

基于环境敏感的毛竹林碳密度估算

周潇^{1,2} 张璇^{1,2} 官凤英^{1,2*} 厉振^{1,2} 黎旻恺^{1,2} 傅大伟^{1,2}

(1.国际竹藤中心 国家林业和草原局/北京市共建竹藤科学与技术重点实验室 中国北京 100102; 2.江苏宜兴竹林生态系统国家定位观测研究站 宜兴 214200)

摘要:【目的】准确估算竹林碳密度有助于应对气候变化和实现碳中和愿景。然而,竹林的分布广泛、研究数据的代表性差以及碳估算方法的差异可能导致碳汇结果的不确定性。【方法】使用中国南方 532 个样地调查数据,开发了两水平非线性混合效应竹林碳密度模型,该模型考虑了土壤、气候和立地因素作为预测因素,并使用随机效应描述了区域和海拔对竹林碳密度的影响。【结果】随着海拔的增加,毛竹的含碳系数呈正弦曲线。在评估的许多预测变量中,二次平均直径(QMD)、基面积(BA)、冠层密度(CD)、枯损株数、土壤容重(BD)、土壤碎石含量(RF)和 de Martonne 干旱指数(M)对竹林碳密度有显著影响。在适当范围内增加 QMD、BA、RF、温度或减少 CD、BD 和降水可能有利于毛竹碳密度的积累。【结论】研究方法和结果可作为大规模不同地理区域和环境的研究提供参考。

关键词: 碳含量系数; 土壤理化性质; 气候因素; 竹林经营; 非线性混合效应建模

中图分类号 S75

文献标识码: A

文章编号: 1001-7488 () -0000-00

Environmental sensitive carbon density model of bamboo forest in southern China

Zhou Xiao^{1,2} Zhang Xuan^{1,2} Guan Fengying^{1,2} Li Zhen^{1,2} Li Minkai^{1,2} Fu Dawei^{1,2}

(1.International Center for Bamboo and Rattan, Key Laboratory of National Forestry and Grassland Administration, Beijing, China; 2.National Location Observation and Research Station of the Bamboo Forest Ecosystem in Yixing, National Forestry and Grassland Administration, Yixing, China)

Abstract: 【Objective】Precise estimates of bamboo forest carbon density (FCD) help contribute to addressing climate change and achieving the vision of carbon neutrality. However, widespread distributions of bamboo forest, poor representativeness of research data, and differences of carbon estimation methods might have led to the uncertainties in the carbon sink result. 【Method】Our study is based on moso bamboo biomass and carbon data from 532 sample plots in southern China, and developed the two-level nonlinear mixed-effects FCD model considering factors of soil, climate, and site as predictors and random components describing effects of regions and elevations on FCD. 【Result】The model effectively explained the impact of environmental factors, especially soil and climate factors on FCD. Result showed that with increasing elevation, bamboo carbon content coefficient exhibited the sine curve. Among many predictor variables evaluated, quadratic mean diameter (QMD), base area (BA), canopy density (CD), mortality, bulk density (BD), rock fragments (RF), and de Martonne aridity index (M) had significant impact on FCD. Increasing QMD, BA, mortality, RF, temperature or reducing CD, BD, and precipitation within an appropriate range could be beneficial for the accumulation of moso bamboo FCD. 【Conclusion】Our methods and results can be used as a reliable reference for similar researches on various geographic regions and environments in a large scale.

Key words: carbon content coefficient; soil physiochemical properties; climate factors; bamboo forest management; nonlinear mixed-effects modeling.

竹林生物量和碳密度提供了竹林生态系统的生长、活力、健康状况和生产力的信息 (Abebe et al., 2021; Devi and Singh, 2021; Yuen et al., 2017; Zhou et al., 2023), 它的准确估算是至关重要的。森林碳密度的估算方法包括实地调查、基于过程的估算和使用遥感等最新技术的模型模拟 (Sun and Liu, 2019; Zhang et al., 2012)。基于过程的估算因需要高质量的森林调查数据难以大范围推广应用; 遥感数据获取受到天气、光照、拍摄时间的影响, 可能导致数据处理困难、结果解释性欠缺等问题存在 (Sun and Liu, 20

19)。因此,实地调查作为碳密度的可靠数据源(利用生物量数据乘以相应的碳转换系数(CCC)),该方法操作简单,精度高,应用广泛(Fu et al., 2017; Sun and Liu, 2019)。影响碳密度的因素包括森林立地条件(土壤、气候)、植被类型、管理措施、碳含量系数、土壤(温度和湿度、养分状况)(FAO, 2021; Dong et al., 2024; Guo et al., 2019)。之前的研究人员已经开发了使用气候变量作为预测因子的气候敏感生物量和碳密度模型(Fu et al., 2017; Huang et al., 2021; Lv et al., 2024),但缺少对林分和环境因素影响的考虑(Graves et al., 2018; Huang et al., 2019)。基于重要环境因素的模型可以为利益相关者做出适应性决策提供依据(Keenan, 2015)。本研究旨在(1)使用描述立地条件(土壤、气候和立地因素)、碳含量系数、土壤和林分变量的预测变量开发竹林碳密度模型;(2)模拟8个省(区)主要影响因素对森林碳密度的影响。

1 材料与方法

1.1 样地调查

2022年7月至2024年2月,进行了实地调查。样地覆盖了八个省份(江苏、浙江、江西、福建、四川、广西、湖南和湖北)(图1)。在没有人为干扰的竹林资源丰富区域,共建立了532个样地。测量直径>4cm的竹子的胸径,并确定每根竹子的年龄。测量并记录了样地的密度、优势高度、坡度、坡向、坡位、经纬度、海拔和枯损株数。共调查了59280株毛竹。

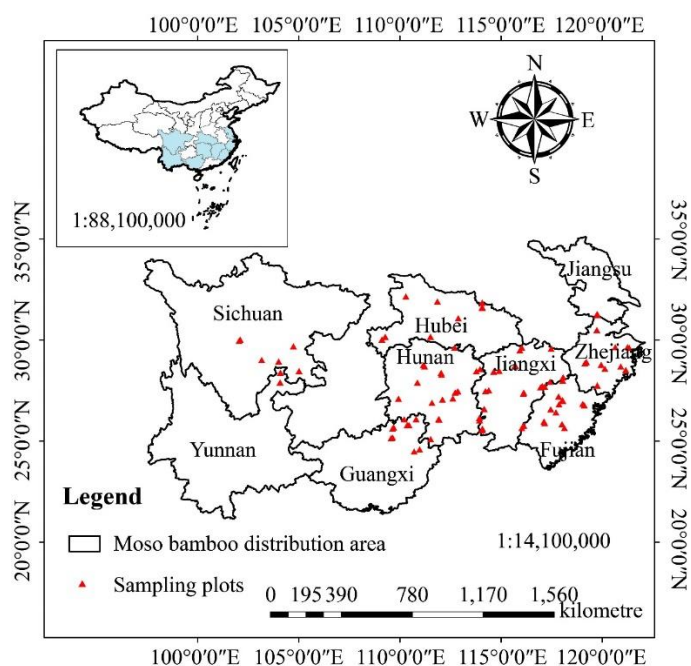


图1 中国八省毛竹林地示意图

Fig. 1. Schematic locations of moso bamboo forest plots in the eight provinces of China

1.2 估算单株毛竹生物量

利用从野外调查采集的竹子不同器官(树枝、茎、叶)采集的干样品,使用高锰酸钾外加热法、干烧法(Multi N/C 2100)测量了碳含量系数(Bao 2000),然后得到每个样地碳含量系数等于各个器官碳含量系数的算术平均值(表3)。从不同省份(地区)获得了数据,并使用收集到的生物量数据,使用异速生长函数按区域构建了个体生物量模型(所有模型的 R^2 值都大于0.8,表明模型令人满意)(表1)。我们根据每个样地的实地调查胸径计算了每株竹子的地上生物量(AGB),累积每个样地的单株生物量以获得林分生物量,然后将其乘以碳转换系数以获得森林碳密度(FCD)数据(表2)。

表 1 不同地区或省份 AGB 与胸径的异速生长关系
Table 1. Allometric relationship between AGB and DBH by region or province

省份	区域	生物量	R ²
Jiang xi	1	$AGB = 0.2590DBH^{1.8143}$	0.819
Fu jian	2	$AGB = 0.0566DBH^{2.4672}$	0.820
Guang xi	3	$AGB = 0.1191DBH^{2.2071}$	0.982
Hu bei	4	$AGB = 0.1147DBH^{2.1542}$	0.895
Hu nan	5	$AGB = 0.3254DBH^{1.7944}$	0.811
Hu nan	5	$AGB = 0.3254DBH^{1.7944}$	0.811
Jiang su	6	$AGB = 0.1779DBH^{2.0989}$	0.890
Si chuan	7	$AGB = 0.1228DBH^{2.2225}$	0.834
Zhe jiang	8	$AGB = 0.0256DBH^{2.8156}$	0.868

1.3 土壤理化性质测定

2022 年至 2023 年, 从每个样地收集了三个土壤样本 (0-30cm), 并将其混合在一起, 形成约 1kg, 然后将其带到实验室进行分析。去除根系和碎屑, 对风干后的土壤样本进行养分测定。使用 SEDIMAT4-12 分析仪分析土壤颗粒大小占比。有机碳含量采用高锰酸钾外加热法、干烧法 (Multi N/C 2100) (Bao 2000)。全氮使用凯氏定氮法 (FoodALYT D5000) (Bremner, 1960) 测定。全磷采用钼锑比色法 (Rayleigh UV-2601) 测定 (Bao 2000)。pH 值通过电位滴定法测定 (Bremner, 1960)。数据汇总见表 2。

1.4 气候数据

涵盖所有样地的气候数据 (2010-2023) 来自 ClimateAP 软件 (见 <http://ClimateAP.net>) (Wang et al., 2017)。共使用 16 个空间分辨率为 1km×1km 网格的生物气候变量来评估它们对竹子 FCD 的潜在影响。表 2 给出了我们研究中使用的气候变量的定义。de Martonne 干旱指数 ($M=MAP/(MAT+10)$) 被用作湿度指数 (de Martonne, 1926)。

表 2 竹林变量、土壤和气候变量的汇总统计。
Table 2. Summary statistics of bamboo stand variables, soil and climate variables.

变量	最小	最大	平均	标准差
胸径 (cm)	5.45	13.5	10.16	1.39
树高 (m)	9.82	21.3	14.92	2.10
含碳系数 (kg)	0.43	0.57	0.50	0.03
郁闭度	0.07	0.85	0.45	0.13
二次平均胸径 (cm)	5.52	13.38	10.32	1.30
基底面积 (m ² /ha)	3.11	71.19	23.19	10.83
枯损株数 (stem/ha)	0	1991	62	311.82

林分碳密度 (t/ha)	4.27	97.53	30.92	13.85
de Martonne 干旱指数	24.25	104.83	61.28	12.59
土壤容重 (g/cm ³)	0.90	2.23	1.25	0.10
土壤含碎石量 (%)	8.53	43.23	15.25	3.48

1.5 碳密度候选模型

选择三种常用的数学函数（线性、幂和 Logistic）构建碳密度模型（表 3），并且使用二次平均胸径代替胸径去构建模型。

表 3 竹林碳密度候选模型
Table 3. Candidate models for carbon density of bamboo forest

形式	表达式	公式
线性	$FCD_{ijk} = \beta_0 + \beta_1 QMD_{ijk} + \xi_{ijk}$	(1)
幂函数	$FCD_{ijk} = \beta_0 QMD_{ijk}^{\beta_1} + \xi_{ijk}$	(2)
Logistic	$FCD_{ijk} = \frac{a}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 QMD_{ijk})}$	(3)

注：碳密度（FCD）， a, β_0, β_1 是参数， QMD_{ijk} 是二次平均胸径。i 是第 i 个区域；j 为第 j 个海拔；k 是第 k 个样地。

Notes: Forest carbon density (FCD), a, β_0, β_1 are parameters, QMD_{ijk} is Quadratic mean DBH. i is ith region; j is jth elevation; k is kt h sample plot.

使用两阶段方法和方差通胀因子（ $VIF \leq 2$ ）选择显著影响林分碳密度的预测变量。选择了对林分碳密度有显著影响的七个变量（二次平均胸径、基底面积、枯损株数、郁闭度、土壤含碎石量、土壤容重、de Martonne 干旱指数），并将其保留为构建毛竹林分碳密度模型的最终预测因素。我们使用张（1997）提出的立地因子分类方法，将海拔按 200m 的间隔分为五类。在构建混合效应林分碳密度模型时，将海拔作为随机效应添加到模型中。

1.6 两水平非线性混合效应（NLME）林分碳密度模型

使用所有数据来拟合候选模型（表 3），并选择最佳模型来开发两水平（区域和海拔水平随机效应）混合效应模型。考虑了具有生物学意义的固定和随机参数的所有组合，并使用 AIC 和对数似然法来选择最优模型。并使用 Davidian 和 Giltinan 提出的形式来考虑异方差性和自相关性。我们将我们评估的三个方差函数（方程 4-6）中的一个添加到最终的林分碳密度模型中，以减少异方差性和空间自相关。

$$Var = \sigma^2 \exp(2\gamma BA_{ijk}) \quad (4)$$

$$Var = \sigma^2 (\gamma_1 + BA_{ijk}^{2\gamma_2})^2 \quad (5)$$

$$Var = \sigma^2 BA_{ijk}^{2\gamma} \quad (6)$$

其中 BA_{ijk} 是嵌套在第 i 个区域中的第 j 个海拔的第 k 个样地中的基底面积， γ, γ_1 , 和 γ_2 是要估计的参数， σ 是林分碳密度模型的残差方差。

基本模型参数使用 R 中的 nls 函数估计，非线性混合效应模型参数使用 R 中的 nlme 函数估计。

1.7 模型评估

使用留一交叉验证（LOOCV）来评估模型的预测性能。并使用 R^2 （方程 7）、RMSE（方程 8）和 TRE（方程 9）作为模型预测性能的度量。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (FCD_{ijk} - FCD_{ijk})^2}{\sum_{i=1}^n (FCD_{ijk} - \frac{\sum_{i=1}^n FCD_{ijk}}{n})^2} \tag{7}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (FCD_{ijk} - FCD_{ijk})^2} \tag{8}$$

$$TRE = \frac{\sum_{i=1}^n |FCD_{ijk} - FCD_{ijk}|}{\sum_{i=1}^n FCD_{ijk}} \tag{9}$$

其中 FCD_{ijk} 是嵌套在第 i 个区域中的第 j 个海拔的第 k 个样地中的林分碳密度， n 是观测次数。RMSE：均方根误差，TRE：总相对误差， R^2 ：决定系数。

2 结果与分析

2.1 选择基本模型

与三个基本模型的拟合指标（表 4）相比，基于其拟合统计、形式简单和模型参数数量较少，选择方程 2 作为最佳候选模型。

表 4 三种基本模型的参数估计和拟合指标
Table 4. Parameter estimates and fit indicators of three basic models

	Eq. 1	Eq. 2	Eq. 3
β_0	-15.007(4.382)	0.837(0.304)	108.299(142.335)
β_1	4.452(0.422)	1.544(0.153)	3.110(0.694)
β_2			-0.2110(0.117)
AIC	4210.803	4209.601	4211.136
Loglik	-2102.402	-2101.801	-2001.568
R^2	0.174	0.176	0.177
RMSE	12.602	12.588	12.583
TRE	16.018	15.976	15.960

2.2 选择预测变量

考虑将预测变量顺序添加到基本模型中。随着其他协变量的增加，AIC 和对数似然比降低， R^2 增加（表 5）。表达式如下：

表 5 适用于具有不同预测变量的拟合统计指标
Table 5. Fit statistics for models with different model variants

		AIC	LL	R^2
M1	基本模型 (Eq. 2)	4209.601	-2101.801	0.176
M2	+基底面积	3788.223	-1890.112	0.628
M3	+郁闭度	3779.421	-1884.711	0.636
M4	+枯损株数	3775.176	-1881.588	0.640

M5	+土壤容重、含碎石量	3762.569	-1873.285	0.651
M6	+ de Martonne 干旱指数	3757.997	-1869.998	0.655

$$FCD_{ijk} = (\beta_1 + \beta_2 BA_{ijk} + \beta_3 MC_{ijk} + \beta_4 RF_{ijk} + \beta_5 BD_{ijk} + \beta_6 M_{ijk}) QMD_{ijk}^{(\beta_7 + \beta_8 CD_{ijk})} + \xi_{ijk} \quad (10)$$

其中 $\beta_1 - \beta_8$ 是模型中要估计的参数; i 是第 i 个区域; j 为第 j 个海拔; k 是第 k 个样地; ξ_{ijk} 是误差; FCD 森林碳密度; QMD 二次平均胸径; BA 基底面积; MC 枯损株数; RF 含碎石量; BD 土壤容重; CD 郁闭度; M de Martonne 干旱指数。

2.3 混合效应模型

在方程 10 中引入了区域和海拔水平随机效应去开发非线性林分碳密度混合效应(方程 11)。并考虑了具有生物学和统计学意义的固定和随机参数的所有组合,没有显示模型拟合不收敛或参数不显著的情况($P > 0.05$)。通过似然比检验,当区域水平随机效应添加到 β_1 ,海拔水平随机效应添加到 β_7 时,模型的 AIC 值最小, R^2 最大。最优林分碳密度模型可以解释地区和海拔之间碳密度的差异。最终林分碳密度模型的具体表达式如下:

$$FCD_{ijk} = (\beta_1 + \mu_{i1} + \beta_2 BA_{ijk} + \beta_3 MC_{ijk} + \beta_4 RF_{ijk} + \beta_5 BD_{ijk} + \beta_6 M_{ijk}) QMD_{ijk}^{(\beta_7 + \mu_{j1} + \beta_8 CD_{ijk})} + \xi_{ijk} \quad (11)$$

比较了不同参数组合的模型的统计指标。所有参数均与零存在显著差异($P < 0.05$),随着预测变量和随机效应的增加,模型的标度指数 β_7 呈下降趋势。添加预测变量和随机效应显著提高了模型的拟合精度(表 6)。

表 6 基本模型(方程式 2)、普通最小二乘(OLS)模型(方程式 10)和非线性混合效应(NLME)模型(方程式 11)的参数估计和拟合统计

Table 6. The parameter estimates and fit statistics of the basic model (Eq.2), ordinary least square (OLS) model (Eq.10), and nonlinear mixed-effects (NLME) model (Eq. 11)

	Basic model (Eq. 2)	OLS model (Eq. 10)	NLME model (Eq. 11)
β_1	0.837(0.304)	4.390(1.751)	3.895(1.970)
β_2		0.173(0.051)	0.241(0.067)
β_3		0.007(0.003)	0.0004(0.0002)
β_4		0.060(0.029)	0.083(0.037)
β_5		-1.751(0.975)	-1.276(1.100)
β_6		-0.018(0.007)	-0.024(0.012)
β_7	1.544(0.154)	0.626(0.115)	0.582(0.110)
β_8		-0.111(0.036)	-0.013(0.041)
$\sigma^2(\mu_{i1})$			0.320
$\sigma^2(\mu_{j1})$			0.054
AIC	4209.601	3757.997	3673.661
Loglik	-2101.801	-1869.998	-1825.83
R^2	0.176	0.655	0.752
RMSE	12.588	8.142	6.903

TRE	15.976	6.115	4.323
-----	--------	-------	-------

引入方差函数后，模型的异方差性降低，最终模型形式变为：

$$\begin{cases} FCD_{ijk} = (\beta_1 + \mu_{i1} + \beta_2 BA_{ijk} + \beta_3 MC_{ijk} + \beta_4 RF_{ijk} + \beta_5 BD_{ijk} + \beta_6 M_{ijk}) QMD_{ijk}^{(\beta_7 + \mu_{ij1} + \beta_8 CD_{ijk})} + \xi_{ijk} \\ \xi_{ijk} \sim N(0, \mathbf{R}_i = \sigma^2 \mathbf{G}_i^{0.5} \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{G}_i^{0.5}) \\ \mathbf{G}_i = \text{diag}(\sigma^2 BA_{ij1}^{2\gamma}, \dots, \sigma^2 BA_{ijn}^{2\gamma}) \end{cases} \quad (12)$$

2.4 模型模拟

模型模拟显示，林分碳密度随二次平均胸径、基底面积、枯损株数、土壤含碎石量的增加呈上升趋势，随郁闭度、土壤容重和 de Martonne 干旱指数的增加呈下降趋势。不同地区的林分碳密度从高到低依次为：四川、广西、湖北、江西、福建、湖南、浙江和江苏（图 2）。基底面积对林分碳密度的影响最大（图 2B）；郁闭度对林分碳密度的影响最小（图 2D）。

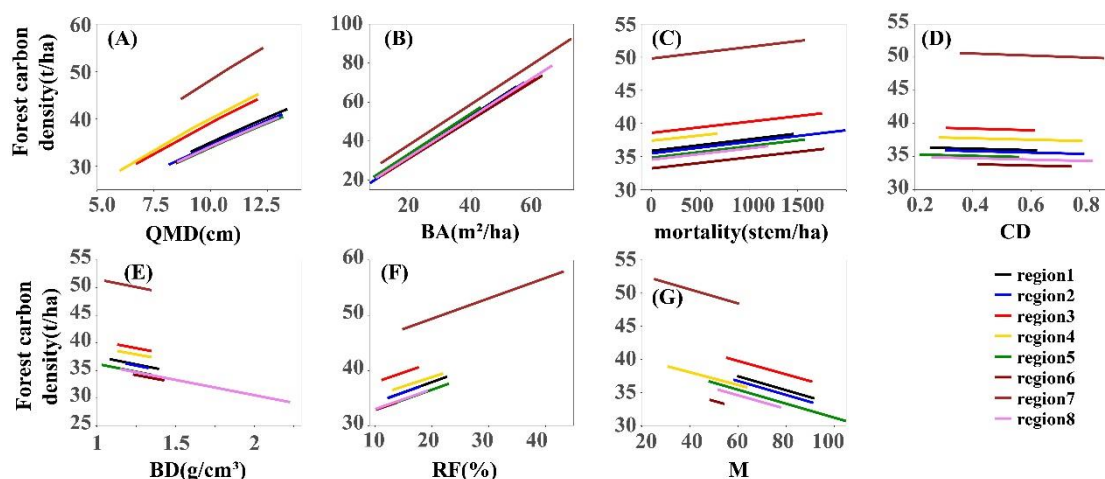


图 2 不同区域水平上 FCD 沿生物和非生物梯度的变化

Fig. 2. Changes of FCD along the biotic and abiotic gradients at different regional levels. (A) QMD; (B) BA; (C) mortality; (D) CD; (E) BD, (F) RF; (G) M.

随着海拔的增加，林分碳密度呈现出先增加后减少的趋势。海拔 600-800m 时，林分碳密度达到最大值（图 3）。

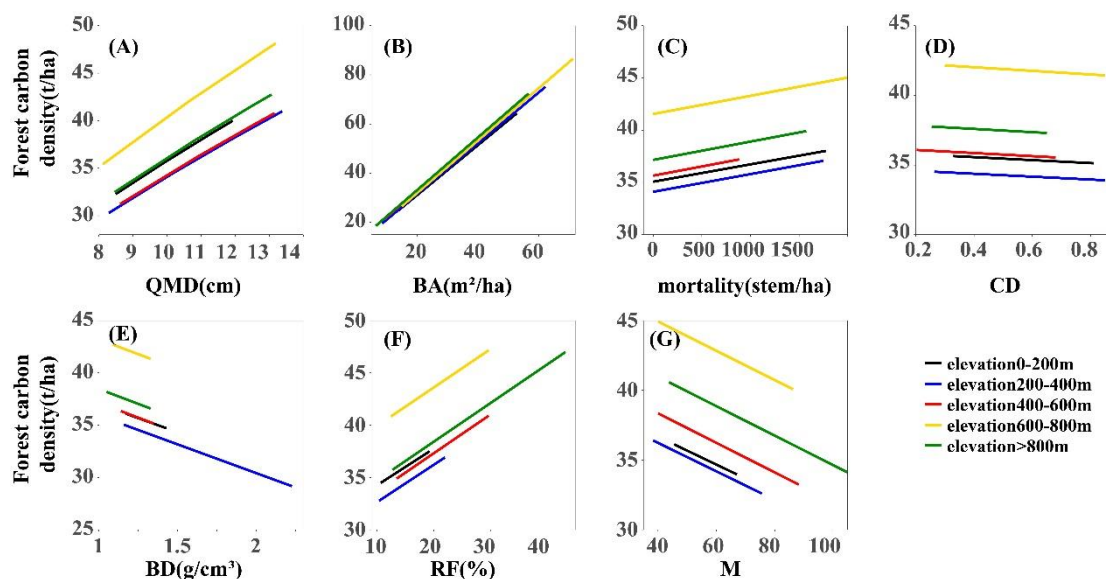


图3 不同海拔水平上 FCD 沿生物和非生物梯度的变化

Fig. 3. Changes in FCD along biotic and abiotic gradients at different elevation levels. (A) QMD; (B) BA; (C) mortality; (D) CD; (E) BD; (F) RF; (G) M.

2.5 模型验证

留一交叉验证结果如表 7 所示。非线性混合效应林分碳密度模型具有更好的预测效果（方程 12）， R^2 较大，RMSE 较小。这表明非线性混合效应林分碳密度模型可以有效地解释竹林在区域和海拔水平上的碳密度差异（表 9）。

表 7 方程式 10 和方程式 12 的 LOOCV 测试结果。

Table 7. LOOCV test results of Eq 10 and Eq 12.

	RMSE	R^2	TRE
Eq. 10	8.253	0.645	17.522
Eq. 12	7.335	0.720	15.185

3 讨论

用于生物量和碳密度估算的异速生长模型因其准确性、可用性和非破坏性而被世界各地的研究人员广泛使用 (Anitha et al., 2015; Dong et al., 2015; Fu et al., 2017)。预测变量和模型估计方法的选择在构建生物量和碳密度模型中至关重要 (Fu et al., 2017; Zhou et al., 2023c)。我们考虑了显著影响林分、土壤、气候、立地因素等的多个变量，并使用两步法选择了彼此之间没有明显共线性的预测变量（表5）。过去构建森林生物量和碳密度模型的常用变量是林分平均胸径和平均年龄 (Sun and Liu, 2019; Zhou et al., 2023b)。我们使用二次平均胸径代替平均胸径（表4），因为二次平均胸径可以平衡地块中许多胸径大小的树木的权重，代表林分发育阶段，从而进行更准确的模型拟合 (Curtis and Marshall, 2000; Rodríguez de Prado et al., 2022)。二次平均胸径与林分碳密度呈正相关（图2, 3），二次平均胸径越大，表明森林活力越强，生活环境越适宜，林分碳密度越高 (Rodríguez de Prado et al., 2022; Tian et al., 2024)。

基底面积 (BA) 也是通过林业调查中最可靠的变量胸径获得的。林分碳密度与基底面积呈正相关（图2, 3），基底面积反映了植物大小和密度 (Zhang et al., 2012)，其增加导致林分碳密度的积累。林分碳密度与郁闭度呈负相关（图2, 3），郁闭度是反映竹子生产力和衡量竹子活力的重要指标之一 (Hardiman et al., 2011, 2013)。在竞争强度较低的林分中，一些物种可能会投资进行横向扩张，放弃高生长 (Condés et al., 2020; Tian et al., 2024)。研究表明，树冠中生物量和碳储存的比例相对较小，主要在茎中 (Dong et al., 2015; Zhou et al., 2022)。这种横向扩张模式（在低竞争强度下，树木倾向于将更多资源分配给地下生长，以争夺供水）减少了林分碳密度的积累。

研究表明,森林可能越来越受到气候变化的影响(Forzieri et al., 2022; Madrigal-González et al., 2018)。林分碳密度与de Martonne干旱指数呈负相关(图2, 3)。在潮湿地区,竹林对光资源的竞争更加激烈,这可能导致竹子的横向生长(De Frenne et al., 2021),导致林分碳密度下降。在相对干旱的地区,取水变得更加重要,竹林倾向于将更多资源分配到地下部分,以获得供水并减少林分碳密度(Pretzsch and Biber, 2010; Tian et al., 2024)。

我们还考虑了土壤因素对林分碳密度的影响。林分碳密度与土壤容重(BD)呈负相关,与含碎片量(RF)呈正相关(图2, 3)。土壤容重反映了土壤孔隙度状况(Al-shammary et al., 2018; Håkansson and Lipiec, 2000)。土壤容重越大,土壤孔隙度越小,压实度越高(Håkansson and Lipiec, 2000)。土壤渗透性差(含水量低)影响竹林的生长,导致林分碳密度降低。RF反映了土壤水分的渗透(Dadkhah and Gifford, 1980; Zhang et al., 2016)。土壤含碎片量的增加促进了土壤湿度的增加,为竹林创造了有利的生长条件,极大地促进了林分碳密度的积累。

4 结论

本研究考虑了不同地区的土壤、气候和碳含量系数对竹林林分碳密度的影响,为竹林经营者在气候变化背景下估算碳储量和碳密度提供了新的方法和思路。在适当范围内增加二次平均胸径、基底面积、枯损株数、土壤碎石量、温度或降低郁闭度、土壤容重和降水量可能有利于毛竹森林碳密度的积累。我们的模型可以为竹林的可持续经营提供参考,并为在环境变化下估算林分碳密度提供一种新方法。这可以为不同地区竹子的碳含量提供参考值,并为大规模(不同地区、海拔)估算竹子的碳密度提供一种快速简单的方法。

参 考 文 献

- 鲍士旦. 2000. 土壤农化分析. 北京: 中国农业出版社.
- (Bao S D. 2000. Soil Agricultural Chemistry Analysis. Beijing: China Agriculture Press. [in Chinese])
- Abebe S, Minale AS, Teketay D, et al. 2021. Biomass, carbon stock and sequestration potential of *Oxytenanthera abyssinica* forests in Lower Beles River Basin, Northwestern Ethiopia. Carbon Balance Manag. 16, 29. <https://doi.org/10.1186/s13021-021-00192-5>
- Al-shammary A.A.G, Kouzani A.Z, Kaynak A, et al. 2018. Soil Bulk Density Estimation Methods: A Review. Pedosphere 28, 581–596. [https://doi.org/10.1016/S1002-0160\(18\)60034-7](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(18)60034-7)
- Anitha K, Verchot L.V, Joseph S., et al. 2015. A review of forest and tree plantation biomass equations in Indonesia. Ann. For. Sci. 72, 981–997. <https://doi.org/10.1007/s13595-015-0507-4>
- Bremner J.M. 1960. Determination of nitrogen in soil by the Kjeldahl method. J. Agric. Sci. 55, 11–33. <https://doi.org/10.1017/s0021859600021572>
- Condés S, Aguirre A, del Río M. 2020. Crown plasticity of five pine species in response to competition along an aridity gradient. For. Ecol. Manag. 473, 118302. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118302>
- Curtis RO, Marshall DD. 2000. Technical Note: Why Quadratic Mean Diameter? West. J. Appl. For. 15, 137–139. <https://doi.org/10.1093/wjaf/15.3.137>
- Dadkhah M, Gifford G.F. 1980. Influence of Vegetation, Rock Cover, and Trampling on Infiltration Rates and Sediment Production. JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc. 16, 979–986. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1980.tb02537.x>
- De Frenne P, Lenoir J, Luoto M, et al. 2021. Forest microclimates and climate change: Importance, drivers and future research agenda. Glob. Change Biol. 27, 2279–2297. <https://doi.org/10.1111/gcb.15569>
- de Martonne, E. 1926. Une nouvelle fonction climatologique: L'indice d'aridité La. Météorologie, 21, 449–458
- Devi AS, Singh KS. 2021. Carbon storage and sequestration potential in aboveground biomass of bamboos in North East India. Sci. Rep. 11, 837. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80887-w>
- Dong L, Lin X, Bettinger P, Liu Z. 2024. The contributions of stand characteristics on carbon sequestration potential are triple that of climate variables for *Larix* spp. plantations in northeast China. Sci. Total Environ. 911, 168726. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168726>
- Dong L, Zhang L, Li F. 2015. Developing additive systems of biomass equations for nine hardwood species in Northeast China. Trees 29, 1149–1163. <https://doi.org/10.1007/s00468-015-1196-1>

- FAO. 2021. Global Forest Resources Assessment 2020: Main Report; FAO Forestry Paper; FAO: Rome, Italy. <https://doi.org/10.4060/ca9825zh>
- Forzieri G, Dakos V, McDowell N.G, et al. 2022. Emerging signals of declining forest resilience under climate change. *Nature* 608, 534–539. <https://doi.org/10.1038/s41586-022-04959-9>
- Fu L, Sun W, Wang G. 2017. A climate-sensitive aboveground biomass model for three larch species in northeastern and northern China. *Trees* 31, 557–573. <https://doi.org/10.1007/s00468-016-1490-6>
- Graves SJ, Caughlin TT, Asner GP, Bohlman SA. 2018. A tree-based approach to biomass estimation from remote sensing data in a tropical agricultural landscape. *Remote Sens. Environ.* 218, 32–43. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.009>
- Guo Y, Peng C, Trancoso R, Zhu Q, Zhou X. 2019. Stand carbon density drivers and changes under future climate scenarios across global forests. *For. Ecol. Manag.* 449, 117463. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117463>
- Håkansson I, Lipiec J. 2000. A review of the usefulness of relative bulk density values in studies of soil structure and compaction. *Soil Tillage Res.* 53, 71–85. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(99\)00095-1](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(99)00095-1)
- Hardiman B.S, Bohrer G, Gough C.M, et al. 2011. The role of canopy structural complexity in wood net primary production of a maturing northern deciduous forest. *Ecology* 92, 1818–1827. <https://doi.org/10.1890/10-2192.1>
- Hardiman B.S, Gough C.M, Halperin A, et al. 2013. Maintaining high rates of carbon storage in old forests: A mechanism linking canopy structure to forest function. *For. Ecol. Manag.* 298, 111–119. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.02.031>
- Huang C, Liang Y, He HS, et al. 2021. Sensitivity of aboveground biomass and species composition to climate change in boreal forests of Northeastern China. *Ecol. Model.* 445, 109472. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2021.109472>
- Huang H, Liu C, Wang X, Zhou X, Gong P. 2019. Integration of multi-resource remotely sensed data and allometric models for forest aboveground biomass estimation in China. *Remote Sens. Environ.* 221, 225–234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.017>
- Keenan RJ. 2015. Climate change impacts and adaptation in forest management: a review. *Ann. For. Sci.* 72, 145–167. <https://doi.org/10.1007/s13595-014-0446-5>
- Lv Z, Duan A, Zhang J. 2024. Influence of forest age, tree size, and climate factors on biomass and carbon storage allocation in Chinese fir forests. *Ecol. Indic.* 163, 112096. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112096>
- Madrigal-González J, Andivia E, Zavala M.A, et al. 2018. Disentangling the relative role of climate change on tree growth in an extreme Mediterranean environment. *Sci. Total Environ.* 642, 619–628. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.064>
- Pretzsch H.P, Biber P.B. 2010. Size-symmetric versus size-asymmetric competition and growth partitioning among trees in forest stands along an ecological gradient in central Europe. *Can. J. For. Res.* <https://doi.org/10.1139/X09-195>
- Rodríguez de Prado D., Riofrío J, Aldea J, et al. 2022. Competition and climate influence in the basal area increment models for Mediterranean mixed forests. *For. Ecol. Manag.* 506, 119955. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119955>
- Sun W, Liu X. 2019. Review on carbon storage estimation of forest ecosystem and applications in China. *For. Ecosyst.* 7, 4. <https://doi.org/10.1186/s40663-019-0210-2>
- Tian D, He P, Jiang L, et al. 2024. Developing crown width model for mixed forests using soil, climate and stand factors. *J. Ecol.* 112, 427–442. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.14249>
- Wang T, Wang G, Innes J.L, et al. 2017. ClimateAP: an application for dynamic local downscaling of historical and future climate data in Asia Pacific. *Front. Agric. Sci. Eng.* 4, 448–458. <https://doi.org/10.15302/J-FASE-2017172>
- Yuen JQ, Fung T, Ziegler AD. 2017. Carbon stocks in bamboo ecosystems worldwide: Estimates and uncertainties. *For. Ecol. Manag.* 393, 113–138. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.01.017>
- Zhang X, Zhao Y, Ashton MS, Lee X. 2012. Measuring Carbon in Forests, in: Ashton, M.S., Tyrrell, M.L., Spalding, D., Gentry, B. (Eds.), *Managing Forest Carbon in a Changing Climate*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 139–164. https://doi.org/10.1007/978-94-007-2232-3_7
- Zhang Y, Zhang M, Niu J, et al. 2016. Rock fragments and soil hydrological processes: Significance and progress. *CATENA* 147, 153–166. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.07.012>
- Zhou X, Hu C., Wang Z. 2023. Distribution of biomass and carbon content in estimation of carbon density for typical forests. *Glob. Ecol. Conserv.* 48, e02707. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2023.e02707>
- Zhou X, Yin Z, Zhou Y, et al. 2023b. Modeling stand biomass for Moso bamboo forests in Eastern China. *Front. Plant Sci.* 14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1186250>
- Zhou X, Zheng Y, Sharma R.P, et al. 2023c. Comparing estimation algorithms for compatible biomass models of Moso Bamboo. *Trop. Ecol.* <https://doi.org/10.1007/s42965-023-00314->