

基于城市流和层级性的城市群扩展模型构建

王海军^{1,2}, 武悦¹, 邓羽³, 徐姗⁴

(1. 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉 430079; 2. 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室, 武汉 430079; 3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 4. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193)

摘要: 城市群是具有网络关系与层级性的区域空间, 一直是中国推进城镇化与区域协调发展的主体单元。本文综合考虑城市群的网络与层级性特征, 运用城市流刻画城际网络交互作用, 采用分层广义线性模型(HGLM)揭示城市群分层驱动机制。同时, 选取长江中游城市群开展实证研究, 通过与元胞自动机(CA)耦合, 构建HGLM-CA模型模拟城市群空间扩展。将模拟结果与Logistic-CA模型、BBO-CA模型进行比对, 据此评析HGLM-CA模型的优劣与改进方向。实证结果表明: 城市群空间扩展是多层次驱动因素共同作用的结果, 城市流不仅会推动城市群空间扩展, 而且对元胞层因素起到重要的调节作用, 使之具有城际分异性; HGLM-CA模型相比Logistic-CA模型模拟精度更高, 说明顾及城市流与层级性的城市群空间扩展模拟结果更为精准; 与智能模型BBO-CA相比, HGLM-CA模型模拟精度较低, 但其便于从层级性角度把握城市群空间扩展机制。

关键词: 城市流; 层级性; 元胞自动机; 驱动机制; 城市群空间扩展; 长江中游城市群

DOI: 10.11821/dlxb202112010

1 引言

1978年改革开放以来, 中国城镇化进程显著加快。城市的经济、人口、交通和信息等联系不断增强, 城际交互作用日渐紧密^[1]。以城市为“节点”, 城际交互作用为“线”, 呈现出跨城市空间的网络结构, 形成了具有一体化倾向的城市群^[2]。“十三五”规划期间批准的长三角、珠三角和京津冀等19个城市群, 以32.67%的土地, 聚集了中国73.63%的人口, 创造出中国90.87%的GDP^[3], 成为推动新型城镇化、引领区域发展的重要主体, 在中国经济社会发展格局中的地位日益凸显。“十四五”规划明确提出要以城市群为主体推进区域协调发展和新型城镇化。因此, 研究城市群空间扩展对推动区域协同发展和培育现代化都市圈具有重要意义。

模拟与预测是研究城市群空间扩展的主要内容之一, 对城市群发展趋势的识别、城市群未来格局的研判具有理论与实践价值。既有研究着眼于城市空间扩展模拟与预测, 其中元胞自动机(Cellular Automata, CA)是模拟城市扩展的重要方法^[4]。20世纪70年代Tobler^[5]发现CA在解决地理问题上的优势, 将其用于模拟底特律的城市扩展, 使其在地

收稿日期: 2021-03-15; 修订日期: 2021-10-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171411); 中国科学院青年创新促进会(2019055) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.42171411; Youth Innovation Promotion Association, CAS, No.2019055]

作者简介: 王海军(1972-), 男, 陕西凤翔人, 博士, 教授, 主要从事地理模拟、国土空间规划和土地资源评价研究。

E-mail: landgiswhj@163.com

通讯作者: 邓羽(1985-), 男, 湖北人, 博士, 副研究员, 主要从事城市发展与空间管治研究。E-mail: dengy@igsnnr.ac.cn
3012-3024 页

理学领域发展起来。随着地理CA理论的深入探讨^[6-7], CA模型得到进一步发展与完善, CA-Markov^[8]、Logistic-CA^[9]等模型均得到了广泛应用。现有研究大多关注CA模型与智能算法的耦合, 通常将CA与多智能体(Multi-agent Systems, MAS)^[10]、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[11-12]、最大熵模型(Maximum Entropy Model, MaxEnt)^[13-14]、生物地理学优化算法(Biogeography-based Optimization, BBO)^[15]等其他模型结合, 以弥补CA模型本身缺陷, 使模拟效果更接近于真实的城市扩展。上述研究通常以挖掘元胞转换规则、提高模型模拟精度为目标改进已有方法, 大多关注单一城市空间扩展, 忽略了城际交互影响。此外, 与人工智能算法结合虽然会提高模拟精度, 但智能算法多为黑箱模型, 对城市扩展驱动机制解析能力较为欠缺。

作为城市发展到成熟阶段的最高空间组织形式, 城市群中城市网络^[16]与城市层级^[17]并存。因此城市群空间扩展模拟不同于单一城市的模拟, 既要考虑城市间的网络交互, 又要顾及城市群的层级性。在城市空间扩展模型中, 城市网络交互通常指城市间经济、人口等各类要素的流动, 即“城市流”, 是城市间交互与联系的重要形式。既有研究已经考虑到城市交互作用的影响, 主要从以下两个方面开展研究: ① 通过表征城市流对传统CA模型进行改进, 如何建华等^[18]量化城市流后将其作为转换规则嵌入CA模型, 实现了城市群联动增长, 发现考虑城市流后模拟精度得到提高; 何力等^[19]结合城市流与重力模型, 对武汉城市圈进行模拟预测, 得出城市流对城市群土地利用变化具有显著影响的结论; Xia等引入双向流改进了传统引力模型^[20], 从宏观、中观、微观3个角度构建模型^[21], 证实城市流是城市群扩展重要的驱动因素, 考虑城市流的模拟结果更为准确; ② 结合交互性模型反映城际远程联系, 预测不同区域的城市土地需求量, 融入CA转换规则中, 如Chen等^[22]结合MRIO模型刻画城市土地要素的流动, 在估算城市土地供需关系的基础上模拟全国范围内的城市扩展, 取得较好的模拟结果。由此可见, 模拟城市群等大尺度区域的空间扩展时, 城市流是不可忽略的因素之一。目前城市的层级性逐渐得到学术界关注, 对城市层级的理解见仁见智, 相关研究从不同角度切入: 孙毅中等^[23]面向多层次规划管控, 根据城市规划体系中的层级关系构建多层次矢量CA, 用于模拟江阴市土地利用变化; Shu等^[24]从土地利用系统的层级特征出发, 分为元胞与乡镇两个层级, 通过构建多层逻辑CA模拟徐州市铜山区的城市扩展。上述研究涉及城市层级性的研究均具有更好的模拟效果, 但既有研究的空间尺度普遍较小, 多限于城市尺度内空间组团的模拟, 未关注到城市群扩展的层级性问题。城市群体系由多个城市集聚而成, 空间范围广, 内部要素流动频繁, 是多核心、多层次的复杂系统。因此城市群尺度下的城市流与层级性的作用更加突显, 是城市群空间扩展研究中不可忽视的重要因素。

本文在研究城市群空间扩展时考虑城市网络交互的影响, 运用城市流刻画城市群内部的交互作用, 同时顾及城市群的层级性特征, 采用分层广义线性模型(Hierarchical Generalized Linear Model, HGLM)研究城市群演变的分层驱动机制, 构建HGLM-CA模型模拟城市群空间扩展情况。选取长江中游城市群为研究区展开实证研究, 解释城市群空间扩展分层驱动机制, 并将模拟结果与Logistic-CA模型、BBO-CA模型进行对比, 探讨HGLM-CA模型的优势与不足。

2 研究方法

2.1 分层广义线性模型

分层广义线性模型(Hierarchical Generalized Linear Models, HGLM), 也称非线性分

层模型,由分层线性模型(Hierarchical Linear Model, HLM)发展而来。HLM的因变量局限于连续型数据,HGLM在此基础上进行改进,可以处理二元因变量。HLM系列模型是同时考虑总体因素与个体因素的统计分析方法,能够处理具有层级特征的数据。传统Logistic回归只能考虑单个层级下的因素,通常忽略层级差异,将高层级因素分解到低层级进行研究,使得从同一整体取得样本具有相关性,不满足独立性假设。HLM克服传统Logistic的缺陷,将个体层回归分析后得到的参数,进行聚合后在总体层再次进行回归分析,也被称为“回归的回归”,能有效处理层级特征数据^[25]。在实际应用中,HLM系列模型对样本的群组个数有一定要求^[26],组数过少可能导致模型无法收敛。

多层结构数据是普遍存在的^[27]。在城市群空间扩展问题中,城市群具有层级特征,用地单元(元胞)镶嵌于城市,元胞转换概率由于所在城市的不同而有所差异,因此用于描述元胞特征的自变量为个体变量,位于较低层级(level 1),用于描述城市特征的自变量为组变量,位于总体层,层级较高(level 2),同一城市内组变量的值相同。本文将城市群分为元胞层(level 1)与城市层(level 2)两个层级进行研究,公式如下:

level 1:

$$P_{Sij}(y_{ij}=1)=\varphi_{ij} \quad (1)$$

$$\log\left[\varphi_{ij}/(1-\varphi_{ij})\right]=\eta_{ij} \quad (2)$$

$$\eta_{ij}=\beta_{0j}+\sum_{n=1}^k\beta_{nj}X_{nij} \quad (3)$$

level 2:

$$\beta_{0j}=\gamma_{00}+\sum_{m=1}^l\gamma_{0m}W_{mj}+\mu_{0j} \quad (4)$$

$$\beta_{nj}=\gamma_{n0}+\sum_{m=1}^l\gamma_{nm}W_{mj}+\mu_{nj} \quad (5)$$

式中: $P_{Sij}(y_{ij}=1)$ 为元胞转变为城市用地的适宜性; η_{ij} 为描述元胞状态转变的向量; X_{nij} 为元胞层(level 1)中位于城市 j 的元胞 i 的第 n 个自变量; k 为元胞层中自变量的个数; β_{0j} 为随机截距; β_{nj} 为 X_{nij} 的回归系数; W_{mj} 为城市层(level 2)中城市 j 的第 m 个自变量; l 为城市层中自变量个数; γ_{00} 、 γ_{n0} 分别为 β_{0j} 与 β_{nj} 的截距; γ_{0m} 、 γ_{nm} 为 W_{mj} 的回归系数; μ_{0j} 、 μ_{nj} 为残差项。

2.2 HGLM-CA 模型

2.2.1 基于HGLM的权重参数获取 应用HGLM的第一步是建立空模型(Null Model),目的是通过计算组内相关系数(Intraclass Correlation Coefficient, ICC),判断数据是否适合分层研究。ICC为组间方差占总方差的比例,ICC值越大,说明群组之间产生的差异对因变量的影响越大,即元胞状态转变概率受到城市层因素的影响越大,城市层因素越不能被忽视。一般来说, $ICC < 0.059$ 时为低度组内相关, $0.059 \leq ICC < 0.138$ 时为中度组内相关, $ICC \geq 0.138$ 时为高度组内相关。公式如下:

$$ICC=\frac{\tau_{00}}{(\tau_{00}+\sigma^2)} \quad (6)$$

式中: ICC 为组内相关系数; τ_{00} 为组间方差; σ^2 为组内方差。

将元胞层变量、城市层变量分别加入空模型中得到随机协变量模型与随机截距模型,可验证元胞层变量、城市层变量对因变量影响的显著性与对方差的解释程度。将两个层次的变量加入模型中构建全模型,得到各变量以及变量间关系的权重参数(图1)。

2.2.2 城市群CA转换规则 定义转换规则是CA的核心^[28], 本文综合考虑元胞状态转变适宜性、约束条件以及邻域作用三方面的影响构建CA模型转换规则。由于后续实验中涉及到不同模型精度对比, 暂不将随机效应纳入转换规则。公式如下:

$$P_{ij} = P_{Sij} \times \text{con}(S_{ij}) \times \Omega_{ij} \quad (7)$$

式中: P_{ij} 为元胞转换概率; Ω_{ij} 为邻域作用; P_{Sij} 为元胞状态转变适宜性, 通过HGLM得到:

$$P_{Sij} = \frac{1}{1 + \exp(-\eta_{ij})} \quad (8)$$

$$\eta_{ij} = \gamma_{00} + \sum_{m=1}^l \gamma_{0m} W_{mj} + \sum_{n=1}^k \gamma_{n0} X_{nij} + \quad (9)$$

$$\sum_{n=1}^k \sum_{m=1}^l \gamma_{nm} W_{mj} X_{nij} + \mu_{0j} + \sum_{n=1}^k \mu_{nj} X_{nij}$$

式中: $\text{con}(S_{ij})$ 为约束条件, 不允许开发的区域(如水域)赋值为0, 其他为1。

本文选用3×3的Moore邻域进行研究, 邻域对元胞转换的影响为:

$$\Omega_{ij} = \frac{\sum \text{con}(S_{ij} = 1)}{3 \times 3 - 1} \quad (10)$$

设定转换阈值, 判断元胞状态是否发生改变。根据元胞转换数量与迭代次数, 得到每次迭代需要转换的元胞个数。计算元胞转换概率 P , 按概率大小排列可转换的元胞。本文选取对应迭代个数的元胞概率为转换阈值 $P_{\text{threshold}}$, 判断元胞状态是否发生改变。元胞在下一时刻的状态 S_{ij}^{t+1} 为:

$$S_{ij}^{t+1} = \begin{cases} 1, & P \geq P_{\text{threshold}} \\ 0, & P < P_{\text{threshold}} \end{cases} \quad (11)$$

本文采用城市流强度刻画城市间交互作用, 运用HGLM分析城市群空间扩展分层驱动机制, 获取不同层次驱动因素及其相互关系的权重作为CA模型的参数, 构建HGLM-CA模型模拟城市群空间扩展情况(图2)。

3 案例分析

3.1 研究区与数据来源

本文选取长江中游城市群为研究区, 包括武汉、长沙、南昌在内的31个城市(图3)。长江中游城市群是由国务院批复的跨区域国家级城市群, 是协调区域发展、推进新型城镇化的重点区域。长江中游城市群涵盖范围广, 城市间经济实力与城镇化水平存在差异。武汉市2019年城镇常住人口超过900万人, 常住人口城镇化率超过80%^[29], 成为中国中部的核心城市, 长沙、南昌常住人口、人均GDP均位于前列, 而黄冈、益阳等城市综合实力仍较弱, 可见长江中游城市群各城市发展情况差异显著。研究数据主要有长江中游城市群2007年、2012年、2017年土地利用数据、道路数据、城市流数据等(表1)。

3.2 HGLM-CA模型运行与模拟

选取2007年、2012年、2017年土地利用数据进行研究, 前两期数据用于模型参数校准, 最后一期数据用于模型评价。本文选取包括城市流强度、高程、坡度及距市中心、

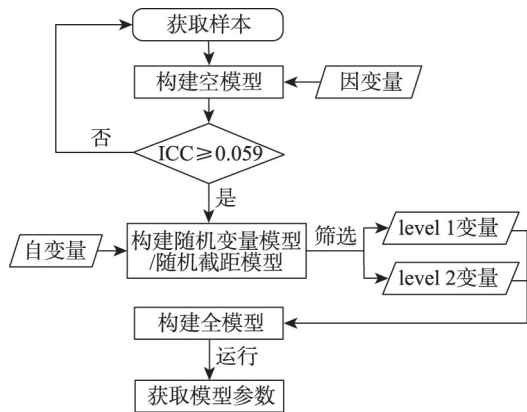


图1 基于HGLM的参数获取流程图

Fig. 1 Flow chart of parameter acquisition based on HGLM

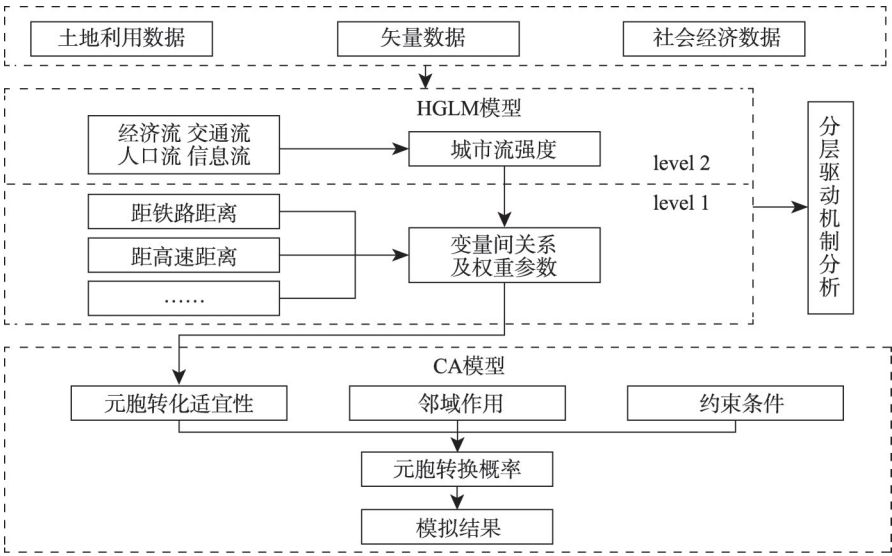


图2 HGLM-CA 模型框架
Fig. 2 Framework of HGLM-CA model

区县中心、铁路、国道、高速公路、水域的欧式距离在内的9个驱动因素进行实验（图4）。在 ArcGIS 平台下，处理各驱动因素并标准化，叠加分析提取土地利用状态由非城市用地转变为城市用地的区域，随机抽样后剔除异常值点得到训练样本。由于研究范围较大，兼顾到计算效率，本文从用地状态转变区域与未转变区域分别抽取 3000 与 30000 个样本进行实验，通过 HGLM 得到变量参数，代入 CA 模型中得到模拟结果。

3.3 城市群空间扩展分层驱动机制

城市群空间扩展是驱动因素共同作用的结果，分析驱动机制对城市群发展规划具有重要意义^[33]。本文借助 HLM 6.08 软件构建 HGLM，分析长江中游城市群的分层驱动机制。首先构建空模型进行方差分析，初步运行结果如表 2 所示。通过表 2 可知，截距平均值 (γ_{00}) 与斜率平均值 (μ_0) 均存在 ($P < 0.01$)。组间方差为 0.431，逻辑回归残差方差通常为 $\pi^2/3$ ，可得 $ICC = 0.116$ ，为中度组内相关，说明有 11.6% 的方差是由元胞所在城市不同而造成的，因此不同城市间的差异不可忽视，有必要进行分层分析。

通过构建随机协变量模型、随机截距模型及完整模型，进行多次试验筛选自变量，将其分为解释变量与控制变量两类。城市群空间扩展驱动因素层级划分如下：元胞层 (level 1) 自变量包括距市中心距离、距区县中心距离、距铁路距离、高程、坡度、距水



图3 研究区域图(长江中游城市群)
Fig. 3 Location of the study area (urban agglomeration in the middle reaches of the Yangtze River)

表 1 主要数据来源与处理
Tab. 1 The main sources of data

数据名称	数据说明	数据来源
土地利用数据	城市区域不透水面数据，利用不透水表面映射算法和GEE得到，分辨率为30 m×30 m，将不透水面视为城市用地，其他为非城市用地，重采样为90 m×90 m	由清华大学宫鹏等 ^[30] 研究公布 (http://data.ess.tsinghua.edu.cn/)
道路数据	包括铁路、高速公路、国道在内的shp格式数据	中国科学院资源环境科学与数据中心 (http://www.resdc.cn/)
DEM数据	基于最新的SRTM V4.1数据经整理拼接生成，分辨率为90 m×90 m	中国科学院资源环境科学与数据中心 (http://www.resdc.cn/)
城市流数据	根据统计年鉴数据与时空地理大数据，分别构建经济流、人口流、交通流、信息流模型 ^[31-32] ，得到各要素流强度，4种要素流加权平均得到城市流强度	见参考文献[31]

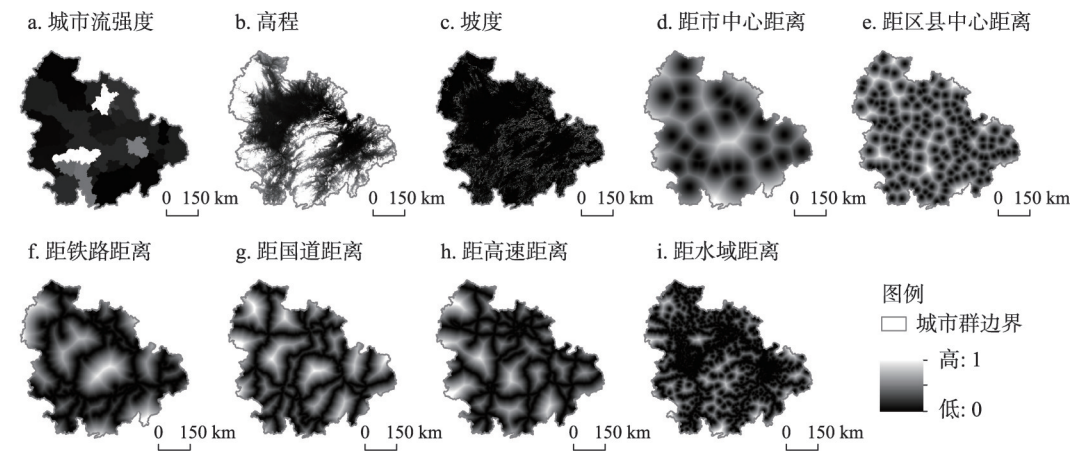


图 4 长江中游城市群空间扩展驱动因素
Fig. 4 Driving factors of urban agglomeration spatial expansion in the middle reaches of the Yangtze River

表 2 HGLM方差分析结果
Tab. 2 ANOVA results of HGLM

固定效应	系数	标准误差	T检验	P值	随机效应	标准差	方差分量	卡方检验	P值
γ_{00}	-2.081	0.120	-17.337	0.000	μ_0	0.657	0.431	1571.213	0.000

域距离、距国道距离、距高速距离，其中距市中心、区县中心、铁路的距离作为解释变量，其他变量为控制变量，不考虑城市层变量对其影响。城市层（level 2）为城市流强度，城市流强度因所在城市而异，同一城市内城市流强度相同。因变量为二分变量，1表示元胞转变为城市用地，0表示元胞状态未改变。最终构建HGLM框架如图5所示，运行HGLM后得到参数识别结果（表3）。

从参数识别结果可知，城市流与元胞状态转变概率呈正相关（ $\gamma_{01} > 0$ ），说明城市流对城市群空间扩展的影响显著，城市中城市流强度越高，该城市内的元胞越容易转变为城市用地。自变量中，距市中心距离系数 β_1 权重最大，反映出市中心对元胞转变概率有较大影响。市中心距离 γ_{10} 以及城市流对市中心距离的作用 γ_{11} 与元胞状态转变概率均呈负相关关系，说明城市流的存在，加剧了距市中心距离这一变量的影响，使得距市中心较近的土地单元，更容易转变为城市用地，而距市中心较远的土地转变为城市用地更加困难，这种现象在城市流强度越高的区域越明显。距区县中心距离对城市群空间扩展的影

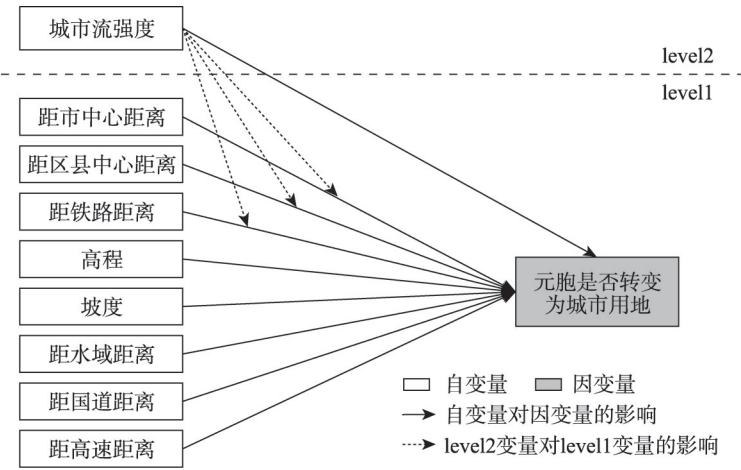


图5 HGLM示意图

Fig. 5 Schematic diagram of HGLM

响仅次于市中心，但城市流对区县中心的作用不显著 ($\gamma_{21} = -1.790$, $P > 0.1$)。道路因素中铁路对城市扩展的贡献较大，同时城市流对铁路的调节作用十分明显，使铁路对元胞转变概率的影响在不同城市中呈现不同的效果。由于元胞转换概率与距铁路距离 γ_{30} 呈负相关，而与城市流对距铁路距离的作用 γ_{31} 呈正相关，因而在城市流强度较低的城市中，城市流作用较为微弱，会弱化铁路对元胞转变概率的影响程度；在城市流强度较高的地区，随着城市流的增强，城市流对铁路因素的影响逐渐显现，极有可能使距铁路距离系数 β_3 由负转正。因此，在经济社会发展水平较高的城市中会出现距铁路越远的土地单元转变为城市用地的概率反而越大的现象。控制变量中，高程 γ_{40} 、坡度 γ_{50} 对城市群空间扩展的影响较大，反映出地形因素仍是制约城市发展的重要因素之一，地形地貌对塑造城市形态起到一定作用。

由HGLM分析结果可知，作为高层（城市层）因素的城市流不仅对元胞转换概率有显著的正向影响，同时会调节低层（元胞层）自变量对元胞转换概率的影响程度，使同一种驱动因素在不同城市中呈现出不同的影响效果。

3.4 HGLM-CA 模拟结果分析

分别采用 Logistic 模型、BBO 模型获取城市流强度在内的 9 个驱动因素参数，构建 Logistic-CA 模型、BBO-CA 模型并进行模拟，得到 HGLM-CA，Logistic-CA 和 BBO-CA 模型的模拟结果（图 6）。本文选用整体精度 OA、Kappa 指数、FoM 值 3 个指标评价模拟结果，将 HGLM-CA 与 Logistic-CA、BBO-CA 模型对比，对比结果如表 4 所示。

表3 HGLM 变量参数识别结果

Tab. 3 Variable parameter identification results of HGLM					
系数			P 值		
截距:			控制变量:		
level 1 截距 β_0			高程		
截距 γ_{00}	-1.429	0.000	截距 γ_{40}	-0.592	0.000
城市流 γ_{01}	0.947	0.000	坡度		
自变量:			截距 γ_{50}	-1.764	0.000
距市中心距离 β_1			距水域距离		
截距 γ_{10}	-3.261	0.000	截距 γ_{60}	0.313	0.315
城市流 γ_{11}	-8.176	0.000	距国道距离		
距区县中心距离 β_2			截距 γ_{70}	-0.486	0.111
截距 γ_{20}	-1.899	0.001	距高速距离		
城市流 γ_{21}	-1.790	0.206	截距 γ_{80}	-0.297	0.391
距铁路距离 β_3					
截距 γ_{30}	-1.338	0.048			
城市流 γ_{31}	4.752	0.021			

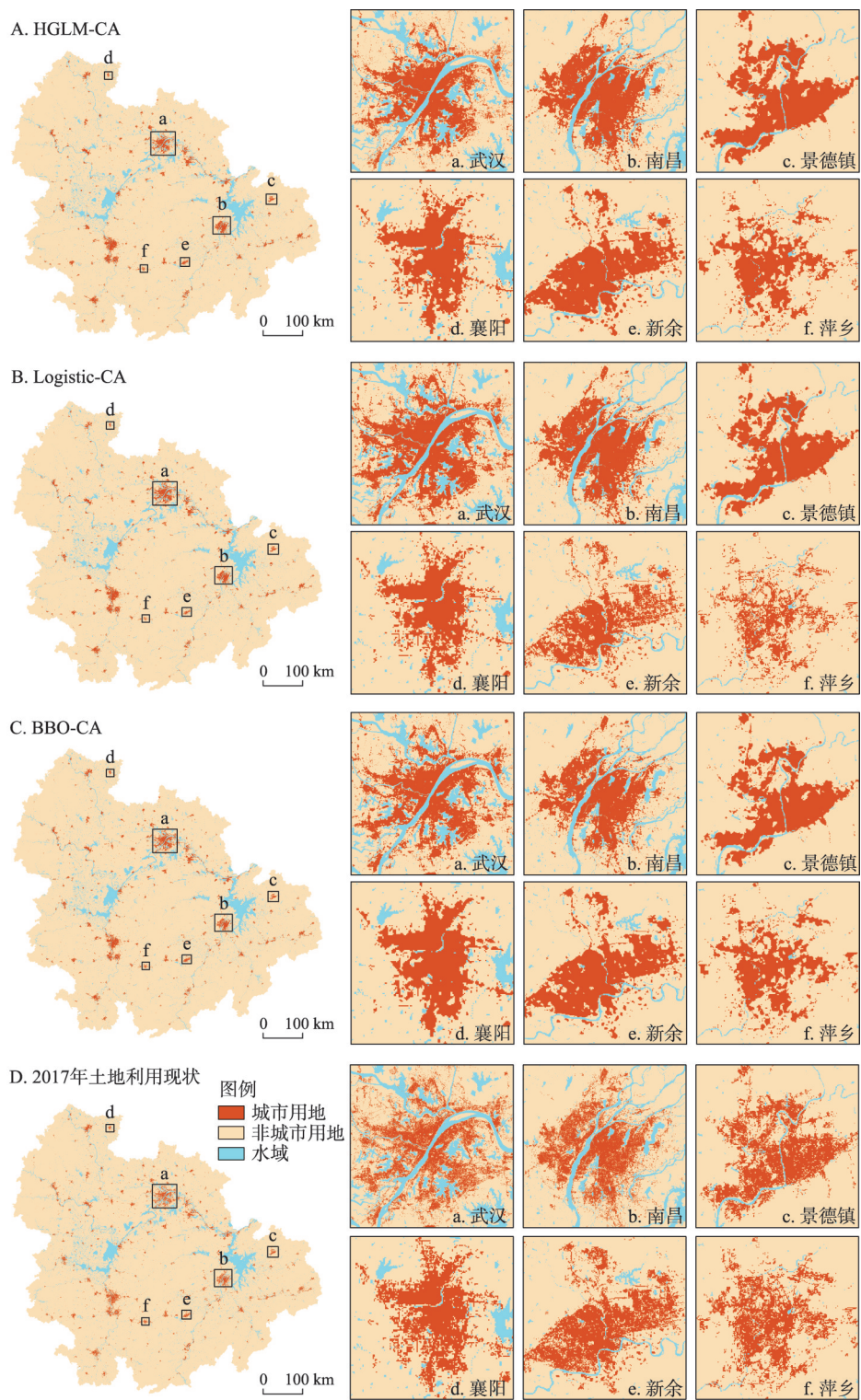


图6 2017年长江中游城市群空间扩展模型模拟结果对比

Fig. 6 Comparison of the simulation result of the urban spatial expansion model in the middle reaches of the Yangtze River

比较模拟结果发现，BBO-CA 模拟效果整体优于 HGLM-CA，HGLM-CA 优于 Logistic-CA。其中 OA 与 Kappa 值较为接近，BBO-CA 的 FoM 值明显高于另外两种模型。相较于 2017 年土地利用现状，不同城市的模拟精度存在差异，如在武汉市中，Logistic-CA、HGLM-CA、BBO-CA 的模拟效果均较差，尤其在边缘地带存在较多城市用地未被识别；而 3 种模型在南昌、景德镇等地区的模拟效果普遍较好，OA、Kappa、FoM 值均较高，其中 FoM 值明显高于其他地区，均在 0.25 以上。此外，在同一城市中不同模型的模拟精度也存在较大差异。由于 3 类模型的 OA 与 Kappa 值差距较小，因而根据 FoM 值评价模拟结果：在长江中游城市群的大部分城市中 BBO-CA 模型的模拟效果最

表 4 2017 年长江中游城市群空间扩展模型模拟精度对比

Tab. 4 Comparison of the simulation accuracy of the urban spatial expansion model in the middle reaches of the Yangtze River in 2017

		HGLM-CA			Logistic-CA			BBO-CA		
		OA	Kappa	FoM	OA	Kappa	FoM	OA	Kappa	FoM
整体精度	城市群	0.99436	0.79872	0.18085	0.99427	0.79574	0.17374	0.99455	0.80567	0.19779
分区精度	武汉市	0.95525	0.78844	0.14126	0.93924	0.74020	0.18817	0.94952	0.77246	0.18303
	黄石市	0.97859	0.81788	0.17746	0.98138	0.83651	0.16789	0.98146	0.83816	0.18391
	宜昌市	0.99445	0.78486	0.20519	0.99461	0.78646	0.18571	0.99448	0.78702	0.21576
	襄阳市	0.99498	0.82902	0.15516	0.99514	0.82517	0.03963	0.99475	0.82610	0.19173
	鄂州市	0.94591	0.69046	0.14923	0.95070	0.70959	0.15293	0.96023	0.75093	0.16121
	荆门市	0.99516	0.82205	0.11262	0.99563	0.83010	0.01952	0.99485	0.81586	0.14256
	孝感市	0.98711	0.77240	0.17225	0.98773	0.77889	0.16251	0.98763	0.77942	0.17561
	荆州市	0.99185	0.78990	0.15924	0.99196	0.79076	0.14808	0.99238	0.80328	0.18866
	黄冈市	0.99170	0.76696	0.15049	0.99208	0.77326	0.14080	0.99192	0.77603	0.18343
	咸宁市	0.99392	0.82252	0.12214	0.99464	0.83704	0.08533	0.99347	0.81337	0.13292
	仙桃市	0.99208	0.83366	0.00041	0.99204	0.83445	0.02894	0.99065	0.82169	0.16428
	潜江市	0.98856	0.81205	0.04288	0.98857	0.81206	0.04001	0.98702	0.80615	0.18890
	天门市	0.99343	0.79276	0.01163	0.99346	0.79249	0.00210	0.99301	0.80157	0.19527
	长沙市	0.97542	0.79792	0.19991	0.97230	0.78174	0.21561	0.97574	0.80148	0.21485
	株洲市	0.98999	0.77736	0.18150	0.99006	0.77920	0.18720	0.99081	0.79106	0.18815
	湘潭市	0.97724	0.75437	0.21572	0.97718	0.75427	0.21746	0.98161	0.78615	0.20658
	衡阳市	0.99068	0.77667	0.20602	0.99089	0.78041	0.20796	0.99141	0.78814	0.20171
	岳阳市	0.99359	0.81224	0.14242	0.99422	0.82528	0.12560	0.99355	0.81314	0.16095
	常德市	0.99417	0.78845	0.17407	0.99461	0.79653	0.14288	0.99435	0.79537	0.19085
	益阳市	0.99511	0.78612	0.18180	0.99544	0.79554	0.17560	0.99578	0.80790	0.18663
	娄底市	0.99284	0.80869	0.19307	0.99392	0.82569	0.13254	0.99350	0.82162	0.19003
	南昌市	0.96873	0.79236	0.25293	0.96683	0.78406	0.25614	0.97187	0.80732	0.25144
	景德镇	0.98913	0.79545	0.27337	0.98991	0.80425	0.26468	0.99082	0.81581	0.25770
	萍乡市	0.98945	0.79041	0.17084	0.99075	0.79585	0.01749	0.98967	0.79303	0.16650
	九江市	0.99296	0.80933	0.21376	0.99308	0.81093	0.20696	0.99303	0.81233	0.22926
	新余市	0.98812	0.85138	0.27223	0.99066	0.86902	0.09938	0.98876	0.85730	0.26929
	鹰潭市	0.98118	0.73188	0.23667	0.98301	0.74787	0.23628	0.98613	0.77889	0.23856
	吉安市	0.99532	0.77351	0.20956	0.99562	0.78092	0.19306	0.99591	0.79410	0.21761
	宜春市	0.99310	0.81064	0.12226	0.99302	0.80679	0.09893	0.99240	0.80345	0.18943
	抚州市	0.99558	0.80872	0.17760	0.99598	0.81430	0.09066	0.99566	0.81252	0.19129
	上饶市	0.99397	0.79382	0.16224	0.99446	0.80489	0.14914	0.99459	0.81160	0.18193

好,尤其是湖南湖北地区的FoM值普遍高于其他两类模型;在新余、萍乡等城市中,HGLM-CA模型的模拟精度最优,FoM值分别为0.27223与0.17084,BBO-CA的FoM值略低于HGLM-CA;在南昌等城市中,Logistic-CA模型表现出较好的模拟效果,FoM值为0.25614,略高于BBO-CA与HGLM-CA,但在襄阳、新余等城市中,FoM值均低于0.10,与另外2种模型的模拟精度存在较大差距。

HGLM-CA将驱动因素分为两个层级,城市流强度作为城市层因素,对元胞层因素进行调节。整体来看,HGLM-CA的OA、Kappa、FoM值相较于Logistic-CA均有小幅度的提高,在大多数城市的模拟效果优于Logistic-CA,说明考虑城市群的层级性一定程度上能够提高CA模型的模拟精度,同时反映出Logistic回归识别CA参数时存在欠拟合问题,模拟效果较差。考虑层级性影响后,HGLM-CA模型能够更深入的挖掘转换规则,得到更优的模拟效果。与BBO-CA相比,二者的OA与Kappa值相差不大,但HGLM-CA模型的FoM值明显低于BBO-CA,且在大部分城市中的模拟精度低于BBO-CA,说明相比智能算法HGLM在获取参数时仍存在一定局限性。BBO-CA模型虽然模拟精度最高,但对驱动机制的解析方面较为欠缺。

4 结论

与单一城市空间扩展相比,城市群空间扩展更为复杂。本文基于城市流与层级性,构建HGLM-CA模型,分析城市群空间扩展的分层驱动机制,实证模拟长江中游城市群空间扩展,并与Logistic-CA模型、BBO-CA模型进行对比。主要结论如下:

(1) 长江中游城市群作为中国中部的特大城市群,城际联系紧密,分析其空间扩展驱动机制时需要考虑城市流的影响。本文将城市流作为城市层驱动因素展开研究,发现城市流强度与城市群空间扩展具有显著的正相关关系,城市流是影响长江中游城市群空间扩展的重要因素。

(2) 由于HGLM对样本群组数量有较高要求,利用HGLM方法分析分层驱动机制更适用于尺度较大、分区较多的区域。本文以涵盖31个城市的长江中游城市群为研究区进行实证,能够有效剖析城市群的分层驱动机制。通过实验得出城市层因素的城市流强度对元胞层各驱动因素起到重要的调节作用,在城市流作用下元胞层因素与元胞转换概率的相关关系发生改变,会弱化、加强甚至反向加强驱动因素对元胞转换概率的影响,使得不同城市的元胞层因素的驱动效果有所差异,体现出驱动因素的城际分异性。

(3) 对比模型结果,HGLM-CA模型相较于传统Logistic-CA模型,整体OA、Kappa、FoM值均有一定程度的提高,分区精度中大部分城市呈现出更高的FoM值,因此考虑城市群的城市流与层级性使得模拟结果更为准确。相比BBO-CA模型,HGLM-CA模型精度略低。人工智能BBO-CA模型在参数获取方面具有一定优势,其城市群空间扩展模拟效果较HGLM-CA等线性模型更优,但其目的偏向于提高模型模拟精度,在寻优过程中设定的若干参数往往欠缺地理含义,因而不利于城市群演变机制的剖析。HGLM-CA模型通过分析不同层级驱动因素与城市群空间演变的相关关系,以及高层因素对低层因素的调节作用,解释城市群空间扩展机制,从而反映城市群空间扩展过程中多层次驱动因素间复杂的相互关系,便于科学把握城市群空间扩展的内在机制。

随着信息技术的发展,人工智能在遥感图像解译、地图制图等地理学领域突显出特有的优越性。但在城市群空间扩展模拟的相关研究中,传统线性模型在迅速崛起的人工智能面前并非完全不具优势。城市群是复杂的演化系统,研究城市群空间扩展的初衷,

是将复杂的城市系统简化,从而便于理解与研究,而非使用更加繁杂的方法进行模拟与预测,换取模拟精度的略微提高。从这个角度来看,对传统线性模型的改进与对智能模型的创新同样具有研究价值。如何保留传统线性模型“简单”的优势,克服欠拟合的缺陷,同时将人工智能赋能传统线性模型是城市群空间扩展中值得讨论与研究的问题之一。此外,根据长江中游城市群的实验结果来看,HGLM-CA、Logistic-CA、BBO-CA模拟结果与2017年实际土地利用状况仍有较大差距,存在较多未识别出的城市用地。城市群具有复杂性,真实的城市群空间扩展往往更破碎化、零星化,如何理解城市群空间扩展驱动机制与时空分异规律进而有效支撑模型转换规则与整体优化,在后续研究中仍需不断探索。

参考文献(References)

- [1] 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.]
- [2] Fang Chuanglin. Progress and the future direction of research into urban agglomeration in China. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(8): 1130-1144. [方创琳. 中国城市群研究取得的重要进展与未来发展方向. *地理学报*, 2014, 69(8): 1130-1144.]
- [3] Zhang Yongsheng. Promoting China's green urbanization based on ecological civilization. *China Population, Resources and Environment*, 2020, 30(10): 19-27. [张永生. 基于生态文明推进中国绿色城镇化转型. *中国人口·资源与环境*, 2020, 30(10): 19-27.]
- [4] 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.
- [5] Tobler W R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 1970, 46 (Suppl.1): 234-240.
- [6] Couclelis H. Cellular worlds: A framework for modeling micro-macro dynamics. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 1985, 17(5): 585-596.
- [7] Couclelis H. Macrostructure and microbehavior in a metropolitan area. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 1989, 16(2): 141-154.
- [8] Luijten J C. A systematic method for generating land use patterns using stochastic rules and basic landscape characteristics: Results for a Colombian hillside watershed. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2003, 95(2-3): 427-441.
- [9] Wu F L, Yeh A G O. Changing spatial distribution and determinants of land development in Chinese cities in the transition from a centrally planned economy to a socialist market economy: A case study of Guangzhou. *Urban Studies*, 1997, 34(11): 1851-1879.
- [10] Yang Qingsheng, Li Xia. Integration of multi-agent systems with cellular automata for simulating urban land expansion. *Scientia Geographica Sinica*, 2007, 27(4): 542-548. [杨青生, 黎夏. 多智能体与元胞自动机结合及城市用地扩张模拟. *地理科学*, 2007, 27(4): 542-548.]
- [11] Li Xia, Ye Jiaan. Neural-network-based cellular automata for realistic and idealized urban simulation. *Acta Geographica Sinica*, 2002, 57(2): 159-166. [黎夏, 叶嘉安. 基于神经网络的单元自动机CA及真实和优化的城市模拟. *地理学报*, 2002, 57(2): 159-166.]
- [12] Xie Zhiwen, Wang Haijun, Zhang Bin, et al. Urban expansion cellular automata model based on multi-structures convolutional neural networks. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(3): 375-385. [谢志文, 王海军, 张彬, 等. 城市扩展元胞自动机多结构卷积神经网络模型. *测绘学报*, 2020, 49(3): 375-385.]
- [13] Wang H J, Zhang B, Xia C, et al. Using a maximum entropy model to optimize the stochastic component of urban cellular automata models. *International Journal of Geographical Information Science*, 2020, 34(5): 924-946.
- [14] Zhang B, Wang H J, He S W, et al. Analyzing the effects of stochastic perturbation and fuzzy distance transformation on Wuhan urban growth simulation. *Transactions in GIS*, 2020, 24(6): 1779-1798.
- [15] Wang Haijun, Xia Chang, Zhang Anqi, et al. Calibrating urban expansion cellular automata using biogeography-based optimization. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(9): 1323-1329. [王海军, 夏畅, 张安琪, 等. 利用生物地理学优化算法获取城市扩展元胞自动机模型参数. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(9):

- 1323-1329.]
- [16] Wu Kang, Fang Chuanglin, Zhao Miaoqi. The spatial organization and structure complexity of Chinese intercity networks. *Geographical Research*, 2015, 34(4): 711-728. [吴康, 方创琳, 赵渺希. 中国城市网络的空间组织及其复杂性结构特征. *地理研究*, 2015, 34(4): 711-728.]
- [17] Zhang Kaihuang, Qian Qinglan, Yang Qingsheng. An analysis of multilevel variables influencing China's land urbanization process. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(1): 179-193. [张凯煌, 千庆兰, 杨青生. 中国城市土地城镇化多层次影响因素分析. *地理学报*, 2020, 75(1): 179-193.]
- [18] He Jianhua, Shi Xuan, Gong Jian, et al. Modeling the spatial expansion of urban agglomeration considering their spatial interaction: A case study of Wuhan metropolitan area. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(4): 462-467. [何建华, 施璇, 龚健, 等. 顾及空间交互作用的城市群联动空间增长模拟: 以武汉都市区为例. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2016, 41(4): 462-467.]
- [19] He Li, Liu Yaolin. Simulating urban cooperative expansion in the metropolitan region based on improved CA model: A case study of Wuhan Urban Agglomeration, China. *Journal of Central China Normal University*, 2017, 51(2): 224-230. [何力, 刘耀林. 基于城市流模型的城市群扩张模拟: 以武汉城市圈为例. *华中师范大学学报(自然科学版)*, 2017, 51(2): 224-230.]
- [20] Xia C, Zhang A Q, Wang H J, et al. Modeling urban growth in a metropolitan area based on bidirectional flows, an improved gravitational field model, and partitioned cellular automata. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33(5): 877-899.
- [21] Xia C, Zhang A Q, Wang H J, et al. Delineating early warning zones in rapidly growing metropolitan areas by integrating a multiscale urban growth model with biogeography-based optimization. *Land Use Policy*, 2020, 90: 104332. DOI: 10.1016/j.landusepol.2019.104332.
- [22] Chen Y M, Li X, Liu X P, et al. Tele-connecting China's future urban growth to impacts on ecosystem services under the shared socioeconomic pathways. *Science of the Total Environment*, 2019, 652: 765-779.
- [23] 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.]
- [24] Shu B R, Zhu S H, Qu Y, et al. Modelling multi-regional urban growth with multilevel logistic cellular automata. *Computers. Environment and Urban Systems*, 2020, 80: 101457. DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2019.101457.
- [25] Li Xueyan, Xin Tao. Hierarchical linear model for binary data: Principle and application. *Psychological Development and Education*, 2006, 22(4): 97-102. [李雪燕, 辛涛. 二分数据的多层线性模型: 原理与应用. *心理发展与教育*, 2006, 22(4): 97-102.]
- [26] Hox J. *Multilevel Modeling: When and Why*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1999.
- [27] Lei Li, Zhang Lei. Principle and application of the hierarchical linear model. *Journal of Capital Normal University (Social Sciences Edition)*, 2002(2): 110-114. [雷雳, 张雷. 多层线性模型的原理及应用. *首都师范大学学报(社会科学版)*, 2002(2): 110-114.]
- [28] Li Xia, Ye Jiaan. *Geographical Simulation System: Cellular Automata and Multi-Agent System*. Beijing: Science Press, 2007: 43-46. [黎夏, 叶嘉安. *地理模拟系统: 元胞自动机与多智能体*. 北京: 科学出版社, 2007: 43-46.]
- [29] Wuhan Statistical Bureau. 2019 Statistical bulletin of the national economic and social development of Wuhan Province. www.wuhan.gov.cn/zwgk/tzgg, 2020-03-29(06). [武汉市统计局. 2019年武汉市国民经济和社会发展统计公报. www.wuhan.gov.cn/zwgk/tzgg, 2020-03-29(06).]
- [30] Gong P, Li X C, Zhang W. 40-Year (1978-2017) human settlement changes in China reflected by impervious surfaces from satellite remote sensing. *Science Bulletin*, 2019, 64(11): 756-763.
- [31] Zhai Lijun. Urban spatial connection and function of urban agglomeration in the middle reaches of Yangtze River [D]. Wuhan: Wuhan University, 2019. [翟丽君. 长江中游城市群城际空间联系和功能分析[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.]
- [32] Wang Haijun, Zhai Lijun, Liu Yanfang, et al. Urban connection and function in Wuhan urban agglomeration based on multi-dimensional urban factor flows. *Economic Geography*, 2018, 38(7): 50-58. [王海军, 翟丽君, 刘艳芳, 等. 基于多维城市要素流的武汉城市圈城市联系与功能分析. *经济地理*, 2018, 38(7): 50-58.]
- [33] Wang Haijun, Zhang Bin, Liu Yaolin, et al. Multi-dimensional analysis of urban expansion patterns and their driving forces based on the center of gravity-GTWR model: A case study of the Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(6): 1076-1092. [王海军, 张彬, 刘耀林, 等. 基于重心-GTWR模型的京津冀城市群城镇扩展格局与驱动力多维解析. *地理学报*, 2018, 73(6): 1076-1092.]

Model construction of urban agglomeration expansion simulation considering urban flow and hierarchical characteristics

WANG Haijun^{1,2}, WU Yue¹, DENG Yu³, XU Shan⁴

(1. School of Resource and Environmental Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China;
2. Key Laboratory of Geographic Information Systems, Ministry of Education, Wuhan University,
Wuhan 430079, China; 3. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS,
Beijing 100101, China; 4. College of Land Science and Technology, China Agricultural University,
Beijing 100193, China)

Abstract: Since the launch of China's reform and opening up policy, the process of urbanization in China has been accelerated. With the development of cities, inter-city interactions have become increasingly close, and urban agglomerations tend to be integrated. Urban agglomerations are regional spaces with network relationships and hierarchies, and have always been the main units for China to promote urbanization and coordinated regional development. In this paper, we comprehensively consider the network and hierarchical characteristics of an urban agglomeration, while using urban flow to describe the interactions of the inter-city networks and the hierarchical generalized linear model (HGLM) to reveal the hierarchical driving mechanism of the urban agglomeration. By coupling the HGLM with a cellular automata (CA) model, we introduce the HGLM-CA model for the simulation of the spatial expansion of an urban agglomeration, and compare the simulation results with those of the logistic-CA model and the biogeography-based optimization CA (BBO-CA) model. According to the results, we further analyze the advantages and disadvantages of the proposed HGLM-CA model. We selected the middle reaches of the Yangtze River in China as the research area to conduct this empirical research, and simulated the spatial expansion of the urban agglomeration in 2017 on the basis of urban land-use data from 2007 and 2012. The results indicate that the spatial expansion of the urban agglomeration can be attributed to various driving factors. As a driving factor at the urban level, urban flow promotes the evolution of land use in the urban agglomeration, and also plays an important role in regulating cell-level factors, therefore, the cell-level factors of different cities show different driving effects. The HGLM-CA model can obtain a higher simulation accuracy than the logistic-CA model, which indicates that the simulation results for urban agglomeration expansion considering urban flow and hierarchical characteristics are more accurate. Compared with the intelligent algorithm model, i.e., BBO-CA, the HGLM-CA model obtains a lower simulation accuracy, but it can analyze the interaction of the various driving factors from a hierarchical perspective. It also has a strong explanatory effect for the spatial expansion mechanism of urban agglomerations.

Keywords: urban flow; hierarchical characteristics; cellular automata; driving mechanism; spatial expansion of urban agglomerations; urban agglomeration in the middle reaches of the Yangtze River