基于CA-ABM模型的福州城市用地扩张研究

陈宝芬¹, 张耀民¹, 江 东^{2*}

(1. 西安科技大学, 西安 710054; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

摘 要:以中国海西地区重要门户福州市为研究区, 结合其地理位置多层次约束性条件, 以地理加权回归模型作为元胞自动机(CA)层的转换规则, 同时以2000–2015年多期 Landsat TM/ETM+影像的城市用地情况为参照, 借助GIS空间分析技术, 对CA和多智能体(ABM)相耦合的城市用地扩张模型进行改进。然后利用传统的和改进后的CA-ABM模型, 多角度、多层次地模拟福州市2000年、2005年、2010年、2015年城市用地扩张在微观格局上的变化。结果表明, 传统的和改进后的CA-ABM模型的整体精度均在80%以上, 模拟结果具有较强的可信度; 改进的CA-ABM模型模拟的点对点总体精度和Kappa系数均高于传统的CA-ABM模型, 而且模拟结果更加接近实际的城市用地扩张分布情况。结论可为平衡城市化进程和合理规划城市用地提供重要的理论技术支撑。

关键词:城市用地扩张; 元胞自动机; 多智能体; 元胞自动机—多智能体模型; 福州市

1 引言

城市土地是人类活动最频繁的区域, 其空间扩展已成为衡量城市化水平的重要测度指标(李新东等, 2016)。城市扩张是城市由于社会生产力的发展而引起的城市空间增长、城市规模扩大, 也是农村人口向城市集中的过程。作为经济发展的客观要求和必然产物, 它已成为继工业化、现代化、信息化之后的又一全球性趋势(徐新良等, 2014)。《中国城市状况报告2010–2011》指出, 今后5年内, 中国的城镇人口将超过农村人口, 到2030年, 中国城镇化率将达到65%左右, 各类城镇将新增3亿多人口(汪光焘, 2014)。诺贝尔经济学奖获得者Stiglitz则把“中国的城市化”和“美国的高科技”并称为21世纪人类发展进程的两大关键因素(牛文元, 2009)。因此, 城市扩张的过程、机理等已成为地理学、测绘学、经济学、生态学等学科的研究热点, 目的是为城

市用地非理性扩张造成的生态破坏、环境污染等严重阻碍城市可持续发展问题的治理提供理论和技术支撑(Angela et al, 2011; Wei et al, 2014; Liu et al, 2016)。

纵观当前国内外的研究工作, 城市扩张模拟研究可以分为两大类: 一类是基于多期遥感数据的分析模拟, 另一类是基于城市系统模型的参数优化模拟。前者是在多期遥感数据的城市用地现状分析基础上, 对其趋势进行统计分析与预测; 后者则是在分析城市用地扩张机理的基础上, 动态地模拟预测其发展趋势与变化。近年, 随着科学技术的不断发展, 特别是人工智能理论的不断进步, 越来越多的学者将元胞自动机模型(CA)和多智能模型(Agent-based Model, ABM)作为模拟城市用地扩张的主要手段。例如Wahyudi等(2015)在CA-ABM的基础上结合空间动力学对城市扩张的研究; Rienow等(2014)通过CA-ABM的结合预测了德国鲁尔区

收稿日期: 2016-09; 修订日期: 2017-01。

基金项目: 国家自然科学基金项目(41571509); 中国科学院重点部署项目(ZDRW-ZS-2016-6-1) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41571509; Key Research Program of the Chinese Academy of Sciences, No.ZDRW-ZS-2016-6-1]。

作者简介: 陈宝芬(1990-), 女, 河北唐山人, 硕士研究生, 主要从事资源环境遥感应用以及城市扩张研究,

E-mail: 1244910426@qq.com。

通讯作者: 江东(1972-), 男, 安徽寿县人, 博士, 研究员, 主要从事资源环境遥感应用研究, E-mail: jiangd@igsrr.ac.cn。

引用格式: 陈宝芬, 张耀民, 江东. 2017. 基于CA-ABM模型的福州城市用地扩张研究[J]. 地理科学进展, 36(5): 626–634. [Chen B F, Zhang Y M, Jiang D. 2017. Urban land expansion in Fuzhou City based on coupled cellular automata and agent-based models (CA-ABM)[J]. Progress in Geography, 36(5): 626–634.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2017.05.010

2025年的城市结构;Basse等(2014)、肖琳等(2014)、张鸿辉等(2011a, 2011b, 2011c)及杨青生等(2007a, 2007b)的研究提供了利用CA和ABM进行土地利用格局演变模型的应用案例,研究区尺度包括城区、县域或城市群。

目前,基于CA-ABM模型对城市用地扩张模拟研究,各领域学者已经做了大量工作,并且展示出较好的优势和前景,但尚存在以下突出问题:在CA与ABM耦合的过程中,CA层的转换规则依然局限于自身邻域状态的组合,难以反映地理区位、社会经济条件等因素对城市用地格局的影响(廖江福等, 2014),ABM层中更多的只是单纯模拟智能体的决策行为,忽视其选择意愿,从而影响模型的整体精度。而本文在前人研究的基础上,尝试解决上述不足,具体途径为:首先,从微观机制出发充分考虑地理区位、自然因素,借助GIS空间分析技术,以地理加权回归模型(Geographically Weighted Regression, GWR)作为CA层转换规则,真实地模拟自然、社会、经济等因素作用下城市用地在微观格局上的变化;其次,在ABM层加上地理区位与微观智能体的耦合关系以及各个智能体对环境变化决策的多准则性和选择意愿,结合多期遥感影像的城市用地情况,对城市用地进行多角度、多层次的模拟研究。结果表明,本文较好地解决了传统CA因转换阈值的不确定性而导致模拟精度低的问题,同时改进了ABM中智能体决策逻辑推理的复杂性和意愿性,使CA-ABM模型的模拟结果更加真实、可靠,可以更好地为城市的可持续发展和规划提供科

学依据。

2 研究区概况

选择福建省福州市作为研究区。福州位于福建东部、闽江下游沿岸,台湾海峡以西。西靠三明市、南平市,南邻莆田市、泉州市,北接宁德市。市域范围包括:台江、仓山、晋安、鼓楼及马尾5个区,及福清、长乐2个县级市,闽侯、连江、罗源、闽清、永泰、平潭6个县的50个乡镇。具体位置如图1。

福州作为中国海西地区辐射中西部的重要门户,既是连接东北亚与东南亚的海上中点,同时也是进入福建内陆的咽喉。近年来福州市的社会经济和城市建设取得快速发展,其城市用地在人类活动的干预下也发生巨大变化。

3 数据与预处理

3.1 遥感数据

本文选取2000年6月、2005年11月、2010年11月TM和2015年8月ETM+的4期卫星影像作为数据源,图像质量均良好。借助大比例地形图对所获取的遥感数据进行图像波段配准、大气校正、几何校正等预处理后,裁剪出本文所需要的研究区范围,然后利用计算机自动分类与人工交互相结合的方法提取城市用地信息,通过实地考察和抽样调查对分类结果进行验证,提取精度保证在80%以上,并将其最终统一到albers投影下。将这4期福州市

图1 福州市地理位置

Fig.1 Geographical location of Fuzhou City

城市用地分布图代替2000年、2005年、2010年和2015年城市用地实际扩张情况作为验证数据,调整模型参数。

3.2 模型基础数据

在阅读相关文献的基础上,本文选取的数据主要包括:数字高程(DEM)和坡度(Slope)数据、数字城市专题数据(教育资源、医疗卫生资源、休闲设施等分布数据)、交通道路数据、河流数据、生活品市场数据、灯光数据、地价和房价数据(在模型设中参考的实际经济收益,为房价与地价之差)等作为模型基础数据。数字高程和坡度数据来自于美国奋进号航天飞机的雷达地形测绘(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM);数字城市专题、生活品市场数据为从福州市POI数据中提取出的点分布数据;地价和房价数据从福州市搜房网下载获取;交通道路数据来自OpenStreetMap;夜间灯光数据来自美国国家航空航天局地球观测站(NASA's Earth Observatory)。

本文需对上述数据作如下预处理:首先进行投影转换,统一获得albers投影;然后借助于GIS空间分析功能对数据进行欧氏距离计算分析,并统一重采样成100 m×100 m栅格;最后,消除所有数据量纲对模型研究的影响,利用ArcGIS中的栅格计算工具Raster Calculator完成标准化过程。本文采用模糊隶属度函数模型对各种数据进行标准化(张云堂, 2014)。正向因子的模糊隶属度函数模型为:

$$a'_{ij} = \begin{cases} 1 & a_{ij} \geq \text{Max}(a_{ij}) \\ \frac{\text{Max}(a_{ij}) - a_{ij}}{\text{Max}(a_{ij}) - \text{Min}(a_{ij})} & \text{Min}(a_{ij}) \leq a_{ij} \leq \text{Max}(a_{ij}) \\ 0 & a_{ij} \leq \text{Min}(a_{ij}) \end{cases} \quad (1)$$

负向因子的模糊隶属度函数模型为:

$$a'_{ij} = \begin{cases} 1 & a_{ij} \geq \text{Max}(a_{ij}) \\ \frac{\text{Max}(a_{ij}) - a_{ij}}{\text{Max}(a_{ij}) - \text{Min}(a_{ij})} & \text{Min}(a_{ij}) \leq a_{ij} \leq \text{Max}(a_{ij}) \\ 0 & a_{ij} \leq \text{Min}(a_{ij}) \end{cases} \quad (2)$$

式中: a_{ij} 为第 j 个数据类型中第 i 个数据的值, a'_{ij} 表示其标准化之后的值, $\text{Max}(a_{ij})$ 和 $\text{Min}(a_{ij})$ 分别表示为第 j 个数据类型中的最大值和最小值。标准化处理后,所有数据均标准化成[0, 1]之间的数据。

4 模型方法

针对CA层的转换规则局限于自身邻域状态的组合上,以及ABM层单纯模拟智能体的决策行为而忽视其选择意愿等问题,本文以地理加权回归为CA层转换规则,从微观角度出发综合考虑地理区位、自然因素以及各智能体对环境变化决策的意愿性和逻辑性,对模型进行改进,使其更为准确地表达各种地理过程和机理,提高模拟结果在地理位置上的可信度和稳定性。因此,本文设计的城市用地扩张模型由以下两大部分组成:元胞自动机模型和多智能体模型(图2)。其中,元胞自动机模型是以各空间数据信息为基础的环境层,采用地理加权回归方法作为转换规则;而多智能体模型选取利用主体、开发主体以及政府主体作为微观智能体,研究讨论其对未开发地块的决策效用,构建ABM层的城市用地转化概率。2个模型最终通过共同的栅格空间实现交互,在汪锐良等(2013)研究方法的基础上加以改进,最终获得未开发地块的CA-ABM的转化概率。即可表示为:

$$E(t) = f(Z_t, A_t, t) \quad (3)$$

式中: Z_t 为 t 时刻研究区的元胞环境, A_t 为 t 时刻各微观决策主体的集合, t 为模型中模拟的时刻。

4.1 环境层

环境层由GIS获取的一系列环境要素层构成,包括交通通达层、社会状况层、经济发展层、自然条件层及城市用地层(表1)

本文采用指数距离衰减函数(Tian et al, 2014)表达某环境要素层对某位置的吸引力,以交通通达

图2 基于CA与ABM的城市居住用地扩张模型
Fig.2 Urban residential land expansion based on coupled cellular automata and agent-based model (CA-ABM)

表1 环境层类型及数据

Tab.1 Environmental layers and data

环境层类型	数据
交通通达层	到高速公路、一般公路的距离
社会状况层	到教育资源、医疗卫生资源、休闲服务距离
经济发展层	地价、房价、到生活品市场的距离
自然条件层	高程、坡度
城市用地层	2000、2005、2010、2015年城市用地数据

层为例,其公式为:

$$E_{\text{traffic}} = c_1 \times A_1 \times e^{-B_1 D_{\text{crode}}} + c_2 \times A_2 \times e^{-B_2 D_{\text{hway}}} \quad (4)$$

式中: E_{traffic} 为交通通达性评价指标; c_1 、 c_2 为各距离影响因子的影响权重, $c_1 + c_2 = 1$; A_1 、 A_2 为空间影响的强度系数; B_1 、 B_2 为空间影响的衰减系数; D_{crode} 和 D_{hway} 分别为一般公路或高速公路到福州市城市中心的距离。

4.2 元胞自动机层

本文采用地理加权回归 (Geographically Weighted Regression, GWR) 作为元胞自动机的转换函数, 综合考虑地理区位、自然、社会、经济等因素, 以提高模型的模拟能力。

地理加权回归将局部地理位置的空间特性纳入模型中, 反映空间上某一点的特征值受其邻近观测点特征值的影响程度, 并且这种影响会随距离的增加逐渐降低 (翟瑞雪, 2015; 李欣, 2016)。地理加权回归对一般的全局最小二乘回归模型进行扩展, 将数据的地理位置嵌入到回归参数之中, 其表达式为:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^n \beta_{ij}(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i \quad (5)$$

式中: y_i 是被解释变量在位置 (u_i, v_i) 的观测值, $\beta_0(u_i, v_i)$ 为位置 (u_i, v_i) 处的常数项系数, $\beta_{ij}(u_i, v_i)$ 为影响因子 j 在位置 (u_i, v_i) 的回归系数, x_{ij} 为影响因子 j 在位置 (u_i, v_i) 处的空间变量值, ε_i 是位置 (u_i, v_i) 的随机误差项。

因此, 非城市用地的土地单元向城市用地转化的CA层概率又可以表示为:

$$P(c_{ij} = \text{residential}) = \frac{\exp(z_{ij})}{1 + \exp(z_{ij})} = \frac{1}{1 + \exp(-y_i)} \quad (6)$$

式中, $P(c_{ij} = \text{residential})$ 表示非城市用地单元转化为城市用地的CA层概率, c_{ij} 是单元 (i, j) 的土地利用状态。

4.3 多智能体层

本文根据主体的功能、属性以及城市用地需

求, 将主体分为3类: 利用主体(城市居民)、开发主体(房地产开发商)和政府主体。

(1) 利用主体的空间决策模型

利用主体是城市用地的终端消费者, 在土地效用最大化原则的假设前提下, 结合前人的研究成果 (张云堂, 2014; Tsai et al, 2015), 采用随机效用模型, 综合考虑利用主体在城市用地选择决策过程中的行为和意愿, 得到某一待选土地单元 (i, j) 对利用主体 Agent 的选择偏好概率, 可表示为交通便利度、医疗条件、教育条件、环境质量、经济状况、土地利用状况以及区位条件的函数。

(2) 开发主体的空间决策模型

在前人研究的基础上 (张云堂, 2014), 利用随机效用模型和离散选择模型, 同时综合考虑开发主体和利用主体双方是相互影响、交互决策以及选择偏好问题, 得到开发主体的选择效用公式:

$$P_{\text{devemodi}}(i, j) = a \times P_{\text{deve}}(i, j) + b \times P_{\text{resi}}(i, j) \quad (7)$$

$$P_{\text{deve}}(i, j) = \frac{P_{\text{fangjia}}(i, j) - (P_{\text{loumianjia}}(i, j) + P_{\text{jianan}})}{P_{\text{loumianjia}}(i, j) + P_{\text{jianan}}} \quad (8)$$

$$P_{\text{resi}} = \frac{U_{\text{resi}}(t, ij) - U_{\text{min}}}{U_{\text{max}} - U_{\text{min}}} \quad (9)$$

$$U_{\text{resi}}(t, ij) = a \times E_{\text{traffic}} + b \times E_{\text{hospital}} + c \times E_{\text{education}} + d \times E_{\text{environment}} + e \times E_{\text{economic}} + f \times E_{\text{landsytyle}} + g \times E_{\text{location}} \quad (10)$$

式中: $P_{\text{devemodi}}(i, j)$ 表示开发主体的最终选择偏好概率; $P_{\text{deve}}(i, j)$ 表示经济利益驱动下开发主体的选择效用; $P_{\text{resi}}(i, j)$ 表示利用主体的最终选择效用; a 与 b 分别代表开发主体与利用主体对待选土地单元的选择效用权重, 由层次分析法获得; $P_{\text{fangjia}}(i, j) - (P_{\text{loumianjia}}(i, j) + P_{\text{jianan}})$ 表示预期收益, $P_{\text{fangjia}}(i, j)$ 表示房价, $P_{\text{loumianjia}}(i, j)$ 表示楼面价, P_{jianan} 表示建楼成本, 本文将 $P_{\text{loumianjia}}(i, j) + P_{\text{jianan}}$ 统称为地价; P_{resi} 表示利用主体的最终选择偏好概率; $U_{\text{resi}}(t, ij)$ 表示利用主体的选择效用; E_{traffic} 、 E_{hospital} 、 $E_{\text{education}}$ 、 $E_{\text{environment}}$ 、 E_{economic} 、 $E_{\text{landsytyle}}$ 、 E_{location} 分别表示待选土地单元的交通便利度、医疗条件、教育条件、环境质量、经济状况、土地利用状况以及区位条件, a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 分别为其对应的权重。

(3) 政府主体的空间决策模型

政府在城市用地扩张的过程中扮演着引导者

的角色,本文研究获取非城市用地单元转化为城市用地的转化概率,借鉴刘小平、黎夏等(刘小平等, 2006)的土地适宜性评价方法,综合考虑自然地理、法规政策等因素,其中自然条件主要包括高程、坡度和土地类型。

4.4 元胞自动机层与多智能体层的结合

城市用地发展的空间自组织性以及城市用地扩张过程中各微观主体决策行为的相互影响,共同推动了城市用地的扩张。因此,基于CA与ABM的城市用地扩张模型的转化概率可表示为:

$$P_{\text{transition}}(i,j) = a \times P_{\text{ca}}(i,j) + b \times P_{\text{abm}}(i,j) \quad (11)$$

$$P_{\text{abm}}(i,j) = c \times P_{\text{devemodi}}(i,j) + d \times P_{\text{gov}}(i,j) \quad (12)$$

式中: $P_{\text{transition}}(i,j)$ 为城市用地扩张的最终转化概率; $P_{\text{ca}}(i,j)$ 、 $P_{\text{abm}}(i,j)$ 、 $P_{\text{devemodi}}(i,j)$ 、 $P_{\text{gov}}(i,j)$ 分别代表CA层和ABM层、开发主体和政府主体城市用地扩张的转化概率; a 、 b 、 c 、 d 分别为其对应的权重,权重均用层次分析法得到。

5 结果及分析

5.1 模拟结果

本文以2000年数据为基准,利用传统的CA-ABM模型(张云堂,2014)与改进后的CA-ABM模型对2000年福州市城市用地情况进行模拟,确定模型参数,然后再利用模型分别对2005年、2010年和2015年福州市城市用地扩张情况进行模拟,并通过与2005年、2010年和2015年城市用地实际扩张情况进行对比,调整参数优化模型,最后得到模拟结果(图3)。

结合图3,从整体上看,改进后的CA-ABM模型获得的结果与传统的CA-ABM模型结果相比,在整体形态上比较一致,但在局部地区略有差别。例如,在福州市的西南部和东北部,传统模型误将部分农村居民点归为城市用地范围。

5.2 精度验证与分析

为了对改进前后的模型效果进行细致分析,本文采用点对点验证和Kappa系数两种方式对模拟结果进行精度评价。点对点验证是将模拟结果与实际情况进行叠加,然后逐点比较计算精度;而Kappa系数检验是评价空间模拟精度的一种常用指数,不同的Kappa系数表明相应的空间模拟一致性。Kappa的计算结果越接近于1,表明模拟结果

与实际情况越接近。2000年、2005年、2010年和2015年模拟验证结果如表2所示。

由表2可知,表2用量化的形式显示模型精度验证结果,其中传统的CA-ABM模型模拟的2000年、2005年、2010年和2015年点对点总体精度分别为91.67%、91.62%、89.79%和87.53%,Kappa系数分别为85.12%、84.03%、87.68%和85.61%;改进后的CA-ABM模型模拟的2000年、2005年、2010年和2015年点对点总体精度分别为96.26%、96.84%、97.19%和97.93%,Kappa系数分别为98.65%、93.03%、95.87%和92.03%。两种模型的精度均在80%以上,表明其在模拟福州市城市用地扩张的模拟结果有较强的可信度,而且修改后的模型精度更高,更稳定。

随着福州市城市用地扩张进程的不断加快,城市用地开始向周边河流和主要交通干线大规模扩张,加上港口吞吐量以及进出口贸易量的快速增长,促使福清区和平潭县的城市用地快速扩张。尤其是2015年,在“一带一路”战略和福州新区等政策的促进下,城市用地在2010年的基础上呈现大规模扩张趋势,以西南部最为明显。改进后的模型从微观角度出发,综合考虑人为和自然环境等各种因素,使模型的总体精度和Kappa系统均有所提高,这表明改进后的模型是可行的,而且更加可靠、稳定。

5.3 模型预测

情景是指对一些存在合理或不确定性的事件在未来一段时间内可能呈现的态势的一种假定(王贞超,2012)。本文根据福州市城市用地扩张的条件和特点,以及未来经济社会发展对城市用地的需求规划,模拟福州市2020年和2030年城市用地的扩张情况(图4)。由图4可知,随着福州市城市用地扩张进程的加快,相对集中的核心城市用地区空间已不能满足城市用地的发展要求,因此其城市用地开始沿河流和主要交通干线大规模扩张,居民点集聚成城市用地明显。城市用地量从3735 km²增加到4421 km²,年平均水平达到1.84%,相比于2000-2015年增速略有减缓。在原有城市用地连接成片的基础上,城市用地主要往两个方向扩张,一个是东北部,另一个是西南部,空间格局变化明显。模拟结果可为编制土地利用规划和城市的可持续发展提供科学依据。

图3 2000、2005、2010、2015年福州市城市用地扩张模拟结果与实际结果对比图

Fig.3 Urban land expansion simulation results compared with the actual urban land expansion of Fuzhou city, 2000, 2005, 2010, and 2015

6 结论与讨论

本文在研究福州市2000–2015年城市用扩张的基础上,以元胞自动机(CA)和多智能体(ABM)的相关理论为支撑,结合地理位置多层次约束性条件,

以地理加权回归模型作为CA层转换规则,从微观角度出发充分考虑地理区位、自然因素以及各智能体对环境变化决策的多准则性和意愿性,并以多期遥感影像的城市用地为参照,借助GIS空间分析技术,对CA和ABM相耦合的城市用地扩张模型进行

改进,然后利用传统的和改进后的CA-ABM模型,多角度、多层次地模拟福州市2000年、2005年、2010年、2015年城市用地扩张在微观格局上的变化。最后运用该模型,并结合福州市未来经济社会发展对城市用的需求规划,对2020年和2030年城市用地分布情况进行了预测。主要结论为:

(1) 传统的和改进后的CA-ABM模型整体精度均在80%以上,表明基于CA-ABM模型来模拟福州

表2 基于CA-ABM模型的城市用地扩张模拟结果检验表
Tab.2 Urban land expansion test results based on the traditional and modified CA-ABM models

	传统CA-ABM模型		改进CA-ABM模型	
	Kappa/%	总精度/%	Kappa/%	总精度/%
2000年	85.12	91.67	98.65	96.26
2005年	84.03	91.62	93.44	96.84
2010年	87.68	89.79	95.87	97.19
2015年	85.61	87.53	92.03	97.93

图4 福州市城市用地扩张模型预测结果图
Fig.4 Urban land expansion prediction results of Fuzhou City

市城市用地扩张的模拟结果有较强的可信度;而且改进后的模型精度更高,与福州市城市用地扩张的实际情况更为接近,表明改进后的模型更加稳定、可信。最后,利用该模型,结合福州市未来经济社会发展对城市用地扩张的需求规划,对2020年和2030年福州市城市用地扩张进行了模拟和预测,结果表明城市用地扩张依然保持开速发展趋势,尤其以西南和东北方向最为明显。

(2) 改进后的CA-ABM模型从微观机制出发,充分考虑了地理区位、自然因素、智能体选择意愿以及其间的相互耦合,借助GIS空间分析技术,以地理加权回归模型作为CA层转换规则,对城市用地进行多角度、多层次的模拟研究。相比于传统模型,其较好地解决了模型因转换阈值的不确定性而导致模拟精度低的问题使其模拟结果更加真实、可靠。

尽管本文利用优化后的CA-ABM模型模拟福州市城市用地扩张,结果相对较好,但由于城市用

地是受到自然、经济、社会等因素相互影响的复杂系统,要完全模拟其演变过程和细节是具有挑战性的。在今后的研究中还有很多需要改进的地方,例如,为确保模型更加稳定可靠,可将人口、GDP等社会驱动力纳入模型;预测过程中,结合福州市发展规划,可设定不同发展情景,使预测结果更加接近实际情况。

参考文献(References)

李欣, 叶长盛. 2016. 基于GWR模型的鄱阳湖地区城镇用地空间扩张差异及其影响因素研究[J]. 江西农业学报, 28(8):101-109. [Li X, Ye C S. 2016. Spatial differences of urban land expansion in Poyang Lake region and its influencing factors based on GWR model[J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 28(8): 101-109.]

李新东, 王立娜, 郭伟立, 等. 2016. 基于RS和GIS的北海市城市空间扩展监测分析[J]. 测绘与空间地理信息, 39(1): 97-99. [Li X D, Wang L N, Guo W L, et al. 2016. Characteristic monitor and analysis of spatial expansion of Beihai city based on RS and GIS[J]. Geomatics & Spatial Infor-

- mation Technology, 39(1): 97-99.]
- 廖江福, 唐立娜, 王翠平, 等. 2014. 城市元胞自动机扩展邻域效应的测量与校准研究[J]. 地理科学进展, 33(12): 1624-1633. [Liao J F, Tang L N, Wang C P, et al. 2014. Measuring and calibrating extended neighborhood effect of urban cellular automata model based on particle swarm optimization[J]. Progress in Geography, 33(12): 1624-1633.]
- 刘小平, 黎夏, 艾彬, 等. 2006. 基于多智能体的土地利用模拟与规划模型[J]. 地理学报, 61(10): 1101-1112. [Liu X P, Li X, Ai B, et al. 2006. Multi-agent systems for simulating and planning land use development[J]. Acta Geographica Sinica, 61(10): 1101-1112.]
- 牛文元. 2009. 中国新型城市化报告: 2009[M]. 北京: 科学出版社. [Niu W Y. 2009. China's new-urbanization report: 2009[M]. Beijing, China: Science Press.]
- 汪光焘. 2014. 中国城市状况报告: 2014/2015[M]. 北京: 中国城市出版社. [Wang G T. 2014. An introduction of urban status in China: 2014/2015[M]. Beijing, China: China City Press.]
- 汪锐良. 2013. 基于ABM的城市扩张、耕地保护与湿地流失的模拟研究: 以杭州市萧山区为例[D]. 杭州: 浙江大学. [Wang R L. 2013. Research on simulation of urban expansion, cultivated land protection and wetland loss based on Agent-based model: A study of Xiaoshan[D]. Hangzhou, China: Zhejiang University.]
- 王贞超. 2012. 基于GIS和MAS的城市用地扩展模拟研究[D]. 南京: 南京大学. [Wang Z C. 2012. Study of simulation for urban land expansion based on GIS and MAS[D]. Nanjing, China: Nanjing University.]
- 肖琳, 田光进, 乔治. 2014. 基于Agent的城市扩张占用耕地动态模型及模拟[J]. 自然资源学报, 29(3): 516-527. [Xiao L, Tian G J, Qiao Z. 2014. An agent-based approach for urban encroachment on cropland dynamic model and simulation[J]. Journal of Natural Resources, 29(3): 516-527.]
- 徐新良, 赵美艳, 闵稀碧. 2014. 城市扩展研究的主要进展与展望[J]. 生态科学, 33(3): 619-624. [Xu X L, Zhao M Y, Min X B. 2014. Main progress and prospect of urban expansion study[J]. Ecological Science, 33(3): 619-624.]
- 杨青生, 黎夏. 2007a. 多智能体与元胞自动机结合及城市用地扩张模拟[J]. 地理科学, 27(4): 542-548. [Yang Q S, Li X. 2007. Integration of multi-agent systems with cellular automata for simulating urban land expansion[J]. Scientia Geographica Sinica, 27(4): 542-548.]
- 杨青生, 黎夏. 2007b. 基于遗传算法自动获取CA模型的参数: 以东莞市城市发展模拟为例[J]. 地理研究, 26(2): 229-237. [Yang Q S, Li X. 2007. Calibrating urban cellular automata using genetic algorithms[J]. Geographical Research, 26(2): 229-237.]
- 翟瑞雪. 2015. 基于多主体模型的城市扩张模拟研究: 以赣州市章贡区为例[D]. 北京: 中国科学院大学. [Zhai R X. 2015. Research on simulation of urban expansion based on multi-agent model: A case study in Zhanggong District, Ganzhou City[D]. Beijing, China: University of Chinese Academy of Sciences.]
- 张鸿辉, 曾永年, 刘慧敏. 2011a. 多目标土地利用空间优化配置模型及其应用[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 42(4): 1056-1065. [Zhang H H, Zeng Y N, Liu H M. 2011. Multi-objective spatial optimization model for land use allocation and its application[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 42(4): 1056-1065.]
- 张鸿辉, 曾永年, 谭荣. 2011b. 基于多智能体的农地非农化时空模拟与规划模型[J]. 测绘学报, 40(3): 366-372. [Zhang H H, Zeng Y N, Tan R. 2011. A spatio-temporal simulation and planning model for farmland conversion based on multi-agent systems[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 40(3): 366-372.]
- 张鸿辉, 曾永年, 谭荣, 等. 2011c. 多智能体区域土地利用优化配置模型及其应用[J]. 地理学报, 66(7): 972-984. [Zhang H H, Zeng Y N, Tan R, et al. 2011. A model for regional land use optimization allocation based on multi-agent system and its application[J]. Acta Geographica Sinica, 66(7): 972-984.]
- 张云堂. 2014. 基于CA与ABM的城市居住用地扩张微观驱动机理模拟: 以杭州市为例[D]. 杭州: 浙江大学, 2014. [Zhang Y T. 2014. Research on simulation of urban residential land expansion's microscopic drive mechanism based on CA and Agent-based model: A case study of Hangzhou[D]. Hangzhou, China: Zhejiang University.]
- Angela S, Parent J, Civco D L, et al. 2011. The dimensions of global urban expansion: Estimates and projections for all countries, 2000-2050[J]. Progress in Planning, 75(2): 53-107.
- Basse R M, Omrani H, Charif O, et al. 2014. Land use changes modelling using advanced methods: Cellular automata and artificial neural networks. The spatial and explicit representation of land cover dynamics at the cross-border region scale[J]. Applied Geography, 53: 160-171.
- Liu Y L, He Q S, Tan R H, et al. 2016. Modeling different urban growth patterns based on the evolution of urban form: A case study from Huangpi, Central China[J]. Applied Geography, 66: 109-118.
- Rienow A, Stenger D. 2014. Geosimulation of urban growth

- and demographic decline in the Ruhr: A case study for 2025 using the artificial intelligence of cells and agents[J]. *Journal of Geographical Systems*, 16(3): 311-342.
- Tian G J, Qiao Z. 2014. Modeling urban expansion policy scenarios using an agent-based approach for Guangzhou Metropolitan Region of China[J]. *Ecology and Society*, 19(3): 52.
- Tsai Y, Zia A, Koliba C, et al. 2015. An interactive land use transition agent-based model (ILUTABM): Endogenizing human-environment interactions in the Western Missisquoi Watershed[J]. *Land Use Policy*, 49: 161-176.
- Wahyudi A, Liu Y. 2015. Spatial dynamic models for inclusive cities: A brief concept of cellular automata (CA) and agent-based model (ABM)[J]. *Journal Perencanaan Wilayah dan Kota*, 26(1): 54-70.
- Wei Y D, Ye X Y. 2014. Urbanization, urban land expansion and environmental change in China[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 28(4): 757-765.

Urban land expansion in Fuzhou City based on coupled cellular automata and agent-based models (CA-ABM)

CHEN Baofen¹, ZHANG Yaomin¹, JIANG Dong^{2*}

(1. Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710045, China; 2. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: Fuzhou City is an important gateway west of the South China Sea. This study uses geographically weighted regression (GWR) as the transformation rules of cellular automata (CA) layer based on the multi-level constraint conditions, taking into account geographical location, natural factors, and the multi-criteria and willingness of various agents to make decisions on environmental change, to simulate urban land expansion of Fuzhou City from 2000 to 2015. Using the urban land use data derived from remote sensing imageries of Fuzhou City in 2000 - 2015 as a reference, and with the help of GIS spatial analysis technology, this study developed an improved model of urban land expansion based on coupled CA and ABM. The traditional and improved CA-ABM models were used to simulate urban land expansion and change with a microscopic view for Fuzhou City in 2000, 2005, 2010, and 2015 from multiple angles and at multiple levels. The results show that the overall accuracy of the traditional and improved CA-ABM models was higher than 80%, and the simulation results based on the CA-ABM models for Fuzhou City are reliable. The point-to-point overall accuracy and Kappa of the improved CA-ABM model were higher than the traditional CA-ABM model, and the results of the improved CA-ABM model were closer to the actual distribution of urban land expansion in Fuzhou. It indicates that the improved CA-ABM model can be used to simulate urban land expansion, more accurately expresses a variety of geographic processes and mechanisms, and improves the reliability and stability of the simulation results. Finally, a forecast of the distribution of urban land expansion in 2020 and 2030 based on the improved CA-ABM model with scenario natural, economic, and social developments in Fuzhou provides an important theoretical and technical support for the urban land use planning of the city.

Key words: urban expansion; cellular automata (CA); agent-based model (ABM); CA-ABM model; Fuzhou