

doi: 10.6046/zrzyg.2022065

引用格式: 李立,胡睿柯,李素红. 基于改进 FLUS 模型的北京市低碳土地利用情景模拟[J]. 自然资源遥感,2023,35(1):81-89. (Li L, Hu R K, Li S H. Simulations of the low-carbon land use scenarios of Beijing based on the improved FLUS model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(1): 81-89.)

# 基于改进 FLUS 模型的北京市低碳土地利用情景模拟

李 立, 胡睿柯, 李素红

(河北工业大学经济管理学院, 天津 300401)

**摘要:** 合理的土地利用计划对避免高碳排放有着重要意义, 进行低碳经济视角下的土地利用优化模拟有利于绿色发展和土地资源科学配置。以北京市为例, 将兴趣点 (point of interest, POI) 数据纳入 FLUS 模型的 BP-ANN 算法模块中对其进行改进, 利用 2010 年和 2020 年 2 期土地利用数据对改进模型的模拟精度进行对比验证。在此基础上, 耦合 Markov 法及理想点法, 对研究区 2030 年自然演变情景及低碳经济情景下的土地数量结构和空间布局进行模拟分析。研究表明: ①引入 POI 数据的 FLUS 模型在模拟 2020 年土地利用时, Kappa 系数提高 4.85%、总体精度提高 3.42%, 改进模型有利于提高模拟精度; ②经模拟验证, 在自然演变情景中, 碳排放量增加 7.70%, 建设用地面积增长 7.68%, 耕地、草地面积持续减退; ③在低碳经济情景中, 与自然演变情景相比, 碳排放量减少 198.49 万 t, 建设用地持续扩张的趋势得到遏制, 浅山区草地被占用的现象得到缓解, 北部林地面积增长明显。研究说明了土地利用模型的模拟精度随城市发展元素的变化而变化, 纳入 POI 数据可以为土地规划提供更好的决策支持, 低碳经济导向的土地结构调整及空间布局优化, 可以为区域土地合理利用和规划布局提供参考。

**关键词:** POI 数据; FLUS 模型; 情景模拟; 低碳经济

**中图法分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-035X(2023)01-0081-09

## 0 引言

土地利用/覆被变化直接受到城市扩张的影响, 产业发展、经济建设和能源消耗等都与土地利用紧密相关<sup>[1]</sup>。城市化进程中伴随着地表土地覆被的巨大变化, 建设用地不断扩张, 导致生态用地成为最大的损失者, 耕地、林地和草地面积减退, 在地类转换的过程中, 产生了大量的碳排放。世界资源组织研究表明, 自 1850 年到 21 世纪初, 土地利用变化产生的碳排放占人为总碳排放的 1/3<sup>[2]</sup>。中国是世界上二氧化碳排放最多的国家, 我国政府提出, 力争于 2030 年前实现碳达峰, 2060 年前实现碳中和<sup>[3]</sup>。在这种情况下, 通过建模合理调整各种土地类型的面积比例, 优化国土空间分布格局, 从土地利用的角度寻找低碳和经济相平衡的途径, 是保障区域土地合理规划和生态安全的重要问题。

有限的土地资源不仅要用于发展经济, 还要进行生产活动及生态保护, 土地规划是当前关注的焦点, 土地利用规划研究主要从数量结构优化和空间

布局优化 2 方面展开。学者们在土地利用数量结构优化方面展开了广泛研究, 由最初的单目标线性规划发展为多目标规划<sup>[4]</sup>, 为了更好地适应城市土地利用变化的非线性和动态性特点, 还产生了多种启发式算法模型, 例如系统动力学模型<sup>[5]</sup>和理想点法<sup>[6]</sup>等非线性规划方法, 以及 NSGA-II 算法<sup>[7]</sup>和多目标粒子群算法<sup>[8]</sup>等。

当前关于土地低碳管理的研究大多集中于对未来最小碳排放模式下土地利用数量结构的预测和优化<sup>[9]</sup>, 土地的经济效益没有得到充分考虑; 而且侧重于土地类型的数量比例调整, 对于空间布局的相关研究有待加强。同一土地利用结构, 在不同的空间布局下, 可能会产生不同的效果。随着 GIS 技术的发展, 逐渐开发了多种地理模拟模型, 元胞自动机模型 (cellular automata, CA)<sup>[10]</sup>、CLUE-S 模型<sup>[11]</sup>、FLUS 模型<sup>[12]</sup>和多智能体模型 (agent-based modeling, ABM)<sup>[13]</sup>等都在土地模拟研究中得到了广泛的应用。其中, FLUS 模型引入多层前馈神经网络算法 (BP-ANN) 计算地类适宜性概率, 将各驱动因子统一起来, 消除了以往研究通过线性回归方法获取地

收稿日期: 2022-02-28; 修订日期: 2022-07-22

基金项目: 河北省社会科学基金项目“河北省康养服务高质量发展的测度与驱动因素研究”(编号: HB20YJ055)资助。

第一作者: 李立(1968-), 女, 教授, 博士, 研究方向为土地利用与交通规划。Email: 3270627117@qq.com。

通信作者: 胡睿柯(1998-), 女, 硕士研究生, 研究方向为土地利用规划。Email: huruik0902@163.com。

类转换规则的局限性<sup>[14]</sup>,采用创新的自适应惯性机制以及基于轮盘赌的土地分配机制<sup>[15]</sup>,考虑了多种土地类型转化过程的相互影响,更好地模拟了地类间的竞争,有利于模拟实际情况下用地变化的偶然发生与交替增长。研究表明,FLUS 模型对于土地利用模拟的精度要高于 CLUE - S 模型及传统 CA - Markov 模型<sup>[16]</sup>。

在以往利用 FLUS 模型进行城市未来发展模拟的研究中,大多聚焦于自然地理等静态驱动因子。近年来,有学者尝试对 FLUS 模型进行优化,张经度等<sup>[17]</sup>以珠江三角洲地区为例,通过引入空间自相关驱动因子进行了土地演变模拟;程雨薇<sup>[18]</sup>利用创新产业因子,对杭州市未来的用地增长进行预测。上述研究虽然在模型优化方面提出了一些新思路,但居民日常活动与土地扩张之间的关系仍没有得到充分考虑,没有纳入兼顾城市动态热点的驱动因子。事实上,购物、饮食住宿和公共服务设施等会影响交通出行和消费活动,人类活动和城市扩张之间有着紧密的联系<sup>[19]</sup>。地理大数据为此提供了新的解决方法,兴趣点 (point of interest, POI) 数据可以表征实际地理实体,样本量大、范围广,能够较准确地识别城市功能区分布格局,在城市研究中有着良好的应用前景。综上所述,本文使用 POI 数据刻画地理实

体与居民活动,并将其作为一种驱动因子来改进 FLUS 模型。考虑到“十四五”是碳达峰的关键期,以及北京市建设生态文明、推动绿色低碳循环发展的要求,耦合理想点和改进的 FLUS 模型,寻求有利于低碳经济发展的土地利用结构和空间布局,并设置自然演变情景作为对照组,以期为研究区低碳城市规划体系构建和土地管理规划提供参考。

## 1 研究区概况及数据源

北京市作为国家第二批低碳试点城市之一,研究区高强度的城市扩张和经济发展,引起土地覆被类型的巨大变化,建设用地迅速扩张,生态环境“超载”的现象仍然存在,是全国碳减排的重点区域和潜力地区。因此,强化城市空间规划和用途管理,协调经济发展和生态保护,对区域未来的土地利用情况进行模拟分析具有重要意义。

本文数据分为统计数据、规划数据、土地利用数据及驱动因子数据 4 部分 (表 1)。其中,土地利用数据和驱动因子数据通过投影变换和重采样等方法统一格式为 150 m × 150 m 栅格。驱动因子数据归一化处理后如图 1 所示。

表 1 数据说明  
Tab.1 Data description

数据类型	数据内容	数据来源及处理方式
统计数据	2011—2021 年的相关土地利用数据;历年能源消耗标准煤数量、各产业产值	《北京统计年鉴(2011—2021 年)》
规划数据	耕地红线、生态空间约束等规划信息	《北京城市总体规划(2016—2035 年)》等相关文件
土地利用数据	2010 年和 2020 年 2 期土地利用遥感数据	来自 GlobeLand30(全球地理信息公共产品),在 ArcGIS 软件中对原始数据进行镶嵌、裁剪,并将土地类型重分类为耕地、林地、草地、建设用地、水域和其他用地
自然地理	高程、坡度、坡向	DEM 数据由地理空间数据云平台获得,并在 ArcGIS 软件中对原始 DEM 数据进一步处理得到坡度、坡向数据
	交通可达性	到河流、主要道路、国道、高速、铁路的距离 路网数据来自 OSM 地图,在 ArcGIS 软件中采用欧氏距离工具进行处理得到可达性驱动因子
驱动因子数据	社会经济 GDP、人口密度	来源于中国科学院资源环境科学与数据中心,在 ArcGIS 软件中进行重采样处理
POI 大数据	餐饮服务密度、政府/社会机构密度、住宅密度、酒店密度、科教文化服务密度、金融保险服务密度、公共交通设施密度、购物商超密度、公司企业密度、公共设施密度	采用北京大学开发研究数据平台于 2018 年发布的 POI 数据作为数据源,并于 2021 年 9 月通过高德开放平台 API 接口抓取 POI 数据作为进一步补充,将其分为 10 类,使用 ArcGIS 软件的核密度分析工具对其进行处理

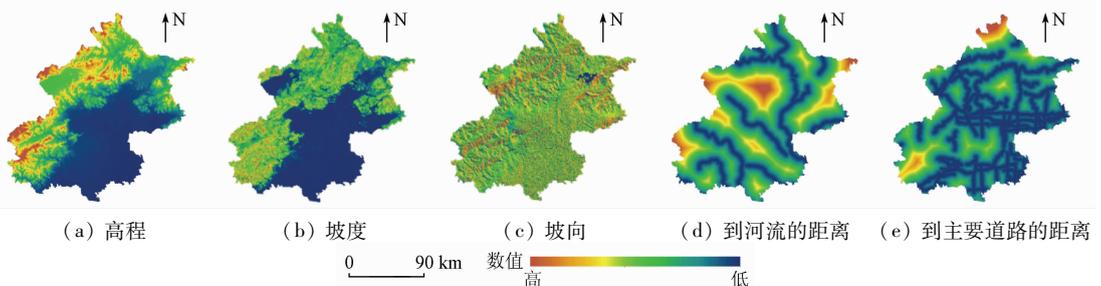


图 1-1 研究区土地利用变化驱动因子  
Fig.1-1 Driving factors of land use change in the study area

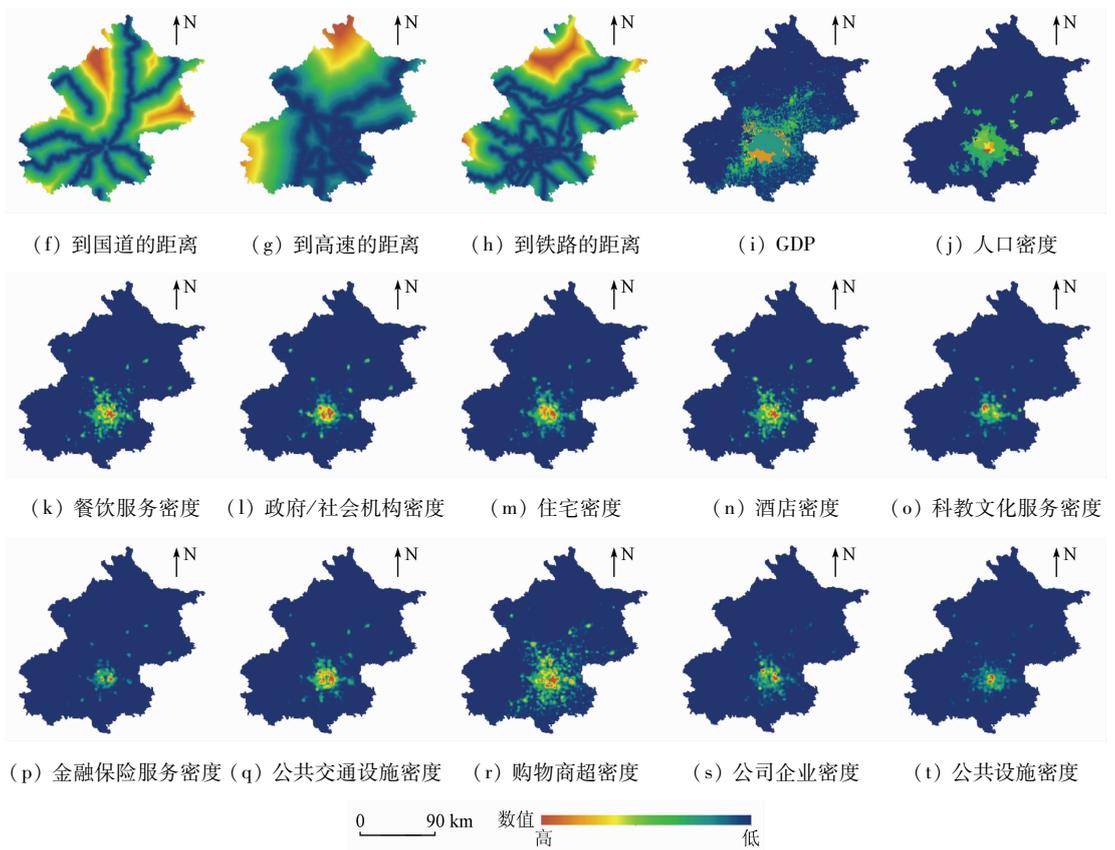


图 1-2 研究区土地利用变化驱动因子

Fig. 1-2 Driving factors of land use change in the study area

## 2 研究方法

### 2.1 不同发展情景设置

以北京市 2020 年土地利用情况为初始年份数据,以 2030 年为目标,设置低碳经济情景和自然演变情景 2 种情景假设。其中,低碳经济情景集成理想点法和改进的 FLUS 模型进行模拟研究。自然演变情景则参考过往土地演变情况,在保持土地总面积不变的基础上,遵循土地利用的历史发展规律对未来土地利用变化进行模拟,同时将其作为对照组与低碳经济情景进行对比分析。

### 2.2 不同情景下土地利用数量结构求解

土地需求结构在不同情景下存在差异,并且后续的土地利用演变模拟也需要输入各个土地类型的预测数量。故首先利用 MATLAB 软件编写程序来求解 2 种情景下的土地利用数量结构。

在自然演变情景中,土地覆被变化将在未来保持已有趋势,土地需求数量根据 2010—2020 年的规律变化。Markov 方法已被广泛应用于预测该情景下的未来土地类型数量<sup>[20]</sup>,本文将沿用此模型预测研究区 2030 年土地利用数量结构,其计算公式为:

$$S(t+1) = S(t)P_{ij} \quad (1)$$

式中:  $S(t)$  和  $S(t+1)$  分别为预测斑块在  $t$  和  $t+1$  时的数量;  $P_{ij}$  为转移概率矩阵。

在低碳经济情景中,以经济效益最大、碳排放量最小为目标函数,采用理想点法进行多目标求解,并且遵循有关规划文件对目标函数进行约束条件设置,参考规划文件中的耕地保护红线、建设用地规划限制、森林覆盖率、绿地及湿地指标等,确定各类用地的面积约束范围。其计算公式为:

$$\begin{aligned}
 F_1(x) &= \min \sum_{i=1}^n C_i x_i \\
 F_2(x) &= \max \sum_{i=1}^n Z_i x_i \\
 \text{s. t. } &\begin{cases} \sum_{i=1}^n a_{qi} x_i = (\geq, \leq) b_i & (q = 1, 2, \dots, m) \\ x_i \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (2)
 \end{aligned}$$

式中:  $F_1(x)$  为最小化碳排放量目标函数;  $F_2(x)$  为最大化经济效益目标函数;  $x_i$  为决策变量,即第  $i$  种土地类型的面积,  $\text{hm}^2$ ;  $C_i$  为每单位土地类型  $i$  的碳排放/吸收系数,  $\text{t}/\text{hm}^2$ ;  $Z_i$  为每单位土地类型  $i$  所产出的 GDP,  $\text{万元}/\text{hm}^2$ ; s. t. 为约束条件;  $a_{qi}$  为不同条件下变量  $x_i$  所对应的系数;  $b_i$  为约束值。

利用理想点法进行求解,首先将其分解为单目标问题,分别求取  $F_1(x)$  和  $F_2(x)$  在约束条件下的最优值,设其为  $U^*$ ,称  $U^* = (F_1^*, F_2^*)$  为一个理想点,因为该点一般很难达到,所以采用最短距离理

$$\min_{x \in D} [F(x)] = \sqrt{[F_1(x) - F_1^*]^2 + [F_2(x) - F_2^*]^2} \quad (3)$$

### 2.3 FLUS 模型及其改进机制

GeoSOS—FLUS 模型是模拟与预测城市发展空间格局的有效方法<sup>[21]</sup>。该模型主要包括 3 部分:①输入未来目标年份各类用地的数量需求,作为模拟的目标;②结合初始年份土地利用数据及驱动因子数据,利用 BP-ANN 算法,求取各个地类的适宜性概率;③采用基于自适应惯性机制的 CA 模型,进行未来土地利用空间布局模拟。

#### 2.3.1 基于 BP-ANN 算法的适宜性概率计算

FLUS 模型引入 BP-ANN 算法计算适宜性概率,主要分为输入层、隐藏层和输出层 3 部分。以初始年份土地利用数据及驱动因子数据作为输入层;根据经验<sup>[15]</sup>,本文的隐藏层数量为 12;最后将生成的各栅格土地类型适宜性概率文件作为输出层。其计算公式为:

$$\begin{aligned} sp(p, k, t) &= \sum_j \omega_{j,k} \text{sigmoid}[net_j(p, t)] \\ &= \sum_j \omega_{j,k} \frac{1}{1 + e^{-net_j(p, t)}} \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $sp(p, k, t)$  为土地类型  $k$  在时间  $t$ 、栅格  $p$  上的适宜性概率;  $\omega_{j,k}$  为输入层与隐藏层之间的权重;  $\text{sigmoid}()$  为隐藏层到输出层的激励函数;  $net_j(p, t)$  为第  $j$  个隐藏层的栅格  $p$  在训练时间  $t$  上收到的反馈。

#### 2.3.2 基于自适应惯性机制的 CA 模拟

未来土地类型的转化概率还与邻域影响、惯性系数、转换成本设置及土地类型间的竞争有关。

1) 邻域影响包含邻域范围和邻域权重 2 方面,其基本公式为:

$$\Omega'_{p,k} = \frac{\sum_{N \times N} \text{con}(c_p^{t-1} = k)}{N^2 - 1} w_k \quad (5)$$

式中:  $\Omega'_{p,k}$  为土地类型  $k$  在时间  $t$ 、栅格  $p$  上的邻域影响;  $\sum_{N \times N} \text{con}(c_p^{t-1} = k)$  为在  $N \times N$  的邻域窗口中,在经历  $t-1$  次迭代后,土地类型  $k$  的像元总数;  $w_k$  为各土地类型的邻域权重;  $N$  为邻域范围,本文通过多次对比实验,结合已有资料<sup>[22]</sup>,设置  $N = 3$ 。

2) 惯性系数是由当前分配的土地数量与目标数量之间的差异决定的,在模型训练中进行自适应

想点法,构造距离评价函数  $d[F(x)]$ ,在可行域中寻找解集  $x_i$ ,使其对应的函数值与理想点  $U^*$  的欧氏距离尽可能的小,从而得到兼顾双目标的可行解。其计算公式为:

调整,使得各用地类型的数量更接近预期目标,其计算公式为:

$$Intertia_k^t = \begin{cases} Intertia_k^{t-1} & (|D_k^{t-1}| \leq |D_k^{t-2}|) \\ Intertia_k^{t-1} \frac{D_k^{t-2}}{D_k^{t-1}} & (0 > D_k^{t-2} > D_k^{t-1}) \\ Intertia_k^{t-1} \frac{D_k^{t-1}}{D_k^{t-2}} & (D_k^{t-1} > D_k^{t-2} > 0) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $Intertia_k^t$  为  $t$  时刻土地类型  $k$  的惯性系数;  $D_k^{t-1}$  和  $D_k^{t-2}$  分别表示在  $t-1$  和  $t-2$  时刻土地类型  $k$  的已分配栅格数与目标需求数量的差值。

3) 转换成本代表将目前的土地类型转换为其他土地利用类型的难度,按照不同发展情景的要求进行转换等级设置,转换原则为优先安排低等级向高等级用地转换<sup>[22]</sup>。

4) 结合以上步骤,可以确定各栅格占用土地类型的综合概率,计算公式为:

$$TP'_{p,k} = sp(p, k, t) \Omega'_{p,k} Intertia_k^t (1 - sc_{c \rightarrow k}) \quad (7)$$

式中:  $TP'_{p,k}$  为栅格  $p$  在  $t$  时刻由初始土地类型转换为第  $k$  种土地类型的综合概率;  $sc_{c \rightarrow k}$  表示土地类型由  $c$  转换为  $k$  的成本。

最后,根据计算出的综合概率,FLUS 模型通过轮盘赌机制,采用 CA 迭代的方式将土地利用类型分配到每个像元上。模型精度验证一般参考 Kappa 系数以及总体精度(overall accuracy, OA)这 2 个指标。通常认为,若 Kappa 系数大于 0.75,则该模拟结果较精准<sup>[23]</sup>。

#### 2.3.3 基于 POI 数据分析城市热点

合理的驱动因子在一定程度上影响着模拟的效果。POI 数据作为一种社会感知数据,以一种抽象的方式表达了土地系统中的各种地理实体。利用 ArcGIS 软件中的核密度分析方法,基于 POI 数据提取城市中心热点区域和兴趣点设施,将其纳入驱动因子体系参与 BP-ANN 算法训练模块,从而对 FLUS 模型进行改进。核密度计算公式为:

$$f_n(e) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \alpha \left( \frac{e - e_i}{h} \right) \quad (8)$$

式中:  $e_1, \dots, e_n$  为单元变量  $e$  的  $n$  个观测样本;  $f(x)$  为密度函数的核密度估计;  $\alpha(\cdot)$  表示核函数;  $h$  为窗口宽度。

### 2.4 不同情景下土地利用空间模拟转换规则设置

利用 FLUS 模型进行未来土地演变情景模拟时需要邻域权重(式(5))进行设置。邻域权重越大,表示该类扩张能力越强,越难被转移为其他地类。自然演变情景下,根据过往土地利用变化特点,水域不易进行开发建设、建设用地扩张能力最强,故这 2 种土地类型发生地类转移的难度较大,邻域权重值也相对较大。而耕地、林地、草地和其他用地往往成为被侵占对象,易发生转移,其邻域权重较小。在低碳经济情景中,应当注重碳源用地管治和碳汇空间保护,林地和草地等是主要的碳汇来源,而建设用地和耕地等一般被视为碳源,故增大林地和草地等生态用地的邻域权重提高其转移难度,可以缓解其被过度侵占的趋势。结合已有文献<sup>[22]</sup>,不同情景下的邻域权重如表 2 所示。另一方面,成本矩阵通过改变不同情景下的用地等级,来表示从当前用地类型转换为需求类型的困难度。基于 2010—2020 年土地转移矩阵,通过多次对比实验调整参数,设置

表 2 不同情景下土地邻域权重参数  
Tab. 2 Neighborhood weight parameters under different scenarios

情景	耕地	林地	草地	水域	建设用地	其他用地
自然演变情景	0.1	0.3	0.2	0.4	1.0	0.1
低碳经济情景	0.2	0.6	0.5	0.5	0.9	0.2

自然演变情景下建设用地的优先级最高,适当增加耕地和草地等转移为建设用地的概率,满足建设用地需求。而低碳经济情景下生态用地优先级上升,严格控制林地、草地和水域等生态用地转移为建设用地的成本,适当提高退耕还林还草的转移概率。

## 3 结果与分析

### 3.1 改进模型精度验证

为证实纳入 POI 数据的改进 FLUS 模型在北京市土地利用研究中的适用性,利用研究区 2010 年数据对其 2020 年土地利用情况进行模拟。以 2020 年真实地类数量作为土地需求量,并根据研究区历史土地利用演变规律输入各项参数,设置原模型包括自然因子、交通可达性因子、社会/经济因子共 3 类驱动因子;在其他参数不变的情况下,在原模型基础上再纳入 10 项 POI 数据作为改进的 FLUS 模型模拟 2020 年土地利用情况。然后将上述 2 种模拟结果分别与 2020 年实际现状进行对比,分析模型精度变化,结果如表 3 和图 2 所示。结合表 3 及图 2 可知,改进模型的模拟结果与实际情况更为接近。其中,林地的模拟精度最高。水域次之,改进模型的模拟误差缩小了 0.17 百分点,主要体现在东北部水域方向上,改进模型的模拟结果更符合实际情况。其他用地由于和驱动因子的联系较弱且占地面积小,模拟误差最大。耕地、草地和建设用地的数量误差相对适中,其空间布局模拟结果与 2020 年实际情

表 3 研究区 2020 年土地利用模拟结果对比

Tab. 3 Comparison of simulation results of land use in the study area in 2020

模拟方法		耕地	林地	草地	水域	建设用地	其他用地
实际值	栅格数/ $10^2$ 个	1 534.81	3 318.37	374.77	339.07	1 563.44	162.87
原模型模拟	栅格数/ $10^2$ 个	1 628.75	3 401.98	389.41	331.09	1 421.46	120.64
	模拟误差/%	6.12	2.52	3.91	2.35	9.08	25.93
改进模型模拟	栅格数/ $10^2$ 个	1 625.37	3 389.12	389.05	331.67	1 435.72	122.40
	模拟误差/%	5.90	2.13	3.81	2.18	8.17	24.85

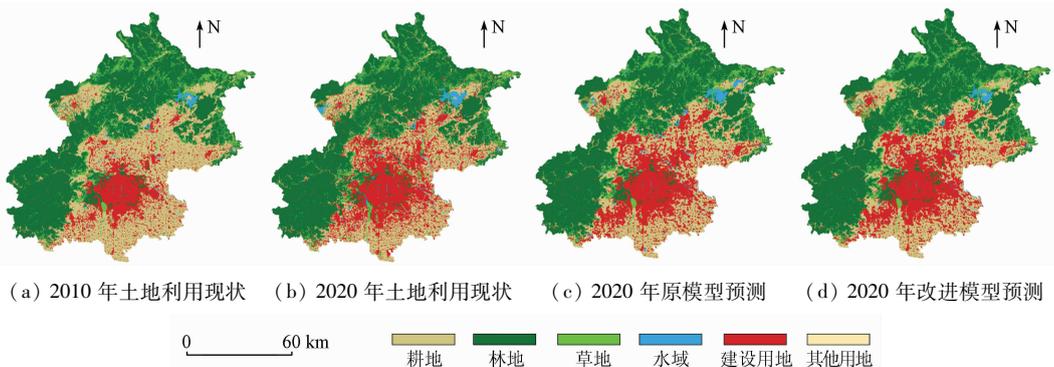


图 2 改进模型与原模型对比

Fig. 2 Comparison between improved model and original model

况的主要差异均位于中西部的门头沟区和房山区,由图 2(b)可知,建设用地已经扩张到了浅山区,浅山区位于山区与平原的过渡地带,林地与山体较多,原本并不适合大规模开发,但当地通过人为干预,整合采矿用地,提升近山侧的耕地和草地利用效率,增加了建设用地规模。

就整体空间布局模拟结果而言,改进 FLUS 模型模拟结果的 Kappa 系数和 OA 分别为 0.796 2 和 87.50%,原模型为 0.759 4 和 84.61%,分别比原模型提高了 4.85% 和 3.42%,而且 Kappa 系数均大于 0.75,满足精度要求。改进的 FLUS 模型通过纳入

POI 数据,兼顾了居民的经济及日常活动对建设用地扩张的影响,在驱动因子设置上更加全面,更能体现城市分布格局和发展规律,其模拟结果的空间布局与实际情况更相似。

### 3.2 2030 年土地利用变化情景模拟

#### 3.2.1 不同情景下的土地利用结构分析

以 2020 年土地利用数据作为基期数据,以 2030 年为目标年份,设置 2 种发展情景,利用 2.2 节中数量结构求解方法,得到 2 种情景下的土地利用模拟结果如表 4 所示。

表 4 不同情景下的土地利用结构

Tab. 4 Land use structure under different scenarios

变量	名称	土地利用现状(2020 年)	情景 1(2030 年自然演变情景)	情景 2(2030 年低碳经济情景)
$X_1$	耕地/hm <sup>2</sup>	345 331.70	323 879.47	325 176.40
$X_2$	林地/hm <sup>2</sup>	746 634.08	747 136.34	756 537.52
$X_3$	草地/hm <sup>2</sup>	84 323.67	82 049.36	82 508.40
$X_4$	建设用地/hm <sup>2</sup>	351 774.06	378 795.06	366 955.98
$X_5$	水域/hm <sup>2</sup>	76 291.41	71 957.61	72 504.60
$X_6$	其他用地/hm <sup>2</sup>	36 645.08	37 183.14	37 317.10
$F_1(x)$	经济效益/万元	364 059 651.83	391 530 894.60	379 492 633.73
$F_2(x)$	碳排放量/t	58 541 616.80	63 047 593.81	61 062 740.35

耕地、草地和水域等经济效益较低的用地类型在 2 种情景下都呈现下降趋势,这是由于历史土地利用变化特点总是优先发展经济,而城市发展所需的建设用地主要通过占用生态用地实现,导致未来城市生态空间持续缩减。此下降程度在自然演变情景中表现得更加明显,3 种地类面积分别较 2020 年减少 6.21%、2.70% 和 5.68%;在低碳经济情景中下降程度减弱,分别较 2020 年减少 5.84%、2.15% 和 4.96%。林地在 2 种情景下都有一定的增长,受到近年来退耕还林政策的影响,北京市的林地面积自 2016 年至今保持了连续多年的增长状态,故自然演变情景下,保持了这一增长趋势,但低碳情景下林地的增长幅度更大,较自然演变情景增长了 1.26%。建设用地在自然演变情景中大幅度扩张,较 2020 年增长 7.68%;预测碳排放量较 2020 年增加 7.70%,发展经济的同时造成了一定量的生态损失。在低碳经济情景下,建设用地扩张得到遏制,预计比 2020 年同期增长 4.32%。与自然演变情景相比,该情景下的碳排放量减少 3.15%,有利于从城市空间规划层面推动降碳减排。该情景下经济效益较自然演变情景略有降低,但与 2020 年实际相比,经济效益仍上涨了 4.24%,保持正向增长趋势。低碳经济导向的优化方案促进碳减排的同时满足了社会经济建设的需,而且各用地类型的面积变化适中,因此该土

地利用优化方案具备一定的合理性。

#### 3.2.2 不同情景下的土地利用空间布局分析

鉴于纳入 POI 数据对 FLUS 模型的改进作用以及该模型在北京市的适用性已得到了有效验证,故使用该改进的 FLUS 模型对北京市 2030 年土地利用情况进行模拟分析。通过对比 2 种情景下的土地利用布局优化结果(图 3),在发展趋势上,二者大致相同,都表现为沿已有区域向外扩张。但是在空间布局及地类转移方面各有不同的表现。耕地在 2 种情景下均有所减少,自然演变情景下耕地流失更多,集中表现在房山区东部及大兴区、通州区的东南部地区,大部分转移为建设用地;而低碳经济情景下东南部侵占耕地的趋势得到遏制,与自然演变情景相比,耕地面积增加了 0.40%,东南部耕地资源得以保护。林地在 2 种情景下都有一定的增长,低碳经济情景下的增长幅度更大,较自然演变情景增长了 1.26%,以北部怀柔区和延庆区为例,林地增加更加密集和广泛,表现出成片增长的趋势,更有利于推动林业碳汇发展。水域在 2 种情景下的差异并不明显,与 2020 年实际相比都呈现下降趋势,主要是由于水域与建设用地在地理位置上联系紧密,建设用地不断扩张导致水面收缩,低碳经济情景中,水域还在西南部密云区有小幅度发展。草地在自然演变情景下减少了 2.70%,以主城区为主,绿色斑块减

少,转为建设用地;在低碳情景下减少了2.15%,流失的草地更多地转化为碳汇能力更强的林地,主要体现在北部怀柔区和密云区一带。从建设用地的空间分布来看,都表现为沿现有布局向东南部扩张的趋势。其中,自然演变情景扩张更为明显,以东南部的大兴区和通州区为例,通过侵占耕地,建设用地面积得到迅速增加。相比之下,低碳经济情景下建设

用地减少了3.13%,主要是在现有主城区的基础上发展。此外,自然演变情景下,在门头沟区、房山区和昌平区的浅山区地带,建设用地通过侵占林地和草地进一步扩张,而低碳经济情景下的浅山区建设用地的扩张趋势更小,红色斑块更少,符合《北京市浅山区保护规划》的相关规定。

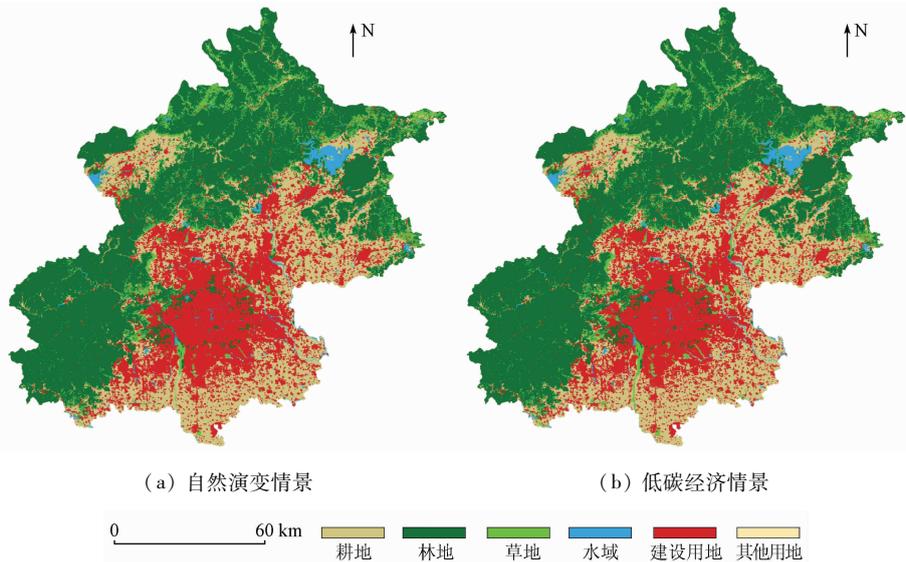


图3 2030年研究区土地利用布局优化模拟结果

Fig. 3 Simulation results of land use layout in the study area in 2030

## 4 结论与讨论

FLUS模型在进行土地利用模拟时通过驱动因子体系来确定未来土地流转的空间位置,以往研究较少考虑到城市热点和人类活动对城市发展的影响,本研究纳入POI数据等作为驱动因子对FLUS模型进行了改进。结果表明,模拟精度得到切实提高,POI数据是进行城市发展规划的有效工具,在进行土地模拟时具备较好的适用性和应用前景,可为城市空间发展与管控提供支撑。北京市以占全国0.17%的国土面积,创造了超过3.6%的GDP,对北京市2030年低碳经济情景下的土地利用优化方案进行求解,与自然演变情景相比,低碳经济情景下的碳排放量减少198.49万t,耕地减退速度放缓,避免耕地、浅山区草地和林地向建设用地的大量转化,林地面积持续增加,有利于增强固碳减碳能力,可为研究区制定科学合理的土地规划提供参考。

在城市土地资源供应趋紧和环境污染日趋严重的双重压力下,从土地利用的角度寻找降低碳排放量的方法,同时使土地利用的综合效益达到最优,是保障生态环境的重要问题。在今后的研究中,可以通过以下几个方面进一步完善:①进一步落实降碳减

排,使得分析结果更加精确客观,未来考虑加入生态保护情景,对城市土地时空演变特征进行交叉验证;②本次研究主要考察了低碳发展和经济建设之间的权衡,但低碳土地利用结构优化还需要兼顾多方面利益,后期研究将考虑在运算中加入生态效益和社会福利等指标,以便更好地构建低碳城市规划体系;③为了使驱动因子更加全面,提升模拟精度,未来应该进一步引入地质和人文等相关数据,更准确地为城市发展提供建议。

## 参考文献(References):

- [1] Wang G Z, Han Q, Bauke D V. The multi-objective spatial optimization of urban land use based on low-carbon city planning [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 125: 107540.
- [2] 马晓哲,王铮. 土地利用变化对区域碳源汇的影响研究进展 [J]. *生态学报*, 2015, 35(17): 5898-5907.  
Ma X Z, Wang Z. Progress in the study on the impact of land-use change on regional carbon sources and sinks [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(17): 5898-5907.
- [3] 胡鞍钢. 中国实现2030年前碳达峰目标及主要途径 [J]. *北京工业大学学报(社会科学版)*, 2021, 21(3): 1-15.  
Hu A G. China's goal of achieving carbon peak by 2030 and its main approaches [J]. *Journal of Beijing University of Technology (Social Science Edition)*, 2021, 21(3): 1-15.

- [4] Han D, Qiao R L, Ma X M. Optimization of land - use structure based on the trade - off between carbon emission targets and economic development in Shenzhen, China [J]. Sustainability, 2018, 11(1): 1 - 17.
- [5] 张雪花, 许文博, 张宝安. 雄安新区对京津冀城市群低碳协同发展促进作用预评估[J]. 经济地理, 2020, 40(3): 16 - 23, 83. Zhang X H, Xu W B, Zhang B A. Pre - evaluation of the role of Xiongan New District in the low carbon synergy development of Beijing - Tianjin - Hebei urban agglomeration [J]. Economic Geography, 2020, 40(3): 16 - 23, 83.
- [6] 许小亮, 李鑫, 肖长江, 等. 基于 CLUE - S 模型的不同情景下区域土地利用布局优化[J]. 生态学报, 2016, 36(17): 5401 - 5410. Xu X L, Li X, Xiao C J, et al. Land use layout optimization under different scenarios by using the CLUE - S model [J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(17): 5401 - 5410.
- [7] 王昊煜, 高培超, 谢一茹, 等. 基于改进型 NSGA - II 算法的南宁市土地利用多目标优化[J]. 地理与地理信息科学, 2020, 36(6): 84 - 89. Wang H Y, Gao P C, Xie Y R, et al. Multi - objective optimization of land use in Xining City based on improve NSGA - II [J]. Geography and Geo - Information Science, 2020, 36(6): 84 - 89.
- [8] Wang M, Dong Z Y, Wei X, et al. Optimization of the spatial pattern of land use in mountain towns: A case study of Yuexi County, Anqing City, Anhui Province [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 569: 012085.
- [9] 曾永年, 王慧敏. 以低碳为目标的海东市土地利用结构优化方案[J]. 资源科学, 2015, 37(10): 2010 - 2017. Zeng Y N, Wang H M. Optimization of land use structure for low - carbon targets in Haidong City, Qinghai Plateau [J]. Resources Science, 2015, 37(10): 2010 - 2017.
- [10] Zhu J, Sun Y Z, Song S Y, et al. Cellular automata for simulating land - use change with a constrained irregular space representation: A case study in Nanjing City, China [J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2021, 48(7): 1841 - 1859.
- [11] Luo G P, Yin C Y, Chen X, et al. Combining system dynamic model and CLUE - S model to improve land use scenario analyses at regional scale: A case study of Sangong watershed in Xinjiang, China [J]. Ecological Complexity, 2010, 7(2): 198 - 207.
- [12] 王志远, 张考, 丁志鹏, 等. 纳入动态数据的改进 FLUS 模型在城市增长边界划定中的应用[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(12): 2326 - 2337. Wang Z Y, Zhang K, Ding Z P, et al. Delimitation of urban growth boundary based on improved FLUS model considering dynamic data [J]. Journal of Geo - Information Science, 2020, 22(12): 2326 - 2337.
- [13] 宋世雄, 梁小英, 陈海, 等. 基于多智能体和土地转换模型的耕地撂荒模拟研究——以陕西省米脂县为例[J]. 自然资源学报, 2018, 33(3): 515 - 525. Song S X, Liang X Y, Chen H, et al. The simulation of cropland abandonment based on multi - agent system and land transformation model: A case study of Mizhi County, Shaanxi Province [J]. Journal of Natural Resources, 2018, 33(3): 515 - 525.
- [14] Liu X P, 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.
- [15] 苏迎庆, 刘庚, 赵景波, 等. 基于 FLUS 模型的汾河流域生态空间多情景模拟预测[J]. 干旱区研究, 2021, 38(4): 1152 - 1161. Su Y Q, Liu G, Zhao J B, et al. Multi - scenario simulation prediction of ecological space in Fenhe River basin based on FLUS model [J]. Arid Zone Research, 2021, 38(4): 1152 - 1161.
- [16] 曹帅, 金晓斌, 杨绪红, 等. 耦合 MOP 与 GeoSOS - FLUS 模型的县级土地利用结构与布局复合优化[J]. 自然资源学报, 2019, 34(6): 1171 - 1185. Cao S, Jin X B, Yang X H, et al. Coupled MOP and GeoSOS - FLUS models research on optimization of land use structure and layout in Jintan District [J]. Journal of Natural Resources, 2019, 34(6): 1171 - 1185.
- [17] 张经度, 梅志雄, 吕佳慧, 等. 纳入空间自相关的 FLUS 模型在土地利用变化多情景模拟中的应用[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(3): 531 - 542. Zhang J D, Mei Z X, Lyu J H, et al. Simulating multiple land use scenarios based on the FLUS model considering spatial autocorrelation [J]. Journal of Geo - Information Science, 2020, 22(3): 531 - 542.
- [18] 程雨薇. 基于改进 FLUS 模型的杭州市土地利用格局模拟[D]. 杭州: 浙江大学, 2019. Cheng Y W. Land use simulation in Hangzhou based on improved FLUS model [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [19] Miao R M, Wang Y X, Li S. Analyzing urban spatial patterns and functional zones using Sina Weibo POI Data: A case study of Beijing [J]. Sustainability, 2021, 13(2): 1 - 15.
- [20] 罗紫薇, 胡希军, 韦宝婧, 等. 基于多准则 CA - Markov 模型的城市景观格局演变与预测——以上杭县城区为例[J]. 经济地理, 2020, 40(10): 58 - 66. Luo Z W, Hu X J, Wei B J, et al. Urban landscape pattern evolution and prediction based on multi - criteria CA - Markov model: Take Shanghang County as an example [J]. Economic Geography, 2020, 40(10): 58 - 66.
- [21] 刘晓娟, 黎夏, 梁迅, 等. 基于 FLUS - InVEST 模型的中国未来土地利用变化及其对碳储量影响的模拟[J]. 热带地理, 2019, 39(3): 397 - 409. Liu X J, Li X, Liang X, et al. Simulating the change of terrestrial carbon storage in China based on the FLUS - InVEST model [J]. Tropical Geography, 2019, 39(3): 397 - 409.
- [22] 王旭, 马伯文, 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. Wang X, Ma B W, Li D, et al. Multi - scenario simulation and prediction of ecological space in Hubei Province based on FLUS model [J]. Journal of Natural Resources, 2020, 35(1): 230 - 242.
- [23] Liang X, Liu X P, Li X, et al. Delineating multi - scenario urban growth boundaries with a CA - based FLUS model and morphological method [J]. Landscape and Urban Planning, 2018, 177: 47 - 63.

## Simulations of the low – carbon land use scenarios of Beijing based on the improved FLUS model

LI Li, HU Ruike, LI Suhong

(School of Economy and Management, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**Abstract:** A rational land use plan is of great significance for avoiding high carbon emissions. The simulations of land use optimization from the perspective of low – carbon economy are conducive to the development of green economy and the scientific allocation of land resources. Taking Beijing as an example, this study incorporated the points of interest (POI) into the BP – ANN algorithm module of the FLUS model and verified the simulation accuracy of the improved model through comparison using the land use data of 2010 and 2020. On this basis, by coupling the Markov method and the order preference by similarity ideal solution (TOPSIS) method, this study simulated and analyzed the structure and spatial layout of land quantity in the study area in 2030 under the natural evolution scenario and the low – carbon economy scenario. The results show that: ① Compared with those of the original FLUS model, the Kappa coefficient and the overall accuracy of the improved model by incorporating POI data increased by 4.85% and 3.42%, respectively. These results indicate that the improved model had higher simulation accuracy. ② The simulation results verified that, under the natural evolution scenario, the carbon emission and the land for construction would increase by 7.70% and 7.68%, respectively, and the areas of farmland and grassland would continue to decline. ③ Under the low – carbon economy scenario, the carbon emissions would be reduced by  $198.49 \times 10^4$  t, the continuous expansion trend of construction land would be curbed, the occupation of grassland in low mountainous areas would be mitigated, and the area of forest land in the north would increase significantly. The results show that the simulation accuracy of the land use model would change with urban development elements and that the incorporation of POI data helped to provide more effective decision support for land planning. The low – carbon economy – oriented land structure adjustment and spatial layout optimization can be used as a reference for the rational use, planning, and layout of regional lands.

**Keywords:** POI data; FLUS model; scenario simulation; low – carbon economy

(责任编辑: 陈理)