

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

朱志强, 马晓双, 胡洪

(安徽大学 资源与环境工程学院, 安徽 合肥 230601)

摘要: [目的] 探讨城市建设用地扩张下土地利用变化对碳储量的影响, 揭示碳储量时空演变和未来空间分布趋势, 为城市规划和生态脆弱区实施精准保护提供科学参考。[方法] 本文通过耦合 FLUS-InVEST 模型, 基于解译的土地利用数据和未来土地预测, 反演 1990—2018 年广州市土地和碳储量时空变化特征, 分析建设用地扩张与碳储量分布规律, 并评估未来碳储量潜力。[结果] 广州市土地类型变化特征表现为建设用地的迅速扩张, 主要侵占耕地和林地; 1990—2018 年碳储量减少 2.47×10^6 t, 其中 2000—2005 年降幅最大; 高密度碳储量主要分布在北部森林一带, 低密度碳储量主要分布在珠江下游; 建设用地和低密度碳储量的重心迁移具有高度的一致性; 预测 2018—2034 年碳储量下降 1.20×10^6 t。[结论] 广州市建设用地扩张对碳储量影响显著, 未来西北和东部部分区域碳储量流失风险较大。

关键词: 土地利用; FLUS-InVEST 模型; 碳储量; 时空演变; 广州市

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2021)02-0222-08

中图分类号: X87, F301.2

文献参数: 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[J]. 水土保持通报, 2021, 41(2): 222-229. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2021.02.030; Zhu Zhiqiang, Ma Xiaoshuang, Hu Hong. Spatio-temporal evolution and prediction of ecosystem carbon stocks in Guangzhou City by coupling FLUS-InVEST models [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(2): 222-229.

Spatio-temporal Evolution and Prediction of Ecosystem Carbon Stocks in Guangzhou City by Coupling FLUS-InVEST Models

Zhu Zhiqiang, Ma Xiaoshuang, Hu Hong

(School of Resources and Environmental Engineering, Anhui University, Hefei, Anhui 230601, China)

Abstract: [Objective] The impact of land use change on carbon stocks under the expansion of urban construction land was explored, and the spatio-temporal evolution and future spatial distribution trend of carbon storage were revealed, in order to provide scientific basis for urban planning and the precise protection of ecologically fragile areas. [Methods] By coupling FLUS-InVEST models, this study simulated the spatial and temporal evolution of variation characteristics of land and carbon stocks in Guangzhou City from 1990 to 2018 based on the interpreted land use data and future land prediction, so as to analyze the impact of construction land expansion on carbon stocks distribution and evaluate the potential carbon stocks in the future. [Results] The land use change in Guangzhou City was characterized by the rapid expansion of construction land, mainly occupying arable land and forestland. The carbon stocks decreased by 2.47×10^6 t from 1990 to 2018, with the largest decline from 2000 to 2005. High density carbon stocks were mainly distributed in the northern forest area, while low density carbon stocks were mainly distributed in the lower reaches of the Pearl River. The transfer of gravity center of construction land and low density carbon stocks had a high consistency. It was predicted that carbon stocks would decline by 1.20×10^6 t between 2018 and 2034. [Conclusion] The expansion of construction land in Guangzhou City has significant impact on carbon stocks, and there is a greater risk of

收稿日期: 2020-11-18

修回日期: 2021-01-18

资助项目: 国家自然科学基金青年项目“顾及多类观测值特征的北斗定位随机模型研究”(41704036)

第一作者: 朱志强(1995—), 男(汉族), 安徽省安庆市人, 硕士研究生, 研究方向为生态系统生态学。Email: Zhuzhi2020@qq.com。

通信作者: 马晓双(1987—), 男(汉族), 湖北省黄石市人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事环境遥感监测方面的研究。Email: mxs88@163.com。

loss of carbon stocks in areas of the northwest and east in the future.

Keywords: land use; FLUS-InVEST model; carbon stocks; space-time evolution; Guangzhou City

碳储量是生态系统服务功能中的重要环节,植被和土壤是陆地生态系统最重要的两大碳库,其固碳功能在缓解气候危机上发挥着重要作用^[1-3]。碳储量变化受到国际科学联合会(ICSU)、世界气象组织(WMO)和联合国环境规划署(UNEP)等多个组织的高度关注。国外学者对碳储量研究较早,20世纪末 Simpson^[4]核算出北美东部和北部陆地针叶林碳储量以及不同植被类型的固碳能力,Hurt^[5]采用森林资源调查的方法研究区域碳储量变化特点。近年来对于大区域的碳储量研究更多的使用模型核算,如李传华^[6]采用改进的 CASA 模型计算石羊河流域的植被净第一生产力(NPP),揭示影响植被碳储量变化的驱动因子。相较于 CASA 模型只能计算植被碳储量,InVEST(integrated valuation of ecosystem services and tradeoffs)模型可评估包含植被地上地下、土壤和死亡有机质碳储量^[7]。该模型是由美国斯坦福大学、世界基金会(WWF)和大自然保护协会(TNC)共同开发,2010年后国内学者使用 InVEST 模型研究区域碳储量变化,在白龙江、太行山等区域都取得较好的科研成果^[8-9]。荣月静^[10]基于“全国生态环境遥感调查”的数据在 InVEST 模型中核算太湖流域碳储量演变,指出林地和湿地转入建设用地是太湖生态系统碳储量下降的主要原因。

土地利用变化是造成生态系统碳储量变化的重要原因,导致大量的碳从陆地生态系统流向大气生态系统^[11]。城市建设用地扩张通过侵占林地、耕地和草地等引起的土地利用变化,使得城市生态系统面临严峻的碳流失问题。城市土地利用变化对生态系统的影响是近年来生态学领域研究的热点,陆地碳储量作为生态系统的重要环节也是众多学者关注的目标^[12]。目前关于碳储量研究大多集中在碳储量总量变化上的分析,鲜有模拟未来城市土地利用与碳储量的相关研究。土地利用变化的预测可以分为数量预测和空间预测,现有模型在模拟中大多未考虑多种土地类型在转换中的相互影响,忽略了土地类型的竞争关系。FLUS(future land use simulation model)模型基于神经网络训练的土地适应性概率分布,提出自适应惯性竞争机制,能较好的模拟未来多种土地类型的分布^[13-14]。已有多位学者使用 FLUS 模型在预测未来城市土地变化方面的研究,如刘小平等^[15]采用该模型预测珠三角城市群的开发边界,林伊琳^[16]预测昆明市未来建设用地的扩张和景观格局变化。最近的一些研究中也试图在将未来土地变化与碳储量

模型链接起来作为评估土地变化对未来生态系统的影响,如 Zhao^[17]使用 CA-Markov 耦合 InVEST 模型评估生态工程对中国西北黑河流域碳储量影响,预测实施生态工程后,2015—2029年该区域碳储量可增加 1.00×10^7 t,证明耦合模型在评估未来碳储量研究中具有一定科学价值。对于未来城市土地预测已有相关研究,但对于链接未来城市土地变化与碳储量的研究尚少。探讨城市建设用地扩张下土地利用变化对碳储量的影响,揭示碳储量时空演变和未来空间分布趋势,能为城市规划和生态脆弱区实施精准保护提供科学参考。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况与数据介绍

广州市地处珠江下游,濒临南海,位于东经 112° — 114° ,北纬 22° — 24° 之间。属于丘陵地貌,东北高西南低,北部植被覆盖密集,南部为冲击平原。受海洋性亚热带季风气候影响,光热充足,降水丰富,境内河流众多,水域面积广阔。广州是粤港澳大湾区和一带一路枢纽城市,我国重要的经贸中心。该市下辖 11 个区,总面积约 $7\,400\text{ km}^2$,2018 年常住人口达到 1 500 万,城镇化快速发展使得建设用地逐年扩增。研究所需要的数据包括土地利用数据和土地驱动因子数据,土地利用数据:经过遥感解译得到 1990—2018 年 5 期土地利用数据,分为林地、耕地、草地、水域、建设用地和未利用地。用于土地预测的驱动因子数据有:气象数据,包括降水和气温;地形数据,包括 DEM(数字高程)和坡度;社会经济数据,包括行政区划矢量、交通网络、人口密度和 GDP;NDVI(归一化植被指数)数据。

1.2 研究方法

1.2.1 InVEST 模型 InVEST 模型旨在权衡土地利用与生态系统服务功能的关系,目前已经发展到包含水源涵养、生境质量、碳存储等多个模块,形成多种生态系统服务评估功能为一体的重要模型^[18],其中碳储存服务模块在美国、南美洲、非洲、东南亚等全球多区域成功运用到实际研究中。生态系统的碳储量包括植被地上碳储量、植被地下碳储量、土壤碳储量和死亡有机质碳储量^[19],即:

$$C_{\text{total}} = C_{\text{above}} + C_{\text{below}} + C_{\text{soil}} + C_{\text{dead}} \quad (1)$$

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。由于死亡有机质碳储量含量非常低,一般不考虑^[20]。

InVEST 模型需要输入研究区土地利用数据和各土地类型对应的碳密度值(即“碳密度表”),通常是借助文献查阅得到研究区的碳密度数据。前人研究中认为处于同一气候带的土地类型碳密度差异较小^[21-22],以荣检^[23]、朱鹏飞^[24] 研究中得到的广西地区土地类型碳密度成果为主要参考,在土地类型碳密度选择上,采用降水和气温因子通过公式修正本地化土地类型碳密度数据,反演得到广州市的碳储量。修正因子计算公式^[25-26]为:

$$K_{\text{BP}} = \frac{C'_{\text{BP}}}{C''_{\text{BP}}}; K_{\text{BT}} = \frac{C'_{\text{BT}}}{C''_{\text{BT}}} \quad (2)$$

$$K_B = K_{\text{BP}} \cdot K_{\text{BT}} = \frac{C'_{\text{BP}}}{C''_{\text{BP}}} \times \frac{C'_{\text{BT}}}{C''_{\text{BT}}} \quad (3)$$

$$K_S = C'_{\text{SP}} / C''_{\text{SP}} \quad (4)$$

式中: K_{BP} , K_{BT} 分别表示植被碳密度降水因子和气温因子修正系数; K_B 表示地上地下植被碳密度修正系数; K_S 表示土壤碳密度修正系数; C' , C'' 分别表示广州和广西地区的碳密度,由年均温和年降水量代入公式计算得到:

$$C_{\text{BP}} = 6.798e^{0.005 \cdot 4\text{MAP}} \quad (5)$$

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

$$C_{\text{SP}} = 3.396 \cdot 8\text{MAP} + 3 \cdot 996.1 \quad (7)$$

式中: MAP 表示降水; MAT 表示气温; C_{BP} , C_{BT} 分别表示根据降水量和气温得到的植被碳密度; C_{SP} 表示根据降水量得到的土壤碳密度。综合所得的各土地类型的碳密度值详见表 1。

1.2.2 FLUS 未来土地预测模型 FLUS 模型是在元胞自动机原理的基础上耦合马尔科夫链和神经网络模型预测未来土地利用,在预测中考虑到人文因素

和自然因素对土地变化的多重影响,可以模拟多类用地的演变过程,对土地类型变化的预测结果更加精确。模型主要分为两部分:第 1 部分基于 ANN 网络的样本训练得到土地适宜性概率,ANN 包括输入层、隐藏层和输出层,通过反向传播算法不断更新各层之间的权重系数来达到最优估计目的,第 2 部分为自适应惯性和竞争机制,核心是在迭代中自适应调整惯性系数[公式(8)],最终模拟结果不仅取决于神经网络得到的土地分布概率,还受到邻域和转换成本等限制,体现出土地类型变化中相互作用的竞争模式^[27]。

$$I_k^t = \begin{cases} I_k^{t-1} & (\text{if } |D^{t-2}| \leq |D^{t-1}|) \\ I_k^{t-1} \times \frac{D^{t-2}}{D^{t-1}} & (\text{if } 0 > D^{t-2} > D^{t-1}) \\ I_k^{t-1} \times \frac{D^{t-1}}{D^{t-2}} & (\text{if } D^t - 1 > D^{t-2} > 0) \end{cases} \quad (8)$$

式中: I_k^t 为迭代次数为 t 时的惯性系数; 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。土地利用变化受到人文和自然多重因素的共同影响,结合研究区特点和数据的可获取性,本次研究中选择坡度,DEM,年均降水,NDVI,年均气温,到市中心距离,交通网络,GDP 和人口密度作为驱动因子,具体数据来源详见表 2。

表 1 研究区土地类型碳密度

土地类型	植被地上碳密度	植被地下碳密度	土壤碳密度
耕地	13.50	2.70	17.34
林地	58.30	14.58	19.73
草地	3.01	13.53	16.00
水域	0.21	0.00	0.00
建设用地	1.20	0.93	12.48
未利用地	2.10	0.00	11.36

表 2 土地驱动样本数据来源

数据类型	数据名称	分辨率/m	数据来源
自然因素	DEM	30	ASTER 数字高程模型 (https://earthexplorer.usgs.gov/)
	坡度	30	DEM 计算生成
	NDVI	500	MOD13A1 Version 6 product (https://earthdata.nasa.gov/)
	年均降水	1 000	资源环境科学与数据中心 (http://www.resdc.cn/)
	年均气温	1 000	资源环境科学与数据中心 (http://www.resdc.cn/)
社会因素	到市中心距离	100	国家基础地理信息中心 (http://www.ngcc.cn/ngcc/)
	交通网络	100	OpenStreetMap (https://www.openstreetmap.org/)
	GDP	1 000	资源环境科学与数据中心 (http://www.resdc.cn/)
	人口密度	1 000	资源环境科学与数据中心 (http://www.resdc.cn/)

模型中设置的成本矩阵表示当前土地类型转为其他用地的难易程度,参考自然发展条件下城市土地转移的规则,通过探索性试验获得成本矩阵。根据研

究区的实际情况及土地转移概率矩阵,设置邻域因子权重参数范围为 0~1,越接近 1 表示该地类的扩张能力越强^[28],参考历史土地转移特征,经过调试和验

证,得到模拟精度较高的邻域因子参数表(表 3)。依据上述步骤,分别计算出每个栅格的总概率,将预测的土地类型分配到栅格,计算公式为:

$$T_{p,k}^t = s p_{p,k} \cdot \Omega_{p,k}^t \cdot I_k^t \cdot (1 - sc) \quad (9)$$

式中: $T_{p,k}^t$ 表示像元 p 在迭代 t 时转成土地类型 k 的概率; $s p_{p,k}$ 是土地适宜性概率分布; $\Omega_{p,k}^t$ 为邻域作用; $(1 - sc)$ 表示土地类型转换的难易程度。

表 3 邻域因子权重

土地利用类型	耕地	林地	草地	水域	建设用地	未利用地
邻域因子权重	0.6	0.6	0.2	0.2	1.0	0.1

将所有驱动因子重采样到相同分辨率,进行标准化处理,神经网络隐藏层设为 12,先通过神经网络样本训练得到研究区土地类型适宜性概率分布,标准偏差为 0.226,再基于土地类型适宜性概率分布,在自适应惯性和竞争机制模型下预测未来土地分布。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 94.89%,Kappa 系数为 93.93%,表明模型预测和真实地物分布有较高的一致性。此外,通过 Precision(精确率)、Recall(召回率)和 F_1 综合分数进一步评价模型的预测表现,指标的计算见公式(10)–(11),各土地类型精度的综合评价结果详见表 4。综合以上评价结果,表明模型预测精度达到要求,可作为预测研究区未来土地利用变化。

$$\text{Precision} = \frac{t_p}{t_p + f_p}, \quad \text{Recall} = \frac{t_p}{t_p + f_n} \quad (10)$$

表 5 广州市 1990—2018 年各时期土地类型面积及所占比例

土地类型	1990 年		2000 年		2005 年		2010 年		2018 年	
	面积/km ²	所占比例/%	面积/km ²	所占比例/%	面积/km ²	所占比例/%	面积/km ²	所占比例/%	面积/km ²	所占比例/%
耕地	2 843.09	39.64	2 610.66	36.40	2 316.74	32.30	2 208.87	30.79	2 162.82	30.15
林地	3 185.26	44.41	3 148.03	43.89	3 092.52	43.11	3 050.25	42.52	3 026.48	42.19
草地	108.88	1.50	105.24	1.47	97.45	1.36	95.54	1.33	96.81	1.35
水域	413.98	5.77	495.58	6.91	480.80	6.70	477.34	6.65	473.81	6.61
建设用地	616.96	8.60	808.84	11.28	1 181.03	16.47	1 337.04	18.64	1 409.11	19.64
未利用地	4.96	0.07	4.78	0.07	4.40	0.06	4.09	0.06	4.10	0.06

土地利用动态度表示研究区某一定时间范围的土地类型变化情况,用来反映区域土地变化的幅度和速度,通过各时期动态度变化来研究土地利用变化特点。

表 6 是土地类型面积和动态度变化,1990—2005 年土地利用动态度较高,土地变化剧烈,2005—2018 年土地利用的动态度逐期下降,土地变化相对缓和。耕地在 2005—2010 年和 2010—2018 年减少量分别

$$F_1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (11)$$

式中: t_p 表示真阳性记录百分比; f_n 表示假阴性记录百分比; f_p 表示假阳性记录百分比。

表 4 各土地类型预测精度的综合评价结果

指标	耕地	林地	草地	水域	建设用地	未利用地
Precision	95.60	98.71	96.42	95.77	90.21	99.25
Recall	93.14	98.13	93.32	95.74	95.15	93.84
F_1	94.35	98.42	94.84	95.76	92.62	96.47

2 结果与分析

2.1 广州市 1990—2018 年土地利用与碳储量变化

2.1.1 土地利用变化 表 5—6 分别为研究期内广州市土地类型面积和土地类型动态度。从表 5 可知,林地是广州市的最大景观类型,面积所占比例在 42% 以上,是研究区的优势土地景观类型。其他土地类型面积所占比例依次是耕地、建设用地、水域、草地、未利用地。1990—2018 年土地类型变化中,耕地面积的减少量最高,1990 年耕地面积所占比例接近 40%,2018 年所占比例下降到 30.15%,总共减少 681.0 km²。其次是林地,减少 158.5 km²,草地减少 11.1 km²,未利用地减少 0.9 km²,水域增加 59.84 km²。面积增幅最大的是建设用地,增加 791.8 km²,年均增加 40.02 km²,面积所占比例从 8.60% 上升到 19.64%,城市扩张特征明显。建设用地是变化量最高的土地类型,其次是耕地和林地,其他地类变化量相对较小。

占 2000—2005 年减少量的 36.69% 和 15.67%,研究时期的动态度分别是 -0.82%, -2.25%, -0.93% 和 -0.42%,2005 年后变化有明显下降趋势。1990—2018 年林地动态度为 -0.18%,是所有土地类型动态度最低的地类,由于林地面积所占比例最高,面积减少量仍然较高,仅次于耕地。建设用地各时期的动态度最高,分别是 3.11%, 9.20%, 2.64% 和 1.08%,1990—2010 年建设用地的增量较大,2010—2018 年

扩张趋于稳定,增量减少,增加量趋于稳定,只占 2000—2005 年的 19.36%,建设用地迅速扩张且扩张能力明显下降。草地在 2000—2010 年减少 7.78 km²,受到退耕还草政策的实施效果,2010—2018 年草地面积增加 1.27 km²。1990—2000 年水域变化明显,面

积增加 81.27 km²,未利用地的面积变化较小。1990—2018 年的土地变化情况来看,建设用地的动态度远高于其他地类,研究时间内广州市土地类型变化的主要特征是建设用地面积的快速增加,耕地和林地大量转入建设用地。

表 6 广州市 1990—2018 年土地类型面积和动态度变化

土地类型	1990—2000 年		2000—2005 年		2005—2010 年		2010—2018 年		1990—2018 年	
	变化面积/ km ²	动态度/ %	变化面积/ km ²	动态度/ %	变化面积/ km ²	动态度/ %	变化面积/ km ²	动态度/ %	变化面积/ km ²	动态度/ %
耕地	-233.08	-0.82	-293.92	-2.25	-107.86	-0.93	-46.05	-0.42	-681.00	-0.86
林地	-37.01	-0.12	-55.51	-0.35	-42.28	-0.27	-23.76	-0.16	-158.55	-0.18
草地	-2.64	-0.25	-7.78	-1.48	-1.91	-0.39	1.27	0.27	-11.07	-0.37
水域	81.27	1.96	-14.60	-0.59	-3.46	-0.15	-3.53	-0.15	59.66	0.51
建设用地	191.65	3.11	372.19	9.20	156.01	2.64	72.07	1.08	791.81	4.58
未利用地	-0.18	-0.36	-0.37	-1.57	-0.31	-1.40	0.00	0.01	-0.86	-0.62

2.1.2 碳储量变化 通过查阅相关文献以及公式修正获得广州市土地类型碳密度数据,结合当年土地利用数据导入 InVEST 模型碳模块下运行,得到 1990—2018 年 5 期碳储量数据及其变化。图 1 是根据模型运算得到碳储量结果。结果表明 1990—2018 年广州市碳储量减少 2.48×10^6 t,降幅 6.2%,年均下降 8.86×10^4 t。其中 2000—2005 年的下降幅度最大,年均下降 2.18×10^5 t,2010—2018 年下降幅度为 0.8%,年均下降 3.74×10^4 t。1990—2000 年广州市建设用地扩张能力较强,进入 21 世纪后,广州市城市建设进入一个新的高峰,随着珠江新城的开发和周边区域的城市扩张,2000—2005 年碳流失达到高峰。总体上 1990 到 2010 年区域碳储量的变化比较剧烈,该时期广州市经济快速增长,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,这一时期广州市严重碳流失逐步得到缓解。

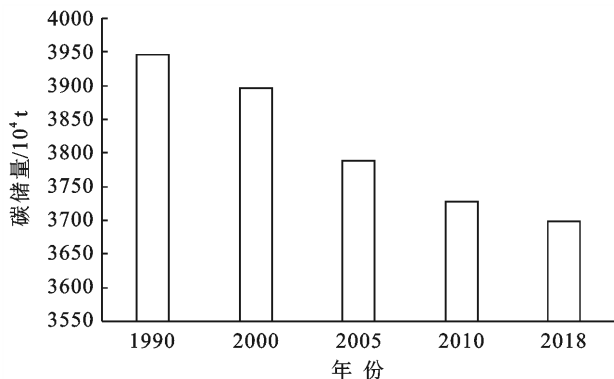


图 1 广州市 1990—2018 年陆地碳储量变化

2.1.3 碳储量空间变化特征 从碳储量空间分布来看,广州市碳储量空间分布具有显著的空间异质性,

图 2 分别是 1990,2005 和 2018 年陆地碳储量分布情况。由图 2 可知,高密度碳储量主要分布在东北部一带,该区域海拔较高,拥有高覆盖的森林面积,植被覆盖率高;低密度碳储量主要分布在珠江下游,该区域主要为平原,城市化程度较高;南部主要覆被农田等,受人类活动影响较大,碳储量维持在较低水平。东北部海拔较高,主要是山区林地覆被,碳储量较高。高海拔决定了坡度和坡向,限制了城市用地的扩张和开垦活动,在一定程度上影响植被类型的分布和土壤的性质,且在水源涵养、森林资源等方面更容易占据优势的生态位;南部属于冲击平原,地势平坦,水系丰富,适合人类社会生产活动,因而固碳能力相对较弱。

图 3 为 1990—2005 年和 2005—2018 年陆地碳储量空间变化情况。从碳储量空间变化来看,变化的区域具有大集聚和零星分布的特点。1990—2005 年碳储量显著下降的区域分布在花都区、番禺区和黄埔区,主要集中在东南和西部区域,这一时期建设用地扩张剧烈,番禺区、海珠区、黄埔区和花都区扩张明显,大量耕地和林地转为建设用地,靠近城市中心附近的碳储量显著减少。2005 年后建设用地扩张能力相对下降,土地类型转移趋于稳定,区域碳储量下降也逐渐缓和,受城市东扩影响,碳储量显著大面积下降的区域主要是黄埔区和增城区西南,城市中心区域的周边也有零星的减少,如白云区和花都区等。东北部区域的从化区和增城区北部碳储量较为稳定,该区域覆被大量森林资源,城镇扩张能力较低,碳储量相对稳定,珠江下游区域受城市发展影响,碳储量变动较大。总体上广州市碳储量在 2005 年之前有明显的下降,2005 年后下降幅度低于前期,2005—2018 年碳储量总体变化较之前缓和。

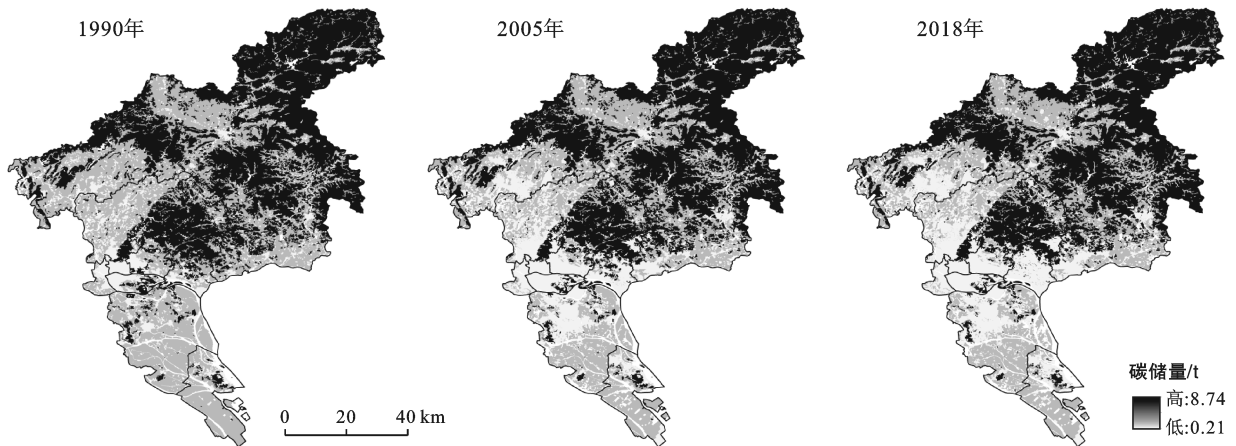


图 2 广州市 1990—2018 年碳储量分布

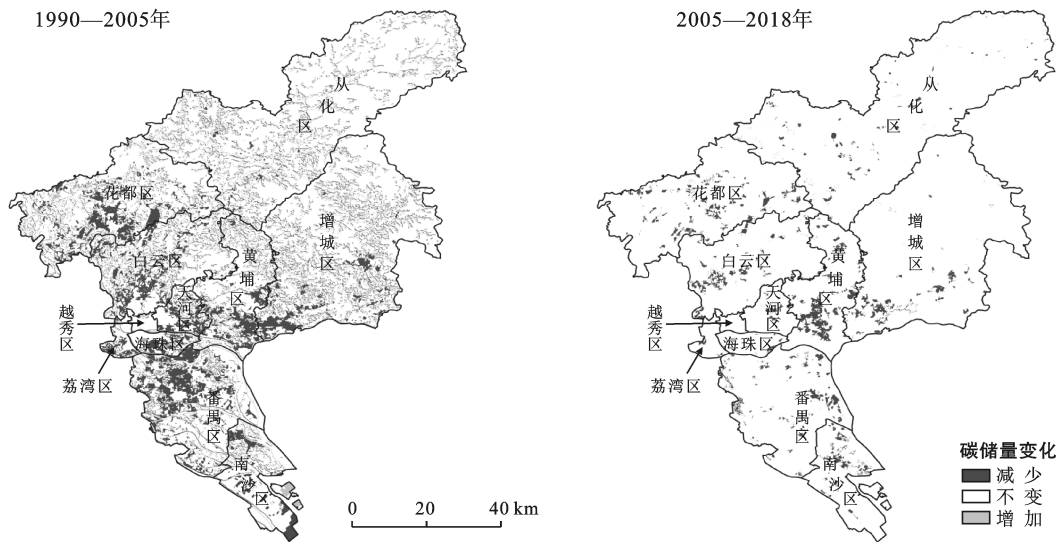


图 3 广州市 1990—2018 年陆地碳储量空间变化

2.2 未来建设用地扩张与陆地碳储量变化

2.2.1 未来土地预测与碳储量潜力 从预测的 2034 年土地分布来看,建设用地会进一步扩张。从 2018 年 1 409.11 km² 增加到 2034 年的 1 683.48 km², 面积增加 274.37 km², 年均增长 17.14 km², 动态度 1.22%, 耕地与林地面积持续下降, 预计分别下降 173.6 和 91.8 km², 低于 1990—2018 年土地类型变化程度, 总体上未来广州市土地变化趋于稳定。预测结果表明建设用地仍然会有一定程度的扩张, 分析未来建设用地扩张对碳储量变化影响, 揭示在自然发展条件下未来广州市碳储量分布变化。从广州市 2018—2034 年土地利用变化预测情况分析(图 4), 未来白云区和花都区的交界处建设用地的扩张能力仍较强, 交界区域的城市扩张明显, 中心城区与花都区和白云区具有较高可能性连成一个整体, 建城区的斑块聚集度提高, 散落在中心城区外围和周边区域的耕地在未来有较大的可能性会转为建设用地, 聚集成更大的斑块。且扩张侵占的土地上, 可能会进一步侵占更高碳

密度的土地类型, 如分布在从化区、白云区和增城区的林地等也有转为建设用地的趋势。2034 年广州市碳储量仍会进一步降低, 预计将会减少 1.20×10^6 t, 降幅 3.2%, 年均下降 7.50×10^4 t, 低于 1990—2010 年的年均下降 1.09×10^5 t, 高于 2010—2018 年的年均下降 6.00×10^4 t, 表明在自然发展条件下, 广州市碳储量流失整体上已经没有 1990—2010 年剧烈。预测 2034 年从化区碳储量所占比例将上升到 40%, 广州市北部和中部森林资源丰富, 北部受制于地形因素, 城镇建设较为缓慢, 未来仍是广州市乃至珠三角重要的碳汇区域, 中部林地靠近市区, 受到城市建设用地扩张风险较大, 碳储量比重进一步降低。预测碳储量减少的区域在花都区和白云区的交界较为显著, 未来这一区域的碳储量最易流失, 增城区西部和黄埔区也会存在较大的碳储量流失风险, 主要原因可能是该区域的林地有较大的概率转为建设用地。碳储量下降最高的区域分别是增城区、白云区和花都区, 预计分别下降 2.95×10^5 t, 2.10×10^5 t 和 1.83×10^5 t。

黄埔区和白云区交界处的白云山是临近中心城区的较大森林覆盖区域,拥有丰富的林地和生物资源,对于保护中心城区的碳平衡和生态系统的稳定具有非常重要的价值。

此外其他区域也会发生不同程度的碳储量变化,从化区南部有一定碳流失风险,北部碳储量微量增加,南沙区整体较为稳定。未来部分区域碳储量流失仍然较为严峻。

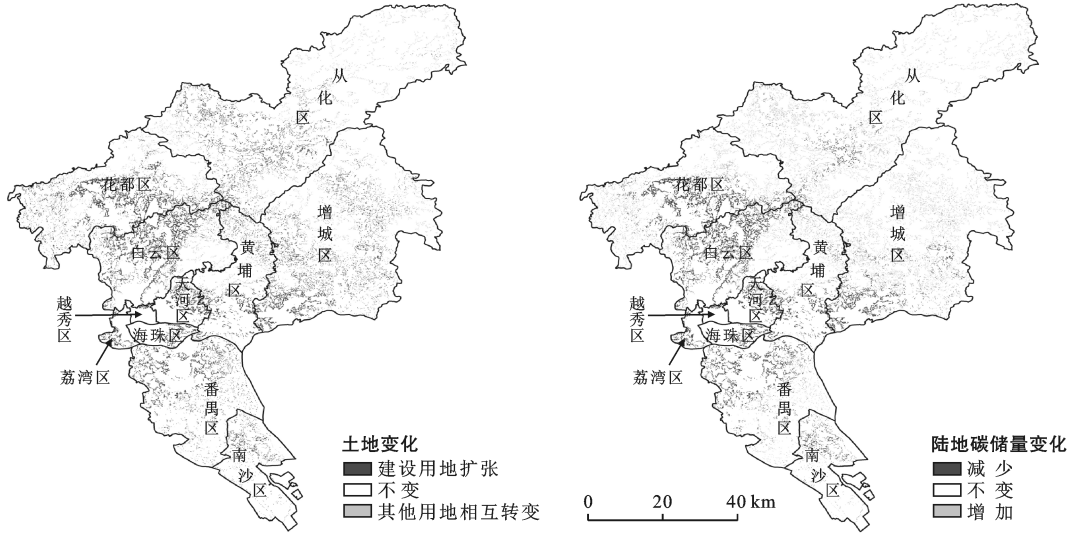


图 4 广州市 2018—2034 年土地利用与碳储量变化

2.2.2 建设用地与低密度碳储量重心迁移 城市建设用地扩张与碳储量生态系统服务是碳储量研究中的重要内容,城市建设用地扩张造成耕地林地等高密度固碳土地类型转成低密度固碳土地类型,加重碳储量生态系统功能的危机。在计算得到的碳储量分布图上划分碳密度等级,选择低密度碳储量空间分布,通过不同时期的重心迁移分析建设用地与碳储量的关系。图 5 为广州市 1990—2034 年不同时期建设用地与低密度碳储量的重心变化,从重心迁移结果看,1990—2000 年建设用地扩张的整体朝向东南部,

2000—2010 年重心向东北方向迁移,2010 到 2018 年城市持续向东北扩张,但迁移距离减小,随着西部花都区等区域副中心城镇的扩张仍充满潜力,向西迁移趋势有所增加。总体上城市重心整体在向东北偏移,且逐渐由东北偏向正北,迁移距离先增后减。预测 2018—2034 年建设用地重心朝向西部,迁移距离在减少,说明城市扩张幅度在波动中趋于稳定,低密度碳储量空间重心迁移与建设用地扩张方向基本吻合,表明建设用地的扩张与低密度碳储量空间演变具有显著的相关性。

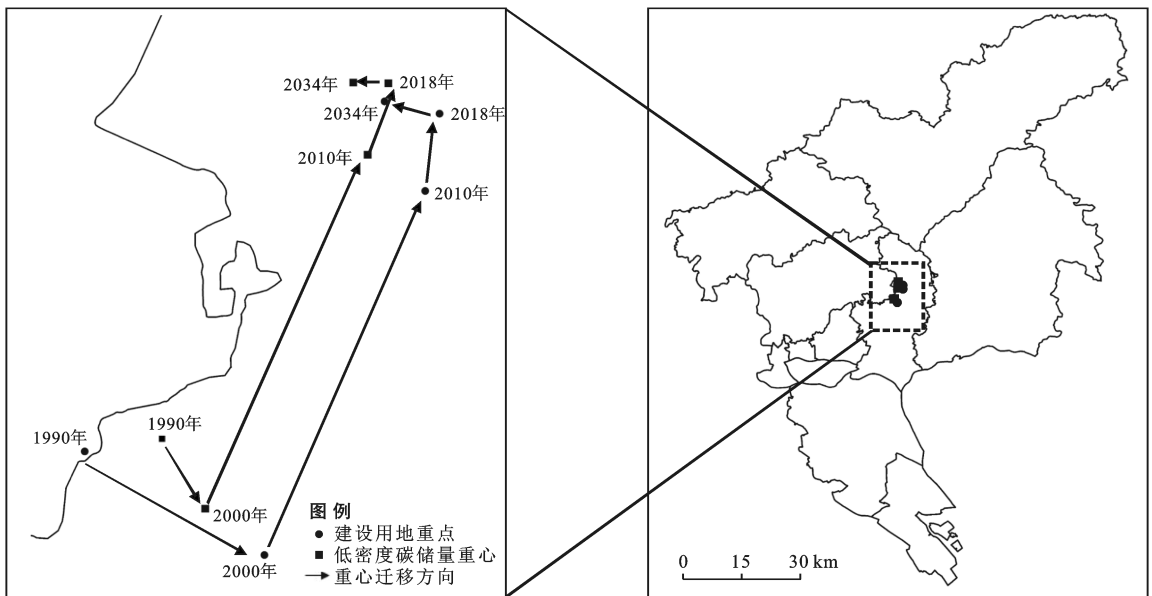


图 5 广州市 1990—2034 年建设用地与低密度碳储量重心变化

3 讨论与结论

本文在预测未来土地的驱动参数上选择有限,对人文因子仅考虑人口、GDP 和交通分布,人文因子是一个复杂的指标,包括工业产值、工厂分布、政策制定、开发红线等,今后在驱动因子选择中可以构建科学的人文因子模型作为预测条件。未来城市土地变化中受到耕地红线、生态红线的限制,本次预测中暂不考虑政策因素,只考虑了自然情景下未来土地类型的预测,没有针对生态保护、耕地保护等限制条件下的情景模拟,以后的研究中可以考虑在受到“三生空间”政策影响下不同情景的未来城市生态系统功能变化。

(1) 1990—2018 年广州市土地利用变化的特征表现为建设用地的快速扩张,增幅 128.3%,变化量最高,其他用地均有不同程度变化,其中耕地面积减少量最高,其次是林地。1990—2005 年是土地利用变化动态度较大的时期,2010 年后土地利用变化动态度显著下降。

(2) 广州市碳储量分布具有空间差异规律,总体上表现为高值集聚在北部,低值集聚在西南。北部森林覆盖面积大,海拔高,是碳储量分布的主要位置,从化区、花都区 and 增城区是广州市重要的碳汇区域;西南部城市化程度高,城市扩张活动频繁,城市中心碳储量比较低。1990—2005 年是碳流失较严重时期,与城市扩张密切相关,2010—2018 年碳流失相对缓和。

(3) 预测未来建设用地面积仍会继续增加,扩张幅度将会下降,扩张重心朝向西部花都区 and 白云区等。预测未来碳储量会进一步下降,碳储量减少的区域主要位于广州市西北和主城区东部附近。西北区域建设用地未来可能与主城区形成大面积的低碳储量区域,对于城市生态系统稳定是较大的威胁,未来广州市部分区域仍会存在一定的碳流失问题。

[参 考 文 献]

[1] 毕欣欣,李玉娥,高清竹,等.减少发展中国家毁林及森林退化排放(REDD)的各方观点及对策建议[J].气候变化研究进展,2010,6(1):65-69.

[2] Weber C, Puissant A. Urbanization pressure and modeling of urban growth: Example of the Tunis Metropolitan area [J]. Remote sensing of environment, 2003, 86(3): 341-352.

[3] Hou Guolong, Delang C O, Lu X, et al. A meta-analysis of changes in soil organic carbon stocks after afforestation with deciduous broadleaved, sempervirent broadleaved,

and conifer tree species [J]. Annals of Forest Science, 2020, 77(4): 1-13.

- [4] Simpson L G, Botkin D B, Nisbet R A. The potential aboveground carbon storage of North American forests [J]. Water, Air, and Soil Pollution, 1993, 70(1): 197-205.
- [5] Hurtt G C, Pacala S W, Moorcroft P R, et al. Projecting the future of the U. S. carbon sink [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2002, 99(3): 1389-1394.
- [6] 李传华,赵军,师银芳,等.基于变异系数的植被 NPP 人为影响定量研究:以石羊河流域为例[J].生态学报,2016,36(13):4034-4044.
- [7] 邹文涛,何友均,叶兵,等.基于 InVEST 模型的森林生态系统服务功能评估研究进展[J].世界林业研究,2020,33(4):19-24.
- [8] 张影,谢余初,齐姗姗,等.基于 InVEST 模型的甘肃白龙江流域生态系统碳储量及空间格局特征[J].资源科学,2016,38(8):1585-1593.
- [9] 朱文博,张静静,崔耀平,等.基于土地利用变化情景的生态系统碳储量评估:以太行山淇河流域为例[J].地理学报,2019,74(3):446-459.
- [10] 荣月静,张慧,赵显富.基于 InVEST 模型近 10 年太湖流域土地利用变化下碳储量功能[J].江苏农业科学,2016,44(6):447-451.
- [11] Gao J, Wang L. Embedding spatiotemporal changes in carbon storage into urban agglomeration ecosystem management: A case study of the Yangtze River delta, China [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 237: 117764.
- [12] Poska A, Sepp E, Veski S, et al. Using quantitative pollen-based land-cover estimations and a spatial CA-Markov model to reconstruct the development of cultural landscape at Rõuge, South Estonia [J]. Veg Hist Archaeobot, 2008,17(5):527-541.
- [13] 彭云飞.基于 FLUS 模型的大都市区土地利用优化模拟:以深圳市为例[J].山东国土资源,2019,35(8): 70-74.
- [14] 张世伟,魏璐瑶,金星星.基于 FLUS-UGB 的县域土地利用模拟及城镇开发边界划定研究[J].地球信息科学学报,2020,22(9):1848-1859.
- [15] 吴欣昕,刘小平,梁迅,等. FLUS-UGB 多情景模拟的珠江三角洲城市增长边界划定[J].地球信息科学学报,2018,20(4):532-542.
- [16] 林伊琳,赵俊三,张萌,等.基于 FLUS 模型的昆明市建设用地扩张模拟及景观效应分析[J].兰州大学学报(自然科学版),2019,55(6):716-725.

- [22] 梁晓.云南鹤庆县石漠化地区典型植物生理生态适应性研究[D].广西 南宁:广西师范大学,2014.
- [23] 胡秀娟,徐涵秋,郭燕滨,等.水土流失区生态修复后植被健康的遥感判别[J].应用生态学报,2017,28(1):250-256.
- [24] John R, Chen J, Lu N, et al. Predicting plant diversity based on remote sensing products in the semi-arid region of Inner Mongolia [J]. Remote Sensing of Environment, 2008,112(5):2018-2032.
- [25] Bausch W C. Remote sensing of plant nitrogen status in Corn [J]. Transactions of the Asae, 1996,39(5):1869-1875.
- [26] Huang Chengquan, Wylie B, Yang Limin, et al. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance [J]. International Journal of Remote Sensing, 2002,23(8):1741-1748.
- [27] Hu Xisheng, Xu Hanqiu. A new remote sensing index for assessing the spatial heterogeneity in urban ecological quality: A case from Fuzhou City, China [J]. Ecological Indicators, 2018,89:11-21.
- [28] Nichol J. Remote sensing of urban heat islands by day and night [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2005,71(5):613-621.
- [29] 覃志豪,李文娟,徐斌,等.陆地卫星 TM6 波段范围内地表比辐射率的估计[J].国土资源遥感,2004,3(61):28-32.
- [30] 宋慧敏,薛亮.基于遥感生态指数模型的渭南市生态环境质量动态监测与分析[J].应用生态学报,2016,27(12):3913-3919.
- [31] 徐涵秋.水土流失区生态变化的遥感评估[J].农业工程学报,2013,29(7):91-97.
- [32] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报,2017,72(1):116-134.
- [33] 张金茜,巩杰,柳冬青.地理探测器方法下甘肃白龙江流域景观破碎化与驱动因子分析[J].地理科学,2018,38(8):1370-1378.

(上接第 229 页)

- [17] Zhao M, He Z, Du J, et al. Assessing the effects of ecological engineering on carbon storage by linking the CA-Markov and InVEST models [J]. Ecological Indicators, 2019,98(3):29-38.
- [18] Hu Wenmin, Li Guo, Gao Zhihai, et al. Assessment of the impact of the poplar ecological retreat project on water conservation in the Dongting Lake wetland region using the InVEST model [J]. Science of the Total Environment, 2020, 733: 139423.
- [19] 朴世龙,方精云,贺金生,等.中国草地植被生物量及其空间分布格局[J].植物生态学报,2004,28(4):491-498.
- [20] 揣小伟,黄贤金,郑泽庆,等.江苏省土地利用变化对陆地生态系统碳储量的影响[J].资源科学,2011,33(10):1932-1939.
- [21] 周汝波,林媚珍,吴卓,等.珠江西岸生态系统碳储量对土地利用变化的响应[J].生态科学,2018,37(6):175-183.
- [22] 方精云,黄耀,朱江玲,等.森林生态系统碳收支及其影响机制[J].中国基础科学,2015,17(3):20-25.
- [23] 荣检.基于 InVEST 模型的广西西江流域生态系统产水与固碳服务功能研究[D].广西 南宁,广西师范学院,2017.
- [24] 朱鹏飞.基于 InVEST 模型的广西沿海地区土地利用/覆被变化的生态效应研究[D].广西 南宁.广西师范学院,2018.
- [25] 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 [J]. Journal of Arid Environments, 2013,89(2):67-76.
- [26] 陈光水,杨玉盛,刘乐中,等.森林地下碳分配(TBCA)研究进展[J].亚热带资源与环境学报,2007,2(1):34-42.
- [27] 王旭,马博文,李丹,等.基于 FLUS 模型的湖北省生态空间多情景模拟预测[J].自然资源学报,2020,35(1):230-242.
- [28] 李国珍.基于 FLUS 模型的深圳市土地利用变化与模拟研究[D].湖北 武汉.武汉大学,2018.