

## 基于立地因子的杉木人工林断面积生长混合效应模型研究

吴旭平<sup>1</sup>, 吕勇<sup>1</sup>, 张雄清<sup>2</sup>, 易烜<sup>3</sup>, 朱光玉<sup>1</sup>

(1. 中南林业科技大学, 长沙 410004; 2. 中国林业科学研究院林业研究所, 北京 100091; 3. 青羊湖国有林场, 长沙 410600)

**摘要:**基于湖南省150块杉木人工林样地数据,采用方差分析、回归分析、非线性混合效应模型、K-means聚类等方法,构建了含立地因子的杉木人工林断面积生长混合效应模型。结果显示:1)海拔(HB)、坡度(PD)、坡位(PW)、土壤厚度(TH)、土壤类型(TL)对林分断面积的生长具有显著影响,其显著性顺序为 $TL > TH > PD > PW > HB$ ;2)在8种常用的理论生长方程中,Schumacher(M5)的确定系数最高( $R^2 = 0.7636$ ),被选为林分断面积生长模拟的基础模型;3)将不同立地因子组合的107个立地类型(ST)作为随机效应,构建了非线性混合效应模型,其确定系数( $R^2$ )提高至0.8951;4)将107个立地类型(ST)聚类为5个立地类型组(STG),进一步构建了杉木断面积生长混合效应模型,其确定系数( $R^2$ )提高至0.9202。研究表明:基于立地因子的非线性混合效应模型,客观解释了立地因子对杉木人工林断面积生长的影响,提高了林分断面积生长模型的模拟精度。

**关键词:**杉木;断面积;立地类型;混合模型;聚类分析

**中图分类号:**S791.27;S711 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-6622(2021)02-0075-08

**DOI:**10.13466/j.cnki.lyzygl.2021.02.011

## Research on Growth Mixed Effect Model for Basal Area of *Cunninghamia lanceolata* Plantation Based on Site Factors

WU Xuping<sup>1</sup>, LV Yong<sup>1</sup>, ZHANG Xiongqing<sup>2</sup>, YI Xuan<sup>3</sup>, ZHU Guangyu<sup>1</sup>

(1. Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China; 2. Research Institute of Forestry, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 3. Qingyanghu State owned Forest Farm, Changsha 410600, China)

**Abstract:** Based on data of 150 *Cunninghamia lanceolata* Plantation plots in Central China's Hunan Province, this study attempt to construct a mixed effect model of *Cunninghamia lanceolata* Plantation growth with site factors through using methods such as variance analysis, regression analysis, nonlinear mixed effects model and K-means clustering. The results show that: (1) Altitude (HB), slope (PD), slope position (PW), soil thickness (TH) and soil type (TL) have a significant impact on the growth of the basal area, and the order of significance is  $TL > TH > PD > PW > HB$ . (2) Among the eight commonly used theoretical growth equations, Schumacher (M5) has the highest coefficient of determination ( $R^2 = 0.7636$ ), and was selected as the basic model for forest basal area growth simulation. (3) A nonlinear mixed effects model was constructed by taking 107 site types (ST) of different site factor combinations as random effects

**收稿日期:**2020-12-31; **修回日期:**2021-03-15

**基金项目:**国家林业和草原局青年拔尖人才项目(2019132605);国家自然科学基金(31570631);湖南省教育厅重点项目(16A224);湖南省自然科学基金面上项目(2017JJ2405)

**作者简介:**吴旭平(1996-),男,湖南株洲人,在读硕士,研究方向:林学。Email:2601405038@qq.com

**通讯作者:**朱光玉(1978-),男,湖南邵阳人,教授,博士,硕导,研究方向:森林可持续经营。Email:zgy1111999@163.com

and the coefficient of determination ( $R^2$ ) increased to 0.895 1. (4) The 107 site types (ST) were clustered into 5 site type groups (STG), and the mixed effect model of *Cunninghamia lanceolata* cross-sectional basal area growth was further constructed, and the determination coefficient ( $R^2$ ) increased to 0.920 2. Studies have shown that the nonlinear mixed effect model based on site factors objectively explains the impact of site factors on the growth of *Cunninghamia lanceolata* Plantation, which helps improve the simulation accuracy of the stand growth model.

**Key words:** *Cunninghamia lanceolata*, basal area, site typ, mixed effect model, cluster analysis

## 0 引言

林分断面积是指林分中所有林木胸高断面积之和,作为常用的林分密度指标之一,具有较高的稳定性和预估性<sup>[1]</sup>;因而,研究林分断面积生长对森林的收获预估具有重要意义<sup>[2]</sup>。

为了构建断面积生长模型,过去诸多学者对此进行了大量的研究,基础模型常常选用 Richards 和 Schumacher 方程,模型自变量主要包括年龄、密度、立地指数等因子<sup>[3]</sup>。其中李永慈等<sup>[4]</sup>研究得到:林分断面积生长模型是全林生长模型的核心,其精度直接影响到系统整体的预测精度。符利勇等<sup>[5]</sup>通过构建混合效应模型,有效解决了传统的建模方法无法反映不同立地水平及林分水平对蒙古栎(*Quercus mongolica* Fisch. ex Ledeb)生长的随机影响,从而导致精度低的问题。但目前将该方法应用于建立基于立地类型的杉木人工林林分断面积生长模型的研究较少。

湖南杉木(*Cunninghamia lanceolata*)人工林面积和蓄积分别占湖南全省人工林面积和蓄积总量的33%和41%<sup>[6]</sup>。湖南是杉木人工林主要分布的区域之一,以该区域杉木人工林为研究对象,参考前人的研究,利用方差分析、回归分析法(最小二乘法)、非线性混合效应模型、K-means 聚类等方法构建了基于立地效应的林分断面积生长模型,客观解

释了立地因子对杉木人工林断面积生长的影响规律,提高了林分断面积生长模型的模拟精度,为湖南杉木人工林的科学经营管理提供了理论支撑。

## 1 研究区概况

湖南省位于我国中南部,地理坐标 24°38' ~ 30°08'N, 108°47' ~ 114°15'E。土地总面积 21.18 万 km<sup>2</sup>,林地面积约 1 300 万 hm<sup>2</sup>,活立木蓄积 5.05 亿 m<sup>3</sup>,森林覆盖率 59.57%<sup>[7]</sup>。海拔为 24 ~ 2 122m,大部分地区海拔高度 100 ~ 800m;年日照时数 1 300 ~ 1 800h;年平均降水量 1 200 ~ 1 700mm,雨量充沛,水热充足。土壤类型以红壤和黄壤为主。研究区主要的乔木树种为杉木、马尾松(*Pinus massoniana* Lamb)、湿地松(*Pinus elliotii*)、柏木(*Cupressus funebris*)、樟树(*Cinnamomum bodinieri*)、木荷(*Schima superba*)、榉树(*Zelkova serrata*)等。

## 2 材料与方法

### 2.1 数据来源

以湖南省 150 块杉木人工林样地为研究对象,在湖南省各市县设置杉木林样地进行调查。调查因子主要包括地理坐标、海拔、坡度、坡向、坡位、土壤类型、胸径、树高、林分年龄等。各因子统计如表 1 所示。

表 1 杉木林分调查因子统计

Tab. 1 Statistics of stand factors for *Cunninghamia lanceolata*

因子	断面积(G)/(m <sup>2</sup> /hm <sup>2</sup> )	年龄(Age)/a	密度指数(SDI)	单位面积株数(N)/株/hm <sup>2</sup>	海拔(HB)/m
平均值	26.78	18	2079	2580	469
标准差	8.95	3	974	1000	268
最小值	9.63	11	969	780	49
最大值	52.91	27	5536	5175	1250

2.2 立地类型划分

1) 立地因子等级划分。

选用调查得到的海拔(HB)、坡向(PX)、坡位(PW)、坡度(PD)、土壤厚度(TH)、土壤类型(TL)等6个立地因子,并参照《测树学》<sup>[8]</sup>中的各类因子分级标准进行分级。其中,为了分析不同海拔对杉木生长的影响,将海拔按照100m进行分级<sup>[1]</sup>。具体划分标准如表2所示。

2) 显著性分析及立地类型划分。

采用方差分析,以林分胸高断面积为因变量,以年龄和立地因子为自变量,进行显著性因子筛选<sup>[9]</sup>;然后以显著性因子为对象,通过将分级之后的立地因子进行组合来划分立地类型(Site type),简称ST。

表2 立地因子等级划分

Tab. 2 Site factor classification

立地因子	符号	等级划分				
海拔	HB	100m 为一级				
坡度	PD	缓坡	斜坡	陡坡	急坡	险坡
坡位	PW	上坡	中坡	下坡		
坡向	PX	阳坡	阴坡			
土壤类型	TL	红壤	黄壤	山地黄壤		
土壤厚度	TH	薄	中	厚		

2.3 基础模型筛选

基础模型的选择影响林分断面积生长模型拟合的结果<sup>[10-11]</sup>。本文参考朱光玉等<sup>[12]</sup>构建林分断面积时所选用的基础模型,来作为本次湖南杉木人工林林分断面积生长预测的基础模型。候选基础模型如表3所示。

表3 候选基础模型

Tab. 3 Basic models candidates

序号	模型名称	表达式
M1	理查德(Richards)	$G = a \times (1 - e^{(-b \times T)}) \times (SDI/1000)^c$
M2	理查德(Richards)	$G = a \times (1 - e^{(-b \times T)}) \times (N/1000)^c$
M3	舒马克(Schumacher)	$G = a \times e^{(-b \times T)} \times (SDI/1000)^c$
M4	舒马克(Schumacher)	$G = a \times e^{(-b \times T)} \times (N/1000)^c$
M5	舒马克(Schumacher)	$G = HT^{(a+b/T)} \times (SDI/1000)^{(c+d/T)} \times e^{(q+w/T)}$
M6	舒马克(Schumacher)	$G = HT^{(a+b/T)} \times (N/1000)^{(c+d/T)} \times e^{(q+w/T)}$
M7	舒马克(Schumacher)	$G = e^{(a+b/T)} \times (SDI/1000)^c + d/T$
M8	单分子(Mitscherlich)	$G = a \times (1 - e^{(-b \times (SDI/1000)^c)} \times T)$

注:G表示林分断面积;T表示林分年龄;SDI表示林分密度指数;N表示单位面积株数;HT表示林分优势高;a,b,c,d,q,w表示模型参数。

2.4 非线性混合效应模型

非线性混合效应模型是回归函数依赖于固定效应参数和随机效应参数的非线性关系而建立的模型<sup>[13]</sup>,其一般形式为:

$$Y_i = f(\beta, \mu_i, X_i) + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中:Y<sub>i</sub>与X<sub>i</sub>分别代表第i个样地的因变量向量和自变量向量;ε<sub>i</sub>为误差变量;β和μ<sub>i</sub>分别为固定效应参数向量和随机效应参数向量<sup>[14]</sup>。

2.5 模型精度评价

使用Forstat 2.2和R语言等软件进行数据统计,得到模型参数。用确定系数(R<sup>2</sup>)、平均绝对误差(MAE)、预估精度(P)、均方根误差(RMSE)、贝叶斯信息准则(BIC)及赤池信息准则(AIC)对模型的各个预测效果进行精度评价,其中MAE, RMSE, AIC, BIC值越小,且R<sup>2</sup>和P值越大,表明预测结果越好<sup>[15]</sup>。

确定系数:

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

平均绝对误差:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (3)$$

均方根误差:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-1}} \quad (4)$$

预估精度:

$$P = \left(1 - \frac{t_\alpha \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\hat{y} \sqrt{n(n-p)}}\right) \quad (5)$$

赤池信息准则:

$$AIC = -2 \times \ln l + 2 \times p \quad (6)$$

贝叶斯信息准则:

$$BIC = -2 \times \ln l + \ln n \times p \quad (7)$$

式中:  $y_i$  为第  $i$  个样本实测值,  $\hat{y}_i$  为第  $i$  个样本估计值,  $n$  为样本数,  $t_\alpha$  为置信水平  $\alpha$  ( $\alpha = 0.05$ ) 时的  $t$  分布值,  $p$  为模型参数个数,  $\hat{y}$  为平均预估值,  $\bar{y}$  为样本平均值,  $l$  表示模型极大似然函数值。

### 3 结果与分析

#### 3.1 显著性分析及立地类型划分结果

采用方差分析,以林分胸高断面积为因变量,以立地因子和年龄为自变量,对立地因子进行显著性因子筛选<sup>[1]</sup>。当“ $Pr > F$ ”的值大于 0.05,即认为该因子对林分断面积影响不显著,否则影响显著,结果如表 4 所示。

表 4 立地因子显著性检验

Tab. 4 Site factor significance test

因子组	平方和	自由度	均方	F 值	$Pr > F$	备注
HB	1182.38	11	107.49	2.12	0.02300	显著
PD	966.22	4	241.55	4.77	0.00128	显著
PW	461.26	2	230.63	4.56	0.01228	显著
PX	11.75	1	11.74	0.23	0.63084	不显著
TH	730.34	2	365.17	7.21	0.00108	显著
TL	1196.30	2	598.15	11.82	0.00002	显著

由表 4 可得: HB, PD, PW, TH, TL 对林分断面积的生长具有显著影响,其显著性顺序为 TL > TH > PD > PW > HB。

以方差分析筛选所得到的 HB, PD, PW, TH, TL 为对象,通过对显著性因子的等级值进行组合划分,可将 150 个样地划分为 107 个初始立地类型(ST)。

#### 3.2 基础模型模拟结果

##### 1) 林分密度指数计算。

林分密度指数为常用密度指标之一,常用于构建林分断面积<sup>[16]</sup>,其表达式为:

$$SDI = N \times (D_1/D)^\beta \quad (8)$$

式中:  $\beta$  为自然稀疏率,  $N$  为林分每公顷株数,  $D$  为林分平均胸径,  $D_1$  为标准平均胸径(我国一般取  $D_1 = 10\text{cm}$ ),  $SDI$  为密度指数。

使用二次剔除不足立木度的样地方法来估算  $\beta$ 。首先,建立回归方程  $\ln N = a_1 - b_1 \ln D$ ,剔除  $\ln N < a_1 - b_1 \ln D$  的样本;然后再用剩余的样地建立回归方程<sup>[17]</sup>。

具体公式为:

$$\ln N = \alpha - \beta \ln D \quad (9)$$

在 Forstat 2.2 中对上述模型进行非线性拟合,最终得模型表达式如(10)式所示,其调整确定系数  $Ra^2 = 0.71$ 。

$$\ln N = 4.5273 - 0.96053 \ln D \quad (10)$$

将所得自然稀疏率  $\beta = -0.96053$  结合相关变量代入  $SDI$  表达式即可计算各样地林分密度指数。

##### 2) 基础模型的拟合及最优模型确定。

以湖南省 150 块杉木人工林断面积-年龄数据为基础,利用 Forstat 2.2 对候选基础模型 M1—M8 进行参数拟合与筛选,得到不同基础模型参数估计值,拟合结果如表 5 所示。

由表 5 可知,模型 M5: 确定系数 ( $R^2 = 0.7636$ ) 及  $P$  值 (97%) 最大,平均绝对误差 ( $MAE = 3.08$ ) 及均方根误差 ( $RMSE = 4.40$ ) 最小。可见,8 个候选基础模型拟合结果中,模型 M5 拟合效果最好,因此,确定 M5 为最优断面积生长模型。公式为:

$$G = HT^{(a+b/T)} \times (SDI/1000)^{(c+d/T)} \times e^{(q+w/T)} \quad (11)$$

式中:  $G$  表示林分断面积;  $T$  表示林分年

龄;  $SDI$  表示林分密度指数;  $HT$  表示林分优势高;  $a, b, c, d, q, w$  表示模型参数。

表 5 候选基础模型拟合结果

Tab. 5 The fitting results of candidate basic models

模型	$a$	$b$	$c$	$d$	$q$	$w$	$R^2$	$P/\%$	$MAE$	$RMSE$
M1	12.455	473.41	0.8146	—	—	—	0.6376	97	3.61	4.85
M2	20.551	472.66	0.3863	—	—	—	0.2187	95	6.16	8.01
M3	19.143	9.3464	0.8945	—	—	—	0.7118	97	3.63	4.86
M4	33.455	9.9705	0.4674	—	—	—	0.2982	95	5.76	7.59
M5	1.4039	-17.978	0.8222	0.8792	-0.3722	33.868	0.7636	97	3.08	4.40
M6	1.7490	-20.861	0.0382	8.3653	-0.3535	34.106	0.4226	95	5.12	6.88
M7	2.9448	-9.9929	0.9145	10.881	—	—	0.7119	97	3.62	4.86
M8	61.762	0.0088	1.3313	—	—	—	0.7014	97	3.84	4.95

### 3.3 基于立地类型的非线性混合效应模型构建

由于随机效应构造受随机因子个数及其水平数的影响,可以按任意方式相互组合衍生出多种类型的非线性混合效应模型。本文以主导因子划分的立地类型(ST)作为随机效应,构建非线性混合效

应模型进行分析<sup>[18-19]</sup>。结合基础模型参数个数和立地类型,运用 R 语言的非线性混合效应模型板块,将立地类型分别加在各个参数上及同时加在多个参数上进行随机效应拟合,并利用评价指标 AIC 和 BIC 等确定最优模型结构,拟合结果如表 6 所示。

表 6 基于立地类型的非线性混合效应模型拟合

Tab. 6 Nonlinear mixed-effect model fitting based on site type

随机效应	添加位置	$a$	$b$	$c$	$d$	$q$	$w$	$AIC$	$BIC$	$R^2$
ST	$a$	1.205	-13.66	0.731	2.906	0.175	22.03	877.41	901.49	0.8857
ST	$b$	1.254	-14.49	0.772	2.324	0.035	24.29	877.91	901.99	0.8794
ST	$c$	1.212	-13.81	0.762	2.566	0.119	22.90	872.41	896.50	0.8951
ST	$d$	1.286	-15.12	0.818	1.686	-0.091	26.51	873.88	897.97	0.8871
ST	$q$	1.256	-14.68	0.749	2.594	0.044	24.62	879.17	903.26	0.8785
ST	$w$	1.306	-15.57	0.786	2.037	-0.099	27.07	879.65	903.74	0.8713

由表 6 不同随机效应因子组合类型的拟合结果显示,构建单个参数及多个参数的混合效应模型的 AIC, BIC 相对基础模型 M5 有所降低,  $R^2$  大幅提高。其中,立地类型(ST)作为随机效应加在参数  $c$  上面的混合效应模型  $R^2$  (0.895 1) 最高,  $AIC$  (872.41)、 $BIC$  (896.50) 最低。因为基础模型是总体平均模型,而混合模型考虑了各种立地因子的影响。结果表明,基于立地类型的混合效应模型明显优于基础模型。

### 3.4 基于立地类型组的非线性混合效应模型构建

依据 HB, PD, PW, TH, TL 这 5 个主导因子,可将湖南杉木人工林划分为 107 个立地类型(ST),相应的混合模型随机效应参数有 107 个水平值。由于立地类型数过多,不利于混合模型的有效应用<sup>[1]</sup>。为了简化混合效应模型和进一步提高模型模拟精度,本文将初始立地类型(ST)应用到模型(11)式拟合的随机效应参数值进行 K-means 聚类得到立地类

型组(Site Type Group),简称 STG。进而构建基于立地类型组的非线性混合效应模型。

### 1) 立地类型组的划分。

本文以聚类精度 $\geq 90\%$ 为标准,将 107 个立地类型的随机效应参数值进行聚类,随机效应参数值接近的立地类型合并成为立地类型组(STG),结果如表 7 所示。

表 7 立地类型聚类结果

Tab. 7 Site type clustering results

聚类数	聚类精度/%	聚类数	聚类精度/%
1	0.0	4	86.5
2	52.9	5	91.0
3	77.2		

由表 7 可得:聚类数为 5 的时候,聚类精度达到了 91.0%,达到聚类精度要求。

2) 基于立地类型组的非线性混合效应模型拟合结果。

运用 R 语言的非线性混合效应模型板块,将立地类型组分别加在各个参数上及同时加在多个参数上进行随机效应拟合,拟合结果如表 8 所示。

表 8 的拟合结果显示,基于立地类型组的非线性混合效应模型的 AIC, BIC 相对模型(11)式及基于立地类型的非线性混合效应模型均有所降低,而  $R^2$  大幅提高。其中,立地类型组(STG)作为随机效应加在参数  $c$  上面的混合效应模型  $R^2$  (0.920 2) 最高, AIC (749.40)、BIC (770.48) 最低。这说明,基于立地类型组的混合效应模型明显优于基础模型及基于立地类型的混合效应模型。最终模型为:

$$G = HT^{(a+b/T)} \times (SDI/1000)^{(c+c_i+d/T)} \times e^{(q+w/T)} + \varepsilon \quad (12)$$

式中: $G$  为林分断面面积; $HT$  为林分优势高; $T$  为林分年龄; $SDI$  为林分密度指数; $c_i$  为立地类型组的随机效应参数; $\varepsilon$  为误差项。

表 8 基于立地类型组的非线性混合效应模型拟合

Tab. 8 Fitting of nonlinear mixed effects model based on site type group

随机效应	添加位置	$a$	$b$	$c$	$d$	$q$	$w$	AIC	BIC	$R^2$
STG	$a$	1.009	-10.04	0.573	5.879	0.790	10.76	750.45	774.53	0.9200
STG	$b$	1.001	-9.711	0.560	6.431	0.856	8.837	754.69	778.77	0.9175
STG	$c$	1.166	-12.41	0.613	5.298	0.359	17.33	749.40	770.48	0.9202
STG	$d$	1.127	-11.53	0.621	5.426	0.463	14.85	773.59	797.67	0.9056
STG	$q$	1.044	-10.56	0.560	6.097	0.724	11.68	751.93	776.01	0.9192
STG	$w$	0.995	-9.508	0.551	6.564	0.883	8.126	758.42	782.51	0.9156

### 3.5 模型精度评价

将聚类后的立地类型组(STG)作为随机效应进行非线性混合效应模拟,利用 MAE, RMSE,  $P$ ,  $R^2$  等 4 个评价指标进行模型评价,并与基础模型(None)、初始立地类型(ST)模拟结果进行对比分析,其结果如表 9 所示。

从表 9 中可以看出,在将聚类后的立地类型组作为随机效应加入模型后,林分断面面积生长模型的  $R^2$  值从 0.763 7 提高到 0.920 2、提高了 20.49%, MAE 降低了 17.21%, RMSE 降低了 14.77%。

表 9 模型精度评价

Tab. 9 Model evaluation of three models

随机效应	MAE	RMSE	$P/\%$	$R^2$
None	3.08	4.40	97	0.7636
ST	3.05	4.23	97	0.8951
STG	2.55	3.75	98	0.9202

为了更加直观地对比基础模型与混合效应模型的模拟效果,分别建立最优基础模型(11)式和最优非线性混合效应模型(12)式的残差关系图,其结果如图 1、图 2 所示。

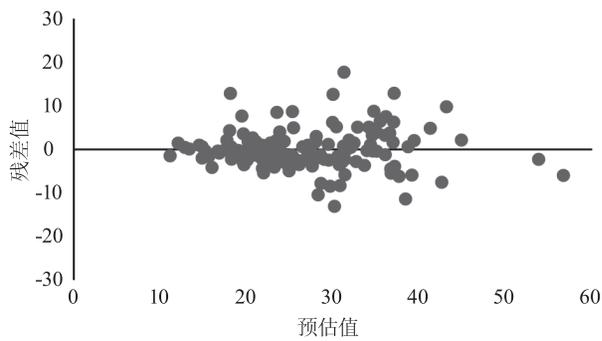


图1 基础模型(11)式残差分布情况

Fig.1 Residual distribution of the basic model(11)

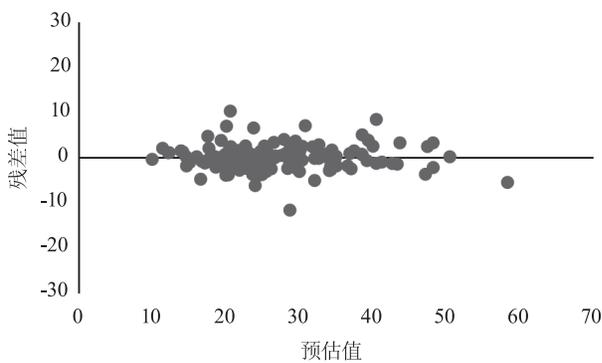


图2 混合效应模型(12)式残差分布情况

Fig.2 Residual distribution mixed effects model(12) type

从图1和图2可以明显看出:基础模型与混合效应模型的残差分布都较随机地分布于坐标轴两侧,无明显异方差现象;相比较基础模型(图1),混合效应模型的残差分布范围更小,且更加集中于坐标轴两侧。可见:基于立地随机效应的林分断面积模型可以极大提高模型精度,同时利用K-means聚类划分立地类型组的方法,可以进一步提高模型模拟精度且解决了复杂立地类型的模型使用问题。

#### 4 结论与讨论

采用方差分析、回归分析法(最小二乘法)、非线性混合效应模型、K-means聚类等方法构建含立地效应的湖南杉木人工林林分断面积生长模型,客观解释了立地因子对杉木人工林断面积生长的影响,提高了林分断面积生长模型的模拟精度。

1)采用方差分析,以林分胸高断面积为因变

量,以立地因子和年龄为自变量,对立地因子进行显著性筛选,其结果表明HB,PD,PW,TH,TL对林分断面积的生长具有显著影响,其显著性顺序为 $TL > TH > PD > PW > HB$ 。

2)通过使用回归分析法对8个候选基础模型进行模拟,其中Schumacher(M5)的确定系数最高( $R^2 = 0.7636$ ),因此,选择此方程作为林分断面积生长模拟的基础模型。

3)本文在确定基础模型之后,构建非线性混合效应模型,期望能得到湖南省杉木人工林林分断面积生长规律。结果表明,构建混合效应模型可以显著提高林分断面积建模精度,其确定系数( $R^2$ )从0.7636提高0.8951。胡松<sup>[1]</sup>用相同方法分析了不同林分类型与立地类型差异对栎类林分断面积生长的影响;李春明等<sup>[3]</sup>在对比传统的回归模型方法与混合模型方法构建落叶松云冷杉林分断面积模型之后,得到混合模型方法精度更高的结果。这充分说明运用混合模型方法构建林分断面积模型是合理且有效的。为方便建模,构建的断面积模型中仅考虑地形、地貌等立地因子的影响,未能考虑土壤、气候等因子的影响。在后续研究中,可考虑使用地形、地貌数据先构建杉木人工林立地指数模型求得各样地的地位指数,进而再考虑土壤因子构建断面积模型,或许模型精度会进一步提升。

4)通过K-means对立地类型进行聚类得到立地类型组,然后进行混合效应模拟。刘飞虎<sup>[20]</sup>采用此方法分析了不同林层对栎类次生林断面积生长的影响。由于聚类是指将不同的样本总体划分成不同的类型,及各类型的样本个体之间的差异尽可能小。所以本文构建的基于立地类型组的非线性混合效应模型可以进一步提高建模精度,其确定系数( $R^2$ )从0.8951提高到0.9202。

#### 参考文献:

- [1] 胡松. 湖南栎类天然林断面积生长模型研究[D]. 长沙:中南林业科技大学,2019.
- [2] 张雄清,雷渊才,陈新美,等. 组合预测法在林分断面积生长预测中的应用[J]. 北京林业大学学报,2010,32(4):6-11.
- [3] 李春明,唐守正. 基于非线性混合模型的落叶松云冷杉林分断面积模型[J]. 林业科学,2010,46(7):106-113.

- [4] 李永慈,唐守正. 度量误差对全林整体模型的影响研究[J]. 林业科学,2005(6):169-172.
- [5] 符利勇,唐守正,张会儒,等. 基于多水平非线性混合效应蒙古栎林单木断面积模型[J]. 林业科学研究,2015,28(1):23-31.
- [6] 许冰冰,边更战,易烜,等. 湖南杉木人工林单木干形特征及影响因子研究[J]. 林业资源管理,2020(5):82-88.
- [7] 龚召松,曾思齐,贺东北,等. 湖南楠木次生林断面积生长模型研究[J]. 林业资源管理,2020(2):87-93.
- [8] 孟宪宇. 测树学[M]. 3版. 北京:中国林业出版社,2006:43-66.
- [9] 李春喜. 生物统计学[M]. 5版. 北京:科学出版社,2013:95-104.
- [10] 吴恒,党坤良,田相林. 秦岭林区天然次生林与人工林立地质量评价[J]. 林业科学,2015,51(4):78-88.
- [11] Saud Pradip, Lynch Thomas B, Cram Douglas S, et al. An Annual basal area growth model with multiplicative climate modifier fitted to longitudinal data for shortleaf pine[J]. Forestry: An International Journal of Forest Research,2019(5):5.
- [12] 朱光玉,胡松,符利勇. 基于哑变量的湖南栎类天然林分断面积生长模型[J]. 南京林业大学学报:自然科学版,2018,42(2):155-162.
- [13] Pinheiro J C, Bates D M. Mixed-Effects Models in S and S-PLUS[M]. New York:Spring-Verlag,2000.
- [14] Chafa D, Concordet D. A new method for the estimation of variance matrix with prescribed zeros in nonlinear mixed effects models[J]. Statistics & Computing,2009,19(2):129-138.
- [15] 冉啟香,邓华锋,吕常笑,等. 油松林分断面积与蓄积量生长模型研究[J]. 西北林学院学报,2016,31(5):217-223.
- [16] 李杨,亢新刚. 长白山云冷杉针阔混交林林木空间利用率混合模型[J]. 北京林业大学学报,2020,42(5):71-79.
- [17] 李希菲,唐守正,王松林. 大岗山实验局杉木人工林可变密度收获表的编制[J]. 林业科学研究,1988(4):382-389.
- [18] Sharma M, Parton J. Height-diameter equations for boreal tree species in Ontario using a mixed-effects modeling approach[J]. Forest Ecology and Management,2007,249(3):187-198.
- [19] Pandhard X, Samson A. Extension of the SAEM algorithm for nonlinear mixed models with 2 levels of random effects[J]. Biostatistics,2009,10(1):121-135.
- [20] 刘飞虎. 基于林层效应的湖南栎类次生林断面积生长模型研究[D]. 长沙:中南林业科技大学,2020.