

顾及空间尺度效应的城市土地利用变化精细化模拟

李 岩^{1,2}, 林安琪^{1,2}, 吴 浩^{1,2}, 吴 霞^{1,2}, 岑鲁豫^{1,2}, 刘 荷^{1,2}, 江志猛^{1,2}

(1. 华中师范大学城市与环境科学学院, 武汉 430079;
2. 地理过程分析与模拟湖北省重点实验室, 武汉 430079)

摘要: 城市土地利用变化模拟是优化土地资源配置的科学依据, 提高其精细化程度和可靠性有助于准确把握城市用地发展趋势, 对城市土地资源精准调控具有重要意义。基于宏观遥感分类的土地利用变化模拟, 难以在街区尺度上揭示城市用地社会功能变化及精细化模拟中空间尺度效应来源和作用机理。本文联合遥感影像和POI数据识别出城市土地利用精细化特征, 运用响应面法率定土地利用精细化模拟的最优空间尺度组合, 在此基础上, 利用CA-Markov模型开展了未来土地利用变化的精细化模拟。以武汉市中心城区为应用案例, 研究结果表明: 基于POI的城市土地利用精细化识别方法, 可以深度解析城市建设用地的社会功能, 极大改善了传统基于遥感的土地覆被宏观解译效果; 研究区土地利用变化元胞自动机精细化模拟的最优空间尺度组合是30 m元胞、7×7邻域以及冯诺依曼邻域类型, 采用最优空间尺度组合能够提高土地利用变化精细化模拟的可靠性。响应面试验设计结果可有效识别精细化模拟过程中空间尺度效应的主要来源, 并区分其对模拟精度的影响程度与正负效应; 预计到2025年, 研究区建设用地范围将继续向周边扩张, 各类型用地之间互为交织, 土地利用空间格局将呈更加破碎化趋势。

关键词: 城市土地利用变化; 精细化模拟; 空间尺度效应; 元胞自动机; 武汉市

DOI: 10.11821/dlxb202211004

1 引言

城市土地利用变化是一个受自然、社会、经济等众多因素相互影响的复杂过程^[1-2], 能够直观反映城市空间结构的演变。研究城市土地利用精细化分类和变化模拟, 有利于深入掌握城市土地利用变化时空特征及演变规律, 从而微观认知和准确预测城市用地发展趋势, 及时发现生态用地流失, 耕地减少等城市用地问题, 为城市土地资源合理开发和精准调控提供理论依据和科学参考。

目前, 国内外学者针对城市土地利用变化模拟, 通常采用元胞自动机 (Cellular Automata, CA)、系统动力学 (System Dynamics, SD)、多智能体 (Multiple Agent System, MAS) 和逻辑回归 (Logistic Regression, LR) 等模型^[3-6]。其中, CA模型因其强大的空间运算能力、与遥感和地理信息数据良好的耦合能力、复杂系统时空动态变化模拟能力等显著优势, 已经在土地利用变化^[7]、城市群扩展^[8]、城市扩散与聚合过程^[9]等方面的模拟研究中广泛应用。尤其是在土地利用变化模拟中, CA不仅能够根据局部规则自

收稿日期: 2021-12-20; 修订日期: 2022-07-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(42071358, 41671406) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.42071358, No.41671406]

作者简介: 李岩(1987-), 女, 河南许昌人, 博士生, 主要从事土地利用变化模拟研究。E-mail: linda@mails.ccnu.edu.cn

通讯作者: 吴浩(1977-), 男, 湖北黄冈人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事地理信息科学理论与应用技术研究。

E-mail: haowu@ccnu.edu.cn

动模拟出复杂的全局特征,而且可以通过调整元胞大小和邻域结构来适应不同尺度的模拟需求,非常适于开展城市扩张及土地利用变化精细化模拟等领域的研究^[3, 10-12]。

遥感影像能够为城市土地利用变化模拟研究提供良好的数据基础^[13-14]。目前,以MODIS、Landsat、SPOT、资源卫星和高分卫星等为代表的遥感影像,具有覆盖范围大、时相丰富等优点,已成为城市土地利用变化模拟研究的主要数据源^[1, 15-17]。但需要注意的是,基于遥感数据提取土地利用信息的传统方法,主要依据影像的光谱和纹理信息,偏重于对城市地表自然属性的识别,难以表达城市土地中与人类活动及社会功能相关的属性。随着城市众源地理信息的快速发展,细粒度的兴趣点(Point of Interests, POI)数据引起了学者的广泛关注^[18-21]。它具有定位精度高、数据量大、获取成本低、更新速度快等特点,可以直观反映同人类生活密切相关的用地功能及其空间分布,已经迅速应用于主体功能区划分^[22]、城市活力测度^[23]、土地利用评价^[24]等城市研究。当前,联合运用遥感影像和POI数据来分析城市用地类型及空间特征,已经成为城市功能区识别研究的流行范式^[25-27]。然而,一方面遥感影像具有显著的空间尺度依赖性,不同空间分辨率下城市地理单元土地利用解译结果存在差异;另一方面,POI数据也随着城市地理单元尺度的变化呈现不同的空间集聚特征^[28]。随着城市土地利用的研究从大尺度粗糙单元向街区精细化单元的转变^[10],遥感影像分辨率的差异和POI数据的空间异质性,必然会对用地类型识别结果带来不同程度的误差影响,而且在数量大小和空间分布上呈现出较大差异;更为严重的是,这些误差在精细化模拟过程中会不断积累和传播,使得城市用地研究产生极大的不确定性。因此,如何降低不同粒度的数据给精细化模拟带来的空间尺度效应,值得深入研究。

在城市土地利用变化精细化模拟过程中,空间尺度效应不仅仅表现在使用的数据源方面,也体现在研究所采用的模拟方法上^[29-30]。据文献统计^[30-36],现有城市土地利用变化元胞自动机模拟尺度问题的研究,主要从元胞大小、邻域大小、邻域类型等角度,探索这些单一因素或交互作用在不同空间尺度上对模拟精度的影响,这些研究成果能够为土地利用精细化模拟中的空间尺度效应研究提供重要的参考,然而也存在一定的局限性。上述研究仅仅基于遥感影像解译出较为宏观的土地利用类型来展开,未考虑城市中心土地类型所具有的显著社会功能特征。但是,城市中心更为精细化的土地利用类型在元胞自动机模拟过程中所产生的空间尺度效应,其对模拟结果的影响规律与现有研究结论是否相同,尚未明确。

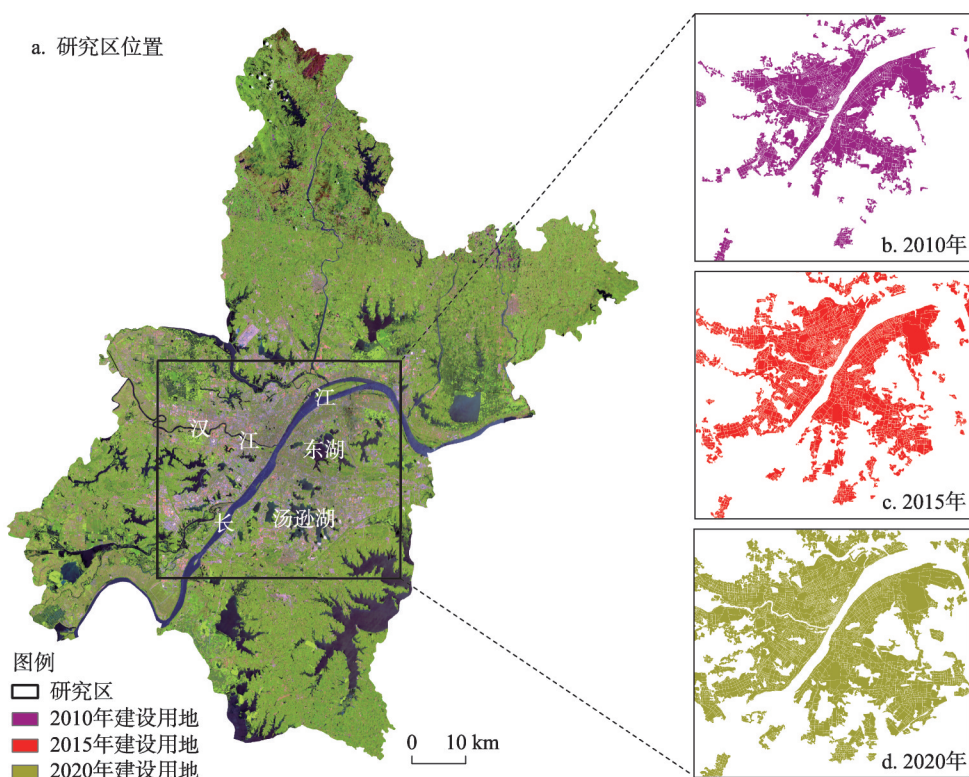
本文面向城市土地利用变化精细化模拟的需求,在联合遥感影像与POI数据识别城市土地利用自然属性与社会用地功能基础上,结合CA-Markov(Cellular Automata Markov)模型,提出了一种基于响应面法的最优空间尺度参数率定方法,有效地控制了城市土地利用变化精细化模拟过程的空间尺度不确定性,确保精细化模拟用地变化趋势的可靠性,有助于精准掌握城市土地利用空间格局的变化规律。

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

武汉是中国重要的工业基地、科教基地和综合交通枢纽,总面积为8569 km²,2020年常住人口1232万,在中国特大型城市排名中位居第4。自20世纪80年代以来,武汉市城市化规模急剧扩张,中心城区格局在不断扩大与细化,从最初的武昌、汉口、汉阳三镇逐渐发展为江岸、江汉、硚口、汉阳、武昌、青山、洪山共7个主城区。该区域承载

着武汉建设国家中心城市和国际化大都市的核心生产功能与生活服务功能,未来土地开发利用密度将进一步提高。在高强度的人类活动影响下,城市用地将表现出功能超细分、变化高动态、分布互为交织等显著特点,对城市土地的节约集约利用带来了严峻挑战。因此,本文选取武汉市中心城区作为研究区(图1),其地理位置为 $30^{\circ}19'N\sim 30^{\circ}44'N$ 、 $114^{\circ}01'E\sim 114^{\circ}34'E$,对其2010—2020年期间建设用地扩张驱动下土地利用精细化特征及演化规律进行研究,有利于城市科学开展土地资源的优化配置。



注:图a源于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn>)2015年武汉市Landsat8 OLI遥感影像,图b~d分别为基于地理空间数据云Landsat7 ETM+(2010年)和Landsat8 OLI(2015和2020年)武汉市遥感影像数据,采用监督分类方法得到的研究区2010年、2015年与2020年建设用地范围。

图1 研究区位置及其2010年、2015年与2020年建设用地范围

Fig. 1 Location of the study area and its construction land scope in 2010, 2015, and 2020

2.2 数据来源及处理

研究数据主要包括:① 遥感影像,源于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn>)Landsat7 ETM+(2010年)、Landsat8 OLI(2015年和2020年)遥感影像数据;② 多时相路网数据,采用四维图新公司生产的网络电子地图(2010年、2015年和2020年),包括国道、省道、高速公路和城市快速道等;③ POI数据,基于高德地图,利用爬虫工具分别获取与遥感影像数据同期的武汉市中心城区POI数据,3期的数据量依次为92660条、272477条和563268条;④ 基础地理数据,主要包括高程、坡度等。

首先,采用监督分类方法对上述3期遥感影像进行土地利用信息提取,将武汉市土地分为耕地、林地、草地、水域和建设用地共5种用地类型。其次,利用多时相路网数据切割中心城区建设用地得到城市街区单元。然后,参照2015年和2020年POI数据,对

2010年POI数据中研究区典型地标的地理位置和标签进行核查,并检索同期运用国内互联网地图POI数据开展科学研究的文献^[20, 37],确保POI数据的可信度。针对POI数据属性标签不统一的问题,在遵循《城市用地分类与规划建设用地标准(GB50137-2011)》统一标准对城市街区单元进行重分类(表1)的基础上,对不符合分类标准的数据,结合其实际用地性质进行用地功能的判定。最后,从自然地形、交通运输、商业网点、公共服务等方面重点选取影响土地利用变化的13个驱动因子,制作土地利用变化模拟所需的适宜性图集。

表1 基于POI数据的城市用地重分类
Tab. 1 Urban land reclassification based on POI data

编号	重分类结果	原始POI一级分类	原始POI二级分类
1	居住用地	商务住宅、地产小区	住宅小区、商务住宅相关、楼宇、别墅、社区中心等
2	公共用地	政府机构及社会团体、医疗保健服务、科教文化服务、体育休闲服务、公共设施	政府机关、公检法机构、工商税务机构、社会团体、医院、诊所、医药保健销售店、急救中心、学校、科研机构、培训机构、运动场馆、休闲场所等
3	商服用地	餐饮服务、购物服务、金融保险服务、摩托车服务、汽车服务、汽车维修、汽车销售、生活服务、住宿服务	中外餐厅、快餐厅、综合市场、购物相关场所、商场、便利店、综合市场、金融保险服务机构、银行、保险证券公司、各类汽车维修销售场所、电讯营业厅、中介机构、美容美发店、宾馆酒店、旅馆招待所、娱乐场所等
4	工业用地	公司企业、商务住宅	公司、知名企业、工厂、产业园区、农林牧渔基地等
5	交通用地	交通设施服务、道路附属设施	火车站、港口码头、汽车站、地铁站、收费站、服务区、加油站、其他能源站、加气站等
6	绿地和广场用地	风景名胜、地名地址信息	风景名胜相关、公园广场、旅游景点、自然地名、山、河流、湖泊等

3 研究方法

3.1 技术路线

本文在遥感影像基础上引入POI和基础地理信息等多源时空数据,综合运用监督分类、核密度函数等方法进行城市土地利用信息精细化识别;为了控制空间尺度效应引起的城市土地利用变化精细化模拟不确定性,利用总体精度(Overall Accuracy, OA)、Kappa系数、FOM指数和CONTAG指数,提出了一种基于熵权法的模拟精度评价耦合指标,通过响应面法开展不同空间尺度的中心组合试验,率定出用于精细化模拟的最优空间尺度;在此基础上,采用经典的CA-Markov模型完成研究区的土地利用变化精细化模拟。技术路线如图2所示。

3.2 基于POI的城市土地利用精细化识别方法

3.2.1 核密度函数 核密度函数源于地理学第一定律,作为一种非参数估计方法常用于地理数据空间分布形态的研究^[1]。它利用搜索半径内某点到中心点的距离,表征该点密度值随距离衰减的特点,能够有效描述POI数据的分布密度及其对城市用地功能的影响程度,计算公式为:

$$f(x)=\sum_{i=1}^n\frac{1}{nh}K(\frac{x-x_i}{h})$$

(1)

式中: $f(x)$ 是核密度计算函数; h 是搜索半径(带宽); $x-x_i$ 是POI点要素 x 到 x_i 的相对距离; n 是 x 点在搜索半径内所包含的要素点数; K 是核函数。利用ArcGIS 10.4的核密度函数工具,对表1中POI重分类结果进行分析,得到6类POI的核密度值。

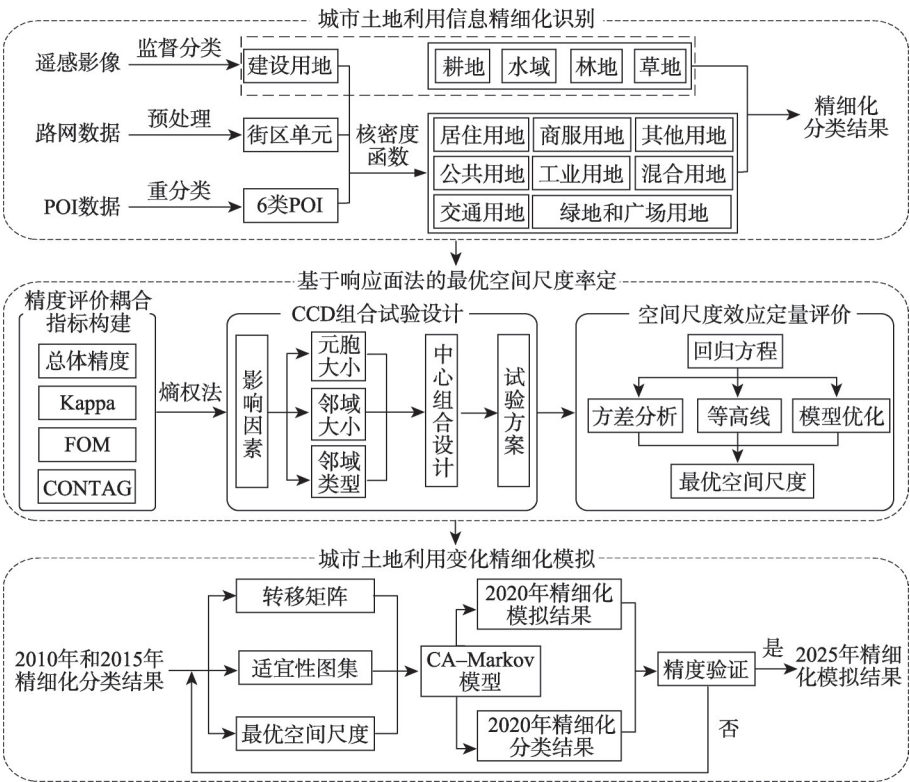


图2 技术路线

Fig. 2 Flowchart for this research

3.2.2 用地类型精细化识别规则 按照薛冰等^[38]和窦旺胜等^[22]的城市功能区划分的原则, 基于6类POI数据的核密度值, 计算各类POI的核密度占比 C_i , 以此作为用地功能划分的依据, 其计算公式为:

$$C_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \times 100\% \tag{2}$$

式中: i 表示POI类型; F_i 表示城市街区单元内第 i 类POI的核密度之和。选取阈值 T 作为街区单元类型的判断标准, 当街区单元内某一类POI的 C_i 大于等于 T 时, 则将街区单元标记为该POI用地类型; 当街区单元内6类POI所对应的 C_i 都小于 T , 则标记为混合用地; 当街区单元内POI数据核密度值为0, 则标记为其他用地。将上述分类结果与基于遥感影像的宏观分类信息进行空间叠加后, 得到研究区城市土地利用精细化分类结果。

3.3 基于CA-Markov的城市土地利用变化精细化模拟方法

3.3.1 精细化适宜性图集的构建 适宜性图集主要用来约束CA模拟中土地利用类型的转换, 是提高CA模拟精度的重要因素。本文借鉴摆万奇等^[39]和史培军等^[40]提出的方法, 结合研究区精细化土地利用类型信息, 从自然地形、交通运输、商业网点、公共服务等方面分析土地利用变化的驱动因子。根据各因子的特征, 利用欧式距离、栅格标准化和核密度函数等方法进行因子的空间化处理, 分别得到距铁路的距离、距高速公路的距离、距市内主干道的距离、高程、坡度、餐厅POI的核密度、超市POI的核密度、商场POI的

核密度、公交站POI的核密度、公园POI的核密度、学校POI的核密度、银行POI的核密度和医院POI的核密度,共计13个驱动因子量化指标。在此基础上,采用多准则评价方法分别建立不同土地利用类型转移的精细化适宜性图集。

3.3.2 CA-Markov 模拟方法 CA-Markov 模型以土地利用转移矩阵和适宜性图集为基础,不仅具有强大的动态模拟能力,而且能够进行长时间序列的预测,具有无后效性和稳定性等优点,在土地利用变化研究中得到广泛应用^[41-42]。本文采用CA-Markov模型进行研究区土地利用变化精细化特征的模拟。Markov模型计算公式如下:

$$S_{(t+1)} = P_{ij} \times S_{(t)}$$

(3)

式中: $S_{(t)}$ 、 $S_{(t+1)}$ 分别表示 t 、 $t+1$ 时刻土地利用类型; P_{ij} 为类型间的转移矩阵概率。

CA模型计算公式如下:

$$S_{t+1} = F(S_t, N)$$

(4)

式中: S_t 、 S_{t+1} 分别表示 t 、 $t+1$ 时刻的元胞状态; N 是元胞的邻域; F 是转换规则。

3.3.3 土地利用精细化模拟精度评价的耦合指标 同单纯基于遥感影像提取的土地自然属性信息相比较,加入POI数据进行精细化分类,得到的用地类型更多,城市单元间不同类型用地也会更加交错,导致CA-Markov模拟过程中元胞之间迭代更为频繁,造成模拟结果存在极大的不确定性,精细化模拟结果的精度评价将会更加复杂。为了全面评价土地利用精细化模拟的精度,本文参照黎夏等^[36]、赵冠伟等^[30]和Wu等^[33]的研究,一方面采用OA、Kappa系数和FOM指数3种指标,分别对分类结果和模拟结果的一致性 or 变化进行误差的统计计算,另一方面,引入CONTAG指数评估误差的空间分布及聚散特征,从而构建精度评价的耦合指标,其计算公式如下:

$$Y' = W_O P_O + W_K P_K + W_F P_F + W_C P_C$$

(5)

式中: Y' 是模拟精度评价的耦合值; P_O 、 P_K 、 P_F 、 P_C 分别是OA、Kappa系数、FOM指数和CONTAG指数。其中,OA代表某一用地类型被正确分类的像元数占该类型用地总像元数的比值,Kappa系数是根据模拟结果和分类结果的混淆矩阵计算得到的精度评价指标,FOM指数是针对分类结果和模拟结果之间差异的统计比值,CONTAG指数是用来衡量误差空间分布聚散性的评价指标; W_O 、 W_K 、 W_F 、 W_C 分别是4个指数的权重。由于权重需要客观衡量各指标变量对于上一等级变量的相对重要性,本文采用熵权法分别计算4个指标的权重,确保不同尺度下模拟精度评价的合理性。

3.4 精细化模拟过程的空间尺度效应控制方法

3.4.1 空间尺度效应量化 空间尺度效应的量化是减弱和控制城市土地利用变化精细化模拟结果不确定性的重要前提。空间尺度效应主要与数据源以及CA模型中的元胞大小、邻域大小和邻域类型等因素有关^[35]。其中,元胞大小的量化可以通过调整数据源的空间分辨率来实现;邻域大小和邻域类型共同决定了中心元胞周围的元胞数量及空间分布;邻域大小为奇数,其量化形式一般为3×3、5×5和7×7等,常见的邻域类型有摩尔(Moore)和冯诺依曼(Von Neumann)。为此,本文选择元胞大小、邻域大小和邻域类型作为空间尺度效应的影响因素,采用30 m空间分辨率的数据源,设置元胞大小间隔为30 m,利用5水平中心组合设计(Central Composite Design, CCD)试验方法,对精细化模拟的方案进行量化设计(表2)。

表2 中心组合试验设计中因素及水平对应关系
Tab. 2 The corresponding relation of the influence factors at different levels in CCD

因素	水平				
	-1.41	-1	0	1	1.41
元胞大小 X_1	30	60	90	120	150
邻域大小 X_2	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11
邻域类型 X_3	-	Moore	-	Von	-

3.4.2 最优空间尺度的率定方法 为将空间尺度效应对模拟精度的影响降到最低, 提出了一种基于响应面法 (Response Surface Method, RSM) 的最优空间尺度率定方法, 通过以最少实验次数高效计算出元胞大小、邻域大小和邻域类型 3 个影响因素的最优空间尺度组合, 有效控制城市土地利用变化精细化模拟过程的不确定性。响应面法主要通过试验设计、函数模型构建、模型优化以及综合指标评价等流程, 快速选出最优影响因素组合^[43]。本文需要同时考虑单一影响因素及因素间的交互作用对空间尺度效应的影响, 采用的四阶模型计算公式如下:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i,j=1}^n b_{ij} x_i x_j + \sum_{i,j,k=1}^n c_{ijk} x_i x_j x_k + \sum_{i,j=0}^{n-1} \sum_{k=1}^n d_{ijk} x_i^i x_j^j x_k^{4-i-j} \quad (6)$$

式中: Y 是目标响应值, 也代表模拟精度; a_0 是截距系数; a_i 、 b_{ij} 、 c_{ijk} 和 d_{ijk} 分别代表一次项、二次项、三次项和四次项的回归系数; x_i 、 x_j 和 x_k 代表影响因素; n 为影响因素的个数。

利用响应面法率定最优空间尺度的方法如下: 首先, 基于表 2 所述的因素及水平对应关系, 在 Design-Expert 软件中得到不同尺度参数的中心组合试验设计方案, 并依据该方案进行 CA-Markov 模拟实验; 其次, 通过式 (5) 对试验设计方案模拟结果进行精度评价, 计算得到相应的耦合值 Y' ; 进而, 采用式 (6) 建立影响因素与目标响应值 Y 的回归方程, 通过方差分析、等值线分析等方法, 评价单一因素及不同因素交互作用对模拟精度的影响程度; 最后, 利用响应面优化方法, 以 Y 达到最大值作为目标, 率定出城市土地利用变化精细化模拟的最优空间尺度。

4 结果分析

4.1 土地利用精细化分类结果及变化特征

4.1.1 土地利用信息精细化识别结果 依据精细化识别方法中式 (1) 和式 (2), 计算各土地利用类型 POI 的核密度值及占比; 参照薛冰等^[38]的研究, 设置阈值 T 为 50%, 识别出研究区建设用地范围内土地利用的精细化类别。结合武汉市土地利用规划图, 对街区的功能进行局部修正, 通过与土地利用宏观分类信息叠加后, 分别得到 2010 年、2015 年和 2020 年武汉市中心城区精细化土地利用图 (图 3)。为验证土地利用精细化分类的准确性, 本文首先对宏观分类结果精度进行评价, 将分类结果同 GlobeLand 30 (<http://www.globallandcover.com>) 同期土地利用产品数据进行对比, 统计 2010—2020 年期间研究区

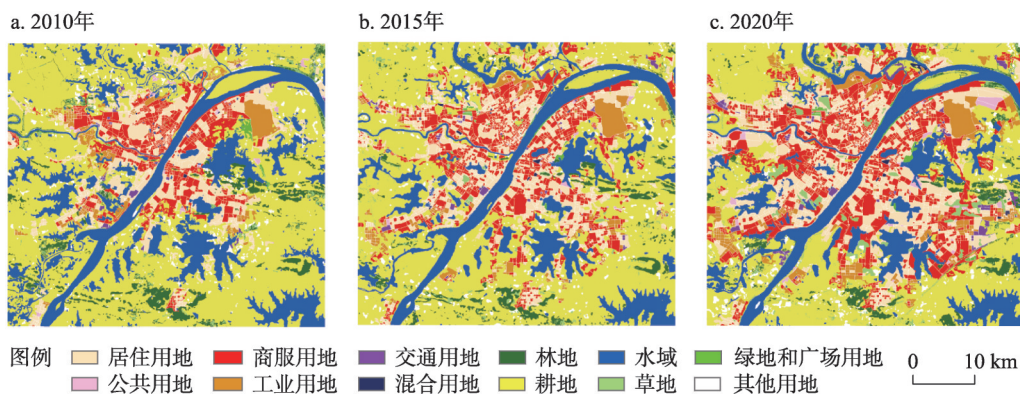


图 3 2010 年、2015 年和 2020 年武汉市中心城区精细化土地利用图

Fig. 3 The refined land use maps of Wuhan core urban area in 2010, 2015 and 2020

发生变化的土地利用面积分别为 823.96 km² 和 949.83 km², 二者误差约占研究区面积的 5%, 说明了宏观分类较为可靠。然后, 借助 Google Earth 以及高德地图开展精度评价, 对 2020 年精细化分类结果进行随机点采样, 建立精细化土地利用类型的混淆矩阵, 计算得到 OA 和 Kappa 值分别为 0.780 和 0.756, 表明精细化识别较为准确。

从图 3 可以看出, 2010—2020 年武汉市中心城区建设用地扩张特征显著, 土地利用整体布局由规则连片逐渐转变为破碎交织。在 12 类土地利用类型中, 耕地和水域的面积呈现减少趋势, 尤其是耕地面积缩减程度最大, 而商服用地和居住用地面积明显增加, 两者在空间上镶嵌交错, 沿长江、汉江等江河向外扩张, 并围绕东湖、汤逊湖等片区聚集。分析其原因, 一方面武汉市中心城区发展过程中土地利用强度逐渐提高, 往往需要占用城市内部的水域和城乡结合部的耕地, 用来满足城市居民生活服务配套设施的建设需求。另一方面, 武汉市得天独厚的水资源条件能够为居民营造良好的宜居环境, 也促进居住用地和商服用地向水域周边聚集。

4.1.2 土地利用变化特征分析 为了进一步分析武汉市中心城区各土地利用类型的变化规律, 基于图 3 中 2010 年和 2020 年精细化土地利用数据, 得到武汉市中心城区 2010—2020 年土地利用面积转移矩阵 (表 3)。

2010—2020 年武汉市中心城区 12 类土地利用类型均发生了不同程度的转换, 变化的总面积达 1283.96 km², 占研究区面积的 54.35%。其中, 以耕地、商服用地、水域、居住用地和其他用地的面积变化特征最为显著。耕地转出面积约是转入面积的 2.80 倍, 且作为主要贡献者分别流向商服用地、居住用地、其他用地、工业用地和草地, 该现象在一定程度上说明研究区由于经济发展占用了大量的耕地, 可能存在城市扩张用地不合理问题。商服用地是面积增加最显著的用地类型, 主要来自于耕地和居住用地的转入, 其中, 有 128.06 km² 的转入面积来自居住用地。居住用地转入面积是转出面积的 1.70 倍, 主要得益于商服用地的转入, 其转入面积达 136.32 km², 占居住用地转入面积的 39.00%, 由此可见, 商服用地和居住用地存在积极的相互转换现象。究其原因, 一方面由于新一轮城市规划中旧房屋拆迁后土地使用性质的变更, 另一方面目前市面上大量住宅商用一体的建筑形式也促进了二者的转换和融合。水域转出面积远大于转入面积, 其

表 3 2010—2020 年武汉市中心城区土地利用转移矩阵(km²)
Tab. 3 Land use conversion matrix in Wuhan core urban area during 2010-2020 (km²)

2010 年	2020 年												
	居住	公共	商服	工业	交通	绿地	混合	耕地	林地	草地	水域	其他	转出
居住	162.50	2.00	128.06	17.02	7.32	4.50	1.92	5.62	0.35	3.34	5.49	30.97	206.59
公共	3.77	0.03	7.12	1.46	1.70	0.00	0.05	1.43	0.01	0.03	0.10	1.04	16.71
商服	136.32	1.55	194.56	3.43	2.37	5.47	1.52	1.75	0.11	4.97	7.05	30.91	195.45
工业	19.93	0.10	36.23	40.77	0.99	0.06	0.86	0.69	0.05	0.97	0.98	5.64	66.50
交通	5.88	0.00	7.70	0.50	4.16	1.12	0.17	0.18	0.01	0.01	0.49	1.85	17.91
绿地	3.10	0.00	3.79	0.04	0.87	0.00	0.00	0.19	0.00	0.00	0.00	1.22	9.21
混合	0.39	0.00	1.51	0.00	0.00	0.00	1.86	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27	2.17
耕地	106.34	8.95	113.54	43.56	8.66	2.24	1.05	323.42	16.93	32.10	30.37	54.55	418.29
林地	4.93	0.48	2.80	0.58	0.51	0.24	0.02	24.66	26.32	7.02	1.67	1.88	44.79
草地	10.48	0.63	7.17	2.33	1.53	0.00	0.20	19.6	4.94	17.13	2.13	6.42	55.43
水域	19.80	0.95	21.85	3.77	0.57	1.08	0.00	82.05	2.17	6.13	244.46	7.83	146.20
其他	38.63	1.49	33.52	8.76	0.70	0.55	0.17	13.28	0.41	2.71	4.49	63.43	104.71
转入	349.57	16.15	363.29	81.45	25.22	15.26	5.96	149.45	24.98	57.28	52.77	142.58	1283.96

转出面积的 56.12% 流向耕地, 占耕地转入面积的 54.90%, 与 GlobeLand 30 同期土地利用产品数据的统计结果 (水域转出面积的 59.36% 流向耕地, 占耕地转入面积的 56.42%) 高度吻合, 这种土地利用类型转换现象可能主要是由近年来人类生产活动带来大量水土流失造成的。同时, 武汉市自 2011 年开启的全市沿湖沿江沿库的绿道建设, 将绿道外围区域划定一定范围的生态敏感区或农业生产用地作为城市生态廊道/组团隔离带的城市建设活动, 也促进了水域向耕地的转换。

4.2 土地利用变化精细化模拟的最优空间尺度率定结果

4.2.1 不同空间尺度的精细化模拟结果 为了更直观地展示不同空间尺度组合对精细化模拟结果的影响, 本文利用最陡爬坡方法^[43], 依据元胞自动机模型中元胞大小和邻域大小的变化规律, 以 30 m 元胞和 3×3 邻域为基础, 采用同等间隔依次增加其空间尺度, 分别与 Moore 和 Von 两种邻域类型进行组合, 开展 12 组不同空间尺度的土地利用精细化模拟, 其模拟结果如图 4 所示。

在不同空间尺度下, 精细化模拟结果中各类型用地所占面积及空间布局均发生变化。随着元胞大小和邻域大小尺度的增加, 模拟结果中相邻土地类型可区分度呈现逐渐降低趋势, 精细化特征愈发不够显著。特别是采用大空间尺度组合时, 不论采用 Moore 还是 Von 邻域类型, 其模拟结果均存在较为明显的不同类型用地混合、用地边界缺失或模糊不清等现象, 导致各类型用地区分度较低 (图 4i~4l)。这意味着不同空间尺度组合下精细化模拟的结果会存在较大的差异, 小尺度组合在土地利用变化模拟中对精细化特

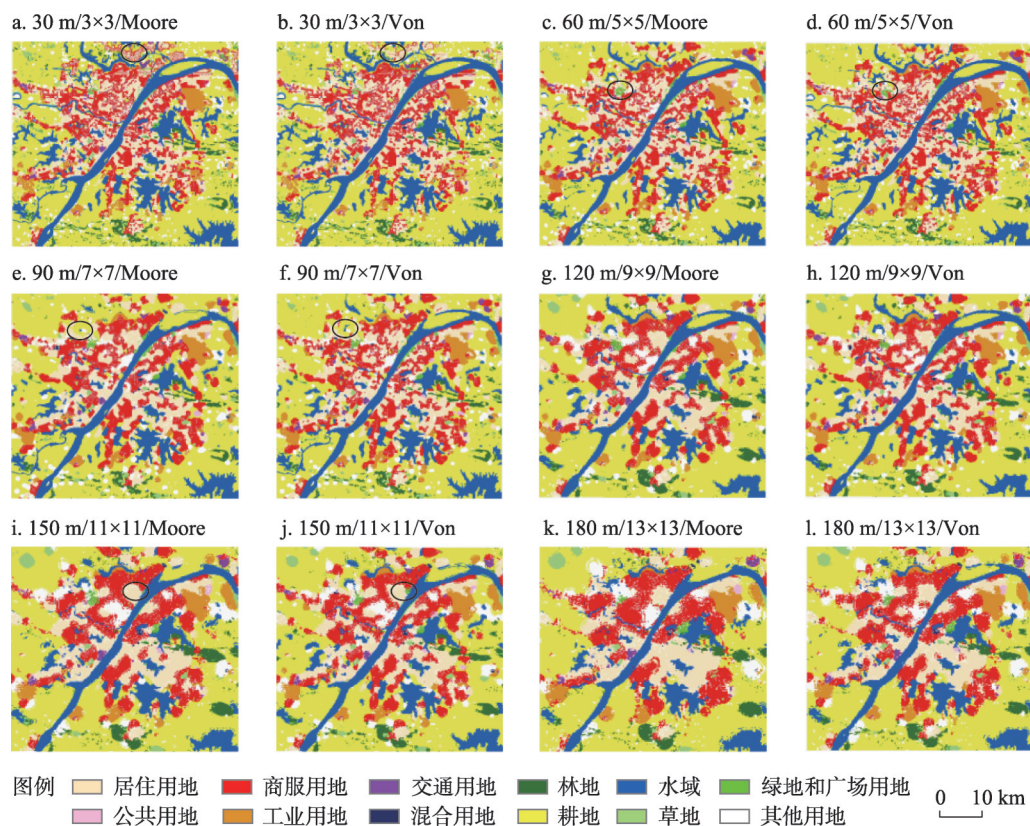


图 4 2020 年不同空间尺度组合下的武汉市中心城区精细化模拟结果

Fig. 4 The refined simulation results of Wuhan core urban area in 2020 based on different spatial scale combinations

征的刻画要优于大尺度组合。然而需要注意的是,对于元胞为30 m、邻域为3×3的模拟结果(图4a、4b),其边缘区域存在较为明显的用地类型混杂不清现象(黑色椭圆标记处),这表明并非尺度组合越小,精细化模拟结果越理想,其原因主要是由于小尺度组合容易产生严重的边缘尺度效应,从而对模拟结果的准确性带来一定的影响。

这种尺度效应对模拟结果的影响,不仅仅来自于上述的元胞大小和邻域大小的变化,也同邻域的结构差异有关。例如,当元胞为60 m、邻域为5×5(图4c、4d)时,模拟结果中存在两处明显差异(黑色椭圆标记处),采用Moore邻域类型时为绿地和广场用地,而采用Von邻域类型时为商服用地。同样的现象,也存在于元胞为90 m、邻域为7×7(图4e、4f)和元胞为150 m、邻域为11×11(图4i、4j)这两种尺度组合。由此说明在元胞大小和邻域大小保持不变时,不同邻域类型也可能导致精细化模拟结果局部的差异。因此,空间尺度效应是真实存在于城市土地利用变化CA-Markov精细化模拟过程中,不同空间尺度的元胞大小、邻域大小和邻域类型的组合会造成土地利用精细化模拟结果的不确定性。

4.2.2 精细化模拟过程中空间尺度效应来源的定量分析 为了进一步定量分析元胞大小、邻域大小和邻域类型对元胞自动机精细化模拟结果的影响程度,依据表2中因素及水平的对应关系,利用Design-Expert软件进行CCD试验,中心点重复次数设为3次,设计出22组三因素空间尺度组合方案。利用CA-Markov模型,对每种方案进行模拟,得到相应的2020年武汉市中心城区土地利用变化精细化模拟结果,分别计算模拟精度评价的耦合指标(表4)。

对22组空间尺度组合精度评价的耦合指标 Y' 进行方差分析(表5)。由表5中 P 值可知,单一因素中元胞大小(X_1)、元胞面积(X_1^2)以及交互项中元胞大小×邻域元胞数量($X_1X_2^2$)、元胞面积×邻域元胞数量($X_1^2X_2^2$) P 值均小于0.05,说明它们对元胞自动机精细化模拟精度具有显著的影响。相反地,邻域大小(X_2)、邻域类型(X_3)、邻域元胞数量(X_2^2)、元胞大小×邻域大小(X_1X_2)、元胞大小×邻域类型(X_1X_3)、邻域大小×邻域类型(X_2X_3)以及元胞面积×邻域大小($X_1^2X_2$)的 P 值均大于0.05,代表它们对精细化模拟的精度影响不够显著。这表明城市土地利用变化元胞自动机精细化模拟研究中,不仅仅要考虑单一因素或者因素间简单的二次交互作用所产生的空间尺度效应,因素间三次或四次交互作用所带来的尺度效应也应该得到重视。

以模拟精度 Y 作为函数目标响应值,元胞大小 X_1 、邻域大小 X_2 和邻域类型 X_3 为自变量,拟合得到回归方程为:

$$Y = 6.21 - 1.49X_1 - 0.11X_2 + 0.018X_3 - 0.11X_1X_2 - 0.059X_1X_3 - 0.053X_2X_3 + 0.41X_1^2 + 0.023X_2^2 - 0.16X_1^2X_2 + 0.51X_1X_2^2 - 0.44X_1^2X_2^2 \quad (7)$$

上述回归方程的复相关系数 R^2 达到0.9825(表5),表明该方程对单一影响因素及交互项的拟合效果较好,各项自变量回归系数的正负代表其与模拟精度的正负相关关系,其绝对值大小则表征对模拟精度的影响程度。

由式(7)可知,单一因素对模拟精度的影响力排序为 $X_1 > X_1^2 > X_2 > X_2^2 > X_3$,但是通过显著性检验的仅有 X_1 和 X_1^2 。从式(7)可以看出,一方面 X_1 与模拟精度 Y 呈线性负相关:元胞大小从30 m到150 m,由表2可知 X_1 将会从-1.41增加到1.41,在这个过程中,随着元胞增大模拟精度逐渐降低。另一方面, X_1^2 与模拟精度呈非线性正相关:元胞大小从30 m增加到90 m时,由表2可知 X_1 将会从-1.41增加到0, X_1^2 则会相应地从1.988减少到0,模拟精度逐渐降低;而从90 m增加至150 m时, X_1 将会从0增加到1.41, X_1^2 则会相应地从0增加到1.988,模拟精度逐渐升高。对比这两个现象,元胞大小在30~90 m区

表 4 中心组合设计试验的 22 组空间尺度组合及其元胞自动机模拟精度评价指标

Tab. 4 The results of spatial scale combinations and their evaluation indices of cellular automata simulation accuracy from 22 trials in the central composite design

序号	元胞大小 (m)	邻域大小	邻域类型	Kappa	FOM	OA	CONTAG	精度评价 耦合指标 Y'
1	150	7	Moore	0.5999	0.1408	0.6762	19.9489	4.8387
2	120	9	Moore	0.5962	0.1419	0.6679	21.9321	5.2831
3	30	7	Moore	0.6702	0.1685	0.7262	38.7375	9.1090
4	60	9	Moore	0.6231	0.1568	0.7011	29.6043	7.0296
5	90	7	Moore	0.6156	0.1511	0.7011	25.5459	6.1115
6	60	5	Moore	0.6443	0.1661	0.7156	30.1066	7.1545
7	120	9	Von	0.6114	0.1490	0.6789	18.0032	4.4068
8	90	7	Von	0.6320	0.1579	0.7148	26.4189	6.3176
9	90	7	Moore	0.6156	0.1511	0.7011	25.5459	6.1115
10	90	11	Moore	0.5983	0.1420	0.6952	25.2533	6.0366
11	90	7	Von	0.6320	0.1579	0.7148	26.4189	6.3176
12	150	7	Von	0.6169	0.1468	0.7010	20.7983	5.0414
13	90	3	Von	0.6373	0.1445	0.7113	26.2416	6.2748
14	60	5	Von	0.6671	0.1711	0.7327	31.8350	7.5553
15	60	9	Von	0.6336	0.1614	0.7036	29.5241	7.0165
16	90	7	Moore	0.6156	0.1511	0.7011	25.5459	6.1115
17	120	5	Von	0.6353	0.1541	0.7087	23.6803	5.6996
18	90	11	Von	0.6133	0.1507	0.6836	25.7892	6.1624
19	30	7	Von	0.6766	0.1627	0.7368	39.0818	9.1887
20	90	3	Moore	0.6541	0.1591	0.7220	27.4946	6.5683
21	90	7	Von	0.6320	0.1579	0.7148	26.4189	6.3176
22	120	5	Moore	0.6219	0.1504	0.6917	23.0649	5.5528

表 5 响应面四次模型的方差分析结果

Tab. 5 ANOVA results for Response Surface Quartic model

	Y	X_1	X_2	X_3	X_1X_2	X_1X_3	X_2X_3	X_1^2	X_2^2	$X_1^2X_2$	$X_1X_2^2$	$X_1^2X_2^2$
F 值	51.14	349.80	2.05	0.14	1.99	1.10	0.88	32.64	0.10	2.14	20.65	15.31
P 值	<0.0001	<0.0001	0.1829	0.7186	0.1883	0.3194	0.3705	0.0002	0.7581	0.1747	0.0011	0.0029
R^2	0.9825											

注：表中 P 值小于 0.05 表明该项对模型影响显著。

间内 (X_1 在 $-1.41 \sim 0$ 范围), X_1 和 X_1^2 对式 (7) 中模拟精度 Y 的影响是一致的; 但是, 在 $90 \sim 150$ m 区间内 (X_1 在 $0 \sim 1.41$ 范围), 两者是相互冲突的, 说明在该区间内 X_1 和 X_1^2 对式 (7) 中模拟精度 Y 的正负相关性无效。因此, 元胞大小对模拟精度的影响只在 $30 \sim 90$ m 范围内有效, 随着元胞大小的增加, 元胞单元的面积也会增加, 模拟精度将会降低。

在多因素交互作用中, X_1X_2 、 $X_1X_2^2$ 、 $X_1^2X_2$ 、 $X_1^2X_2^2$ 的作用强度远大于 X_2X_3 和 X_1X_3 , 说明元胞大小和邻域大小的交互作用对于模拟精度的影响表现最为强烈。值得注意的是, 通过显著性检验的仅有 $X_1X_2^2$ 和 $X_1^2X_2^2$ 。考虑到元胞单元的有效区间为 $30 \sim 90$ m, 由表 2 可知 X_1 将会从 -1.41 增加到 0 , 三次项 $0.51X_1X_2^2$ 和四次项 $-0.44X_1^2X_2^2$ 的数值都 ≤ 0 , 说明它们的交互将降低模拟的精度。其中, 在三次交互项中, $X_1X_2^2$ 对模拟精度的影响程度最大, 且与模拟精度呈正相关, 表明邻域周长越大, 越有利于提升模拟的精度。四次项 $X_1X_2^2$ 对

模拟精度的影响程度仅次于 $X_1X_2^2$ ，与模拟精度呈负相关，说明邻域元胞面积越大，模拟结果精度越低。这提示我们在选择空间尺度参数组合时，需要综合考虑邻域周长与邻域元胞面积的相对关系，寻求一个最优空间尺度组合，才能真正提高模拟结果的可靠性。

4.2.3 土地利用变化精细化模拟的最优空间尺度计算结果 根据回归方程和方差分析的结果，分别按照 Moore 和 Von 两种邻域类型，利用等值线图来描述不同空间尺度组合下模拟精度的分布情况（图 5）。其中，响应值 Y 越大，代表精度越高，其数值大小可以通过颜色的差异来直观表示：蓝色向红色过渡，代表模拟精度逐渐增大。

从图 5a 和图 5b 中等值线走向趋势及一致性可以看出，Von 和 Moore 邻域类型对模拟精度的影响差异不大。元胞大小为 30~90 m、邻域大小为 3~9 的覆盖范围内，两种邻域类型下的等值线均呈现向高值区收敛的状态，而超出这个范围的尺度组合则向低值区过渡，说明精细化模拟存在一个明显的空间尺度界限^[44]，超出这个界限，模拟将失去意义。两幅图中模拟精度较好的区域均集中在元胞大小为 30~60 m、邻域大小为 3~9 的组合附近，预示着最优空间尺度组合很可能存在于这个空间范围内。值得注意的是，Von 邻域类型比 Moore 邻域类型红色覆盖的范围大，这说明在元胞大小和邻域大小相同的情况下，Von 邻域类型相对 Moore 邻域类型在最优空间尺度参数组合寻优中更有优势。基于上述分析，以响应值 Y 最大为优化目标对式（7）进行求解，得到最优空间尺度组合为：元胞大小 30 m、邻域大小 7×7，邻域类型 Von，此时模拟精度达到最高，响应值为 9.1887。

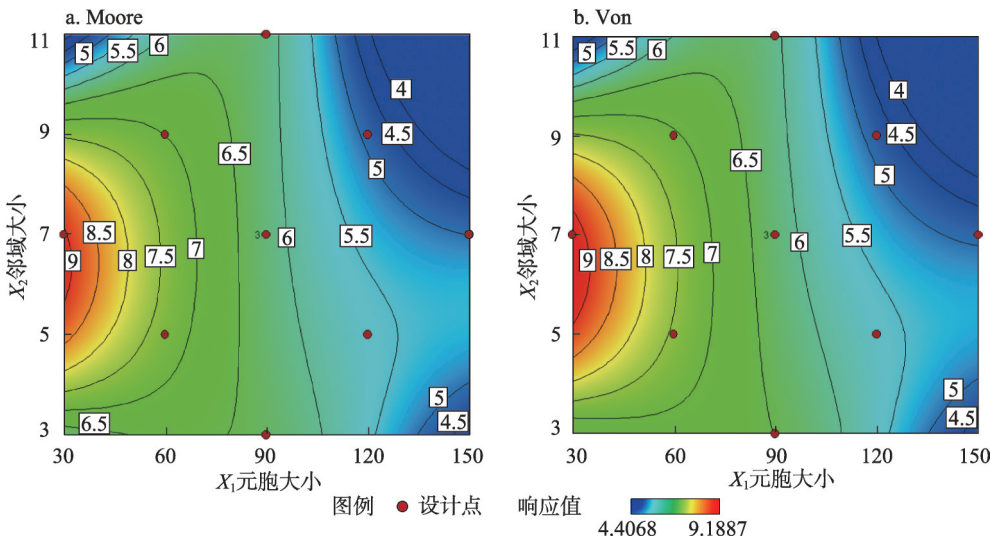


图 5 Moore 和 Von 邻域类型下不同元胞大小和邻域大小对应的模拟精度等值线图
Fig. 5 Contour plots of simulation accuracy for different cell sizes and neighborhood sizes in Moore and Von neighborhood types

4.3 最优空间尺度下的土地利用变化精细化模拟结果

4.3.1 精细化模拟结果的精度验证 在土地利用变化精细化模拟最优空间尺度率定的基础上，以 2015 年精细化土地利用数据为基期数据，结合 2010—2015 年土地利用面积转移矩阵与适宜性图集，利用 CA-Markov 模型得到 2020 年武汉市中心城区精细化土地利用模拟结果，并同 2020 年武汉市中心城区精细化土地利用分类结果进行对比。

从图 6 可以看出，模拟结果与分类结果整体空间布局较为接近。其中，研究区中部的用地类型空间分布表现出较高的准确性，而研究区四周都市发展区域的用地类型多涉

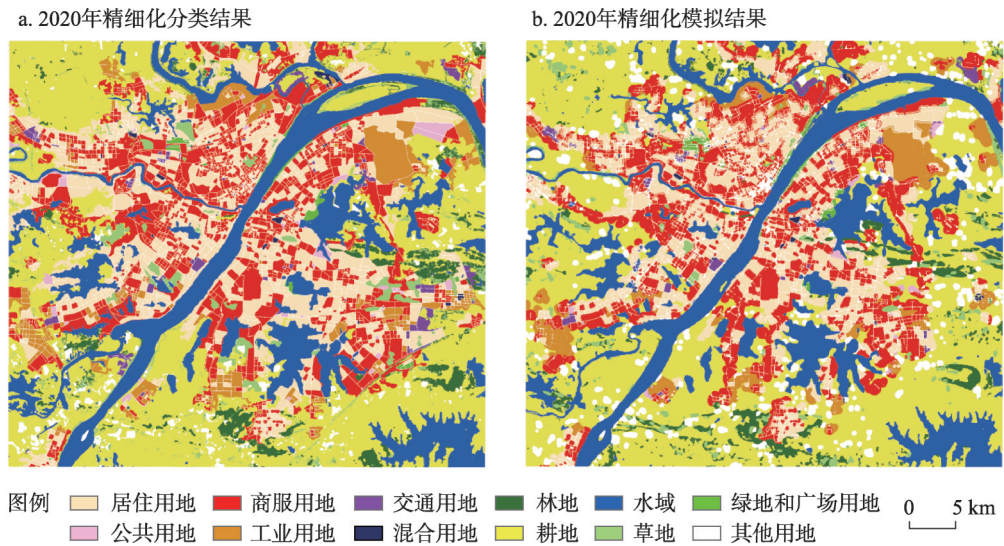


图6 2020年武汉市中心城区分类与模拟的精细化土地利用对比图

Fig. 6 Comparison of classified and simulated refined land use of Wuhan core urban area in 2020

及建设用和非建设用地的交织分布，各类型用地的转换不可避免会受到当地政策的影响从而产生不确定性，因此模拟结果差异相对较大。

为了从定量的角度说明模拟结果的准确程度，首先，在ArcGIS 10.4中将模拟结果与分类结果进行叠加，统计并计算出用地类型存在差异的区域所占比例为26.24%，说明二者之间具有较高的吻合度。进而采用标准Kappa、随机Kappa、位置Kappa与分区Kappa，从模拟结果的整体性、随机采样和空间位置一致性等多个角度开展精度验证。利用IDRISI软件的VALIDATE工具，将2020年土地利用分类结果和模拟结果进行交叉验证，计算标准Kappa、随机Kappa、位置Kappa与分区Kappa的数值分别为0.677、0.717、0.742和0.742，如表6所示。说明在最优空间尺度组合下，土地利用精细化模拟结果不仅整体精度较高，而且与分类结果具有较高的数量一致性与位置一致性，表明基于最优空间尺度开展的土地利用变化精细化模拟是可靠的。

表6 精度验证采用的4种Kappa系数

Tab. 6 Four Kappa coefficients used in accuracy verification

参数	随机Kappa系数	位置Kappa系数	分区Kappa系数	标准Kappa系数
数值	0.717	0.742	0.742	0.677

4.3.2 2025年土地利用精细化模拟结果及分析 以2020年精细化土地利用数据为基期数据，依据上述2020年土地利用精细化模拟方法，得到最优空间尺度下的2025年武汉市中心城区土地利用精细化模拟结果（图7a）。为了更直观展现研究区过去—现在—未来各类型用地的发展趋势，基于2010年、2015年和2020年土地利用精细化分类结果，以及2025年土地利用精细化模拟结果，对各个年份不同类型用地面积占比进行统计排序，将占比超过10%的地类进行标注（图7b~7e）。

由图7a可以看出，2025年武汉市中心城区土地利用格局整体表现为更加破碎化、零散化的形态，各类型用地之间互为交织，具有显著的空间分布不均匀性特点。其中，以居住用地和商服用地等为代表的建设用地，将继续由中心向外围扩张，而耕地、草地和

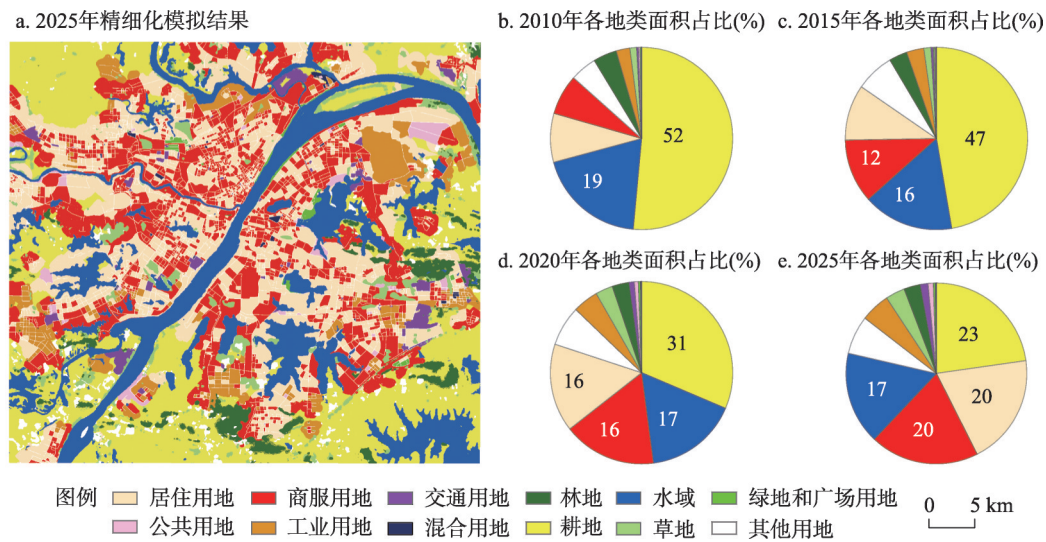


图7 2025年武汉市中心城区土地利用精细化模拟结果及2010—2025年各地类面积占比

Fig. 7 The refined simulation results of land use for Wuhan core urban area in 2025 and its proportion of land use area in 2010, 2015, 2020, and 2025

林地等在研究区中心分布极少。结合2010—2025年各类型用地的面积占比（图7b~7e）及变化情况来看，研究区15年期间用地类型均以耕地、水域、商服用地和居住用地为主。其中耕地持续减少，其面积占比由52%减少为23%，但依然是2025年第一大地类型；居住用地和商服用地持续增加，到2025年其用地面积占比均约为20%，超过了水域面积占比17%，二者表现出均衡增长的特征；水域呈现先减小而后维持不变的趋势。

为进一步分析2025年武汉市中心城区土地利用格局的变化，计算2020—2025年各土地利用类型的面积变化及占比，结果如表7所示。相比于2020年，2025年的居住用地、公共用地、商服用地、工业用地和交通用地等5类城市核心功能建设用地面积占比均呈增长趋势。其中居住用地的面积增长99.41 km²，其增长占比最大，将成为2025年武汉市

表7 2020—2025年武汉市中心城区土地利用格局变化

Tab. 7 Changes in land use pattern of Wuhan core urban area from 2020 to 2025

类型	2020年		2025年		2020—2025年变化	
	面积(km ²)	占比(%)	面积(km ²)	占比(%)	面积(km ²)	占比(%)
居住	369.10	15.62	468.50	19.83	99.41	4.21
公共	16.74	0.71	22.22	0.94	5.48	0.23
商服	389.94	16.51	460.74	19.50	70.80	3.00
工业	107.28	4.54	124.09	5.25	16.81	0.71
交通	22.06	0.93	32.62	1.38	10.56	0.45
绿地	9.20	0.39	8.85	0.37	-0.35	-0.01
混合	4.03	0.17	3.87	0.16	-0.15	-0.01
耕地	741.76	31.40	537.12	22.73	-204.64	-8.66
林地	71.13	3.01	69.71	2.95	-1.42	-0.06
草地	72.50	3.07	81.69	3.46	9.19	0.39
水域	390.63	16.53	390.68	16.54	0.05	0.00
其他	168.18	7.12	162.44	6.88	-5.74	-0.24

中心城区第二大用地类型；其次是商服用地，面积增加 70.80 km²，占比涨幅位于第二位；城市建设用地中混合用地、绿地和广场用地虽有减少趋势，但相对较少，整体面积基本与 2020 年保持不变。上述现象表明武汉市中心城区的发展是以居住用地和商服用地的快速扩张为主要特征，公共用地、工业用地和交通用地等作为城市中占比较少的用地类型通常伴随居住和商服用地配套建设，增加幅度较小，这符合大中型城市经济发展及建设用地规模扩张的规律。在非建设用地中，耕地面积减少 204.64 km²，减少幅度最大。结合图 6a 和图 7a 中耕地的空间分布位置可知，减少的耕地主要集中在中心城区与远城区交界的都市发展区地带；其他用地减少幅度相对较小，草地、林地、水域面积基本与 2020 年保持不变。因此，整体来看，未来武汉市中心城区建设用地范围将继续扩大，其土地利用格局变化主要表现为耕地和其他用地向建设用地中核心功能用地类型的转化。

5 结论与讨论

5.1 结论

(1) 与传统基于遥感影像的土地信息解译方法相比，联合遥感和 POI 数据的城市土地利用精细化分类在深度解析城市内部土地利用变化方面具有显著的优势。遥感影像土地利用解译方法，偏重于自然要素，类型划分宏观且简单；联合遥感和 POI 数据开展城市土地利用精细化识别的优点在于以城市街区为分类单元，同时考虑区域宏观土地利用特征和城市内部街区尺度上土地利用的社会功能，能够较好地反映出城市各土地利用类型之间的微观变化及潜在发展问题，因此可以为城市土地利用精细化模拟研究提供良好的基础。

(2) 本文利用 OA、Kappa 系数、FOM 指数和 CONTAG 指数提出的精度评价耦合指标，综合考虑了误差统计属性大小及空间分布，能够更加全面客观的描述模拟结果的效果和准确性。基于响应面法的最优尺度率定方法可以有效区分空间尺度效应影响因素对模拟精度的影响大小和正负效应，得到的武汉市中心城区土地利用元胞自动机精细化模拟最优空间尺度组合为 30 m 元胞、7×7 邻域以及冯诺依曼邻域类型。最优空间尺度组合下 2020 年武汉市中心城区土地利用精细化模拟结果精度验证显示：标准 Kappa、随机 Kappa、位置 Kappa 与分区 Kappa 的数值分别为 0.677、0.717、0.742 和 0.742，整体精度较高，表明空间尺度效应得到了有效控制。

(3) 基于最优空间尺度对未来武汉市中心城区土地利用变化精细化模拟的研究结果表明：预计到 2025 年，武汉市中心城区居住用地、公共用地、商服用地、工业用地和交通用地面积将继续增加，耕地面积减少最多，其他用地面积减少幅度较小，混合用地、绿地和广场用地、草地、林地和水域面积基本与 2020 年保持不变。各类型用地之间互为交织，土地利用空间格局将呈更加破碎化趋势。

5.2 讨论与展望

城市快速发展对土地的集约利用提出了新的挑战，识别城市土地利用的精细化特征，并准确预测未来城市土地格局及发生的变化，已经成为政府开展土地利用规划、土地整治和生态保护等一系列城市综合治理工作的迫切需要。本文从研究城市土地利用精细化特征及变化规律的角度出发，以武汉市中心城区作为研究案例，开展城市土地利用精细化用地功能识别及模拟，并对模拟过程中的空间尺度效应来源及作用机理进行深入的剖析和挖掘，有效控制了精细化模拟过程中的空间尺度效应，避免了模拟误差的累计和传播，从而提高了城市土地利用变化精细化模拟的可靠性。本文所提出的城市土地利

用精细化识别、基于响应面法的最优空间尺度率定和城市土地利用变化精细化模拟等方法, 为当前和未来城市土地利用及变化模拟相关研究提供了一种新型的认知思路, 有助于深层次的解析城市发展过程中土地利用演变规律。

当然, 城市土地利用变化精细化模拟研究工作还存在一些值得继续探索的方向。① 本文在城市土地利用精细化功能识别中, 联合运用遥感和POI数据, 既提取了城市土地自然覆被信息, 也实现了城市功能区的细分与表达。随着越来越多的众源地理信息数据涌入到公众视野中, 如手机信令、车辆轨迹、社交媒介、公交刷卡数据等, 可以将其与城市地区土地变更调查数据进行融合分析, 开展土地利用精细化分类, 提升结果的可靠性和动态性。② 对于精细化模拟过程中空间尺度效应的控制研究, 本文主要从多源数据的应用和元胞自动机模型的尺度不确定性两个角度进行了深入分析, 将来可以考虑从本文采用的Markov扩展到集成学习^[45]、深度学习^[46]、群集智能算法^[11]等新型元胞自动机模型转换规则挖掘方法, 更加深入理解元胞自动机模型不确定性的来源及影响程度, 进一步提高精细化模拟结果的准确性。③ 如何利用精细化的土地利用数据, 服务于城市国土空间治理与国土空间规划, 也是本文进一步深化研究的方向。

参考文献(References)

- [1] Jiao Limin, Li Zehui, Xu Gang, et al. The characteristics and patterns of spatially aggregated elements in urban areas of Wuhan. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(8): 1432-1443. [焦利民, 李泽慧, 许刚, 等. 武汉市城市空间集聚要素的分布特征与模式. *地理学报*, 2017, 72(8): 1432-1443.]
- [2] Zhang Xueru, Zhou Jie, Li Mengmei. Analysis on spatial and temporal changes of regional habitat quality based on the spatial pattern reconstruction of land use. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(1): 160-178. [张学儒, 周杰, 李梦梅. 基于土地利用格局重建的区域生境质量时空变化分析. *地理学报*, 2020, 75(1): 160-178.]
- [3] Yang Jun, Xie Peng, Xi Jianchao, et al. LUCC simulation based on the cellular automata simulation: A case study of Dalian Economic and Technological Development Zone. *Acta Geographica Sinica*, 2015, 70(3): 461-475. [杨俊, 解鹏, 席建超, 等. 基于元胞自动机模型的土地利用变化模拟: 以大连经济技术开发区为例. *地理学报*, 2015, 70(3): 461-475.]
- [4] Liu D Y, Zheng X Q, Wang H B. Land-use simulation and decision-support system (LandSDS): Seamlessly integrating system dynamics, agent-based model, and cellular automata. *Ecological Modelling*, 2020, 417: 108924. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2019.108924
- [5] Liu Xiaoping, Li Xia, Chen Yimin et, al. Agent-based model of residential location. *Acta Geographica Sinica*, 2010, 65(6): 695-707. [刘小平, 黎夏, 陈逸敏, 等. 基于多智能体的居住区位空间选择模型. *地理学报*, 2010, 65(6): 695-707.]
- [6] Arsanjani J J, Helbich M, Kainz W, et al. Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 21: 265-275.
- [7] Liu Xiaoping, Li Xia, Ai Bin, et al. Multi- agent systems for simulating and planning land use development. *Acta Geographica Sinica*, 2006, 61(10): 1101-1112. [刘小平, 黎夏, 艾彬, 等. 基于多智能体的土地利用模拟与规划模型. *地理学报*, 2006, 61(10): 1101-1112.]
- [8] Wang Haijun, Wu Yue, Deng Yu, et al. Model construction of urban agglomeration expansion simulation considering urban flow and hierarchical characteristics. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(12): 3012-3024. [王海军, 武悦, 邓羽, 等. 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.]
- [9] He Qingsong, Tan Ronghui, Yang Jun. Synchronized simulation of urban diffusional and aggregational process based on the affinity propagation cellular automata: A case study of Wuhan city. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(10): 2522-2535. [何青松, 谭荣辉, 杨俊. 基于近邻传播聚类元胞自动机模型的武汉城市扩散和聚合过程同步模拟. *地理学报*, 2021, 76(10): 2522-2535.]
- [10] Wang Haijun, Xia Chang, Liu Xiaoping, et al. Theoretical and methodological perspectives of fine scale urban expansion cellular automata for the large regions. *Geography and Geo-Information Science*, 2016, 32(5): 1-8. [王海军, 夏畅, 刘小平, 等. 大尺度和精细化城市扩展CA的理论与方法探讨. *地理与地理信息科学*, 2016, 32(5): 1-8.]
- [11] Feng Y J, Liu Y, Tong X H, et al. Modeling dynamic urban growth using cellular automata and particle swarm

- optimization rules. *Landscape and Urban Planning*, 2011, 102(3): 188-196.
- [12] Qiu Bingwen, Chen Chongcheng. Land use change simulation model based on MCDM and CA and its application. *Acta Geographica Sinica*, 2008, 63(2): 165-174. [邱炳文, 陈崇成. 基于多目标决策和CA模型的土地利用变化预测模型及其应用. *地理学报*, 2008, 63(2): 165-174.]
- [13] Sun Yizhong, Yang Jing, Song Shuying, et al. Modeling of multilevel vector cellular automata and its simulation of land use change. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(10): 2164-2179. [孙毅中, 杨静, 宋书颖, 等. 多层次矢量元胞自动机建模及土地利用变化模拟. *地理学报*, 2020, 75(10): 2164-2179.]
- [14] Sun P L, Xu Y Q, Yu Z L, et al. Scenario simulation and landscape pattern dynamic changes of land use in the poverty belt around Beijing and Tianjin: A case study of Zhangjiakou city, Hebei province. *Journal of Geographical Sciences*, 2016, 26(3): 272-296.
- [15] Johnson B A, Iizuka K. Integrating OpenStreetMap crowdsourced data and Landsat time series imagery for rapid land use/land cover (LULC) mapping: Case study of the Laguna de Bay area of the Philippines. *Applied Geography*, 2016, 67: 140-149.
- [16] Liu Jiyan, Liu Wenchao, Kuang Wenhui, et al. Remote sensing-based analysis of the spatiotemporal characteristics of built-up area across China based on the plan for major function-oriented zones. *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(3): 355-369. [刘纪远, 刘文超, 匡文慧, 等. 基于主体功能区规划的中国城乡建设用地扩张时空特征遥感分析. *地理学报*, 2016, 71(3): 355-369.]
- [17] Deng Hua, Shao Jing'an, Wang Jinliang, et al. Land use driving forces and its future scenario simulation in the Three Gorges Reservoir area using CLUE-S model. *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(11): 1979-1997. [邓华, 邵景安, 王金亮, 等. 多因素耦合下三峡库区土地利用未来情景模拟. *地理学报*, 2016, 71(11): 1979-1997.]
- [18] Wu H, Lin A Q, Xing X D, et al. Identifying core driving factors of urban land use change from global land cover products and POI data using the random forest method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 103: 102475. DOI: 10.1016/j.jag.2021.102475.
- [19] Jiang S, Alves A, Rodrigues F, et al. Mining point-of-interest data from social networks for urban land use classification and disaggregation. *Computers Environment and Urban Systems*, 2015, 53: 36-46.
- [20] Zhao Weifeng, Li Qingquan, Li Bijun. Extracting hierarchical landmarks from urban POI data. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(5): 973-988. [赵卫锋, 李清泉, 李必军. 利用城市 POI 数据提取分层地标. *遥感学报*, 2011, 15(5): 973-988.]
- [21] Gu Yanyan, Jiao Limin, Dong Ting, et al. Spatial distribution and interaction analysis of urban functional areas based on multi-source data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(7): 1113-1121. [谷岩岩, 焦利民, 董婷, 等. 基于多源数据的城市功能区识别及相互作用分析. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(7): 1113-1121.]
- [22] Dou Wangsheng, Wang Chengxin, Xue Mingyue, et al. Identification and evaluation of urban functional land based on POI data: A case study of five districts in Jinan. *World Regional Studies*, 2020, 29(4): 804-813. [窦旺胜, 王成新, 薛明月, 等. 基于 POI 数据的城市用地功能识别与评价研究: 以济南市内五区为例. *世界地理研究*, 2020, 29(4): 804-813.]
- [23] Wang Na, Wu Jiansheng, Li Sheng, et al. Spatial features of urban vitality and the impact of built environment on them based on multi-source data: A case study of Shenzhen. *Tropical Geography*, 2021, 41(6): 1280-1291. [王娜, 吴健生, 李胜, 等. 基于多源数据的城市活力空间特征及建成环境对其影响机制研究: 以深圳市为例. *热带地理*, 2021, 41(6): 1280-1291.]
- [24] Zhou De, Zhong Wenyu, Zhou Ting, et al. Assessment on urban mixed land use and analysis of its influencing factors based on POI data: A case of the main districts of Hangzhou city. *China Land Science*, 2021, 35(8): 96-106. [周德, 钟文钰, 周婷, 等. 基于 POI 数据的城市土地混合利用评价及影响因素分析: 以杭州市主城区为例. *中国土地科学*, 2021, 35(8): 96-106.]
- [25] Lin A Q, Sun X M, Wu H, et al. Identifying urban building function by integrating remote sensing imagery and POI data, Hebei Province. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 8864-8875.
- [26] Zhang Peng, Hu Shougeng, Yang Shengfu, et al. Modeling urban residential land price distribution using multi-source data and ensemble learning: A case of Wuhan city. *Progress in Geography*, 2021, 40(10): 1664-1677. [张鹏, 胡守庚, 杨剩富, 等. 基于多源数据和集成学习的城市住宅地价分布模拟: 以武汉市为例. *地理科学进展*, 2021, 40(10): 1664-1677.]
- [27] Wu Hao, Jiang Zhimeng, Lin Anqi, et al. Analyzing spatial characteristics of urban resource and environment carrying

- capacity based on covert-resilient-overt: A case study of Wuhan city. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(10): 2439-2457. [吴浩, 江志猛, 林安琪, 等. 基于隐性—韧性—显性的武汉城市资源环境承载力空间特征. *地理学报*, 2021, 76(10): 2439-2457.]
- [28] Peng Shiyao, Chen Shaokuan, Xu Qi, et al. Spatial characteristics of land use based on POI and urban rail transit passenger flow. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(2): 459-470. [彭诗尧, 陈绍宽, 许奇, 等. 基于POI的土地利用与轨道交通客流的空间特征. *地理学报*, 2021, 76(2): 459-470.]
- [29] Wang Yang, Gao Yang, Zhao Lin, et al. Scale sensitive analysis of cellular automata model. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2011, 47(4): 750-758. [王羊, 高阳, 赵琳, 等. 元胞自动机模型的尺度敏感性分析. *北京大学学报(自然科学版)*, 2011, 47(4): 750-758.]
- [30] Zhao Guanwei, Chen Yingbiao, Chen Jianfei, et al. Spatial scale sensitivity of CA-Markov model. *Scientia Geographica Sinica*, 2011, 31(8): 897-902. [赵冠伟, 陈颖彪, 陈健飞, 等. CA-Markov模型的空间尺度敏感性研究. *地理科学*, 2011, 31(8): 897-902.]
- [31] Ke Xinli, Deng Xiangzheng, He Shujin. Scale sensitivity and its causality for geo-cellular automata modelling. *Geographical Research*, 2010, 29(5): 863-872. [柯新利, 邓祥征, 何书金. 地理元胞自动机模型的尺度敏感性及其原因. *地理研究*, 2010, 29(5): 863-872.]
- [32] Chen Q W, Mynett A E. Effects of cell size and configuration in cellular automata based prey-predator modelling. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2003, 11(7/8): 609-625.
- [33] Wu H, Li Z, Clarke K C, et al. Examining the sensitivity of spatial scale in cellular automata Markov chain simulation of land use change. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33(5): 1040-1061.
- [34] Xie Hualin, Liu Liming, Li Bo, et al. Spatial autocorrelation analysis of multi-scale land-use changes: A case study in Ongniud Banner, Inner Mongolia. *Acta Geographica Sinica*, 2006, 61(4): 389-400. [谢花林, 刘黎明, 李波, 等. 土地利用变化的多尺度空间自相关分析: 以内蒙古翁牛特旗为例. *地理学报*, 2006, 61(4): 389-400.]
- [35] Wu Hao, Zhou Lu, Shi Wenzhong, et al. Scale sensitive of cellular automata model for the simulation of land use change based on orthogonal experiment. *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33(10): 1252-1258. [吴浩, 周璐, 史文中, 等. 基于正交试验设计的土地利用变化元胞自动机模拟过程的尺度敏感性分析. *地理科学*, 2013, 33(10): 1252-1258.]
- [36] Li Xia, Ye Jiaan, Liu Tao, et al. Analysis of error propagation and uncertainties in urban cellular automata. *Geographical Research*, 2007, 26(3): 443-451. [黎夏, 叶嘉安, 刘涛, 等. 元胞自动机在城市模拟中的误差传递与不确定性的特征分析. *地理研究*, 2007, 26(3): 443-451.]
- [37] Guo Jie, Lv Yongqiang, Shen Tian. Urban spatial structure based on point pattern analysis: Taking Beijing metropolitan area as a case. *Economic Geography*, 2015, 35(8): 68-74, 97. [郭洁, 吕永强, 沈体雁. 基于点模式分析的城市空间结构研究: 以北京都市区为例. *经济地理*, 2015, 35(8): 68-74, 97.]
- [38] Xue Bing, Zhao Bingyu, Xiao Xiao, et al. A POI data-based study on urban functional areas of the resources based city: A case study of Benxi, Liaoning. *Human Geography*, 2020, 35(4): 81-90. [薛冰, 赵冰玉, 肖骁, 等. 基于POI大数据的资源型城市功能区识别方法与实证: 以辽宁省本溪市为例. *人文地理*, 2020, 35(4): 81-90.]
- [39] Bai Wanqi, Yan Jianzhong, Zhang Yili. Land use/land cover change and driving forces in the region of upper reaches of the Dadu River. *Progress in Geography*, 2004, 23(1): 71-78. [摆万奇, 阎建忠, 张懿锂. 大渡河上游地区土地利用/土地覆被变化与驱动力分析. *地理科学进展*, 2004, 23(1): 71-78.]
- [40] Shi Peijun, Chen Jin, Pan Yaozhong. Landuse change mechanism in Shenzhen city. *Acta Geographica Sinica*, 2000, 55(2): 151-160. [史培军, 陈晋, 潘耀忠. 深圳市土地利用变化机制分析. *地理学报*, 2000, 55(2): 151-160.]
- [41] Tian Jing, Guo Shenglian, Liu Dedi, et al. Impacts of climate and land use/cover changes on runoff in the Hanjiang River basin. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(11): 2307-2318. [田晶, 郭生练, 刘德地, 等. 气候与土地利用变化对汉江流域径流的影响. *地理学报*, 2020, 75(11): 2307-2318.]
- [42] Gidey E, Dikinya O, Sebebo R, et al. Cellular automata and Markov Chain (CA-Markov) model-based predictions of future land use and land cover scenarios (2015-2033) in Raya, northern Ethiopia. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2017, 3(4): 1245-1262.
- [43] Joyce A P, Leung S S. Use of response surface methods and path of steepest ascent to optimize ligand-binding assay sensitivity. *Journal of Immunological Methods*, 2013, 392(1/2): 12-23.
- [44] Wu F L, Webster C J. Simulation of land development through the integration of cellular automata and multi-criteria evaluation. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 1998, 25(1): 103-126.
- [45] Chen Y M, Liu X P, Li X. Calibrating a Land Parcel Cellular Automaton (LP-CA) for urban growth simulation based on

ensemble learning. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(12): 2480-2504.

- [46] He J L, Li X, Yao Y, et al. Mining transition rules of cellular automata for simulating urban expansion by using the deep learning techniques. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, 32(10): 2076-2097.

Refined simulation of urban land use change with emphasis on spatial scale effect

LI Yan^{1,2}, LIN Anqi^{1,2}, WU Hao^{1,2}, WU Xia^{1,2}, CEN Luyu^{1,2},
LIU He^{1,2}, JIANG Zhimeng^{1,2}

(1. College of Urban and Environmental Sciences, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;

2. Hubei Province Key Laboratory for Geographical Process Analysis and Simulation, Wuhan 430079, China)

Abstract: Simulation of urban land use change is the scientific basis for optimizing land resource allocation, and improving its refinement and reliability is helpful to accurately grasp the development trend of urban land use. This is immensely crucial for accurate regulation of urban land resources. The simulation of land use change based on remote sensing classification is macroscopic and simple. However, it is difficult to apply this approach to reveal the change in urban land use social functions, as well as the source and mechanism of spatial scale effect in the refined simulation at block scale. This study identified the refined urban land use characteristics by combining remote sensing images and POI data. Moreover, the optimal spatial scale combination was calibrated for refined land use simulation with the response surface method. Based on the optimal spatial scale combination, the refined simulation of future land use change was performed by using the CA-Markov model. Considering the Wuhan core urban area as an example, the results demonstrate that: (1) POI-based refined urban land use identification method can deeply analyze the social functions of urban construction land, which greatly improves the traditional remote sensing-based macro interpretation of land cover. (2) Optimal spatial scale combination of CA-Markov model for refined land use change simulation in the study area is at the cell size of 30 m and neighborhood size of 7 using the Von Neumann neighborhood type, at which the reliability of refined land use change simulation can be improved. The results of the response surface design can effectively distinguish not only the main sources of the spatial scale effect, but also the magnitude of their influence and the positive or negative effects on the simulation accuracy in the refined simulation process. (3) It is predicted that by 2025 the construction land scope of the study area will continue to expand to the periphery with various types of land interlaced, and the spatial pattern of land use will become more fragmented.

Keywords: urban land use change; refined simulation; spatial scale effect; cellular automata; Wuhan city