

基于分层贝叶斯方法的高山松单木生物量模型

黄金君,舒清态*,王柯人,席磊,孙杨,罗浩

(西南林业大学 林学院,云南 昆明 650224)

摘要:以香格里拉市典型森林生态系统高山松林为对象,在前期进行Ⅰ区和Ⅱ区共115株高山松单木地上生物量实测基础上,以异速生长方程为单木生物量基础模型,并采用分层贝叶斯方法、非线性混合模型法、贝叶斯方法和非线性最小二乘法进行异速生长参数拟合,运用决定系数(R^2)、估测精度(E)、均方根误差(RMSE)等指标对模型参数拟合效果进行评价。结果表明:1)从拟合精度看,4种方法的模型拟合效果均较好, R^2 均达到了0.98以上。但分层贝叶斯方法估计结果更优,其 $R^2=0.9856$, $E=84.76\%$ 和 $R_{MSE}=39.75\text{ kg}$;2)通过对比不同方法的差异发现,加入了区域随机效应的分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的拟合效果均优于未加入区域随机效应的贝叶斯方法和非线性最小二乘法。分层贝叶斯方法在拟合高山松单木生物量模型中具有更大优势,模型拟合效果最好。加入了随机效应的分层贝叶斯方法和非线性混合模型法可以提高单木生物量模型的估计精度,采用分层贝叶斯方法进行高山松单木生物量模型参数估测,为大尺度样本数据模型参数估测方法提供新思路。

关键词:分层贝叶斯方法;非线性混合模型法;贝叶斯方法;非线性最小二乘法;单木生物量模型

中图分类号:S791.259 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-7461(2022)03-0126-07

Biomass Model of *Pinus densata* Individual Tree Based on Hierarchical Bayesian Method

HUANG Jin-jun, SHU Qing-tai*, WANG Ke-ren, XI Lei, SUN Yang, LUO Hao

(College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China)

Abstract: The hierarchical Bayesian method was adopted to estimate the parameters of the *Pinus densata* individual tree biomass model to provide a new idea for the model parameter estimation of large-scale sample data. *P. densata* forest, a typical forest ecosystem in Shangri-La City, was used as the research object. Based on the actual measurement of the above-ground biomass of a total of 115 *P. densata* trees in Zone I and II, the allometric growth equation was used as the basic model to estimate the individual tree biomass. Furthermore, hierarchical Bayesian method, nonlinear mixed model method, Bayesian method, and nonlinear least square method were adopted to fit allometric growth parameters. The coefficient of determination (R^2), estimation accuracy (E), root mean square error (RMSE) and other indicators were applied to evaluate the fitting effect of model parameters. The research results showed that 1) from the perspective of fitting accuracy, the model fitting effects of the four methods were all good, and R^2 was above 0.98. However, the hierarchical Bayesian method had better estimation results, with $R^2=0.9856$, $E=84.76\%$ and $R_{MSE}=39.75\text{ kg}$. 2) By comparing the differences of different methods, it was found that the hierarchical Bayesian method in which the regional random effects were added and the fitting effect of the nonlinear mixed model method were better than the Bayesian method and the nonlinear least square method without region-

收稿日期:2021-05-21 修回日期:2021-06-28

基金项目:国家自然科学基金(31860205,31460194);国家重点研发计划(2018YFD0600100);云南省教育厅科学研究基金项目(2020Y0403);云南省教育厅科学研究基金项目(2021Y249)。

第一作者:黄金君。研究方向:资源环境遥感。E-mail:330061594@qq.com

*通信作者:舒清态,博士,副教授。研究方向:林业3S技术与应用研究。E-mail:shuqt@163.com

al random effects. The hierarchical Bayesian method had greater advantages in fitting the *P. densata* individual tree biomass model, and the model fitting effect was the best. The hierarchical Bayesian method and the nonlinear mixed model method with random effects could improve the estimation accuracy of the single tree biomass model.

Key words: Hierarchical Bayes method; nonlinear mixed model method; Bayesian method; nonlinear least square; individual tree biomass model

准确估算森林生物量对于研究固碳调控和评估森林生态系统的健康至关重要^[1]。单木生物量模型是进行林分和区域尺度生物量估测的基础,使用不同的拟合方法对于提升单木模型参数的估计已成为当前森林生物量研究重要任务之一。传统的单木生物量模型一般采用较成熟的异速生长方程,通过将易测的胸径或树高等指标结合以提供一种高效简单的估算森林生物量方法^[2-5]。然而使用传统方法拟合异速生物量模型存在过多局限,其只将模型参数视作固定变量,未能综合考虑存在的多种生物或非生物因素;且若样本数据存在地域差异,精度会明显降低^[6-8]。因此选用综合参数与非参数模型优势的拟合方法,如混合模型法与分层贝叶斯方法有助于解决这一问题。混合模型通过引入随机效应因子反映了整体与个体之间的相关性与差异性,有效地弥补了传统统计学方法存在的缺陷^[9]。Y. Zhang *et al*^[10]在拟合不同组分的单木生物量模型时,得出使用含有随机效应的非线性混合模型法可以有效提高模型估测精度;陈哲夫等^[11]以样地为随机效应构建马尾松(*Pinus massoniana*)次生林单木生长模型,结果为含有随机效应混合模型法的拟合效果与预测精度均优于传统模型。贝叶斯学派利用概率分布描述模型中的未知变量,并将样本信息与参量视作随机变量^[12]。在当前精准提升森林质量的背景下,贝叶斯方法正逐渐成为林业领域中学者们研究的热点,包括树木死亡率模型^[13]、杉木(*Cunninghamia lanceolata*)人工林最大密度线^[14]、单木树高-胸径模型^[15-16]等。这些研究表明,贝叶斯统计法可以提高模型参数的稳定性,使得预测效果更可靠。分层贝叶斯方法是贝叶斯统计学中的一种,通过分离不同层面中多个参数的复杂关系,从而充分发挥具有层次结构模型的优势^[17]。Q. M. Ketterings *et al*^[18]通过引入具有随机效应参数和固定效应参数的混合模型法与分层贝叶斯方法,可以有效解决区域差异对森林生物量的影响;黄兴召等^[19]证实设置区域为随机效应的混合模型法与分层贝叶斯方法,可以显著提升估算林分生物量的精度。本研究以香格里拉市高山松(*Pinus densata*)林为对象,以胸径和树高作为解释变量,以传统较成熟的异速生长方程为基础

模型,分别采用分层贝叶斯方法、非线性混合模型法、贝叶斯方法和非线性最小二乘法进行拟合,构建高精度单木地上生物量估测模型,阐述区域差异对估算单木地上生物量的影响,为低纬度高海拔地区典型森林碳汇经营提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区地处“三江并流”核心区,即云南省迪庆州香格里拉市(26°52′—28°50′N, 99°23′—100°18′E)。平均海拔 3 459 m,多年平均气温 4.7~16.5℃,年平均降水量 649.4 mm。香格里拉市的森林覆盖率已达 76%,根据《云南植被》划分标准,植被分布类型包括落叶阔叶林、暖性针叶林、温性针叶林、硬叶常绿阔叶林、高山湖泊水生植被以及亚热性常绿阔叶林等十多种。本研究区的高山松分布广泛,是高寒山区最为典型的高山松和先锋乔木树种,具有耐贫瘠、更新快和环境适应性好等特征。

1.2 数据采集

所用数据来自公益性林业科研专项经费项目(201404309)的立木地上生物量实测数据,以香格里拉市为研究区共设置面积为 30 m×30 m 的样地 56 个。在样地调查的基础上展开样木调查,分别在 56 个不同立地条件标准样地中按照径阶分布(2~3 株)选取区域 I (99.759 57°~99.762 90°E, 27.625 47°~27.628 42°N) 60 株样木和区域 II (100.060 64°~100.066 34°E, 27.723 27°~27.727 18°N) 55 株样木,共计 115 株健康且具有代表性的高山松(表 1)。高山松样木地上不同组分的生物量(如树干、树枝、树冠、树皮以及树叶生物量等)采用分层切割法取样测定,并带回实验室分别在 105℃和 72℃下恒温烘干,对单木各部分鲜重和干重进行换算求和,最终得到高山松单木地上总生物量。

1.3 基础模型构造

选择异速生长方程作为高山松单木生物量的基础模型,其通过破坏少量有限样木,建立地上生物量与较易获取参数指标(冠幅、林分状况、年龄、树高和胸径等)之间的异速生长关系。计算公式如下。

$$M = aD^bH^c \quad (1)$$

式中: M 代表立木地上生物量, D 代表胸径, H 代表树高, a 、 b 、 c 为模型代估参数。

1.4 模型拟合方法

1.4.1 非线性最小二乘法 最小二进位乘法算法是在我国经典统计学中一种最常见和普遍采用的一种逼近算法,其基本原理是通过不断地替换和迭代线性函数来逼近非线性函数这一步的过程,可以求出误差

平方和最小,从而求出参数的最优解。公式为:

$$Q = \min \sum_{i=1}^n [M_i - aD_i^bH_i^c]^2 = (a, b, c) \quad (2)$$

式中: Q 代表最小二乘法, M_i 为高山松立木地上生物量的观测值, $aD_i^bH_i^c$ 为高山松立木地上生物量的估计值,通过使得高山松立木地上生物量观测值 M_i 与估计值 $aD_i^bH_i^c$ 之差的平方和最小求出参数 a 、 b 和 c 。

表 1 高山松实测样木各变量统计值

Table 1 Statistical values of all variables measured by *Pinus densata* sample wood

变量	样本数据(N=115)			I 区样本数据(N=60)			II 区样本数据(N=55)		
	A_{GB}/kg	D/cm	H/m	A_{GB}/kg	D/cm	H/m	A_{GB}/kg	D/cm	H/m
均值	260.88	23.64	14.97	109.80	18.05	11.52	425.65	29.74	18.73
标准差	332.61	13.27	6.43	94.70	7.99	2.88	413.23	15.15	7.11
最小值	4.03	5.60	4.20	4.03	5.60	4.20	6.12	6.80	5.00
最大值	1 398.08	58.90	33.00	378.16	34.60	15.10	1 398.08	58.90	33.00

注: A_{GB} 为地上生物量。

1.4.2 非线性混合模型法 非线性混合模型法通过在非线性回归模型中引入反映整体中不同部分个体变化的随机效应因子,其自变量固定效应和随机效应与因变量之间的联系为非线性^[20-21],因此被视作是线性混合模型法与非线性回归模型法的折中。表达式为:

$$\begin{cases} y_{ij} = f_{ij}(\boldsymbol{\varphi}_i, v_{ij}) + \varepsilon_{ij}, i=1, \dots, M, j=1, \dots, n_i \\ \boldsymbol{\varphi}_i = \mathbf{A}_i \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B}_i^{(F)} \mathbf{u}_i^{(F)} \\ \mathbf{u}_i \sim N(0, \boldsymbol{\Psi}^{(F)}) \end{cases} \quad (3)$$

式中: y_{ij} 代表第 i 个研究对象第 j 次观测的立木生物量值, M 代表研究对象数量, n_i 是在第 i 个研究对象上连续观测次数, $\boldsymbol{\varphi}_i$ 代表形式参数向量, v_{ij} 代表第 i 个研究对象第 j 次观测的自变量值, f_{ij} 代表形式参数向量 $\boldsymbol{\varphi}_i$ 与观测变量 v_{ij} 的非线性函数, $\boldsymbol{\beta}$ 代表固定效应参数向量, $\mathbf{u}_i^{(F)}$ 代表构造变量 F 在第 i 个研究对象上产生的随机效应参数向量, $\boldsymbol{\Psi}^{(F)}$ 为 $\mathbf{u}_i^{(F)}$ 的协方差矩阵, \mathbf{A}_i 和 $\mathbf{B}_i^{(F)}$ 分别是 $\boldsymbol{\beta}$ 和 $\mathbf{u}_i^{(F)}$ 的设计矩阵。

1.4.3 贝叶斯方法 相较于经典统计学的方法(最小二乘法),贝叶斯方法增加了对先验信息的考虑,且把样本与未知参数都视为随机变量。该方法结合未知参数 θ 的先验分布与传统似然函数,通过 MC-MC 算法和 GIBBS 抽样生成马尔科夫链,对马尔科夫链进行不断迭代最终得到参数的后验估计。贝叶斯公式的密度函数表达式为

$$T(\theta | Y) = \frac{L(Y | \theta)T(\theta)}{\int L(Y | \theta)T(\theta)d\theta} \propto L(Y | \theta)T(\theta) \quad (4)$$

式中: $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 代表实际观测得到的立木

生物量值, $T(\theta)$ 和 $T(\theta | Y)$ 分别代表未知参数 θ 的先验分布和后验分布, $L(Y | \theta)$ 代表似然函数,分母 $\int L(Y | \theta)T(\theta)d\theta$ 为仅依赖于样本观测值 Y 而与未知参数 θ 无关的常数,因此该表达式又可简化为 $T(\theta | Y) \propto L(Y | \theta)T(\theta)$ 。

1.4.4 分层贝叶斯方法 分层贝叶斯方法的核心思想是在原来的贝叶斯方法中加入分层先验信息,构造分层先验可有助于消除先验分布对结果的过度影响。具体思路是:首先将式(1)中的未知参数 a 、 b 和 c 定义为可以使用概率分布的形式表达出来的先验分布 $\theta \sim T_1(\theta/\lambda)$, 其中 λ 代表超参数。当 λ 无法确定时可以再构造一个超先验分布 $T_2(\lambda)$, 由先验 $\theta \sim T_1(\theta/\lambda)$ 与超先验 $T_2(\lambda)$ 共同组成的新先验构成了分层贝叶斯的先验分布 $T(\theta)$, 其表达式为

$$T(\theta) = \int T_1\left(\frac{\theta}{\lambda}\right)T_2(\lambda)d\lambda \quad (5)$$

1.4.5 先验信息 贝叶斯方法中先验分布信息的选择至关重要,丰富的信息先验影响着模型参数的估计^[22]。在上述高山松单木生物量异速生长方程中,需要为所求参数构造适当的先验分布。有些研究人员建议采用无信息先验,无信息先验通常出现在方差无穷大与均值为 0 的高斯分布中,对参数不会造成太大的影响。也可采用有信息先验(informative prior)作为贝叶斯方法的先验分布信息,其来源于统计学方法计算得到的数据或前人的研究成果等。本研究采用非线性最小二乘法的估计结果作为贝叶斯方法与分层贝叶斯方法的先验信息。

1.4.6 模型精度评价 选用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE,公式中用 R_{MSE} 表示)和估测精度(E)作为分层贝叶斯方法、非线性混合模型法、贝叶

斯方法和非线性最小二乘法拟合异速生长方程的统计量指标:

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^n(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n(y_i-\bar{y})^2}$$
 (6)

$$R_{MSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(y_i-\hat{y}_i)^2}$$
 (7)

$$E=\left(1-\frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(y_i-\hat{y}_i)^2}}{\bar{y}}\right)\times 100\%$$
 (8)

式中: \hat{y}_i 代表模型估测值(单木生物量), y_i 代表样本观测值, \bar{y} 代表样本观测值的均值, n 代表样本数。非线性最小二乘法与非线性混合模型法使用 ForStat(统计之林)软件进行计算,贝叶斯方法与分层贝叶斯方法通过 OpenBUGS 软件^[23] 使用 MC-MC 方法(蒙特卡罗方法和马尔科夫链)和 Gibbs 抽样完成。

2 结果与分析

2.1 贝叶斯方法和非线性最小二乘法的拟合结果分析

使用贝叶斯方法和非线性最小二乘法的拟合结果见表 2,以非线性最小二乘法计算得到的均值

(Mean)和标准差(S_D)作为贝叶斯方法中参数的先验信息,因此这 2 种方法的均值和标准差均较为接近。贝叶斯方法和非线性最小二乘法的决定系数(R^2)、均方根误差(R_{MSE})和估测精度(E)分别为 0.981 8、0.984 7、82.87%、84.29% 和 44.68、40.96。根据 R^2 与 E 越大而 RMSE 越小,模型拟合效果越好的准则,非线性最小二乘法的模型拟合效果较优于贝叶斯方法。但是通过对比这 2 种方法中模型参数的置信区间发现,贝叶斯方法拟合的 b 和 c 参数的区间范围均小于非线性最小二乘法的 b 和 c 参数的区间范围,这也说明了贝叶斯方法可以提高模型估算的稳定性,使得参数分布更加集中。

2.2 分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的拟合结果分析

使用模型拟合的参数估计值与评价指标见表 3, a_1 、 b_1 和 c_1 以及 a_2 、 b_2 和 c_2 分别代表分层贝叶斯方法中 I 区和 II 区单木地上生物量异速生长方程的参数估计值; ω_a 、 ω_b 和 ω_c 代表非线性混合模型法中参数 a 、 b 和 c 的固定效应参数值, μ_{a1} 和 μ_{a2} 代表作用在参数 a_1 和 a_2 的区域随机效应值,其相同的随机构造变量在同一参数的效应参数值总和为 0,

表 2 贝叶斯方法和非线性最小二乘法的拟合结果对比

Table 2 Comparison of fitting results between Bayesian method and nonlinear least square method

拟合方法		参数估计值		95%置信区间		R^2	R_{MSE}/kg	$E(\%)$
		均值	标准差	下限	上限			
贝叶斯方法	a	0.079 7	0.011 9	0.056 4	0.103 1	0.981 8	44.68	82.87
	b	1.661 0	0.076 0	1.514 0	1.811 0			
	c	0.908 3	0.089 9	0.732 4	1.083 0			
非线性最小二乘法	a	0.076 0	0.011 8	0.052 7	0.099 4	0.984 7	40.96	84.29
	b	1.661 1	0.076 1	1.510 3	1.812 0			
	c	0.909 6	0.090 0	0.731 2	1.088 0			

表 3 分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的拟合结果对比

Table 3 Comparison of fitting results between hierarchical Bayesian method and nonlinear mixed model method

拟合方法		参数估计值		95%置信区间		R^2	R_{MSE}/kg	$E(\%)$
		均值	标准差	下限	上限			
分层贝叶斯方法	a_1	0.029 3	0.023 0	-0.015	0.075 3	0.985 6	39.75	84.76
	b_1	1.831 0	0.134 2	1.566 0	2.094 0			
	c_1	1.089 0	0.366 4	0.372 0	1.810 0			
	a_2	0.053 2	0.015 4	0.023 5	0.083 9			
	b_2	1.596 0	0.104 2	1.390 0	1.800 0			
	c_2	1.097 0	0.146 6	0.810 0	1.385 0			
非线性混合模型法	ω_a	0.056 5	0.011 9	0.033 0	0.080 0	0.985 5	39.93	84.69
	ω_b	1.635 9	0.075 5	1.486 4	1.785 5			
	ω_c	1.049 6	0.107 0	0.837 7	1.261 6			
	μ_{a1}	0.003 651						
	μ_{a2}	-0.003 651						
	μ_{a12}	0.000 297						

μ_{a12} 代表矩阵为 1×1 的随机效应方差估计值。分层贝叶斯方法与非线性混合模型法均考虑了区域随机效应因子,因此这 2 种方法的决定系数(R^2)、均方根误差(R_{MSE})和估测精度(E)较为接近。但仔细对比这 2 种方法的差异发现,分层贝叶斯方法相对于非线性混合模型法 R^2 与 E 依次提高了 0.000 1 与 0.07%, $RMSE$ 降低了 0.18 kg,因此模型估计效果最好的是分层贝叶斯方法。

2.3 4 种方法的拟合结果分析

4 种方法拟合高山松单木生物量模型的结果见表 2 和表 3,分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的 R^2 分别为 0.985 6、0.985 5, E 分别为 84.76%、84.69%, R_{MSE} 分别为 39.75、39.93;贝叶斯方法和非线性最小二乘法的 R^2 分别为 0.981 8、0.984 7, E 分别为 82.87%、84.29%, R_{MSE} 分别为 44.68、40.96。由此得出,加入了区域随机效应的分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的拟合效果均优于未加入区域随机效应的贝叶斯方法和非线性最小二乘法。同时,这 4 种方法的拟合精度 R^2 均达到了 0.98 及以上且 $P < 0.001$,表明均适合该模型的拟合,其估计结果见图 1~图 4。

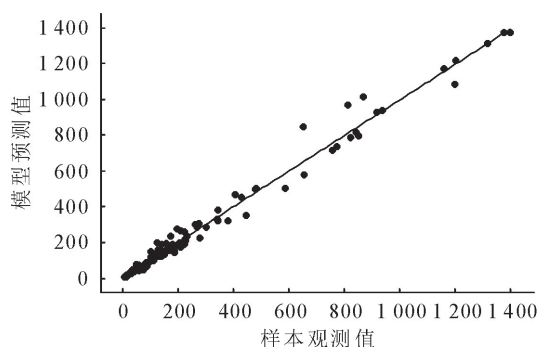


图 1 分层贝叶斯方法拟合结果

Fig. 1 Fitting results of hierarchical Bayesian method

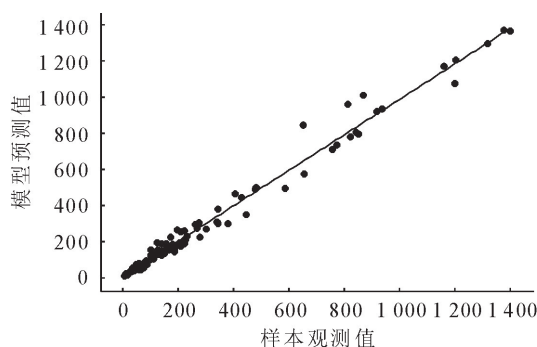


图 2 非线性混合模型法拟合结果

Fig. 2 Fitting results of nonlinear mixed model method

3 结论与讨论

3.1 结论

以胸径和树高为解释变量的异速生长方程为单

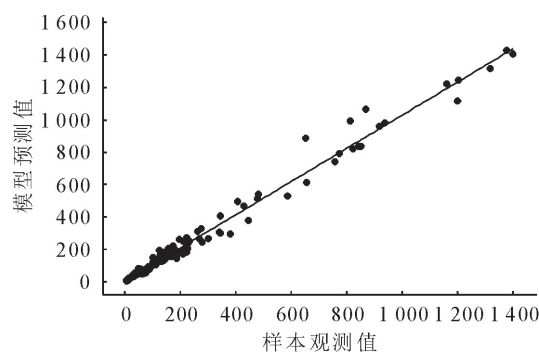


图 3 贝叶斯方法拟合结果

Fig. 3 Fitting results of Bayesian method

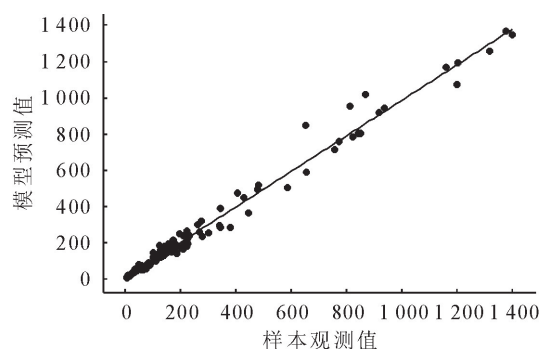


图 4 非线性最小二乘法拟合结果

Fig. 4 Non-linear least squares fitting results

木生物量基础模型,采用分层贝叶斯方法、非线性混合模型法、贝叶斯方法和非线性最小二乘法求解基础模型的异速生长参数,分析不同方法拟合模型参数的表现和估计精度。从拟合精度看,利用 4 种方法拟合单木生物量模型参数的决定系数与估计精度分别达到了 0.98 和 82% 以上,估计效果均较优。通过对比不同方法的差异发现,加入了区域随机效应的分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的拟合效果均优于未加入区域随机效应的贝叶斯方法和非线性最小二乘法,证实了以区域为随机效应与分层为基础的分层贝叶斯方法和非线性混合模型法可以提高单木生物量模型的估计精度,为大尺度样本数据模型参数估测方法提供新思路。总的来看,基于分层贝叶斯方法的高山松单木生物量模型拟合效果最优,因此应增加分层贝叶斯方法在林业领域中的研究,且可通过完善先验信息的选择和考虑多种随机效应来构造多层贝叶斯模型。

3.2 讨论

研究中利用分层贝叶斯方法和非线性混合模型法的模型拟合效果均优于贝叶斯方法和非线性最小二乘法,表明区域是造成单木生物量差异的主要原因。李春明等^[24]利用陕西省 10 个区域 39 个样地的胸径与树高数据,得出考虑区域效应或样地效应的混合模型均比未考虑区域效应或样地效应的固定

模型的模型精度高,进一步证实了构造区域随机效应因子对估算立木生物量存在显著影响。所构造的随机效应参量值或不同随机效应因子之间的差异越大,4种方法的估算结果差异将会越明显。研究中非线性最小二乘法的模型拟合效果较优于贝叶斯方法,但是贝叶斯方法中参数的置信区间范围更加集中,说明基于贝叶斯方法的模型拟合效果更具稳定性。这是由于当样本数量较大时,贝叶斯方法与经典统计学方法(最小二乘法或最大似然法)的模型拟合效果相似;当样本数量较少时,贝叶斯方法的拟合效果则优于经典统计学方法^[25]。姚丹丹等^[26]证实使用较少样本数量时,贝叶斯方法的估计精度和稳定性优于经典统计学方法。

分层贝叶斯方法是一种基于贝叶斯理论发展来的有效描述复杂数据集和评估参数不确定性的方法^[27],现可以基于MCMC方法解决复杂高维的计算难题。D. Chen *et al*^[28]通过采集湖北、甘肃、河北、辽宁、黑龙江、内蒙古等不同地区的数据,得出具有先验信息的分层贝叶斯方法更适合拟合具有区域变化的生物量模型。贝叶斯理论认为在构建模型过程中,将从多种渠道获取数据的先验信息与样本数据结合进而提高模型估测的质量,先验信息的优势在数据较难获取的情况下会表现得更明显。在研究树木增长率与死亡率之间联系的过程中,其死亡率的数据获取需耗费大量的时间与成本,P. H. Wyck-off *et al*^[29]使用贝叶斯方法克服样本量小的难题进而对林分死亡率进行推算。

参考文献:

- [1] 刘建泉,李进军,邸华.祁连山森林植被净生产量、碳储量和碳汇功能估算[J].西北林学院学报,2017,32(2):1-7,42.
LIU J Q, LI J J, DI H. Estimation of forest vegetation net production, carbon storage and carbon sink function in Qilian Mountains [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2017, 32(2): 1-7, 42. (in Chinese)
- [2] 陈志林,李国兴,侯晓巍,等.青海省祁连山圆柏天然林单木生物量模型构建[J].西北林学院学报,2021,36(1):204-207.
CHEN Z L, LI G X, HOU X W, *et al*. Establishment of the single tree biomass model of *sabina przewalskii* natural forest in Qinghai [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2021, 36(1): 204-207. (in Chinese)
- [3] WIDAGDO F, XIE L, DONG L, *et al*. Origin-based biomass allometric equations, biomass partitioning, and carbon concentration variations of planted and natural *Larix gmelinii* in north-east China [J]. Global Ecology and Conservation, 2020, 23: 01111.
- [4] 薛春泉,徐期珊,林丽平,等.基于异速生长和理论生长方程的广东省木荷生物量动态预测[J].林业科学,2019,55(7):86-94.
- [5] XUE C Q, XU Q H, LIN L P, *et al*. Biomass dynamic predicting for *Schima superba* in Guangdong based on allometric and theoretical growth equation [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2019, 55(7): 86-94. (in Chinese)
- [6] 欧光龙,胥辉.森林生物量模型研究综述[J].西南林业大学学报:自然科学,2020,40(1):1-11.
- [7] 张绘芳,高亚琪,李霞,等.新疆西伯利亚云杉生物量模型研究[J].中南林业科技大学学报,2015,35(11):115-120.
- [8] 黄光灿,吴宏炜,赖建明,等.福建木荷多元生物量模型及2种权函数的比较[J].西部林业科学,2020,49(2):137-146.
- [9] 黄兴召,陈东升,孙晓梅,等.基于异速参数概率分布的立木地上生物量估算[J].林业科学,2014,50(6):34-41.
- [10] 李盈,许昊.基于非线性混合模型的油松天然林树高曲线研究[J].西北林学院学报,2016,31(3):41-49.
LI Y, XU H. Height-diameter models of *Pinus tabulaeformis* based on nonlinear mixed models [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2016, 31(3): 41-49. (in Chinese)
- [11] ZHANG Y, BORDERS B E. Using a system mixed-effects modeling method to estimate tree compartment biomass for intensively managed loblolly pines—an allometric approach [J]. Forest Ecology & Management, 2004, 194(1/3): 145-157.
- [12] 陈哲夫,肖化顺,龙时胜.基于混合效应的湖南马尾松次生林单木生长模型[J].中南林业科技大学学报,2021,41(1):100-108.
- [13] FINLEY A O, KITTREDGE D B, THOREAU, Muir, Doe. Different Types of private forest owners need different kinds of forest management [J]. Northern Journal of Applied Forestry, 2006, 23(1): 27-34.
- [14] METCALF C J E, MC MAHON S M, CLARK J S, *et al*. Overcoming data sparseness and parametric constraints in modeling of tree mortality: a new nonparametric Bayesian model [J]. Canadian Journal of Forest Research, 2009, 39(9): 1677-1687.
- [15] 崔令军,张雄清,段爱国,等.基于分层贝叶斯法的杉木人工林最大密度线[J].林业科学,2016,52(9):95-102.
- [16] 姚丹丹,徐奇刚,闫晓旺,等.基于贝叶斯方法的蒙古栎林单木树高-胸径模型[J].南京林业大学学报:自然科学版,2020,44(1):131-137.
- [17] 姚相坤,苍甜甜,张一帆,等.基于地基激光雷达构建人工林树高模型的研究[J].森林工程,2022,38(1):93-100.
YAO X K, CANG T T, ZHANG Y F, *et al*. Study on tree height model construction of plantation based on data derived from terrestrial laser scanning [J]. Forest Engineering, 2022, 38(1): 93-100. (in Chinese)
- [18] LI R X, STEWART B, WEISKITTEL A. A bayesian approach for modelling non-linear longitudinal/hierarchical data with random effects in forestry [J]. Forestry, 2012, 85(1): 17-25.
- [19] KETTERINGS Q M, COE R, NOORDWIJK M V, *et al*. Reducing uncertainty in the use of allometric biomass equations for predicting above-ground tree biomass in mixed secondary forests [J]. Forest Ecology and Management, 2001, 146(1/3): 199-209.
- [20] 黄兴召,王泽夫,徐小牛.生物量转换因子连续函数的拟合方法比较[J].浙江农林大学学报,2017,34(5):775-781.
- [21] 王冬至,弥宏卓,张冬燕,等.塞罕坝华北落叶松—白桦针阔混

- 交林胸径年生长量预测[J]. 西北林学院学报, 2017, 32(3): 1-6.
- WANG D Z, MI H Z, ZHANG D Y, *et al.* Prediction of the diameter annual radial growth of *Larix principis-rupprechtii* and *Betula platyphylla* mixed forest in Saihanba[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2017, 32(3): 1-6. (in Chinese)
- [21] 王怡, 汤景明, 孙拥康. 青冈栎人工林树高曲线模型研究[J]. 森林工程, 2021, 37(1): 1-5.
- WANG Y, TANG J M, SUN Y K. Study on height-diameter curves models of *Cyclobalanopsis glauca* plantation[J]. Forest Engineering, 2021, 37(1): 1-5. (in Chinese)
- [22] ZHANG X, DUAN A, ZHANG J, *et al.* Tree biomass estimation of Chinese fir (*Cunninghamia lanceolata*) based on Bayesian method. [J]. PLoS One, 2018, 13(11): 1-7.
- [23] 张继巍, 高文龙, 秦天燕, 等. OpenBUGS 软件介绍及应用[J]. 中国卫生统计, 2017, 34(1): 170-172, 176.
- [24] 李春明, 李利学. 基于非线性混合模型的栓皮栎树高与胸径关系研究[J]. 北京林业大学学报, 2009, 31(4): 7-12.
- [25] ZAPATA-CUARTAS M, SIERRA C A, ALLEMAN L. Probability distribution of allometric coefficients and Bayesian estimation of aboveground tree biomass[J]. Forest Ecology & Management, 2012, 277: 173-179.
- [26] 姚丹丹, 雷相东, 张则路. 基于贝叶斯法的长白落叶松林分优势高生长模型研究[J]. 北京林业大学学报, 2015, 37(3): 94-100.
- YAO D D, LEI X D, ZHANG Z L. Bayesian parameter estimation of dominant height growth model for Changbai larch (*Larix olgensis* Henry) plantations. [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2015, 37(3): 94-100. (in Chinese)
- [27] ZHANG X, ZHANG J, DUAN A. A Hierarchical bayesian model to predict self-thinning line for chinese fir in southern China[J]. PLoS One, 2015, 10(10): 139788.
- [28] CHEN D, HUANG X, SUN X, *et al.* A comparison of hierarchical and non-hierarchical bayesian approaches for fitting allometric larch (*Larix*. spp.) biomass equations[J]. Forests, 2016, 7(1): 18.
- [29] WYCKOFF P H, CLARK J S. Predicting tree mortality from diameter growth: a comparison of maximum likelihood and Bayesian approaches [J]. Canadian Journal of Forest Research, 2000, 30(1): 156-167.

(上接第 63 页)

- [10] 唐玉龙, 安志山, 张克存, 等. 不同结构单排林带防风效应的风洞模拟[J]. 中国沙漠, 2012, 32(3): 647-654.
- TANG Y L, AN Z S, ZHANG K C, *et al.* Wind tunnel simulation of windbreak effect of single-row shelter belts of different structure[J]. Journal of Desert Research, 2012, 32(3): 647-654. (in Chinese)
- [11] 封斌, 高保山, 麻保林, 等. 陕北榆林风沙区农田防护林结构配置与效益研究[J]. 西北林学院学报, 2005, 20(1): 118-124.
- FENG B, GAO B S, MA B L, *et al.* Shelter structure and effect of farmland shelterbelt in sand-drift area in Yulin[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2005, 20(1): 118-124. (in Chinese)
- [12] FINNIGAN J J, BRADLEY E F. The turbulent kinetic energy budget behind a porous barrier: an analysis in streamline coordinates[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1983, 15(1/3): 157-168.
- [13] 王彦武, 罗玲, 张峰, 陈天林. 民勤县绿洲边缘固沙林防风蚀效应研究[J]. 西北林学院学报, 2018, 33(4): 64-70.
- WANG Y W, LUO L, ZHANG F, *et al.* Windbreak Effect of Sand-Fixation Forest on the Edge of Oasis in Minqin[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2018, 33(4): 64-70. (in Chinese)
- [14] 杨文斌, 卢琦, 吴波, 等. 低覆盖度不同配置灌丛内风流结构与防风效果的风洞实验[J]. 中国沙漠, 2007, 27(5): 791-796.
- [15] 董慧龙, 杨文斌, 王林和, 等. 单一行带式乔木固沙林内风速流场和防风效果风洞实验[J]. 干旱区资源与环境, 2009, 23(7): 110-116.
- DONG H L, YANG W B, WANG L H, *et al.* Windbreak effects and wind velocity flow field of one-line-shelter belt [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2009, 23(7): 110-116. (in Chinese)
- [16] 梁海荣, 王晶莹, 董慧龙, 等. 低覆盖度下两种行带式固沙林内风速流场和防风效果[J]. 生态学报, 2010, 30(3): 568-578.
- LIANG H R, WANG J Y, DONG H L, *et al.* Wind velocity field and windbreak effects in two types of low density and belt-scheme sand-break forests [J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(3): 568-578. (in Chinese)
- [17] ZHAO W Z, HU G L, ZHANG Z H, *et al.* Shielding effect of oasis-protection systems composed of various forms of wind break on sand fixation in an arid region: A case study in the Hexi Corridor, northwest China [J]. Ecological Engineering, 2008, 33(2): 119-125.
- [18] 范志平, 孙学凯, 王琼, 等. 农田防护林带组合方式对近地面风速作用特征的影响[J]. 辽宁工程技术大学学报: 自然科学版, 2010, 29(2): 320-323.
- [19] 郑波, 刘彤, 孙钦明, 等. 植株高大的目标作物对防护林防风效应影响的风洞模拟试验[J]. 农业工程学报, 2016, 32(17): 120-126.
- ZHENG B, LIU T, SUN Q M, *et al.* Wind tunnel simulation for contribution of tall target jujube to protective effect of shelterbelt [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(17): 120-126. (in Chinese)
- [20] 高函, 吴斌, 张宇清, 等. 行带式配置柠条林防风效益风洞试验研究[J]. 水土保持学报, 2010, 24(4): 44-47.
- GAO H, WU B, ZHANG Y Q, *et al.* Wind tunnel test of wind speed reduction of caragana korshinskii coppice [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2010, 24(4): 44-47. (in Chinese)
- [21] 朱乐奎. 基于流场分析的南疆农田防护林体系优化配置研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2016.
- [22] 刘永萍, 鲁天平, 郭靖. 环塔里木盆地林果防护林规划设计[J]. 南方农业学报, 2011, 42(11): 1382-1386.