

京津冀城市群生态空间格局变化与地表温度关系研究

王戈¹ 于强¹ YANG Di² 赵晓婷¹ 赵桂芳¹ 岳德鹏¹

(1. 北京林业大学精准林业北京市重点实验室, 北京 100083;

2. 蒙大拿大学空间分析实验室, 米苏拉 MT 59808)

摘要: 为探究京津冀城市群树木覆盖率(TC)、短植被覆盖率(SV)与裸地覆比率(BG)变化趋势及生态空间格局对地表温度的影响,基于京津冀城市群的MODIS遥感数据,运用景观生态学理论并结合空间计量经济学相关原理研究了京津冀生态空间与地表温度的格局特征,运用Pearson相关性探究了两者的相关性,分别运用空间双变量自相关与空间自回归模型探究了两者的空间相关性。结果表明:京津冀地区中部、东北部以及西南边界地区的树木覆盖率呈现增长趋势,东北、西南边界和东部沿海地区的短植被覆盖率呈上升趋势,承德市西北部和南部、保定市、石家庄市、邢台市和邯郸市的部分区域具有土地裸露风险。提取了京津冀城市群的绿色空间和蓝色空间,各样区内蓝绿空间与地表温度的空间分布具有显著的空间自相关性。样区5、7位于河北省北部,林地景观比例较高,相关性以及双变量空间自相关性高于其他样区,这与景观优势度、斑块破碎度有关。样区1、4生态空间比例较低,对地表温度影响有限。景观类型比例对地表温度影响较大,样区7的生态空间比例较高,并且生态空间斑块集中连片,对地表温度影响明显。样区1~7的空间滞后模型与空间误差模型拟合效果远优于OLS模型。各个样区空间误差模型的 R^2 大于空间滞后模型,空间误差模型解释变量的能力更强。各个样区空间误差模型的LIK值较大,AIC、SC以及模型残差的Moran's I值较小,空间误差模型的拟合效果优于空间滞后模型。

关键词: 京津冀城市群; 地表温度; 空间自相关模型; 空间自回归模型

中图分类号: X171.1

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)01-0209-10

OSID:



Relationship between Change of Ecological Spatial Pattern and Land Surface Temperature in Beijing – Tianjin – Hebei Urban Agglomeration

WANG Ge¹ YU Qiang¹ YANG Di² ZHAO Xiaoting¹ ZHAO Guifang¹ YUE Depeng¹

(1. Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Space Analysis Laboratory, University of Montana, Missoula MT 59808, USA)

Abstract: Based on MODIS remote sensing data of Beijing – Tianjin – Hebei region, using landscape ecology and related principles of spatial econometrics, the pattern characteristics of ecological space and surface temperature in Beijing – Tianjin – Hebei region were discussed, Pearson correlation was used to explore the correlation between the two, and the spatial bivariate autocorrelation and spatial autocorrelation were used to explore the spatial correlation of the two. The results showed that the forest coverage in the central, northeast and southwest borders of Beijing – Tianjin – Hebei area was increasing, the cultivated land coverage in the northeast, southwest and east coastal areas was increasing, and some areas of Chengde City in the northwest and south, Baoding City, Shijiazhuang City, Xingtai City and Handan City were at risk of land exposure. The green space or blue space in July 2018 was extracted, and the spatial distribution of ecological space and surface temperature in various areas had significant spatial autocorrelation. Sample areas 5 and 7 were located in the north of Hebei Province. The proportion of forest landscape was higher, and the correlation and bivariate spatial autocorrelation were higher than that of other sample areas, which were related to landscape dominance and patch fragmentation. Due to the low proportion of ecological space between sample area 1 and sample area 4, the impact on LST was

收稿日期: 2020-02-27 修回日期: 2020-06-28

基金项目: 自然资源部地球观测与时空信息科学重点实验室开放基金项目(201913)、中国博士后科学基金面上项目(2018M641218)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(BLX201806)

作者简介: 王戈(1995—),男,博士生,主要从事3S技术在资源环境中的应用研究,E-mail: 18734243466@163.com

通信作者: 于强(1987—),男,讲师,博士,主要从事3S技术在生态环境中的应用研究,E-mail: yuqiang@bjfu.edu.cn

limited. The plant had a large impact on LST image, the proportion of sample area 7 was high, and the effect of ecological space patches and concentrated patches on surface temperature was obvious. The fitting effect of the spatial lag model and the spatial error model of sample areas 1 to 7 was much better than that of OLS. R^2 of the spatial error model of each sample area was greater than that of the spatial lag model, and the spatial error model had stronger ability to interpret variables. The LIK value of the spatial error model of each sample area was larger, the value of AIC, SC and Moran's I of the model residual were smaller, and the fitting effect of the spatial error model was better than that of the spatial lag model.

Key words: Beijing - Tianjin - Hebei urban agglomeration; surface temperature; spatial autocorrelation model; spatial autoregression model

0 引言

城市群是城市发展到成熟阶段的最高空间组织形式^[1]。随着城市群内城市范围的扩张与城市数量的增加,建筑用地比例持续增加、生态用地不断减少,景观趋于破碎,产生了大量生态环境问题^[2],如热环境、水环境、城市生态服务功能下降等问题^[3]。其中,城市群热环境问题尤为突出。热环境问题是绝大多数城市群所共有的问题^[4],由热环境效应影响区域所构成的“热空间”面积不断增加,破坏了大气环境,导致空气污染物不易扩散、城郊对流增强、单次降雨增加,易引发城市洪涝灾害^[5]。

城市群生态空间可分为绿色生态空间与蓝色生态空间(简称绿色空间与蓝色空间)。绿色空间是指可以维持城市群生态环境稳定的所有植被出现的地方,可以为自然界提供生境,保护生物多样性^[6];城市群蓝色空间是指城市群中水体区域^[7]。由蓝色空间与绿色空间构成的生态空间对城市群生态稳定意义重大,建设城市群蓝绿空间是缓解热环境问题的重要手段^[8]。然而,我国人多地少,城市群绿地与水体的规划建设受到诸多方面制约^[9],生态空间的降温效果不仅与植被、水体的面积和空间分布有关,更受生态空间本身格局的影响^[10]。地表温度作为有效表征热环境影响程度的指标而被广泛应用于城市群热环境问题研究中^[11]。景观指数可以高度浓缩景观信息、反映其结构组成和空间配置。目前,生态空间与地表温度关系研究大多集中在绿地景观与地表温度的关系方面,有关学者基于遥感数据与气象观测数据的研究表明,城市植被绿地可通过蒸腾作用和阴影来降低地表温度,植被覆盖组成、NDVI与地表温度间存在显著相关性,并且植被比例越高、地表温度越低^[12]。绿地景观空间结构对地表温度也具有显著影响,地表温度与区域内绿地景观斑块大小、形状指数、聚集度指数等景观指数间存在正相关关系,绿地格局参数对地表温度影响差异较大^[13]。陈爱莲等^[14]探究了北京市城市绿地格局与地表温度及冷岛强度的相关关系,程好好等^[15]研

究了深圳市绿地类型、属性特征与地表温度分异之间的关系,袁振等^[16]将地温空间格局与城市绿地斑块进行了空间耦合分析。以上研究仅局限于单一研究区,缺乏对不同景观组成地区的比较,采用相关性分析与线性回归忽略了景观的空间异质性^[17]。本研究采用空间自相关与空间自回归模型探究京津冀城市群内不同地区生态空间格局与地表温度关系^[18],为京津冀城市群热环境问题缓解提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

京津冀城市群位于华北平原北部(北纬 $36^{\circ}5' \sim 42^{\circ}40'$,东经 $113^{\circ}27' \sim 119^{\circ}50'$),北靠燕山山脉,南接华北平原,西倚太行山,东临渤海湾,西北和北部地形较高,南面和东面地形较为平坦,气候属于暖温带大陆性季风型气候,降水分配不均匀,春秋短促且干旱多风,夏季高温多雨,冬季寒冷干燥,分布较广的植被类型为草地、常绿针叶林和落叶阔叶林。京津冀城市群是我国三大城市群之一,主要包括北京市、天津市和河北省在内共 13 个城市(图 1),区域面积为 18.85 万 km^2 ,人口数量 1.18 亿。2018 年京津冀城市群 GDP 为 8.5×10^4 亿元,占全国 GDP 总量的 9.44%,作为国家“十三五”规划重点发展城市群,对我国华北地区具有重要意义。近些年来,北京市、天津市和河北省发展迅速,京津冀城市群的下垫面改变使得地表温度发生变化,加上人口聚集密度高等因素,导致地表温度升高,城市群热环境状况进一步加剧。

1.2 数据来源

本文选用的地表温度数据是搭载在 Terra 卫星上 MODIS 陆地系列产品中的地表温度 8 d 合成产品(MOD11)。研究选用的 2003—2018 年树木覆盖率、短植被覆盖率与裸地覆比率由 MOD44B 植被覆盖转换产品(VCF)提供,VCF 是指植被冠层或叶面积在地表的垂直投影面积占植被区总面积的比例,其中包括 3 种类型:树木冠层(Tree canopy, TC)覆

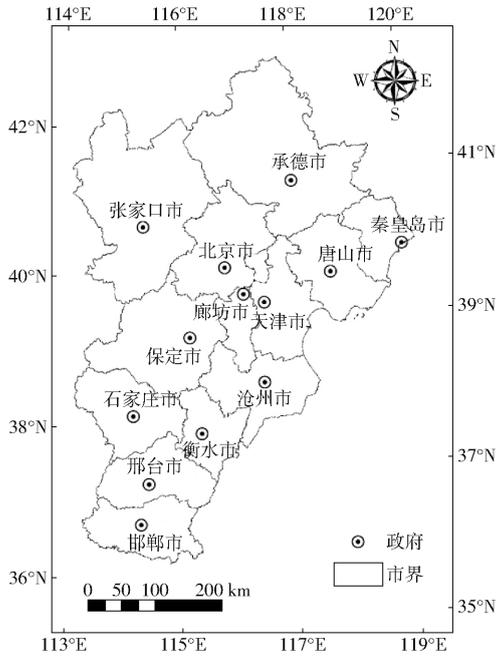


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

盖率、短植被 (Short vegetation, SV) 覆盖率与裸地 (Bare ground, BG) 覆比率, 数值范围为 0 ~ 200, 0 ~ 100 表示该区域的树木、短植被或裸地覆盖率, 100 ~ 200 表示该区域为水体。植被指数 (NDVI) 由 MODIS 陆地标准数据产品 MOD13 提供, MNDWI 由 MOD09 数据中第 4、6 波段计算得到。MODIS 数据的储存格式为 HDF, 地图投影为正弦投影, 利用 MODIS Reprojection Tool (MRT) 工具进行批量几何校正与重采样处理, 批处理后数据分辨率为 1 000 m × 1 000 m, 可以满足京津冀城市群研究的需要。

1.3 研究方法

1.3.1 MODIS 地表温度处理

本文研究重点为探究生态空间格局与地表温度的耦合关系, 夏季白天是高温对城市群造成影响最严重的时间段, 故选取 2018 年夏季典型高温月 (7 月) 的白天地表温度数据。选取 8 d 合成全球地表温度和发射率产品 (MOD11), 对 MOD11 中 Day_view_time (白天数据观测时间) 子数据集进行预处理, 然后对其进行辐射定标并转换为地表温度。地表温度计算公式为

$$T_s = 0.02D_N - 273.15 \quad (1)$$

式中 T_s ——地表温度, °C

D_N ——像元灰度

受云层影响, 地表温度产品无法记录云层覆盖区域的地表温度数据, MOD11A2 缺失值为 0 或低于正常值。运用月最大值合成法记录影像中同一坐标像元在合成范围内最大值来有效填补缺失数据, 将所有数据进行重采样至分辨率为 1 000 m × 1 000 m。

1.3.2 趋势分析法

为了能够掌握研究区 2003—2018 年的树木覆盖率 (T_c)、耕地覆盖率 (S_v) 和裸地覆比率 (B_c) 在时间与空间的变化特征, 采用一元线性回归法模拟每个栅格的年际变化趋势, 运用 ArcGIS 软件中空间分析模块来计算变化趋势, 计算公式为

$$S_{lope} = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n X_i}{n \sum_{i=1}^n i^2 - \left(\sum_{i=1}^n i \right)^2} \quad (2)$$

式中 n ——某一特征参数在研究时间段内累计时间, a

X_i ——某一种特征参数第 i 年的平均值

S_{lope} ——趋势线斜率, 为负表示该参数在整个时间段呈下降趋势, 为正呈上升趋势对每一个栅格进行趋势斜率分析, 来研究整个区域各个特征参数的变化情况^[19]。

1.3.3 景观格局指数

景观格局可以反映景观的结构组成与空间配置, 景观格局指数可以将景观格局量化并且高度浓缩景观信息。根据文献 [20] 关于运用景观格局指数评价景观格局与热环境关系的研究, 从类型水平与景观水平上共选取 7 个常用景观格局指数 (表 1), 利用 Fragstats 4.2 软件计算 2018 年各样区景观格局指数。

1.3.4 移动窗口分析

景观格局指数之间可能存在一定关联性^[21], 为全面反映生态空间的景观格局^[18], 选取景观类型比例 (PLAND)、斑块密度 (PD)、最大斑块指数 (LPI)、聚合度指数 (AI)、平均斑块面积 (AREA_MN)、面积加权平均斑块分维数 (FRAC_AM)、形状指数 (LSI) 来研究 2018 年的生态空间与地表温度间的关系。结合实际情况选取 Fragstats 4.2 软件, 采用边长为 10 km 的正方形窗口自研究区左上角移动, 提取窗口内生态空间格局指数, 最终得到生态空间景观指数的栅格图像^[22]。通过 ArcGIS 10.4 软件, 计算各个窗口内平均地表温度与景观指数并进行归一化处理。

1.3.5 空间自相关分析

空间自相关分析可以解释景观的聚集特性^[23], 分为全局空间自相关与局部空间自相关, 两者通过 Moran's I 来衡量空间自相关程度。ANSELIN 提出双变量空间自相关分析来解释空间变量与邻近区域其他变量之间的相关性^[24]。

运用 GeoDa1.6 软件进行空间自相关分析, 全局自相关分析用于衡量样区内各个空间单元与临近

表1 景观格局指数
Tab.1 Landscape pattern index

种类	指数	计算公式	含义
面积	景观类型比例 (PLAND)	$PLAND = 100 \sum_{j=1}^n \frac{a_j}{A}$	景观类型在整个景观中的面积比例
	最大斑块指数 (LPI)	$LPI = \max(a_1, a_2, \dots, a_j) / (100A)$	优势景观的类型
密度	斑块密度 (PD)	$PD = N / (1 \times 10^6 A)$	景观被分割的破碎程度
	平均斑块面积 (AREA_MN)	$AREA_{MN} = A / N$	景观的破碎程度与异质性
形状	形状指数 (LSI)	$LSI = 0.25E \sqrt{A}$	景观整体的形状复杂程度
	面积加权平均斑块分维数 (FRAC_AM)	$FRAC_{AM} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{2 \ln(0.25 p_{ij} a_{ij})}{A \ln a_{ij}}$	斑块形状对内部生态过程的影响
边缘	聚合度指数 (AI)	$AI = \frac{100 a_{ii}}{\max(a_{ii})}$	景观的边缘效应

单元之间的聚集性,计算公式为

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S^2 \left(\sum_i \sum_j w_{ij} \right)} \quad (3)$$

式中 n ——空间单元总数

\bar{x} ——变量 x_i 在 n 个空间单元的平均值

I ——全局空间自相关值

w_{ij} ——位置 i, j 观测值的权重

x_i, x_j ——位置 i, j 的观测值

W_{ij} ——通过 K 邻接关系建立的空间权重矩阵

S^2 ——所有空间单元中变量观测值 x 的方差

局部自相关分析用于分析变量在局部区域的空间相关性,基于 z 检验的 LISA 分布图能直观呈现局部区域变量的聚集性及分异特征,计算公式为

$$I = \frac{(x_i - \bar{x}) \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_j - \bar{x})}{S^2} \quad (4)$$

式中 I ——局部空间自相关值

1.3.6 空间自回归模型

本研究通过 GeoDa1.6 软件采用空间自回归模型对 2018 年 7 月地表温度与生态空间景观指数进行回归分析,公式为

$$y = \rho W_1 y + \beta x + \mu + a \quad (5)$$

其中

$$\mu = \lambda W_{2\mu} + \varepsilon$$

式中 y ——因变量,即 LST

x ——自变量,即各类生态空间景观指数

β ——自变量回归系数

a ——截距 μ ——随机误差项

ε ——服从均值为 0、方差为 δ^2 的随机误差^[25]

$W_1, W_{2\mu}$ ——因变量与残差的空间邻接权重矩阵

ρ ——空间滞后项 $W_1 y$ 的回归系数

λ ——空间残差项回归系数

通过最大似然对数 (Maximum likelihood

logarithm, LIK)、赤池信息量准则 (Akaike information criterion, AIC)、Schwartz 指标 (Schwartz criterion, SC) 与回归模型误差项的 Moran's I 值检验不同空间自回归模型的拟合效果^[26]。模型 LIK 越大, AIC、SC 越小,模型残差的 Moran's I 值越接近于 0,说明模型拟合效果越好^[27]。

2 结果与分析

2.1 树木覆盖率、短植被覆盖率和裸地覆比率的变化趋势分析

年际变化空间趋势分布可反映参数趋势分布情况和研究区不同位置趋势分布情况。基于 2003—2018 年研究区 VCF 变化情况,用斜率表示近 15 年的变化幅度,正或负值表示 VCF 的增加或减少 (图 2)。从图 2a 可看出,在 2003—2018 年,京津冀地区的中部、东北以及西南边界的 TC 变化趋势值为正,其中大部分在 0.5 以上,表明该地区的 TC 呈明显的上升趋势,东南部有零散的正值区域,但数值较小,上升趋势不明显;京津冀地区的西北及东南大片区域 TC 的变化趋势值为负,且在 $-2 \sim 0$ 之间,表明该部分地区 TC 呈下降趋势,但幅度较小,在承德市西北、东南以及天津东部沿海区域变化趋势值达 -2 以下,TC 呈明显下降趋势。2003—2018 年间,京津冀地区的东北、西南边界和东部沿海地区 SV 变化趋势值为正 (图 2b),表明该地区的 SV 呈上升趋势,其中张家口市东部、承德市中部、唐山市南部地区变化趋势值达 2 以上,SV 上升趋势明显,京津冀地区西北、中部和东部区域的 SV 变化趋势值为负,表明该地区 SV 呈下降趋势,其中张家口市、廊坊市、石家庄市中部区域变化趋势值达 1.7 以上,SV 上升趋势明显。从图 2c 可以看出,2003—2018 年间,承德市西北和南部、保定市、石家庄市、邢台市和邯郸市的大部分区域变化趋势值为正,表明 BC 呈上升趋势,其中邯郸市东南部上升趋势明显;张家

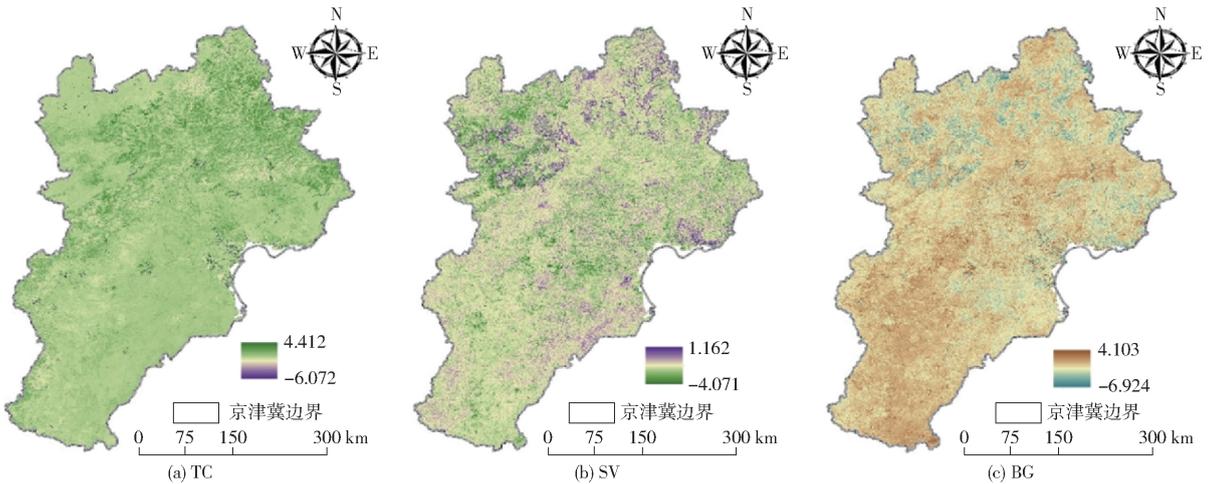


图 2 TC、SV、BG 变化趋势值分布图

Fig. 2 Distribution diagrams of TC, SV and BG change tendency value

口市、承德中部、北京市、廊坊市、秦皇岛市、唐山市、天津市、沧州市和衡水市的大部分区域变化趋势值为负,表明 BG 呈下降趋势。

年际变化的空间趋势可以在空间上清楚反映树木、短植被和裸地的变化趋势分布情况和不同位置的趋势及差异情况。基于研究区树木、短植被和裸地趋势分析,选取 2018 年的 7 个样区(图 3)进行研究,样区 1 为张北地区,全域内最大面积景观为草地,建成区面积较小。样区 2 为京津地区,全域内建成区分布较为集中,草地分布在样区 2 西北部,水体

主要分布在西南与东南部。样区 3 位于承德以南唐山以北,样区内分布大量林地景观,建成区主要分布在南部。样区 4 分布在邯郸市附近,地势平缓海拔较低,样区内分布着大量耕地。样区 5 位于邢台以南衡水以北,样区内耕地呈现增长趋势,并伴随土地裸露风险。样区 6 主要位于石家庄市,草地分布在样区西部,中部与东部分布大量建筑用地与耕地,样区 7 位于承德市北部,海拔较高,地势起伏较大,样区北部与南部分布大量林地景观,少量耕地分布在样区东南方向。

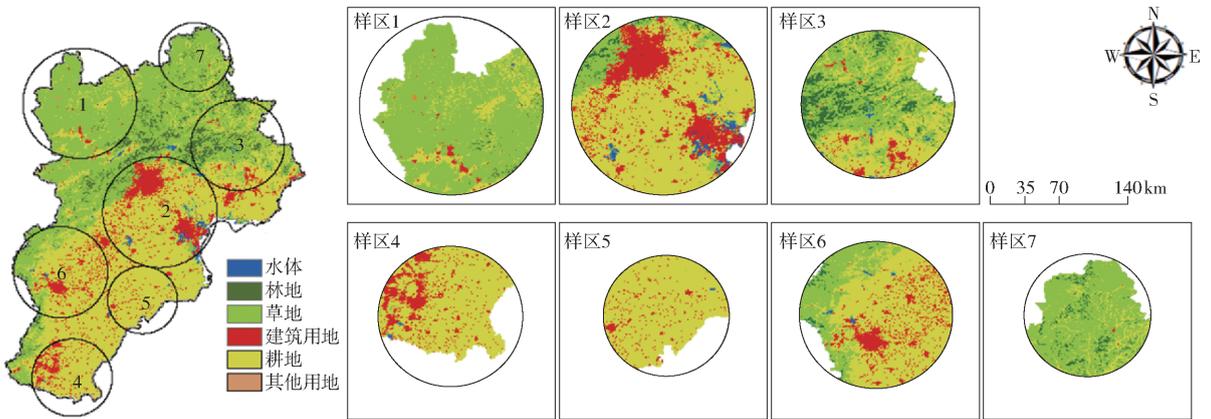


图 3 样区分布图

Fig. 3 Sample area distribution diagram

2.2 生态空间格局分析

基于 2018 年 7 月京津冀月平均 NDVI 与 MNDWI 数据,提取 NDVI 或 MNDWI 值大于 0.85 的区域作为 2018 年 7 月绿色空间或蓝色空间(图 4),绿色与蓝色空间共同组成了京津冀地区的生态空间。比较 7 个样区的生态空间指数,从表 2 可以看出,样区 4 生态空间最少,样区 3 最多,达到 30.58%。样区 7 LPI 最大,为 55.600%,样区 6 最小,为 20.007%。样区 2 斑块密度最大,PD 为 0.169,样区 5 斑块密度最小,PD 为 0.068。样区 7 AREA_MN 最大,为 4 090.6 m²,样区

4 AREA_MN 最小,为 650 m²。样区 2 LSI 最大,景观复杂程度高,样区 7 LSI 最小。样区 1~7 的 FRAC_AM 差别不大,各样区内斑块形状对生态过程影像差别不大。样区 7 景观聚合度指数最大,样区内景观斑块团聚程度较高。

PLAND 作为评价景观丰度的指标,可以反映生态空间分布情况。以生态空间的 PLAND 指数作为变量进行全局空间自相关分析,样区 5 生态空间景观的 Moran's I 值为 0.743(表 2),表明具有明显空间聚集性。

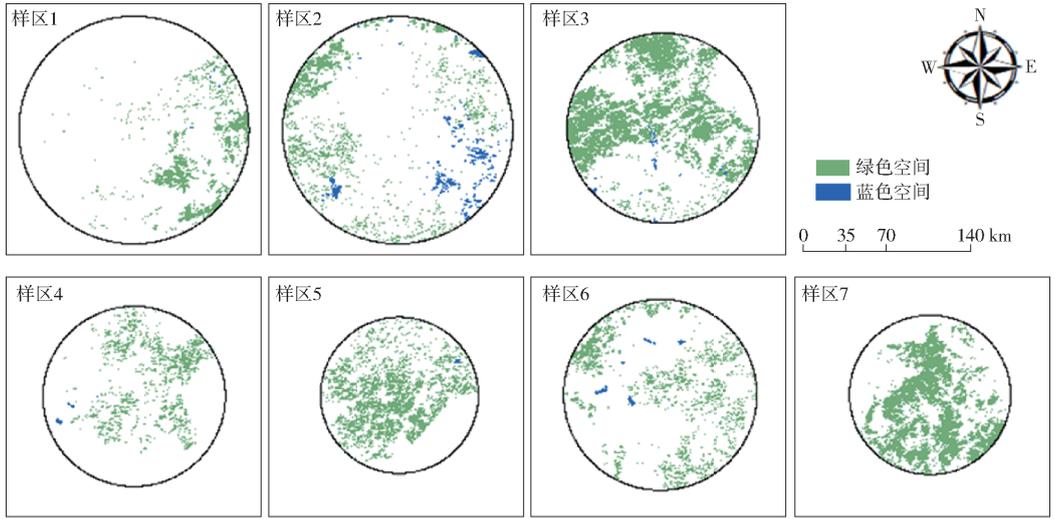


图4 绿色空间与蓝色空间分布

Fig. 4 Green space and blue space distribution

表2 生态空间格局指数全局自相关分析

Tab.2 Global autocorrelation analysis of ecological spatial pattern index

样区序号	PLAND/%	LPI/%	PD	AREA_MN/m ²	LSI	FRAC_AM	AI/%	Moran's I
1	8.36	23.231	0.128	781.56	19.3457	1.1064	60.0830	0.568
2	15.14	21.728	0.169	590.65	31.4921	1.1068	50.6385	0.608
3	30.58	34.886	0.038	2658.61	22.7222	1.1659	75.3068	0.658
4	6.46	26.718	0.153	650.00	22.0843	1.1097	47.5452	0.593
5	12.64	44.675	0.068	1470.80	23.3319	1.1685	60.4363	0.743
6	11.31	20.007	0.141	709.79	27.6864	1.1101	49.9294	0.669
7	18.14	55.600	0.024	4090.60	15.8633	1.1721	78.0671	0.638

2.3 地表温度格局分析

对京津冀城市群的地表温度数据进行空间自相关分析,结果如图5所示,样区1~7的全局空间自相关指数分别为0.475、0.737、0.607、0.376、0.476、0.735和0.638,且Moran's I显著性P值均小于0.001,样区1~7的地表温度具有较强的空间正相关性。由图5可知,在样区1中西北与东南方向出

现LST的高-高聚集区,样区2的西南部出现LST高温聚集区,样区3的北部与东部、样区4西北部、样区5中部、样区6西南部、样区7西北与东北部均出现LST的高-高聚集区。LST的低-低聚集区分布在样区1中部、样区2北部与东部、样区3的中部与西部、样区4的东部、样区5与样区6的北部、样区7的北部与南部。图5中移动窗口尺寸为10 km ×

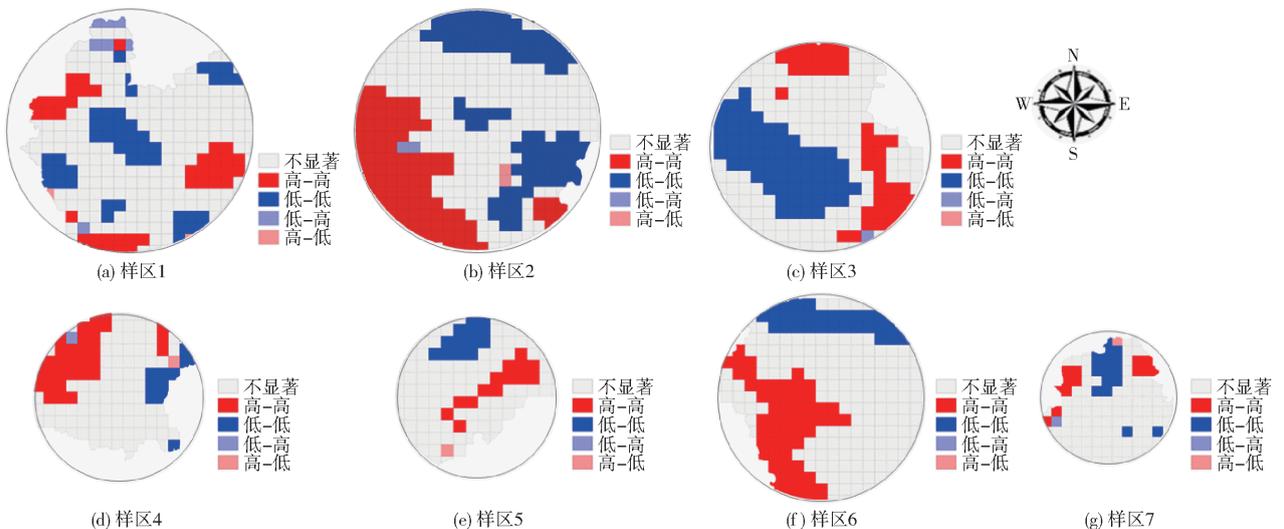


图5 地表温度LISA分布

Fig. 5 LISA distribution of surface temperature

10 km。

2.4 生态空间格局与地表温度耦合关系分析

2.4.1 相关性与双变量空间自相关分析

Pearson 相关性及其双变量空间自相关分析如表 3 所示,样区 1 PLAND、PD、LSI、LPI、FRAC_AM、AREA_MN 与 LST 均呈负相关, AI 与 LST 呈正相关;样区 2 PD、LSI、LPI、FRAC_AM、AREA_MN、AI 与 LST 均呈正相关;样区 3 PLAND、LPI、AREA_MN、AI 在空间上与 LST 呈正相关;样区 4 PLAND、PD、LSI、LPI、FRAC_AM、AREA_MN、AI 与 LST 均呈负相关;样区 5 中 PLAND、LSI、LPI、FRAC_AM、AREA_MN、AI 与 LST 呈现正相关, PD 与 LST 呈负相关;样

区 6 中 PLAND、LPI、AREA_MN、AI 与 LST 呈现正相关, PD、LSI、FRAC_AM 与 LST 呈负相关;样区 7 中 PLAND、LSI、LPI、FRAC_AM、AREA_MN、AI 与 LST 均呈负相关, PD 与 LST 呈正相关。7 个样区的生态空间景观格局与 LST 相关系数以及双变量空间自相关 Moran's *I* 差异明显。样区 5、7 位于河北省北部,林地景观比例较高,相关性以及双变量空间自相关性高于其他样区,与景观优势度、斑块破碎度有关。由于样区 1、4 生态空间比例较低,对 LST 影响有限。PLAND 对 LST 影响较大,样区 7 生态空间比例高,生态空间斑块化且集中连片对地表温度影响明显。

表 3 生态空间格局指数与地表温度相关性及其双变量空间自相关分析

Tab.3 Correlation between ecological spatial pattern index and surface temperature and bivariate spatial autocorrelation analysis

样区序号	参数	PLAND	PD	LSI	LPI	FRAC_AM	AREA_MN	AI
1	相关系数	-0.127	-0.093	-0.059	-0.125	-0.065	-0.112	0.027
	Moran's <i>I</i>	-0.092	-0.124	-0.046	-0.086	-0.052	-0.060	0.047
2	相关系数	-0.163	0.178	0.092	0.113	0.111	0.079	0.029
	Moran's <i>I</i>	0.168	0.194	0.074	0.121	0.096	0.071	0.007
3	相关系数	0.097	-0.001	-0.051	0.115	-0.041	0.150	0.066
	Moran's <i>I</i>	0.085	0.090	0.001	0.085	0.011	0.088	0.054
4	相关系数	-0.487	-0.226	-0.280	-0.380	-0.245	-0.328	-0.305
	Moran's <i>I</i>	-0.368	-0.175	-0.167	-0.362	-0.195	-0.357	-0.262
5	相关系数	0.352	-0.218	0.081	0.357	0.127	0.297	0.315
	Moran's <i>I</i>	0.312	-0.184	0.064	0.304	0.105	0.261	0.291
6	相关系数	0.048	-0.194	-0.069	0.092	-0.062	0.113	0.084
	Moran's <i>I</i>	0.026	-0.122	-0.049	0.064	-0.047	0.075	0.052
7	相关系数	-0.786	0.125	-0.333	-0.769	-0.385	-0.721	-0.740
	Moran's <i>I</i>	-0.540	0.088	-0.193	-0.521	-0.232	-0.486	-0.462

2.4.2 空间自回归分析

生态空间景观指数与地表温度具有空间相关性,在此基础上以景观指数为自变量,地表温度为因变量分别采用 3 种模型进行空间回归分析,结果见表 4,由于生态空间 LST 的影响受景观优势度、破碎度以及聚集程度等因素共同作用,通过对比可得多元回归拟合效果。对比样区 1、7 3 种回归模型的残差 Moran's *I* 值如表 5 所示,OLS 模型普遍高于 SLM 与 SEM 模型,样区 6 OLS 模型最高,数值为 0.729,不可以有效解释变量间的空间关系,样区 1~7 的 SLM 与 SEM 模型拟合效果远优于 OLS。大部分样区 SEM 模型 R^2 大于 SLM 模型,SEM 模型解释变量的能力更强,样区 7 SEM 模型 R^2 最大,为 0.834,样区 5 SEM 模型 R^2 最小,为 0.389。各个样区 SEM 模

型的 LIK 值较大,AIC、SC 数值和 Moran's *I* 值较小,整体上模型 SEM 的拟合效果优于 SLM。

3 结论

(1) 基于 2003—2018 年研究区的 MODIS 遥感数据,京津冀地区的中部、东北以及西南边界地区的森林覆盖度呈现增长趋势,该地区 TC 变化趋势值为正,耕地覆盖率呈上升趋势;承德市西北和南部、保定市、石家庄市、邢台市和邯郸市的大部分区域 BG 变化趋势值为正,该地区具有土地裸露风险。

(2) 根据研究区 VCF 变化情况,分析提取了 7 个样区,并提取了 2018 年 7 月的绿色空间或蓝色空间。各样区生态空间与地表温度的空间分布具有显著的空间自相关性。

表4 3种空间回归模型参数对比

Tab.4 Comparison of parameters of three spatial regression models

样区序号	模型	PLAND	PD	LSI	LPI	FRAC_AM	AREA_MN	AI
1	OLS	0.527	-0.167	0.851	-0.929	-0.923	0.126	0.255
	SLM	-0.120	0.006	-0.011	-0.014	0.008	-0.010	0.094
	SEM	-0.451	0.110	-0.292	0.451	0.285	-0.106	0.029
2	OLS	0.569	-0.041	-2.109	-0.847	2.371	0.295	-0.151
	SLM	0.637	-0.124	-0.286	-0.802	0.369	0.261	-0.017
	SEM	0.63	-0.175	-0.032	-0.961	0.107	0.338	0.008
3	OLS	-1.606	0.507	-1.013	1.638	0.752	0.086	0.164
	SLM	-0.951	0.116	0.317	1.199	-0.427	-0.233	0.072
	SEM	-0.810	-0.003	0.600	1.100	-0.709	-0.328	0.094
4	OLS	-0.797	0.036	-0.517	0.642	0.544	-0.283	0.057
	SLM	-0.759	0.129	-0.354	0.607	0.350	-0.038	0.058
	SEM	-0.839	0.201	0.012	0.624	-0.083	0.254	0.031
5	OLS	0.335	-0.272	-0.180	0.053	0.316	-0.339	-0.072
	SLM	0.026	-0.134	0.035	0.284	0.048	-2.255	-0.084
	SEM	-0.049	-0.117	0.273	0.458	-0.231	-0.304	-0.071
6	OLS	0.264	-0.192	0.266	-0.107	-0.337	-0.023	0.114
	SLM	0.104	-0.052	-0.331	-0.168	0.310	0.043	0.073
	SEM	0.303	-0.136	-0.622	-0.461	0.619	0.074	0.111
7	OLS	-0.159	-0.216	1.310	0.315	-1.187	-0.503	-0.307
	SLM	0.141	-0.173	0.717	-0.002	-0.625	-0.325	-0.232
	SEM	-0.097	-0.153	0.584	-0.025	-0.549	-0.025	-0.200

表5 3种空间回归模型误差对比

Tab.5 Error comparison of three spatial regression models

样区序号	模型	ρ	λ	常数	R	LIK	AIC	SC	残差 Moran's I
1	OLS			0.439	0.425	69.917	-123.833	-98.889	0.371
	SLM	0.689		0.126	0.735	101.690	185.380	-157.318	-0.011
	SEM		0.713	0.455	0.736	101.001	-186.380	-161.058	-0.002
2	OLS			0.516	0.718	128.964	-241.928	-211.832	0.661
	SLM	0.882		0.042	0.884	303.742	-589.483	-555.625	0.010
	SEM		0.893	0.506	0.888	305.959	-595.918	-565.822	0.005
3	OLS			0.424	0.438	66.745	-117.491	-89.713	0.539
	SLM	0.850		0.073	0.802	157.829	-297.567	-266.407	-0.008
	SEM		0.861	0.393	0.803	157.741	-299.481	-271.703	-0.005
4	OLS			0.869	0.416	41.220	-66.439	-44.835	0.223
	SLM	0.657		0.301	0.632	53.690	-89.380	-65.076	0.036
	SEM		0.731	0.809	0.639	52.964	-89.927	-68.324	0.017
5	OLS			0.672	0.418	58.955	-101.910	-80.091	0.349
	SLM	0.525		0.319	0.632	71.988	-125.976	-101.43	-0.069
	SEM		0.534	0.684	0.624	70.938	-125.877	-104.057	-0.076
6	OLS			0.693	0.379	27.185	-38.372	-11.223	0.729
	SLM	0.855		0.116	0.868	144.318	-270.637	-240.094	-0.034
	SEM		0.863	0.687	0.871	145.744	-275.488	-248.339	-0.039
7	OLS			0.625	0.825	117.584	-219.168	-196.352	0.455
	SLM	0.591		0.312	0.901	144.222	-270.445	-244.777	0.069
	SEM		0.746	0.649	0.913	147.095	-278.190	-255.374	-0.002

(3)7个样区的生态空间景观格局与LST相关系数以及双变量空间自相关Moran's I 差异明显。样区5、7位于河北省北部,林地景观比例较高,相

关性以及双变量空间自相关性高于其他样区,这与景观优势度、斑块破碎度有关。样区1、4生态空间比例较低,对LST影响有限。PLAND对LST

影响较大,样区7生态空间比例高,生态空间斑块集中连片对地表温度影响明显。

(4)地表温度受生态空间的景观优势度、破碎度以及聚集程度等因素共同影响,通过对比得出,多元回归拟合效果较好。对比样区1、7的残差 Moran's I 值,样区6的普通线性回归模型的残差 Moran's I 值为0.729,无法有效解释变量间

的空间关系,样区1、7空间滞后模型与空间误差模型拟合效果远优于OLS模型。各个样区空间误差模型的 R^2 大于空间滞后模型,空间误差模型解释变量的能力更强。各个样区空间误差模型的LIK值较大,AIC、SC以及模型残差 Moran's I 值较小,空间误差模型拟合效果优于空间滞后模型。

参 考 文 献

- [1] LEE H, YUAN T, JUNG H C, et al. Mapping wetland water depths over the central Congo Basin using PALSAR ScanSAR, Envisat altimetry, and MODIS VCF data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159:70-79.
- [2] GAO Y, GHILARDI A, MAS J F, et al. Assessing forest cover change in Mexico from annual MODIS VCF data (2000—2010) [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(22): 7901-7918.
- [3] 朱若柠, 沈文娟, 张亚丽, 等. 基于时间序列 MODIS-VCF 数据的云南省森林覆盖变化及破碎化分析[J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2019, 43(2):188-194.
ZHU Ruoning, SHEN Wenjuan, ZHANG Yali, et al. Assessing changes in forest coverage and forest fragmentation patterns in Yunnan Province from time series MODIS-VCF products (2000—2016) [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition)*, 2019, 43(2): 188-194. (in Chinese)
- [4] AMARNATH G, BABAR S, MURTHY M S R. Evaluating MODIS-vegetation continuous field products to assess tree cover change and forest fragmentation in India Multi-Scale satellite remote sensing approach [J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2017, 20(2): 157-168.
- [5] CARROLL M, TOWNSHEND J, HANSEN M, et al. MODIS vegetative cover conversion and vegetation continuous fields[M]//*Land remote sensing and global environmental change*. Springer, New York, 2010: 725-745.
- [6] 王朋冲, 于强, 裴燕如, 等. 翁牛特旗景观格局尺度效应分析[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(5): 223-231,181.
WANG Pengchong, YU Qiang, PEI Yanru, et al. Scale effect analysis of landscape pattern in Wengniute Banner [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(5): 223-231,181. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200525&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.025. (in Chinese)
- [7] GONG Jianzhou, XIA Beicheng. Response to classification number of vegetation type on correlation coefficients among landscape metrics [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2007(10): 133-143.
- [8] 林孟龙, 曹宇, 王鑫. 基于景观指数的景观格局分析方法的局限性:以台湾宜兰利泽简湿地为例[J]. *应用生态学报*, 2008,19(1):141-145.
LIN Menglong, CAO Yu, WANG Xin. Limitations of landscape pattern analysis based on landscape indices: a case study of Lizejian wetland in Yilan of Taiwan Province, China [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2008,19(1): 141-145. (in Chinese)
- [9] 张志明, 罗亲普, 王文礼, 等. 2D与3D景观指数测定山区植被景观格局变化对比分析[J]. *生态学报*, 2010, 30(21): 5886-5893.
ZHANG Zhiming, LUO Qinpu, WANG Wenli, et al. A comparison of 2D and 3D landscape metrics for vegetation patterns change quantification in mountainous areas [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2010, 30(21): 5886-5893. (in Chinese)
- [10] 仇江啸, 王效科, 逯非, 等. 城市景观破碎化格局与城市化及社会经济发展水平的关系——以北京城区为例[J]. *生态学报*, 2012,32(9):35-45.
QIU Jiangxiao, WANG Xiaoke, LU Fei, et al. The spatial pattern of landscape fragmentation and its relations with urbanization and socio-economic developments: a case study of Beijing [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2012,32(9): 35-45. (in Chinese)
- [11] 刘建华, 于强, YANG Di, 等. 磴口县地下水空间异质性分析及其对景观格局变化的响应[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(12):205-212.
LIU Jianhua, YU Qiang, YANG Di, et al. Spatial heterogeneity of groundwater and its response to landscape pattern evolution in Dengkou County [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(12): 205-212. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20191223&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.023. (in Chinese)
- [12] 谢花林, 刘黎明, 李波, 等. 土地利用变化的多尺度空间自相关分析——以内蒙古翁牛特旗为例[J]. *地理学报*, 2006,61(4):55-66.
XIE Hualin, LIU Liming, LI Bo, et al. Spatial autocorrelation analysis of multi-scale land-use changes: a case study in Ongniud Banner, Inner Mongolia [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2006,61(4): 55-66. (in Chinese)
- [13] 李天生, 周国法. 空间自相关与分布型指数研究[J]. *生态学报*, 1994, 14(3):327-331.
LI Tiansheng, ZHOU Guofa. Studies on the spatial autocorrelation and the index of spatial distribution patterns [J]. *Acta*

- Ecologica Sinica, 1994, 14(3): 327–331. (in Chinese)
- [14] 陈爱莲, 孙然好, 陈利顶. 绿地格局对城市地表热环境的调节功能[J]. 生态学报, 2013, 33(8): 2372–2380.
CHEN Ailian, SUN Ranhao, CHEN Liding. Effects of urban green pattern on urban surface thermal environment[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(8): 2372–2380. (in Chinese)
- [15] 程好好, 曾辉, 汪自书, 等. 城市绿地类型及格局特征与地表温度的关系——以深圳特区为例[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2009, 45(3): 495–501.
CHENG Haohao, ZENG Hui, WANG Zishu, et al. Relationships between the types, pattern characteristics of urban green space and land surface temperature: a case study in Shenzhen Special Economic Zone [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2009, 45(3): 495–501. (in Chinese)
- [16] 袁振, 吴相利, 臧淑英, 等. 基于 TM 影像的哈尔滨市主城区绿地降温作用研究[J]. 地理科学, 2017, 37(10): 155–163.
YUAN Zhen, WU Xiangli, ZANG Shuying, et al. Cooling effect of green patches based on TM image in Harbin Downtown City[J]. Scientia Geographica Sinica, 2017, 37(10): 155–163. (in Chinese)
- [17] 张峰, 张新时. 基于 TM 影像的景观空间自相关分析——以北京昌平区为例[J]. 生态学报, 2004, 24(12): 2853–2858.
ZHANG Feng, ZHANG Xinshi. Landscape spatial autocorrelation analysis of TM remote sensing data: a case study of Changping District, Beijing, China [J]. Acta Ecologica Sinica, 2004, 24(12): 2853–2858. (in Chinese)
- [18] 刘吉平, 吕宪国, 刘庆凤, 等. 别拉洪河流域湿地鸟类丰富度的空间自相关分析[J]. 生态学报, 2010, 30(10): 2647–2655.
LIU Jiping, LÜ Xianguo, LIU Qingfeng, et al. Spatial autocorrelation analysis of wetland bird diversity in Bielalong Basin[J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(10): 2647–2655. (in Chinese)
- [19] 祁彩虹, 金则新, 李钧敏. 浙江天台山甜柿种群遗传结构的时空自相关分析[J]. 生态学报, 2011, 31(18): 5130–5137.
QI Caihong, JIN Zexin, LI Junmin. Small-scale spatial patterns of genetic structure in *Castanopsis eyrei* populations based on autocorrelation analysis in the Tiantai Mountain of Zhejiang Province [J]. Acta Ecologica Sinica, 2011, 31(18): 5130–5137. (in Chinese)
- [20] 张耘, 于强, 李梦莹, 等. 基于 EnKF-3DVar 模型的海淀区地表温度模拟[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 166–172.
ZHANG Yun, YU Qiang, LI Mengying, et al. Simulation of land surface temperature in Haidian District based on EnKF-3DVar model [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 166–172. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170921&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.021. (in Chinese)
- [21] 霍霄妮, 李红. 北京耕地土壤重金属空间自回归模型及影响因素[J]. 农业工程学报, 2010, 26(5): 78–82.
HUO Xiaoni, LI Hong. Spatial autogression model for heavy metals in cultivated soils of Beijing [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(5): 78–82. (in Chinese)
- [22] 冯永玖, 杨倩倩, 崔丽, 等. 基于空间自回归 CA 模型的城市土地利用变化模拟与预测[J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32(5): 37–44.
FENG Yongjiu, YANG Qianqian, CUI Li, et al. Simulation and prediction of urban land use change with spatial autoregressive model based cellular automata[J]. Geography and Geo-information Science, 2016, 32(5): 37–44. (in Chinese)
- [23] 李序颖, 顾岚. 空间自回归模型及其估计[J]. 统计研究, 2004, 21(6): 48–51.
LI Xuying, GU Lan. Space autoregressive model and the relevant estimation[J]. Statistical Research, 2004, 21(6): 48–51. (in Chinese)
- [24] 宁秀红, 郭龙, 张海涛. 基于空间自回归和地理加权回归模型的不同尺度下土地利用程度研究[J]. 华中农业大学学报, 2013, 32(4): 48–54.
NING Xiuhong, GUO Long, ZHANG Haitao. Comprehensive degree of land-use at different scales based on spatial autocorrelation regression and geographically weighted regression models [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2013, 32(4): 48–54. (in Chinese)
- [25] DORMANN F C, MCPHERSON M J, ARAUJO B M, et al. Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data: a review[J]. Ecography, 2007, 30(5): 609–628.
- [26] PAPAPOPOULOS N T, KATSOYANNOS B I, NESTLE D. Spatial autocorrelation analysis of a *Ceratitis capitata* (Diptera: Tephritidae) adult population in a mixed deciduous fruit orchard in northern Greece[J]. Environmental Entomology, 2003, 32(2): 319–326.
- [27] PEAKALL R, RUIBAL M, LINDENMAVER D B. Spatial autocorrelation analysis offers new insights into gene flow in the Australian bush rat, *Rattus fuscipes*[J]. Evolution, 2003, 57(5): 1182–1195.