

DOI: 10.5846/stxb202201100094

邵壮, 陈然, 赵晶, 夏楚瑜, 何颖婷, 唐丰芸. 基于 FLUS 与 InVEST 模型的北京市生态系统碳储量时空演变与预测. 生态学报, 2022, 42(23): 9456-9469.

Shao Z, Chen R, Zhao J, Xia C Y, He Y T, Tang F Y. Spatio-temporal evolution and prediction of carbon storage in Beijing's ecosystem based on FLUS and InVEST models. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(23): 9456-9469.

基于 FLUS 与 InVEST 模型的北京市生态系统碳储量时空演变与预测

邵 壮¹, 陈 然¹, 赵 晶^{1,2,*}, 夏楚瑜³, 何颖婷¹, 唐丰芸¹

1 北京林业大学园林学院, 北京 100083

2 北京林业大学城乡生态环境北京实验室, 北京 100083

3 北京工业大学城市建设学部城乡规划系, 北京 100124

摘要: 城市地区虽然只占世界陆地面积的 2%, 却产生了全球约 75% 的碳排放, 而科学合理的土地利用和管理方式可以重新固定大约 60%—70% 已耗损的碳。因此基于土地利用类型核算碳储量并探究城市土地利用变化其对碳储量的影响, 能够揭示碳储量时空变化规律, 为双碳目标下国土空间规划提供科学依据。基于 1990—2018 年北京市土地利用数据, 利用 InVEST 模型测算 1990—2018 年北京市碳储量变化, 再利用 FLUS 模型, 分别测算自然演变情景、人口疏解城市发展情景、绿色集约生态保护情景 3 个城市发展情景下的土地利用变化, 接着采用 InVEST 模型预测 2035 年 3 种情景下的碳储量变化, 最后借助空间自相关模型对其进行分区管理研究, 并基于此提出北京市未来城市发展与低碳城市建设规划建议。基于研究得出以下结果: (1) 2000—2010 年是碳流失较严重时期, 碳储量下降了 4.3%, 而 2010 年后碳流失相对缓和, 且在 2015 年后得到明显改善, 2010 年至 2018 年碳储量提升了 3.5%。(2) 除自然演变情景外, 两种情景下的未来碳储量预测值均会进一步增加, 且绿色集约生态保护情景的碳储量预测值最高, 为 16.39×10^6 t, 比最低的自然演变情景高出 7.5×10^5 t。(3) 局部空间自相关分析结果显示, 3 种情景下的碳储量值在空间分布上具有相似性, 碳储量高值区域在城市北部、西北部及西部区域出现集聚, 低值区域则在中心城区聚集。

关键词: 土地利用; 碳储量; FLUS-InVEST 模型; 空间自相关分析; 多情景模拟

Spatio-temporal evolution and prediction of carbon storage in Beijing's ecosystem based on FLUS and InVEST models

SHAO Zhuang¹, CHEN Ran¹, ZHAO Jing^{1,2,*}, XIA Chuyu³, HE Yingting¹, TANG Fengyun¹

1 Beijing Forestry University School of Landscape and Architecture, Beijing 100083, China

2 Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

3 Beijing University of Technology Faculty of Architecture, Civil and Transportation Engineering, Urban and Rural Planning Department, Beijing 100124, China

Abstract: Urban areas, which take only 2% of the world's land territory, have generated approximately 75% of global carbon emissions. Therefore, calculating carbon storage based on land use type and exploring the impact of urban land use change on carbon storage can reveal the spatio-temporal change rules of carbon storage and provide scientific basis for the national spatial planning under the dual carbon target. Based on the land use data, InVEST model was used to estimate the change of carbon storage in Beijing from 1990 to 2018, and FLUS model was used to predict the land use change under

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(72004014); 教育部人文社会科学研究青年基金(18YJC760146); 北京林业大学建设世界一流学科和特色发展引导专项基金(2019XKJS0317)

收稿日期: 2022-01-10; **网络出版日期:** 2022-07-27

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhaojing@bjfu.edu.cn

three urban development scenarios: natural evolution scenario, population distribution and urban development scenario, and green intensive ecological protection scenario. Then InVEST model was used to predict the change of carbon storage under the three scenarios in 2035. Finally, the spatial autocorrelation model was used to study the zoning management of the three scenarios, and the suggestions for the future urban development and low-carbon urban construction planning of Beijing were proposed. Based on the research, the following results were obtained: (1) from 2000 to 2010, carbon storage decreased by 4.3%. After 2010, carbon loss was relatively moderate, and improved significantly after 2015. From 2010 to 2018, the carbon storage increased by 3.5%. (2) Except for the Natural Evolution Scenario (NES), the predicted value of carbon storage under the two scenarios would further increase, and the predicted value of carbon storage under the GIEPS (Green Intensive Evolution Protection Scenario) was the highest, which was 16.39×10^6 t, 7.5×10^6 t more than that of NES. (3) The local spatial autocorrelation analysis showed that the carbon storage values under the three scenarios were similar in spatial distribution, and the high carbon storage values were clustered in Huairou, Yanqing, Changping and Mentougou districts in the north, northwest and west of the city.

Key Words: land use; carbon storage; FLUS-InVEST model; spatial autocorrelation analysis; multi-scenario simulation

作为碳循环中的关键碳库,陆地生态系统在维持全球碳循环中发挥着举足轻重的作用。研究表明,土地利用变化是影响陆地生态系统碳循环过程,引起碳源、碳汇变化,并进一步影响区域乃至全球碳平衡的重要原因^[1-2]。研究通过调整土地利用实现碳减排是国家重点科技领域以及优先主题^[3]。对此,中央财经委员会在 2021 年 3 月 15 日的第九次会议上指出:要提升生态碳汇能力,强化国土空间规划和用途管控,有效发挥森林、草原、湿地、海洋、土壤、冻土的固碳作用,提升生态系统碳汇增量^[4]。在全球范围内,城市地区虽然只占世界陆地面积的 2%,却产生了全球约 75% 的碳排放,而科学合理的土地利用和管理方式可以重新固定大约 60%—70% 已耗损的碳。2021 年 11 月中共中央、国务院印发《碳达峰碳中和意见》,提出了构建提升生态系统碳汇能力等主要目标,可见积极巩固和提升碳汇能力是实现碳中和的必由之路。因此,随着城市的发展,国土空间规划所引起的碳汇能力变化直接影响到“双碳”目标的落实和减排方案的制定。政策方面,国家也高度重视国土空间规划与城市碳汇能力的相关性:《2021 年国务院政府工作报告》^[5]、《北京城市总体规划(2016 年—2035 年)》(以下称为《总规》)第 83 条^[6]、《北京市国土空间生态修复规划(2021 年—2035 年)(草案)》第四章^[7]、《北京市 2021 年政府工作报告》^[8]等政府报告中均明确地指出应该通过国土空间规划等多种手段提升城市系统的碳汇能力,以助力“双碳”目标的落实。

目前从不同空间尺度下对于链接未来城市土地变化与碳储量的研究已有一定基础,如在流域尺度下,杨洁等研究基于 InVEST 和 CA-Markov 模型研究了黄河流域碳储量时空变化^[9];在城市群尺度下,解天琪等基于土地利用对准海经济区进行了碳储量估算与预测^[10];在城市尺度下,何海珊等运用 FLUS 模型模拟出深圳市土地利用类型在碳汇最大化情景和碳排放量最小化情景两种情景下的空间分布特征^[11];在特定区域尺度下,史名杰等基于 MCE-CA-Markov 和 InVEST 模型对伊犁谷地展开了碳储量时空演变及预测^[12];基于空间自相关技术的城市分区管理模式研究也有一定基础,如夏楚瑜等在杭州城市生态韧性水平模拟预测研究中,将空间自相关模型应用于城市分区管理模式研究中^[13]。在实现北京市高水平发展道路上,抓住“疏解非首都功能”这一契机尤为重要,近年来提出的相关政策有很多,在满足未来政策要求的量化指标与限制发展红线的情况下,应如何提出合理有效的未来城市发展与低碳城市建设的分区管理模式?在相关研究中^[14-15],切实有效的方式为结合土地利用变化与碳储量进行多情景模拟分析。但目前少有研究结合研究区相关政策进行矢量化与定量化设置情景,进行对比;而在结合未来城市土地利用变化与碳储量的相关研究中,少有进行精细化分区管理。以此为切入点,进行北京城市多情景模拟研究,亦是着眼于首都的长远可持续发展。

综上,本文拟以北京市为研究区,探究 1990—2018 年不同时期国土空间规划及其对碳储量的影响,并对 2035 年北京城市格局进行多情景模拟,以期为北京市国土空间规划提供科学依据,加快北京市与京津冀地区

由“虹吸效应”向“辐射带动作用”的转变,以寻求“双碳”目标导向下的城市规划方案最优解,同时也能为我国其他城市提供引领和示范作用。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

北京是中国的首都,地处中国北部,东与天津毗连,其余均与河北相邻,位于华北大平原北部,属于暖温带半湿润半干旱季风气候,夏季高温多雨,冬季寒冷干燥,春、秋短促(图 1)。截至 2020 年,北京市共 16 个市辖区,总面积 16410.54 km²,山地面积约占总面积的 62%,平原面积约占 38%,大部分平原地区已成为农田和城镇。北京市地带性植被类型是暖温带落叶阔叶林间有温性针叶林的分布,随着京津风沙源治理二期工程、两轮百万亩造林绿化建设等防沙治沙工作的不断推进,截至 2020 年底,北京市的森林覆盖率达到 44.4%,山区森林覆盖率达到 58.8%^[16]。

北京是我国城市化最快的城市之一^[17]。因北京人口规模较大、城市发展水平较高,相应土地资源承载压力也较大^[18]。自十八大以来,北京作为“率先达峰城市联盟”名录重点城市之一,碳中和任务艰巨^[19],其碳中和工作有一定的特殊性:一方面,碳排放量增速居高不下^[20];另一方面,百万亩造林等增汇工程为增强碳汇能力提供了强有力支撑^[21-22]。作为我国首批碳排放试点的重要起源地之一,北京市在实现碳达峰、碳中和方面,北京市不仅要做好碳排放的“减法”、还要做好生态碳汇的“加法”。在进行国土空间规划时,对于碳汇方面,需要考虑碳汇的时空规律及过程、空间影响因素、空间格局及其管控,考虑基于碳汇的空间优化,形成更科学的空间支撑。

1.2 研究方法

在本研究中,为精细化模拟北京市未来陆地生态系统碳储量及其变化将 FLUS 模型和 InVEST 模型进行结合,基于 1990—2018 年北京市土地利用数据,测算 1990 年—2018 年北京市碳储量变化,再利用 FLUS 模型,分别测算自然演变情景、人口疏解城市发展情景、绿色集约生态保护情景 3 个城市发展情景下的土地利用变化,接着采用 InVEST 模型预测 2035 年三种情景下的碳储量变化,最后借助空间自相关模型对北京市进行分区管理研究(图 2)。该模型集大尺度精细化土地利用变化模拟和直接模拟土地利用变化对陆地生态系统碳储量影响两大优势,为预测中国未来土地利用情景下陆地生态系统碳储量变化提供较好的解决方案。

1.2.1 数据来源

(1) 土地利用数据。土地利用数据与北京市行政边界数据下载于中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn>),空间分辨率为 30 m×30 m。时间上选取 1990—2018 年(1990、2000、2010、2015、2018 年)五期土地利用数据,用 ArcGIS 10.5 软件将该区域土地利用数据类型分为 25 个二级类型,通过再分类形成耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地 6 个一级土地类型^[23]。

(2) 土地利用驱动因子(表 1)。用于土地预测的驱动因子分为自然因素和社会因素,按自然因素分为 DEM、坡度(数字高程)、NDVI(归一化植被指数)、年均降水、年均气温,按社会因素分为到市中心距离、交通网络 GDP 和人口密度^[24],使用 ArcGIS 10.5 重采样功能将土地利用驱动样本的分辨率统一调整为 30 m×30 m。

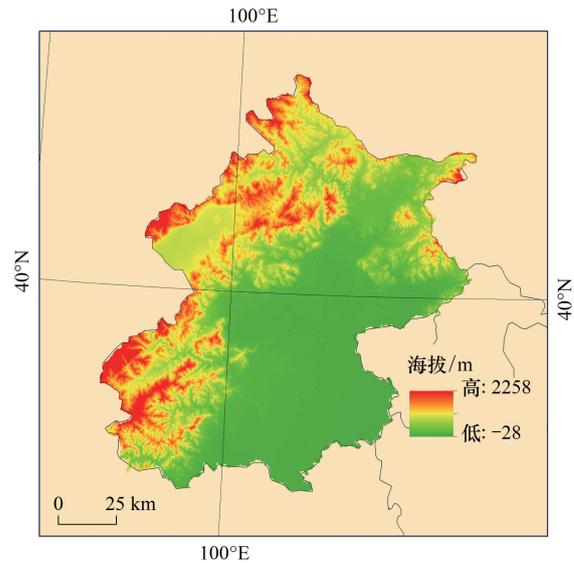


图 1 北京市地理位置图

Fig.1 Geographical location map of Beijing

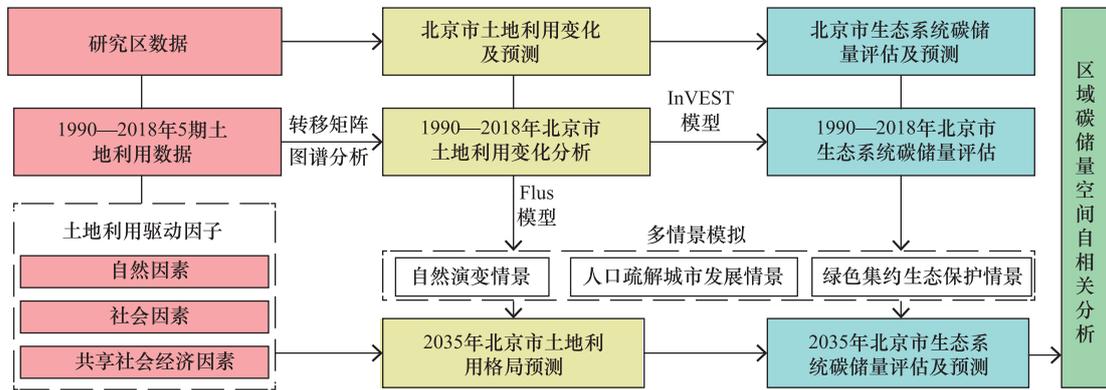


图 2 研究框架图

Fig.2 Research Framework

1.2.2 Flus 土地利用预测模型与多情景设定

(1) Flus 未来土地利用预测模型

基于北京市 1990—2018 年间五期土地利用类型图和选取的影响土地利用变化的多种驱动因子,在人工神经网络的适宜性概率估算模块,将基期的土地利用类型与多项空间驱动因子进行拟合,计算出 3 种情景下 2035 年北京市各种用地类型在研究范围内的适宜性概率。在其他相关论文基础上^[25-26],对邻域因子参数进行微调并进行多次实验,以设置四种情景下各个要素的邻域权重(表 2)。

表 1 土地驱动样本及数据来源

Table 1 Land driven samples and data sources

数据类型 Data type	数据名称 Data name	分辨率/m DPI/m	数据来源 Data sources
自然因素 Natural factors	DEM	90	资源环境科学与数据研究中心 (http://www.resdc.cn/)
	NDVI	500	MOD13A1 Version 6 product (http://search.earthdata.nasa.gov/)
	年均降水	1000	资源环境科学与数据研究中心 (http://www.resdc.cn/)
	年均气温	1000	资源环境科学与数据研究中心 (http://www.resdc.cn/)
社会因素 Social factors	到市中心距离	1000	国家基础地理信息中心 (http://www.ngcc.cn/ngcc/)
	交通网络	30	Openstreetmap (http://www.openstreetmap.org/)
	GDP	1000	资源环境科学与数据研究中心 (http://www.resdc.cn/)
	人口	1000	资源环境科学与数据研究中心 (http://www.resdc.cn/)
共享社会经济情景 Shared socio-economic scenario	人口预测	1000	Springernature (https://springernature.figshare.com/)

DPI:分辨率 Dots per inch;DEM:数字高程 Digital elevation model;NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index;GDP:国民生产总值 Gross domestic product

表 2 邻域因子参数

Table 2 Neighborhood factor parameter

用地类型 Land type	耕地 Farmland	林地 Forestland	草地 Grassland	建设用地 Construction land	水域 Water field	未利用地 Unutilized land
邻域权重 Neighborhood weight	0.6	1	0.3	0.1	0.2	0.1

运用 FLUS 模型中的基于轮盘赌选择的自适应惯性竞争机制解决多种用地类型在自然作用和人类活动共同影响下发生相互转换的不确定性与复杂性,并由此计算综合规则^[27]。

$$I_k^t = \begin{cases} I_k^t, & (\text{if } |D^{t-2}| \leq |D^{t-1}|) \\ I_k^{t-1} \times \frac{D_k^{t-2}}{D_k^{t-1}}, & (\text{if } 0 > D^{t-2} > D^{t-1}) \\ I_k^{t-1} \times \frac{D_k^{t-2}}{D_k^{t-1}}, & (\text{if } D^{t-1} > D^{t-2} > 0) \end{cases}$$

式中: I_k^t 为迭代次数为 t 的惯性 t 系数; D_k^{t-1} 为到 $t-1$ 时预测的某土地类型与真实土地类型的像元个数差值。

研究首先进行精度验证,即基于 1990—2015 年北京市土地利用变化规律,经过模拟得到 2018 年土地利用情况,并将其与 2018 年实际土地利用状况进行对比。本文采用 Kappa 系数对土地格局演变预测的精度进行检测^[28],模型的验证以 2010 年土地类型作为训练集,预测 2018 年土地类型分布,总体精度 94.49%, Kappa 系数为 92.20%,表明 FLUS 模型在北京市尺度上有较好的模拟能力,精度较高(当 Kappa > 0.8 时,则表示模拟效果极好,结果可信度高,一致性程度极好;当 0.6 < Kappa ≤ 0.8 时,则表示模拟效果较好,一致性程度为好;当 0.4 < Kappa ≤ 0.6 时,则表示模拟效果有效,一致性程度为中等;当 0.2 < Kappa ≤ 0.4 时,则表示模拟效果较差;当 Kappa ≤ 0.2 时,则表示模拟效果极差)^[29]。

$$\text{Kappa} = (P_0 - P_c) / (P_p - P_c)$$

式中: P_0 为正确模拟的比例; P_c 为模型随机情况下的正确预测比例; P_p 为理想情况下正确预测的比例。

(2) 多情景设定

城市未来发展与土地利用变化受到的影响因素是多方面的,所以在进行土地利用变化模拟预测时需要充分考虑多种环境影响因素^[30-31]。本研究根据《总规》中提到“要严守人口总量上限、生态控制线、城市开发边界三条红线”的相关要求,基于城市现状扩张程度,根据城市发展与生态保护的相关政策中着重论述的要点,提出了自然演变情景(NES)、人口疏解城市发展情景(PDUDS)、绿色集约生态保护情景(GIEPS)3种典型情景模式,以模拟预测北京市 2035 年土地利用典型的数量与空间分布情况。

其中 NES 为不考虑任何规划政策对土地利用变化约束性影响; PDUDS 来自于《总规》中限制人口总量上限政策的要求下对城市建设用地扩张的约束,人口数据方面,基于 IPCC 2020 年发布的共享社会经济路径(SSPs)与典型浓度路径(RCPs)组合的 CMIP6 SSP2.0(描绘中等发展水平情景),采用了 Springernature 网站 2020—2100 年 SSP2.0 情景下的 1 km × 1 km 分辨率数据,将其重采样至 30 m × 30 m 后输入至人工神经网络,计算适宜性概率图层,进行后续用地空间格局的预测模拟^[13];绿色集约生态保护情景的设置基于《总规》所划定的生态保护红线、永久基本农田保护红线和城镇开发边界划定生态用地保护范围,且对建设用地进行限制。

表 3 土地利用模拟情景设置

Table 3 Land use simulation setting

情景类型 Scenario type	情景描述 Scenario description
自然演变情景 Natural Evolution Scenario (NES)	不考虑任何规划政策对土地利用变化的约束性影响,按照 1990—2018 年的变化速率为参考依据进行未来情景土地模拟。
人口疏解城市发展情景 Population Distribution and Urban Development Scenario (PDUDS)	据《总规》第三节,城市规模第 14 条,严格控制人口规模,优化人口分布,且通过测算 1990—2018 年北京市人口与各地类的相关系数发现,几大土地利用驱动因子中人口与土地利用变化的相关系数最高,表明北京市的人口与土地利用密切相关。且根据其他相关研究发现,耕地、建设用地与人口分布变化相关性最高。所以根据前人进行的共享社会经济路径下的中国省级人口网格预测(SSP2.0) ^[32] ,将其作为新增土地利用驱动因子,并降低各地类向耕地与建设用地转换的概率。
绿色集约生态情景 Green Intensive Ecological Protection Scenario (GIEPS)	遵循自然规律,参考《总规》促进城乡建设用地减量提质和集约高效利用,到 2035 年城乡建设用地规模限制到 2760 平方公里。《总规》中提及坚持绿色协调发展,到 2035 年生态控制区面积占北京市市域面积的 75%,森林覆盖率占市域面积的 45%。综合考虑生态、农业、城镇等用地结构,设定对林地、耕地、水体和草地四种重要生态用地类型的转换概率进行调整,降低耕地、林地、草地转换为建设用地的面积,并禁止水体转换为建设用地,且将《总规》中划定的生态保护红线、永久基本农田保护红线和城镇开发边界线作为限制转化区域。

SSP: 共享社会经济路径 Shared Socioeconomic Pathways

1.3.2 InVEST 模型与碳密度系数及修正

“生态系统服务功能与权衡交易综合评价模型”,即 InVEST 模型(Integrated Valuation of Ecosystem Services and Trade-offs)。InVEST 模型中的碳储量模块将生态系统的碳储量划分为 4 个基本碳库:地上生物碳(土壤以上所有存活的植物材料中的碳)、地下生物碳(存在于植物活根系统中的碳)、土壤碳(分布在有机土壤和矿质土壤中的有机碳)、死亡有机碳(凋落物、倒立或站立的已死亡树木中的碳),即:

$$C_{\text{total}} = C_{\text{above}} + C_{\text{below}} + C_{\text{soil}} + C_{\text{dead}}$$

式中: C_{total} 表示总体碳储量; C_{above} 表示植被地上碳储量; C_{below} 表示植被地下碳储量; C_{soil} 表示土壤碳储量; C_{dead} 表示死亡有机质碳储量。

本研究通过查阅文献并总结现有的研究结果^[33](林业科学数据中心(<http://www.cfsdc.org/>)),根据地区气候条件,采用对碳密度进行修正,得到北京市各土地利用类型的碳密度。本研究的碳密度数据基于全国和与北京市同气候带地区的研究结果^[34-35],而非实际测量,而碳密度值随土壤性质和土地利用的不同而不同,所以需对其进行修正。年降水量与生物量和土壤碳密度的关系采用 Alam 等研究中的公式^[36](公式 3、4)作为修正降水量因子的公式,采用 Giardina 等、陈光水等研究中的公式(公式 5)作为修正年均温和生物量碳密度的公式^[37]。

$$C_{SP} = 3.398 \times P + 1996.1 \quad (R^2 = 0.11)$$

$$C_{BP} = 6.7981e^{0.00541P} \quad (R^2 = 0.70)$$

$$C_{BT} = 28 \times T + 398 \quad (R^2 = 0.47, P < 0.01)$$

式中: C_{SP} 为根据年降水量得到的土壤碳密度(Mg/ha), C_{BP} 、 C_{BT} 分别为根据年降水量和年均温得到的生物量碳密度(Mg/ha), P 为年均降水量(mm), T 为年均气温(°C)。分别将北京市地区和全国的年均温和年降水量代入上述公式(1990—2018 年,全国尺度和北京地区的年均温分别为 9.58°C、9.80°C,全国尺度和北京地区的年降水量分别为 673.9 mm、640.1 mm),二者之比即为修正系数,全国的碳密度数据与修正系数的乘积为北京市碳密度数据。

$$K_{BP} = \frac{C'_{BP}}{C_{BP}}$$

$$K_{BT} = \frac{C'_{BT}}{C''_{BT}}$$

$$K_B = K_{BP} \times K_{BT} = \frac{C'_{BP}}{C''_{BP}} \times \frac{C'_{BT}}{C''_{BT}}$$

$$K_S = \frac{C'_{SP}}{C''_{SP}}$$

式中: K_{BP} 、 K_{BT} 分别为生物量碳密度的降水因子和气温因子修正系数, C'_{BP} 和 C''_{BP} 分别为北京市与全国尺度根据年降水量得到的生物量碳密度数据; C'_{BT} 和 C''_{BT} 分别为北京市与全国尺度根据年均温得到的生物量碳密度数据; C'_{SP} 和 C''_{SP} 分别为北京市与全国尺度根据年均温得到的土壤碳密度数据; K_B 和 K_S 分别为生物量碳密度修正系数和土壤碳密度修正系数。

1.3.3 Geoda 局部空间自相关分析

空间自相关分析适用于衡量空间变量的分布是否具有集聚性,其全局与局部空间自相关都能够较好地描述地理事物间的关系,衡量出事物空间要素属性间的聚合或离散的程度。空间自相关分析包括全局空间自相关和局部空间自相关^[38]。

(1) 全局空间自相关

$$MI = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}}$$

$MI_i \in [0, 1]$, 数值为正表示该空间事物的属性值分布具有正的空间自相关性, 其越接近 1, 则单元之间的关系越密切; 数值为负表示该空间事物的属性值分布具有负的空间自相关性; 0 表示该空间事物的属性值分布不存在空间自相关性。

表 4 研究区碳密度/(t/hm²)

Table 4 Carbon density in the study area

土地类型 Land type	植被地上碳密度 Aboveground carbon density of vegetation	植被地下碳密度 Subsurface carbon density of vegetation	土壤碳密度 Soil carbon density	死亡有机物碳密度 Carbon density of dead organic matter
耕地 Farmland	3.99	0.00	32.90	0.00
林地 Forestland	41.69	20.99	126.32	1.95
草地 Grassland	20.49	16.47	51.33	22.06
水域 Water field	2.06	0.52	78.64	0.10
建设用地 Construction land	3.64	1.82	6.25	0.57
非建设用地 Unutilized land	0.00	0.00	0.00	0.00

(2) 局部空间自相关

本研究将北京市划分为 2000 m×2000 m 的网格, 采用局部空间自相关的 LISA 来表现碳储量在局部网格空间集聚规律。

$$MI_i = \frac{(X_i - \bar{x})}{S^2} \sum_j w_{ij}(x_j - \bar{x})$$

$MI_i \in [-1, 1]$, 数值为正表示该单元周围相似值的空间积聚, 高观测值区域被高值包围(高高), 低观测值则被低值包围(低低); 负值表示非相似性的空间积聚, 低值区域被高值包围(低高)或者高值区被低值包围(高低); 0 表示该区域与相邻区域无空间关联性。

2 结果与分析

2.1 土地利用及其转移变化

表 5 表示研究区内土地类型面积和动态度变化, 1990—2010 年土地利用动态度较高, 耕地和草地大量转入建设用地, 土地变化剧烈, 2010—2015 年土地利用的动态度明显下降, 土地变化相对缓和。耕地在 2010 年后变化有明显下降趋势。1990—2018 年林地动态度为 0.11%, 是平均动态度最低的土地类型。建设用地各时期的动态度高, 1990—2010 年建设用地的增量较大, 2010—2015 年增量减少并趋于稳定, 建设用地迅速扩张且扩张能力明显下降。

表 5 北京市 1990—2018 年各类土地利用类型的面积变化

Table 5 Area change of different land use types in Beijing from 1990 to 2018

土地类型 Land type	1990—2000 年		2000—2010 年		2010 年—2015 年		2015—2018 年		1990—2018 年	
	变化面积	动态度								
	Area change/km ²	Dynamic degree/%								
耕地 Farmland	-941.15	-1.61	-1113.46	-2.27	-103.79	-0.55	41.82	0.38	-2116.58	-1.29
林地 Forestland	119.00	0.16	-114.40	-0.15	-17.61	-0.05	239.12	1.09	226.11	0.11
草地 Grassland	-69.24	-0.51	-182.74	-1.41	-4.06	-0.07	169.00	5.07	-87.04	-0.23
建设用地 Construction land	777.31	5.30	1595.65	7.11	127.67	0.66	-547.28	-4.60	1953.35	4.75
水域 Water field	114.08	2.88	-185.62	-3.63	-2.21	-0.14	79.74	8.23	5.99	0.05
未利用地 Unutilized land	0.00	0	0.58	5.09	0	0	17.59	343.49	18.17	57.17

2.2 碳储量时空变化

2.2.1 碳储量时间变化特征

利用 InVEST 模型碳储量模块分别估算了北京市 1990—2018 年期间的碳储量,如图 3 所示。从数量上来看,研究区 1990 年、2000 年、2010 年、2015 年、2018 年总碳储量分别为 15.64×10^6 t、 16.39×10^6 t、 15.67×10^6 t 和 16.10×10^6 t,1990—2015 年间,总体呈减少的趋势,累计损失了 4.7×10^5 t。2015—2018 年变化趋势反转,总碳储量增加了 6.00×10^5 t。1990—2015 年间,地上碳储量、地下根系碳储量、土壤碳储量、死亡有机质碳储量变化均呈减少的趋势,其中土壤碳储量损失最多,为 1.7×10^5 t,但均在 2015—2018 年间有所增加。2000—2010 年区域碳储量的变化比较剧烈,碳流失达到高峰,该时期北京市经济发展迅速,城镇化速度加快,对于土地开发需求也较为强烈。2010 年后建设用地扩张趋于缓和,土地变化逐渐趋于平稳,这一时期北京市碳流失逐步得到缓解,且在 2015 年后得到明显改善。

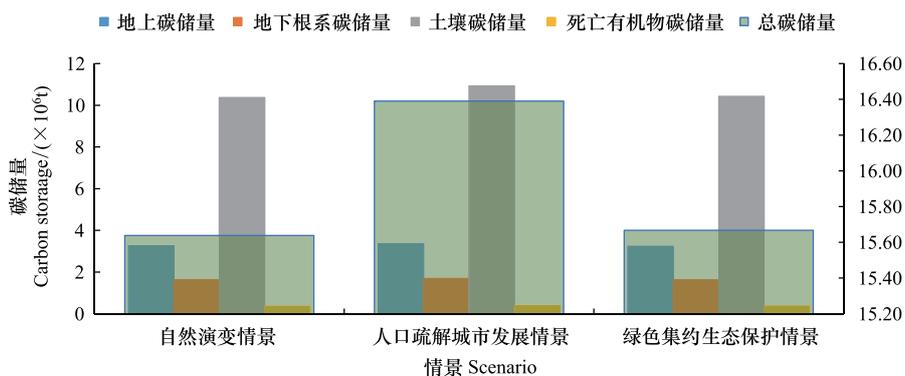


图 3 1990—2018 年北京市基本碳库碳储量变化

Fig.3 Changes of basic carbon storage in Beijing from 1990 to 2018

2.2.2 碳储量空间变化特征

从空间上来看,北京市碳储量空间分布格局具有显著的空间异质性。图 4 分别是 1990、2000、2010、2015、

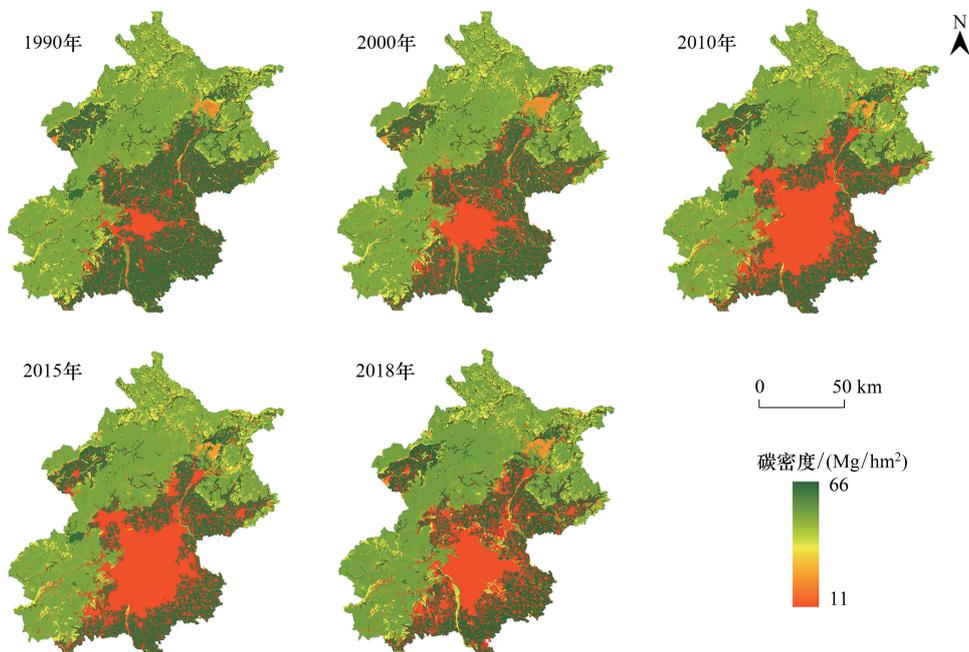


图 4 1990—2018 年北京市碳储量变化

Fig.4 Change of carbon storage in Beijing from 1990 to 2018

2018 年研究区碳储量分布情况。由图 4 可知,碳储量较高的区域主要分布在研究区的西北两侧,该区域海拔相对较高,植被覆盖率高,碳储量密度最高值为 $66 \text{ t}/\text{hm}^2$;行政区划上,位于怀柔区、延庆区、密云区北部、平谷区北部、昌平区西部、门头沟区和房山区西北部,这些地区多位于北京郊区,城市化程度相对较低,土地利用类型以林地和草地为主。碳储量较低的区域主要分布在北京市中心主城区,城市化程度较高,土地利用类型以建设用地和耕地为主,受人类活动影响较大,碳储量维持在较低水平。

为了更清楚地从空间上反映研究区的碳储量变化,对 1990 年、2018 年两个时期碳储量空间分布图进行差值计算,再进行重分类,将 1990—2018 年期间的碳储量空间变化值分为三类:减少、基本不变和增加,其结果如图 5 所示。从碳储量空间变化来看,变化的区域具有大聚集和零星分布的特点。由图可知,1990—2018 年间研究区大部分区域的碳储量基本稳定,其占比为 77.89%;15.51% 的区域碳储量呈减少的趋势,6.60% 的区域碳储量呈增加的趋势,二者零星分布在整个研究区内。碳储量显著下降的区域分布在丰台区、朝阳区、顺义区西南部和昌平区东南部等,由于城市扩张剧烈,大量耕地和部分林地转为建设用地,城市中心区域的周边的碳储量也有零星的减少。受万亩造林工程等相关政策的影响,六环路两侧、城乡结合部重点村拆迁腾退区、重点道路、河流两侧和荒滩荒地、首都机场周边和航空走廊可视区及南水北调干线工程两侧等地区碳储量均有所增加。

利用 FLUS 模型对以上数据进行处理得到 3 种情景下的北京市 2035 年的未来土地利用情况:在不同的限制条件下,除了绿色集约生态保护情景外,其余两种情景下的建设用地均会持续扩张,生态用地中耕地和草地均有减少。总体来说,3 种情景下北京市 2035 年土地利用变化较为明显的区域主要集中在西部、东北部以及中心城区。再经过查阅文献及调整公式,获得北京市土地类型碳密度数据,结合土地利用预测数据导入 InVEST 模型碳模块下运行,得到 2035 年 3 种情景下的碳储量数据及其动态变化,如图 6、图 7 所示。

(1) 自然演变情景下,2035 年北京市总碳储量相对往年有所降低,且碳储量值为 3 种情景中最小,仅为 $15.64 \times 10^6 \text{ t}$ 。中心城区以及京郊地区周边的碳储量最易流失,其主要原因可能是在自然发展条件下,该区域的林地和耕地有较大概率转换为碳密度值相对较小的建设用地,其中碳储量值下降最高的区域为海淀、顺义、朝阳、通州等区域。

(2) 人口疏解城市发展情景下,整体趋势与自然增长态势类似,建设用地扩张至 4058.79 km^2 ,主要集中在中心城区,而如密云区、延庆区、房山区的城郊区建设用地增加较少。生态用地中林地与水域面积有所增加,分别增至 7679.09 km^2 和 418.15 km^2 。此情景下的总碳储量值为 $16.10 \times 10^6 \text{ t}$ 。基于 SSP2.0 人口增长情景,靠近太行山脉与燕山山脉附近的昌平、密云、怀柔、海淀、丰台、房山区碳储量减少量较大,其主要原因可能为此处的建设用地扩张与人口扩散趋势保持一致,而林地面积增加,建设用地转换为耕地与草地的比例有所减少,从而保持总体碳储量稳定增长。

(3) 绿色集约生态保护情景下,城市建设用地面积限制到 2760 km^2 ,生态控制区面积占北京市市域面积的 75%,森林覆盖率占市域面积的 45%。生态用地中林地面积增加至 8328.49 km^2 ,水域面积增加至 509.15 km^2 ,其他用地面积均有小幅度减少。总碳储量预测值相对往年有所增加,且为预测情景中最高,增长至

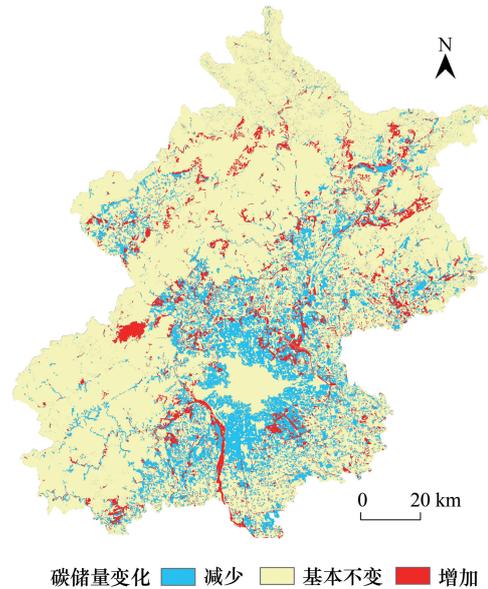


图 5 1990—2018 年北京市碳储量空间变化

Fig.5 Spatial variation of carbon storage in Beijing from 1990 to 2018

16.39×10⁶ t。从空间分布来看,87.32%的区域碳储量基本稳定,仅有零星分布在城市周边的 3.54%的区域呈减少趋势。在建设用地面积以及生态保护红线、永久基本农田保护红线和城镇开发边界线的限制条件下,更多城区内的建设用地转换为其他碳密度值较高的生态用地,燕山山脉与太行山脉的林地面积增大,永定河、温榆河等水域的面积也有所增加,耕地和草地转换为建设用地的面积减小,因此还有占比 9.14%的区域碳储量呈增加趋势。

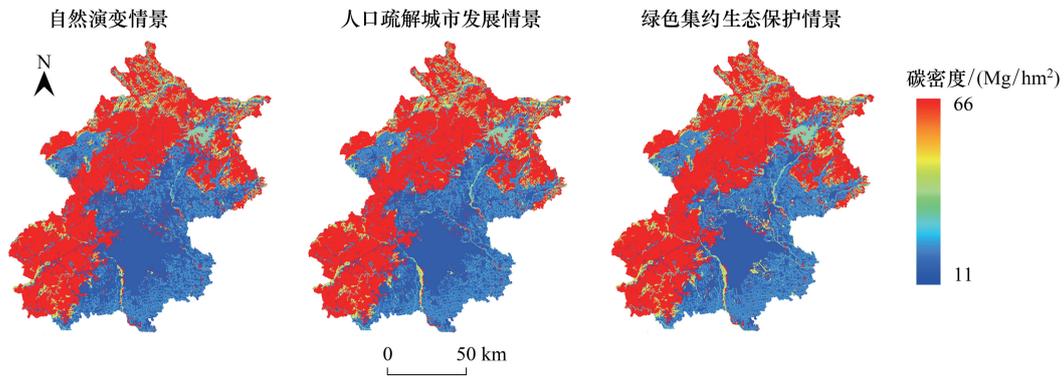


图 6 2035 年 3 种情景下北京市碳储量分布预测

Fig.6 Prediction of carbon storage distribution in Beijing under three scenarios in 2035

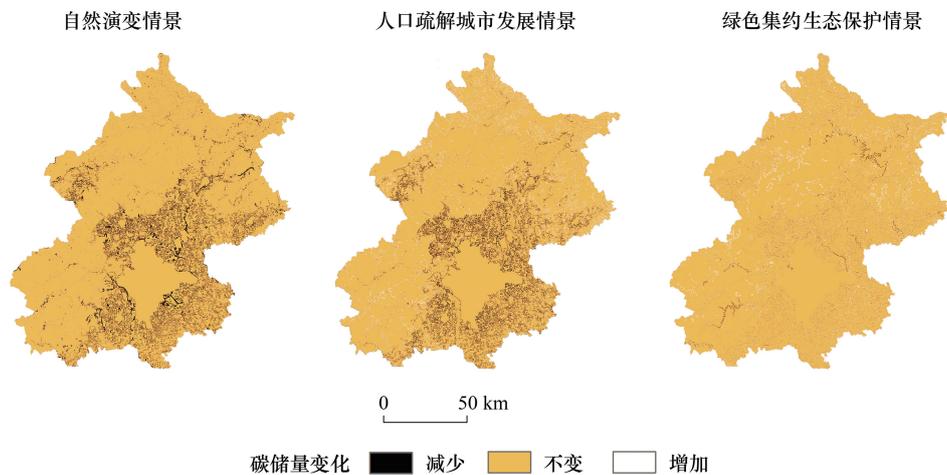


图 7 2018—2035 年 3 种情景下北京市碳储量变化预测

Fig.7 Prediction of carbon storage change in Beijing under three scenarios from 2018 to 2035

2.3 区域碳储量差异空间自相关分析

运用 geoda 软件对北京市行政区划与 2035 年 3 种情景下北京市碳储量时空差异进行全局空间自相关分析,由测算(图 9)可知分布在第一象限和第三象限的点为空间正相关的点数据,三种情景下 Moran' s I 的值分别为 0.438、0.423 和 0.427,为空间正相关,说明这些区域具有较大的空间正相关性,也就是北京市各区域范围内碳储量的空间分布并非表现出完全随机性,而是表现出空间相似值之间的空间聚类。其空间关联特征是:碳储量较高的区趋于和碳储量较高的区相邻,碳储量较低的区趋于和碳储量较低的相邻。因为大部分区位于第一象限(热点区域)和第三象限(冷点区域)内,热点区域属于高一高集聚,冷点区域为低—低聚集,所以北京市 16 个下辖区中有 14 个都具有较强的空间正相关。

运用 geoda 软件对各情景下北京市碳储量进行局部空间自相关分析(图 10),其结果表明 3 种情景下的碳

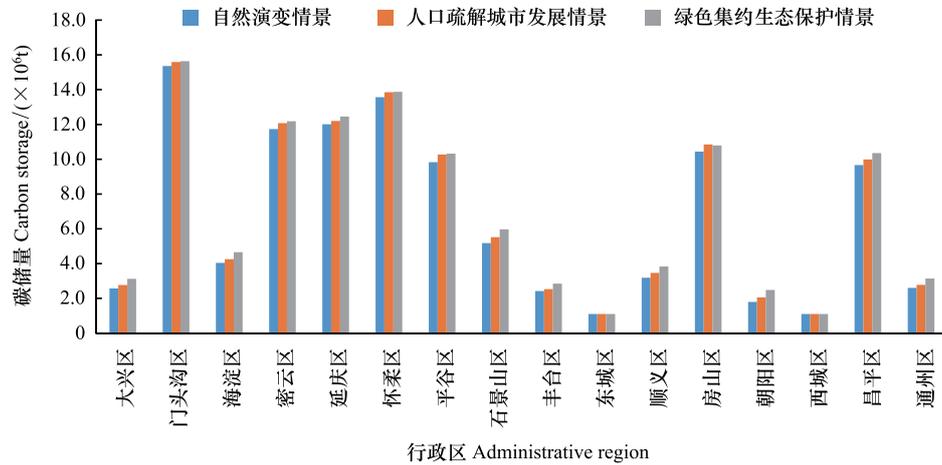


图8 2035年3种情景情景下北京市区域碳储量分析预测

Fig.8 Analysis and prediction of regional carbon storage in Beijing in 2035 under the three scenarios

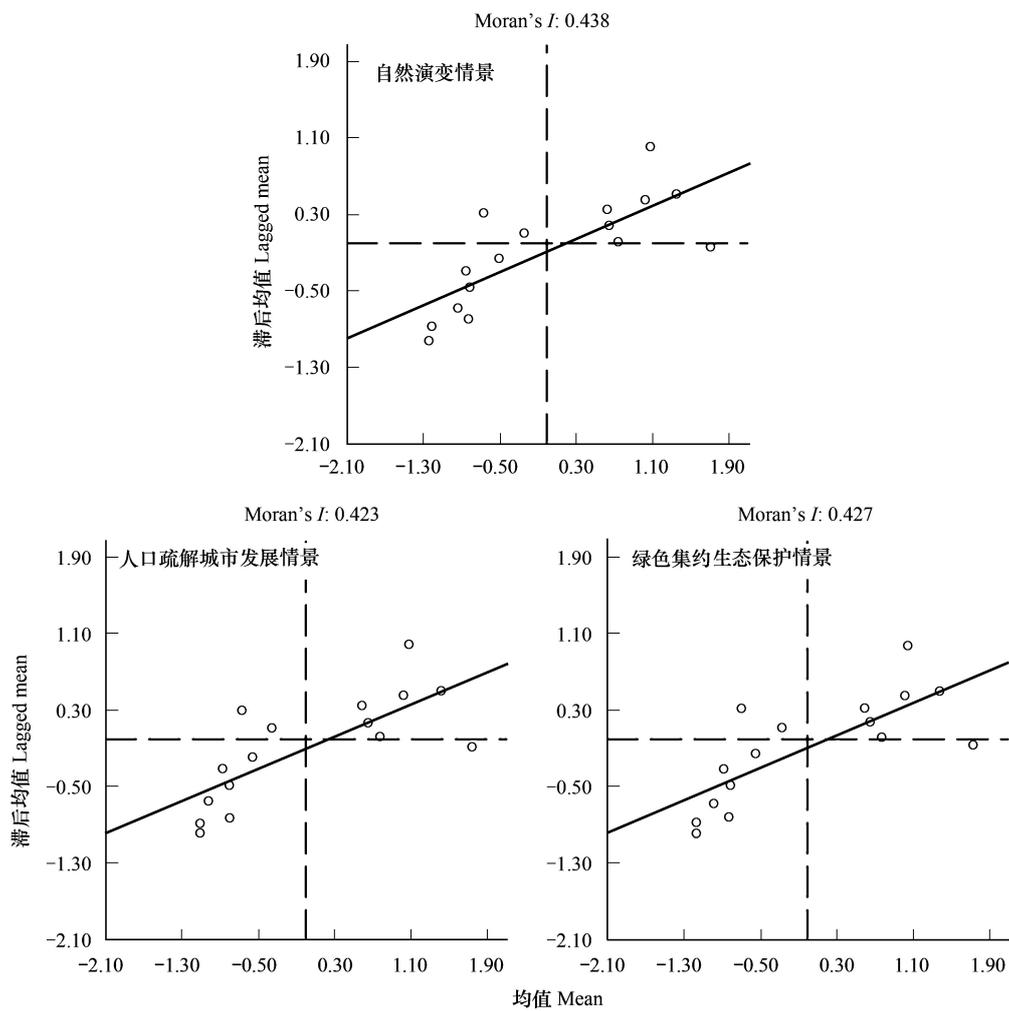


图9 北京市碳储量全局空间自相关分析 Moran 散点图

Fig.9 Moran scatter plot of global spatial autocorrelation analysis of carbon storage in Beijing

储量值在空间分布上具有相似性,碳储量高值区域在城市北部、西北部及西部的怀柔区、延庆区、昌平区和门头沟区出现集聚,主要原因可能为北京市西部和北部的区域林木覆盖率较高,根据相关报道,京津风沙源治理工程的实施使头沟、房山、昌平、平谷、怀柔、密云、延庆等 7 个区纳入工程范围,通过植树造林、退耕还林、小流域综合治理等综合施策斗风沙,且通州区、怀柔区、密云区将在 2022 年全部创建为“国家森林城市”,北京计划通过两轮百万亩造林绿化工程,到 2022 年森林覆盖率达到 45%,这对于提升陆地生态系统的碳汇能力具有重要作用。

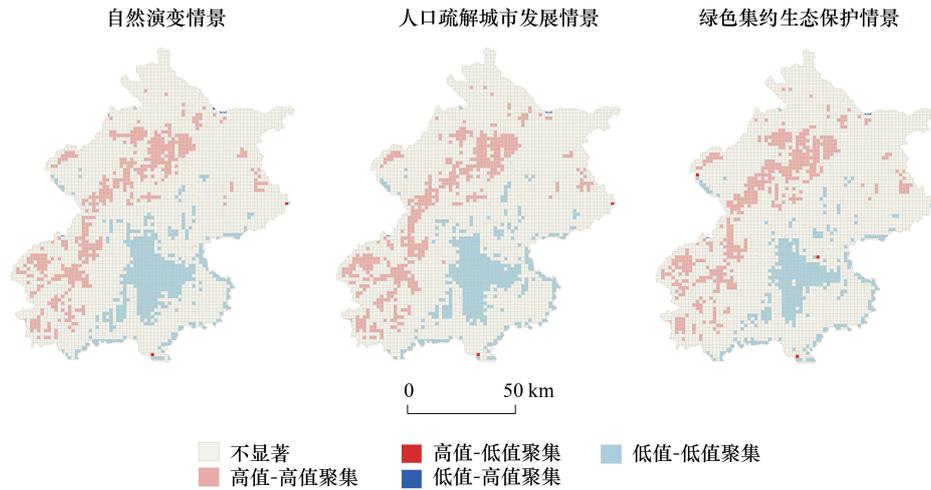


图 10 2035 年北京市碳储量局部空间自相关分析

Fig.10 Local spatial autocorrelation analysis of carbon storage in Beijing in 2035

2.4 多情景模拟下土地利用变化对生态系统碳储量影响差异

建设用地扩张是造成三种情景内生态系统碳储量变化的重要因素,因为建设用地面积的增长牵制耕地、草地此类含碳量高的地类面积的变化,从而影响整体碳储量。

根据图 11,发现除建设用地外的草地、水域和林地等生态用地面积的显著减少成为自然演变情景中导致生态系统碳储量减少的主要原因。绿色集约生态保护情景下,林地面积的增长引致的生态系统碳储量总值较高,主要由于该情景限制了建设用地的面积,并减少林地、耕地、草地和水域向其转换的概率,使得各生态用地各地类碳储量并未有明显降低。耕地、草地的影响略次于建设用地,其中耕地和草地在自然演变和人口疏解

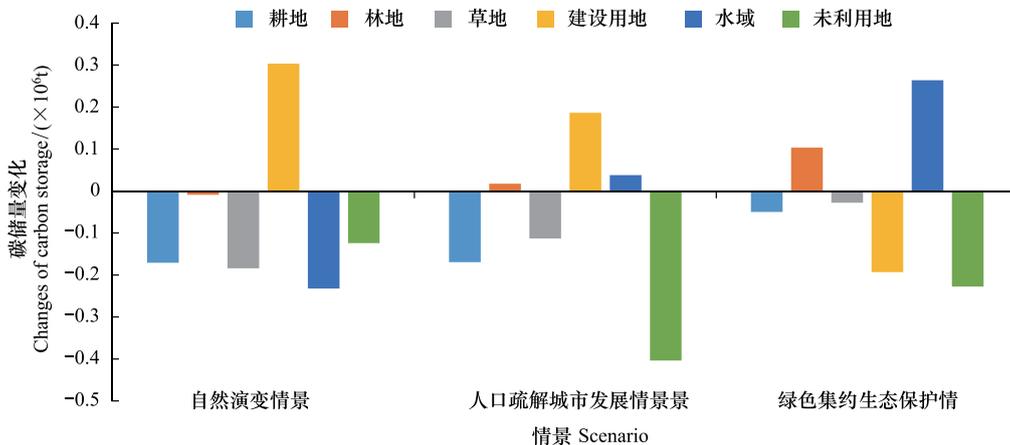


图 11 2018—2035 年北京市各用地类型生态系统碳储量变化

Fig.11 Changes of carbon storage in ecosystems of different land use types in Beijing from 2018 to 2035

城市发展情景中对碳储量的影响较大,对绿色集约生态保护情景的影响相对较小。水域在自然演变和绿色集约生态保护情景下对总体碳储量有一定的影响作用;而未利用地在三种情景下的碳储量变化虽大,但由于其面积积极小,影响甚微。

3 结论

本研究借助 InVEST 模型碳储量模块评估了 1990—2018 年间北京市土地利用变化对碳储量的影响,并耦合了 Flus 与 InVEST 模型,对 2035 年北京市土地利用变化及碳储量进行了自然演变情景(NES)、人口疏解城市发展情景(PDUDS)、绿色集约生态保护情景(GIEPS)下的模拟预测,最后采用空间自相关分析对其进行分区管理研究。从本研究中得出以下结论:

(1)北京市土地利用变化对碳储量驱动机制:①从历史数据上来看,1990—2018 年北京市碳储量变化特征表现为先减后增,2000—2010 年区域碳储量的变化比较剧烈,碳储量下降了 4.3%,主导地类变化为耕地、林地、草地向建设用地的转化。2010 年后北京市建设用地扩张趋于缓和,未利用地有部分转化为耕地、林地和草地,使得 2010 年至 2018 年间碳储量增加了 3.5%。②从 2035 年 3 种未来情景的模拟上来看,在 NES 下北京市碳储量预测值为 15.64×10^6 t,草地、水域和林地向建设用地的转化导致其较往年相对有所降低。建设用地向林地的转化导致 GIEPS 下碳储量预测值会进一步增加,为 16.39×10^6 t,比 NES 高出 7.50×10^5 t。PDUDS 下碳储量预测值增加但幅度较小,为 16.10×10^6 t,比 NES 高出 4.60×10^5 t,主要是由耕地和草地向建设用地的转化所导致。北京市碳储量变化主要受到建设用地的扩张对生态用地的影响,尽管未来建设用地扩张速度下降,但其进程仍会持续,未来北京市部分地区仍会存在一定的碳流失问题。

(2)北京市碳储量分区管理机制:局部空间自相关分析结果显示,对比 NES, GIEPS 与 PDUDS 的碳储量高值区域在城市北部、西北部及西部的太行山脉、燕山山脉地段,具体在怀柔、昌平延庆区与门头沟区处出现集聚, GIEPS 的高值区域最多;而低值区则在海淀、朝阳、东城、西城、大兴区出现集聚,均为占有大量建设用地区,相比 NES 与 GIEPS, PDUDS 下的低值区域集聚增加。

本文结合 FLUS、InVEST 与 Geoda 模块建立了一种土地利用变化与生态系统碳储量耦合模型,提出了一套具有创新性的生态系统碳储量与未来城市分区管理的技术体系,可对未来以土地利用变化为基准进行的生态系统碳储量核算进行较为精准的模拟,也为“双碳”目标导向下北京市国土空间规划提供科学依据。

参考文献(References):

- [1] 葛全胜,戴君虎,何凡能,潘娜,王梦麦. 过去 300 年中国土地利用、土地覆被变化与碳循环研究. 中国科学: D 辑: 地球科学, 2008, 38(2): 197-210.
- [2] 崔旺来,蔡莉,奚恒辉,杨帆,陈梦圆. 基于土地利用/覆盖变化的浙江大湾区生态安全评价及多情景模拟分析. 生态学报, 2022, 42(6): 2136-2148.
- [3] 李涛,杨知建,甘德欣,王志远,陈希,齐增湘. 长株潭城市群土地利用/覆被变化对碳效应的影响. 生态与农村环境学报, 2016, 32(4): 539-545.
- [4] 习近平主持召开中央财经委员会第九次会议.(2021-03-15)[2022-05-22]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1694303234948791520&wfr=spider&for=pc>
- [5] 2021 年国务院政府工作报告.(2021-03-05)[2022-05-22]. http://www.gov.cn/guowuyuan/2021zfzbg.htm?ivk_sa=1024320u
- [6] 北京城市总体规划(2016 年—2035 年).(2017-09-29)[2022-05-22]. http://www.beijing.gov.cn/gongkai/guihua/wngn/cqgh/201907/t20190701_100008.html
- [7] 北京市国土空间生态修复规划(2021 年-2035 年)(草案).(2021-09-22)[2022-05-22]. <http://www.gui-hua.com/post/492.html>
- [8] 北京市 2021 年政府工作报告.(2022-01-13)[2022-05-22]. https://mp.weixin.qq.com/s?__biz=MzA5NDY5MzUzMQ==&mid=2655380893&idx=1&sn=c95957bd5a8e6f3f853c569f85468bb8&chksm=8bfbf469bc8c7d7fc904cefdc9ee1e7f83d5052e6a497d629647d8d905f7357ea14e190c7fe5
- [9] 杨洁,谢保鹏,张德罡. 基于 InVEST 和 CA-Markov 模型的黄河流域碳储量时空变化研究. 中国生态农业学报: 中英文, 2021, 29(6): 1018-1029.

- [10] 解天琪, 李龙, 陈鑫, 周翼, 张国梁, 陈龙乾. 基于土地利用的淮海经济区碳储量估算与预测. 中国农业大学学报, 2021, 26(1): 131-142.
- [11] 何海珊, 赵宇豪, 吴健生. 低碳导向下土地覆被演变模拟——以深圳市为例. 生态学报, 2021, 41(21): 8352-8363.
- [12] 史名杰, 武红旗, 贾宏涛, 朱磊, 董通, 何盘星, 杨强军. 基于 MCE-CA-Markov 和 InVEST 模型的伊犁谷地碳储量时空演变及预测. 农业资源与环境学报, 2021, 38(6): 1010-1019.
- [13] 夏楚瑜, 董照樱子, 陈彬. 城市生态韧性时空变化及情景模拟研究——以杭州市为例. 生态学报, 2022, 42(1): 116-126.
- [14] Han H R, Yang C F, Song J P. Scenario simulation and the prediction of land use and land cover change in Beijing, China. Sustainability, 2015, 7(4): 4260-4279.
- [15] Li Z Z, Cheng X Q, Han H R. Future impacts of land use change on ecosystem services under different scenarios in the ecological conservation area, Beijing, China. Forests, 2020, 11(5): 584.
- [16] 国家统计局. 第七次全国人口普查公报(第三号). (2021-05-11) [2022-05-22]. http://www.stats.gov.cn/tjsj/tjgb/rkpcgb/qgrkpcgb/202106/t20210628_1818822.html.
- [17] 王文静, 逯非, 黄彬彬, 孔令桥. 北京国土空间生态修复的碳中和贡献. 北京规划建设, 2021(5): 22-26.
- [18] 张志军, 田英洁, 刘子潇, 张晓洁, 张杨. 城市土地利用系统健康评价——以六大城市为实证. 生态经济, 2021, 37(8): 79-84, 92.
- [19] 孟帆, 黄江松. 零碳北京的战略意义和实施路径. 前线, 2021(8): 63-66.
- [20] 钟良, 王红梅, 刘之琳. 北京碳排放尽早达峰及未来路径研究. 中国能源, 2019, 41(11): 42-47.
- [21] 韩松. 北京百万亩造林计划. 地球, 2012(3): 56-57.
- [22] 北京市人民政府. 北京市人民政府关于 2012 年实施平原地区 20 万亩造林工程的意见. 北京市人民政府公报, 2012(9): 7-9.
- [23] Hu W M, Li G, Gao Z H, Jia G Y, Wang Z C, Li Y. Assessment of the impact of the Poplar Ecological Retreat Project on water conservation in the Dongting Lake wetland region using the InVEST model. The Science of the Total Environment, 2020, 733: 139423.
- [24] 朱志强, 马晓双, 胡洪. 基于耦合 FLUS-InVEST 模型的广州市生态系统碳储量时空演变与预测. 水土保持通报, 2021, 41(2): 222-229, 239.
- [25] 张晓瑶, 张潇, 李冬花, 陆林, 虞虎. 城市土地利用变化对生态系统服务价值影响的多情景模拟——以深圳市为例. 生态学报, 2022, 42(6): 2086-2097.
- [26] 高周冰, 王晓瑞, 隋雪艳, 汪翔, 范业婷, 朱青, 吕立刚. 基于 FLUS 和 InVEST 模型的南京市生境质量多情景预测. 农业资源与环境学报, 2021, 12: 1-17 [2022-05-22]. DOI:10.13254/j.jare.2021.0411.
- [27] Arneith A, Sitch S, Pongratz J, Stocker B D, Ciais P, Poulter B, Bayer A D, Bondeau A, Calle L, Chini L P, Gasser T, Fader M, Friedlingstein P, Kato E, Li W, Lindeskog M, Nabel J E M S, Pugh T A M, Robertson E, Viovy N, Yue C, Zaehle S. Historical carbon dioxide emissions caused by land-use changes are possibly larger than assumed. Nature Geoscience, 2017, 10(2): 79-84.
- [28] 李亚楠, 多玲花, 张明. 基于 CA-Markov 和 InVEST 模型的土地利用格局与生境质量时空演变及预测——以江西省南昌市为例. 水土保持研究, 2022, 29(2): 345-354.
- [29] 王保盛, 廖江福, 祝薇, 邱全毅, 王琳, 唐立娜. 基于历史情景的 FLUS 模型邻域权重设置——以闽三角城市群 2030 年土地利用模拟为例. 生态学报, 2019, 39(12): 4284-4298.
- [30] Okwuashi O, Ndehedehe C E. Integrating machine learning with Markov chain and cellular automata models for modelling urban land use change. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2021, 21: 100461.
- [31] Rahnama M R. Forecasting land-use changes in Mashhad Metropolitan area using Cellular Automata and Markov chain model for 2016-2030. Sustainable Cities and Society, 2021, 64: 102548.
- [32] Chen Y D, Guo F, Wang J C, Cai W J, Wang C, Wang K C. Provincial and gridded population projection for China under shared socioeconomic pathways from 2010 to 2100. Scientific Data, 2020, 7(1): 83.
- [33] 陈璐, 王顺忠, 桑卫国. 我国暖温带森林碳储量特点研究——以北京、河北为例. 中央民族大学学报: 自然科学版, 2021, 30(2): 34-42.
- [34] 李瑾璞. 基于 InVEST 模型的土地利用变化与生态系统碳储量研究——以雄安新区为例[D]. 保定: 河北农业大学, 2020.
- [35] 朱丽亚, 胡克, 孙爽, 刘禹含, 梁佳欣. 基于 InVEST 模型的辽宁省海岸带碳储量时空变化研究. 现代地质, 2021, 36(1): 96-104.
- [36] Alam S A, Starr M, Clark B J F. Tree biomass and soil organic carbon densities across the Sudanese woodland savannah: a regional carbon sequestration study. Journal of Arid Environments, 2013, 89: 67-76.
- [37] 陈光水, 杨玉盛, 刘乐中, 李熙波, 赵月彩, 袁一丁. 森林地下碳分配(TBCA)研究进展. 亚热带资源与环境学报, 2007, 2(1): 34-42.
- [38] 高瑞宏, 陈耀, 邓丽红, 赵皓然. 甘肃省县域经济时空差异分析——基于 GeoDa 统计研究. 农场经济管理, 2020(4): 47-49.