DOI: 10.20103/j.stxb.202207162034

廖江福,唐立娜,朱立晨.集成生态软约束机制的城市空间形态时空演变情景模拟.生态学报,2023,43(19):8139-8152. Liao J F, Tang L N, Zhu L C. Scenario simulation of spatiotemporal evolution of urban spatial form integrating ecological soft constraint mechanism. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(19):8139-8152.

集成生态软约束机制的城市空间形态时空演变情景 模拟

廖江福1,唐立娜2,*,朱立晨3

1 集美大学 计算机工程学院,厦门 361021
 2 中国科学院城市环境研究所 城市环境与健康重点实验室,厦门 361021
 3 陕西生态环境规划设计院有限公司,西安 710065

摘要:自然生态空间是生物栖息繁衍的场所,生物和非生物成分组成的生态系统为人类提供赖以生存的生态系统服务。新时期 绿色发展战略下高质量国土空间资源配置需要科学探究生态空间约束的作用机理。以泉州市为研究区,选取水源涵养、土壤保 持和生物多样性等生态系统服务为生态因子,基于有序加权平均(OWA)算法构建城市扩张的生态软约束机制。以 2005年土 地利用现状为起始值,综合考虑自然人文等驱动力因素,基于构建的 OWA-FLUS 模型对泉州市 2020年和 2035年土地利用时空 演化动态开展多情景模拟预测。结果表明:(1)策略控制因子 δ=0.000001下,OWA-FLUS 模型的总体精度和 Kappa 系数达到 95.94%和 0.7742,FoM 和FoM_{urban}比 FLUS 模型分别提高了 4.95%和 7.17%,基于提升潜力空间的 MICE 功效指数分别为 0.059 和 0.102。(2)当δ值从 0向 1000变化时,OWA-FLUS 模型的模拟精度逐渐下降。对比 δ=1.0 的赋权线性组合(WLC)生态约束, δ=0.000001下的 OWA 模拟的FoM_{urban}提升了 5.70%。(3)2035年基准情景、WLC 情景和 OWA 情景下,区县尺度和乡镇尺度的 城市面积增长率具有显著空间差异。对比基准和 WLC 情景,OWA 情景下研究区西北部的县市区增长率显著下降,东部和南部 沿海平原区的晋江市和石狮市表现出更大的发展潜力。综上所述,基于 OWA-FLUS 模型开展泉州市土地利用动态时空演化多

关键词:OWA-FLUS 模型;土地利用变化模拟;生态约束;情景预测;泉州市

Scenario simulation of spatiotemporal evolution of urban spatial form integrating ecological soft constraint mechanism

LIAO Jiangfu¹, TANG Lina^{2,*}, ZHU Lichen³

1 Computer Engineering College, Jimei University, Xiamen 361021, China

2 Key Lab of Urban Environment and Health, Institute of Urban Environment, Chinese Academy of Sciences, Xiamen 361021, China

3 Shaanxi Eco-Environmental Planning & Design Institute Company Limited, Xi'an 710065, China

Abstract: Natural ecological space is the place where living things live and multiply. Ecosystems composed of biotic and abiotic components provide ecosystem services on which humans depend. High-quality territorial space planning under the green development strategy in the new era needs to scientifically explore the mechanism of ecological space constraints. Taking Quanzhou City as the study area, and selecting ecosystem services such as water conservation, soil conservation, and biodiversity as ecological factors, an ecological soft constraint mechanism for urban expansion is constructed based on the Ordered Weighted Averaging (OWA) algorithm. Comprehensively considering natural, human and other driving factors, the

收稿日期:2022-07-16; 网络出版日期:2023-05-16

基金项目:国家自然科学基金面上项目(41471137)

^{*} 通讯作者 Corresponding author.E-mail: Intang@iue.ac.cn

constructed OWA-FLUS model was used to carry out multi-scenario simulation and prediction of land use dynamics in Quanzhou during 2005—2020 and 2020—2035. The results show that: (1) when the policy control factor $\delta = 0.000001$, the overall accuracy and Kappa coefficient of the OWA-FLUS model reached 95.94% and 0.7742, and the FoM and FoM_{urban} were improved by 4.95% and 7.17%, respectively, compared with the FLUS model. The efficacy index MICE based on the FoM value was 0.059 and 0.102, respectively. (2) When the value of δ changed from 0 to 1000, the simulation accuracy of the OWA-FLUS model gradually decreased. Compared with the weighted linear combination (WLC) ecological constraint with $\delta = 1.0$, the OWA simulation with $\delta = 0.000001$ had 5.70% increase in FoM_{urban}. (3) In 2035, there will be significantly spatial differences in urban area growth rates at the district/county scales and the township scale under the baseline, WLC, and OWA scenarios. Comparing the baseline and WLC scenarios, the urban area growth rate of counties and districts in the northwest of the study area decreased significantly under the OWA scenario, and Jinjiang and Shishi in the eastern and southern coastal plains showed greater development potential. In summary, the multi-scenario simulation and prediction of the dynamic spatiotemporal evolution of land use in Quanzhou based on the OWA-FLUS model can provide a scientific reference for the optimization of regional land space under the constraints of important ecological resources.

Key Words: OWA-FLUS model; land-use change simulation; ecological constraints; scenario prediction; Quanzhou City

在气候变暖和人类活动的双重压力下,陆地表层系统的研究一直是地理科学的核心和前沿领域。陆地表 层生态系统为人类提供水源涵养、土壤保持、生物多样性维持、气候调节等重要生态服务功能^[1]。然而,城市 规模的急剧扩大促使大量耕地、林地和湿地等自然生态空间转变为建设用地,在全局和局域尺度导致不可逆 的生态环境变化。地表植被覆盖的移除或下降直接或间接的影响物种结构改变和造成栖息地破坏,极大地损 害生态系统的水源涵养和土壤保持服务。新时期国家生态文明建设将可持续发展理念上升为绿色发展战略, 高质量的国土空间格局的构建是实施这一战略的根本途径^[2]。生态环境对人类开发活动的诸多负面反馈促 使人类认识到科学认识资源环境约束客观规律的重要性。受到复杂环境因子的影响,生态系统服务在地理梯 度和垂直空间上具有生态梯度特征并呈现显著的空间异质性^[3]。如何空间显式的定量刻画生态系统服务重 要性的地理信息图谱,并探究重要生态空间对城市扩张的约束机制具有重大意义。

陆地表层系统自然过程和人类活动的耦合模拟与预测分析是探索资源环境约束机制的可行途径^[4]。近年来,土地利用过程建模与模拟作为可复现的模型工具,已成为研究土地利用变化的主要途径之一^[5]。在诸多模型中,地理元胞自动机(Cellular Automata,CA)通过底层交互产生宏观的空间格局,成为开展复杂土地利用非线性模拟的主流工具^[6-7]。在城市扩展领域,元胞自动机研究围绕元胞构型、转换规则、参数校准、邻域效应、约束机制和随机扰动等方面拓展基础理论框架^[8-10]。同时,学者们尝试将元胞自动机应用于多类土地利用变化模拟,相继发展了 SLEUTH、CLUE-S、LUSD、UrbanCA、LANDSCAPE 和 FLUS 等集成模型^[11-16]。基于斑块演化和混合像元的 PLUS 和 MCCA 等模型也得到学者们的广泛关注^[17-18]。约束机制是约束型地理 CA 的关键组件,黎夏等提出地理 CA 模型应包含硬约束与软约束机制^[19]。地理 CA 模型的硬约束指的是在模拟中采用水体、基本农田、自然保护区和生态红线构建 0—1 布尔约束。元胞的约束值为 0 限制发展或土地利用类型的转化,1 则反之^[20]。一些研究尝试将距离衰减、密度衰减以及指数函数应用于地理 CA 的软约束组件,基于规划视角开展了城市形态、人口密度和农业适宜性约束的城市模拟与预测^[19]。不过,约束机制对地理 CA 模拟效果和模拟精度的影响尚需深入研究。

通过引入自适应惯性竞争机制和集成气候变化情景分析,Liu 和 Liang 等提出的未来土地利用变化情景 模拟模型(Future Land-Use Simulation, FLUS)在处理不同类型土地利用之间复杂竞争关系方面得到广泛应 用^[21-22]。何海珊等利用 FLUS 模拟了深圳市土地利用类型在低碳导向下的空间分布特征,探讨了未来城市 尺度碳中和和碳达峰的实现路径^[12]。陈理庭等集成 Markov 和 FLUS 模型综合考虑自然和人为两方面,探讨 了饶河流域 2035 年惯性发展、耕地保护和生态优先等多种发展目标下的国土空间优化配置^[23]。Zhang 等基 于资源环境承载力评价和国土空间开发适宜性评价构建 FLUS 模型的"双评价"约束机制,开展了重庆市的城市空间形态时空演化模拟^[24]。显然,将生态系统服务重要性空间考虑到城市扩张动态的演化模拟过程中极为重要。基于有序加权平均算子(Ordered Weighted Averaging, OWA)的数据聚合过程能够在考虑决策者评价偏好的情形下有效凸显输入因子属性高值或低值区域的贡献,是构建城市模型软约束机制的有效方法^[25]。然而,基于 OWA 的生态软约束机制如何影响 FLUS 模型的复杂非线性模拟行为还鲜见报道。

作为联合国教科文组织确认的海上丝绸之路的起点城市之一,泉州正在主动融入国家"一带一路"发展 战略。2021年末,泉州市 GDP 达到 11304.17亿元,仅略微低于省会城市福州,在福建省排名第二^[26]。但是, 随着第二产业的快速发展和城市化的持续推进,泉州市亟需以重要性生态环境空间优化城市发展布局。本文 集成 FLUS 和 OWA 模型开展生态系统服务重要性约束下的泉州市空间形态演化模拟及未来情景预测。基于 土地利用现状图探究 2005—2020年期间生态软约束对 OWA-FLUS 模拟效果的影响。其次,开展 OWA 生态 约束、线性赋权约束和无生态约束下未来土地利用空间结构演化研究。对比全局和局域尺度城市扩张动态, 以期为泉州市的国土空间发展提供预见性规划建议,并为其它地区的绿色发展提供参考建议。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

泉州市是我国东南沿海重要的工贸与港口城市,是福建省批复的海峡西岸经济区中心城市之一。地理空间范围大致在117°25′—119°05′E,24°30′—25°56′N之间,北承莆田、福州,南邻厦门,与台湾岛隔海相望。泉州市下辖泉港区、鲤城区、丰泽区、洛江区、晋江市、石狮市、南安市、金门县、德化县、安溪县、惠安县、永春县,本研究模拟的空间范围为除金门县以外的其它县市区(图1)。截至2020年,全市市域面积11015km²,常住人口878.23万人。地形地貌主要由低山丘陵、台地和平原构成,年平均气温为19.5—21.0℃,年降雨量为1000—1800 mm。2021年,泉州市第二产业增加值为6436.24亿元,占GDP总量的57.8%^[26]。改革开放以



图 1 研究区地理位直 Fig.1 The study area

http://www.ecologica.cn

来,泉州市逐渐形成以纺织服装、石油化工、机械装备、纸业印刷和建材家居等产值超千亿的产业集群。工业 化和城镇化导致的自然生境大幅度缩减和退化使得生物多样性面临严峻威胁,生态资源供需矛盾日益突出。 在安溪县和德化县,茶叶和陶瓷等主导产业可能造成水土流失在区域内的广泛发生。同时,石狮市、晋江市、 南安市和惠安县等县市区的现代制造业正处于持续向绿色发展和循环经济转型的关键历史阶段,不同梯度生 态空间上输出的土壤、大气和水体等结构性污染是晋江流域面临的突出生态环境问题。伴随工业经济的高速 发展,生态资源将对城市扩张形成显著的空间约束。科学评价区域重要生态系统服务,探索城市扩张的生态 软约束机制对泉州市优化国土空间布局意义重大。

1.2 数据来源

本研究的数据涵盖土地利用变化、驱动因子和生态约束相关数据(表1)。土地利用数据(1985—2020)基 于 GEE 平台对 Landsat TM/ETM+遥感影像进行解译和处理得到,该解译过程由武汉大学遥感信息工程学院 黄昕课题组完成(http://irsip.whu.edu.cn)。城市新增建设用地主要来源于对耕地、林地、草地和湿地等生态 空间的侵占,较少发生在河湖水库等地表水体。同时考虑到多数城市模型将水体作为约束机制的一部分,所 获取的土地利用数据被进一步重分类为生态用地、水体和城市用地三种用地类型。各类驱动因子主要来源于 研究区的交通与地籍数据、地形图等,主要包括高程、坡度、离城市中心的距离、离城镇中心的距离、离高速公 路的距离、离铁路的距离、离主要公路的距离、离火车站的距离以及离海岸线的距离等空间变量。生态系统服 务重要性评价相关 GIS 数据集,主要由净初级生产力(NPP)、气温及降水、土壤质地组成。其中,NPP 来源于 美国航空航天局(NASA) MOD17A3 数据集,气温及降水数据来源于中国气象数据网的中国地面累年值年值 数据集(1981—2010年),土壤质地数据源自"寒区旱区科学数据中心"的中国土壤数据集(http://westdc. westgis.ac.cn),NDVI来源于中国科学院生态学科数据中心,土壤肥力数据来源于中国科学院南京土壤研究所 所级数据中心。所有数据根据 FLUS 模型的输入要求,在保持坐标系统统一和行列数统一的前提下重采样分 辨率为 30 m×30 m。

	Table 1 Data source and pre-	eprocessing				
数据类型	数据名称	数据来源/预处理				
Data type	The name of the data	The source of the data				
基础数据 Basic data	2005—2020 年 30 m 分辨率的土地利用现状数据	武汉大学遥感信息工程学院(http://irsip.whu.edu.cn)				
驱动因子 Driving factor	数字高程(DEM)	NASA SRTM1 V3.0				
	坡度	利用 ArcGIS 平台进行坡度分析得到				
	离城市中心的距离、离城镇中心的距离、离高速公路的 距离、离铁路的距离、离主要公路的距离、离火车站的距 离以及离海岸线的距离	泉州各县市自然资源局,利用 AreGIS 平台进行欧式距离分 析得到				
生态因子 Ecological factor	净初级生产力(NPP)	NASA MOD17A3 数据集				
	气温和降水	中国气象数据网(http://data.cma.cn),中国地面累年值年 值数据集 (1981—2010年)				
	土壤质地	"寒区旱区科学数据中心"的中国土壤数据集(http://westdc.westgis.ac.cn)				
	归一化植被指数(NDVI)	中国科学院生态学科数据中心(http://www.nesdc.org.cn), 2000—2020 年中国 30m 年最大 NDVI 数据集				
	土壤肥力	中国科学院南京土壤研究所所级数据中心(https://soildata.issas.ac.cn/)				

	表1	数据来源及预处理
1. 1	Do	to course and success

2 方法

本研究在评价生态系统服务重要性的基础上,集成 FLUS 模型和 OWA 算法构建考虑生态软约束机制的

城市土地利用时空演化模拟模型,技术流程如图2所示。



图 2 OWA-FLUS 模型框架示意图

Fig.2 Framework of the OWA-FLUS model

OWA:有序加权平均;FLUS:未来土地利用变化情景模拟模型;WLC:赋权线性组合;ANN:人工神经网络;NDVI:归一化植被指数

2.1 土地利用动态模拟与情景预测

FLUS 模型是对传统地理 CA 进行改进并且在软件 GeoSOS 的基础上发展起来的^[21-22]。基于地理 CA 的 原理,FLUS 模型引入人工神经网络(ANN,Artificial Neural Networks)从初期的土地利用分布数据智能挖掘自 然、经济、社会与气候复杂驱动下各类用地转化的适宜性概率。同时,为了模拟多种用地类型之间转化的不确 定性与复杂性,FLUS 模型提出一种基于轮盘赌算法的自适应惯性竞争机制。该模型中,特定用地类型单元的 总体转化概率计算如下:

$$TP_{i,k}^{t} = P_{i,k} \times \Omega_{i,k}^{t} \times \text{Inertia}_{k}^{t} \times (1 - SC_{c-k})$$

$$\tag{1}$$

式中, $TP_{i,k}^{t}$ 为特定地类像元 i 中的地类 k 在第 t 次迭代的总体转变概率, $P_{i,k}$ 为地类 k 在像元 i 位置的适宜性, $\Omega_{i,k}^{t}$ 为像元 i 中地类 k 的邻域影响, $Inertia_{k}^{t}$ 为地类 k 的自适应竞争惯性权重, SC_{c-k} 表示地类 c 向地类 k 的转化 成本, 表征地类 k 发展的随机扰动。

采用总体精度、Kappa 系数和优质因子(Fig. of Merit, FoM)等指标检验模拟结果的空间分配精度^[27]。同时,在FoM指数的基础上提出地理CA模型的功效指数(Map-level image classification efficacy, MICE)如下^[28]:

$$MICE = \frac{FoM_A - FoM_B}{1 - FoM_B}$$
(2)

http://www.ecologica.cn

43 卷

式中, MICE 为地理 CA 模型 A 相对于对照模型 B 在 FoM 潜力空间上的效能提升水平, FoM_A和FoM_B分别时模型 A 和 B 的优质因子, 1-FoM_B为模型 B 的 FoM 潜力空间。

2.2 生态系统服务重要性评价

为了刻画区域的生态系统服务重要性特征,分别选取了水源涵养服务重要性、土壤保持服务重要性、生物 多样性保护服务重要性等关键指标。模型评估法和净初级生产力(NPP)定量指标评估法是原环境保护部印 发的《生态保护红线划定指南》中建议用以评估生态系统服务功能的主要方法,本文采用 NPP 定量指标评估 法计算相关生态服务重要性指标^[29]。此外,选取归一化植被指数(NDVI)和土壤肥力作为关键生态因子刻画 区域重要生态空间。NPP 定量指标评估法计算公式如下:

$$WCI = NPP_m \times F_{sic} \times F_p \times (1 - F_s)$$
(3)

$$SCI = NPP_{m} \times (k-1) \times (1-F_{s})$$

$$BMI = NPP_{m} \times F_{n} \times F_{t} \times (1-F_{s})$$
(4)
(5)

式中,WCI为水源涵养服务能力指数,SCI为土壤保持服务能力指数,BMI为生物多样性维护服务能力指数, NPP_m为多年植被净初级生产力平均值, F_{sic} 为土壤渗流因子, F_p 为多年平均降水量因子, F_s 为坡度因子,k为土 壤可蚀性因子, F_t 为多年平均气温, F_a 为海拔因子。

2.3 OWA 生态软约束机制

有序加权平均(OWA)是 Yager^[30]在 1988 年提出的一种基于位序赋权的数据聚合算法,该方法输出的数据聚合结果介于逻辑与和逻辑或之间^[31],是对传统赋权线性组合(Weighted Linear Combination,WLC)方法的 泛化。一个 n 维的 OWA 算子是一个映射 F: $R^n \rightarrow R$,该映射表达如下^[32]:

OWA(a) =
$$F(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n \psi_j u_j$$
 (6)

式中,*n* 维加权向量($\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n$)^{*T*}满足 $\sum_{j=1}^n \psi_j = 1, \exists \psi_j \in [0,1], u_j$ 是要聚合的向量 $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 中的 第*j* 大元素。

OWA 算法的关键步骤是确定位序权重向量 $(\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n)^T$ 。在获取位序权重的众多方法中,模糊语义量化模型易于理解且应用广泛^[33]。模糊量化模型中的一类正则递增单调(RIM)量词可以表述如下:

$$\psi_j = Q_r \left(\frac{j}{n}\right) - Q_r \left(\frac{j-1}{n}\right) \qquad j = 1, 2, \cdots, n \tag{7}$$

$$Q_r(z) = z^{\delta} \qquad \delta \in (0, \infty) \tag{8}$$

式中,*j*为位序, ψ_j 为位序权重,*n*为因子数量,*z*为自变量,幂指数 δ 为策略控制因子。OWA 聚合一般涉及准则权重和位序权重的设置,本文利用 AHP 算法获取不同生态因子的准则权重,一致性比例 *CR*=0.0517,小于 0.1,满足一致性检验要求^[34]。不同策略控制因子 δ 下的位序权重向量如表 2 所示。表中的与或度(ORness) 表征接近逻辑或操作的程度,TradeOff 度表征属性间的补偿效应^[35]。

衣 2 个问希拍数下正则逸增早归里问制击的位序仪里问	表 2	不同幂指数下正则递增单调量词输	出的位序权重向量
----------------------------	-----	-----------------	----------

Table 2	Order weight vectors output by regular increasing monotone quantifier with different power exponents										
策略控制因子(δ) Policy control factor (δ)		$\delta \rightarrow 0$ (0.000001)	0.35	0.60	0.85	1	1.1	1.3	10	δ→∞ (1000)	
位序权重	ψ_1	1	0.3807	0.5693	0.2546	0.2000	0.1703	0.1234	0	0	
Order weight	ψ_2	0	0.1563	0.1963	0.2043	0.2000	0.1947	0.1805	0.0001	0	
	ψ_3	0	0.1106	0.1589	0.1888	0.2000	0.2051	0.2109	0.0059	0	
	ψ_4	0	0.0886	0.1387	0.1794	0.2000	0.2122	0.2334	0.1013	0	
	ψ_5	0	0.0751	0.1253	0.1728	0.2000	0.2177	0.2518	0.8926	1	
与或度 ORness degree	ORness	1	0.7640	0.6421	0.5471	0.5	0.4719	0.4226	0.0284	0	
Tradeoff 度 Tradeoff degree	TradeOff	0	0 5332	0 7663	0 9268	1	0.9582	0.8873	0 1289	0	

进一步的,本文将有序加权平均算子的输入向量 *a* = (*a*₁,*a*₂,…,*a*_n) 表征为生态约束因子,尝试在 FLUS 模型中集成 OWA 生态软约束机制。公式如下:

$$TP_{i,k}^{t} = P_{i,k} \times \Omega_{i,k}^{t} \times \operatorname{Inertia}_{k}^{t} \times (1 - SC_{c-k}) \times (1 - \operatorname{OWA}(b))$$

$$\tag{9}$$

式中, $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ 为生态约束因子向量,OWA(b)为有序加权平均算子输出的生态软约束空间信息图 谱,地类 k 为城市用地。

3 结果与分析

3.1 模拟结果与精度验证

将 2005 年土地利用分类数据和各类空间驱动力输入 FLUS 模型的 ANN 适宜性概率估计模块,设置 20‰ 的比例均匀采样训练 ANN,同时将隐藏层数量设为 13,获取包含生态用地、水体和城市用地三个波段的适宜 性发展图层。进一步的,以 2005 年土地利用分类数据作为起始点,利用自适应惯性竞争地理 CA 模块开展 2005—2020 年的土地利用时空演化模拟,模拟结果如图 3 所示。对比 2020 年泉州市土地利用现状数据和 2020 年模拟的土地利用数据,总体精度和 Kappa 系数分别达到 95.59%和 0.7542。表明 FLUS 模型的模拟结 果具备较好的模拟效果,可以真实的反映各类土地利用的动态演化过程。

已有研究表明,采用地理 CA 模拟大区域连续空间复杂土地利用动态时,FoM 值普遍在 8%—20%之间^[22],城市用地FoM_{urban}值则多数处于 20%—30%区间^[36]。叠加 2005、2020 年的土地利用分类数据以及 2020 年模拟图,测算 FLUS 模型模拟结果的 FoM 和FoM_{urban}值分别为 16.50%和 29.51%,明显处于地理 CA 预测精度 范围的高值区域。对比传统地理 CA 模拟,FLUS 模型能够更有效的减少各类用地时空演变模拟过程产生的 误差。



图 3 2005—2020 年泉州市实际和模拟的土地利用动态 Fig.3 Actual and simulated land use dynamics in Quanzhou from 2005 to 2020

3.2 OWA 生态约束

经过 OWA 算法数据聚合运算,不同策略控制因子 δ 下的 OWA 生态软约束图谱如图 4 所示。为了使得 不同 δ 值下的生态约束指数具备可比较性,以 δ =1下的最大和最小约束值对系列 OWA 生态约束图执行标准 化操作。可以发现,当 δ =0.000001 和 0.35时,研究区西北部大部分地区处于限制发展的状态,而研究区东南 部相对处于较弱的生态约束之下。例如,当 δ =0.35时,OWA 生态约束最大值、最小值、均值和标准差分别为 1、0.0044、0.9030 和 0.1786。当 δ =10 和 1000时,OWA 生态约束值在全区域整体显著下降,整个研究区多数 像元处于极弱的生态约束之下。例如,当 δ =10时,OWA 生态约束最大值、最小值、均值和标准差分别为 0.4079、0、0.1974 和 0.0932。 δ =1的 OWA 数据聚合结果等价于赋权线性组合方法的属性加权和,其均值和标

19 期



图 4 基于 OWA 算法的城市扩张生态约束 Fig.4 Urban expansion ecological constraints based on OWA algorithm

3.3 OWA-FLUS 模型模拟

利用 ArcGIS 平台的栅格计算器将 OWA 数据聚合结果集成到 FLUS 模型 ANN 模块挖掘得到的城市用地 适宜性发展概率图层,并且通过 ArcGIS 平台的 Composite Bands 功能合并不同用地类型的适宜性概率。采用 与基准模拟相同的参数设置运行 FLUS 模型的自适应惯性竞争地理 CA 模块,获取泉州市 2005—2020 年典型 OWA 策略控制因子 δ 下的模拟结果(图 5)。

(1)模拟结果

目视对比可以发现,OWA-FLUS 模型预测的典型策略控制因子下的 2020 年模拟结果和实际情况保持了 较高的一致性。进一步利用总体精度、Kappa 系数和 FoM 指数验证 OWA-FLUS 模型的模拟精度。当δ= 0.000001时,模型获得了最高的模拟精度,总体精度、Kappa 系数、FoM 和FoM_{urban}分别达到 95.94%、0.7742、 21.45%和 36.68%。对比 FLUS 模型预测的 2020 年城市土地利用动态,Kappa 系数、FoM 和FoM_{urban}分别提高 了 0.02、4.95%和 7.17%,基于模型提升潜力空间、FoM 和FoM_{urban}值测算的 MICE 功效指数分别达到 0.059 和 0.102。对比前人的研究,模拟效果改进显著,尤其是 FoM 指数获得了较大幅度的提升。同时,OWA-FLUS 模型预测精度 型输出的系列模拟结果的预测精度均比基准情景有不同幅度的提升。当δ=10 时,OWA-FLUS 模型预测精度



图 5 不同 δ 下 2005—2020 年 OWA-FLUS 模型模拟的土地利用动态 Fig.5 Land use dynamics simulated by the OWA-FLUS model from 2005 to 2020 under different δ

仅获得略微改善,表明该生态约束发展策略下,几乎等同于无生态约束下的土地利用演化动态。

(2)模型敏感性

为了探究生态约束水平对 OWA-FLUS 模型模拟效果的影响,选取[0.000001, 1000] 区间包含 δ =1 的 24 个策略控制因子值,开展 2005—2020 年泉州市的土地利用变化模拟预测并计算相应的 FoM 和FoM_{urban}值。随 着 δ 值的变化,OWA-FLUS 模型预测的 FoM 值的变化趋势如图 6 所示。结果表明,当 δ 趋近于 0 时,OWA-FLUS 模型取得最高的 FoM 模拟精度,当 δ 趋近于 ∞ 则反之。总体上,当 δ 从 0 向 ∞ 变化时,FoM 和FoM_{urban}值 均逐渐下降,其下降速率在(0,0.9)之间较快,在(0.9,5)之间稍微变得缓慢,而 FoM 和FoM_{urban}值在 δ =5 以后 几乎保持平稳态势。同时,当 δ =1 时,FoM 和FoM_{urban}值分别等于 17.51%和 30.98%,相对基准预测的 16.50% 和 29.51%均有一定程度的提升。

3.4 多情景模拟结果与分析

(1) 情景设置

2020年,泉州市生态用地、水体和城市用地面积分别为980919.63 hm²、11583.63 hm²和94871.25 hm²,分别较2005年变化-2.72%、-22.57%和48.01%(表3),城市用地是面积增长率最大的土地利用类型。同时,基于 Markov 链的土地利用变化预测表明,2035年泉州市的上述三类用地类型将分别达到953745.57 hm²、9350.82 hm²和124278.12 hm²,其中,城市用地增长速度为31.00%。为了探索OWA 生态约束下泉州市未来城







市空间形态的动态演化,根据验证模拟阶段的结果设置基准情景、WLC 情景和 OWA 情景开展比较研究 (图 7),其中,WLC 情景和 OWA 情景分别对应于 δ=0.000001 和 1.0 的情形。



图 7 三种情景下 2035 年泉州市土地利用动态

Fig.7 Land use dynamics in Quanzhou in 2035 under three scenarios

表 3 泉	.州帀 20	05 - 2035	年城市打	张情景
-------	--------	-----------	------	-----

Table 3 Urba	n expansion	scenarios in	Ouanzhou	Citv	from	2005	to	2035
--------------	-------------	--------------	----------	------	------	------	----	------

用地类型 Land use type	2005 年实际/hm ² 2005 Actual	2020 年实际/hm ² 2020 Actual	2035 年预测/hm ² 2035 predicted	2005—2020 年 增长率/% 2005—2020 Growth rate	2020—2035 年增长率/% 2020—2035 Growth rate
生态用地 Ecological land	1008318.51	980919.63	953745.57	-2.72	-2.77
水体 Water	14960.07	11583.63	9350.82	-22.57	-19.28
建设用地 Built-up land	64095.93	94871.25	124278.12	48.01	31.00

(2)多情景模拟结果

基准情景没有考虑生态因子的约束,仅考虑了 ANN 挖掘的自然和人文因素复合驱动下的土地利用动态 演化过程。对比 2020 年,基准情景下 2035 年泉港区、永春县和惠安县是城市用地面积增长率最高的三个区 县,分别为 43.71%、43.52%和 42.41%,而经济强县晋江市和石狮市的城市面积增长率仅为 23.18%和 20.05% (表 4)。总体而言,不考虑生态约束的发展可能导致城市用地在不同区县和空间位置的错位发展,造成区域 内提供重要生态系统服务的林地、耕地和湿地在局域尺度大量减少。WLC 生态保护情景中,惠安县、泉港区 和洛江区的城市用地增长率最高,分别达到 46.31%、45.91%和 32.17%。鲤城区、丰泽区、安溪县、永春县和德 化县的城市用地增长率相对较低,其中,鲤城区、丰泽区分别为 17.15%和 21.08%。图 4 中δ=1.0 生态约束策 略可以发现,永春县境内大部分地区在该生态约束下呈现大量限制发展的极高生态约束值区域。这也是永春 县在 WLC 情景下的城市面积增长率比基准情景发生了较大幅度下降的原因。OWA 情景有效突出了关键生 态系统服务的高值区域,可视为是对国家绿色发展战略的积极响应。该情景下,晋江市和石狮市对比基准情 景显著上升,分别达到 31.50%和 31.44%,而永春县、安溪县、德化县、鲤城区和丰泽区对比基准情景则显著下 降,分别为 17.64%、16.43%、12.83%、11.94%和 13.87%。总的来说,该情景下泉州市未来城市发展的主要方 向为晋江市和石狮市为代表的 OWA 生态约束低值区,以有效减少全区域建设用地对重要生态空间的侵占。

表 4 泉州市各县市区 2035 年城市扩张情景

	Table 4 Urban expansion scenarios of districts and counties in Quanzhou in 2035										
县市区/面积/hm ² County/area	鲤城区	丰泽区	洛江区	泉港区	惠安县	安溪县	永春县	德化县	石狮市	晋江市	南安市
2020 年实际/基期 2020 Actual/initial year	2793.96	4464.00	2016.81	4756.50	15393.51	5241.06	1946.79	1855.80	7174.62	28159.74	20219.22
2035 年基准情景 S1 2035 baseline scenario	3285.81	5400.72	2822.58	6835.59	21921.66	7096.68	2794.05	2222.37	8612.82	34688.52	27226.71
2035 年 WLC 情景 S2 2035 WLC scenario	3273.03	5405.13	2665.71	6939.99	22521.60	6318.00	2454.57	2084.58	9169.74	36096.66	26068.86
2035 年 OWA 情景 S3 2035 OWA scenario	3127.68	5083.11	2599.74	6667.56	21710.70	6102.36	2290.23	2093.94	9430.38	37030.86	26928.90
S1 情景较基期增长率/% Growth rate of the S1 scenario compared to the initial year	17.60	20.98	39.95	43.71	42.41	35.41	43.52	19.75	20.05	23.18	34.66
S2 情景较基期增长率/% Growth rate of the S2 scenario compared to the initial year	17.15	21.08	32.17	45.91	46.31	20.55	26.08	12.33	27.81	28.19	28.93
S3 情景较基期增长率/% Growth rate of the S3 scenario compared to the initial year	11.94	13.87	28.90	40.18	41.04	16.43	17.64	12.83	31.44	31.50	33.18

本文模拟研究范围不包含金门县

表 5 南安市主要乡镇/街道 2035 年城市扩张情景

	Table 5	Urban	expansion s	scenarios of	main town	ships in Na	n'an City i	n 2035		
乡镇/面积/hm ² Town/area	水头镇	石井镇	溪美街道	官桥镇	霞美镇	柳城街道	洪濑镇	丰州镇	梅山镇	康美镇
2020 年实际/基期 2020 Actual/initial year	3085.30	2492.60	2374.80	2162.00	1311.80	982.00	946.70	807.00	763.70	685.40
2035 年基准情景 S1 2035 baseline scenario	3767.80	2981.60	3206.40	3037.60	1988.70	1298.30	1298.40	1037.50	1095.60	876.50
2035 年 WLC 情景 S2 2035 WLC scenario	3921.20	3094.70	3068.30	3103.90	1930.70	1189.90	1184.40	994.50	986.00	784.80
2035 年 OWA 情景 S3 2035 OWA scenario	4519.80	3784.50	2931.10	3038.80	1893.80	1176.20	1166.50	987.10	955.60	816.80
S1 情景较基期增长率/% Growth rate of the S1 scenario compared to the initial year/%	22.12	19.62	35.02	40.50	51.60	32.21	37.15	28.56	43.46	27.88
S2 情景较基期增长率/% Growth rate of the S2 scenario compared to the initial year/%	27.09	24.16	29.20	43.57	47.18	21.17	25.11	23.23	29.11	14.50
S3 情景较基期增长率/% Growth rate of the S3 scenario compared to the initial year/%	46.49	51.83	23.43	40.56	44.37	19.78	23.22	22.32	25.13	19.17

(3) 三种情景对比分析

与WLC和OWA生态约束情景相比较,基准情景下的一些县市区如鲤城区、丰泽区、洛江区、安溪县、永春县和德化县等地区城市面积增长率显著提升,表明这些区域未来将面临严峻的社会经济发展和自然生态保护之间的空间冲突。表5进一步选取了南安市2020年城市面积前十的乡镇,分析了2035年三种情景下城市面积及其增长率的具体情况。其中,溪美街道、柳城街道、洪濑镇和梅山镇的城市面积增长率在三种情景下逐渐下降,而水头镇和石井镇该项指标的变化趋势则呈现相反态势。OWA算法有效的控制了传统赋权线性组合中生态因子之间的Tradeoff效应,能够进一步凸显高生态约束地区和低生态限制区域之间的实际生态环境梯度特征。总体上,OWA生态约束情景与《泉州市国土空间总体规划(2021—2035年)》中的国土空间发展策略更为接近。OWA生态约束情景在突出环泉州湾主中心开发的同时,进一步展示了泉州市南翼地区(例如,晋江市、石狮市以及南安市南部)的发展潜力。

4 讨论

总体上,δ=1.00下 OWA-FLUS 模型获得了比无生态约束的 FLUS 模型更高的模拟精度,FoM 和FoM_{urban}值 分别提高了 1.01%和 1.47%。δ=1.00下 OWA 数据聚合等价于因子间的线性赋权组合,这表明集成生态约束 的城市模型可以在一定程度上提高城市模型的模拟效果。进一步的,随着 OWA 约束强度的增加,集成 OWA 约束机制的城市模型持续输出比线性赋权组合生态约束模拟结果更高的模拟精度。相比δ=1.00下 OWA 模 拟结果,δ=0.000001下 OWA 模拟的 FoM 和FoM_{urban}值分别提高了 3.94%和 5.70%。与传统约束型城市模型相 比较,集成 OWA 数据聚合过程的城市模型具备更精确的探索城市空间形态时空演化动态的能力。另外,δ= 1000下(趋于∞)OWA 模拟的城市形态与无生态约束模拟结果极为相近,总体精度、Kappa 和 FoM 都略有提 高,表明该数据聚合约束近似于无生态约束机制的情形。

尽管基于元胞自动机的城市模型考虑了多种形式的硬约束与软约束机制,我们认为城市模型的校准与验证过程应该考虑软约束机制。尤其是,本文集成 OWA 生态软约束机制的 FLUS 城市模型模拟实践表明城市形态的时空演化动态可能存在包含不同约束因子集合的最优软约束机制。这种软约束机制如何发挥作用需要在城市模拟过程中进行关键约束因子筛选和参数校准分析。另一方面,OWA 软约束敏感性分析为判断城市空间格局的演化路径处于何种强度的生态约束水平提供了可行的方法。在此种背景下,模糊递增单调量词的 OWA 幂指数可能为城市发展与基于生态视角的资源环境约束之间的关系提供了含义明确的定量描述。 生态约束水平的定量化及其空间显式的情景输出可为城市管理者的科学决策提供重要参考。

受到计算能力的限制,本文在探究不同生态约束策略δ下 OWA 数据聚合模块对 FLUS 模型模拟效果的 影响时,采用了(0,∞)区间不等间隔选取 24 个相对连续的典型参数值的方式。该方法总体上描绘了生态约 束型 OWA-FLUS 模型模拟精度的参数敏感性。不过,这一参数设置过程存在一定的主观性,未来的工作可以 尝试利用统计学习或人工智能算法探索更多参数值对 OWA-FLUS 模型模拟精度的影响,同时将更多生态约 束因子纳入约束机制的多属性数据聚合过程,并探究不同生态系统服务功能评估方法对生态软约束机制的影 响机理。

5 结论

(1) 经过 2005—2020 年期间的模拟验证, OWA-FLUS 模型的总体精度、Kappa 系数、FoM 和FoM_{urban}值分别 为 95.9%、0.7742、21.45%和 36.68%。总体精度和FoM_{urban}处于较高水平, 优于多数文献报道的地理 CA 模型。2005—2020 年期间, OWA-FLUS 模型在 δ = 0.000001 下的模拟结果产生了比 FLUS 模型更高的总体精度、Kappa 系数、FoM 和FoM_{urban}值, 其中, FoM 和FoM_{urban}值分别提高了 4.95%和 7.17%, 功效指数 MICE 分别为 0.059和 0.102。同时, 随着 δ 值从 0 到 1000 发生变化, OWA-FLUS 模型的模拟精度逐渐下降, 并最终趋近于 FLUS 模型的模拟效果。

(2)对比 2035 年基准情景,OWA 情景建设用地的优先发展区域为晋江市和石狮市,研究区西北部的永春县、安溪县和德化县的城市发展受到生态重要空间的显著制约。传统多属性数据聚合过程的 Tradeoff 效应影响了生态约束在地理 CA 模拟中的作用机制。δ=0.000001 下的 OWA-FLUS 模型模拟输出了比 δ=1.00 下模拟更高的模拟精度,其中,FoM_{urban}值提升了 5.70%。另一方面,2035 年的情景分析表明,尽管区县尺度的城市用地发展需求相差不大,δ=0.000001 下的 OWA 情景和 δ=1.00 下的 WLC 情景在乡镇尺度仍具有显著的城市用地发展空间差异。

参考文献(References):

- [1] 胡轶伦, 冀国旭, 李积宏. IPCC AR6 报告解读:陆地和淡水生态系统及其服务变化. 气候变化研究进展, 2022, 18(4): 395-404.
- [2] 何春阳,张金茜,刘志锋,黄庆旭. 1990—2018年土地利用/覆盖变化研究的特征和进展. 地理学报, 2021, 76(11): 2730-2748.
- [3] 朱立晨,王豪伟,唐立娜. 闽三角区域生态系统服务重要性评价及其空间分布. 生态学报, 2018, 38(20): 7254-7268.
- [4] 聂宇,杨彦敏,王一航,刘志锋,何春阳,陈歆.拉萨市城关区近 50 年城市扩展过程对自然生境质量的综合影响. 生态学报, 2022, 42 (6): 2202-2220.
- [5] 王海军, 武悦, 邓羽, 徐姗. 基于城市流和层级性的城市群扩展模型构建. 地理学报, 2021, 76(12): 3012-3024.
- [6] 刘家福,席兰兰,张尧,张柏. 基于 CA-Markov 与 InVEST 模型的吉林省生态系统服务价值模拟及预测. 水土保持通报, 2020, 40(6): 153-159, 329.
- [7] 何尹杰,吴大放,刘艳艳,张占录,刘毅华.城市轨道交通对土地利用变化的影响———以广州市 3、7 号线为例. 经济地理, 2021, 41 (6):171-179.
- [8] 幸瑞燊,周启刚.基于 Ann-CA-Markov 模型的生态空间预测模拟:以重庆市万州区为例.生态与农村环境学报,2021,37(6):740-750.
- [9] 吴霞. 遥感影像与 POI 协同下的城市土地利用变化元胞自动机精细化模拟[D]. 武汉:华中师范大学, 2021.
- [10] 吴掠桅,刘耿. 基于人工蜂群 CA 模型的南京市土地利用变化模拟与预测. 测绘通报, 2022, (2): 95-99.
- [11] 冯永玖,李鹏朔,童小华,席梦镕,柳思聪,许雄.城市典型要素遥感智能监测与模拟推演关键技术.测绘学报,2022,51(4):577-586.
- [12] 何海珊,赵宇豪,吴健生.低碳导向下土地覆被演变模拟———以深圳市为例.生态学报, 2021, 41(21): 8352-8363.
- [13] 柯新利,肖邦勇,郑伟伟,马艳春,李红艳.城镇-农业-生态空间划定的多情景模拟.地球信息科学学报,2020,22(3):580-591.
- [15] 翁爱芳,范少贞,卢远清,池梦薇,廖凌云.基于成本效益评估的县域自然保护地优化整合方案比较研究——以福建省泰宁县为例. 自然资源学报,2021,36(8):2020-2037.
- [16] 朱佩娟,谢雨欣,周国华,张勇,王楠.基于 CiteSpace 的国土空间用途分区研究进展. 热带地理, 2022, 42(4): 519-532.
- [17] 朱北宇,周侗. 基于 MCCA 的上海市土地利用结构变化预测及分析. 国土与自然资源研究, 2022, 3: 33-35.
- [18] 李琛, 高彬嫔, 吴映梅, 郑可君, 武燕. 基于 PLUS 模型的山区城镇景观生态风险动态模拟. 浙江农林大学学报, 2022, 39(1): 84-94.
- [19] 黎夏, 叶嘉安, 刘小平, 李少英, 杨青生. 地理模拟系统: 元胞自动机与空间智能. 北京: 科学出版社, 2019: 156-195.
- [21] Liang X, Liu X P, Li X, Chen Y M, Tian H, Yao Y. Delineating multi-scenario urban growth boundaries with a CA-based FLUS model and morphological method. Landscape and Urban Planning, 2018, 177: 47-63.
- [22] Liu X P, Liang X, Li X, Xu X C, Ou J P, Chen Y M, Li S Y, Wang S J, Pei F S. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. Landscape and Urban Planning, 2017, 168: 94-116.
- [23] 陈理庭, 蔡海生, 张婷, 张学玲, 曾珩. 基于 Markov-FLUS 模型的饶河流域土地利用多情景模拟分析. 生态学报, 2022, 42(10): 3947-3958.
- [24] Zhang D C, Liu X P, Lin Z Y, Zhang X C, Zhang H H. The delineation of urban growth boundaries in complex ecological environment areas by using cellular automata and a dual-environmental evaluation. Journal of Cleaner Production, 2020, 256: 120361.
- [25] 张正昱,金贵,郭柏枢,董寅,陈坤.基于多准则决策的长江经济带国土空间脆弱性与恢复力研究.自然资源学报,2020,35(1): 95-105.
- [26] 泉州市统计局. 泉州统计年鉴. 北京:中国统计出版社. 2022.

- [27] 王家丰,王蓉,冯永玖,雷振坤,高忱,陈书睿,金雁敏,翟淑婷.顾及轨道交通影响的浙中城市群土地利用多情景模拟与分析.地球信息科学学报,2020,22(3):605-615.
- [28] Shao G F, Tang L N, Zhang H. Introducing image classification efficacies. IEEE Access, 2021, 9: 134809-134816.
- [29] 李恒凯,李淑芳,郑春燕,邓吴键. 基于生态系统服务功能的东江流域关键性生态空间识别. 农业工程学报, 2022, 38(3): 257-266, 323.
- [30] Yager R R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics, 1988, 18(1): 183-190.
- [31] Gilandeh A G, Sobhani B, Ostadi E. Combining Arc-GIS and OWA model in flooding potential analysis (case study: Meshkinshahr city). Natural Hazards, 2020, 102(3): 1435-1449.
- [32] Li J Y, Chen X, Kurban A, Van de Voorde T, De Maeyer P, Zhang C. Identification of conservation priorities in the major basins of Central Asia: Using an integrated GIS-based ordered weighted averaging approach. Journal of Environmental Management, 2021, 298: 113442.
- [33] García-Zamora D, Labella Á, Rodríguez R M, Martínez L. Symmetric weights for OWA operators prioritizing intermediate values. The EVR-OWA operator. Information Sciences, 2022, 584: 583-602.
- [34] 王海燕, 丛佩娟, 袁普金, 李斌斌, 王爱娟, 李琦. 国家水土保持重点工程效益综合评价模型研究. 水土保持通报, 2021, 41(6): 119-126.
- [35] Afsari R, Nadizadeh Shorabeh S, Kouhnavard M, Homaee M, Arsanjani J J. A Spatial Decision Support Approach for Flood Vulnerability Analysis in Urban Areas: A Case Study of Tehran. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022, 11(7): 380.
- [36] Feng Y J, Wang R, Tong X H, Shafizadeh-Moghadam H. How much can temporally stationary factors explain cellular automata-based simulations of past and future urban growth? Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 76: 150-162.