doi:10. 3969/j. issn. 1006-8023. 2024. 02. 006

基于地理加权回归模型的凉水自然保护区红松空间分布分析

李天宇[1],贾炜玮[1,2 *],孙毓蔓[1],王鹤智[3],马尚宇[3]
(1. 东北林业大学 林学院,哈尔滨 150040;2. 森林生态系统可持续经营教育部重点实验室(东北林业大学),
哈尔滨 150040;3. 国家林业和草原局林草调查规划院,北京 100013)

摘　要:依据凉水国家级自然保护区的 671 块随机样地的标准地调查数据及 landsat9 遥感影像,分别建立以最小二乘为基础的泊松回归(Poisson)模型、逻辑斯蒂回归(Logistic)模型和高斯回归(Gaussian)模型 3 种全局模型,以及以地理加权回归模型(GWR)为基础的地理加权泊松(GWPR)模型、地理加权逻辑斯蒂(GWLR)模型和地理加权高斯(GWGR)模型 3 种局部模型来预测凉水国家级自然保护区的天然红松分布情况。结果显示,对该地区天然红松分布影响最为显著的因子为坡度和海拔;通过对比全局模型和 GWR 模型的残差空间相关性发现,GWR 模型能够产生更为理想的模型残差,模型残差的空间相关性明显小于全局模型,因此,可以使用 GWR 模型来解决样地间存在的空间异质性问题,有利于提高红松分布的预测精度;全局模型和 GWR 模型均有不错的拟合效果,但 GWR 模型的各个评价指标要优于全局模型,拟合结果更好;天然红松在凉水国家级自然保护区的北部分布最多,在中间条状带区域分布最少。研究结果可为大区域森林经营中的天然红松分布估测提供理论依据。

关键词:天然红松;Poisson;Logistic;Gaussian;地理加权回归模型(GWR)
中图分类号:S791　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1006-8023(2024)02-0047-13

Analysis of Spatial Distribution of Korean Pines in Liangshui Nature Reserve Based on the Geographically Weighted Regression Model

LI Tianyu[1], JIA Weiwei[1,2 *], SUN Yuman[1], WANG Hezhi[3], MA Shangyu[3]
(1. College of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China; 2. Key Laboratory of Sustainable Forest Ecosystem Management, Ministry of Education (Northeast Forestry University), Harbin 150040, China; 3. Forest and Grass Investigation and Planning Institute, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100013, China)

Abstract: Based on the standard survey data of 671 random plots of Liangshui National Nature Reserve and the landsat9 remote sensing image, three global models of Poisson model, Logistic model and Gaussian model based on least squares were established, and three local models based on the geographically weighted regression model(GWR) were established, including the geograrhically weighted Poisson (GWPR) model, the geograrhically weighted Logistic (GWLR) model and the geograrhically weighted Gaussian (GWGR) model, to predict the distribution of natural Korean pines in Liangshui National Nature Reserve. The results showed that the most significant factors affecting the distribution of natural Korean pines in this area were slope and altitude. By comparing the residual spatial correlation of the global model and the GWR model, it was found that the GWR model can produce more ideal model residuals, and the spatial correlation of the model residuals was significantly smaller than that of the global model. Therefore, the GWR model can be used to solve the problem of spatial heterogeneity between plots, which was conducive to improving the prediction accuracy of the distribution of Korean pines. Both the global model and the GWR model had good fitting effects, but the evaluation indicators of the GWR model were better than the global model, and the fitting results were better. Natural Korean pines was most distributed in the northern part of the Liangshui National Nature Reserve and the least in the middle strip area. This study can provide a theoretical basis for estimating the distribution of natural Korean pines in large-scale forest management.

Keywords: Natural Korean pine; Poisson; Logistic; Gaussian; geographically weighted regression model (GWR)

收稿日期:2023-09-21
基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金项目(2572019CP08);黑龙江凉水国家级自然保护区红松资源专项调查(2021-246);黑龙江省省属科研院所科研项目(YB2022-1)。

第一作者简介:李天宇,硕士研究生。研究方向为树木生长模型。E-mail: 408345568@qq.com
*通信作者:贾炜玮,博士,教授,博士生导师。研究方向为树木生长收获模型。E-mail: jiaww2002@163.com

引文格式:李天宇,贾炜玮,孙毓蔓,等. 基于地理加权回归模型的凉水自然保护区红松空间分布分析[J]. 森林工程,2024,40(2):47-59.

LI T Y, JIA W W, SUN Y M, et al. Analysis of spatial distribution of Korean pines in Liangshui nature reserve based on the geographically weighted regression model[J]. Forest Engineering, 2024, 40(2):47-59.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

0 引言

天然红松(*Pinus koraiensis*)又名果松,属于松科植物,是一种与化石一样珍贵而古老的树种,至少出现在三千万年前,有着“第三纪孑遗种”的称号。阔叶红松林主要分布于我国东北东部山区,是该地区典型的地带性顶极植被,红松是其主要的建群树种。与全球同纬度地区的森林相比,阔叶红松林拥有独特的建群种、丰富的物种多样性以及复杂的森林群落结构,在水土保持、环境保护以及生物多样性维持等方面发挥着重要作用。然而由于近几十年来未加节制地采伐,目前存在于凉水国家级自然保护区和一些国家公园等地的原始阔叶红松林仅有少部分,所以开发出一种可以模拟天然红松分布情况的模型,在对红松林资源的合理利用和保护上具有重要的生态学意义[1-2]。

在以往的数年间,学者们对于各个地区红松分布的研究一直未间断。在初期的调查研究中,由于技术的限制,许多学者通过全林调查的方式对红松的分布进行调查[3-4],虽然此方法可以非常精准地获取红松的分布信息,但从经济和人力方面却受到了很大的限制。于是,有许多学者开始开发广义模型用于红松分布的研究中,王烁等[5]通过最小二乘法构建了泊松模型和逻辑斯蒂模型对红松出现的株数和概率分布进行模拟;布仁仓等[6]通过建立逻辑斯蒂模型对红松以及其他针叶树种分布进行了模拟,研究结果表明,虽然比全林调查的效率和成本更低,但是由于未考虑个体数据之间在空间上的相关性和差异性,所以模型精度仍有待提高。随着对林木分布的进一步研究,更多人研究发现,在模型的形式方面只使用固定效应的广义模型不能满足现代林业的需求,就目前现代林业调查数据的特点来看[7],构建红松分布模型时,是否将空间数据非平稳性特征的因素考虑进去是目前应该放在首位的问题。

由于地理加权回归模型(GWR)在处理空间数据方面表现出来的优越性[8-9],目前已被广泛应用于社会经济学、城市地理学和气象学等诸多领域[10-13],在林木分布的研究上同样也受到了很多学者的关注,例如在天然林枯损分布、天然次生林进界株数分布和天然林更新分布等方面的研究[14-17],研究结果均表明,考虑了地理信息的GWR模型在拟合效果方面要明显优于常规的回归模型。而对于将GWR模型用于天然红松分布的研究,目前还比较少[5],所以本研究通过构建泊松回归(Poisson)模型、逻辑斯蒂回归(Logistic)模型和高斯回归(Gaussian)模型以及地理加权泊松(GWPR)模型、地理加权逻辑斯蒂(GWLR)模型和地理加权高斯(GWGR)模型来对凉水国家级自然保护区内的天然红松出现的株数、概率和蓄积量进行估测,通过比较全局模型与GWR模型的参数估计特征,以及各个模型的拟合情况,以期为天然红松的生长和分布提供较为准确的技术方法。

1 研究区域概况

凉水国家级自然保护区位于我国黑龙江省小兴安岭的东南方向,属于黑龙江省伊春市的管辖区域。地理坐标为128°47′8″~128°57′19″E,47°6′49″~47°16′10″N。该地区春季和秋季气候多变,春季风大持续时间长,平均降水很少,非常容易发生干旱,秋季早晚温差较大,多数时间有早霜出现。而夏季极易受副热带变性海洋气团影响,导致该地降水比较集中,60%以上的降水均来自夏季,并且高温天气较多。在冬季受到变性大陆气团的影响,该地温度极低、空气干燥,并且常常伴有大风和降雪[18-20]。

研究区内的森林类型比较丰富,主要为处于演替顶级阶段的原始阔叶红松林、云冷杉林等天然林,和曾被干扰导致在不同演替阶段的次生白桦林、山杨林等天然林;研究区内还有少数的红松(*Pinus koraiensis*)和兴安落叶松(*Larix gmelinii*)等树种的人工林。地带性植被是以红松为主的针阔混交林,优势种为红松,主要伴生树种有冷杉(*Abies fabri*)、红皮云杉(*Picea koraiensis*)、东北红豆杉(*Taxus cuspidata*)、水曲柳(*Fraxinus mandshurica*)和紫椴(*Tilia mandshurica*)等。

2 材料与方法

2.1 数据来源与预处理

2.1.1 森林样地数据收集与处理

2022年6月,在凉水国家级自然保护区内的每个小班内均随机设立了1~2个临时样地,样地面积为0.06 hm^2,共671块样地,每块样地的调查因子包括海拔、坡度、坡向、林龄、郁闭度、树种组成、林分起源以及每株树木的胸径、树高、第一活枝高。对上述因子进一步计算得到林分平均胸径、每公顷蓄积、每公顷断面积、优势树平均高、每块样地的红松株数、红松出现概率和红松蓄积量。研究区域以及样地位置如图1所示。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

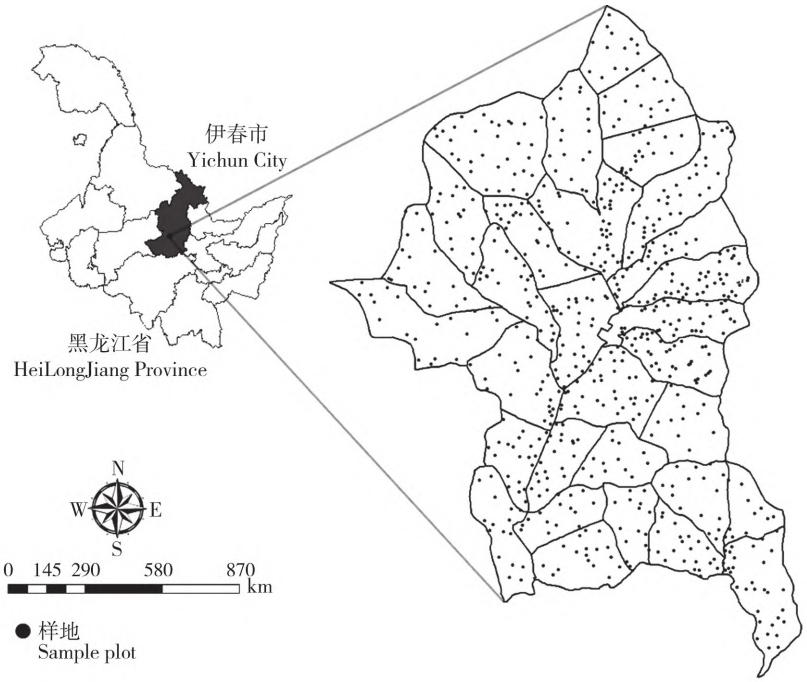


图 1　凉水国家级自然保护区位置及样地图

Fig. 1 Location and sample map of the Liangshui National Nature Reserve

2.1.2　遥感数据收集与处理

选取 2022 年 6 月份覆盖凉水国家级自然保护区全部的 Landsat-9 遥感影像,影像质量良好,排除大量云层与阴影,对图像进行大气校正后镶嵌、裁剪,最终得到覆盖整个研究区的遥感图像。参考相关研究[21-23],最终选取 5 种植被指数和 2 种纹理特征进行红松分布模型的构建,计算公式见表 1。

表 1　植被指数与纹理特征公式

Tab. 1 Equation of vegetation index and texture characteristics

遥感变量类型 Remote sensing variable type	遥感变量 Remote sensing variable	计算公式 Calculation formula
植被指数 Vegetation index	比值植被指数(RVI,式中记为 R_{VI})	$R_{VI}=N_R/R_{ED}$
	差值植被指数(DVI,式中记为 D_{VI})	$D_{VI}=N_R-R_{ED}$
	垂直植被指数(PVI,式中记为 P_{VI})	$P_{VI}=\sin45°\times N_R-\cos45°\times R_{ED}$
	归一化植被指数(NDVI,式中记为 N_{DVI})	$N_{DVI}=(N_R-R_{ED})/(N_R+R_{ED})$
	土壤调节植被指数(SAVI,式中记为 S_{AVI})	$S_{AVI}=1.5\times(N_R-R_{ED})/8\times(N_R+R_{ED}+0.5)$
纹理特征 Texture features	对比度(CO,式中记为 C_O)	$C_O=\sum_{i,j=0}^{N-1} i\times P_{i,j}(i-j)^2$
	熵(EN,式中记为 E_N)	$E_N=\sum_{i,j=0}^{N-1} i\times P_{i,j}(-\ln P_{i,j})$

注:N_R 代表近红外波段光谱反射率;R_{ED} 代表红光波段光谱反射率;N 代表灰度级别的数量;i 和 j 代表特定的灰度级别;P_{ij} 代表灰度级 i 和灰度级 j 在特定距离和方向上共同出现的概率。

Note: N_R represents the spectral reflectance of the near-infrared band; R_{ED} represents the spectral reflectance of the red band; N represents the number of gray levels; i and $j$represent specific gray levels; P_{ij}represents the probability of co-occurrence of gray level i and gray level j at a specific distance and direction.

2.1.3　模型变量的选择与拟合

选择处理好的样地数据与遥感数据作为构建模型的变量,进行逐步回归分析和多重共线性检验,最终有 6 个变量通过了筛选,分别为平均胸径、每公顷断面积、RVI(比值植被指数)、DVI(差值植被指数)、坡度和海拔,各变量的统计量见表 2,其中平均胸径、每公顷断面积为林分调查因子,坡度、海拔为立地因子,RVI、DVI 为遥感调查因子。已有研究结

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

果表明,平均胸径和每公顷断面积对红松的分布有重要影响[24],坡度和海拔等立地因子由于影响生态因子的分配同样会间接影响红松分布[25],同时植被指数和纹理特征等遥感因子对林木分布较为敏感[21]。

表2 模型变量的统计量

Tab. 2 Statistics of variables used in models

统计量 Variables	平均胸径/cm DBH	每公顷断面积/($m^2 \cdot hm^{-2}$) Basal areas per hectare	比值植被指数 RVI	差值植被指数 DVI	海拔/m Elevation	坡度/(°) Slope	红松出现株数 Estimated number of Korean pines	红松出现概率 Probability of occurrence of Korean pines	红松出现蓄积/m^3 Estimated volume of Korean pines
平均值 Mean	19.56	28.51	13.18	4 143	396	10.7	107	0.70	57.61
标准差 Standard deviation	3.82	13.55	2.36	665	70	6	145	0.45	64.80
最小值 Minimum	10.53	5.81	7.54	2 527	273	0	0	0	0
最大值 Maximum	32.74	98.99	19.84	6 305	651	33	1 326	1	258.45

注:表中红松出现株数为年公顷株数。

Note: The number of Korean pine plants in the table is the number of plants per hectare.

2.2 全局模型构建

2.2.1 泊松回归(Poisson)模型

Poisson模型用来预测红松的分布株数,模型的形式如下

$$\mathrm{Log}(\mu)=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\beta_3x_3+\beta_4x_4+\beta_5x_5+\beta_6x_6。\quad(1)$$

式中:μ为红松株数;β_0—β_6为回归系数;x_1为平均胸径;x_2为每公顷断面积;x_3为比值植被指数;x_4为差值植被指数;x_5为海拔;x_6为坡度。

2.2.2 逻辑斯蒂回归(Logistic)模型

Logistic模型用来预测红松是否存在,模型的形式如下

$$\mathrm{Logistic}(P)=\ln\frac{P}{1-P}=X\beta=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\beta_3x_3+\beta_4x_4+\beta_5x_5+\beta_6x_6。\quad(2)$$

式中,P为红松的分布概率。

2.2.3 高斯回归(Gaussian)模型

Gaussian模型用来预测红松蓄积量大小,模型的形式如下

$$\mathrm{Log}(v)=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\beta_3x_3+\beta_4x_4+\beta_5x_5+\beta_6x_6+\varepsilon。\quad(3)$$

式中:v为红松的蓄积;ε为模型误差。

2.3 局域模型构建

2.3.1 地理加权泊松(GWPR)模型

在Poisson模型的基础上,考虑样地的地理信息,建立地理加权泊松回归(GWPR)模型,可以预测红松分布株数,模型形式如下

$$\mathrm{Log}(\mu(u_i,v_i))=\beta_0(u_i,v_i)+\beta_1(u_i,v_i)x_1+\beta_2(u_i,v_i)x_2+\beta_3(u_i,v_i)x_3+\beta_4(u_i,v_i)x_4+\beta_5(u_i,v_i)x_5+\beta_6(u_i,v_i)x_6。\quad(4)$$

式中:(u_i,v_i)为第i个样地点的坐标;$\beta_k(u_i,v_i)$为模型系数中第k个预测变量在第i个样地中的位置信息,$k=0,1,2,\cdots,6$。

2.3.2 地理加权逻辑斯蒂(GWLR)模型

在Logistic模型的基础上,考虑样地的地理信息,建立地理加权逻辑斯蒂回归(GWLR)模型,可以预测红松出现概率情况,模型形式如下

$$\mathrm{Log}(P(u_i,v_i))=\log\left(\frac{P(u_i,v_i)}{1-P(u_i,v_i)}\right)=\beta_0(u_i,v_i)+\beta_1(u_i,v_i)x_1+\beta_2(u_i,v_i)x_2+\beta_3(u_i,v_i)x_3+\beta_4(u_i,v_i)x_4+\beta_5(u_i,v_i)x_5+\beta_6(u_i,v_i)x_6。\quad(5)$$

式中:$\beta_k(u_i,v_i)$为模型系数中第k个预测变量在第i个样地中的位置信息,$k=0,1,2,\cdots,6$。

2.3.3 地理加权高斯(GWGR)模型

在Gaussian模型的基础上,考虑样地的地理信息,建立地理加权高斯回归模型,可以预测红松出现蓄积量情况,模型形式如下

$$\mathrm{Log}(v(u_i,v_i))=\beta_0(u_i,v_i)+\beta_1(u_i,v_i)x_1+\beta_2(u_i,v_i)x_2+\beta_3(u_i,v_i)x_3+\beta_4(u_i,v_i)x_4+\beta_5(u_i,v_i)x_5+\beta_6(u_i,v_i)x_6+\varepsilon(u_i,v_i)。\quad(6)$$

式中:$\beta_k(u_i,v_i)$为模型系数中第k个预测变量在第i个样地中的位置信息;$\varepsilon(u_i,v_i)$为第i个样地中的模型误差。

2.4 模型评价指标

本研究采用赤池信息准则(AIC)、决定系数(R^2)、均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)5个统计量来评估模型拟合的效果,R^2越高,AIC、MSE、MAE和RMSE越低,说明模型拟合的精度越高。

AIC(式中记为A_{IC})的表达式如下

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$A_{IC} = \ln\frac{R_{SS}}{n} + \frac{n+k}{n-k-2}。\quad (7)$$

R^2 的表达式如下

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2}。\quad (8)$$

MSE(式中记为 M_{SE})的表达如下

$$M_{SE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{n}\right) \times 100\%。\quad (9)$$

MAE(式中记为 M_{AE})的表达如下

$$M_{AE} = \frac{1}{n}\sum\left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{\hat{y}_i}\right) \times 100\%。\quad (10)$$

RMSE(式中记为 R_{MSE})的表达式如下

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n-p}}。\quad (11)$$

式中:y_i 为实测值;$\hat{y}_i$ 为模型预测值;n 为样本数;p 为参数个数;R_{ss} 为残差平方和。

2.5　空间自相关性检验

本研究采用全局的莫兰指数(Moran's I,式中记为 I_{global})对各类模型残差在研究区内整体的空间自相关性进行检验,其模型见式(12)

$$I_{global} = \frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}w_{ij}(d)(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}w_{ij}(d)\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}。\quad (12)$$

式中:x_i 和 x_j 分别为样地点 i 和样地点 j 的模型残差值;$\bar{x}$ 为模型残差的平均值;$w_{ij}(d)$ 为基于样地 i 和样地点 j 之间距离大小的空间权重。

2.6　不同林分类型下的红松分布

为了探讨不同林分类型对于天然红松分布的影响,本研究将凉水国家级自然保护区调查数据根据林分类型分为了 7 类,分别为红松林、兴安落叶松林、阔叶混交林、针叶混交林、针阔混交林、其他阔叶林和其他针叶林,分别统计全局模型与 GWR 模型下的不同林分类型的红松分布情况。

3　结果与分析

3.1　模型评价

由表 3 可以得出,采用地理加权后的 GWPR、GWLR 和 GWGR 模型对比常规的 Poisson、Logistic 和 Gaussian 模型,决定系数(R^2)分别提高了 186.0%、130.0%和 88.8%;平均相对误差(MAE)分别降低了 12.3%、16.1%和 5.8%;均方误差(MSE)分别降低了 24.3%、20.0%和 14.4%;均方根误差(RMSE)分别降低了 13.0%、10.2%和 7.7%;赤池信息准则(AIC)分别降低了 17.8%、7.8%和 5.6%。以上数据表明,考虑了变量的空间异质性的地理加权模型,能够使模型的拟合效果有一个显著的提高。

表 3　6 种模型评价的统计量

Tab. 3 Statistics for six model evaluations

模型 Models		测试集 Training set					检验集 Validation set			
		R^2	MAE	MSE	RMSE	AIC	R^2	MAE	MSE	RMSE
GL	Poisson	0.15	5.17	58.00	7.61	3 781	0.07	5.77	118.11	10.86
	Logistic	0.20	0.31	0.15	0.39	488	0.05	0.34	0.18	0.42
	Gaussian	0.36	40.36	2 726.40	52.21	5 422	0.16	43.84	2 918.97	56.18
GWR	GWPR	0.43	4.53	43.89	6.62	3 106	0.22	5.08	103.46	9.33
	GWLR	0.46	0.26	0.12	0.35	450	0.19	0.32	0.16	0.39
	GWGR	0.68	38.00	2 332.70	48.29	5 119	0.42	40.23	2 576.33	51.71

3.2　模型参数估计

3.2.1　全局模型

在全局泊松模型和逻辑斯蒂模型中,平均胸径和 DVI 的估计值均为负值,说明两者对红松的株数和出现概率产生负的影响,其余 4 个变量系数的估计值均为正值,并且海拔和坡度的绝对值最大,说明两者对红松株数和概率的分布影响最为显著;在全局高斯模型中,RVI 和 DVI 的估计值为负值,说明两者对红松出现的蓄积量产生极显著的负相关,其余 4 个因子的估计值均为正值,并且平均胸径的绝对值最大,说明平均胸径对红松出现蓄积量产生最为显著的正相关,见表 4。

3.2.2　局域模型

假设上述 3 个全局模型中的系数在整个研究区域内是恒定的,这可能无法代表局部区域的变化。3 个 GWR 模型(GWLR、GWPR 和 GWGR)得出了地理上不同的模型系数:即每个样地点获得了一组模型系数。表 5 总结了这些局部模型系数的描述性统计数据。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表4 全局模型系数估计值

Tab. 4 Global model parameter estimates

变量 Coefficient	Poisson			Logistic			Gaussian		
	估计值 Estimate	标准误差 SE	*P*	估计值 Estimate	标准误差 SE	*P*	估计值 Estimate	标准误差 SE	*P*
平均胸径 DBH	−0.050	0.020	0.036	−0.184	0.145	<0.001	26.813	2.730	<0.001
每公顷断面积 Basal areas per hectare	0.093	0.017	<0.001	0.361	0.160	<0.001	12.050	2.538	<0.001
比值植被指数 RVI	0.060	0.054	<0.001	0.055	0.357	0.027	−6.431	7.130	0.004
差值植被指数 DVI	−0.052	0.055	<0.001	−0.168	0.369	0.041	−1.042	7.241	0.007
海拔 Elevation	0.104	0.020	<0.001	0.977	0.176	<0.001	7.192	2.847	<0.001
坡度 Slope	0.098	0.017	<0.001	0.389	0.131	<0.001	5.72	2.45	0.004

表5 局部模型系数估计值

Tab. 5 Estimates of local model parameters

模型 Models	预测变量 Predictor	最小值 Min	Q_1	中值 Median	Q_3	最大值 Max
GWPR	平均胸径 Average DBH	−0.278	−0.158	−0.098	0.014	0.355
	每公顷断面积 Basal areas per hectare	−0.335	0.020	0.121	0.220	0.459
	比值植被指数 RVI	−2.089	−0.054	0.040	0.987	2.107
	差值植被指数 DVI	−1.888	−0.825	−0.120	0.245	0.855
	海拔 Elevation	−0.291	0.066	0.193	0.290	0.614
	坡度 Slope	−0.180	0.002	0.064	0.143	0.332
GWLR	平均胸径 Average DBH	−0.273	−0.143	−0.048	0.116	0.212
	每公顷断面积 Basal areas per hectare	−0.154	0.238	0.495	0.620	1.147
	比值植被指数 RVI	−1.384	−0.749	0.013	0.028	1.814
	差值植被指数 DVI	−1.584	−0.188	−0.074	0.612	1.648
	海拔 Elevation	0.438	0.805	1.329	2.366	3.351
	坡度 Slope	−0.055	0.204	0.395	0.542	1.208
GWGR	平均胸径 Average DBH	14.565	23.932	29.451	34.559	39.858
	每公顷断面积 Basal areas per hectare	4.709	10.356	12.710	15.850	22.114
	比值植被指数 RVI	−41.109	−22.991	−13.816	−0.544	35.857
	差值植被指数 DVI	−37.753	−6.538	−3.876	15.929	40.267
	海拔 Elevation	−1.454	7.730	12.744	16.987	22.098
	坡度 Slope	−5.634	3.176	5.584	7.149	12.084

注：Q_1 为第一四分位数，Q_3 为第三四分位数。

Note: Q_1 is the first quartile, Q_3 is the third quartile.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

对比表 4 与表 5 发现,GWR 模型中各模型系数估计值的中值与其相对应全局模型的系数估计值符号上表现一致,数值上相差不大。由此得出,地理位置的改变会导致 GWR 模型的系数随之改变,但是其与全局模型中对红松的影响趋势仍然基本相同。在图 2 和图 3 中,平均胸径和 DVI 对应系数在保护区内大部分区域均为负值,说明随着两者的增加,红松株数和概率呈下降趋势;每公顷断面积、RVI、海拔和坡度对应系数在保护区内大部分区域为正值,说明以上变量对红松出现株数和概率有明显的正相关。在图 4 中,RVI 和 DVI 对应系数在保护区内大部分区域为负值,说明两者对红松出现蓄积量呈负相关;平均胸径、每公顷断面积、海拔和坡度对应系数在大部分区域为正值,说明随着以上变量的增加,红松出现蓄积量也呈增大趋势。以上 GWR 模型对应系数变化规律与全局模型的系数变化一致。

3.3　模型残差的空间自相关性评价

为了更好地比较和分析全局和 GWR 模型,本研究通过计算各模型残差的全局 Moran´s *I* 及基于随机假设的标准正态检验来评价各个模型的空间自相关性。由表 6 可以看出,地理加权后的 3 个模型的标准正态检验值(*Z*),均比全局模型的 *Z* 小,说明地理加权模型可以有效改善空间相关性的问题。

图 5 为在不同步长下的全局模型和 GWR 模型残差的 Moran´s *I* 相关性,用来比较 2 种模型的拟合优度。在图 5 中,无论是泊松、逻辑斯蒂还是高斯模型,全局模型的 Moran´s *I* 均大于局部模型,并且随着步长的增加,Moran´s *I* 逐渐减小。在几个 GWR 模型中,随着步长的增加,Moran´s *I* 逐渐在零左右浮动,可见局部模型可以有效地降低由于空间异质性导致的空间相关性,更适用于估测凉水自然保护区的红松情况。

3.4　凉水自然保护区红松可视化分析

本研究分别利用全局模型和 GWR 模型预测了凉水国家级自然保护区天然红松出现数量、概率以及蓄积量,对结果进行了空间插值,形成可视化分布如图 6 所示。由图 6 可以看出,全局模型和 GWR 模型预测出的红松分布趋势基本一致。3 对模型进行比较后发现,Poisson 模型、Logistic 模型和 Gaussian 模型在对保护区内的红松进行预测时,由于全局模型均使用同一套系数,当地形地势变化时,不同

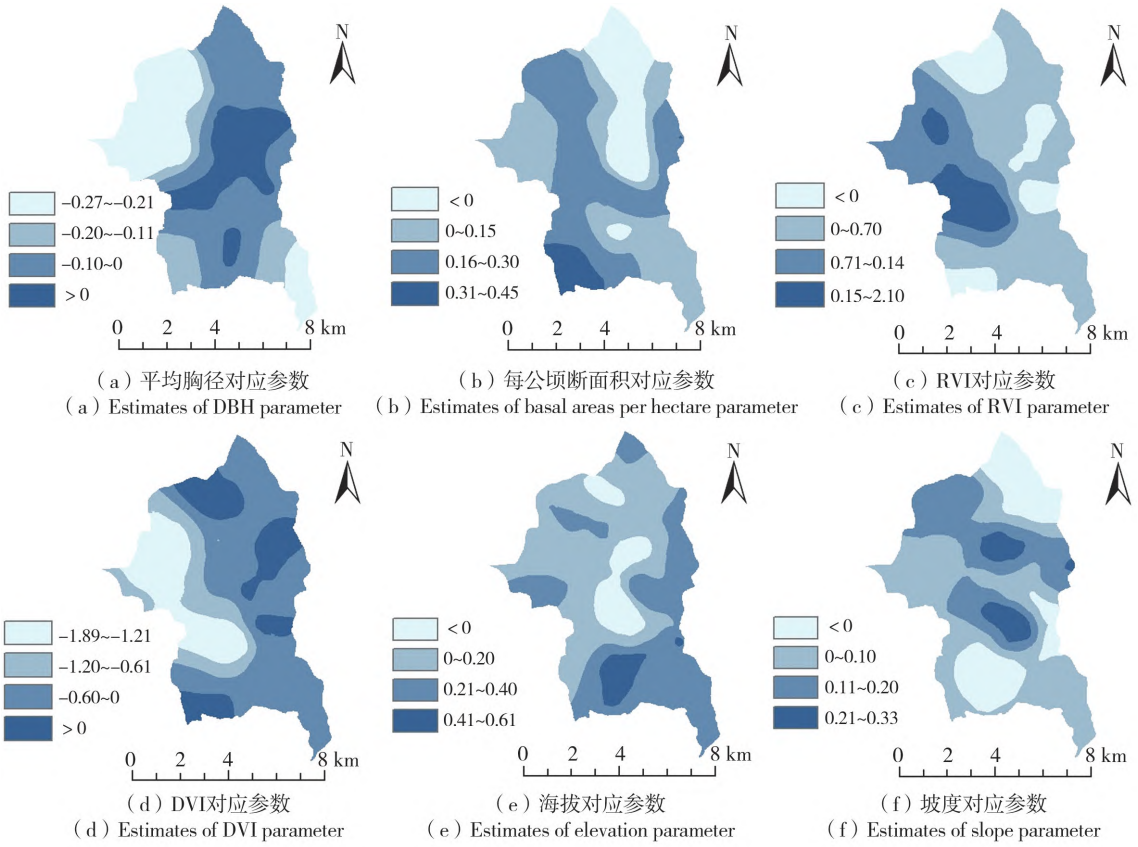


图 2　GWPR 模型各变量对应参数的空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of corresponding parameters of each variable in GWPR model

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

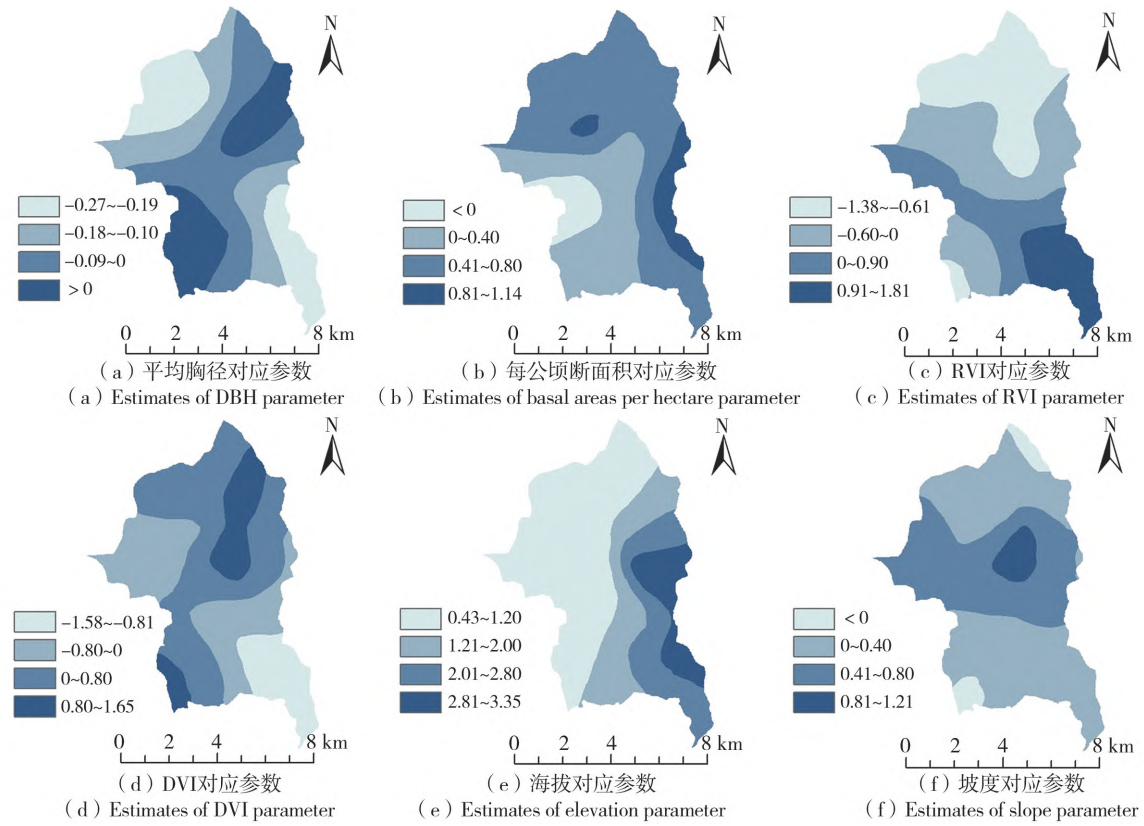


图 3 GWLR 模型各变量对应参数的空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of parameters of each variable in GWLR model

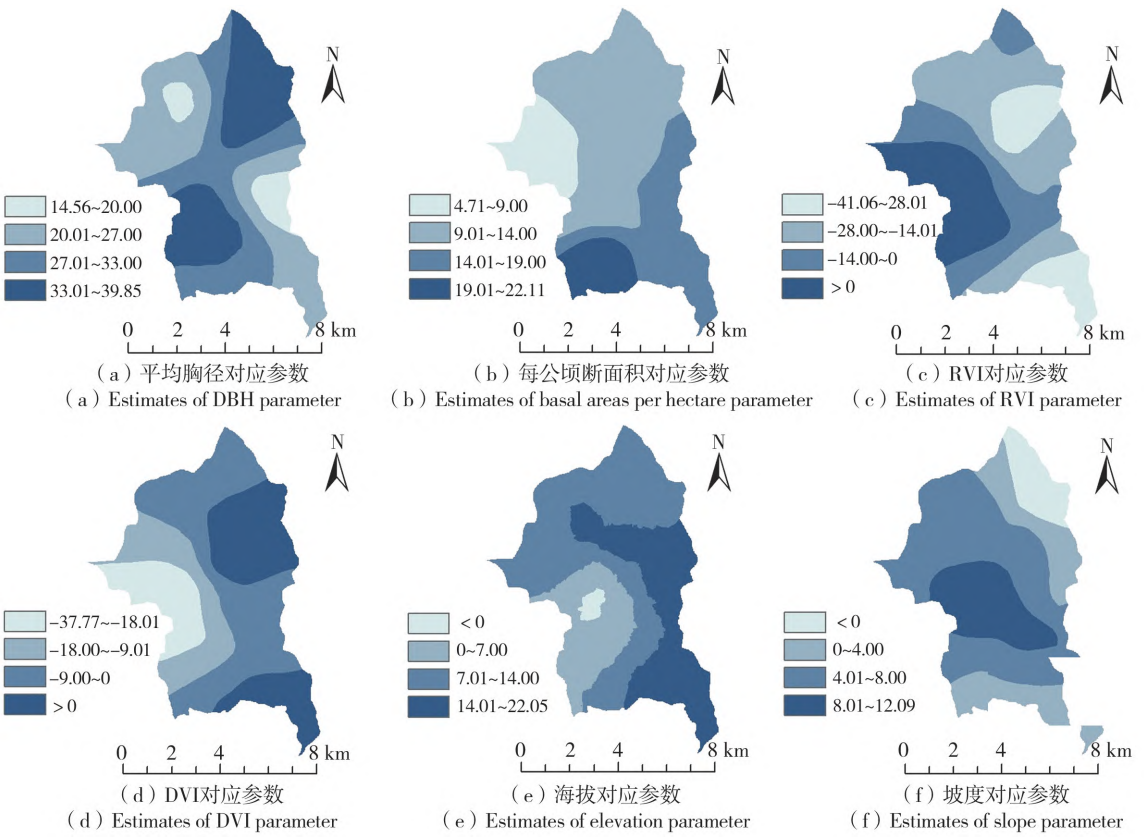


图 4 GWGR 模型各变量对应参数的空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of parameters of each variable in the GWGR model

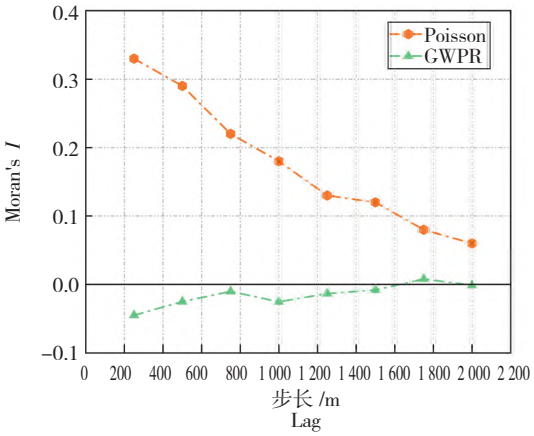
(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

区域的变量会相应的发生一些改变,而 GWR 模型在计算预测时,在每个样地内均有一套对应地形的系数,所以在插值后相对应的结果比全局模型插值后的结果更加集中与平滑。

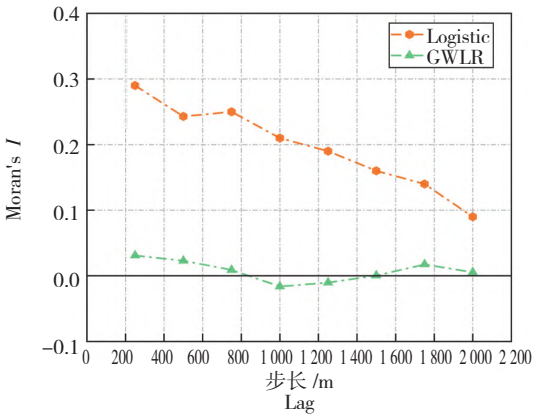
表 6　全局模型和 GWR 模型残差的全局 Moran´s *I* 值

Tab. 6 Global Moran´s *I* of model residuals of global models and GWR

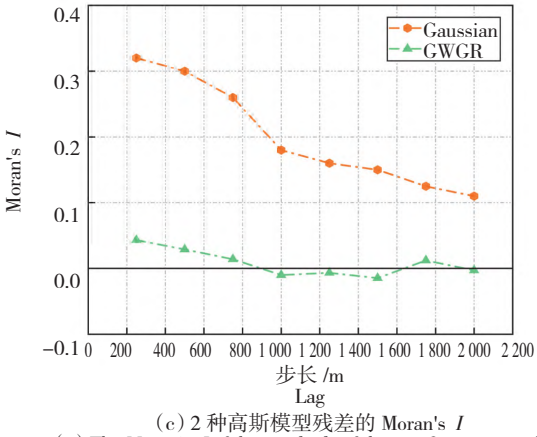
模型 Models	全局模型(*Z*) Global model (*Z*)	GWR 模型(*Z*) GWR model (*Z*)
Poisson	0.33(6.06)	−0.05(0.78)
Logistic	0.29(7.21)	0.03(0.59)
Gaussian	0.32(1.64)	0.04(−0.35)



(a) 2 种泊松模型残差的 Moran's *I*
(a) The Moran's *I* of the residuals of the two Poisson models



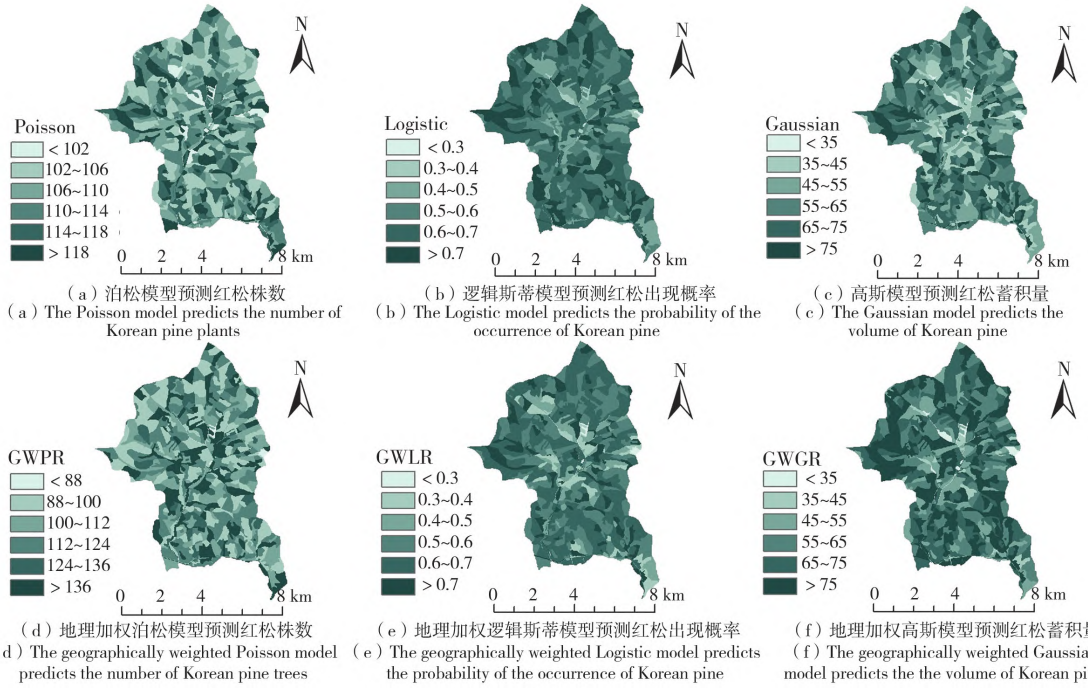
(b) 2 种逻辑斯蒂模型残差的 Moran's *I*
(b) The Moran's *I* of the residuals of the two Logistic models



(c) 2 种高斯模型残差的 Moran's *I*
(c) The Moran's *I* of the residuals of the two Gaussian models

图 5　全局模型与 GWR 模型残差的 Moran´s *I* 相关图

Fig. 5 Moran´s *I* correlation diagram of global model and GWR model residuals



(a) 泊松模型预测红松株数
(a) The Poisson model predicts the number of Korean pine plants

(b) 逻辑斯蒂模型预测红松出现概率
(b) The Logistic model predicts the probability of the occurrence of Korean pine

(c) 高斯模型预测红松蓄积量
(c) The Gaussian model predicts the volume of Korean pine

(d) 地理加权泊松模型预测红松株数
(d) The geographically weighted Poisson model predicts the number of Korean pine trees

(e) 地理加权逻辑斯蒂模型预测红松出现概率
(e) The geographically weighted Logistic model predicts the probability of the occurrence of Korean pine

(f) 地理加权高斯模型预测红松蓄积量
(f) The geographically weighted Gaussian model predicts the the volume of Korean pine

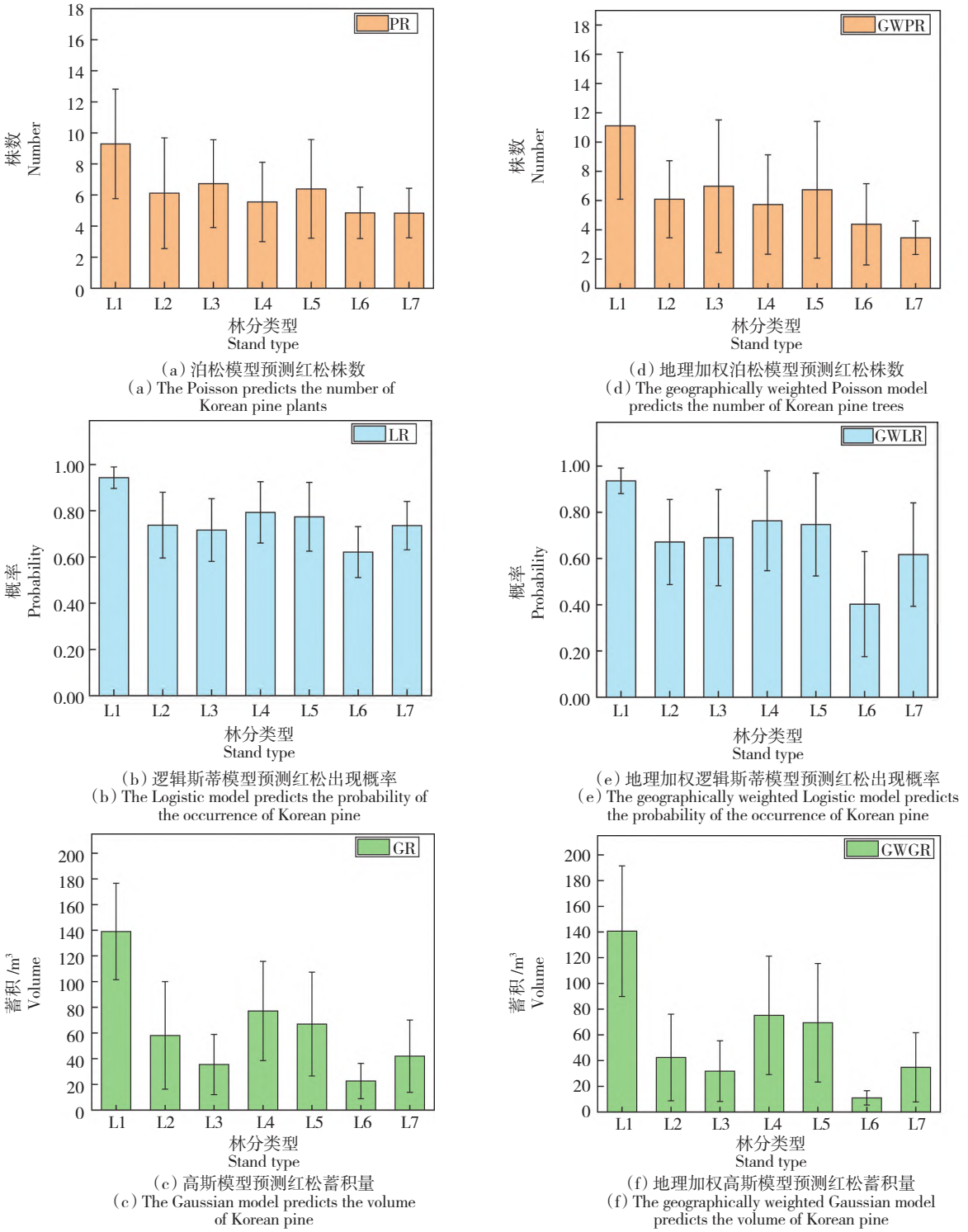
图 6　凉水国家级自然保护区天然红松可视化图

Fige. 6 Visualization of natural Korean pine in Liangshui National Nature Reserve

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

3.5 不同林分类型红松分布的分析

图 7 为不同模型下的 7 类林分类型对应预测的红松株数、概率和红松蓄积量的均值统计量。研究发现，对于红松分布的预测值，全局模型和 GWR 模型



(a) 泊松模型预测红松株数
(a) The Poisson predicts the number of Korean pine plants

(d) 地理加权泊松模型预测红松株数
(d) The geographically weighted Poisson model predicts the number of Korean pine trees

(b) 逻辑斯蒂模型预测红松出现概率
(b) The Logistic model predicts the probability of the occurrence of Korean pine

(e) 地理加权逻辑斯蒂模型预测红松出现概率
(e) The geographically weighted Logistic model predicts the probability of the occurrence of Korean pine

(c) 高斯模型预测红松蓄积量
(c) The Gaussian model predicts the volume of Korean pine

(f) 地理加权高斯模型预测红松蓄积量
(f) The geographically weighted Gaussian model predicts the volume of Korean pine

L1. 红松林；L2. 兴安落叶松林；L3. 阔叶混交林；L4. 针叶混交林；L5. 针阔混交林；L6. 其他阔叶林；L7. 其他针叶林。

L1. Korean pine forest; L2. *Larix gmelini* forest; L3. mixed broad-leaved forest; L4. mixed coniferous forest; L5. mixed broad-leaved and coniferous forest; L6. other broad-leaved forest; L7. other coniferous forest.

图 7 不同林分类型红松分布图

Fig. 7 Distribution of Korean pines with different stand types

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

在不同林分类型中的表达基本一致。红松株数出现最多的是在红松林中,其次是阔叶混交林和针阔混交林,最少的是在其他针叶林;红松概率出现最高的林分类型为红松林,其次是针叶混交林和针阔混交林,最少的是其他阔叶林;红松蓄积量分布最多的林分类型为红松林,其次是针叶混交林和针阔混交林,最少的是在其他阔叶林。

4　讨论

本研究基于样地实测数据与遥感数据,通过建立以最小二乘法为基础的 Poisson、Logistic、Gaussian 3 种全局模型,和以 GWR 模型为基础的 GWPR、GWLR、GWGR 3 种局部模型,对影响凉水国家级自然保护区的天然红松分布的因子进行了分析,并且对模型的拟合效果与精度进行了检验,最终预测出了该地区红松的分布情况。结果表明,在 6 个影响红松分布的因子坡度、海拔、平均胸径、每公顷断面积、RVI、DVI 中,立地因子中的坡度与海拔对红松的影响极为显著,与红松分布均呈正相关关系,这与马建路等[25]、肖兴威[26]的研究结果一致,可能是由于红松的生长习性导致的结果,红松喜光性强,对土壤水分要求较高,根系较浅,对大气湿度较敏感[27],而海拔和坡度的上升提供了这些条件,所以红松在高海拔处和坡地上出现的株数、概率以及蓄积量均要明显大于平地;林分因子中的平均胸径在泊松模型和逻辑斯蒂模型中对红松分布影响的表达一致,这与王烁等[24]的研究结果相同,这可能是由于随着林分平均胸径的不断增加,树木之间的竞争也在不断增大,红松相较于其他树种处于竞争劣势,所以出现的数量和概率均有所下降;遥感因子中的 RVI 和 DVI 在与红松分布的关联中虽稍弱于林分因子和立地因子[21],但是由于其在获取来源与处理方法上表现出来的便捷性和高效性,在今后对于红松分布的研究中可以优先考虑。本研究在变量的选取上,由于研究区面积限制,未加入气候因子和环境因子,未来在更多的数据支持下,可以将二者加入进去,以建立更加精准、通用的红松分布模型。

在模型拟合效果方面,全局模型和 GWR 模型均有不错的表现,但 GWR 模型要明显优于全局模型,这与之前的学者研究结果一致[28-32]。这是由于全局模型在构建时未考虑个体数据之间在空间上的相关性和差异性[33],而 GWR 模型在构建时将样地信息加入了进去,在每个样地内均建立了独立的模型来进行预测,使得拟合效果可以更细微地反映局部的变化,模型拟合效果更加优越。通过对比全局模型和 GWR 模型的全局 Moran′s I 发现,全局模型的模型参数随着步长的增加而逐渐减小,最终趋于稳定,所以存在较高的空间相关性,而 GWR 模型的模型参数随着步长的增加,却始终在 0 左右浮动,所以有更好的空间稳定性,这与 Sun 等[34]、张凌宇等[35]的研究结果一致。综上,虽然 GWR 模型可以有效解决空间异质性问题[36],但是该问题却没有被彻底消除,这可能与数据本身有一定的关联,在未来应用 GWR 模型时仍需注意模型残差的空间相关性带来的部分影响。

5　结论

1)立地因子和林分因子对于凉水国家级自然保护区的天然红松分布产生的影响稍大于遥感因子,其中立地因子中的坡度和海拔影响最大。

2)以 GWR 模型为基础建立的 GWPR、GWLR、GWGR 局部模型和以最小二乘法为基础建立的 Poisson、Logistic 和 Gaussian 全局模型相比,两者均有不错的拟合效果,但 GWR 模型拟合精度要明显优于全局模型,并且可以有效解决空间异质性的问题。

3)3 种局部模型 GWPR、GWLR、GWGR 预测出的红松分布要比全局 Poisson、Logistic、Gaussian 模型的预测结果更加集中与平滑;天然红松主要分布在凉水国家级自然保护区的北部,在保护区中间的条状带区域分布最少。

【参　考　文　献】

[1] 傅俊卿. 东北天然红松林资源现状与保护经营对策[J]. 东北林业大学学报, 2009, 37(2): 75-78.
FU J Q. Current situation of natural Korean pine forests in northeast China and their management countermeasures [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2009, 37(2): 75-78.

[2] 哈努拉·塔斯肯, 蔡慧颖, 金光泽. 树冠结构对典型阔叶红松林生产力的影响[J]. 植物生态学报, 2021, 45(1): 38-50.
TASIKEN H, CAI H Y, JIN G Z. Effects of canopy structure on productivity in a typical mixed broadleaved-Korean pine forest[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2021, 45(1): 38-50.

[3] 马建路, 庄丽文, 陈动, 等. 红松的地理分布[J]. 东

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

北林业大学学报, 1992, 20(5): 40-48.
MA J L, ZHUANG L W, CHEN D, et al. Geographic distribution of *Pinus koraiensis* in the world[J]. Journal of Northeast Forestry University, 1992, 20(5): 40-48.

[4] 韩进轩. 东北红松林分布区气候因素的主分量分析[J]. 生态学杂志, 1986, 5(5): 27-30.
HAN J X. Principal components analysis of climatic factors of *Pinus koraiensis* distribution region in north-eastern China[J]. Chinese Journal of Ecology, 1986, 5(5): 27-30.

[5] 王烁, 李凤日, 甄贞. 白河林业局红松分布数量预估模型[J]. 东北林业大学学报, 2014, 42(10): 38-43.
WANG S, LI F R, ZHEN Z. Predicting models of tree distribution of Korean pine in Baihe forestry bureau[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2014, 42(10): 38-43.

[6] 布仁仓, 常禹, 胡远满, 等. 小兴安岭针叶树种在不同尺度上对环境因子的敏感性分析[J]. 植物生态学报, 2008, 32(1): 80-87.
BU R C, CHANG Y, HU Y M, et al. Sensitivity of coniferous trees to environmental factors at different scales in the small Xing'an Mountains, China[J]. Journal of Plant Ecology, 2008, 32(1): 80-87.

[7] 章皖秋, 岳彩荣, 袁华. 林木调查数据的随机、空间、时间特征的模型处理[J]. 西北林学院学报, 2016, 31(5): 230-237.
ZHANG W Q, YUE C R, YUAN H. Solutions for random effect, spatial and temporal correlation and heterogeneity in the observed forest data[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2016, 31(5): 230-237.

[8] BRUNSDON C, FOTHERINGHAM A S, CHARLTON M E. Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity[J]. Geographical Analysis, 1996, 28(4): 281-298.

[9] FOTHERINGHAM A S, BRUNSDON C, CHARLTON M. Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships[M]. Chichester, England: John Wiley & Sons, 2002.

[10] 吕萍, 甄辉. 基于GWR模型的北京市住宅用地价格影响因素及其空间规律研究[J]. 经济地理, 2010, 30(3): 472-478.
LÜ P, ZHEN H. Affecting factors research of Beijing residential land price based on GWR model[J]. Economic Geography, 2010, 30(3): 472-478.

[11] 顾凤岐, 赵倩. 林木生长关系的GWR模型[J]. 东北林业大学学报, 2012, 40(6): 129-130, 140.
GU F Q, ZHAO Q. Geographically weighted regression model for expressing tree growth relationships[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2012, 40(6): 129-130, 140.

[12] CHEN V Y J, DENG W S, YANG T C, et al. Geographically weighted quantile regression (GWQR): An application to U. S. mortality data[J]. Geographical Analysis, 2012, 44(2): 134-150.

[13] SIORDIA C, SAENZ J, TOM S E. An introduction to macro - level spatial nonstationarity: a geographically weighted regression analysis of diabetes and poverty[J]. Human Geographies, 2012, 6(2): 5-13.

[14] ZHANG L J, SHI H J. Local modeling of tree growth by geographically weighted regression[J]. Forest Science, 2004, 50(2): 225-244.

[15] ZHEN Z, LI F R, LIU Z G, et al. Geographically local modeling of occurrence, count, and volume of downwood in Northeast China[J]. Applied Geography, 2013, 37: 114-126.

[16] LIU C, ZHANG L J, LI F R, et al. Spatial modeling of the carbon stock of forest trees in Heilongjiang Province, China[J]. Journal of Forestry Research, 2014, 25(2): 269-280.

[17] 张凌宇, 刘兆刚. 基于地理加权回归模型的大兴安岭中部天然次生林更新分布[J]. 林业科学, 2019, 55(11): 105-116.
ZHANG L Y, LIU Z G. Regeneration and distribution of natural secondary forests in the central part of Daxing'an mountains based on geographically weighted regression model[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2019, 55(11): 105-116.

[18] 刘海亮. 小兴安岭主要森林类型对降雪融雪过程的影响[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2011.
LIU H L. Effect of major forest types of Xiaoxing'an mountains on the process of snowfall and snowmelt[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2011.

[19] 李武赫, 董利虎, 李凤日. 凉水自然保护区阔叶红松林冠下4个主要树种更新幼树树高生长模型[J]. 东北林业大学学报, 2021, 49(3): 1-8.
LI W H, DONG L H, LI F R. Height growth models of regenerated saplings of four main species under canopy for broad-leaved Korean pine forest in Liangshui nature reserve[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2021, 49(3): 1-8.

[20] 徐丽娜, 金光泽. 小兴安岭凉水典型阔叶红松林动态监测样地: 物种组成与群落结构[J]. 生物多样性, 2012, 20(4): 470-481.
XU L N, JIN G Z. Species composition and community structure of a typical mixed broadleaved - Korean pine (*Pinus koraiensis*) forest plot in Liangshui Nature Reserve, Northeast China[J]. Biodiversity Science, 2012, 20(4): 470-481.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[21] SUN Y M, JIA W W, GUO H T, et al. Comparison of global and local Poisson models for the number of recruitment trees in natural forests[J]. Forests, 2023, 14(4): 739.

[22] FOODY G M. Geographical weighting as a further refinement to regression modelling: an example focused on the NDVI-rainfall relationship[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 88(3): 283-293.

[23] FOODY G M, BOYD D S, CUTLER M E J. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(4): 463-474.

[24] 王烁, 李凤日, 赵颖慧, 等. 基于空间模型的白河林业局天然红松分布[J]. 北京林业大学学报, 2015, 37(10): 73-85.
WANG S, LI F R, ZHAO Y H, et al. Distribution of natural Korean pines in Baihe Forestry Bureau based on spatial models[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2015, 37(10): 73-85.

[25] 马建路, 刘德君, 庄丽文, 等. 天然红松林群落类型与立地因子相关性的研究[J]. 东北林业大学学报, 1994, 22(5): 7-13.
MA J L, LIU D J, ZHUANG L W, et al. A study on correlativity between community types for natural Korean pine forest and site factors in Xiao Xing´an Mountains[J]. Journal of Northeast Forestry Universiyt, 1994, 22(5): 7-13.

[26] 肖兴威. 影响亚热带东部森林结构的因子分析[J]. 东北林业大学学报, 2004, 32(5): 19-20, 34.
XIAO X W. Analysis on factors influencing the structure of forests in the east subtropical zone[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2004, 32(5): 19-20, 34.

[27] 叶金路, 高冬敏, 李宪. 谈红松习性及经营现状[J]. 农村实用科技信息, 2012(7): 52.
YE J L, GAO D M, LI C. On the habit and management status of Korean pine[J]. Modern Agriculture Research, 2012(7): 52.

[28] 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.
QI Y J. Estimates of forest above ground carbon storage using remote sensing in Daxing´an mountains[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2014.

[29] 刘畅. 黑龙江省森林碳储量空间分布研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2014.
LIU C. Spatial distribution of forest carbon storage in Heilongjiang Province[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2014.

[30] 李明泽, 郭鸿郡, 范文义, 等. 基于 GWR 的大兴安岭森林立地质量遥感分析[J]. 林业科学, 2017, 53(6): 56-66.
LI M Z, GUO H J, FAN W Y, et al. Remote sensing analysis of forest site quality in Daxing´an mountain based on GWR[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2017, 53(6): 56-66.

[30] 孙云霞. 基于 GWR 模型的大兴安岭天然落叶松林碳密度预估[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2015.
SUN Y X. Study on the carbon density of natural larch forest of Daxing´an mountain based on GWR model[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2015.

[32] 陈科屹, 张会儒, 张博, 等. 基于地理加权回归的天然次生林进界木空间分布模拟[J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(2): 1-9.
CHEN K Y, ZHANG H R, ZHANG B, et al. Spatial distribution simulation of recruitment trees of natural secondary forest based on geographically weighted regression[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(2): 1-9.

[33] CHEN G, ZHAO K G, MCDERMID G J, et al. The influence of sampling density on geographically weighted regression: A case study using forest canopy height and optical data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(9): 2909-2924.

[34] SUN Y M, JIA W W, ZHU W C, et al. Local neural-network-weighted models for occurrence and number of down wood in natural forest ecosystem[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 6375.

[35] 张凌宇, 刘兆刚. 基于地理加权泊松模型的天然次生林进界株数空间分布与预测[J]. 应用生态学报, 2017, 28(12): 3899-3907.
ZHANG L Y, LIU Z G. Prediction and spatial distribution of recruitment trees of natural secondary forest based on geographically weighted Poisson model[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(12): 3899-3907.

[36] ZHANG L J, GOVE J H, HEATH L S. Spatial residual analysis of six modeling techniques[J]. Ecological Modelling, 2005, 186(2): 154-177.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net