

DOI: 10.5846/stxb201907151491

潘萍, 孙玉军, 欧阳勋志, 宁金魁, 冯瑞琦, 汪清. 基于不同空间模型的马尾松林生态系统碳密度研究. 生态学报, 2020, 40(15): 5230-5238.

Pan P, Sun Y J, Ouyang X Z, Ning J K, Feng R Q, Wang Q. Study on carbon density in *Pinus massoniana* forest ecosystem based on different spatial models. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(15): 5230-5238.

基于不同空间模型的马尾松林生态系统碳密度研究

潘 萍¹, 孙玉军¹, 欧阳勋志^{2,3,*}, 宁金魁^{2,3}, 冯瑞琦², 汪 清²

1 北京林业大学林学院, 北京 100083

2 江西农业大学林学院, 南昌 330045

3 鄱阳湖流域森林生态系统保护与修复国家林业和草原局重点实验室, 南昌 330045

摘要:以江西省马尾松林生态系统为研究对象, 基于样地调查及样品碳含量测定结果计算其碳密度, 并选取立地、植被及气象等方面的 15 个因子, 采用多元线性逐步回归方法筛选出对生态系统碳密度影响显著的因子, 然后分别利用最小二乘模型 (OLS)、空间误差模型 (SEM)、空间滞后模型 (SLM) 和地理加权回归模型 (GWR) 构建生态系统碳密度与其影响因子之间的关系模型, 筛选出最优的拟合模型。结果表明: 对马尾松林生态系统碳密度影响显著的因子分别为海拔、坡度、土层厚度、胸径、年均温度和年均降水量。4 种模型拟合结果均显示碳密度与坡度呈负相关, 与海拔、土层厚度、胸径呈正相关。模型的决定系数 (R^2) 由大到小分别为 GWR (0.8043) > SEM (0.6371) > SLM (0.6364) > OLS (0.6321), 模型均方误差 (MSE) 与赤池信息准则 (AIC) 最大的均为 OLS 模型, 最小的均为 GWR 模型; 残差检验表明 GWR 模型能有效降低模型残差的空间自相关性。综合分析得出 GWR 模型的拟合效果最优, 更适用于江西省马尾松林生态系统碳密度的估测。

关键词: 马尾松林; 生态系统; 碳密度; 空间模型

Study on carbon density in *Pinus massoniana* forest ecosystem based on different spatial models

PAN Ping¹, SUN Yujun¹, OUYANG Xunzhi^{2,3,*}, NING Jinkui^{2,3}, FENG Ruiqi², WANG Qing²

1 College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2 College of Forestry, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China

3 Key Laboratory of National Forestry and Grassland Administration on Forest Ecosystem Protection and Restoration in Poyang Lake Watershed, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China

Abstract: This study investigated *Pinus massoniana* forest in Jiangxi Province. Based on plot investigation and measurement of sample carbon content, the carbon density of *Pinus massoniana* forest ecosystem was calculated. The influence factors on ecosystem carbon density were screened from fifteen factors, including site, vegetation and meteorological factors by using multiple linear stepwise regression method. The relationship models between ecosystem carbon density and influence factors were established by using ordinary least squares model (OLS), spatial error model (SEM), spatial lag model (SLM) and geographically weighted regression model (GWR), and the best fitting model was selected from them. The results showed that the influence factors of ecosystem carbon density were elevation, slope, soil depth, diameter at breast height (DBH), mean annual temperature and annual precipitation. The fitting results of four models showed that ecosystem carbon density was negatively correlated with slope and positively correlated with elevation, soil depth and DBH. The determination coefficient (R^2) of four models were GWR (0.8043) > SEM (0.6371) > SLM (0.6364) > OLS (0.6321). The largest mean

基金项目: 国家自然科学基金 (31760207, 31360181, 31160159); 中国科学院战略性先导科技专项项目 (XDA05050205)

收稿日期: 2019-07-15; **网络出版日期:** 2020-05-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: oyxz_2003@hotmail.com

square error (MSE) and Akaike information criterion (AIC) of the model was OLS, and the smallest was GWR. The residual tests showed that GWR could effectively reduce the spatial autocorrelation of model residuals. In conclusion, the fitting effect of GWR was the best, which was more suitable for estimating carbon density of *Pinus massoniana* forest ecosystem in Jiangxi Province.

Key Words: *Pinus massoniana* forest; ecosystem; carbon density; spatial model

森林生态系统作为最大的陆地碳库,其植被和土壤分别约占全球植被碳库的 86% 以上和土壤碳库的 73% 以上,在减缓气候变化和维护全球碳循环等方面发挥着重要的作用^[1-2]。因此,森林生态系统的固碳能力受到广泛关注。碳密度是衡量森林生态系统固碳能力的重要指标之一^[3-4],也是准确估算森林碳储量的基础。由于森林生态系统是一个具有较强的空间异质性的复杂系统,其碳密度受气候、地形地貌及周围其他环境等因素的影响^[5],而这些因素在空间上也往往存在相关性,在空间上相互影响、相互作用。因此,从区域尺度上探明影响森林碳密度的主要因素及构建估测模型,可为森林碳储量估算及碳汇林业的经营管理等提供科学依据。

在区域尺度上,森林碳密度/碳储量的估测主要是通过构建碳密度/碳储量与其影响因子之间的关系模型。由于传统的回归模型在构建中忽略了各变量之间的空间异质性,因此,空间误差模型^[6]、空间滞后模型^[7]、空间滤波模型^[8]、空间 Durbin 模型^[9]、地理加权回归模型^[10]等空间模型受到许多学者的关注。如李月等^[11]、刘畅等^[12]采用空间误差模型构建碳储量与影响因素关系模型时均得出其拟合精度明显优于最小二乘模型;Lin 等^[13]、欧光龙等^[14]、郭含茹等^[15]基于地理加权回归模型进行研究,均表明地理加权回归模型比最小二乘模型在碳密度/碳储量拟合及预估等方面具有明显优势。然而,由于森林生态系统的自然地理要素及森林类型等的不同可能会造成不同区域相同森林生态系统或同一区域不同森林生态系统碳密度空间异质性的差异,从而可能导致其碳密度估测最优空间模型的不同,而目前多数学者主要集中在某一空间模型与传统回归模型在碳密度估测中的比较分析,较为缺乏对不同空间模型之间的比较研究,加强这方面的研究将有利于更加全面了解和掌握空间模型在森林生态系统碳密度估测方面的应用。

马尾松(*Pinus massoniana*)是我国南方分布广泛的乡土针叶树种,具有适应性强、耐干旱与贫瘠的特点。江西省马尾松林总面积为 239.4 万 hm^2 ,占乔木林总面积的 28.9%,是江西省主要的森林类型之一,在区域碳循环及应对气候变化中扮演着重要角色^[16]。本研究以江西省马尾松林生态系统为研究对象,分别利用最小二乘模型、空间误差模型、空间滞后模型和地理加权回归模型构建其碳密度与影响因子之间的关系模型,比较分析选出最优拟合模型,以丰富空间模型在森林碳密度估测中的应用及为江西省马尾松林碳汇林业的经营规划与管理提供参考依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

江西省位于我国东南部,地理坐标为 $24^{\circ}29'—30^{\circ}04'N$, $113^{\circ}34'—118^{\circ}28'E$,面积 $16.69 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。该区属于亚热带温暖湿润季风气候,气候温和,雨量充沛,年均气温 $16.3—19.5^{\circ}\text{C}$,年均降雨量 1675 mm。地貌以山地、丘陵为主,林地的土壤类型主要有红壤、黄红壤、黄壤等,成土母岩主要有花岗岩、页岩、砂岩、板岩等。全省森林资源丰富,森林覆盖率为 63.1%,主要森林类型有常绿阔叶林、针叶林、针阔叶混交林、竹林等。

1.2 数据与方法

1.2.1 数据来源

样地数据。根据研究区的森林分布图及森林资源统计表,综合考虑马尾松林在全省的地域分布、林龄结构、地形地貌特征等因素,于 2011—2016 年期间设置样地调查,并收集 2016 年江西省森林资源连续清查马尾

松林样地数据(对部分缺失林下植被、凋落物等相关数据的样地进行补充调查)。样地面积为 900 m² 和 800 m², 样地数共计 611 个, 其样地分布见图 1。乔木层每木调查起测胸径为 ≥5 cm (胸径 <5 cm 的乔木视为灌木), 测定其胸径、树高、林分密度等林分因子及地理坐标、海拔、坡度、坡向、坡位、土层厚度、腐殖质层厚度等立地因子, 同时选取标准木取样测定其干、枝、叶、根的碳含量。在样地的上、中、下部分别布设 2 m×2 m 的灌木样方, 在所选灌木样方中各设置 1 个 1 m×1 m 的草本样方和凋落物样方。采用“样方收获法”分别收集灌木(分枝、叶、根)、草本(分地上、地下部分)及凋落物并称量鲜重, 取样用于测定其含水率和碳含量。在样地内选择代表性地块挖取 100 cm 深度(未达 100 cm 的挖至母岩)的土壤剖面, 根据土层厚度按 0—10 cm、10—20 cm、20—30 cm、30—50 cm、50—100 cm 五个层次, 对各层土壤采用环刀法(体积为 100 cm³)取样来测定土壤容重, 并分别取约 1 kg 的土壤样品带回实验室用于土壤碳含量的测定。

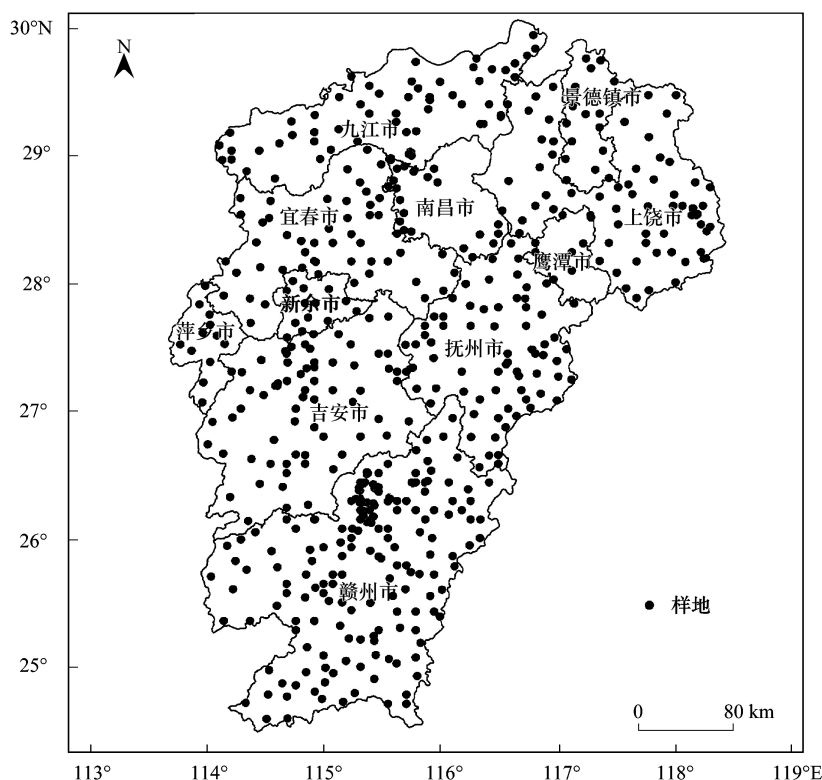


图 1 样地分布

Fig.1 Distribution of sample plots

气象数据。本研究首先根据各样地的地理坐标从 Wang 等^[17]编写的提取亚太地区气候数据的 ClimateAP 软件中获取 1980—2016 年期间各样地每年的年降水量与年温度数据, 然后计算得出各样地的年均降水量与年均温度。

1.2.2 碳含量测定与碳密度计算

所有样品研磨粉碎后过 0.25 mm 筛, 采用重铬酸钾氧化-外加热法来测定其碳含量^[18]。乔木层、林下植被层及凋落物层碳密度为各组分生物量乘以对应的碳含量, 其中乔木层生物量采用异速生长方程 $W = a \times D^b$, 应用我国立木生物量模型及碳计量参数系列行业标准计算^[19-22]。土壤层碳密度的具体计算公式如下^[16]:

$$D_{\text{soc}} = \sum_{i=1}^k C_i \times D_i \times E_i \times (1 - G_i) / 10 \quad (1)$$

式中, D_{soc} 为土壤层碳密度 (t/hm²), C_i 为土壤有机碳含量 (g/kg), D_i 为土壤容重 (g/cm³), E_i 为土层厚度 (cm), G_i 为大于 2 mm 的石砾所占的体积百分比 (%)。

乔木层、林下植被层、凋落物层与土壤层的碳密度之和为生态系统碳密度。

1.2.3 模型选取与评价

模型选取。(1)最小二乘模型(OLS):是建立在整体区域上的一种因变量偏差的平方和最小的模型估计;(2)空间误差模型(SEM):是指模型的误差项导致了空间变量之间的相关性,变量之间的空间相互作用存在于误差项,研究的主要是相邻样地点的误差冲击对其他样地点的影响;(3)空间滞后模型(SLM):是指被解释变量之间的空间依赖性对模型非常重要从而导致了空间相关,它研究的是因变量在邻接地区的行为对整个区域其他地区行为的影响;(4)地理加权回归模型(GWR):是一种局部参数估计的模型,其本质是为数据集中的每一个要素都建立独立的方程^[23],通过将空间结构嵌入线性回归模型中,以探测空间关系的非平稳性,该方法的估计结果有明确的解析表示,而且还能对其结果的参数估计进行统计检验,其计算公式为:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2)$$

其中, $(y_i; x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ 为在地理位置 (u_i, v_i) 处的因变量 y_i 和自变量 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$ 的观测值 $(i=1, 2, \dots, n)$ 。 $\beta_k(u_i, v_i) (k=1, 2, \dots, p)$ 为第 i 个观测点 (u_i, v_i) 处的未知参数,是 (u_i, v_i) 的任意函数, $\varepsilon_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为独立同分布的误差项,通常假定其服从 $N(0, \sigma^2)$ 。

模型评价。选用决定系数(R^2)、均方误差(MSE)和赤池信息量准则(AIC)3个统计量对模型拟合效果进行评价。 R^2 主要是用来评价模型的拟合优度的指标,其值越高则表明模型的拟合效果越好,即拟合出来的模型稳定性越好;MSE主要是用来衡量因变量实测值与模型预估值之间偏差的指标,其值越低表明模型的预估结果越接近于实际测量值,即模型的拟合能力越高;AIC可以用来衡量模型的实用性和复杂性,其值越小表明模型的拟合效果越好。

模型残差检验。选择 Moran's I 指数检验模型残差的空间自相关性,其计算公式如下:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(d) (x_i - \bar{x}) (x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(d) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3)$$

式中, x_i 和 x_j 分别表示研究区域内样点 i 和 j 上的观测值; $\bar{x}$ 表示研究区域内所有样点观测值的平均值; n 表示研究区域内的样点总数; $w_{ij}(d)$ 表示空间权重,即样点 i 和 j 之间的距离小于选定尺度值时权重为 1,超过尺度值时权重为 0。

在 R 软件中,采用多元线性逐步回归方法对生态系统碳密度的影响因子进行筛选,并构建最小二乘模型;利用 Geoda 软件建立空间误差模型和空间滞后模型;在 GWR 4.0 软件中建立地理加权回归模型。

2 结果与分析

2.1 影响因子筛选

根据森林碳密度研究的相关文献,采用频度统计法及样地调查内容选取影响生态系统碳密度的因子,主要包括立地因子(海拔、坡度、坡向、坡位、土层厚度、腐殖质厚度)、植被因子(林龄、胸径、株数密度、树高、郁闭度、林下植被盖度、凋落物厚度)以及气象因子(年均温度、年均降水量)等 15 个因子。对坡向、坡位定性因子进行赋值,将坡向划分为阳坡、半阳坡、半阴坡、阴坡、无坡向,并依次赋值为 1—5;将坡位划分为山脊、上部、中部、下部、山谷、平地、全坡,依次赋值为 1—7。利用多元线性逐步回归方法对各因子与生态系统碳密度进行分析,从中筛选出与碳密度相关性显著且各自变量之间的方差膨胀因子均小于 5(即不存在多重共线性)的因子,用于数据建模。筛选出的因子分别为:海拔、坡度、土层厚度、胸径、年均温度、年均降水量,其统计量见表 1。

2.2 模型构建

2.2.1 最小二乘模型、空间误差模型与空间滞后模型

最小二乘模型、空间误差模型与空间滞后模型的参数估计结果见表 2,坡度与碳密度的系数为负值,这表

明碳密度随着坡度的增大呈减少的趋势;海拔、土层厚度、胸径、年均温度、年均降水量与碳密度的系数均为正值,表明碳密度与这些因子之间存在正相关,其中系数最大的为胸径,最小的为年均降水量。海拔、坡度、土层厚度和胸径对碳密度的影响均达显著性水平($P<0.05$)。

表 1 碳密度及各因子基本统计量
Table 1 Descriptive statistics of carbon density and each factor

序号 Number	变量 Variable	均值 Mean	标准差 Standard deviation	序号 Number	变量 Variable	均值 Mean	标准差 Standard deviation
1	海拔/m	209	186.56	5	年均温度/℃	18.5	1.09
2	坡度/(°)	20	10.53	6	年均降水量/mm	1645	174.66
3	土层厚度/cm	76	27.62	7	碳密度/(t/hm ²)	122.33	43.27
4	胸径/cm	12.3	4.71				

表 2 最小二乘、空间误差及空间滞后模型的拟合结果
Table 2 Model fitting results of the OLS, SEM and SLM

模型 Model	最小二乘模型 OLS			空间误差模型 SEM			空间滞后模型 SLM		
	估计值 Estimate	标准误 Standard error	<i>P</i>	估计值 Estimate	标准误 Standard error	<i>P</i>	估计值 Estimate	标准误 Standard error	<i>P</i>
截距 Intercept	-21.3890	39.0525	0.5841	-34.6658	45.2850	0.4439	-31.1291	38.6588	0.4207
海拔 Elevation	0.1022	0.0112	<0.0001	0.1045	0.0120	<0.0001	0.1043	0.0111	<0.0001
坡度 Slope	-2.3683	0.1879	<0.0001	-2.3054	0.1863	<0.0001	-2.3126	0.1867	<0.0001
土层厚度 Soil depth	0.5375	0.0832	<0.0001	0.5177	0.0822	<0.0001	0.5224	0.0824	<0.0001
胸径 DBH	4.8047	0.4193	<0.0001	4.8876	0.4207	<0.0001	4.7631	0.4160	<0.0001
年均温度 Mean annual temperature	2.8699	1.6442	0.0814	3.7162	1.9443	0.0559	2.8920	1.6278	0.0756
年均降水量 Mean annual precipitation	0.0126	0.0110	0.2555	0.0103	0.0134	0.4389	0.0071	0.0111	0.5213

OLS:最小二乘模型 Ordinary least squares model;SEM: 空间误差模型 Spatial error model ;SLM: 空间滞后模型 Spatial lag model

2.2.2 地理加权回归模型

地理加权回归模型的参数估计结果见表 3,海拔、土层厚度、胸径与碳密度的系数平均值分别为 0.0817、0.4616、5.0531,其第 1 四分位数至最大值的范围分别为 0.0074—0.2920、0.3081—1.1967、3.5514—10.3628,可看出这些因子 75%的系数均为正值,说明碳密度与海拔、土层厚度、胸径 3 个因子之间存在正相关关系;坡度与碳密度的系数平均值为-2.4527,其最小值至第 3 四分位数的范围为-4.4625 至-1.8330,表明坡度与碳密度之间为负相关关系,即碳密度随着坡度的增大呈逐渐减少的趋势。年均温度、年均降水量与碳密度的系数平均值为 1.2671 和 0.0237,但 50%的系数为正值,另外 50%部分为负值,说明气象因子对碳密度的影响比较多变。

表 3 地理加权回归模型的系数估计值
Table 3 Model coefficient estimates of the GWR

变量 Variable	平均值 Mean	最小值 Minimum	第 1 四分位数 First quartile	中位数 Median	第 3 四分位数 Third quartile	最大值 Maximum
截距 Intercept	-1.6389	-1171.6652	-154.0287	24.4147	85.6096	1832.7859
海拔 Elevation	0.0817	-0.0918	0.0074	0.0512	0.1479	0.2920
坡度 Slope	-2.4527	-4.4625	-3.2534	-2.6644	-1.8330	0.8867
土层厚度 Soil depth	0.4616	-0.8076	0.3081	0.4435	0.6181	1.1967
胸径 DBH	5.0531	-0.2449	3.5514	4.9632	6.4023	10.3628
年均温度 Mean annual temperature	1.2671	-95.2544	-4.4758	0.7300	9.6297	59.9982
年均降水量 Mean annual precipitation	0.0237	-0.2109	-0.0185	0.0367	0.0748	0.1885

GWR: 地理加权回归模型 Geographically weighted regression model

从模型参数估计结果可知,4 种模型均表明碳密度与坡度呈负相关,与海拔、土层厚度、胸径呈正相关。最小二乘模型、空间误差模型和空间滞后模型的结果均表明海拔、坡度、土层厚度、胸径对碳密度有显著影响($P<0.05$),年均温度和年均降水量对碳密度的影响并不显著($P>0.05$),而地理加权回归模型的结果则反映出气象因子对碳密度的影响比较多变。

2.3 模型评价与检验

2.3.1 模型评价

据表 4 可得,4 种模型的决定系数(R^2)最大的为地理加权回归模型,其次为空间误差模型与空间滞后模型,最小的为最小二乘模型;地理加权回归模型的均方误差(MSE)与赤池信息准则(AIC)值均为 4 种模型中最小,而最小二乘模型的 AIC 与 MSE 值为最大。由此可得,模型拟合效果由高到低依次为地理加权回归模型>空间误差模型>空间滞后模型>最小二乘模型。

表 4 模型评价结果
Table 4 Fitting statistics of the models

模型 Model	AIC	MSE	R^2	模型 Model	AIC	MSE	R^2
最小二乘模型 OLS	6333.82	1812.1228	0.6321	空间滞后模型 SLM	6327.59	1790.9784	0.6364
空间误差模型 SEM	6326.11	1787.7807	0.6371	地理加权回归模型 GWR	6141.75	963.8132	0.8043

AIC: 赤池信息准则 Akaike information criterion; MSE: 模型均方误差 Mean square error

图 2 为碳密度实测值与 4 种模型估计值之间的散点图。4 种模型的估计值与碳密度实测值的配对点均离散分布在 1:1 的参考线附近,当碳密度实测值较小时,最小二乘模型、空间误差模型及空间滞后模型拟合得出的估计值普遍偏高,而地理加权回归模型的估计值比其他 3 种模型更为接近实测值;当碳密度实测值较大时,最小二乘模型、空间误差模型及空间滞后模型拟合得出的估计值均普遍偏低,但地理加权回归模型的估计值与实测值偏低的程度明显小于其他 3 种模型。由此可得,地理加权回归模型的拟合结果优于其他 3 种模型。

2.3.2 模型残差的空间自相关性

由表 5 可得,最小二乘模型、空间误差模型和空间滞后模型的 Moran's I 均为正值,且 $P<0.05$;地理加权回归模型的 Moran's I 为负值,且 $P>0.05$ 。由此得出,最小二乘模型、空间误差模型和空间滞后模型的模型残差均存在显著的空间自相关性,而地理加权回归模型的模型残差的空间自相关性不显著,这表明地理加权回归模型可有效降低模型残差的空间自相关性。

表 5 模型残差的 Moran's I 及检验
Table 5 Moran's I and test of the model residuals

指标 Index	最小二乘模型 OLS	空间误差模型 SEM	空间滞后模型 SLM	地理加权回归模型 GWR
Moran's I	0.0368	0.0091	0.0127	-0.0021
Z-value	2.4706	2.0496	2.3797	-1.4728
P-value	< 0.05	< 0.05	< 0.05	> 0.05

4 种模型残差的 Moran's I 随距离的变化见图 3。最小二乘模型、空间误差模型和空间滞后模型残差的 Moran's I 均为正值,即 3 种模型残差的空间相关性为正相关,且模型残差的 Moran's I 在带宽较小时,其降低幅度均较大,随着距离的增加其降低幅度逐渐减弱,逐渐趋近于 0;地理加权回归模型残差的 Moran's I 为负值,即其模型残差的空间相关性为负相关,其模型残差的 Moran's I 在带宽较小时,其增加幅度较大,随着距离的增大其增加幅度逐渐减弱,也逐渐趋近于 0。模型残差的 Moran's I 由大到小表现为最小二乘模型>空间滞后模型>空间误差模型>地理加权回归模型。由此也可得出,与其他模型相比,地理加权回归模型有效降低了模型残差的空间自相关性。

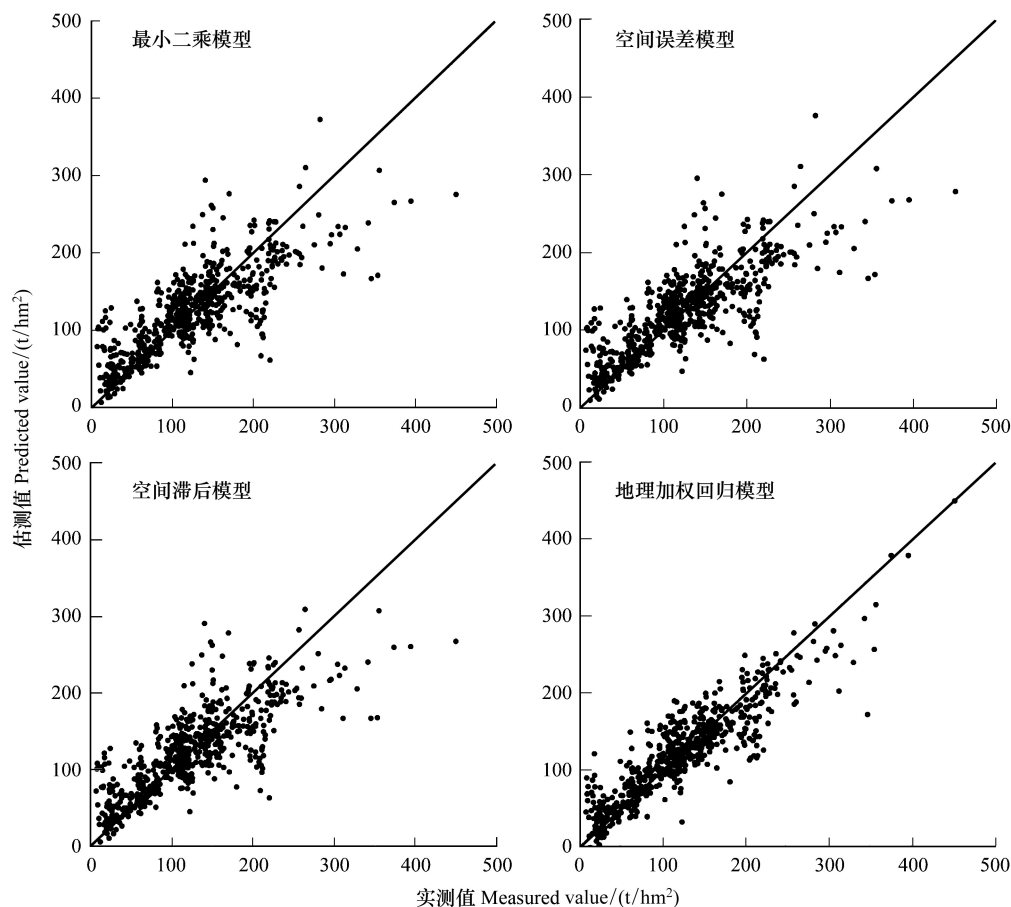


图2 碳密度实测值与模型估计值散点图

Fig.2 Scatter diagram of carbon density between measured value and models predicted value

综上所述,4种模型中,地理加权回归模型决定系数(R^2)最大,均方误差(MSE)与赤池信息准则(AIC)均最小,且能有效降低模型残差的空间自相关性,表明地理加权回归模型的拟合效果优于其他3种模型。

3 讨论与结论

3.1 讨论

由于森林生态系统具有较强的空间异质性,所以,不少学者利用空间模型研究森林碳密度/碳储量/生物量时均得出空间模型比最小二乘模型(OLS)的拟合效果更好的结论。如李月等^[11]采用空间误差模型(SEM)构建碳储量与影响因素关系时得出其拟合精度明显优于OLS模型,其主要是由于SEM减小了模型残差的空间自相关性;刘畅等^[24]利用空间滞后模型(SLM)预估林木含碳量得出SLM优于OLS模型,认为SLM模型能更好地解决模型构建中的空间效应,其稳定性更高,对各因子的解释能力更强。

在空间模型的运用中,更多学者采用了地理加权回归模型(GWR),且其研究结果几乎都表明GWR优于其他模型。如Liu等^[25]利用OLS模型、线性混合模型和GWR模型拟合黑龙江省乔木层碳储量与影响因子间

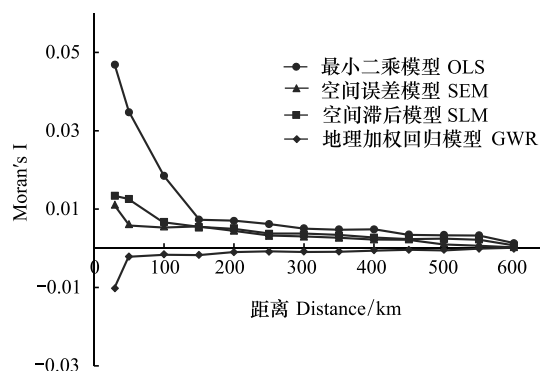


图3 模型残差 Moran's I

Fig.3 Moran's I of the model residuals

的关系时表明了 GWR 模型在拟合精度以及在预估方面都明显优于其他两种模型;Lin 等^[13]利用 OLS 模型和 GWR 模型拟合福建省将乐县乔木层碳密度与影响因子之间的关系,结果也表明了 GWR 模型在拟合精度及降低模型残差自相关性方面都明显优于 OLS 模型。此外,欧光龙等^[14]、Zhang 等^[26]的研究均表明 GWR 模型为最优模型。而本研究通过对 OLS、SEM、SLM 和 GWR 4 种模型的模型评价指标及残差检验的综合分析,得出 OLS 模型的拟合效果最差,GWR 模型最好。这可能主要是因为区域尺度上,森林碳密度本身存在明显空间效应,而 OLS 模型是以忽略数据的空间效应作为前提下的无偏估计;SEM、SLM 模型与 OLS 模型相比,虽然减小了模型残差的空间自相关性,提高了拟合效果,但由于没有直接将这种空间自相关性纳入到拟合过程中,难于解决空间异质性问题^[27];而 GWR 模型适用于空间非平稳性的研究^[28],它在对数据集所有位置点的参数进行估计时考虑了其空间非平稳性,针对每一个坐标位置点都有相对应的参数^[29],将模型残差的空间自相关性直接纳入到拟合过程中,有效降低了模型残差的空间自相关性,所以其拟合效果最优。

另外,一些学者以森林碳储量/生物量为因变量,以遥感影像数据为自变量构建空间模型时同样也得出了 GWR 模型优于其他空间模型的结论。如戚玉娇^[30]通过构建黑龙江省大兴安岭地区的森林植被地上碳储量与 TM 遥感影像数据之间的关系表明 GWR 模型的拟合效果最优;郭含茹等^[15]利用 GWR 模型、传统全局回归模型、协同克里格插值构建浙江省仙台县森林地上部分碳储量和 Landsat TM 遥感影像数据之间的关系也表明 GWR 模型是有效的,闫妍宇等^[31]、Wang 等^[32]的研究也得出同样的结论。可见,GWR 模型能有效解决森林生态系统空间异质性问题。

在区域尺度上,对森林碳密度/碳储量/生物量空间模型构建时,多数学者仅采用某一空间模型与传统回归模型进行比较,而本研究通过不同空间模型比较分析,发现 GWR 模型拟合效果优于其他空间模型。然而,基于 GWR 模型的扩展模型的相应出现,如地理加权回归 Kriging 模型、地理加权回归 Logistic 模型、地理加权回归泊松模型等,而这些扩展模型若用于本研究中其拟合精度是否会提高,还有待今后进一步深入探讨。

3.2 结论

本研究以江西省为研究区,通过多元线性逐步回归方法筛选出与马尾松林生态系统碳密度相关性显著且不存在多重共线性的影响因子为海拔、坡度、土层厚度、胸径、年均温度和年均降水量。采用 OLS、SEM、SLM 和 GWR 模型构建生态系统碳密度与其影响因子之间的关系模型,通过对模型拟合效果的评价及残差检验的综合分析,得出 GWR 模型拟合效果最优,更适用于江西省马尾松林生态系统碳密度的估测。

参考文献 (References):

- [1] Ruiz-Peinado R, Bravo-Oviedo A, López-Senespiedra E, Montero G, Río M. Do thinning influence biomass and soil carbon stocks in Mediterranean maritime pine woods. *European Journal of Forest Research*, 2013, 132(2): 253-262.
- [2] Houghton R A. Balancing the global carbon budget. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2007, 35(1): 313-347.
- [3] Fahey T J, Woodbury P B, Battles J J, Goodale C L, Hamburg S P, Ollinger S V, Woodall C W. Forest carbon storage: ecology, management and policy. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2010, 8(5): 245-252.
- [4] 潘萍,韩天一,欧阳勋志,刘苑秋,臧颢,宁金魁,杨阳. 飞播马尾松林碳密度分配特征及其影响因素. *应用生态学报*, 2017, 28(12): 3841-3847.
- [5] 兰秀,杜虎,宋同清,曾馥平,彭晚霞,刘永贤,范稚莲,张家涌. 广西主要森林植被碳储量及其影响因素. *生态学报*, 2019, 39(6): 2043-2053.
- [6] Anselin L. *Spatial econometrics: methods and models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1988.
- [7] Lichstein J W, Simons T R, Shriner S A, Franzreb K E. Spatial autocorrelation and autoregressive models in ecology. *Ecological Monographs*, 2002, 72(3): 445-463.
- [8] Borcard D, Legendre P. All-scale spatial analysis of ecological data by means of principal coordinates of neighbour matrices. *Ecological Modelling*, 2002, 153(1-2): 51-68.
- [9] Overmars K P, De Koning G H J, Veldkamp A. Spatial autocorrelation in multi-scale land use models. *Ecological Modelling*, 2003, 164(2-3): 257-270.
- [10] Propastin P. Modifying geographically weighted regression for estimating aboveground biomass in tropical rainforests by multispectral remote sensing

- data. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2012, 18: 82-90.
- [11] 李月, 余济云, 程玉娜. 基于 SEM 的五指山市森林碳储量空间分布特征. *中南林业科技大学学报*, 2015, 35(12): 108-112.
- [12] 刘畅, 李凤日, 甄贞. 空间误差模型在黑龙江省森林碳储量空间分布的应用. *应用生态学报*, 2014, 25(10): 2779-2786.
- [13] Lin Z, Chao L, Wu C, Hong W, Tao H, Hu X. Spatial analysis of carbon storage density of mid-subtropical forests using geostatistics: a case study in Jiangle county, southeast China. *Acta Geochimica*, 2018, 37(1): 90-101.
- [14] 欧光龙, 王俊峰, 肖义发, 胥辉. 思茅松天然林单木生物量地理加权回归模型构建. *林业科学研究*, 2014, 27(2): 213-218.
- [15] 郭含茹, 张茂震, 徐丽华, 袁振花, 陈田阁. 基于地理加权回归的区域森林碳储量估计. *浙江农林大学学报*, 2015, 32(4): 497-508.
- [16] 潘萍, 孙玉军, 欧阳勋志, 饶金凤, 冯瑞琦, 杨子云. 江西省马尾松林生态系统碳密度空间变异特征. *应用生态学报*, 2019, 30(6): 1885-1892.
- [17] Wang T, Hamann A, Spittlehouse D L, Murdock T Q. ClimateWNA—high-resolution spatial climate data for western north America. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2012, 51(1): 16-29.
- [18] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法. 北京: 中国农业科技出版社, 2000.
- [19] 国家林业局. LY/T 2263-2014, 立木生物量模型及碳计量参数——马尾松. 北京: 中国标准出版社, 2014.
- [20] 国家林业局. LY/T 2264-2014, 立木生物量模型及碳计量参数——杉木. 北京: 中国标准出版社, 2014.
- [21] 国家林业局. LY/T 2660-2016, 立木生物量模型及碳计量参数——木荷. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [22] 国家林业局. LY/T 2658-2016, 立木生物量模型及碳计量参数——栎树. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [23] Zhang L, Bi H, Cheng P, Davis C. Modeling spatial variation in tree diameter-height relationships. *Forest Ecology and Management*, 2004, 189(1-3): 317-329.
- [24] 刘畅, 胥辉, 欧光龙. 思茅松天然林单木含碳量空间分布变化多尺度研究及空间模型构建. *西部林业科学*, 2019, 48(3): 1-9.
- [25] Liu C, Zhang L J, Li F R, Jin X J. Spatial modeling of the carbon stock of forest trees in Heilongjiang Province, China. *Journal of Forestry Research*, 2014, 25(2): 269-280.
- [26] Zhang C, Tang Y, Xu X, Kiely G. Towards spatial geochemical modelling: use of geographically weighted regression for mapping soil organic carbon contents in Ireland. *Applied Geochemistry*, 2011, 26(7): 1239-1248.
- [27] Jetz W, Rahbek C, Lichstein J W. Local and global approaches to spatial data analysis in ecology. *Global Ecology and Biogeography*, 2005, 14(1): 97-98.
- [28] Wheeler D, Tiefelsdorf M. Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression. *Journal of Geographical Systems*, 2005, 7(2): 161-187.
- [29] Kupfer J A, Farris C A. Incorporating spatial non-stationarity of regression coefficients into predictive vegetation models. *Landscape Ecology*, 2007, 22(6): 837-852.
- [30] 戚玉娇. 大兴安岭森林地上碳储量遥感估算与分析[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2014.
- [31] 闫妍宇, 李超, 欧光龙, 熊河先, 魏安超, 张博, 胥辉. 基于地理加权回归模型的思茅松生物量遥感估测. *林业资源管理*, 2017, (1): 82-90.
- [32] Wang Q, Ni J, Tenhunen J. Application of a geographically-weighted regression analysis to estimate net primary production of Chinese forest ecosystems. *Global Ecology and Biogeography*, 2005, 14(4): 379-393.