

DOI: 10.20103/j.stxb.202404130814

刘俊成, 朱光玉, 吕勇. 基于立地、土壤养分及其交互作用的湖南杉木人工林立地指数模型. 生态学报, 2025, 45(3): 1339-1350.

Liu J C, Zhu G Y, Lü Y. Site index model of Chinese fir plantation in Hunan province based on site, soil nutrients and their interactions. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(3): 1339-1350.

基于立地、土壤养分及其交互作用的湖南杉木人工林立地指数模型

刘俊成, 朱光玉*, 吕 勇

中南林业科技大学林学院, 长沙 410004

摘要: 研究林分立地因子、土壤养分因子及其交互作用对平均优势木生长的影响, 分别构建含立地、土壤养分及其交互作用的立地指数模型, 为杉木人工林立地质量评价提供一种新思路。基于 40 块湖南杉木人工林样地中平均优势木的解析木数据, 采用数量化方法 I、随机森林算法、K-means 聚类和非线性混合效应回归分析, 确定显著影响优势高生长的立地与土壤养分因子; 筛选最优基础模型并构建含立地、土壤养分及其交互效应的非线性混合立地指数模型, 运用 AIC、BIC 和 R^2 等 3 个评价指标评价模型拟合效果, 导出最优立地指数模型。结果表明: 对优势木平均高影响显著的因子为: 海拔、坡度、土壤类型、有机质、全氮、全钾, 立地因子显著性顺序为海拔>坡度>土壤类型, 土壤养分因子重要性顺序为有机质>全氮>全钾; 7 个候选模型中最优基础模型为坎派兹式 (Gompertz) ($R^2=0.6876$, MAE=6.6922, RMSE=2.7448); 构建含立地、土壤养分及其交互类型效应的混合模型精度分别提升至 0.7827、0.7765、0.8400; 以精度 $\geq 95\%$ 的标准聚类, 构建含立地类型组、土壤养分类型组和立地-土壤养分交互类型组的混合模型精度相比基础模型分别提升了 13.05%、12.52% 和 21.42%, 相比各类型效应的混合模型 AIC、BIC 均有所降低。表明立地、土壤养分及其交互作用均对平均优势木生长有显著影响, 含交互效应的混合模型拟合效果优于单独立地、土壤养分效应, 基于立地-土壤养分交互类型组的多形立地指数曲线模拟平均优势木的生长规律更为准确, 最终构建以立地-土壤养分交互类型组为随机效应的最优立地指数模型为: $H_{jSSNMTG} = a_{jSSNMTG} \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{jSSNMTG})) + \varepsilon_{jSSNMTG}$, 可以用于湖南复杂立地条件下杉木人工林立地质量评价。

关键词: 杉木人工林; 立地因子; 土壤养分因子; 交互作用; 立地指数模型

Site index model of Chinese fir plantation in Hunan province based on site, soil nutrients and their interactions

LIU Juncheng, ZHU Guangyu*, LÜ Yong

College of Forestry, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China

Abstract: Studying the effects of site factors, soil nutrient factors and their interactions on the growth of average dominant trees, and construct site index models with site, soil nutrient and their interactions, respectively, can provide insights for site quality evaluation of Chinese fir plantation. Based on the analytical data of average dominant trees in 40 plantation plots of Chinese fir in Hunan Province, quantitative method I, random forest algorithm, K-means clustering and nonlinear mixed effects regression analysis were used to determine the site and soil nutrient factors that significantly affected the dominant height growth. The optimal basic model was screened and a nonlinear hybrid site index model containing site, soil nutrients and their interaction effects was constructed. Three evaluation indexes, AIC, BIC and R^2 , were used to evaluate the fitting effect of the model and derive the optimal site index model. The results showed that altitude, slope, soil type, organic

基金项目: 国家重点研发项目 (2022YFD2200501-03)

收稿日期: 2024-04-13; 网络出版日期: 2024-10-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zgy1111999@163.com

matter, total nitrogen and total potassium had significant effects on mean height of dominant trees. The significance order of site factors was altitude > slope > soil type, and the importance order of soil nutrient factors was organic matter > total nitrogen > total potassium. Among the seven models, the optimal basic model was Gompertz ($R^2=0.6876$, MAE=6.6922, RMSE=2.7448). The accuracy of the mixed model with site, soil nutrients and their interaction type effects was improved to 0.7827, 0.7765 and 0.8400, respectively. Based on the standard clustering with accuracy $\geq 95\%$, the accuracy of the mixed model with site type group, soil nutrient type group and site-soil nutrient interaction type group was improved by 13.05%, 12.52% and 21.42%, respectively, compared with the basic model, and compared with the mixed model with all type effects, AIC and BIC were lower. Therefore, the site, soil nutrients and their interactions all have significant effects on the average dominant tree growth. The fitting effect of the mixed model with interaction effects is better than that of the single site and soil nutrient effects. The simulation of the growth law of the average dominant tree based on the multiform site index curve of the site-soil nutrient interaction type group is more accurate. Finally, the optimal site index model with the random effect of site-soil nutrient interaction type group was established $H_{jSSNMTG} = a_{jSSNMTG} \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{jSSNMTG})) + \varepsilon_{jSSNMTG}$, which could be used for site quality evaluation of Chinese fir plantation under complex site conditions in Hunan Province.

Key Words: Chinese fir plantation; site factors; soil nutrient factors; interactions; site index model

立地质量评价是对立地的宜林性或潜在生产力进行判断和预测的理论基础^[1],立地指数是以基准年龄时林分优势木平均高作为衡量立地生产力的一个重要指标,在纯林立地质量评价中广泛应用。目前立地指数曲线模型分为单形与多形两种,单形立地指数曲线在小尺度区域内适用性较好,但应用于大尺度范围效果并不理想;而多形立地指数曲线可以有效解决此科学问题,结合环境因子提高大区域复杂立地条件下的建模精度。多数学者在胡桃楸(*Juglans mandshurica*)、臭松(*Abies nephrolepis*)、马占相思(*Acacia mangium*)、日本落叶松(*Larix kaempferi*)^[2-5]等树种研究中表明多形立地指数曲线模型相比单形精确度更高,可以更有效反映不同立地质量优势木生长规律,可见,多形立地指数曲线模型应用范围更广、适用性更高。目前关于立地指数模型的研究主要采用代数差分法和回归分析法,考虑混合效应的回归分析构建多形立地指数曲线模型是切实可行的^[6]。实际调查数据基本存在一定相关性和异质性,很难服从正态分布^[7],而混合效应模型能有效解决局部变异性,通过随机效应反映环境因子对林木生长的作用^[8]。同时,考虑不同立地条件下树木生长的异质性,根据混合效应参数值构建优势高生长曲线簇能够提高立地指数估计精度^[9-10]。

林木生长除了受自身生长特性的影响,地形、土壤等环境因素也具有决定性作用,各因素之间相互作用、相互影响。地形主要通过调配水热因子及土壤条件来影响林木生长^[11],相关学者通过数量化方法 I 和灰色关联度分析法均得出地形因子对杉木(*Cunninghamia lanceolata*)优势高生长存在显著影响,表明地形因子是影响优势高指标的重要因素^[12-13]。而土壤养分作为立地因子中一个重要可调控因素,是植物体内有机物重要组成成分,调节机体的生命活动,直接影响植被生长^[14],吴旭平研究证实了不同土壤养分条件下杉木断面积生长量存在差异^[15],然而关于土壤养分对优势高生长的影响鲜有报道,探讨土壤养分对优势高生长的影响对于准确评价立地潜在生产力十分必要。同时地形与土壤养分相互影响共同作用于林木生长,地形通过对光照、气温、降水的再分配间接影响土壤养分分布^[16],可能会改变优势木生长对土壤养分的响应,即地形和土壤养分对树木生长存在交互作用。Bravo 采用 3 种线性模型对土壤养分变量与立地指数关系进行研究,发现土壤养分因子与立地指数的关系不是简单地线性关系,还需要结合土壤质地和坡度,将坡度取平方根拟合地效果更好^[17]。因此探讨地形、土壤养分及其交互作用影响下的优势木生长动态规律对于后期准确模拟和估计林分优势高具有重要意义^[18]。

杉木是我国南方重要速生用材树种,湖南作为其重要栽培产区,占全国杉木面积近 1/4^[19],在林业生产和生态建设中占有举足轻重的地位。因此,越来越多的学者日益重视杉木立地条件选择及立地质量评价,上述

研究表明杉木生长受环境因子及其相互作用的影响,但目前关于优势高的影响因子研究主要集中于地形因子,关于土壤养分与两者交互作用对优势高生长的影响鲜见报道,采用混合效应的方法可以探讨立地、土壤养分及其交互作用对优势高生长的影响,提高立地指数建模精度。鉴于此本研究以湖南杉木人工林为研究对象,采用数量化方法 I 和随机森林算法筛选显著影响优势木平均高的立地因子和土壤养分因子,通过混合效应、K-means 聚类构建含立地、土壤养分及其交互效应的混合模型,模拟不同环境制约因素影响下平均优势木生长规律,导出最优立地指数模型,以期为湖南杉木人工林立地条件选择与立地质量评价提供理论指导。

1 试验地概况

湖南省地处我国中部、长江中游。地势南高北低,地貌以山地、丘陵为主,土壤以黄壤、红壤为主。属亚热带季风气候,年平均气温为 16—18℃,年平均降雨量在 1200—1700mm 之间。四季分明,光热充足,降水丰沛。湖南杉木人工林面积占全国人工乔木林总面积的 1/4 和总蓄积量的 1/3。其中,湖南省杉木人工林面积和蓄积量分别占全省的 33%和 41%。

2 研究方法

2.1 数据采集

在湖南省金洞林场、青羊湖林场、南洞林场以海拔梯度 200m 为间隔在每个等级下考虑不同坡度、土壤类型等立地因子重复设置杉木人工林临时和固定样地共 40 块,样地大小 600m²左右,对样地内胸径≥5cm 的活立木进行每木检尺,记录立地因子(海拔、坡度、坡位、坡向、土壤厚度、土壤类型等)和林分因子(树高、胸径等)。对样地数据进行预处理,在每个样地内选测 3—5 株优势木计算平均高,选取 1 株平均优势木(共计 40 株)进行树干解析,按 2m 一个区分段进行树干解析,计算各龄阶的树高,共获取 300 对优势木平均高-年龄数据。同时在每个样地上中下坡位沿对角线挖取土壤剖面设置 3 个土壤采样点,每个采样点按 0—20cm 土层均匀采集混合土样 1 份,装入密封袋带回室内测定土壤化学性质,有机质采用重铬酸钾-外加热法;全氮用半微量凯氏定氮法;全磷和全钾采用氢氧化钠熔融用法测定其含量。林分因子统计见表 1。

表 1 林分因子统计
Table 1 Stand factor statistics

因子 Factors	平均值 Mean	标准差 Std.	最小值 Min.	最大值 Max.
树高 Height/m	9.8	4.9	0.5	21.2
年龄 Age/a	14	7.6	1	35
坡度 Slope/(°)	24.3	12.1	0	44
海拔 Altitude/m	502.6	335.7	146	1030
有机质 Organic matter/(g/kg)	33.5	13.8	14.4	79.3
全氮 Total nitrogen/(g/kg)	1.7	0.5	0.9	2.9
全磷 Total phosphorus/(g/kg)	0.5	0.3	0.2	1.9
全钾 Total potassium/(g/kg)	9.5	3	3.3	16.5

2.2 基础模型的拟合和筛选

选择 7 种常用的优势木平均高-年龄模型作为立地指数基础模型,通过 R 语言对模型参数进行拟合,比较模型评价指标对拟合结果进行选优,确定最优基础模型。候选基础模型表达式见表 2。

2.3 因子分级

为方便划分立地类型和土壤养分组合类型,参照《测树学》立地因子分类标准^[20]和全国土壤养分含量分级标准^[21],对立地因子和土壤养分因子进行分级处理。具体划分标准见表 3、表 4。

表 2 候选基础模型

Table 2 Candidate basic models

序号 Serial number	模型名称 Model name	表达式 Expression	序号 Serial number	模型名称 Model name	表达式 Expression
M1	双曲线式	$H=a+b/T$	M5	逻辑斯蒂式	$H=a/(1+b\times\exp(-c\times T))$
M2	抛物线式	$H=a+b\times T+c\times T^2$	M6	单分子式	$H=a\times(1-b\times\exp(-c\times T))$
M3	对数曲线式	$H=a+b\times\lg(T)$	M7	坎派兹式	$H=a\times\exp(-b\times\exp(-c\times T))$
M4	舒马克式	$H=a\times\exp(-b/T)$			

H : 林分优势木平均高 Mean height of dominant trees in the stand; T : 林分年龄 Stand age; a, b, c 为模型参数

表 3 立地因子分级标准

Table 3 Criteria for grading site factors

因子 factor	划分标准 Standard of division				
海拔 Altitude	每 200m 为一级, 共 6 级。				
坡度 Slope gradient	<5°	5°—14°	15°—24°	25°—34°	35°—44°
坡位 Slope position	脊部	上坡	中坡	下坡	山谷
坡向 Slope aspect	阳坡	半阳坡	阴坡	半阴坡	无坡向
土壤类型 Soil type	黄壤	黄棕壤			
土壤厚度 Soil depth	<40cm	40—79cm	≥80cm		

表 4 土壤养分因子分级标准

Table 4 Grading criteria for soil nutrient factors

类型 Type	等级 Level	有机质 SOM/(g/kg)	全氮 TN/(g/kg)	全磷 TP/(g/kg)	全钾 TK/(g/kg)
极丰富 Extremely rich	1	>40	>2.00	>2.00	>20.00
丰富 Rich	2	30—40	1.50—2.00	1.50—2.00	15.00—20.00
最适宜 Most suitable	3	20—30	1.00—1.50	1.00—1.50	10.00—15.00
适宜 Suitable	4	10—20	0.75—1.00	0.75—1.00	5.00—10.00
缺乏 Lack	5	6—10	0.50—0.75	0.50—0.75	3.00—5.00
极缺乏 Extremely deficient	6	<6	<0.50	<0.50	<3.00

2.4 显著性因子筛选

2.4.1 数量化方法 I

数量化方法 I 是指在自变量中具有定性因子的回归模型^[22]。本文通过 Forstat2.2“统计之林”软件进行数量化方法 I 分析, 根据“ $Pr>F$ ”值小于 0.05 筛选出显著影响杉木优势木平均高的立地因子。

2.4.2 随机森林算法

随机森林(Random Forest, RF) 一种是基于决策树分类和回归的算法。本研究使用 R 统计软件的 randomForest、rfPermute 包实现。采用 importance 函数对特征变量进行筛选, 本研究选用表现有特征影响力的%IncMSE(均方差增量百分数)评价 RF 模型中重要性特征变量, 土壤养分评分值越高, 则对模型精度贡献越大、重要性越高^[23—24]。

2.5 混合效应模型的构建

混合效应模型(NLMEs)是一种依赖于效应参数的非线性关系、基于回归函数的数学模型, 能够有效地分析纵向数据和重复观测数据, 并刻画个体差异和反映总体平均变化趋势, 其数学模型^[8]形式如下:

$$Y_i=f(\beta,\mu_i,X_i)+\varepsilon_i \tag{1}$$

式中: Y_i 与 X_i 分别为第 i 个样地的因变量和自变量向量, ε_i 为误差向量, β, μ_i 分别为固定效应参数和随机效应参数。

2.6 K-means 聚类

K-means 算法实质上是一种将聚类视为密度估计问题的概率方法,假设样本来自于如下形式的混合模型^[8],将随机效应参数值相近的类型划分到同一类别,降低数据分析误差并提高模型适用性。

$$p(x|\theta) = \sum_{j=1,k} P(C_j)p_j(x|\theta C_j)$$
 (2)

式中, $\theta=(\theta_1,\cdots,\theta_k)$ 是待估计的参数向量;条件概率密度 $p_j(x|\theta_j,C_j)$ 称为分量密度,表示类别 j 的概率密度形式,且参数向量 θ_j 未知;先验概率 $P(C_j)$ 称为混合因子。

2.7 模型评价与检验

模型评价采用赤池信息量(AIC)、贝叶斯信息量(BIC)、确定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)及均方根误差(RMSE)5个评价指标^[8]。

3 结果与分析

3.1 因子筛选

立地条件的差异直接影响杉木优势木的生长,采用数量化方法 I 对调查的立地因子进行显著性分析,由表 5 可知,有 3 个立地因子对杉木优势木平均高有显著影响,显著性顺序为海拔>坡度>土壤类型。

表 5 立地因子筛选结果
Table 5 Site factor screening results

立地因子 Site factor	平方和 Sum of squares	自由度 df	均方 Mean square	F	Pr>F	备注 Remarks
海拔 Altitude	98.0529	5	19.6105	4.2631	0.0009	显著
坡度 Slope gradient	39.3082	4	9.8270	2.4949	0.0454	显著
坡位 Slope position	263.0939	4	65.7735	2.5822	0.1093	不显著
坡向 Slope aspect	17.3367	4	4.3341	0.9422	0.4400	不显著
土壤类型 Soil type	11.6665	1	19.9650	2.7182	0.0482	显著
土壤厚度 Soil depth	14.8527	2	7.4263	1.6144	0.2010	不显著

以林分优势木平均高为因变量,年龄和土壤养分为自变量,通过%IncMSE 指标进行比较,随机森林算法结果表明,重要性排序为 SOM>TN>TK>TP,且显著性分析表明 SOM、TN 和 TK 对林分优势木平均高有显著影响,重要性结果如图 1。

3.2 基础模型的拟合与选择

基于 40 块样地 40 棵解析木树高-年龄数据,以优势木平均高为因变量、年龄为自变量,构建立地指数基础模型,通过 R 语言的 nls 函数拟合表 2 中 7 个候选基础模型,比较 M1—M7 模型的拟合结果,由表 6 可知其中 M7 坎派兹式的拟合效果最好,模型评价指标 R^2 (0.6876)最大、MAE(6.6922)和 RMSE(2.7448)最小,故本研究选择拟合效果最好的 Compertz 模型为最优基础模型(M7)。

表 6 基础模型拟合结果
Table 6 Base model fitting results

模型 Model	a	b	c	R ²	MAE	RMSE
M1	12.4607	-21.0471	—	0.3995	9.5547	3.8033
M2	0.4453	0.9138	-0.0127	0.6836	6.8821	2.7704
M3	-3.7913	5.6492	—	0.6809	6.8981	2.7724
M4	20.1693	8.0317	—	0.6863	6.8807	2.7701
M5	14.7936	7.0615	0.2278	0.6740	6.9301	2.8072
M6	19.2274	1.0451	0.0636	0.6872	6.8523	2.7649
M7	15.7070	2.6500	0.1485	0.6876	6.6922	2.7448

a、b、c 为模型参数;R²:确定系数 Determination coefficient;MAE:平均绝对误差 Mean absolute error;RMSE:均方根误差;Root mean squared error

3.3 基于立地效应的非线性混合模型构建与分析

3.3.1 基于立地类型效应的模型构建与分析

将主导立地因子按照标准分级,由于随机效应受随机因子数量及水平数的影响,对显著性因子进行排列组合,综合考虑模型参数个数和因子组合类型,构建基于立地单因子及多因子作为随机效应的立地指数混合模型,拟合所有参数及其组合形式,应用确定系数(R^2)、赤池信息量(AIC)与贝叶斯信息量(BIC)作为评价依据,以确定最优的随机效应构造。

由表 7 可知,海拔、坡度、土壤类型组合成随机效应($HB \times PD \times TL$)的混合模型 R^2 最高,AIC 值、BIC 也最低,因此将 3 个主导立地因子组合成立地类型(ST)添加至参数 a 上的模型拟合优良性最佳,其 R^2 为 0.7827,AIC 为 1430.3250,BIC 为 1448.8440,因此将立地类型作为随机效应的最优模型 M7-1 形式如下:

$$H_{ist} = (a + a_{ist}) \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{ist})) + \varepsilon_{ist} \quad (3)$$

式中: H_{ist} 为第 i 个立地类型的林分优势木平均高, T_{ist} 为第 i 个立地类型的林分年龄, a, b, c 为模型参数, a_{ist} 为随机效应参数, ε_{ist} 为误差项。下同。

将主导立地因子及立地类型作为随机效应的模型 M7-1 与基础模型精度相比具有较明显的提高,调整系数 R^2 从 0.6876 提升至 0.7827,增幅约 13.83%,说明立地对林分优势高生长影响较为显著。

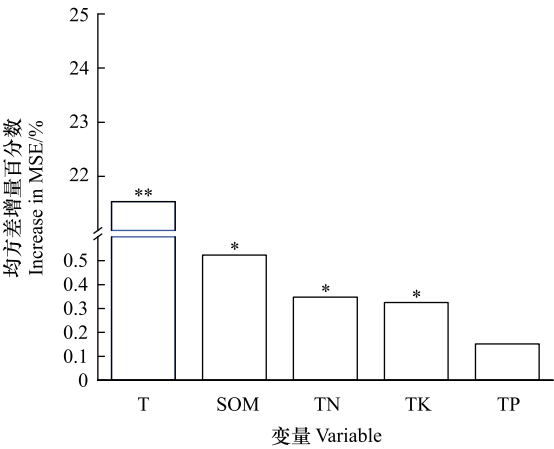


图 1 不同土壤养分对林分优势木平均高的重要性排序
Fig.1 The order of importance of different soil nutrients to the average height of dominant trees in the stand

SOM:有机质 Organic matter;TN:全氮 Total nitrogen;TK:全钾 Total potassium;TP:全磷 Total phosphorus; * 表示 $P<0.05$,表明该变量对林分优势木平均高有显著影响; ** 表示 $P<0.01$,表明该变量对林分优势木平均高有极显著影响

表 7 立地因子随机效应拟合结果
Table 7 Random effect fitting results of site factors

随机效应构造 Random effects construction	参数组合 Parameter combination	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	AIC	BIC	R^2
<i>HB</i>	<i>a</i>	17.0700	2.5203	0.1242	1456.5790	1475.0980	0.7132
<i>HB</i>	<i>b</i>	17.0693	2.8555	0.1274	1441.7790	1460.2980	0.7319
<i>HB</i>	<i>c</i>	15.9246	3.0479	0.1540	1437.0090	1455.5280	0.7344
<i>TL</i>	<i>a</i>	15.9342	2.5918	0.1418	1465.6230	1484.1420	0.6930
<i>TL</i>	<i>b</i>	16.1384	2.6270	0.1381	1463.7790	1482.2980	0.6961
<i>TL</i>	<i>c</i>	16.2074	2.5739	0.1357	1461.6330	1480.1520	0.6989
<i>PD</i>	<i>a</i>	15.8440	2.6837	0.1463	1463.5470	1482.0660	0.7013
<i>PD</i>	<i>b</i>	16.5406	2.8397	0.1367	1446.8780	1465.3970	0.7218
<i>PD</i>	<i>c</i>	15.8912	3.0827	0.1571	1440.7620	1459.2810	0.7297
<i>HB</i> × <i>PD</i>	<i>a</i>	16.8503	2.6537	0.1330	1457.5740	1476.0920	0.7299
<i>PD</i> × <i>TL</i>	<i>a</i>	16.0738	2.6337	0.1407	1461.4520	1479.9710	0.7080
<i>HB</i> × <i>TL</i>	<i>a</i>	18.1819	2.5355	0.1170	1451.2850	1469.8040	0.7263
<i>HB</i> × <i>PD</i> × <i>TL</i>	<i>a</i>	20.2146	2.8527	0.1140	1430.3250	1448.8440	0.7827

随机效应构造中 HB 、 PD 、 TL 分别为海拔、坡度、土壤类型;参数组合 a 、 b 、 c 是指将随机效应分别加到各个参数上面进行混合效应模型构建;AIC:赤池信息量 Akaike information criterion;BIC:贝叶斯信息量 Bayesian information criterion; R^2 :确定系数 Determination coefficient

3.3.2 基于立地类型组效应的模型构建与分析

根据主导立地因子分级结果,将 40 块样地划分成 21 种立地类型,由于过多的立地类型不利于模型的应用,根据其对立优势木高生长的最大值参数 a 的影响程度,以 $\geq 95\%$ 的精度(下同),运用 K-means 聚类法将影响

相近的立地类型聚为立地类型组(STG),当聚为4类时达到聚类精度标准。具体聚类结果见表8。

由表13可知以立地类型组作为随机效应的混合模型M7-2与基础模型相比, R^2 从0.6876提升至0.7773,拟合精度提高13.05%;相较模型M7-1AIC、BIC均下降了43.7760,说明模型适用性更好,基于立地类型组的随机效应对杉木人工林优势高生长影响显著。模型M7-2的表达式为:

$$H_{jSTG}=a_{jSTG}\times\exp(-b\times\exp(-c\times T_{jSTG}))+\varepsilon_{jSTG}$$
 (4)

式中: H_{jSTG} 为第j个立地类型的林分优势木平均高, T_{jSTG} 为第j个立地类型组的林分年龄, b,c 为模型参数, a_{jSTG} 为第j个立地类型组的参数值, ε_{jSTG} 为误差项。下同。

利用模型M7-2绘制基于立地类型组的杉木多形立地指数曲线,由图2可知,各立地类型组模型曲线拟合效果优良,证实了模型精度与适用性,其中立地类型组1的优势高生长最好。

表8 立地类型聚类结果

Table 8 Clustering results of site types

聚类数 Cluster numbers	精度 Precision	立地类型组 Site type group	样本量 Sample size
1	0	I	34
2	76.3	II	105
3	90.7	III	40
4	95.8	IV	121

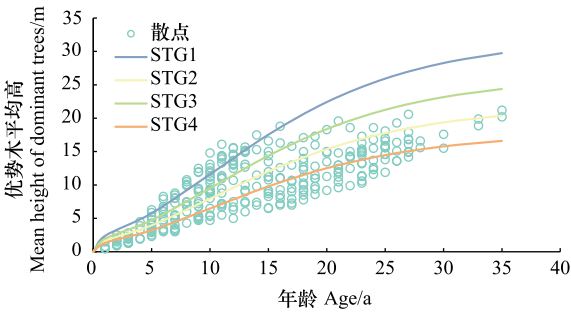


图2 基于立地类型组的多形立地指数曲线

Fig.2 Polymorphic site index curve based on site type group

3.4 基于土壤养分效应的非线性混合模型构建与分析

3.4.1 基于土壤养分类型效应的模型构建与分析

本研究将研究区划分为17个土壤养分类型,以主导土壤养分因子作为随机效应,拟合所有参数及其组合形式,结果表明随机效应只在渐进参数a上模型收敛。应用确定系数(R^2)、赤池信息量(AIC)与贝叶斯信息量(BIC)作为评价依据,以确定最优的标准化形式。

表9 土壤养分因子随机效应拟合结果

Table 9 Random effect fitting results of soil nutrient factors

随机效应构造 Random effects construction	参数组合 Parameter combination	a	b	c	AIC	BIC	R^2
None	—						
SOM	a	16.0075	2.6768	0.1446	1451.7450	1470.2640	0.7138
TN	a	15.6011	2.6626	0.1483	1462.9920	1481.5110	0.6992
TK	a	16.2174	2.6343	0.1316	1444.8430	1463.3620	0.7247
SOM×TN	a	16.8164	2.7228	0.1362	1442.8930	1461.4120	0.7361
SOM×TK	a	16.5588	2.7322	0.1335	1433.0240	1451.5430	0.7513
TN×TK	a	16.4080	2.6597	0.1327	1441.7570	1460.2760	0.7393
SOM×TN×TK	a	17.9053	2.8072	0.1256	1420.5130	1439.0320	0.7765

随机效应构造中SOM、TN、TK分别为土壤有机质、全氮、全钾;参数组合a、b、c是指将随机效应分别加到各个参数上面进行混合效应模型构建

由表9可知,SOM、TN和TK组合成随机效应(SOM×TN×TK)的混合模型 R^2 最高,AIC值、BIC也最低,因此将3个主导土壤养分因子组合成土壤养分类型(SNECT)添加至参数a上的模型拟合优良性最佳,其 R^2 为0.7765,AIC为1420.5130,BIC为1439.0320,因此将土壤养分类型作为随机效应的最优模型M7-3形式如下:

$$H_{iSNECT}=(a+a_{iSNECT})\times\exp(-b\times\exp(-c\times T_{iSNECT}))+\varepsilon_{iSNECT}$$
 (5)

将主导土壤养分因子及土壤养分类型作为随机效应的模型 M7-3 与基础模型精度相比有所提升,调整系数 R^2 从 0.6876 提升至 0.7765,增幅约 12.93%,说明土壤养分对林分优势高生长有影响。

3.4.2 基于土壤养分类型组的模型构建与分析

由表 10 可知将土壤养分类型聚为 4 个土壤养分类型组(SNECTG)达到聚类精度标准。

由表 13 可知将聚类后得到的土壤养分类型组作为随机效应的混合模型 M7-4 与基础模型相比, R^2 从 0.6876 提升至 0.7737,拟合精度提高 12.52%;相较模型 M7-3AIC、BIC 均下降了 30.9220,基于土壤养分类型组的随机效应对优势高生长有影响。模型 M7-4 的表达式为:

$$H_{jSNECTG} = a_{jSNECTG} \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{jSNECTG})) + \varepsilon_{jSNECTG} \tag{6}$$

利用模型 M7-4 绘制基于土壤养分类型组的杉木多形立地指数曲线(图 3),其中土壤养分类型组 1 的杉木优势高生长效果最好。

表 10 土壤养分类型聚类结果

Table 10 Clustering results of soil nutrient types

聚类数 Cluster numbers	精度 Precision	土壤养分类型组 Soil nutrient type group	样本量 Sample size
1	0	I	52
2	82.8	II	55
3	92.5	III	57
4	96.7	IV	136

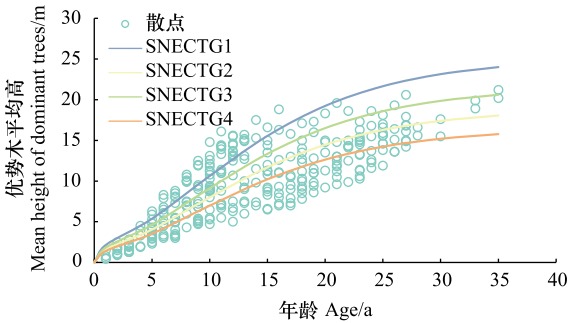


图 3 基于土壤养分类型组的多形立地指数曲线
Fig.3 Polymorphic site index curve based on soil nutrient type group

3.5 基于立地-土壤养分交互效应的非线性混合模型构建与分析

3.5.1 基于立地-土壤养分交互类型效应的模型构建与分析

考虑立地效应与土壤养分效应交互作用对优势木平均高的影响,将研究区 4 个立地类型组和 4 个土壤养分类型组交互组合得到 13 个立地-土壤养分交互类型(SSNMT)。将组合后的立地-土壤养分交互类型作为随机效应加入基础模型,模型拟合结果(表 11)只在参数 a 上收敛。

表 11 立地-土壤养分交互类型随机效应拟合结果

Table 11 Random effect fitting results of site and soil nutrient interaction type

随机效应构造 Random effects construction	参数组合 Parameter combination	a	b	c	AIC	BIC	R ²
SSNMT	a	27.4934	3.1560	0.1028	1324.2440	1342.7630	0.8400

SSNMT;立地-土壤养分交互类型 Site and soil nutrient interaction type

由表 11 可知,将立地-土壤养分交互类型作为随机效应的混合模型 R^2 为 0.8400,AIC 为 1324.2440,BIC 为 1342.7630。将立地-土壤养分交互类型作为随机效应的模型 M7-5 表达式为:

$$H_{iSSNMT} = (a + a_{iSSNMT}) \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{iSSNMT})) + \varepsilon_{iSSNMT} \tag{7}$$

与基础模型精度相比,调整系数 R^2 从 0.6876 提升至 0.8400,增幅约 22.16%,说明立地-土壤养分交互作用对林分优势高生长有显著影响。

3.5.2 基于立地-土壤养分交互类型组效应的模型构建与分析

由表 12 可知将立地-土壤养分交互类型聚为 4 个立地-土壤养分交互类型组(SSNMTG)达到聚类精度标准。

由表 13 可知将立地-土壤养分交互类型组作为随机效应的混合模型 M7-6 与基础模型相比, R^2 从 0.6876

提升至 0.8349,拟合精度提高 21.42%;相较模型 M7-5AIC、BIC 均下降了 24.8930,说明立地-土壤养分交互效应对杉木优势高生长有显著影响。模型 M7-6 的表达式为:

$$H_{jSSNMTG} = a_{jSSNMTG} \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{jSSNMTG})) + \varepsilon_{jSSNMTG} \tag{8}$$

利用模型 M7-6 绘制基于立地-土壤养分交互类型组的杉木多形立地指数曲线(图 4),其中立地-土壤养分交互类型组 1 的杉木优势高生长效果最好。

表 12 立地-土壤养分交互类型聚类结果
Table 12 Clustering results of site and soil nutrient interaction types

聚类数 Cluster numbers	精度 Precision	立地-土壤养分交互类型组 Site and soil nutrient interaction type group	样本量 Sample size
1	0	I	36
2	70.2	II	154
3	93.8	V	23
4	96.4	IV	87

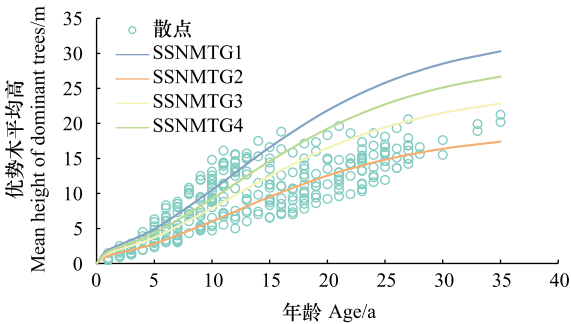


图 4 基于立地-土壤养分交互类型组的多形立地指数曲线
Fig.4 Polymorphic site index curve based on site and soil nutrient interaction type group

3.6 模型精度评价

将聚类后的立地类型组(STG)、土壤养分类型组(SNECTG)、立地-土壤养分交互类型组(SSNMTG)作为随机效应进行非线性混合效应模拟,利用 AIC、BIC 及 R^2 3 个评价指标进行模型评价,并与基础模型(None)、立地类型(ST)、土壤养分类型(SNECT)、立地-土壤养分交互类型(SSNMT)拟合结果进行评价(表 13)。

表 13 模型拟合结果对比
Table 13 Comparison of model fitting results

模型 Model	随机效应 Random effect	AIC	BIC	R^2	模型 Model	随机效应 Random effect	AIC	BIC	R^2
M7	None	1465.1970	1480.0130	0.6876	M7-4	SNECTG	1389.5910	1408.1100	0.7737
M7-1	ST	1430.3250	1448.8440	0.7827	M7-5	SSNMT	1324.2440	1342.7630	0.8400
M7-2	STG	1386.5490	1405.0680	0.7773	M7-6	SSNMTG	1299.3510	1317.8700	0.8349
M7-3	SNECT	1420.5130	1439.0320	0.7765					

由表 13 可知,基于立地类型、土壤养分类型、立地-土壤养分交互类型效应的立地指数模型可以提高模型精度,含立地-土壤养分交互类型效应的立地指数模型拟合效果最优;同时利用 K-means 聚类划分得到立地类型组、土壤养分类型组、立地-土壤养分交互类型组,将各类型组作为随机效应模型 AIC、BIC 显著降低,解决了模型冗杂的问题便于应用,得出最优立地指数模型为 M7-6。

构建 7 种模型的残差分布图,由图 5 可知残差图均为存在明显的趋势或特定分布,无需进行异方差消除。基础模型 M7 预测值与残差的离散程度大于混合效应模型的离散程度,混合效应模型的残差相比于基础模型的残差基本在 X 轴两侧,且分布更加均匀、更加集中,这说明立地指数混合效应模型的拟合效果优于基础模型的拟合效果,基于立地类型组、土壤养分类型组、立地-土壤养分交互类型组的杉木人工林立地指数混合效应模型有着较高的预测精度和拟合效果。

4 讨论

4.1 立地、土壤养分因子对杉木人工林生长的影响

地形因子可以反映光照、水文、热力学和土壤等条件的变化^[25],是影响优势木生长的关键因子^[26],本

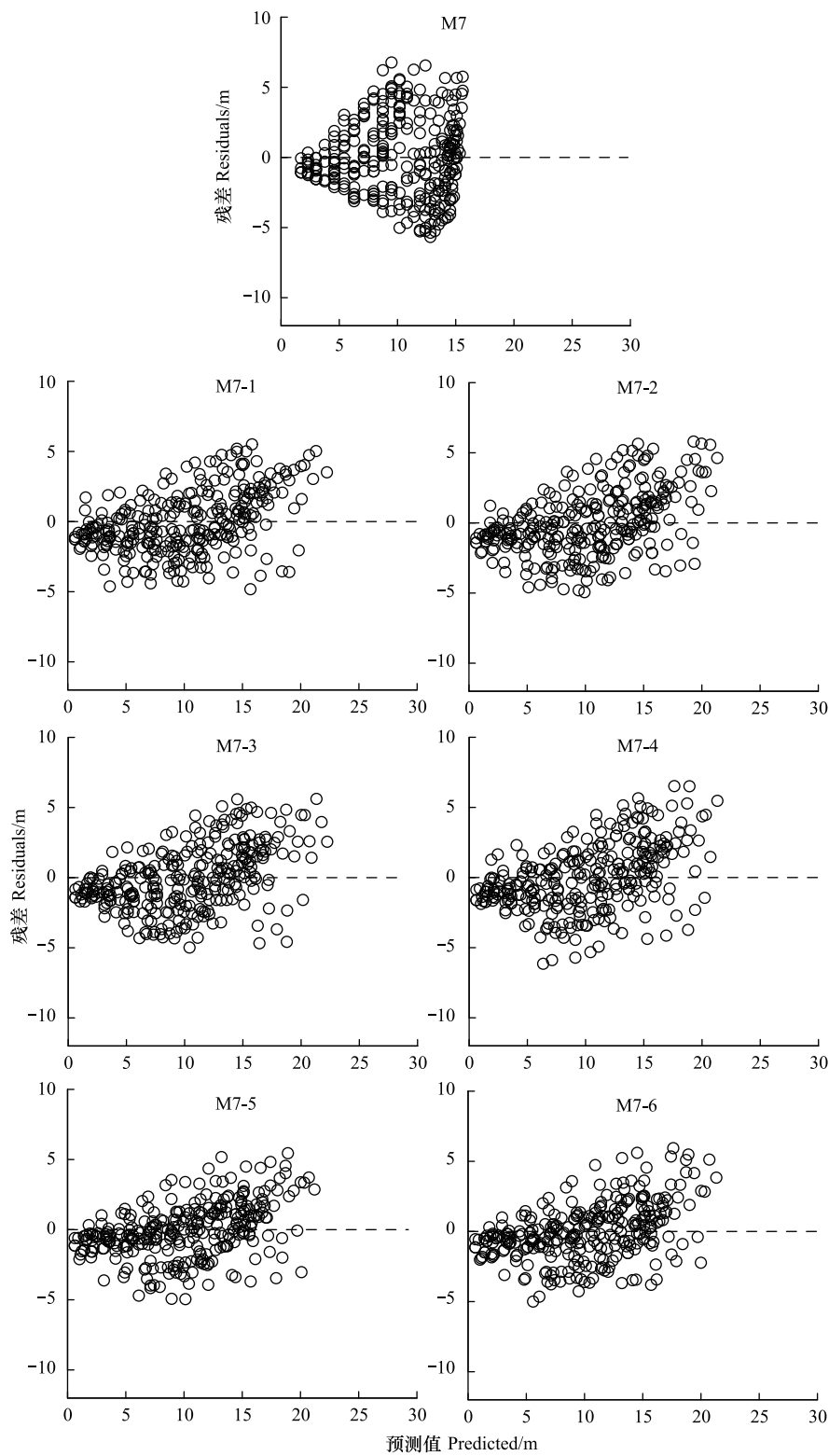


图5 模型 M7、M7-1、M7-2、M7-3、M7-4、M7-5、M7-6 残差分布
Fig.5 Model M7, M7-1, M7-2, M7-3, M7-4, M7-5, M7-6 residual distribution

研究通过数量化方法 I 筛选出海拔、坡度、土壤类型为显著影响林分优势木平均高的立地因子。海拔梯度造成温度、光照和土壤水肥条件等环境异质性进而影响植物的生长。土壤类型综合反映着土壤理化性质,而杉木对土壤含水量、通气性、养分具有严格的要求,因此土壤类型的差异直接影响杉木生长速率的高低。坡度则

直接关系到土壤水分和养分的保持状况,间接表现土壤特性。宋争表明影响湖南杉木生长显著性立地因子为海拔、坡度、土壤类型和坡向^[13],这与本研究结果有重叠性;刘建成则发现影响福建杉木生长的主导因子为地貌、坡位、土层厚度^[27],说明不同地区地貌、环境差异会影响该树种生长的主导因子发生改变。

土壤养分是林木生长的物质基础,本研究通过随机森林算法筛选得到显著影响优势木平均高的土壤养分因子为有机质、全氮、全钾。土壤有机质中包含大、中、微量元素,因此与其他营养元素之间都存在一定程度的相关,是影响土壤肥力的重要因素,对林分生长影响最大,这与刘素真在研究福建杉木生长与土壤养分相关性时结果一致^[28]。氮是植物体内有机物和原生质中重要组成成分,在一定范围内施用氮肥可以提高林木光合作用进而促进林木生长^[29]。钾在控制细胞渗透压维持植物体正常生理平衡起着重要作用,通过提高代谢促进光合作用速率从而加快树木生长。在本研究区内样地全磷呈现缺乏状态,各样地内含量差异并不明显,尽管是磷我国亚热带地区森林生态系统生产力的一个重要限制因子^[30],但影响并不显著。土壤养分指标在影响不同林分生长中存在明显差异^[31]。商添雄发现有机质、全氮、全磷是影响华北落叶松(*Larix principis-rupprechtii*)人工林生长的重要土壤因子^[32];而在加拿大白云杉(*Picea glauca*)林中硫、磷的含量也会限制树木生长^[33],这可能是研究区的气候、目标树种、地形地貌、土壤养分共同作用的结果。因此在后续的研究中,需综合考虑环境因子对杉木人工林生长的影响。

4.2 立地-土壤养分交互作用对杉木人工林生长的影响

不同地形条件对土壤养分产生明显的空间变异,通过影响光照、温度、水分的空间分配来影响土壤养分迁移,关于地形因子对土壤养分的影响已有大量研究。杨家慧在分析马尾松(*Pinus massoniana*)人工林土壤养分与地形因子相关性时得出海拔与土壤养分呈显著或极显著正相关,坡度则呈显著或极显著负相关^[34];于文睿南研究发现海拔、坡度是影响杉木人工林表土有机质含量重要因素,不同土壤类型含量差异明显,其中山地黄壤最高^[35]。因此地形影响着土壤养分含量的空间分布特征,而地形因子与林木生态学特性密切相关,土壤养分则直接提供植物体必需的营养元素,调节机体生命活动,所以两者相互影响共同作用于林木的生长。本研究通过构建立地-土壤养分交互作用的立地指数混合模型时发现相比立地、土壤养分单独随机效应的模型精度更高,适用性更强,模拟优势木生长规律更准确。通过4个立地-土壤养分交互类型组对应4组参数值构建多形立地指数曲线可知,立地-土壤养分交互类型组1优势高生长最佳,其最大生产潜力高于立地类型组1和土壤养分类型组1,表明立地-土壤养分交互作用对杉木优势木生长影响更显著,对立地质量评价更为有效。

4.3 混合效应模型的效果

对于某一既定树种,立地指数曲线会随地形、土壤等的不同而有所变化,使用同一导向曲线模拟优势木生长过程会产生较大误差,混合效应模型不但能反映总体的平均效应,也可以通过方差、协方差等信息体现个体差异,在林分生长建模中广泛应用。宋争采用混合效应构建了不同立地类型下杉木多形立地指数曲线模型证实了其适用性^[13];董云飞在构建树高与年龄方程时发现非线性混合模型优于传统非线性模型、BP神经网络^[36]。因此为了反映不同立地水平的平均优势木生长差异,本研究构建基于立地、土壤养分及其交互作用作为随机效应的混合模型,其中立地、土壤养分及其交互效应的混合模型确定系数(R^2)分别提升至0.7827、0.7765、0.8400,表明混合模型能提高立地指数预估精度,这与宋争^[13]在构建湖南杉木多形立地指数模型研究结论一致。

本研究通过K-means聚类将研究区随机效应参数值相近的立地类型、土壤养分类型和立地-土壤养分交互类型划成立地类型组、土壤养分类型组和立地-土壤养分交互类型,将其作为随机效应,分别构建立地指数曲线($R^2=0.7773$ 、 $R^2=0.7737$ 和 $R^2=0.8349$),相较基础模型预估精度提高,模型AIC、BIC都具有明显降低。验证了立地类型、土壤养分类型和立地-土壤养分交互类型聚类构造随机效应的可行性,提高了模型适用性。

5 结论

本研究基于湖南杉木人工林样地中平均优势木的解析木数据,筛选出显著影响优势木平均高的立地因子为海拔、坡度、土壤类型,土壤养分因子为有机质、全氮、全钾,基础模型中坎派兹式(Compertz)对平均优势木

生长拟合效果最好。通过混合效应、K-means 聚类构建含立地、土壤养分及其交互类型效应的混合模型精度相较基础模型精度显著提高,表明立地、土壤养分及其交互作用对平均优势木生长均有显著影响,含交互效应的立地指数模型优于单独立地、土壤养分效应,导出含立地-土壤养分交互类型组为随机效应的最优立地指数模型为: $H_{jSSNMTG} = a_{jSSNMTG} \times \exp(-b \times \exp(-c \times T_{jSSNMTG})) + \varepsilon_{jSSNMTG}$, 为杉木人工林立地质量评价提供了一种新思路。因此,通过混合效应构建环境因子—立地指数模型是可行的,考虑立地-土壤养分交互作用模拟复杂立地条件下平均优势木生长规律更准确。

参考文献 (References):

- [1] 张超, 彭道黎, 黄国胜, 马炜. 基于森林清查数据的三峡库区林地立地质量评价. 东北林业大学学报, 2015, 43(11): 56-61.
- [2] 罗也, 杨雨春, 王君, 及利, 刘婷, 于海洋, 李焱龙, 王元兴. 吉林省长白山山区胡桃楸天然次生混交林立地指数模型. 应用生态学报, 2019, 30(12): 4049-4058.
- [3] 刘发林, 刘四海, 肖化顺, 邵柏, 杨佳, 龙时胜. 臭松天然次生林地位指数模型研究. 中南林业科技大学学报, 2017, 37(11): 24-29.
- [4] Lumbres R I C, Seo Y O, Son Y M, Doyog N D, Lee Y J. Height-age model and site index curves for *Acacia mangium* and *Eucalyptus pellita* in Indonesia. Forest Science and Technology, 2018, 14(2): 91-96.
- [5] Kim H J, Kim H S, Park S I, Park H J, Lee S H. Development of site index curves and height-DBH growth model of *Larix kaempferi* for deogyu mountain in South Korea. Forest Science and Technology, 2018, 14(3): 145-150.
- [6] You W B, Zhu G Y. The minimum target diameter and the harvest age of oak natural secondary forests in different sites conditions: case study in Hunan Province, China. Forests, 2024, 15(1): 120.
- [7] 王冬至, 胡雪娇, 李大勇, 高雨珊, 李天宇. 基于非线性混合效应模型的针阔混交林地位指数研究. 南京林业大学学报: 自然科学版, 2020, 44(4): 159-166.
- [8] 何静, 李新建, 朱晋梅, 朱光玉. 基于最粗优势木胸径生长的湖南栎类天然林立地质量评价模型. 林业科学, 2022, 58(8): 89-98.
- [9] 符利勇, 张会儒, 李春明, 唐守正. 非线性混合效应模型参数估计方法分析. 林业科学, 2013, 49(1): 114-119.
- [10] 符利勇, 张会儒, 唐守正. 基于非线性混合模型的杉木优势木平均高. 林业科学, 2012, 48(7): 66-71.
- [11] 沈国舫. 森林培育学. 北京: 中国林业出版社, 2001.
- [12] 廖世涛. 结合立地因子建立杉木人工林优势木生长模型的研究. 武夷学院学报, 2021, 40(6): 40-43.
- [13] 宋争, 黄朗, 胡松, 张雄清, 朱光玉. 基于立地混合效应的湖南丘陵平原区杉木多形立地指数模型研究. 林业科学研究, 2022, 35(5): 172-179.
- [14] 王海伦, 文仕知, 何功秀, 赵铭, 王嘉琛, 成其书. 杉木人工林土壤养分含量与林木器官养分含量及林龄的关系. 中南林业科技大学学报, 2022, 42(10): 119-128.
- [15] 吴旭平. 基于土壤养分效应的湖南杉木人工林林分断面面积生长模型研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2021.
- [16] 宋长江. 帽儿山实验林场天然次生林立地质量综合评价[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2023.
- [17] Bravo F, Lucà M, Mercurio R, Sidari M, Muscolo A. Soil and forest productivity: a case study from Stone pine (*Pinus pinea* L.) stands in Calabria (southern Italy). IForest-Biogeosciences and Forestry, 2011, 4(1): 25-30.
- [18] Harrington T B, Harrington C A, DeBell D S. Effects of planting spacing and site quality on 25-year growth and mortality relationships of Douglas-fir (*Pseudotsuga menziesii* var. *menziesii*). Forest Ecology and Management, 2009, 258(1): 18-25.
- [19] 霍常富, 王朋, 陈龙池, 汪思龙. 杉木人工林蓄积量和生态系统碳数量成熟龄的关系. 中南林业科技大学学报, 2018, 38(9): 94-99.
- [20] 孟宪宇. 测树学. 3 版. 北京: 中国林业出版社, 2006.
- [21] 全国土壤普查办公室. 中国土壤普查技术. 北京: 农业出版社, 1992.
- [22] 何静, 朱光玉, 张学余, 王忠诚, 刘洪娜, 屠维亚. 基于立地与密度效应的湖南栎类天然林平均木胸径生长模型. 中南林业科技大学学报, 2021, 41(10): 75-82.
- [23] 魏依政. 基于 SAR 图像的机器学习方法反演森林生物量研究[D]. 西安: 长安大学, 2020.
- [24] 郭颖. 森林地上生物量的非参数化遥感估测方法优化[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2011.
- [25] 杨海滨. 基于森林资源连续清查数据的浙江省杉木林立地质量评价[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2019.
- [26] Wang G G. White spruce site index in relation to soil, understory vegetation, and foliar nutrients. Canadian Journal of Forest Research, 1995, 25(1): 29-38.
- [27] 刘建成. 福建省杉木立地质量评价与造林模式设计技术研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2018.
- [28] 刘素真, 孙玉军. 土壤养分与杉木生长的相关性研究. 西北林学院学报, 2015, 30(5): 15-19.
- [29] 刘士玲, 陈琳, 杨保国, 贾宏炎, 庞圣江, 张培, 王晖. 氮磷肥对西南桦无性系生物量分配和根系形态的影响. 南京林业大学学报: 自然科学版, 2019, 43(5): 23-29.
- [30] 贝昭贤, 张秋芳, 郑蔚, 杨柳明, 陈岳民, 杨玉盛. 模拟增温对中亚热带杉木人工林土壤磷有效性的影响. 生态学报, 2018, 38(3): 1106-1113.
- [31] 唐诚, 王春胜, 庞圣江, 王欢, 曾杰. 广西大青山西南桦人工林土壤养分特征及其与立地生产力的关系. 林业科学研究, 2018, 31(2): 164-169.
- [32] 商添雄, 韩海荣, 程小琴, 蔡锰柯, 李斌, 张雯雯. 华北落叶松人工林生长对抚育间伐的响应及其与土壤因子的关系. 林业科学研究, 2019, 32(6): 40-47.
- [33] Wang G G, Klinka K. White spruce foliar nutrient concentrations in relation to tree growth and soil nutrient amounts. Forest Ecology and Management, 1997, 98(1): 89-99.
- [34] 杨家慧, 谭伟, 冯艳. 马尾松人工林土壤养分空间分布特征及其与地形因子的相关性分析. 西南林业大学学报, 2020, 40(4): 23-29.
- [35] 于文睿南, 潘畅, 郭佳欢, 冯会丽, 陈杰, 俞元春. 杉木人工林表土有机质含量及其对土壤养分的影响. 中国生态农业学报: 中英文, 2021, 29(11): 1931-1939.
- [36] 董云飞. 福建杉木人工林单木生长模型的研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2015.