

基于 MOP-PLUS-InVEST 模型的碳储量多情景模拟及驱动机制分析

张龙江¹, 陈国平^{1,2,3*}, 林伊琳^{1,2}, 赵俊三^{1,2}, 刘俸汝¹, 彭苏芬¹

(1. 昆明理工大学国土资源工程学院, 昆明 650093; 2. 自然资源智慧治理产学研融合创新基地, 昆明 650093;
3. 中国测绘科学研究院, 北京 100036)

摘要: 碳储量是陆地生态系统的重要组成部分, 其时空分布特征及驱动机制对区域可持续发展的推进具有重要意义。现有研究主要聚焦于历史和现状的碳储量分析, 但对未来碳储量的研究, 尤其是在多种土地利用情景下的刻画, 仍显不足。这种局限性削弱了碳储量研究对区域可持续发展目标的实际指导作用。该研究构建了 MOP-PLUS-InVEST 耦合模型, 定量预测了滇中城市群自然发展情景、生态保护情景、经济发展情景、可持续发展情景 4 种情景下的土地利用和碳储量的时空分布格局。同时, 采用最优参数地理检测器 (optimal parameters geographical detector, OPGD) 模型探究碳储量空间分异的驱动机制。结果表明: 1) 2000—2020 年, 碳储量累计损失 1.95×10^7 t, 尤其在 2010—2020 年, 由于城市化进程加快, 损失尤为严重; 在各类土地利用类型中, 草地的碳储量损失最大; 2) 在未来情景下, 4 种情景中的建设用地均呈现持续增长趋势, 而碳储量则有所下降。其中, 生态保护情景的碳储量降幅最小, 减少了 2.84×10^6 t, 经济发展情景的碳储量降幅最大, 减少了 1.678×10^7 t; 4 种情景的碳储量空间分布具有一定相似性, 高值区主要集中在研究区西部和南部, 低值区主要分布在中部; 3) 碳储量受多种因素共同驱动, 其中归一化植被指数和夜间灯光指数是碳储量空间分异的主导因子, 自然因素和社会因素对碳储量空间分异的影响程度不同, 其中人类活动在碳储量变化中起着关键作用。该研究结果可为滇中城市群国土空间规划实施评价、“双碳”目标及可持续发展目标的实现提供理论和技术支持。

关键词: 土地利用; 多情景模拟; MOP-PLUS-InVEST 模型; 碳储量; 最优参数地理检测器; 滇中城市群

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406050

中图分类号: X321

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-22-0223-11

张龙江, 陈国平, 林伊琳, 等. 基于 MOP-PLUS-InVEST 模型的碳储量多情景模拟及驱动机制分析[J]. 农业工程学报, 2024, 40(22): 223-233. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406050 <http://www.tcsae.org>

ZHANG Longjiang, CHEN Guoping, LIN Yilin, et al. Simulating multiple scenarios of carbon stocks for driving mechanisms using MOP-PLUS-InVEST model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(22): 223-233. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406050 <http://www.tcsae.org>

0 引言

全球变暖的趋势越来越明显, 引起了世界各国各界人士的关注。碳储量作为生态系统服务的关键组成部分, 被确定为评估陆地生态系统对全球气候变化响应的指标之一^[1]。土地作为陆地生态系统实现固碳功能的重要载体^[2], 其利用和覆被的变化通过影响生态系统的结构与功能, 直接作用于植被和土壤的碳储量, 进而影响整个区域的碳储量动态, 且土地利用变化往往伴随显著的碳交换^[3]。在土地利用/覆被变化 (land use and cover change, LUCC) 的背景下, 及时有效地评估碳储量对区域碳循环的作用, 对于缓解气候变化和促进可持续发展具有重

要意义^[4]。

陆地生态系统的碳储量主要由地上和地下生物量、凋落物和土壤有机碳组成^[5]。区域碳储量的评估方法主要包括野外调查^[6]、遥感反演^[7]以及生态系统服务与权衡综合评估 (integrated valuation of ecosystem services and tradeoffs, InVEST) 模型^[8]。尽管野外调查方法结果准确, 但其过程耗时且难以反映长时序、大尺度的碳储量变化, 限制广泛应用; 遥感反演方法在大尺度和动态监测方面具有显著优势, 但精度不高、算法复杂且存在不确定性等不足。InVEST 模型可以在空间上评估气候和 LUCC 对生态系统碳储量的影响, 且具有参数易获取、结果可视化、通用性和稳定性等显著优点^[9]。在不同情景的土地利用模拟中, 主要包括两大部分: 不同类型的土地数量需求和空间分配模拟^[10]。随着人类活动对土地利用的影响日益加剧, 土地利用格局变得更加复杂和多样化^[11]。因此, 结合土地利用数量和空间特征的耦合模型逐渐成为优化土地利用格局的研究热点^[12-14]。许多模型已得到广泛应用, 如 CA-Markov (cellular automaton markov) 模型^[15]、CLUE-S (conversion of land use and its

收稿日期: 2024-06-05 修订日期: 2024-11-07

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42301304); 地理信息工程国家重点实验室、测绘科学与地球空间信息技术自然资源部重点实验室联合资助基金项目 (编号 2024-04-14); 昆明理工大学校人培基金项目 (KKZ3202421124)
作者简介: 张龙江, 研究方向为生态系统服务。

Email: zhanglongjiangname@qq.com

*通信作者: 陈国平, 博士, 副教授, 研究方向为土地生态系统与 GIS 时空建模。Email: chenguoping@kust.edu.cn

effects at small regional extent) 系列模型^[16]、未来土地利用模拟模型^[17]以及斑块生成土地利用模拟(patch-generating land use simulation, PLUS)模型^[18]。本文提出了一种基于多目标优化(multi-objective optimization problem, MOP)算法和 PLUS 模型的耦合模型,用于模拟自然增长、生态保护、经济发展和可持续发展 4 种情景下的土地利用变化。MOP 算法是一种自上而下的方法,特别适应于解决复杂土地系统中目标冲突的问题,尤其在考虑宏观经济政策时表现突出^[19]。PLUS 模型是一种动态、空间明确的模型,采用自下而上的过程,根据栅格单元的土地类型的发展概率以及 MOP 提供的数量约束下,为每个格网像元选择最合适的土地利用类型^[20]。MOP 与 PLUS 的结合能够优化土地利用的数量结构,并将变化合理配置到最适宜的位置上。近年来,碳储量驱动机制的研究方法逐渐丰富,包括相关性分析^[21]、空间分析模型^[22]和回归分析^[23]等。其中,基于最优参数的地理探测器(optimal parameters geographical detector, OPGD)模型通过优化空间数据离散化、空间层次划分的数量和空间尺度参数,确定了最优参数组合,从而提升了空间尺度分析和数据离散化效果^[24]。

此外,现有相关研究多集中于经济发达的平原地区,以高原山地特殊地形条件下的城市群为案例的研究则相对较少。基于此,本研究以滇中城市群为例,通过 MOP-PLUS 模型预测未来的土地利用变化,通过 InVEST 模型计算研究区的碳储量,并利用 OPGD 模型探究各影响因子对碳储量变化的驱动机制。研究结果可为未来低碳发展和可持续策略的制定提供新的视角和参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

滇中城市群位于云南省中部,是该省最发达的区域(图 1),总面积达 11.14 万 km²,是国家重点培育的 19 个城市群之一,亦是云南省生产力布局和生产发展的

核心地带。该区域地形以山地和盆地为主,地处低纬度高海拔地区,生物资源丰富,森林覆盖率超过 50%。植被主要为亚热带常绿阔叶林和灌丛草地,河流纵横,生态屏障作用显著。近年来,随着城市化进程加快,对自然资源的需求不断增长,生态环境保护与城镇化及人类活动的矛盾日益突出,区域土地的可持续发展面临多重压力和严峻考验。

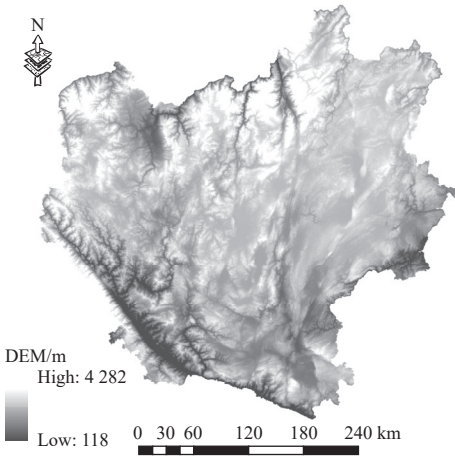


图 1 研究区位置示意图
Fig.1 Schematic map of study area

1.2 数据来源与预处理

本文采用的数据来源及处理如下: 1) 土地利用数据: 来自中国科学院资源与环境科学数据中心 (http://www.resdc.cn/). 根据研究需要, 将其重分类为耕地、林地、草地、水体、建设用地和未利用地 6 种类型。2) 自然地理数据: 主要包括地形数据、气象数据、NDVI 数据和河流数据。3) 社会经济数据: 包括道路数据、夜间灯光数据、人口数据、GDP 数据及相关文本数据。各数据来源及相关信息如表 1 所示。为便于处理和计算, 本文中所有空间数据均被重采样为 30 m×30 m, 并统一转换为 WGS_1984_UTM_Zone_48N 投影坐标系。

表 1 数据类型及来源
Table 1 Data types and sources

数据类型 Data type	数据名称 Date name	分辨率 Resolution	年份 Year	数据来源 Date sources
土地利用数据集 Land use dataset	土地利用数据	30 m	2000、2010、2020	中国科学院资源环境数据中心 (http://www.resdc.cn/)
	DEM	30 m	/	地理空间数据云 (http://www.gscloud.cn/)
	坡度	30 m	/	基于 DEM 数据在空间分析软件上计算
	坡向	30 m	/	
自然地理数据集 Natural factors dataset	NDVI	1 km	2000、2010、2020	中国科学院资源环境数据中心 (https://www.resdc.cn/)
	年均气温	1 km	2000、2010、2020	国家青藏高原科学数据中心 (http://www.tpcd.ac.cn)
	年均降水量	1 km	2000、2010、2020	
	河网	/	/	OpenStreetMap(https://www.openstreetmap.org/)世界土壤数据库 (https://www.fao.org/)
	土壤类型	1 km	/	
社会经济数据集 Socio-economic dataset	人口密度	1 km	2000、2010、2020	中国科学院资源环境数据中心 (http://www.resdc.cn/)
	GDP	1 km	2000、2010、2020	
	夜间灯光指数	1 km	2000、2010、2020	OpenStreetMap(https://www.openstreetmap.org/)
	道路	/	/	
	县行政中心	/	/	
文本数据集 Text dataset	《云南省统计年鉴》		2000-2020	云南省门户网站 (https://www.yn.gov.cn)
	《云南省生态文明建设排头兵规划 (2021—2025 年)》		/	
	《滇中城市群发展规划》		/	
	《云南省国土空间生态修复规划 (2021-2035 年)》		/	

1.3 研究方法

本文首先基于 2000—2020 年的土地利用、自然地理和社会经济等数据，采用 MOP 模型对自然增长、生态保护、经济发展和可持续发展 4 种情景下的 2030 年土地利用需求进行数量预测。随后，通过 PLUS 模型模拟各情景下土地利用的时空分布格局。接着，运用 InVEST 模型和可视化制图刻画研究区碳储量的时空演变特征。最后，通过 OPGD 模型揭示碳储量的驱动机制。

1.3.1 土地利用数量需求预测方法

滇中城市群是中国重要的城市群，其未来发展受到政府政策和规划的深刻影响。本文采用 MOP 方法，结合地方政策，设定了生态保护、经济发展和可持续发展 3 种情景，以更好地探讨未来土地利用的多种可能性。同时，利用马尔可夫链方法建立了自然发展情景，作为对比基准，以便与其他情景进行比较。

1) 自然发展情景 (NDS)：也称为无约束发展情景，是一种基线情景，不考虑突发政策或自然灾害，也不对任何土地类型设置转换限制，土地利用将按历史趋势发展演进。该情景通过 Markov 模型生成 2010—2020 年土地利用变化矩阵，以 2020 年各类土地利用类型为基准，对 2030 年各类型土地利用数量进行预测。

2) 生态保护情景 (EPS)：在该情景下，研究区的发展更注重自然环境和资源的保护，未来土地资源的利用将以提升生态效益为核心，优先保护自然生态系统并推动其建设。通过限制生态用地的开发和转化，以最大化其生态效益。以生态系统服务价值 (ESV) 作为衡量生态效益的指标，函数表达为

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^6 \text{ESV}_i \cdot x_i = 0.5x_1 + 2.72x_2 + 1.55x_3 + 16.12x_4 - 1.58x_5 + 0.08x_6$$

(1)

式中 $f_1(x)$ 表示所有土地类型的总生态效益， ESV_i 表示第 i 类土地利用类型每公顷的生态效益 (单位：万元)，

x_i 表示第 i 类土地利用类型的面积， $x_1 \sim x_6$ 分别代表耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地。参考谢高地等^[25]修定的中国单位面积生态系统服务等效表，对研究区主要农作物的单位面积产量所产生的经济价值进行修正，从而得出各土地利用类型的单位面积生态服务价值^[26]。EPS 优化目标函数为总生态效益最大化，即 $\max\{f_1(x)\}$ 。

3) 经济发展情景 (EDS)：在该情景下，未来土地利用需求将优先满足城市扩张、基础设施建设和经济发展的需要，以经济效益为核心导向。经济效益的评估函数表达为

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^6 \text{EC}_i \times x_i = 12.88x_1 + 0.79x_2 + 7.74x_3 + 7.10x_4 + 785.85x_5 + 0.001x_6$$

(2)

式中 $f_2(x)$ 表示总经济效益， EC_i 表示第 i 类土地利用类型每公顷的经济效益 (单位：万元)。平均土地经济价值来源于《云南省统计年鉴》，其中林业、农业、牧业和渔业的总产值分别对应林地、耕地、草地和水域的经济效益。第二、三产业的国内生产总值 (GDP) 对应建设用地的经济效益，未利用地的经济效益则根据前人研究进行设置^[27]。EDS 的优化目标函数为总经济效益最大化，即 $\max\{f_2(x)\}$ 。

4) 可持续发展情景 (SDS)：在该情景下，追求经济发展的同时限制生态用地的转化，确保经济发展不完全侵占生态功能，力求实现经济效益与生态效益的双重最大化。SDS 的多目标优化函数为 $\max\{f_1(x), f_2(x)\}$ 。

约束条件如下：

根据土地利用的发展趋势，结合《云南省生态文明建设排头兵规划 (2021—2025 年)》、《滇中城市群发展规划》、《云南省国土空间生态修复规划 (2021—2035 年)》等相关政策文件，设定了一系列社会经济发展和生态环境的约束指标，见表 2 所示。

表 2 土地利用结构优化约束条件
Table 2 Land use structure optimization constraints

约束条件 Constraints	约束说明 Constraint Description
$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 = 11\,141\,039.34$	土地总面积约束：表示各类用地面积之和应等于研究区总面积。 $x_1 \sim x_6$ 分别为 2030 年耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地面积 (hm^2)。
$2\,127 \leq P \leq 3\,050$	总人口 P 约束：应确保居住在该区域的总人口不应超过土地对人类活动的承载能力。依据《滇中城市群发展规划》中的政策设定人口上限，现有人口作为下限 (万人)。
$P \times 141.2 \times 114.11 \leq x_1 \times 4\,316.24 \times 1.11 \times 0.67$	耕地面积约束：农田生产的粮食数量应满足人口的粮食需求。本研究设定的人均粮食需求量为 141.2 kg ，粮食自给率为 114.11% ，单位耕地面积的粮食产量 $4\,316.24\text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ ，农作物种植比例为 67% ，复种指数为 1.11 。
$5\,522\,431.16 \leq x_2 \leq 5\,413\,076.08$	林地面积约束：2000—2020 年间，研究区林地面积持续下降，预计这一趋势将延续。根据《云南省生态文明建设排头兵规划 (2021—2025 年)》和《滇中城市群发展规划》，当地政府正计划实施更多生态保护措施。因此，将 2020 年林地面积增加 1% 作为上限，减少 1% 作为下限。
$2\,920\,662.98 \leq x_3 \leq 2\,879\,666.28$	草地面积约束：以自然发展情景下预测的草地面积为基线，设置增加 1% 和减少 1% 作为约束条件的上限和下限。
$146\,419.93 \leq x_4 \leq 164\,919.00$	水域面积约束：研究区内大量水域已被开垦用于城市扩张和农作物生产。为防止湖泊进一步萎缩，当地政府实施了滇中引水工程以加强水资源保护，预计未来水域面积将有所增加。因此，将 2020 年的水域面积设为下限，并依据 2015—2020 年水域面积的年均自然增长率计算 2030 年的水域面积上限。
$P \times 0.010\,9 \leq x_5$	建设用地约束：建设用地应该满足人口需求，研究区内人均建设用地为 $0.010\,9\text{ hm}^2$ 。根据当前的建设用地增长趋势，预计到 2030 年建成区面积将超过 $332\,112.95\text{ hm}^2$ 。
$15\,849.30 \leq x_6 \leq 16\,049.16$	未利用地面积约束：研究区内未利用地持续被开发利用，预计面积将呈下降趋势。因此，2030 年未利用土地面积应小于 2020 年的 $16\,049.16\text{ hm}^2$ ，但由于研究区属于高原山区，未利用地的使用率相对较低，其面积不应小于 $15\,849.3\text{ hm}^2$ 。
$x_2 + x_3 + x_4 \leq 0.75S_{\text{总}}$	生态用地约束条件：依据《云南省生态文明建设排头兵规划 (2021—2025 年)》中提出的生态保护措施，到 2030 年生态用地 (林地、草地、水域) 面积应不低于研究区总面积 ($S_{\text{总}}$) 的 75% 。

1.3.2 PLUS 模型

PLUS 模型是一种基于栅格数据的 CA 模型, 可用于斑块尺度的 LUCC 模拟^[28]。该模型集成了基于土地扩张分析策略的规则挖掘框架和多类型随机斑块种子的 CA。通过使用随机森林分类法挖掘驱动因素, 可以获得各类 LUCC 扩展的适宜概率^[29]。其步骤主要为

1) LEAS 模块: 通过计算两期不同土地利用类型的变化概率和惯性概率, 并利用随机森林分类 (RFC) 分析各驱动因子对土地利用类型转换的影响, 生成各土地利用类型的扩张概率图。

2) CARS 模块: 这是一个多类随机斑块种子的 CA 模型, 通过结合随机种子生成和阈值递减机制, 在发展概率的约束下利用自适应系数影响土地利用斑块的生成, 从而预测和模拟未来的土地利用格局分布。

1.3.3 InVEST 模型

Invest 模型根据研究所提供的碳库计算当前碳储量及随时间变化的碳封存量, 包括地上生物量、地下生物量、土壤和死亡有机质^[30]。总碳储量计算式如下:

$$C_{\text{total}} = C_{\text{above}} + C_{\text{below}} + C_{\text{soil}} + C_{\text{dead}} \quad (3)$$

式中 C_{total} 是总碳储量, t; C_{above} 是地上碳储量, t; C_{below} 是地下碳储量, t; C_{soil} 是土壤碳储量, t; C_{dead} 是死亡碳储量, t。

本研究中, 不同土地利用类型的碳密度数据来自国家生态科学数据中心的共享数据和相关文献^[31-32]。由于这些数据来源于中国不同地区的研究成果, 因此选择的数据尽量接近或覆盖研究区。同时, 由于碳密度受气候、土壤性质和土地利用方式的影响^[33], 应根据研究区的实际气候特征和土地利用类型对碳密度进行修正。现有研究表明, 碳密度与年降水量呈正相关, 与年平均气温呈弱相关。碳密度与温度和降水之间的定量关系表达式如下^[34]:

$$C_{\text{SP}} = 3.3968 \cdot P_a + 3996 \quad (4)$$

$$C_{\text{BP}} = 6.7981e^{0.00541P} \quad (5)$$

$$C_{\text{BT}} = 28 \cdot T + 398 \quad (6)$$

式中 C_{SP} 是基于年降水量求得的土壤碳密度 (t/hm^2); C_{BP} 和 C_{BT} 是分别表示根据降水量和气温求得的碳密度 (t/hm^2); P_a 是年平均降水量 (mm), T 是年平均气温 ($^{\circ}\text{C}$)。

碳密度参数的降水和气温因子修正系数如下^[35]:

$$K_{\text{BP}} = \frac{C'_{\text{BP}}}{C''_{\text{BP}}} \quad (7)$$

$$K_{\text{BT}} = \frac{C'_{\text{BT}}}{C''_{\text{BT}}} \quad (8)$$

$$K_B = K_{\text{BP}} \cdot K_{\text{BT}} \quad (9)$$

$$K_S = \frac{C'_{\text{SP}}}{C''_{\text{SP}}} \quad (10)$$

式中 K_{BP} 和 K_{BT} 分别表示降水因子和气温因子对生物量碳

密度的修正指数; K_B 和 K_S 分别表示生物量碳密度修正指数和土壤碳密度修正指数; C'_{BP} 和 C''_{BP} 分别表示研究区和全国年降水量计算得到的生物量碳密度 (t/hm^2)。 C'_{BT} 和 C''_{BT} 分别表示研究区和全国年平均气温计算得到的生物量碳密度 (t/hm^2); C'_{SP} 和 C''_{SP} 分别表示研究区和全国年平均气温计算得到的土壤碳密度数据 (t/hm^2); 死亡有机碳密度参数不作修正。研究区各土地利用类型碳密度值见表 3。

表 3 不同土地利用类型碳密度修正值

Table 3 Carbon density correction values for different land use types (t/hm^2)

土地利用类型 Land type	地上碳密度 Carbon density of above	地下碳密度 Carbon density of below	土壤碳密度 Carbon density of soil	死亡有机 质碳密度 Carbon density of dead organic
耕地 Cropland	18.9	71.2	85.5	2.4
林地 Woodland	38.99	102.3	125.8	3.4
草地 Grassland	31.15	76.3	112.2	2.9
水域 Water area	0	0	81.1	0
建设用 地 Built-up land	16.2	3.2	73	0
未利用 地 Unused land	24.3	4.9	74.6	2.2

1.3.4 最优参数的地理检测器 (OPGD)

OPGD 模型通过探测分析碳储量变化及其驱动因子, 揭示碳储量变化的空间分异特征并识别其主要驱动因子^[36]。在 OPGD 模型中, 优化了空间分析的数据离散化的过程, 确定了驱动因素的最佳参数组合, 从而提供灵活而全面的解决方案, 并具备丰富的可视化功能。本研究采用 R 语言中的 GD 包模块, 对碳储量时空演变进行定量分析, 探索空间因子及其交互作用。

1) 参数空间离散化优化: OPGD 模型的参数优化部分可根据自变量和因变量的特性, 采用间隔法分类 (equal breaks)、自然间断点法 (natural breaks)、分位数分类 (quantile breaks)、几何间隔分类 (geometric breaks) 和标准差分类 (standard deviation breaks) 5 种方法对连续数据进行离散化处理。通过比较 5 种离散方法对 q 值的影响力, 确定驱动因子的最优空间离散化方法及分区^[37]。

2) 因子探测器和交互作用探测: 因子探测器用于分析影响因子的显著性, 检测各驱动因子对碳储量变化的影响力, 通常采用统计量 q 进行表示, 其取值范围在 0~1 之间, q 值越大, 表示该因子对碳储量变化的影响越显著, 反之则影响越小。交互作用探测目的是识别不同驱动因子 X 之间的交互作用, 即评估因子 X_1 和 X_2 在共同作用时是否会增强或减弱对因变量 Y 的影响, 或是否各因子对 Y 的影响相互独立。

2 结果与分析

2.1 土地利用多情景模拟分析

2.1.1 多情景土地利用数量分析

通过对研究区 2000—2020 年土地利用数据的分析, 发现这 20 年间研究区的土地利用变化总体呈现出耕地、

林地和草地面积减少，水域和建设用地面积增加，未利用地面积相对稳定的趋势。根据计算式（1）～（2）及各约束条件，计算不同情景下的土地利用数量（表 4），与 2020 年相比，在自然发展情景下，建设用地预计增加 83 346.93 hm²，耕地、草地和林地分别减少 33 237.09、22 099.5 和 40 298.13 hm²；在经济发展情景下，建设用地增幅最大，增加了 100 826.55 hm²，耕地面积预计增长 23 850.77 hm²，而林地和草地面积减少最为显著，分别减少了 54 677.62 和 69 799.76 hm²；在生态保护情景下，更加注重对生态自然资源和生态环境的保护，建设用地

面积增长最少，水域面积增长最多，分别为 65 867.35 和 18 499.08 hm²，林地面积显著增加，增加了 54 677.38 hm²，耕地面积则减少最多，减少了 128 047.00 hm²；在可持续发展情景下，受经济发展和环境保护的双重约束，耕地和建设用地面积分别增加了 57 791.47 和 66 073.92 hm²，增幅介于经济发展和生态保护情景之间，林地和草地面积分别减少 54 479.00 和 69 590.90 hm²，减少量高于生态保护情景，但低于经济发展情景。总体来看，在 4 种情景下，建设用地面积均呈不同程度的增加，而水域面积在经济发展情景下略有下降，在其他情景下则有所增加。

表 4 不同情景土地利用面积及比例
Table 4 Land use area and percentage of different scenarios

土地类型 Land type		2000 年	2010 年	2020 年	情景模拟（2030 年）Scenario Simulation in 2030			
					NDS	EDS	EPS	SDS
耕地 Cropland	面积/hm ²	2 305 553.31	2 297 646.81	2 254 108.23	2 220 871.14	2 277 959	212 6061	2 311 899.7
	比例/%	20.69	20.62	20.23	19.93	20.45	19.08	20.75
林地 Woodland	面积/hm ²	5 497 550.28	5 488 649.01	5 467 753.62	5 445 654.12	5 413 076	5 522 431	5 413 274.63
	比例/%	49.35	49.27	49.08	48.88	48.59	49.57	48.59
草地 Grassland	面积/hm ²	3 064 330.98	3 034 184.67	2 990 462.76	2 950 164.63	2 920 663	2 979 666	2 920 871.83
	比例/%	27.50	27.23	26.84	26.48	26.22	26.74	26.22
水域 Water area	面积/hm ²	129 607.74	132 785.91	146 419.92	158 747.49	146 419.9	164 919	146 628.53
	比例/%	1.16	0.19	1.31	1.42	1.31	1.48	1.32
建设用地 Built-up land	面积/hm ²	128 459.07	171 649.62	266 245.65	349 592.58	367 072.2	332 113	332 319.57
	比例/%	1.15	1.54	2.39	3.14	3.29	2.98	2.98
未利用地 Unused land	面积/hm ²	15 537.96	16 123.32	16 049.16	16 009.38	15 849.3	15 849.3	16 045.08
	比例/%	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14

注：NDS：自然发展情景；EPS：生态保护情景；EDS：经济发展情景；SDS：可持续发展情景。下同。
Note: NDS: Natural development; EPS: Ecological protection scenarios; EDS: Economic development scenarios; SDS: Sustainable development scenarios. Same as below.

2.1.2 多情景土地利用空间分析

基于 2000、2010 年的土地利用数据，使用 PLUS 模型对研究区 2020 年的土地利用情况进行了模拟，将模拟结果与实际的土地利用进行对比，发现模拟的总体精度为 91.97%，kappa 系数为 0.876，表明该模型能满足模拟要求。随后，以 2020 年的土地利用数据为基础，对 2030 年不同情景下的土地利用格局进行了模拟。结果表明（图 2）：未来土地利用格局与历史土地利用格局在空间分布上具有相似性。研究区的土地利用类型以林地为主，主要分布在研究区的西部和南部的高原山区，是

云南省重要的生态屏障，占总面积的 49.08%；其次是草地，占总面积的 26.84%，集中在昆明市、曲靖市和红河州；耕地则呈斑块状分布在研究区的平原地区，占总面积的 20.23%；水域以滇中的六大高原湖泊为主，集中于研究区中部；建设用地则主要集中在昆明市，其余呈块状分布在周边各城市中心；未利用地占比较少，不超过 0.2%，主要集中在高海拔雪山区。相比之下，2030 年在各个情景下，建设用地和水域面积均有所扩张。建设用地的扩张主要通过占用耕地和森林实现，而水域的扩张则主要以湖泊为中心向周围扩散。

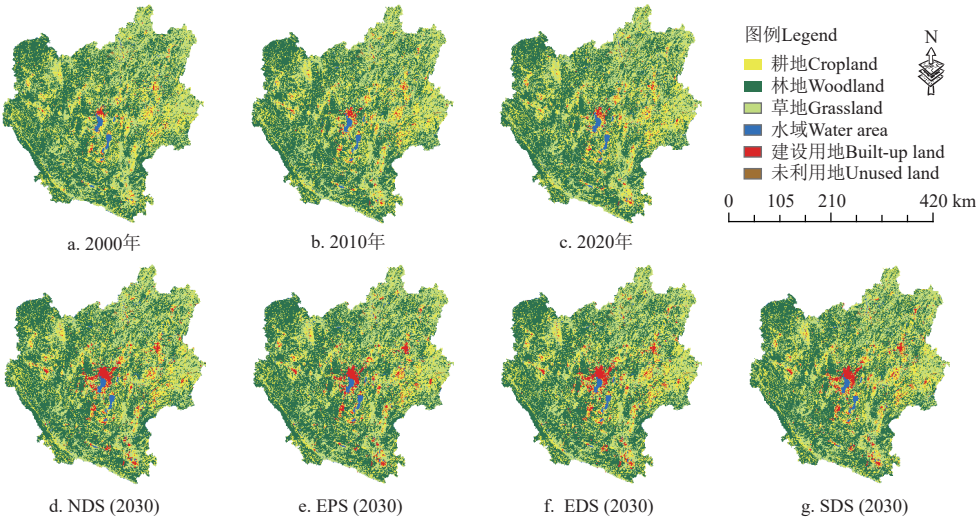


图 2 土地利用空间分布图
Fig.2 Distribution of land use types

2.2 碳储量时空变化分析

从碳储量的变化情况来看(表 5), 2000—2020 年, 研究区总碳储量呈持续下降趋势, 共减少了 $1.95\times 10^7\text{t}$ 。其中, 耕地、林地和草地的碳储量均呈下降趋势, 草地的减少量最大, 减少了 $1.65\times 10^7\text{t}$; 而水域和建设用地的碳储量则呈增长趋势, 建设用地增加了 $1.27\times 10^7\text{t}$ 。在自然发展情景下, 林地的碳储量最高 ($1.473\times 10^9\text{t}$), 其次是草地 ($6.566\times 10^8\text{t}$) 和耕地 ($3.953\times 10^8\text{t}$)。与 2020 年相比, 耕地、林地和草地碳储量分别减少了 5.916×10^6 、 5.978×10^6 和 $8.968\times 10^6\text{t}$, 与历史下降趋势一致; 在经济发展情景和可持续发展中, 林地和草地的碳储量接近, 分别为 1.464×10^9 和 $6.5\times 10^8\text{t}$, 而可持续情景下耕地的碳储量略高于经济发展情景。在生态保护情景

中, 林地和草地的碳储量均高于其他情景, 分别为 1.494×10^9 和 $6.631\times 10^8\text{t}$ 。与 2020 年相比, 林地碳储量增加了 $1.479\times 10^7\text{t}$, 草地的碳储量下降量低于其他情景, 表明碳储量得到了一定程度的保护。值得注意的是, 在 4 种情景下, 建设用地和水域的碳储量均略有增长, 其中建设用地碳储量在经济发展情景中的增幅最高 ($9.316\times 10^6\text{t}$), 这与该情景下城市优先发展政策密切相关; 水域的碳储量在生态保护情景中增长量最高 ($1.5\times 10^6\text{t}$)。总体而言, 2030 年 4 种情景下的碳储量均有所下降, 经济发展情景中总碳储量下降最为严重 ($1.678\times 10^7\text{t}$), 生态保护情景的下降幅度最小 ($2.840\times 10^6\text{t}$), 可持续发展情景和自然发展情景的总碳储量下降幅度介于两者之间, 分别为 1.381×10^6 和 $1.217\times 10^6\text{t}$ 。

表 5 研究区不同土地利用类型碳储量
Table 5 Carbon storage of different land use types in the study area (10⁷t)

土地类型 Land type	2000 年	2010 年	2020 年	情景模拟 (2030 年) Scenario simulation in 2030			
				NDS	EDS	EPS	SDS
耕地 Cropland	41.03	40.90	40.12	39.53	40.55	37.84	41.15
林地 Woodland	148.70	148.46	147.90	147.30	146.42	149.38	146.42
草地 Grassland	68.20	67.53	66.55	65.66	65.00	66.31	65.00
水域 Water area	1.05	1.08	1.19	1.29	1.19	1.34	1.19
建设用地 Built-up land	1.19	1.59	2.46	3.23	3.39	3.07	3.07
未利用地 Unused land	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17
总计 Total	260.34	259.75	258.39	257.17	256.71	258.11	257.01

从碳储量的空间分布格局来看(图 3), 研究区总体碳储量较高, 西部和南部地区的碳储量显著高于其他区域。中部由于城市化程度高且湖泊分布广泛, 碳储量相对较低; 东部的曲靖市与红河州以喀斯特地貌为主, 石漠化严重, 植被稀疏, 因此碳储量低于西部

地区。2020—2030 年不同情景下的碳储量空间变化趋势与历史时期基本一致, 整体空间格局较为稳定。主要变化集中在城市周边地区, 表现为建设用地逐步侵占林地和耕地等高碳密度土地类型, 导致城市周边碳储量不断下降。

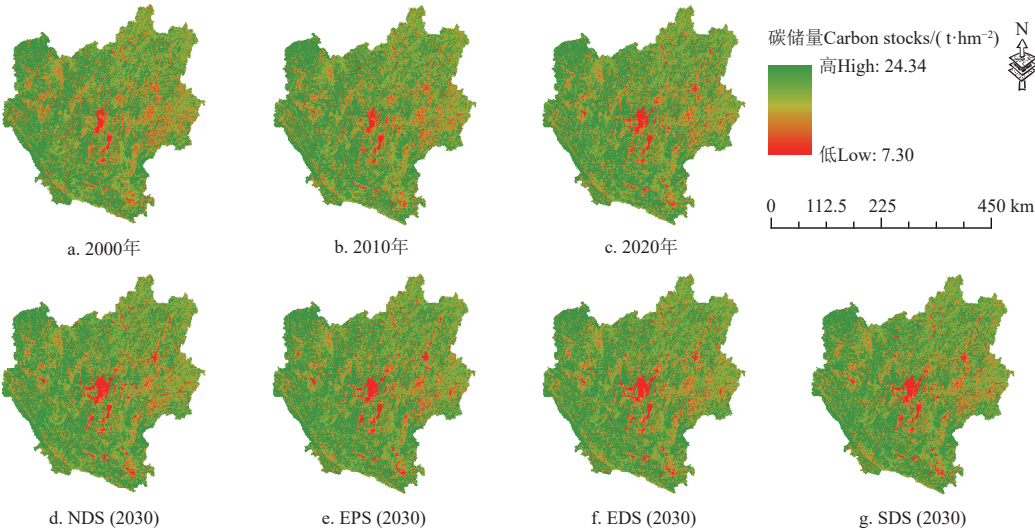


图 3 2000—2030 年碳储量空间分布图
Fig.3 Spatio distribution of carbon storage form 2000 to 2030

2.3 碳储量空间分异驱动力探测

2.3.1 参数优化

为探究自然地理因素和社会经济因素对区域碳储量空间分异的驱动作用, 根据研究区实际情况, 并结合自然环境和人类活动对碳储量空间分布的内在驱动力, 选取了 6 个自然因子 (NDVI (X1)、DEM (X2)、坡度

(X3)、坡向 (X4)、距河流距离 (X5)、土壤类型 (X6)) 和 9 个社会经济因子 (距县级行政中心 (X7)、GDP (X8)、POP 密度 (X9)、夜间灯光指数 (X10)、距铁路距离 (X11)、距高速公路距离 (X12)、距一级道路距离 (X13)、距二级道路距离 (X14)、距三级道路距离 (X15))。利用 R 语言中的 GD 包模块, 基于选

定的驱动因子，通过实验验证，将驱动因子的分类等级设置为 7~25 类，采用自然断点法、等间隔分类、分位数分类、几何间隔分类和标准差分类 5 种离散方法来探测解释变量的最优间隔区间（表 6）。结果显示：NDVI 使用自然断点法（19 个分区），DEM 采用分位数分类（23 个分区），坡度和坡向使用几何间隔分类（24 个分区），距河流距离、距铁路距离和距一级道路距离采用

分位数分类（25 个分区），距县级行政中心使用几何间隔分类（21 个分区），GDP 和 POP 密度采用几何间隔分类（23 个分区），夜间灯光指数和距二级道路距离采用分位数分类（20 个分区），距高速路距离和距三级道路距离采用分位数分类（24 个分区），而土壤类型作为类型变量，无需进行变量分区。结果表明，不同离散方法和分区的组合对驱动因子的解释力存在显著差异。

表 6 基于 OPGD 的驱动因子分区尺度优化
Table 6 Optimization of driver factor zoning scale based on OPGD model

驱动因子 Driving factors	分类方法 Classification method	分类等级 Classification rank	驱动因子 Driving factors	分类方法 Classification method	分类等级 Classification rank
NDVI (X1)	自然断点法	19	POP 密度 (X9)	几何间隔分类	23
DEM (X2)	分位数分类	23	夜间灯光指数 (X10)	分位数分类	20
坡度 (X3)	几何间隔分类	24	距铁路距离 (X11)	分位数分类	25
坡向 (X4)	几何间隔分类	24	距高速路距离 (X12)	分位数分类	24
距河流距离 (X5)	分位数分类	25	距一级道路距离 (X13)	分位数分类	25
距县级行政中心 (X7)	几何间隔分类	21	距二级道路距离 (X14)	分位数分类	20
GDP (X8)	几何间隔分类	23	距三级道路距离 (X15)	分位数分类	24

2.3.2 因子探测结果分析

因子探测结果显示（图 4）：各驱动因子对碳储量空间分异的影响均显著（ $P<0.001$ ），但不同驱动因子的影响力有所差异。具体而言，在自然因子中，NDVI（X1）对碳储量空间分异的影响最大，贡献度为 0.247，这主要是由于研究区植被覆盖率较高，而高植被覆盖率意味着更多的林地和草地等生态用地，从而提升了区域碳储量；其次是坡度（X3），贡献度为 0.145，因为人类活动集中在平坦区域，而坡度较大的区域植被较稀疏，水土流失严重，导致碳储量随坡度变化显著。此外，距河流距离（X5）和土壤类型（X6）也对碳储量空间分异至关重要，贡献度分别为 0.091 和 0.086。在社会经济因子中，夜间灯光指数（X10）、人口密度（X9）和 GDP（X8）对碳储量空间分异的贡献度最显著，贡献度分别为 0.182、0.128 和 0.110，表明人类活动对区域碳储量空间分异有显著影响，尤其是在研究区中部的城镇聚集地。此外，距县级行政中心（X7）和距一级道路距离（X13）也对碳储量空间分异有较大影响，贡献度分别为 0.075 和 0.063。

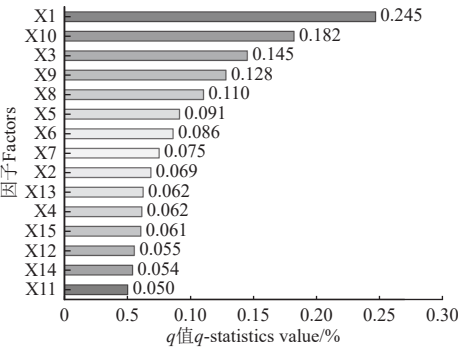


图 4 碳储量驱动因子探测结果
Fig.4 Carbon stock driver detection results

整体而言，自然因子和社会因子从不同方面影响了滇中城市群碳储量空间分异。NDVI、夜间灯光指数等因子在区域碳储量的空间分异中起到了决定性作用，而坡

度、人口密度和 GDP 等因子则间接影响了碳储量的分布。因此，减少人类活动、加强生态保护将有助于进一步优化区域生态的可持续发展。

2.3.3 交互探测结果分析

交互探测器用于识别不同驱动因子之间的相互作用对区域碳储量空间分异的驱动效应。交互探测结果表明（图 5），任意两个驱动因子的交互作用均高于单个驱动因子的独立影响，说明因子间的交互作用对碳储量空间分异呈现双因子增强和非线性增强效应。

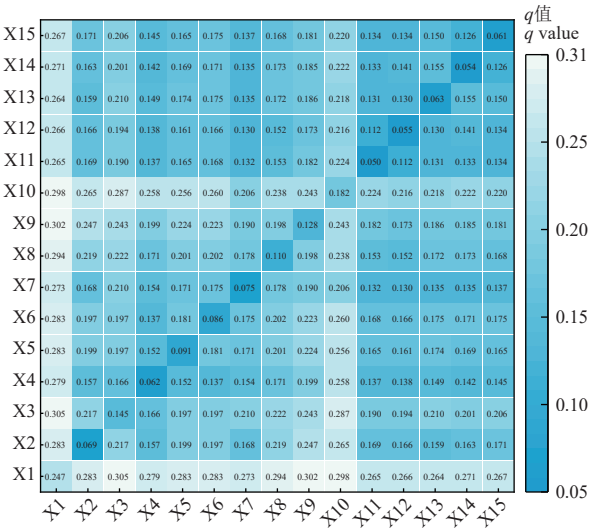


图 5 碳储量因子交互作用探测结果
Fig.5 Carbon stock factor interaction test results

其中，NDVI 与其他因子的交互作用对碳储量空间分异的影响力均超过 0.25，且 NDVI（X1）和坡度（X3）的交互效应最显著， q 值达到 0.305。其次是与人口密度（X9）、夜间灯光指数（X10）和 GDP（X8）的交互作用， q 值分别为 0.302、0.298 和 0.294。结果表明，驱动因子之间的交互作用对碳储量空间分异的影响并非独立，不同因子之间的交互作用共同塑造了区域碳储量空间格局。因此，应充分考虑社会因子和自然因子对区域生态

系统可持续发展的共同影响。

3 讨 论

LUC 被认为是影响陆地生态系统碳储量变化的最重要的因素之一,而这种变化在很大程度上受到人类活动的驱动。科学合理的土地利用规划与管理不仅能够提升土地的碳储存能力,还能在优化空间格局方面发挥积极作用^[38]。本研究通过构建 MOP-PLUS 耦合模型,模拟了未来多情景下的土地利用数量结构和空间分布,根据经济效益和生态效益最大化,分别设置了经济发展情景和生态保护情景,并考虑到生态与经济效益的共同发展,设置了可持续发展情景,同时以历史发展趋势为基础设置了自然发展情景作为参考情景。MOP 算法能够依据政府政策和研究区的实际情况,自上而下预测未来土地利用数量需求,而 PLUS 模型则结合随机森林算法(RF)和自下而上的 CA 分配机制,为每个情景下的土地利用数量进行合理分配,模拟不同情景下的土地利用类型。因此, MOP 与 PLUS 模型的耦合能够满足对不同情景的土地利用数量和空间格局的模拟需求,为研究区在不同情景下的碳储量评估提供了坚实基础。

本研究通过 InVEST 模型与 GIS 评估分析了滇中城市群碳储量及其时空分布格局。结果显示, 2000—2020 年研究区碳储量呈持续下降趋势,这与帕茹克·吾斯曼江等^[39]现有研究结果基本一致。在 4 种不同情景下, 2030 年研究区的碳储量均出现不同程度的下降。其中,自然发展情景下减少 1.217×10^7 t, 生态保护情景下减少 2.84×10^6 t, 经济发展情景下减少 1.678×10^7 t, 可持续发展情景下减少 1.382×10^7 t, 各情景下碳储量下降幅度存在明显差异。生态保护情景下碳储量减少最少,表明生态保护政策的有效性,而经济发展情景下碳储量减少最多,说明建设用地扩展对碳储量损失具有重要影响。在可持续发展情景下,碳储量的损失略高于自然发展情景,这是因为可持续发展情景不仅需要满足生态保护要求下的国土空间规划政策,还需考虑到经济发展的需求,以实现生态环境与人类发展的可持续发展。综合 4 种情景,未来发展应重点关注土地利用的可持续性,以提升区域的碳储量。一方面,在城镇化过程中,应严格执行城镇开发边界、生态保护红线和永久基本农田保护红线等政策,促进城市建设和与生态保护的和谐共生,确保碳储量的稳定;另一方面,应加强森林和绿地的保护与管理,大力发展公共交通,倡导绿色出行,并采取节能减排、植绿增绿的发展策略。

研究区碳储量空间分异的驱动因子探测结果表明: 1) 在自然因子中, NDVI 是碳储量空间分异的主导因子,其次为坡度和距河流距离。NDVI 能够客观反映植被覆盖的变化。一般情况下,植被覆盖率较高的区域通常为森林和草地等生态用地,这些用地的碳密度高于其他用地类型(如耕地和建设用地),因此在碳储量的空间分布影响更大。此外,地形因子(如坡度和坡向)可能导致植被稀疏程度和土壤有机碳流失的差异,不同坡度也

会影响人类活动的分布。例如,在坡度较缓的区域,人类活动更频繁,城市化进程较快,而在陡坡地区,人类活动较少,主要以生态保护为主。同时,研究表明气温、降水量、植被类型、经纬度等因素也对碳储量空间分布产生重要影响^[40]。2) 在社会因子中,夜间灯光指数是主要的驱动因子,其次是 POP 密度和 GDP。夜间灯光指数间接反映了城市化进程,对 LUC 产生重要影响,而人口和经济增长会加剧城镇面积扩张,从而导致生态用地的破碎化和碳储量减少。道路扩展则可能会对生态用地造成切割,使道路周边的生态环境质量下降,加大了土壤有机碳流失的可能性。3) 驱动因子的交互作用检测结果显示,任意两个驱动因子的交互影响力大于单一因子的影响,表明区域碳储量的变化是由多重驱动因子共同作用的结果,尤其是人类活动对碳储量变化有着至关重要的影响。因此,在生态风险管控和生态保护中,应对综合考虑不同驱动因子的特点,采取多元化的调控措施,以防止不合理的人为活动和其他因素共同作用对生态系统造成过度压力,从而实现区域的可持续土地利用和生态保护^[41]。

本研究仍然存在一定的局限性和不足,主要体现在以下方面: 尽管 MOP 方法能够将政策规划和研究区的实际情况融入未来土地利用模拟中,但未充分考虑自然地理条件(如降水量、气温等气候因素)对土地利用结构转换概率的影响。此外,在利用 InVEST 模型进行碳储量评估时,采用的是固定的碳密度,未考虑区域土壤化学成分、微生物活性等微观因素对碳密度变化的影响^[42]。在未来的土地利用数量预测中,将综合考虑气候变化、微生物等因素对土地利用变化的影响,以进一步提升模拟结果的准确性。此外,未来还将使用碳密度仪器,通过长期、持续的野外观测采集不同地类的碳密度值,以提高碳储量评估的精度。

4 结 论

1) 2000—2020 年,研究区的耕地、森林和草地面积呈下降趋势,而水域和建设用地面积则呈上升趋势。在 2030 年不同情景的土地利用预测中,建设用地面积均有所增加,草地面积均有所减少。耕地面积在经济发展情景和可持续发展情景下有所增加;林地面积仅在生态保护情景下有所增长,而在其他情景下均出现不同程度的减少。

2) 2000—2020 年,研究区碳储量呈持续下降趋势,空间上呈现出“西高东低、四周高中间低”的分布格局。林地和草地是最主要的固碳地类。到 2030 年,4 种情景下的碳储量均不同程度地减少,其中经济发展情景下的碳储量减少最为显著,下降了 1.678×10^7 t。

3) 自然因子中 NDVI 和社会经济因子中夜间灯光指数是滇中城市群碳储量空间分异的主要驱动因子,影响力分别为 0.245 和 0.110;坡度、人口密度和 GDP 为次要因子,影响力总体介于 0.110~0.145。交互因子探测结果进一步显示,碳储量的空间分异是多重影响因子共

同作用的结果。

[参 考 文 献]

- [1] ITO A, KAZUYA N, HIBIKI M. Impacts of future climate change on the carbon budget of northern high-latitude terrestrial ecosystems: An analysis using ISI-MIP data[J]. *Polar Science*, 2016, 10: 346-355.
- [2] YAKIR D. Large rise in carbon uptake by land plants[J]. *Nature*, 2017, 544: 39-40.
- [3] WANG H Y, WU L S, YUE Y S, et al. Impacts of climate and land use change on terrestrial carbon storage: A multi-scenario case study in the Yellow River Basin (1992–2050)[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 930: 172557.
- [4] WU X Y, SHEN C T, SHI L N, et al. Spatio-temporal evolution characteristics and simulation prediction of carbon storage: A case study in Sanjiangyuan Area, China[J]. *Ecological Informatics*, 2024, 80: 102485.
- [5] WAND L, GAO J, SHEN W, SHI Y, et al. Carbon storage in vegetation and soil in Chinese ecosystems estimated by carbon transfer rate method[J]. *Ecosphere*, 2021, 12(10): 1002.
- [6] 赵广帅, 李发东, 李运生, 等. GIS 空间插值模拟法与土壤类型法估算比较土壤碳储[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(20): 155-162.
ZHAO Guangshuai, LI Fadong, LI Yunsheng, et al. GIS spatial interpolation compared with soil type method for estimating soil carbon storage[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2014, 30(20): 155-162. (in Chinese with English abstract)
- [7] TONG X W, WANG K L, YUE Y M, et al. Quantifying the effectiveness of ecological restoration projects on long-term vegetation dynamics in the Karst regions of Southwest China[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 54: 105-113.
- [8] 李斯佳, 王冰, 王子昊, 等. 基于 PLUS-InVEST 模型的大兴安岭农林交错区碳储量时空变化及驱动力分析[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(21): 232-241.
LI Sijia, WANG Bing, WANG Zihao, et al. Spatiotemporal changes and driving forces of carbon storage in the forest-agricultural interlacing zone of Greater Khingan Mountains using PLUS-InVEST model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(21): 232-241. (in Chinese with English abstract)
- [9] YONGYUT T, PIYATHIP E, RISTO K. Integrating land use and climate change scenarios and models into assessment of forested watershed services in Southern Thailand[J]. *Environmental Research*, 2016, 147: 611-620.
- [10] ZAHRA A, ABDOLRASSOUL S, YOUSEF S, et al. Dynamic trade-off analysis of multiple ecosystem services under land use change scenarios: Towards putting ecosystem services into planning in Iran[J]. *Ecological Complexity*, 2018, 36: 250-260.
- [11] ZHANG Z, JIANG W G, PENG K F, et al. Assessment of the impact of wetland changes on carbon storage in coastal urban agglomerations from 1990 to 2035 in support of SDG15.1[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 877: 162824.
- [12] HUANG C, YE Z, WU T, et al. A cellular automata model coupled with partitioning CNN-LSTM and PLUS models for urban land change simulation[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 351, 119828.
- [13] LIN Y C, JING Y D, HAN S M. Multi-scenario simulation of land use/land cover change and water yield evaluation coupled with the GMOP-PLUS-InVEST model: A case study of the Nansi Lake Basin in China[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 155: 110926.
- [14] LI X, FU J Y, JIANG D, et al. Land use optimization in Ningbo City with a coupled GA and PLUS model[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 375: 134004.
- [15] ARSANJANI J J, HELBICH M, KAINZ W, et al. Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 21: 265-275.
- [16] INES S, ANDRES M G, DAVID M, et al. Cellular automata models for the simulation of real-world urban processes: A review and analysis[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2010, 96: 108-122.
- [17] LIU X, LIANG X, LI X, et al. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 168, 94-116.
- [18] LIANG X, GUAN Q F, CLARKE K C, et al. Understanding the drivers of sustainable land expansion using a patch-generating land use simulation (PLUS) model: A case study in Wuhan, China[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 85: 101569.
- [19] WANG Y, LI X M, ZHANG Q, et al. Projections of future land use changes: Multiple scenarios-based impacts analysis on ecosystem services for Wuhan city, China[J]. *Ecological Indicators*, 2018, 1(94): 430-445.
- [20] ZHANG Z, HU B Q, JIANG W G, et al. Spatial and temporal variation and prediction of ecological carrying capacity based on machine learning and PLUS model[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 154, 110611.
- [21] 仲俊涛, 王蓓, 米文宝, 等. 农牧交错带禁牧草地生态系统服务空间权衡与协同关系[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(12): 268-275.
ZHONG Juntao, WANG Bei, MI Wenbao, et al. Spatial trade-offs and synergies of ecosystem services for grazing-prohibited grassland in agro-pasture ecotone[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*. 2020, 36(12): 268-275. (in Chinese with English abstract)
- [22] 张睿思, 叶思菁, 任书义. 基于 MGWR 模型的江苏省耕地

- 细碎度空间格局与驱动因素分析[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(16): 229-239.
- ZHANG Ruisi, YE Sijing, REN Shuyi. Spatial pattern and driving factors of cultivated land fragmentation in Jiangsu Province using MGWR model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(16): 229-239. (in Chinese with English abstract)
- [23] WANG W L, XU J, LUAN X F. et al. Wetland ecosystem service values in Beijing significantly increased from 1984 to 2020: Trend changes, type evolution, and driving factor[J]. *Ecological Indicators*, 2024, 166: 112235.
- [24] SONG Y, WANG J, GE Y, et al. An optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: Cases with different types of spatial data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 5: 593-610.
- [25] 谢高地, 张彩霞, 张雷明, 等. 基于单位面积价值当量因子的生态系统服务价值化方法改进[J]. *自然资源学报*, 2015, 30(8): 1243-1254.
- XIE Gaodi, ZHANG Caixia, ZHANG Leiming, et al. Improvement of the evaluation method for ecosystem service value based on per unit area[J]. *Journal of Natural Resources*, 2015, 30(8): 1243-1254. (in Chinese with English abstract)
- [26] TIAN Y L, XU D X, SONG J X, et al. Impacts of land use changes on ecosystem services at different elevations in an ecological function area, northern China[J]. *Ecological Indicators*, 2022, 140: 109003.
- [27] LING X, RUI L. Assessing and decoupling ecosystem services evolution in karst areas: A multi-model approach to support land management decision-making[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 350: 119632.
- [28] GUO W, TENG Y J, LI J, et al. A new assessment framework to forecast land use and carbon storage under different SSP-RCP scenarios in China[J]. *Science of The Total Environment*, 2024, 912: 169088.
- [29] WEI R H, FAN Y M, WU H Q, et al. The value of ecosystem services in arid and semi-arid regions: A multi-scenario analysis of land use simulation in the Kashgar region of Xinjiang[J]. *Ecological Modelling*, 2024, 488: 110579.
- [30] VITOR M B, BRUNO H M D S, AMANDA A D S A S, et al. Carbon storage and sequestration in a eucalyptus productive zone in the Brazilian Cerrado, using the Ca-Markov/Random Forest and InVEST models[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2024, 444: 141291.
- [31] 徐丽, 何念鹏, 于贵瑞. 2010s 中国陆地生态系统碳密度数据集[J]. 中国科学数据 (中英文网络版), 2019, 4(1): 90-96.
- XU Li, HE Nianpeng, YU Guirui, et al. A dataset of carbon density in Chinese terrestrial ecosystems(2010s)[J]. *China Scientific Data*, 2019, 4(1): 90-96. (in Chinese with English abstract)
- [32] 苏文, 陈春兰, 党廷辉, 等. 2005-2015 年中国生态系统研究网络农田生态系统生态站表层土壤有机碳密度数据集[J]. 中国科学数据, 2020, 5(1): 56-68.
- SU Wen, CHEN Chunlan, DANG Tinghui, et al. A dataset of topsoil organic carbon density for agricultural ecosystem field stations of Chinese Ecosystem Research Network (2005-2015) [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(1): 56-68. (in Chinese with English abstract)
- [33] 王磊, 高阳, 沈振. 气候变化背景下农田土壤碳储量评估方法研究进展[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(16): 1-11.
- WANG Lei, GAO Yang, SHEN Zhen. Research progress on the assessment methods for agricultural soil carbon storage under climate change[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(16): 1-11. (in Chinese with English abstract)
- [34] XIANG M, WANG C, TAN Y. et al. Spatio-temporal evolution and driving factors of carbon storage in the Western Sichuan Plateau[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 8114.
- [35] HE C Y, ZHANG D, HANG Q X, et al. Assessing the potential impacts of urban expansion on regional carbon storage by linking the LUSD-urban and InVEST models[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 75: 44-58.
- [36] XU D H, ZHANG K, CAO L H, et al. Driving forces and prediction of urban land use change based on the geodetector and CA-Markov model: A case study of Zhengzhou, China[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2022, 15: 2246-2267.
- [37] ABLIKIM K, YANG H. Spatiotemporal variation of vegetation carbon stocks and its driving factors in the Urumqi River Basin[J]. *Ecological Indicators*, 2024, 159: 111668.
- [38] 林子奇, 王培俊, 刘旗, 等. 2005—2020 年淮海经济区耕地碳储量时空演变特征及碳汇区识别[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(19): 259-268.
- LIN Ziqi, WANG Peijun, LIU Qi, et al. Spatio-temporal evolution characteristics of cultivated land carbon storage and identification of carbon sink areas in Huaihai Economic Zone from 2005 to 2020[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(19): 259-268. (in Chinese with English abstract)
- [39] 帕茹克·吾斯曼江, 艾东, 方一舒, 等. 基于 InVEST 与 CA-Markov 模型的昆明市碳储量时空演变与预测[J]. *环境科学*, 2024, 45(1): 287-299.
- PARUKE Wusmanjiang, AI Dong, FANG Yishu, et al. Spatiotemporal Evolution and Prediction of Carbon Storage in Kunming Based on InVEST and CA-Markov Models[J]. *Environmental Science*, 2024, 45(1): 287-299. (in Chinese with English abstract)
- [40] XUE C L, CHEN X H, XUE L. et al. Modeling the spatially heterogeneous relationships between tradeoffs and synergies among ecosystem services and potential drivers considering geographic scale in Bairin Left Banner, China[J]. *Science of The Total Environment*, 2023, 855: 0048-9697.
- [41] 张舟, 刘晶晶, 张权, 等. 基于 PLUS-InVEST-Geodetector

模型的苏州市碳储量时空变化及驱动力分析[J/OL]. 环境科学, 2024: 1-17[2024-10-18]. <https://doi.org/10.13227/j.hjlx.202405077>.

ZHANG Zhou, LIU Jingjing, ZHANG Quan, et al. Spatiotemporal variation and driving force analysis of carbon storage in Suzhou City based on PLUS-InVEST-Geodetector

model[J/OL]. Environmental Science, 2024: 1-17[2024-10-18]. <https://doi.org/10.13227/j.hjlx.202405077>. (in Chinese with English abstract)

[42] LI J T, YAN D D, YAO X Y, et al. Carbon Storage Estimation of Coastal Wetlands in China[J]. Acta Pedologica Sinica, 2023, 60(3): 800-814.

Simulating multiple scenarios of carbon stocks for driving mechanisms using MOP-PLUS-InVest model

ZHANG Longjiang¹, CHEN Guoping^{1,2,3*}, LIN Yilin^{1,2}, ZHAO Junsan^{1,2}, LIU Fengru¹, PENG Sufen¹

(1. Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China; 2. Natural Resources Intelligent Governance Industry-University-Research Integration Innovation Base, Kunming 650093, China; 3. Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100036, China)

Abstract: Carbon stock is one of the most important components of terrestrial ecosystems. It is of great significance for the spatial and temporal distribution and driving mechanisms in the regional sustainable agriculture. Existing studies have focused mainly on the historical and current carbon stocks. But it is still lacking on the future carbon stocks, especially under multiple scenarios of land use. In this study, MOP-PLUS coupled model was constructed to quantitatively predict the spatial and temporal distribution patterns of land use under four scenarios, namely, the Natural Development Scenarios (NDS), Ecological Protection Scenarios (EPS), Economic Development Scenarios (EDS), and Sustainable Development Scenarios (SDS) of the Central Yunnan Urban Agglomeration (CYUA). The carbon stock was then simulated and assessed using Integrated Valuation of Ecosystem Services and Trade-offs (InVEST). The spatial and temporal evolution of carbon stock was characterized using visualization mapping. Finally, the Optimal Parameters Geographical Detector (OPGD) was used to explore the driving mechanism for the spatial differentiation of carbon stocks. The results show that: 1) The carbon stock lost 1.95×10^7 t cumulatively from 2000 to 2020, particularly the serious from 2010 to 2020, due to the accelerated urbanization; Furthermore, the grassland shared the highest loss of carbon stock among different types of land use; 2) There was the continuous growth trend of construction land in all four scenarios, whereas, the carbon stock decreased in the future scenario. Among them, the ecological protection scenario showed the smallest decrease in the carbon stock, with a decrease of 2.84×10^6 t, whereas, the economic development scenario showed the largest decrease, with a decrease of 1.678×10^7 t. There were the similar spatial distributions of carbon stock under the four scenarios. The high-value areas were concentrated mainly in the western and southern parts of the study area, whereas, the low-value areas were located mainly in the central; 3) Carbon stock was driven by a variety of influencing factors, such as the normalized vegetative cover. Among them, the Normalized Vegetation Index and the Nighttime Lighting Index were the dominant factors in the spatial variability of carbon stock, while the natural and social factors shared the different degrees of influence on the spatial variability of carbon stock, and human activities played a crucial role in carbon stock changes. The finding can provide a theoretical basis for the carbon peaking and carbon neutrality in the sustainable development of the urban agglomeration in central Yunnan of China.

Keywords: land use; multi-scenario simulation; MOP-PLUS- InVEST model; carbon storage; optimal parameters geographical detector; central Yunnan urban agglomeration