

中南林业科技大学学报

Journal of Central South University of Forestry & Technology

ISSN 1673-923X，CN 43-1470/S

《中南林业科技大学学报》2026年第7期

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923X.2026.07.015

论文标题： 基于PLUS模型的长沙市土地利用时空演变驱动影响机制与多情景模拟

作　　者： 蒋纪峰，佘济云，曾哲礼，等

收稿日期： 2025-06-24

引文格式： 蒋纪峰,佘济云,曾哲礼,等.基于PLUS模型的长沙市土地利用时空演变驱动影响机制与多情景模拟[J].中南林业科技大学学报,2026,46(7):153-166.

Jiang J F, She J Y, Zeng Z L, et al. Driving influence mechanism of spatiotemporal evolution of land use and multi-scenario simulation in Changsha City based on the PLUS model[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):153-166.

相关论文推荐

Recommended articles

基于未来土地利用模拟的大理市绿色基础设施网络构建

Construction of the green infrastructure network in Dali City based on the future land use simulation structure

基于系统动力学模型的广西典型森林固碳能力多情景模拟

Multi-scenario simulation of carbon sequestration capacity of typical forests in Guangxi based on system dynamics modeling

典型石漠化治理区域土地利用格局与生境质量的时空演变特征及响应关系

Spatio-temporal evolution and response relationship between land use pattern and habitat quality in typical rocky desertification control area

城镇化过程中生态承载力耦合关系的时空演变　　以洞庭湖区为例

Spatio-temporal evolution characteristics of coupling relationship of ecological carrying capacity during urbanization: a case study of Dongting lake region

安庆市小微湿地时空动态及其驱动因素分析

Spatiotemporal dynamics and driving factors of small and micro wetlands in Anqing City

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923x.2026.07.015
http: //qks.csuft.edu.cn

基于 PLUS 模型的长沙市土地利用时空演变驱动影响机制与多情景模拟

蒋纪峰[1]，佘济云[1]，曾哲礼[2]，李　涛[1]
（1. 中南林业科技大学 林学院，湖南 长沙 410004；2. 国家林业和草原局西南调查规划院，云南 昆明 650032）

摘　要：【目的】通过对长沙市 2000—2020 年土地利用类型数量变化、驱动影响机制、覆被转移类型和空间邻域分析，揭示长沙市的用地变化规律。【方法】基于 PLUS 模型掩膜提取栅格数据集，研究长沙市 2000—2020 年不同驱动因子对土地利用类型变化过程的相关性和影响机制。该模型的用地扩张模块通过自适应算法模拟空间演变，从而分析研究区域的动态过程。基于长沙市 2000—2020 年各土地利用时空变化数据，通过线性回归模型拟合研究时间和各类型数量的响应关系，通过最小化观测值与模型预测值的残差平方和，求得最佳拟合直线；同时，对选取的 12 个驱动因子归一化处理，得到栅格空间分布图、贡献率大小及均方根误差。基于随机森林算法得到各土地利用类型的发展概率，结合自然发展、生态效益最大化和城市经济发展 3 类研究目标，共设置自然发展情景、生态保护情景和城市扩张情景 3 种未来情景进行模拟分析未来土地变化。【结果】土地利用类型的变化与时间序列呈现出高度相关性，线性回归系数平均超过 0.85。不同土地类型的主要驱动因子及其贡献各不相同。城市用地扩张区域主要受高程影响。2000—2010 年高程因子贡献率达 0.16，RMSE 为 0.23；2010—2020 年高程因子贡献率下降为 0.15，RMSE 为 0.24。在自然发展、生态保护和城市扩张情景下对未来土地利用的模拟预测中，城市扩张面积分别为 145.22、46.93、317.64 km^2，突出了政府政策措施在影响城市土地利用时空演变中的重要作用。【结论】2000—2010 年城市扩张规模随时间呈稳定增长态势，同期耕地和林地缩减速率加快；2010—2020 年建设用地扩张速率有所放缓且趋于稳定，耕地和林地等生态用地的缩减态势得到了有效缓解。影响机制中高程为主要影响因子，该时段影响率最小的为土种类型数量；12 个驱动因子的时序变化特征，与长沙市 2000—2010 年城市扩张范围广、速率快，2010—2020 年扩张规模受控、增速放缓的实际发展规律基本吻合。

关键词：土地利用；PLUS 模型；线性回归模型；驱动因子；长沙市
中图分类号：S731.2　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1673-923X(2026)07-0153-14

Driving influence mechanism of spatiotemporal evolution of land use and multi-scenario simulation in Changsha City based on the PLUS model

Jiang Jifeng[1], She Jiyun[1], Zeng Zheli[2], Li Tao[1]

(1. School of Forestry, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, Hunan, China;
2. Southwest Surveying and Planning Institute of the National Forestry and Grassland Administration, Kunming 650032, Yunnan, China)

Abstract:【Objective】By analyzing the quantitative changes in land use types, identifying driving mechanisms, and examining land cover transition patterns along with spatial proximity relationships in Changsha from 2000 to 2020, this study aims to reveal the underlying trends of land-use transformation in the city.【Method】Using a PLUS model-based mask extraction approach on raster datasets, this study examined the correlations and underlying mechanisms of various driving factors influencing land use change patterns in Changsha from 2000 to 2020. The land-use expansion module employs adaptive relationships to simulate spatial evolution, enabling analysis of dynamic processes within the study area. Based on the land-use spatiotemporal change data of Changsha from 2000 to 2020,

收稿日期（Received）：2025-06-24　　**修订日期**（Revised）：2025-09-15
基金项目：湖南省自然科学基金项目（2022JJ40875）。
第一作者：蒋纪峰（1667552896@qq.com），硕士研究生。　　**通信作者：**佘济云（shejiyun@126.com），教授，博士研究生导师。
引文格式：蒋纪峰 , 佘济云 , 曾哲礼 , 等 . 基于 PLUS 模型的长沙市土地利用时空演变驱动影响机制与多情景模拟 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2026,46(7):153-166.
Jiang J F, She J Y, Zeng Z L, et al. Driving influence mechanism of spatiotemporal evolution of land use and multi-scenario simulation in Changsha City based on the PLUS model[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):153-166.

a linear regression model was fitted to investigate the temporal and quantitative relationships among different land use types. The optimal fitting line was obtained by minimizing the sum of squared residuals between observed values and model predictions. The 12 selected driving factors were normalized to generate raster spatial distribution maps, contribution rates, and root mean square errors. Using the random forest algorithm, development probabilities for various land types were calculated. Based on three research objectives-natural development, ecological benefit maximization, and urban economic growth-three future scenarios (natural development, ecological conservation, and urban expansion) were established to simulate future land changes.【Result】Changes in land use categories showed a high correlation with time sequences, with linear regression coefficients averaging over 0.85. The main driving factors and their contributions vary among different land categories. The expansion area of urban land was mainly affected by elevation. The contribution rate of elevation reached 0.16 during the period from 2000 to 2010, and the RMSE value was 0.23. During the period from 2010 to 2020, the contribution rate of elevation decreased to 0.15, and the RMSE value was 0.24. Future land use simulations under the ND (Natural development), EP (Ecological protection), and US (Urban spread) scenarios predict urban expansion areas of 145.22 km^2, 46.93 km^2, and 317.64 km^2, respectively, highlighting the significant role of government policies and measures in influencing the spatiotemporal evolution of urban land use.【Conclusion】From 2000 to 2010, urban expansion demonstrated a steady growth trend in both scale and duration, while the decline rates of arable land and forest land accelerated during the same period. From 2010 to 2020, the expansion rate of construction land slowed down and stabilized, effectively mitigating the reduction trends of ecological lands such as arable land and forest land. In the influence mechanism, elevation is the primary factor; during this period, number of soil types exhibited the lowest impact intensity. The temporal variation patterns of these driving factors align closely with Changsha's actual development trajectory: extensive and rapid urban expansion from 2000 to 2010, followed by controlled expansion scale and slower growth rates from 2010 to 2020.

Keywords: land use; PLUS model; linear regression model; driving factors; Changsha City

土地作为人类生存和发展必不可少的基础资源，是人类与自然环境交互作用的重要载体 [1]。在社会经济不断发展的背景下，土地利用方式日趋多元，人类活动也持续改变地表生态环境 [2]。对土地利用变化过程开展研究，对于明晰其变化动因、演变过程及产生影响具有重要意义，同时也为研判人类活动的强度与影响提供参考依据。21 世纪以来，社会经济快速发展导致城镇化进程加快、人类活动范围与强度扩张、自然资源开发利用力度加大，此类现状极大影响着土地覆被变化 [3]。不合理的开发利用模式引发了一系列自然环境问题 [4]，例如水土流失、生物多样性减少、气候变暖等 [5]，对生态环境造成了不同程度的破坏。因此，随着气候变化与人类经济社会发展之间的矛盾不断加剧，探究气候变化背景下土地资源的合理规划与可持续管控路径 [6]、推动区域安全绿色发展、统筹协调人类社会发展与生态环境保护之间的关系 [7]，具有重要的现实意义。

随着林业遥感技术和地理信息系统的快速发展 [8]，土地利用数据的获取和处理能力得到了显著提升。国外学者注重运用数学模型和定量分析方法来研究土地利用动态变化过程 [9]。常见的模型包括小尺度土地利用变化及效应模型、人工神经网络模型、斑块生成（Patch-generating land use simulation，PLUS）模型等 [10]。由于土地利用与土地覆盖变化（Land use and land cover change，LUCC）预测过程极其复杂且驱动因子较多，为了提高模拟精度和准确性，众多科学家结合不同算法和不同模拟思维改进了模拟结果。其中 PLUS 模型因其能够综合考虑自然和人为因素，实现对土地利用变化的精细化模拟而备受关注。该模型通过定义土地利用类型转换规则，结合空间自相关性和政策因素，能够模拟不同情景下的土地利用格局 [11]，为区域规划提供科学依据。

近年来，在土地利用变化研究中，揭示其内在演变规律与驱动机制已成为重要研究课题 [12]。国内外学者结合本国国情与地域特征，开展了大量多尺度、多层次的相关研究 [13-16]。例如，纪秋磊等 [17] 依托网络平台与回归指数模型，对黄河流域土地演变特征开展相关性分析，证实同一环境下不同驱动因子对土地覆被变化的作用强度存在显著差异；王浩阳等 [18] 从熵变视角开展城市化与生态环境交互耦合作用研究。上述研究均依托地理信息系统（Geographic information system，GIS）与遥感技术，结合土地利用调查数据，剖析了不同区域、不同尺度下的土地利用变化特征与演变趋势。长沙市作为长江中游城市群的重要节点城市，其城市化进程中的土地演变规律具有典型代表性 [19]。因此，本研究结合多种数学模型，对长沙市土地利用时空演变特征开展驱动机制分析与预测模拟研究。

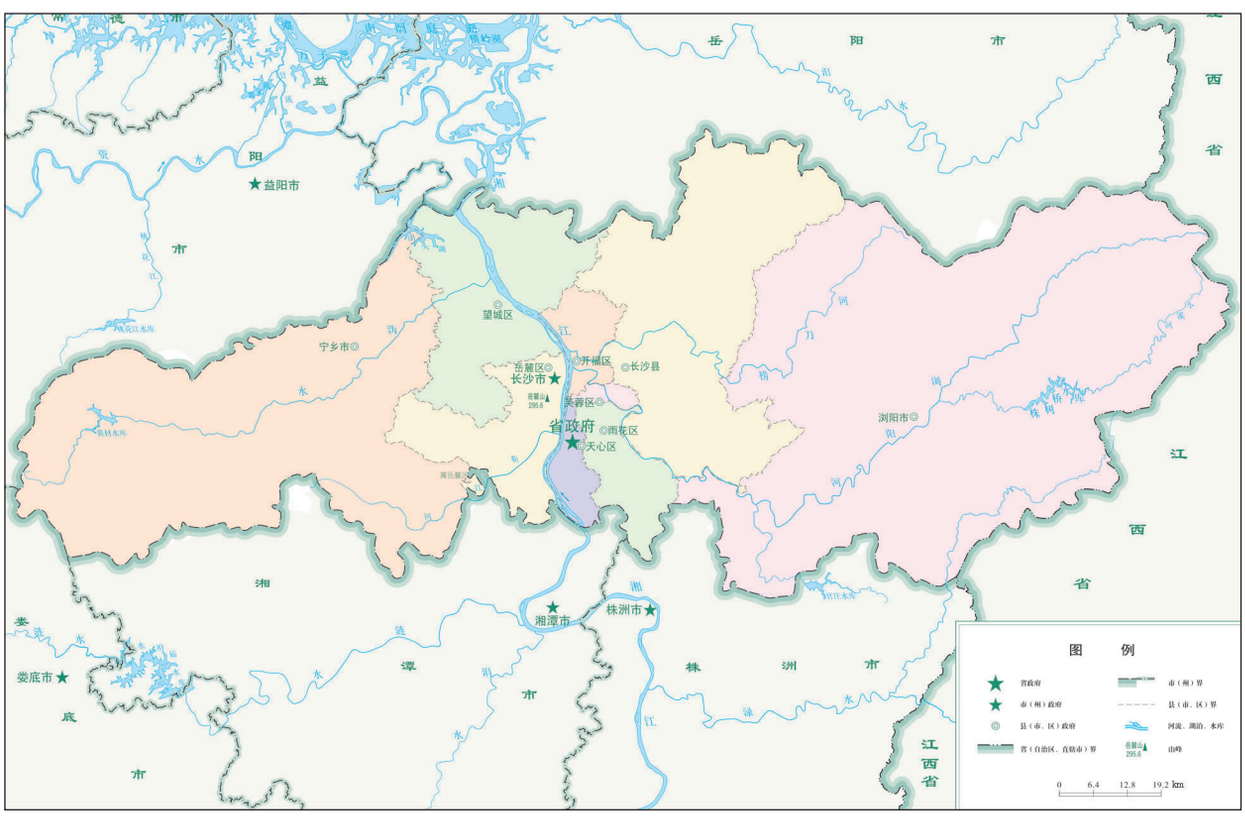
本研究基于长沙市 2000—2020 年土地利用数据，针对不同时序下 [20] 不同土地利用类型驱动因子作用机制，利用马尔可夫链（Markov chain）、随机森林等方法，通过斑块生成结合数学模型分析，如典型相关分析（Canonical correlation analysis，

CCA）、多组差异性分析等，获得更高模拟精度，确定试验的可行性与准确性，旨在研究长沙市土地利用时空变化规律，为区域化生态安全建设[21]和长沙市林地、湿地保护及城市资源合理配置提供科学合理的参考依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

长沙市地处湖南东北部，湘江下游（27°51′～28°40′N，111°53′～114°15′E）。东邻江西省，南接株洲市、湘潭市，西连益阳市，北部与岳阳市相邻，是湖南省的省会城市，也是“长株潭城市群”的核心区域。长沙市地势起伏较大，最高海拔 1 588 m。市域东北、西北两端山地环绕，地势相对高峻，中部地势递降趋于平缓，整体略呈马鞍形；湘江由南向北斜贯中部，南部丘岗起伏、北部平坦开阔，整体地势由南向北倾斜，形如一个向北开口的漏斗。地形地貌多样，山地占 29.52%，丘陵占 17.74%，岗地占 23.28%，平原占 25.30%，水面占 4.16%。长沙市下辖 6 个市辖区、1 个县、2 个县级市：芙蓉区、天心区、岳麓区、开福区、雨花区、望城区、长沙县、浏阳市、宁乡市，总面积 1 1821.5 km^2（图 1）。



审图号 湘 S(2024) 078 号。Map approval No. Xiang S (2024) 078.

图 1　长沙市地图

Fig. 1　Geographical location of Changsha

1.2　数据采集与处理

本研究的数据来源主要包括地理空间数据云（http://www.gscloud.cn）、国家地球系统科学数据中心（http://www.geodata.cn）以及资源环境科学数据平台（https://www.resdc.cn）。通过综合考虑社会经济发展、交通区位、地形地貌和气候因子等各个要素[22]，选取了高程、坡度、人口密度、路网数据（距离一、二、三级道路的距离）、地区生产总值、土种类型数量、年平均气温、年均降水量、距水域距离和距政府驻地距离共 12 个驱动因子，栅格化统一成与土地利用数据相同的坐标系与分辨率（表 1）。对预处理数据提取土地利用扩张信息，设置随机森林训练的特征数量、采样率等约束条件，并加入限制发展区域因子，依托 PLUS 模型的用地扩张分析策略模块，测算驱动因子对各类用地扩张的贡献度[23]。

本研究选取长沙市 2000 年、2010 年、2020 年 3 期 LUCC 数据为基础数据源。运用 GIS 工具完成掩膜提取、重分类、栅格镶嵌处理，对栅格数据的像元尺寸、波段数量进行标准化处理，生

成 30 m 或 1 000 m 空间分辨率的研究数据集。在此基础上，采用土地利用转移矩阵、随机森林算法开展定量分析，系统探究 2000—2020 年长沙市土地利用的数量结构、类型转移、演化概率及时空分异规律，并剖析其形成机理。将长沙市土地划分为耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地 6 种类型。在分类过程中，采用了监督分类与人工修正相结合的方式 [24]，以提高分类精度。

在数据处理完成后，进一步对土地利用数据进行空间分布特征、变化趋势等分析，采用统计分析、空间自相关分析等方法 [25]，挖掘土地利用变化的内在规律和驱动因素，为后续的时空演变分析和驱动影响机制研究奠定了坚实的基础。

表 1 数据分类及来源
Table 1 Data classification and sources

主要数据类别 Main data categories	数据 Data	分辨率 Resolution /m	来源 Source
自然环境数据 Natural environment data	土种类型数量	30	资源环境科学数据平台（https://www.resdc.cn）
	年平均气温	30	
	年均降水量	30	
	高程	30	地理空间数据云（http://www.gscloud.cn）
	坡度	30	
社会经济数据 Socioeconomic data	GDP	1 000	国家地球系统科学数据中心（http://www.geodata.cn）
	人口密度	1 000	
交通路网数据 Transportation network data	距水域距离	30	开放街道地图（https://www.openstreetmap.org）
	距政府驻地距离	30	
	距一级道路距离	30	
	距二级道路距离	30	
	距三级道路距离	30	

1.3 研究方法

1.3.1 基于 CA 模型的土地利用变化驱动机制分析

元胞自动机（Cellular automata，CA）是一种时间、空间和状态都离散，空间作用和时序关系为主导的网格动力学模型 [26-27]。本研究通过融合元胞自动机和阈值递减机制，通过自适应关系模拟土地竞争演变，从而分析扩张区域的动态过程。

其中适应性概率采用随机采样机制对土地利用转移规律进行分析，其表达式为：

$$P_{i,k(X)}^{d}=\frac{\sum_{n=1}^{M} I\left[h_n(X)=d\right]}{M}。\quad（1）$$

式中：$P_{i,k(X)}^{d}$ 为土地利用类型 i 在环境驱动 X 和空间约束 k 下转移为土地利用类型 d 的适应性概率值；M 为随机采样总样本量；n 为随机样本序列号；$h_n(X)=d$ 表示 n 地块在驱动 X 作用下，从 i 成功转移为 d；I 为指示函数，取值为 0 或 1, 表示是否向其他土地利用类型发生转变。

对 2020 年各驱动因子进行统一分析与处理，输入格式为“unsigned char”，统一转换为 30 m 30 m 栅格数据，坐标系设为“WGS_1984_UTM_Zone_49N”，斑块生成阈值系数设为 0.5，扩散系数为 0.1，随机元胞种子比例为 0.000 1∶1，邻域范围采用默认值，生成长沙市 2020 年各驱动因子栅格数据空间分布图。

1.3.2 线性回归分析法

本研究基于长沙市 2000—2020 年土地利用数量变化数据，假设各用地类型数量变化与时间存在线性关系，通过最小化观测值 [28-29] 与模型预测值的残差平方和确定最优拟合直线，同时采用均方误差（Mean square error，MSE）、决定系数（R^2）、Pearson 相关系数等各类指标，检验模型的拟合精度。其一元线性回归模型公式如下：

$$Y=\beta_0+\beta_1 X+\mu。\quad（2）$$

式中：Y 为因变量，X 为自变量，β_0、β_1 分别为截距和斜率，μ 为误差项。采用积差相关系数（Pearson 系数，r）度量变量拟合相关程度。该指标可判定两组变量线性关系的强弱与正负方向，其绝对值越大，代表变量间线性相关性越高。

1.3.3 基于 Markov 模型的多情景模拟

随机森林算法可开展扩张特征分析并提取各土地利用类型的发展概率。本研究结合随机森林与马尔可夫链选定基准年份，设置等时间步长，预测长沙市未来土地利用空间格局。结合近年来长沙市发展趋势与政策导向，以优化资源配置、为土地利用管理提供科学依据为目的，本研究以 2000—2020 年为基准研究时段，结合自然发展、生态效益最大化与城市经济发展 3 类目标，通过差异化设定驱动因子、土地利用转换规则及递减阈值参数，构建自

然发展情景（Natural development scenario，ND）、生态保护情景（Ecological protection scenario，EP）与城市扩张情景（Urban spread scenario，US）3 种模拟情景（表 2）。基于 2000—2010 年、2010—2020 年长沙市各土地利用类型空间发展梯度特征及各情景参数，完成 2030 年区域土地利用变化的多情景模拟预测。

表 2　未来土地利用不同情景下 Markov 模型的参数处理
Table 2　Parameter processing of the Markov model under different scenarios of future land use

参数设置 Parameter settings	转移矩阵 Transition matrix	驱动因子 Driving factors	用地类型 Land use type
自然发展情景 Natural development scenario（ND）	不考虑各地类类型相互转换的限制条件，不考虑政府和市场变化等影响因素	高程、坡度、人口、距水域距离、距政府驻地距离、路网数据等	耕地、林地、草地、水域、建设用地、未利用地
生态保护情景 Ecological protection scenario（EP）	将永久基本农田、生态保护红线等作为限制区；保护耕地、林地和草地，限制该地类转出	高程、坡度、人口、距水域距离、距政府驻地距离、路网数据等	耕地、林地、草地、水域、建设用地、未利用地
城市扩张情景 Urban spread scenario（US）	限制建设用地之外其他地类相互转换	高程、坡度、人口、距水域距离、距政府驻地距离、路网数据等	耕地、林地、草地、水域、建设用地、未利用地

2　结果与分析

2.1　2000—2020 年用地类型数量结构变化

由长沙市土地利用情况可知（表 3），2000—2020 年，耕地和林地为长沙市的主要地类，占比分别一直保持在 28.00% 和 60.00% 以上；草地、水域和未利用地面积较小，占比均不足 3.00%。建设用地面积增加，由中心向周围区域不断迅速扩张（图 2）；未利用地和水域面积有一定程度的增加；耕地、林地和草地的面积均有不同程度的减少。

由表 3 可知，20 年间，耕地面积减少了 358.79 km^2，占比减少了 3.03%，其中 2010—2020 年减幅最大；林地面积减少 261.05 km^2，占比减少了 2.20%；草地和未利用地面积相对稳定，且在空间分布上零散分布，变化较为稳定；水域面积不断增加，增加了 4.97 km^2；建设用地面积增加最为明显，增加了 616.12 km^2，占比增加了 5.21%。2000—2020 年，长沙市建设用地由中心地带向四周呈辐射状迅速扩张，导致建设用地不断占用生态用地，耕地、林地和草地等面积不断缩小且向建设用地等不断转移。

表 3　土地利用面积及占比情况
Table 3　Land use area and proportion

土地利用类型 Land use type	2000 年 2000 year		2010 年 2010 year		2020 年 2020 year	
	面积 Area /km^2	占比 Proportion /%	面积 Area /km^2	占比 Proportion /%	面积 Area /km^2	占比 Proportion /%
耕地 Arable land	3 738.97	31.63	3 650.81	30.88	3 380.18	28.60
林地 Forest land	7 379.36	62.42	7 264.31	61.45	7 118.31	60.22
草地 Grassland	143.14	1.22	142.18	1.20	138.05	1.17
水域 Water bodies	247.83	2.10	249.39	2.11	252.80	2.14
建设用地 Built-up areas	308.64	2.61	509.37	4.31	924.76	7.82
未利用地 Unused land	2.74	0.02	5.70	0.05	6.45	0.05
总计 Total	11 820.68	100.00	11 821.76	100.00	1 1820.55	100.00

2.2　2000—2020 年用地类型转移变化

通过 2000—2010 年、2010—2020 年的转移矩阵可用来预测转移规模，得到该时段内变化由大到小依次为建设用地（1.00%）、耕地（0.05%）、草地（0.03%）、林地（0.02%）、水域（0.01%）、未利用地（0.007%）。综上可以发现：

1）2000—2010 年期间，转出面积比例最大的是耕地，转出率为 12.25%，主要转出的土地利用类型为建设用地和林地，占比分别为 6.17% 和 5.16%；草地和林地的转出率分别为 10.21% 和 5.09%，对其他土地利用类型均有转出部分，其中转化为建设用地的比例最多；建设用地和水域转出率较小，分别为 2.68% 和 3.75%；未利用地相对稳定，总体基本维持不变。

2）2010—2020 年期间，各土地利用类型之间的转化相对减少，林地和草地与其他土地利用类型之间转化面积较少，建设用地和水域主要由耕地和林地转入，转化率均有不同程度减小，分别为 11.23% 和 4.54%。该时期生态用地转出率相较于 2000—2010 年减少明显，得到了有效的控制，说明该时期内城市发展得到了更合理的规划，用地规划配置更加合理高效。

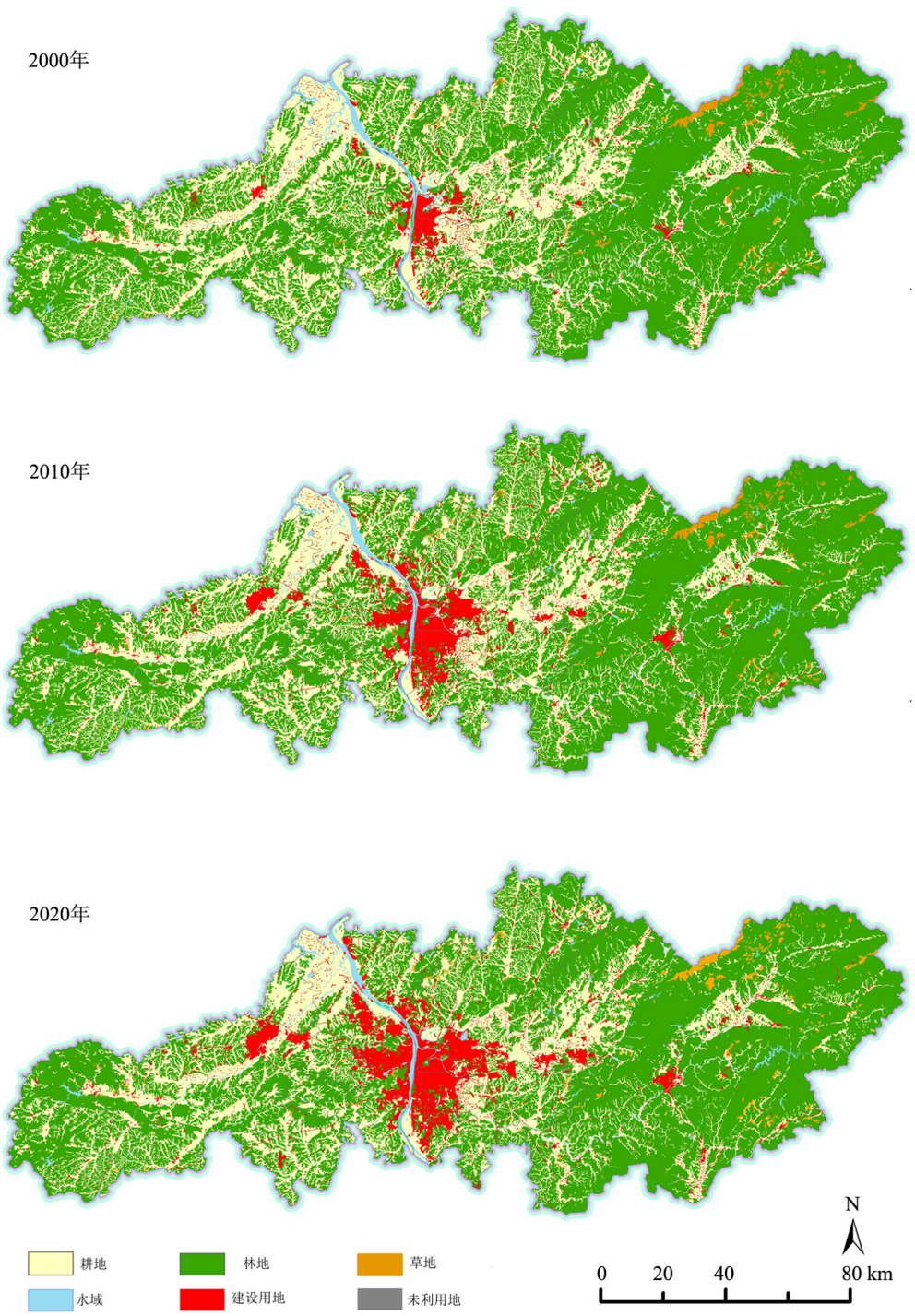


图 2 土地利用空间分布
Fig. 2 Land use spatial distribution

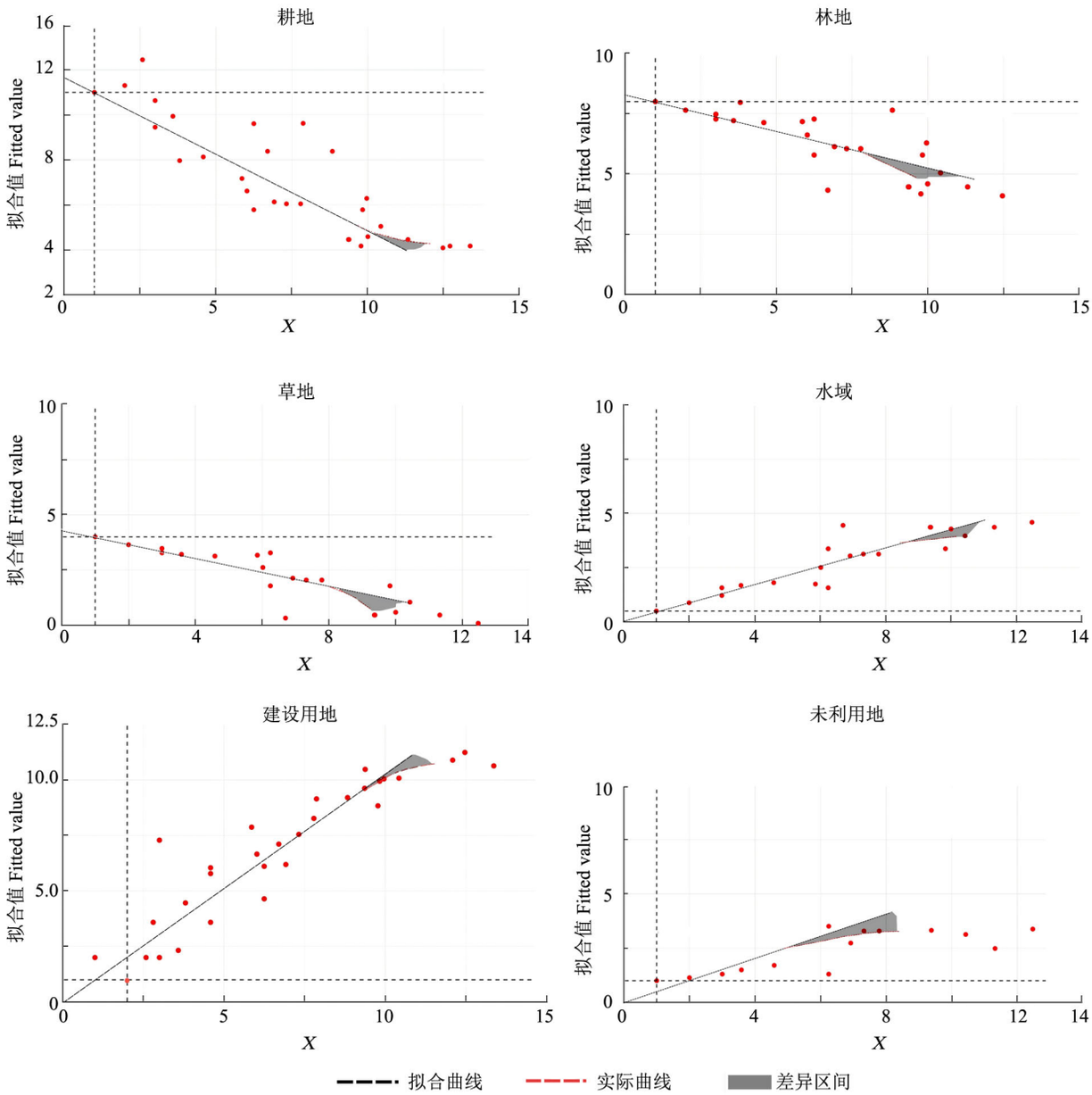
综上，2000—2010 年，该时期社会经济快速发展、城区持续扩张、人口规模剧增，促使区域内其他土地利用类型向建设用地大幅转移；其中，建设用地扩张，周边占用的土地利用类型以生态用地为主，减少的用地类型主要转为建设用地与水域。2010—2020 年，土地利用类型转移规模较 2000—2010 年明显回落，生态用地缩减幅度有所加大，建设用地扩张速率放缓，土地利用类型变化格局由中心城区集聚逐步转向全域均衡分布。

2.3 线性回归分析及残差检验

结果表明，经 $\log_2$ 变换后的因变量线性拟合效果最优，据此绘制的各用地类型回归拟合结果如图 3 所示。结果显示，平均相关系数绝对值（$|r|$）大于 0.8，其中建设用地相关系数达 0.925。2000—2010 年，城市扩张规模随时间稳步增长，一元回归模型中增长斜率为 1.079。同期林地、草地缩减程度有所下降，建设用地扩张速率也有所

下降；林地在 $1 < X < 10$ 内缩减速率达到峰值 0.314，草地则在 $1 < X < 8$ 内缩减速率达到最大值 0.886。耕地转为其他土地利用类型的现象最为严重，且耕地面积减少的趋势仍在进一步扩大。

相关性拟合分析结果如表 4 所示，各回归模型决定系数（R^2）为 0.791 ～ 0.980，整体拟合效果较好。全部模型残差无显著自相关（$P > 0.05$），满足残差独立假设。其中，耕地、林地数量与研究时间呈显著负相关，水域、建设用地、未利用地数量与研究时间呈显著正相关。



X. 距 2000 年的时间间隔。*X*. Time interval relative to the year 2000.

图 3　各用地类型线性回归拟合

Fig. 3　Linear regression plots for each land use type

表 4　线性回归拟合检验相关系数

Table 4　Correlation coefficient for linear regression fitting test

检验系数 Test coefficient	耕地 Arable land	林地 Forest land	草地 Grassland	水域 Water bodies	建设用地 Built-up areas	未利用地 Unused land
R^2	0.839	0.980	0.801	0.791	0.949	0.901
P	0.199	0.639	0.195	0.061	0.095	0.122
95% 置信区间下限 Lower limit of the 95% confidence interval	−23.433	−14.235	−0.335	0.177	27.947	0.171
95% 置信区间上限 Upper limit of the 95% confidence interval	−15.278	−12.400	0.304	0.293	34.928	0.236

采用 Durbin-Watson 检验判别模型残差一阶自相关性 [30] 的结果如图 4 所示。耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地 6 类用地的检验 P 值依次为 0.199、0.639、0.195、0.061、0.095、0.122，均大于 0.05。在显著水平 α=0.05 下，均接受原假设。本研究样本残差整体呈现抛物线，表现为两端偏差大、中间偏差小或两端偏差小、中间偏差大。综上，6 类用地回归模型拟合效果整体良好，残差无显著一阶自相关，满足经典计量回归的独立性前提。

2.4　用地扩张驱动影响机制分析

用地扩张分析是一种可以利用变量之间的相互作用关系来反映多组数据之间整体相关程度的统计分析方法 [31]。本研究选取的 12 个驱动因子对不同时期用地扩张变化的影响权重存在明显差异（表 5），均方根误差（Root mean square error，RMSE）变化较小，整体稳定性较高。其中，低误差因子（RMSE 在 0.11 ～ 0.15）包括土种类型数量、坡度、距二级道路距离、距三级道路距离，模型拟合效果优；高误差因子（RMSE 不小于 0.19）包括高程、距政府驻地距离、人口密度、年均气温、距一级道路距离，说明人为驱动受政策、突发规划等随机因素干扰，空间离散度更高。2000—2020 年，高程、年均降水量、土种类型数量等自然驱动因子的贡献率下降，GDP、人口密度等人为驱动因子的贡献率上升，用地扩张的主导因素逐步由自然因子转向社会经济等因子。

据长沙市 2020 年各驱动因子栅格数据空间分布情况（图 5）：1）东西二元空间分异格局显著。

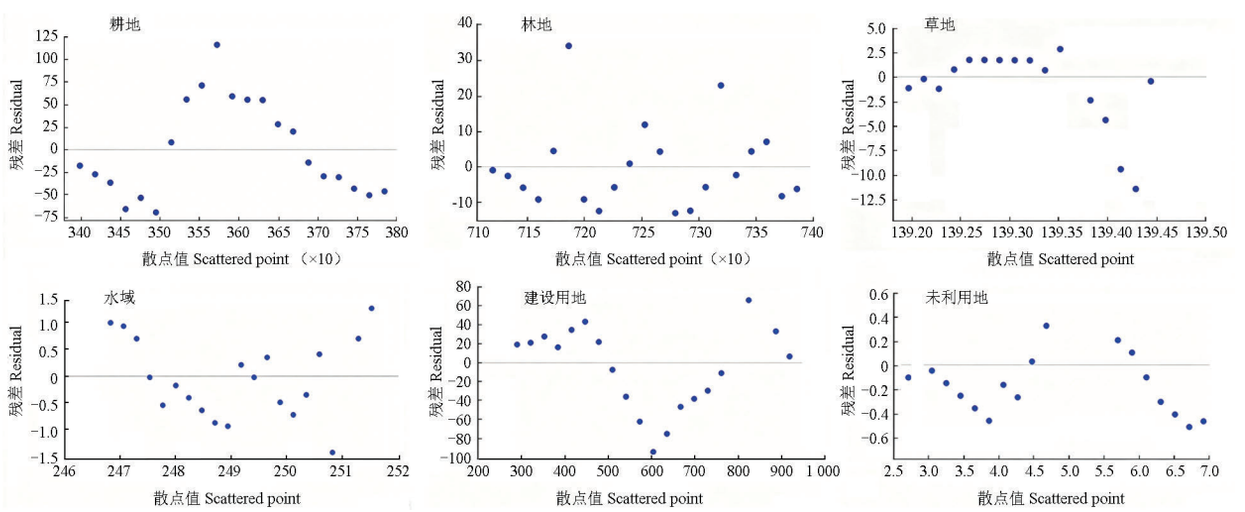


图 4　线性回归残差与预测散点

Fig. 4　General scatter plot of linear regression residuals and predicted data

表 5　用地扩张驱动因子贡献率及均方根误差

Table 5　Contribution rates and root mean square error of land expansion driving factors

序号 No.	驱动因子 Driving factors	2000—2010 年 2000-2010 year		2010—2020 年 2010-2020 year	
		贡献率 Contribution rate	均方根误差 Root mean square error	贡献率 Contribution rate	均方根误差 Root mean square error
1	高程	0.16	0.23	0.15	0.24
2	距二级道路距离	0.05	0.16	0.06	0.16
3	GDP	0.07	0.16	0.09	0.18
4	年均降水量	0.09	0.18	0.08	0.17
5	坡度	0.06	0.14	0.07	0.15
6	年平均气温	0.09	0.19	0.09	0.18
7	人口密度	0.09	0.19	0.10	0.17
8	距水域距离	0.08	0.18	0.08	0.17
9	距三级道路距离	0.08	0.16	0.07	0.15
10	土种类型数量	0.05	0.14	0.03	0.11
11	距一级道路距离	0.08	0.19	0.08	0.18
12	距政府驻地距离	0.10	0.20	0.10	0.21

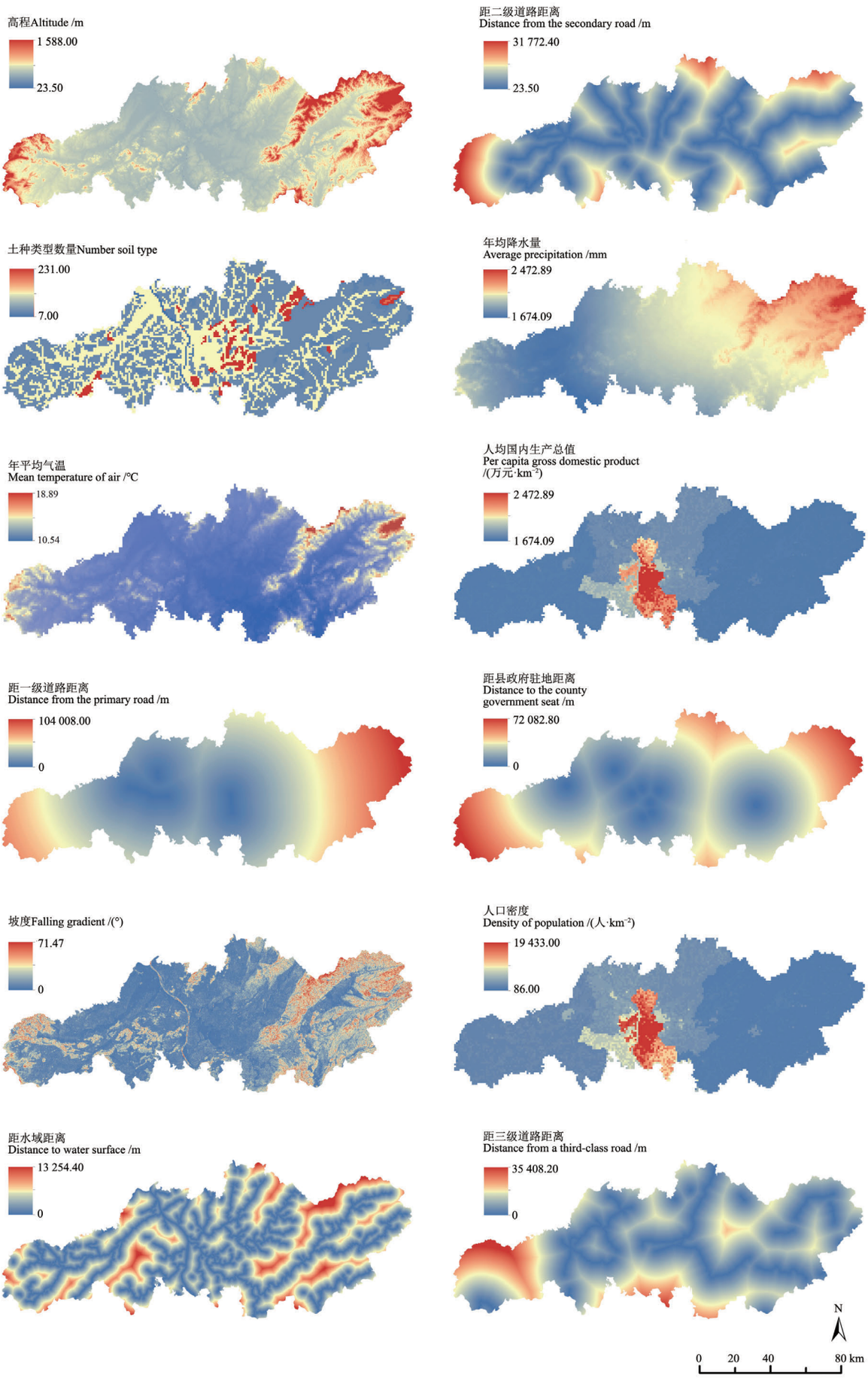


图 5　长沙市 2020 年驱动因子空间分布

Fig. 5　Spatial distribution of driving factors in Changsha in 2020

研究区呈现明显的东西二元分异格局，形成了西部经济带与东部山地生态制约带的清晰空间分异特征。西部区域地势平坦、路网密集、水热条件适宜、行政辐射能力强，人口与经济要素高度集聚；东部区域海拔高、坡度较大、交通通达性较差，虽降水充沛，但地形条件制约显著，区域开发建设受限，人口与经济活动分布较为稀疏，空间格局主要受自然地形主导。2）多驱动因子耦合关系明确。高程、坡度等自然因子是控制区域空间格局的基础底层因子，直接决定气温、降水、水系等生态环境要素的空间分布。地形条件进一步约束道路建设与城镇扩张进程，使人口密度、人均 GDP、行政可达性等社会经济因子呈现同向空间梯度特征。其中，行政中心分布与交通路网格局是社会经济要素集聚的核心牵引，进一步拉大了区域东西发展差距，各因子耦合作用规律显著。3）区域发展优势与限制差异显著。研究区中西部具备地形、交通、区位、经济多重叠加优势，是城镇与土地开发扩张的核心区域；东部山地受地形起伏与交通区位条件限制，开发强度整体偏低，但降水充沛、水土保存条件良好，生态本底优势突出。东西片区自然与人文因子空间差异明显，可为区域土地利用优化、生态保护管控及城乡差异化发展规划提供科学依据。

2.5 未来各用地类型空间格局分布多情景模拟

借助 Markov 模型生成 2000—2010 年、2010—2020 年各地类发展概率空间分布图（图 6），并据此完成长沙市 2030 年多情景土地利用空间格局模拟预测，各情景预测结果见表 6。由图 6 可见，各土地利用类型发展概率变化由大到小依次为建设用地、耕地、草地、林地、水域、未利用地。从时序上，2000—2010 年以林地、耕地的广泛调整为主，建设用地变化相对平缓；2010—2020 年则以建设用地的快速扩张为核心，林地、耕地变化显著放缓，体现出长沙从“生态与农业调整”向“城镇化主导”的发展阶段转变。从空间上，建设用地、林地、耕地的发展概率均集中在长沙中部（主城区及周边），而东部、西部边缘区域的草地、水域变化较少，整体呈现“中部活跃、边缘稳定”的空间格局，与长沙“核心城区 - 外围生态屏障”的空间结构一致。从核心矛盾上，建设用地的时空变化与耕地、林地的变化呈现显著的负相关：2010 年后建设用地连片扩张的区域，恰好是前期耕地、林地发展概率较高的中部区域，反映出城镇化是驱动长沙土地利用变化的核心动力，也是耕地、林地减少的主要原因。

综合可知，长沙市未来土地利用空间格局分布与 2020 年整体具有较高一致性，土地利用空间结构整体上以林地、耕地和建设用地为主，各用地类型变化程度具有较大差异（表 6）。

1）自然发展情景下，不考虑其他因素和限制区的转换，各土地利用类型转移矩阵未发生变化。建设用地面积增加且幅度较大，扩张面积为 145.22 km^2；水域面积增加 4.42 km^2。其他用地类型均有不同程度的减少。其中，耕地面积减少幅度较大（127.49 km^2），林地和草地减少面积分别为 20.79、1.17 km^2。建设用地由以湘江为中心的中部城区向四周辐射式不断扩张，邻近地区的其他土地利用类型被占用而面积不同程度地减小。

2）生态保护情景下，相较于自然发展情景，该情景下建设用地扩张幅度明显收窄，仅增加 46.93 km^2；耕地面积缩减幅度明显加大，共减少 26.89 km^2；林地、草地面积分别减少 19.67、0.27 km^2，其中草地变化幅度微弱，面积基本与 2020 年持平。该情景有效保障了生态用地规模，更利于城市绿色可持续发展，契合人与自然和谐共生的发展理念。

3）城市扩张情景下，建设用地扩张速率加快、增幅显著，增量达 317.64 km^2；耕地与林地缩减幅度最大，面积分别减少 185.22、132.02 km^2。该情景下城市扩张多集中于行政驻地及高速公路沿线，表明新增建设用地依托交通路网向外辐射拓展，进而造成生态用地规模持续缩减。

3 讨 论

结合 PLUS 模型与多变量相关性分析开展模拟研究，在长沙市土地利用变化模拟中表现出较高的精度与适用性。数理定量相结合的研究方式能够有效刻画土地利用变化的复杂性与线性特征[32]。通过参数校正与情景设定，可精准模拟不同政策、经济及社会因素驱动下的土地利用未来演变趋势。本研究虽取得一定研究成果，但仍存在诸多不足：模型参数设定与校验阶段，部分数据受资料可获取性与数据精度的限制，导致模拟结果存在一定不确定性；多情景模拟方案的全面性与合理性仍有待优化，对未来政策调整、技术进步等不确定性因素的考量尚不充分[33]。后续研究可进一步完善情景设定与数据体系，提升模拟结果的实用性与前瞻性。

从驱动因素分析层面来看，本研究选取的土地利用类型变化驱动因子尚未实现全维度、系统

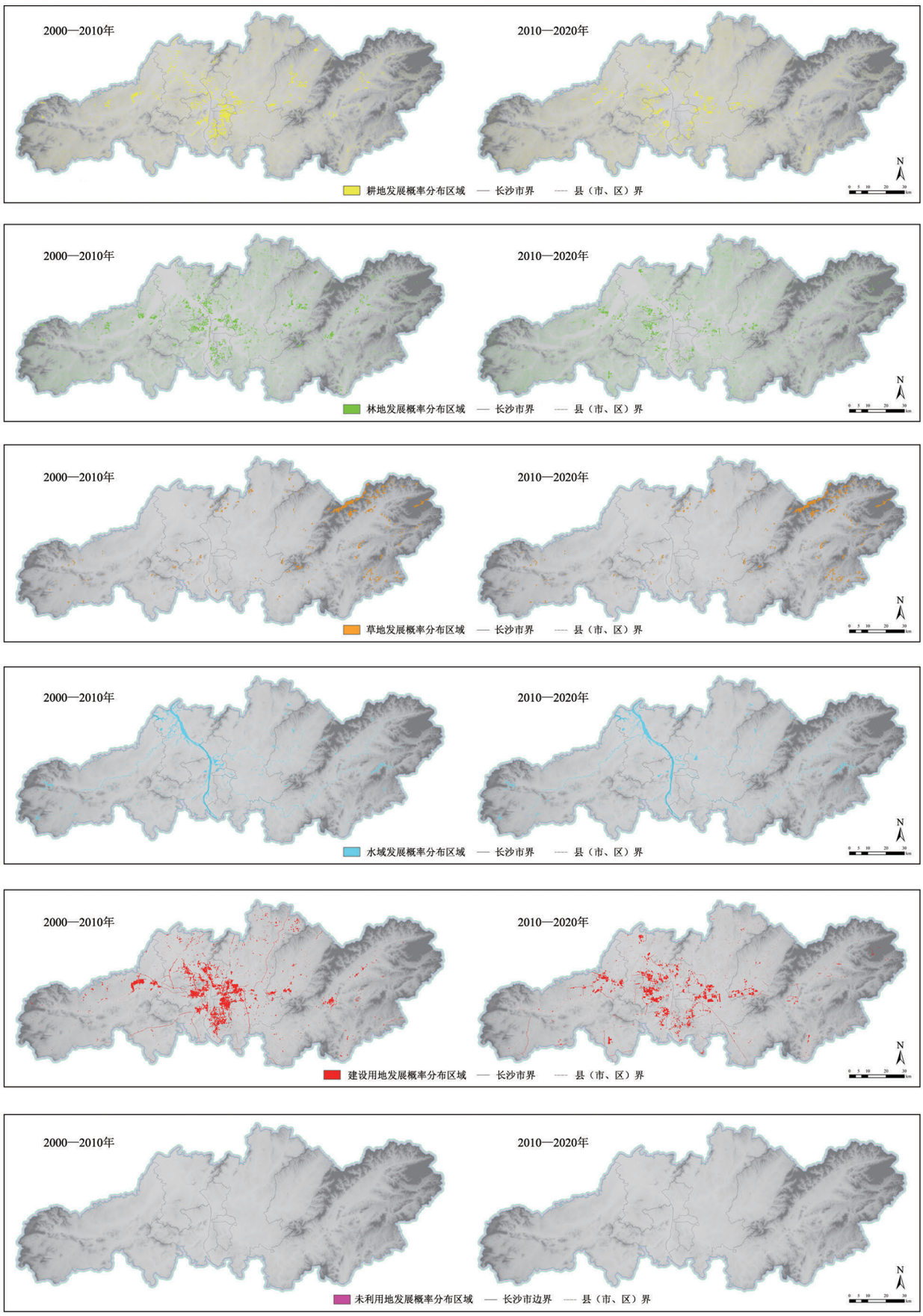


图 6　2000—2020 年长沙市各用地发展空间分布

Fig. 6　Spatial distribution of land development in Changsha from 2000 to 2020

表 6 2020 年现状与 2030 年 3 种模拟情景下各地类土地利用面积对比

Table 6 Comparison of land use area for each land type between the 2020 baseline scenario and three simulated scenarios in 2030

km^2

土地利用类型 Land use type	2020 年面积 Area in 2020	自然发展情景 Natural development scenario（ND）		生态保护情景 Ecological protection scenario（EP）		城市扩张情景 Urban spread scenario（US）	
		2030 年面积 Area in 2030	变化面积 Variable area	2030 年面积 Area in 2030	变化面积 Variable area	2030 年面积 Area in 2030	变化面积 Variable area
耕地 Arable land	3 380.18	3 252.69	−127.49	3 353.39	−26.89	3 194.96	−185.22
林地 Forest land	7 118.31	7 097.52	−20.79	7 098.64	−19.67	6 986.29	−132.02
草地 Grassland	138.05	136.88	−1.17	137.78	−0.27	137.83	−0.22
水域 Water bodies	252.80	257.22	4.42	252.80	0	252.91	0.11
建设用地 Built-up areas	924.76	1 069.98	145.22	971.59	46.83	1 242.40	317.64
未利用地 Unused land	6.45	6.27	−0.18	6.46	0.01	6.16	−0.29
总计 Total	11 820.55	11 820.56	0.01	11 820.66	0.01	11 820.55	0.00

化解析。土地利用演变受自然与人为双重因素共同驱动，各因子间存在复杂的非线性耦合关系，本研究未能充分刻画其交互机制与动态演化特征。后续可引入更先进的数据分析方法，深入挖掘潜在驱动因子及其交互作用机理。同时，未来研究可重点探究土地利用转型对林地生产力、碳循环、水资源调控等生态要素的影响机制，依托 PLUS 模型开展多尺度、多领域的综合模拟，纳入更多环境变量与系统反馈机制，进一步提升模型在复杂规划场景中的适用性与模拟精度。

4 结 论

2000—2020 年，长沙市用地类型以耕地、林地和建设用地为主体，总和占比约为 96.00%；其次为水域和草地，分别占比约为 2.10% 和 1.20%。2000—2020 年，长沙市各土地类型面积总体变化比较明显，耕地和林地仍是长沙市的主要地类，分别占比 28.00% 和 60.00% 以上；草地、水域和未利用地面积较小，占比均小于 3.00%。

在一元线性回归模型中，本次试验 $|r| > 0.8$，其中建设用地相关系数达到 0.925。2000—2010 年城市扩张规模与时间呈稳定增长趋势，一元回归模型斜率为 1.079；同期生态用地缩减速率加快，耕地和林地回归斜率分别为 −0.526、−0.314。2010—2020 年，建设用地扩张速率有所放缓且趋于稳定，耕地和林地等生态用地的缩减态势得到了有效缓解。

驱动影响机制分析结果表明，2000—2010 年城市用地扩张区域主要受高程影响，其贡献率达 0.16，RMSE 值为 0.23；因子影响率最小的为土种类型数量与坡度，其贡献率均为 0.05，RMSE 均为 0.14。2010—2020 年，高程依旧为主要影响因子，但其贡献率下降至 0.15，RMSE 上升为 0.24；该时段影响率最小的为土种类型数量，其贡献率下降至 0.03，RMSE 值为 0.11。12 个驱动因子的时序变化特征，与长沙市 2000—2010 年城市扩张范围广、速率快，2010—2020 年扩张规模受控、增速放缓的实际发展规律基本吻合。

参考文献：

[1] 苏伯儒 , 刘某承 . 基于生态系统服务权衡的生态系统管理策略研究进展 [J]. 自然资源学报 ,2023,38(7):1848-1862.
Su B R, Liu M C. Research progress in ecosystem management strategies based on ecosystem services trade-offs[J]. Journal of Natural Resources,2023,38(7):1848-1862.

[2] Wang Z, Zhong A Y, Wei E H, et al. Carbon storage simulation and land use optimization for high-water-table resource-based cities based on the coupled GMOP-PLUS-InVEST model[J]. Remote Sensing,2024,16:4480.

[3] 肖杨 , 张瑞中 , 李承家 , 等 . 遵义市土地利用变化及其对生态环境的影响 [J]. 中南农业科技 ,2024,45(5):109-115.
Xiao Y, Zhang R Z, LI C J, et al. Land use change and its influence on ecological environment in Zunyi City[J]. South-Central Agricultural Science and Technology,2024,45(5):109-115.

[4] Yan X X, Liu Y, Sun H W, et al. Spatiotemporal impacts of metro network structure on land use change[J]. Journal of Urban Management,2024,13:183-200.

[5] 赵先超 , 田一豆 , 张潇湘 . 长株潭城市群土地利用碳排放与生态系统服务价值时空关系分析 [J]. 水土保持学报 ,2023,37(5):215-225.
Zhao X C, Tian Y D, Zhang X X. Spatio-temporal relationship between land use carbon emissions and ecosystem service value in Changzhutan urban agglomeration[J]. Journal of Soil and Water Conservation,2023,37(5):215-225.

[6] 王浩 , 赵旭 , 赵菲菲 , 等 . 金沙江梯级库区生态系统服务供需耦合协调度及驱动因素 [J]. 水土保持研究 ,2024,31(1):

280-289.

Wang H, Zhao X, Zhao F F, et al. Coupling coordination degree and driving factors of ecosystem service supply and demand in Jinsha river cascade reservoir area[J]. Research of Soil and Water Conservation,2024,31(1):280-289.

[7] Rina S, Bole Y, Tong Z J, et al. Ecological zoning study on the coupling of land use intensity and landscape ecological risk in western Jilin: a production-living-ecological space perspective[J]. Sustainability,2024,16:10992.

[8] 胡丰 , 张艳 , 郭宇 , 等 . 基于 PLUS 和 InVEST 模型的渭河流域土地利用与生境质量时空变化及预测 [J]. 干旱区地理 , 2022,45(4):1125-1136.

Hu F, Zhang Y, Guo Y, et al. Spatial and temporal changes in land use and habitat quality in the Weihe river basin based on the PLUS and InVEST models and predictions[J]. Arid Land Geography,2022,45(4):1125-1136.

[9] 郭鹏程 . 耦合 MOP 与 PLUS 模型的土地利用 / 覆被结构与空间优化研究 : 以合肥市为例 [D]. 合肥 : 合肥工业大学 ,2021:13-24.

Guo P C. Research on land use/cover structure and space optimization by coupling MOP and PLUS models: a case study of Hefei City[D]. Hefei: Hefei University of Technology,2021:13-24.

[10] 徐占勇 , 蔡会德 , 易静 , 等 . 基于系统动力学模型的广西典型森林固碳能力多情景模拟 [J]. 中南林业科技大学学报 , 2025,45(10):1-15.

Xu Z Y, Cai H D, YI J, et al. Multi-scenario simulation of carbon sequestration capacity of typical forests in Guangxi based on system dynamics modeling[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2025,45(10):1-15.

[11] 左岍 , 周勇 , 李晴 , 等 . 鄂西南地区土地利用格局时空变化及轨迹特征分析 [J]. 水土保持学报 ,2022,36(1):161-169.

Zuo Q, Zhou Y, Li Q, et al. Analysis of spatial and temporal changes and trajectory characteristics of land use pattern in the southwest Hubei[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022,36(1):161-169.

[12] Liu J Y, Kuang W H, Zhang Z X, et al. Spatiotemporal characteristics, patterns, and causes of land-use changes in China since the late 1980s[J]. Journal of Geographical Sciences,2014, 24(2):195-210.

[13] Li X Q, Li J L, Lu J Y, et al. Enhancement of interfacial solar vapor generation by environmental energy[J]. Joule,2018,2: 1331-1338.

[14] 房子钰 , 丁宁 , 冯恒栋 , 等 . 景观格局对生态系统服务空间分异特征的影响 : 以东营市为例 [J]. 东北林业大学学报 ,2025, 53(2):86-96.

Fang Z Y, Ding N, Feng H D, et al. The impact of landscape patterns on the spatial differentiation characteristics of ecosystem services: a case study of Dongying City[J]. Journal of Northeast Forestry University,2025,53(2):86-96.

[15] Ramos L T, Sappa A D. Leveraging U-Net and selective feature extraction for land cover classification using remote sensing imagery[J]. Scientific Reports,2025,15:784.

[16] Jasrotia A S, Singh R. Modeling runoff and soil erosion in a catchment area, using the GIS, in the Himalayan region, India[J]. Environmental Geology,2006,51:29-37.

[17] 纪秋磊 , 梁伟 , 傅伯杰 , 等 . 基于 Google Earth Engine 平台与复杂网络的黄河流域土地利用 / 覆被变化分析 [J]. 生态学报 , 2022,42(6):2122-2135.

Ji Q L, Liang W, Fu B J, et al. Land use/cover change in the Yellow River basin based on Google Earth Engine and complex network[J]. Acta Ecologica Sinica,2022,42(6):2122-2135.

[18] 王浩阳 , 牛文浩 , 宋曼 , 等 . 基于 LUCC 及其 ESV 响应的陕西省生态网络构建与空间优化 [J]. 资源科学 ,2023,45(7): 1380-1395.

Wang H Y, Niu W H, Song M, et al. Construction and spatial optimization of ecological network in Shaanxi Province based on LUCC and its ESV response[J]. Resources Science, 2023,45(7):1380-1395.

[19] Hua C Z, He H Q, Shu Q. Resurgence of pertussis: reasons and coping strategies[J]. World Journal of Pediatrics,2024,20: 639-642.

[20] He Z J, Wang X B, Liang X, et al. Integrating spatiotemporal co-evolution patterns of land types with cellular automata to enhance the reliability of land use projections[J]. International Journal of Geographical Information Science,2024,38(5):956-980.

[21] 王成武 , 尧良杰 , 汪宙峰 , 等 .2000—2020 年三江源地区景观生态风险评价及驱动因素 [J]. 干旱区研究 ,2024,41(11):1908-1920.

Wang C W, Yao L J, Wang Z F, et al. Landscape ecological risk assessment and driving factors analysis in the Three River Source region from 2000 to 2020[J]. Arid Zone Research, 2024,41(11):1908-1920.

[22] 路甜甜 , 郭玉川 , 姚磊 , 等 . 耦合 MOP-PLUS 模型的库车市 LUCC 趋势与景观生态安全评价 [J]. 华侨大学学报 (自然科学版),2024,45(1):47-60.

Lu T T, Guo Y C, Yao L, et al. LUCC trend and landscape ecological security evaluation in Kucha City through coupled MOP-PLUS model[J]. Journal of Huaqiao University (Natural Science),2024,45(1):47-60.

[23] Yang N J, Zhang T, Li J Z, et al. Landscape ecological risk assessment and driving factors analysis based on optimal spatial

scales in Luan river basin, China[J]. Ecological Indicators, 2024,169:112821.

[24] 李世杰 , 冯徽徽 , 王珍 , 等 .2010—2019 年间洞庭湖流域生态环境状况时空动态特征及影响因素 [J]. 自然资源遥感 , 2024,36(1):179-188.
Li S J, Feng H H, Wang Z, et al. Ecological environment in the Dongting Lake basin over the past decade: spatio-temporal dynamic characteristics and their influencing factors from 2010 to 2019[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2024,36(1):179-188.

[25] Xiao Y, Xue J, Zhang X L, et al. Improving pedotransfer functions for predicting soil mineral associated organic carbon by ensemble machine learning[J]. Geoderma,2022,428:116208.

[26] Lee M, Troxel A B, Kwon S, et al. Partial-linear single-index Cox regression models with multiple time-dependent covariates[J]. BMC Medical Research Methodology,2024,24:311.

[27] 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.
Zhu W B, Zhang J J, Cui Y P, et al. Assessment of territorial ecosystem carbon storage based on land use change scenario: a case study in Qihe river basin[J]. Acta Geographica Sinica,2019,74(3):446-459.

[28] 周静茜 , 蔡英明 . 基于 GIS 的东江源区生态环境敏感性分析 [J]. 江西科学 ,2023,41(5):908-913.
Zhou J Q, Cai Y M. Ecological environment sensitivity analysis of Dongjiang source area based on GIS[J]. Jiangxi Science, 2023,41(5):908-913.

[29] 王奕淇 , 孙学莹 . 黄河流域生态系统服务价值时空演化及影响因素 [J]. 环境科学 ,2024,45(5):2767-2779.
Wang Y Q, Sun X Y. Spatiotemporal evolution and influencing factors of ecosystem service value in the Yellow River basin[J]. Environmental Science,2024,45(5):2767-2779.

[30] Ahmad H, Liaqat R, Alhussein M, et al. Markov chain-based impact analysis of the pandemic Covid-19 outbreak on global primary energy consumption mix[J]. Scientific Reports, 2024,14:9449.

[31] 黄永坚 , 陈科扬 , 闫茂华 , 等 . 基于 CA 模型的土地利用模拟研究 [J]. 安徽农学通报 ,2023,29(12):84-89.
Huang Y J, Chen K Y, Yan M H, et al. Land use simulation based on CA model[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2023,29(12):84-89.

[32] 胡馨月 , 孙倩 , 黄瑾依 , 等 .2007—2020 年新疆额敏县野果林时空分布和重心动态变化 [J]. 湖北农业科学 ,2024,63(2): 211-218,231.
Hu X Y, Sun Q, Huang J Y, et al. Spatiotemporal distribution and centre of gravity dynamic change of wild fruit forests in Emin County, Xinjiang from 2007 to 2020[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2024,63(2):211-218,231.

[33] 李启源 , 王海军 , 曾浩然 , 等 . 耦合多期扩展规律和空间异质性的城市扩展元胞自动机模拟 [J]. 地理与地理信息科学 , 2024,40(1): 26-36.
Li Q Y, Wang H J, Zeng H R, et al. Cellular automata simulation of urban expansion by coupling multi-period expansion law and spatial heterogeneity analysis[J]. Geography and Geo-Information Science,2024,40(1):26-36.

[本文编校：张雨朦]