炜玮, 唐依人, 等. 基于 TLS 的红松树冠半径提取及其外轮廓模型构建[J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2023, 47(1): 13-22.
WANG Fan, JIA Weiwei, TANG Yiren, et al. Extraction of crown radius and development of crown profile model of *Pinus koraiensis* based on TLS[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences), 2023, 47(1): 13-22. (in Chinese with English abstract)
- [9] 杨杰. 基于 TLS 数据的树木骨架提取与建模及其应用[D]. 南京: 南京林业大学, 2024.
YANG Jie. Tree Skeleton Extraction and Modeling Based on TLS Data and Their Applications[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2024. (in Chinese with English abstract)
- [10] 张颖, 贾炜玮. 基于地基激光雷达的落叶松人工林枝条因子提取和建模[J]. 应用生态学报, 2021, 32(7): 2505-2513.
ZHANG Ying, JIA Weiwei. Extraction of branch factors and model construction for Larix plantation using terrestrial laser scanning (TLS)[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2021, 32(7): 2505-2513. (in Chinese with English abstract)
- [11] LU Y, WANG L. Leveraging optimal UAV-lidar features for two CNN approaches to delineate mangrove tree crowns[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2024, 35: 101260.
- [12] 刘鲁霞, 庞勇, 李增元. 基于地基激光雷达的亚热带森林单木胸径与树高提取[J]. 林业科学, 2016, 52(2): 26-37.
LIU Luxia, PANG Yong, LI Zengyuan. Individual tree DBH and height estimation using terrestrial laser scanning (TLS) in a subtropical forest[J]. Scientia Silvae Sinica, 2016, 52(2): 26-37. (in Chinese with English abstract)
- [13] 麻卫峰, 吴小东, 王冲, 等. 地基激光雷达单木树冠体积提取球坐标积分法[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(3): 81-87.
MA Weifeng, WU Xiaodong, WANG Chong, et al. Extraction of individual tree crown volume by integrating spherical coordinates from TLS point cloud[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(3): 81-87. (in Chinese with English abstract)
- [14] 蔡硕. 基于地基激光雷达和背包式激光雷达林木胸径提取[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2021: 15-30.
CAI Shuo. Extraction of Tree Diameter at Breast Height Based on Terrestrial Laser Scanning and Backpack Laser Scanning[D]. Haerbin: Northeast Forestry University, 2021: 15-30. (in Chinese with English abstract)
- [15] 张信杰, 郑焰锋, 温坤剑, 等. 融合机载和背包激光雷达的桉树单木因子估测[J]. 林草资源研究, 2022(6): 131-137.
ZHANG Xingjie, ZHENG Yanfeng, WEN Kunjian, et al. Estimation of single tree factor of eucalyptus by merging airborne and Backpack LIDAR[J]. Forest and Grassland Resources Research, 2022(6): 131-137. (in Chinese with English abstract)
- [16] 唐佳俊, 汪刚, 柴宗政. 基于机载激光雷达点云数据的马尾松单木材积估测[J]. 林草资源研究, 2023(6): 105-112.
TANG Jiajun, WANG Gang, CHAI Zongzheng. Single-tree volume estimation of *Pinus massoniana* based on airborne LIDAR point cloud[J]. Forest and Grassland Resources Research, 2023(6): 105-112. (in Chinese with English abstract)
- [17] 杨军, 王帆, 宋仲禹. 基于背包激光雷达构建天然林蒙古栎胸径-树高模型[J]. 森林工程, 2023, 39(5): 57-64.
YANG Jun, WANG Fan, SONG Zhongyu. Development of natural forest *Quercus mongolica* diameter-height curve model based on BLS[J]. Forest Engineering, 2023, 39(5): 57-64. (in Chinese with English abstract)
- [18] 黄旭, 贾炜玮, 王强, 等. 背包式激光雷达的落叶松单木因子提取[J]. 森林工程, 2019, 35(4): 14-21.
HUANG Xu, JIA Weiwei, WANG Qiang, et al. Study on individual tree factor extraction of *Larix olgensis* in Backpack Lidar[J]. Forest Engineering, 2019, 35(4): 14-21. (in Chinese with English abstract)
- [19] 赵琦, 李震, 陈丽华, 等. 基于背包式激光雷达的林木胸径和树高提取[J]. 林业调查规划, 2022, 47(4): 18-22.
ZHAO Qi, LI Zhen, CHEN Lihua, et al. Extraction of individual tree DBH and height based on Backpack LiDAR[J]. Forest Inventory and Planning, 2022, 47(4): 18-22. (in Chinese with English abstract)
- [20] BIDO T, HIROTAKA M, TAKESHI H, et al. Error estimation of trunk diameter and tree height measured with a backpack LiDAR system in Japanese plantation forests[J]. Landscape and Ecological Engineering, 2022, 19(1): 169-177.
- [21] LINO C, JOAQUIN M, HENRIQUE L, et al. Individual tree segmentation method based on mobile Backpack LiDAR point clouds[J]. Sensors, 2021, 21(18): 6007.
- [22] 符利勇, 孙华. 基于混合效应模型的杉木单木冠幅预测模型[J]. 林业科学, 2013, 49(8): 65-74.
FU Liyong, SUN Hua. Individual crown diameter prediction for *Cunninghamia lanceolata* forests based on mixed effects models[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2013, 49(8): 65-74. (in Chinese with English abstract)
- [23] 高慧琳, 董利虎, 李凤日. 基于混合效应的人工落叶松树冠轮廓模型[J]. 林业科学, 2017, 53(3): 84-93.
GAO Huilin, DONG Lihu, LI Fengri. Crown shape model for *Larix olgensis* plantation based on mixed effect[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2017, 53(3): 84-93. (in Chinese with English abstract)
- [24] 杨阳, 彭浩贤, 潘萍, 等. 基于混合效应的飞播马尾松林单木冠幅预测模型[J]. 江西农业大学学报, 2020, 42(5): 990-1001.
YANG Yang, PENG Haoxian, PAN Ping, et al. Individual crown diameter prediction models for aerially seeded *Pinus massoniana* based on mixed effects models[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis, 2020, 42(5): 990-1001. (in Chinese with English abstract)
- [25] DIMITRIOS R, VASSILIKI K, ANGELOS K, et al. A crown width-diameter model for natural even-aged black pine forest

- management[J]. *Forests*, 2018, 9(10): 610-610.
- [26] 高凌寒, 张晓丽, 陈园园. 用机载 LiDAR 点云数据估测海南博鳌人工经济林单木参数[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 169-176.
- GAO Linghan, ZHANG Xiaoli, CHENG Yuanyuan. Estimation of individual tree parameters of plantation economic forest in Hainan Boao based on airborne LiDAR point cloud data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(16): 169-176. (in Chinese with English abstract)
- [27] 朱俊峰, 刘清旺, 崔希民, 等. 地基与无人机激光雷达结合提取单木参数[J]. 农业工程学报, 2022, 38(14): 51-58.
- ZHU Junfeng, LIU Qingwang, CUI Ximin, et al. Extraction of individual tree parameters by combining terrestrial and UAV LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(14): 51-58. (in Chinese with English abstract)
- [28] 燕云飞, 王君杰, 姜立春. 基于混合效应模型的人工红松枝下高模型研建[J]. 北京林业大学学报, 2020, 42(9): 28-36.
- YAN Yunfei, WANG Junjie, JIANG Lichun. Construction of the height to crown base mixed model for Korean pine[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2020, 42(9): 28-36. (in Chinese with English abstract)
- [29] 钟思琪, 宁金魁, 黄锦程, 等. 基于混合效应的杉木人工林冠幅模型[J]. 森林与环境学报, 2024, 44(2): 127-135.
- ZHONG Siqi, NING Jinkui, HUANG Jingcheng, et al. Crown width model of Chinese fir plantation based on mixed effect[J]. *Journal of Forest and Environment*, 2024, 44(2): 127-135. (in Chinese with English abstract)
- [30] 吕乐. 帽儿山天然次生林主要阔叶树种单木冠幅预测模型[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2020: 20-30.
- LV Le. Individual Tree Crown Width Predictin Models for Main Broad-leaf Species in Natural Secondary Forest of Maershan Mountain[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2020: 20-30. (in Chinese with English abstract)
- [31] 高畅, 王帆. 天然次生白桦单木冠幅预测模型研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学), 2024, 44(5): 129-135.
- GAO Chang, WANG Fan. Model for predicting individual tree crown width of natural secondary betula platyphylla[J]. *Journal of Southwest Forestry University(Natural Sciences)*, 2024, 44(5): 129-135. (in Chinese with English abstract)
- [32] RAM P. SHARMA, ZDENEK VACEK, STANISLAV VACEK. Individual tree crown width models for norway spruce and european beech in czech republic[J]. *Forest Ecology and Management*, 2016(366): 208-220.

Constructing a crown width prediction model for *Pinus koraiensis* using BLS data

KANG Yilong¹, JIA Weiwei^{1,2*}, WANG Fan¹, LIU Qifeng³, ZHU Wancai³

(1. School of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China; 2. Key Laboratory of Sustainable Forest Ecosystem Management, Ministry of Education, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China; 3. Heilongjiang Forestry Science Research Institute, Harbin 150081, China)

Abstract: Backpack Laser Scanning (BLS), as a portable new laser radar technology, has been rarely applied in forestry surveys. This study aims to extract the individual tree factors and crown width of *Pinus koraiensis* using BLS. A crown width prediction model was then established using BLS data. 12 sample plots of *Pinus koraiensis* plantations were selected in Mengjiagang Forest Farm, Jiamusi City, Heilongjiang Province. Backpack laser scanning was utilized to acquire the point cloud data from these plots. The preprocessing steps included denoising, ground point normalization, and single tree segmentation. The processed point cloud data was then registered with the actual field measurements for the individual tree matching. Parameters of each single tree were extracted to calculate their extraction accuracies. A prediction model was then constructed for the crown width of Korean pine using extracted parameters. Eight commonly used crown width prediction models were evaluated to determine the best-performing as the basic model. Furthermore, a generalized model was obtained to incorporate the stand and single tree factors. Additionally, a nonlinear mixed prediction model was constructed for the crown width to consider the random effects at the plot level, particularly for the artificially cultivated Korean pine. The point cloud data from the backpack laser scanning was matched well with the actual field data, with an average matching rate of 98.5%. The accuracies of extraction were 0.964, 0.871, and 0.928 for the breast height diameter, tree height, and crown width, respectively. The extracted parameters of the point cloud showed significant correlations with the measured ones. The correlation coefficient (R^2) between point cloud-extracted and field-measured breast height diameter was above 0.9 (0.904~0.973). The R^2 between extracted and measured tree height was above 0.650 (0.650~0.740). The R^2 between extracted and measured crown width was above 0.8 (0.817~0.888). A quadratic function-based model was provided for the best fitting and prediction ($R_a^2 = 0.528$, RMSE = 0.718, MAE = 0.580, and MAPE = 0.157). Stand mean diameter was introduced into the quadratic model at breast height, height-diameter ratio, and the total basal area per hectare of trees larger than the subject tree. The R_a^2 was improved by 11.15%, whereas, the RMSE was reduced by 6.731%. A better performance was achieved in the mixed-effects model with sample plots as a random effect, compared with the basic model. The accuracies were ranked in the descending order of the nonlinear mixed model ($R_a^2 = 0.655$, RMSE = 0.620, MAE = 0.484, and MAPE = 0.130), generalized model ($R_a^2 = 0.578$, RMSE = 0.669, MAE = 0.501, and MAPE = 0.136), and basic model ($R_a^2 = 0.528$, RMSE = 0.717, MAE = 0.580, and MAPE = 0.157). Backpack laser scanning shared better scanning effects on the breast height diameter, crown width, and tree height. The crown width prediction model with point cloud data can be expected to effectively predict the crown width of *Pinus koraiensis*. Point cloud data can be combined with field measurements to assist in forestry surveys using backpack laser scanning. The BLS can also be applied in dense forest stands and forestry surveys.

Keywords: laser radar; point cloud; *Pinus koraiensis*; crown-width; nonlinear mixed effects model.