

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

王海军^{1,2} 夏 畅¹ 张安琪³ 张文婷⁴

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079
2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室,湖北 武汉,430079
3 北京大学城市规划与设计学院,广东 深圳,518055
4 华中农业大学资源与环境学院,湖北 武汉,430000

摘 要:提出了一种基于生物地理学优化算法寻找城市扩展元胞自动机(cellular automata,CA)模型最佳参数的方法。转换规则制定及相应权重参数获取是构建城市扩展 CA 的核心和难点。生物地理学优化算法(biogeography-based optimization,BBO)通过模拟生物物种在栖息地的分布、迁移和灭绝来求解优化问题。利用 BBO 算法自动获取城市扩展 CA 模型参数值,构建 BBO-CA 模型进行城市扩展模拟实验,并与粒子群算法(particle swarm optimization,PSO)、蚁群算法(ant colony optimization,ACO)、遗传算法(genetic algorithm,GA)及逻辑回归(logistic regression,LR)等方法相比较。结果表明,BBO 算法具有较好的收敛性,可有效地快速自动寻找城市扩展 CA 模型最佳参数组合,获取的空间变量权重参数较为合理;BBO-CA 模型明显提升了城市用地模拟精度,城市用地模拟精度为 72.5%,相对 PSO、ACO、GA、LR 各算法分别提升了 1.1%、1.2%、2.7%和 4.0%,Kappa 系数达到 0.700,分别提升了 0.015、0.016、0.034 和 0.046,且整体空间布局与实际情况更为接近,验证了应用 BBO 算法的可行性与优势。

关键词:生物地理学优化算法;城市扩展;元胞自动机;地理模拟

中图法分类号:P208;K901 **文献标志码:**A

元胞自动机(cellular automata,CA)作为一个离散的动力学模型,在模拟复杂非线性问题上具有独特的优势^[1],在城市扩展模拟^[2]、图像分割^[3]、林火蔓延^[4]、土地利用变化^[5]等领域得到广泛的应用。城市扩展模拟是元胞自动机应用的一个热点领域,从微观角度出发提供了一种新的研究视角。确定转换规则及相应的权重参数是城市扩展模拟研究中的重点和难点。为使 CA 模型模拟的结果更加接近真实的城市发展情况,许多数理统计方法被相继引入,多位学者将多准则判断用于计算城市转换概率,将主成分分析、逻辑回归、费歇尔(Fisher)判断等也被用于转换规则的变量权重参数确定^[6-8]。数理统计方法易于理解,运算方便,但在 CA 模型转换规则制定与参数获取中存在计算效率低下、假设解释变量间线性无关、获取的参数欠合理等缺陷,难以体现城市扩展

过程的非线性与高度复杂性等特征^[8,9]。

随着仿生智能进化算法的兴起,一些仿生智能优化算法被应用到城市扩展 CA 模型中。杨青生等^[9]用遗传算法获取 CA 模型的最优权重参数;冯永玖等^[10]构建粒子群智能随机元胞模型搜索最优的权重参数。相对于传统参数获取方法,这些方法能够高效快速获取模型最佳权重参数组合及转换规则,模拟的城市空间形态更加接近城市实际发展情况,但也可能存在收敛速度慢、全局优化程度不高、易陷入局部最优等问题。

生物地理学优化算法(biogeography-based optimization,BBO)是美国 Dan Simon 于 2008 年提出的一种全局仿生智能优化算法,目前被广泛应用到多目标规划^[11]、复杂系统优化^[12]等多个领域中。它通过模拟生物物种在栖息地的分布、迁移和灭绝规律机制来开展寻优过程^[13],因其与

遗传算法、粒子群算法等具有的共性,及自身的独特优点,理论上可更好地用于解决 CA 模型中的参数优化问题,克服已有优化算法较难实现、容易陷入局部最优等缺陷。本文提出基于 BBO 算法的城市扩展 CA 模型参数组合自动获取方法,将构建的 BBO-CA 模型应用于武汉市江夏区 2007 和 2011 年城市扩展模拟实验中,并与粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、逻辑回归 (logistic regression, LR) 等方法相对比,验证 BBO 算法性能及其在城市扩展中应用的合理性与优势。

1 生物地理学优化算法的城市扩展 CA 模型构建

1.1 生物地理学优化算法

BBO 算法源于生物地理学,通过研究生物物种的分布、迁移、变异和灭绝等地理分布规律来求解优化问题^[15]。在生态系统中,生物物种由于受到自然规律和本身运动的影响而分布在不同的区域,即栖息地。栖息地被分割成相对独立的区域,但生物物种会在不同的栖息地间相互迁移。如果某栖息地具有较高的栖息适宜指数 (habitat suitability index, HSI),则该栖息地适宜生物生存。栖息适宜指数受栖息地的适宜指数变量 (suitability index variables, SIVs) 的影响,如区域的地形坡度、降雨量和植被覆盖率等因素。HSI 是影响栖息地的生物物种地理分布和空间迁移的主要因素。受自然条件限制,每个栖息地只能容纳有限数量的生物物种,高 HSI 的栖息地能够容纳更多的生物物种,相反具有较低 HSI 的栖息地只能供较少的物种生存^[14]。BBO 算法参数表如表 1 所示。

表 1 BBO 算法参数表

Tab. 1 Parameters of BBO Algorithm

| 参数 | 实质 | 数学表达 | 含义 |
|--------|----|---|---------|
| 生态系统 | 群体 | $H^n = \{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ | 最大可行解范围 |
| 栖息地 | 个体 | $H_i (i=1, 2, \dots, n)$ | 对个体进行操作 |
| 栖息适宜指数 | 数值 | $f(X_i)$ | 表示个体好坏 |
| 适宜指数变量 | 向量 | $\mathbf{X}_i = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ | 一个可行解向量 |
| 迁入率 | 数值 | λ | 个体迁入的概率 |
| 迁出率 | 数值 | μ | 个体迁出的概率 |
| 突变率 | 数值 | m | 个体突变的概率 |

1.2 生物地理学优化城市扩展 CA 模型

1.2.1 城市扩展 CA 转换规则

转换规则的获取是城市扩展 CA 模型的核心,已有研究表明,城市扩展具有一定的空间发展

规律,与离城区中心距离、离各级镇中心距离、离道路网距离等区位因素高度相关,可表达为^[10]:

$$z_{ij} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_mx_m \tag{1}$$

式中, x_1, x_2, \dots, x_m 为空间变量; $a_0, a_1, a_2, \dots, a_m$ 为空间变量的权重参数; z_{ij} 为描述元胞 ij 的城市发展程度的向量,可将其转化为城市发展概率:

$$P_0 = 1/(1 + \exp(-z_{ij})) \tag{2}$$

综合考虑局部邻域作用、全局限制作用及随机因素,对空间变量驱动下的元胞转换概率进行修正:

$$P = P_0 \times P_l \times P_c \times P_r \tag{3}$$

式中, P_l 表示中心元胞受到的邻域内已发展为城市用地元胞的影响值,为:

$$P_l = \sum \text{con}(S_{ij} = \text{urban}) / (n \times n - 1) \tag{4}$$

式中, S_{ij} 为邻域内元胞状态; $\text{con}()$ 为条件函数,若 S_{ij} 为城市元胞,则返回值 1,若为假,则返回值 0。

P_c 表示元胞受到全局限制作用的转换概率,是在整个元胞空间内,限制元胞转换为城市用地的因素,如土地利用规划中的禁止建设区、基本农田保护区和自然保护区等。 P_c 可用 0、1 进行表示,0 表示不能发展或发展阻力较大,1 表示具有较大的发展潜力或无发展阻力,若有一项取值为 0,则 $P_c=0$ 。

P_r 为随机干扰函数,在城市扩张模拟研究中需要通过在转换规则中加入随机因素来反映城市扩张过程的不确定性,计算式为^[16]:

$$P_r = 1 + (-\ln(a))^k \tag{5}$$

式中, a 是 $[0, 1]$ 内的随机数, k 是控制 a 影响程度的一个参数,取值为 1~10 间的整数^[16]。综上所述,元胞在下一时刻的状态可以表示为:

$$S_{ij}^{t+1} = f(S_{ij}^t, P_{ij}^t, P_{\text{threshold}}) \tag{6}$$

式中, S_{ij}^{t+1} 是元胞在 $t+1$ 时刻的状态,当元胞在 t 时刻的转换概率 P_{ij}^t 大于阈值 $P_{\text{threshold}}$ 时,元胞转换为城市用地,否则元胞保持原有状态不变。

1.2.2 基于生物地理学优化算法的权重参数获取

在上述定义的转换规则中,空间变量作用产生的城市发展概率涉及一系列复杂的权重参数。本文利用生物地理学优化算法获取最优的参数组合,建立生物地理学优化元胞自动机模型 (BBO-CA 模型),其模型框架图如图 1 所示。利用 BBO 算法获取 CA 模型参数关键是将待优化问题的解映射到优化算法中。在该优化问题中,一个栖息地的适宜指数变量对应一个参数解集,假设有 m 个空间变量,对应应有 $m+1$ 个空间变量的参数,则栖息地的 SIV 的维度为 $m+1$; 栖息地的 HSI 用

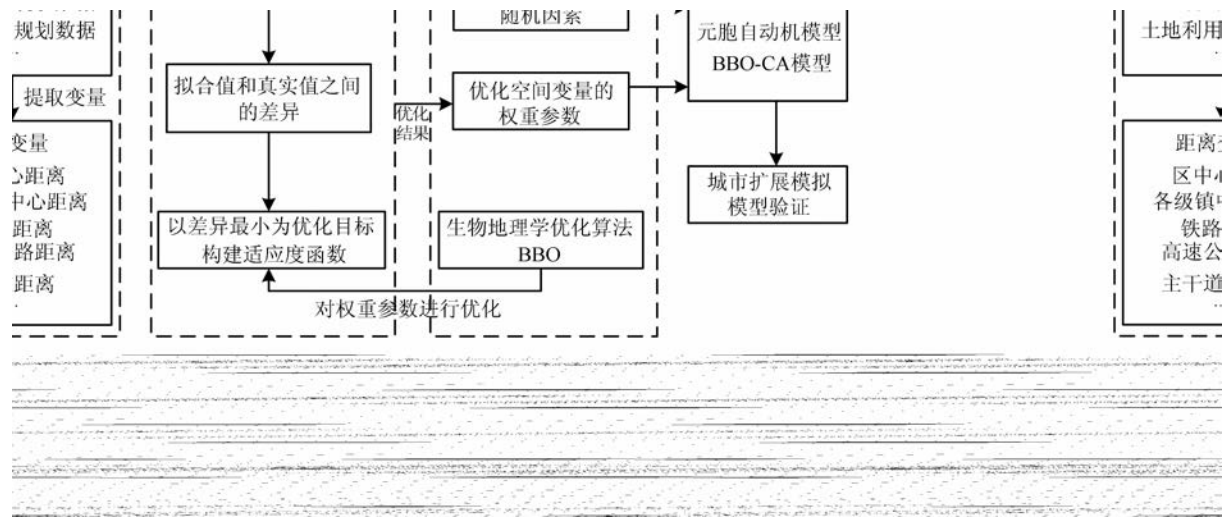


图 1 生物地理学优化元胞自动机模型(BBO-CA 模型)框架图
Fig. 1 CA Model Based on Biogeography-Based Optimization

于表示解的优劣度,该问题中将函数拟合结果与真实情形的差异值作为待优化的目标,即优化问题的适应度函数,引导寻优过程不断进行。

本文构造 HSI,即适应度函数,定义为^[9,10]:

$$\begin{cases} f(x) = \sum_{i=1}^n (f'_i - f_i)^2 \\ f'_i(x_1, x_2, \dots, x_m) = \frac{1}{1 + \exp(-(a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_mx_m))} \end{cases} \quad (7)$$

式中, i 是训练样本, f_i 表示样本 i 对应的观测值,即真实的城市用地发展情形, $f_i=1$ 表示转换为城市用地元胞, $f_i=0$ 表示未转换为城市用地元胞; f'_i 表示根据样本 i 的空间变量作用估计出的城市发展概率。利用 BBO 算法进行城市扩展 CA 模型权重参数优化的本质是使得目标 $f(x)$ 最小化的函数优化问题。

BBO 算法流程图如图 2 所示。在算法的迭代过程中,需要对多个栖息地表示的候选解进行优化,用 HSI 作为评价候选解好坏的标准,其进化过程中包括两个步骤。

1) 基于迁移算子进行栖息地迁移更改操作。迁移算子是根据迁移率(迁入率和迁出率)来调整更改栖息地的概率算子,设定栖息地的迁入率和迁出率符合线性迁移模型,迁移栖息地可以采用轮盘赌方法选取,每次迭代过程中用优良解的 SIV 代替劣质解的 SIV,使得栖息地之间实现信息共享,提高可行解的质量。

2) 基于突变算子的栖息地突变操作。通过设定一个突变阈值,若突变率大于阈值则进行突变操作,同时保留精英个体使得栖息适宜指数高

的栖息地得以保留不变,而栖息适宜指数低的栖息地则向栖息适宜指数高的栖息地突变,进而得到全局最优解。

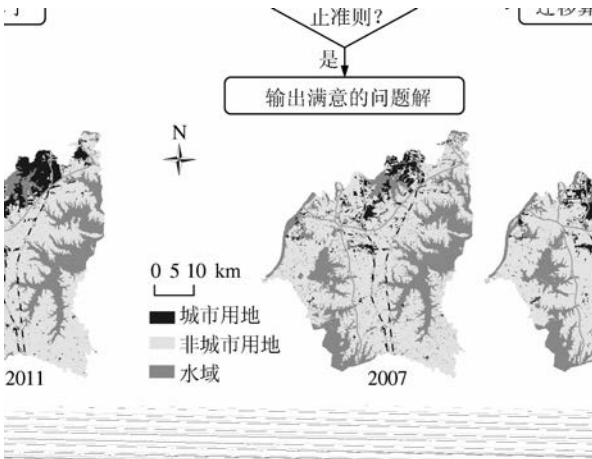


图 2 生物地理学优化算法优化问题求解流程图
Fig. 2 Flowchart of Problem Optimization with BBO

2 城市扩展 CA 模拟实验与结果分析

2.1 实验区及空间数据

本文以武汉市江夏区为试验区(图 3),实

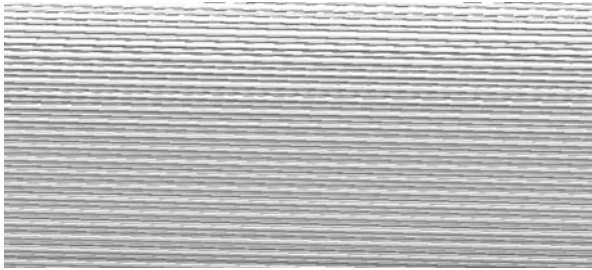


图 3 武汉市江夏区土地利用历史数据
Fig. 3 Land Use Data in Jiangxia District, Wuhan

验数据主要为江夏区 2007 年、2011 年土地利用现状数据、武汉市江夏区土地利用总体规划(2006~2020 年)、交通路网等。为获取实验所需训练数据,利用 ArcGIS 工具对历史数据进行空间叠置分析和欧氏距离计算,提取城市用地变化及空间变量数据(图 4),并进行数据标准化处理;然后

采用随机分层法对标准化后的空间数据进行采样,采样时按 20% 的比例从转换为城市用地的元胞和可转换而尚未转换为城市用地的元胞中分别随机抽取样点^[16],通过检查剔除误差点,得到最终的空间训练样本。

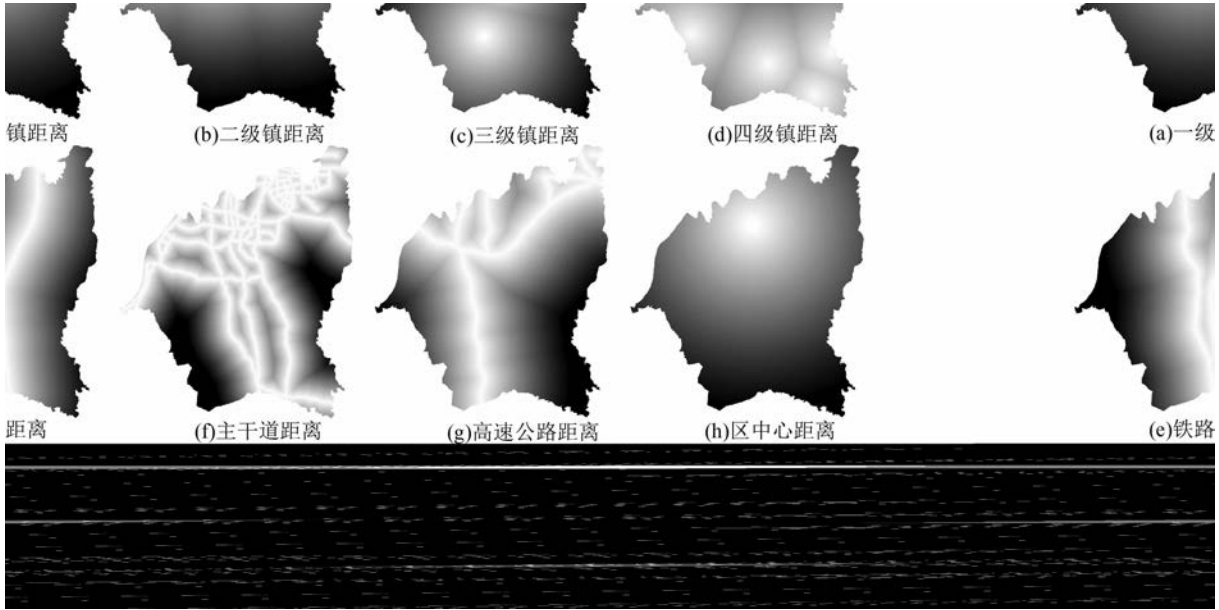


图 4 空间变量数据(灰度值越高则空间距离越近)
Fig. 4 Distance Variables of Spatial Data

2.2 参数获取及城市模拟

根据江夏区 2007 年和 2011 年的城市扩展历史变化样本数据,分别利用 BBO、PSO、ACO、GA 及 LR 获取一组最优的权重参数,从而制定江夏区城市扩展的转换规则。初始参数对算法寻优结果有非常重要的影响,本文主要参考文献[14]对于 BBO 设置参数如下: $P_{mod}=1$,迁入概率边界 $[0,1]$,最大的迁入率和迁出率为 1,突变概率为 0.005。其他算法参数设置尽可能相同,其中各算法的种群大小均设为 50,精英个数为 2,迭代次数设为 500 次^[13]。

从智能算法收敛曲线(图 5)易看出,PSO 收敛速度最快,适应度值(HSI)从第 0 次迭代的 2 561.55 快速降低到第 25 次迭代的 1 376.4, BBO 收敛速度次之,但其寻找到的全局优化适应度函数值更优,ACO 和 GA 收敛速度较慢,且最优解的 HSI 值较大。针对同一训练样本数据,各方法获取的空间变量权重参数存在一定差异(表 2)。权重参数值具有明确的地理含义,可以有效反映空间距离变量对城市扩张的影响作用。参数识别结果表明,2007 年和 2011 年对江夏区城市用地发展概率贡献最大的是区中心距离、一级镇距离

表 2 空间变量参数识别结果

Tab. 2 Parameter Identification of Space Factors

| 空间变量 | BBO | PSO | ACO | GA | LR |
|--------|--------|--------|--------|--------|-------|
| 常数 | -12.18 | -6.63 | -9.22 | -16.89 | -4.51 |
| 一级镇距离 | -12.75 | -10.67 | -6.93 | -17.21 | 2.32 |
| 二级镇距离 | 2.15 | 2.45 | -3.64 | 16.49 | 1.51 |
| 三级镇距离 | 8.01 | 7.17 | 6.61 | 11.95 | 2.88 |
| 四级镇距离 | 19.00 | 9.77 | 18.62 | 18.29 | 5.62 |
| 铁路距离 | -4.09 | -3.63 | -17.55 | 1.93 | -2.77 |
| 主干道距离 | -5.32 | -0.90 | 1.66 | -10.16 | -7.69 |
| 高速公路距离 | 6.83 | 4.60 | 1.61 | 11.18 | 1.90 |
| 区中心距离 | -19.97 | -15.11 | -18.63 | -19.92 | -6.82 |

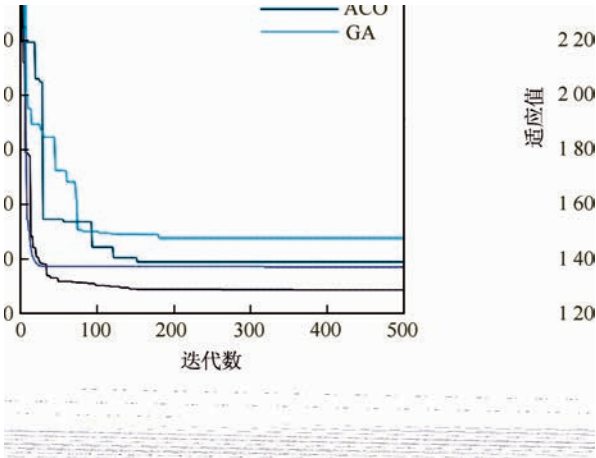


图 5 智能算法迭代收敛曲线图
Fig. 5 Convergence Curve of Intelligent Algorithms

和主干道距离,在各算法中其权重多为负,且绝对值较大,其次为铁路距离;2007 年和 20011 年,江夏区中南部乡镇的城市扩张进程缓慢,二级镇中心、三级镇中心、四级镇中心及高速公路对城市扩张相对没有吸引力,其权重参数可为正值。所以结合江夏区实际的城市发展情况表明,BBO 识别的参数结果较为合理;而 GA 中离铁路距离与城市发展概率呈正相关,LR 中一级镇距离与城市发展概率呈正相关,这与实际情况相悖。

基于各算法获取的权重参数计算区域变量作用大小,并结合全局因素、邻域因素和随机因素的作用,根据非城市元胞的行为转变规则计算元胞最终元胞转换概率,构建相应的 BBO-CA、PSO-CA、GA-CA、ACO-CA、LR-CA 模型;在模拟过程中,通过总面积控制法确定模型的终止条件,根据城市用地增加的实际数量固定迭代次数及转换元胞数,每次迭代过程中选择转换概率最大的元胞进行转换,从而实现非城市元胞状态的更新。

2.3 模拟验证与对比

1) 模拟结果的整体格局分析

从整体上比较各模型的模拟结果(图 6)发现,各模型在整体的扩张形态和方向上区别不大,城市扩张主要发生于区域北部,而在江夏区南部的城镇化速率较慢,这与江夏区实际的城市扩张形态较为相似。Moran's I 指数用于描述空间的自相关性,也可反映空间的集聚和分散程度。从表 3 中的计

算结果可以发现,BBO-CA 模型模拟结果的 Moran's I 指数与 2011 年实际情况的 Moran's I 指数值非常接近,这说明 BBO-CA 模型模拟的城市扩张格局与实际情况的整体空间格局更为符合。

表 3 Moran's I 指数对比

Tab. 3 Comparison of Moran's I Index

| 2007 年 | 2011 年 | BBO-CA | PSO-CA | ACO-CA | GA-CA | LR-CA |
|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|
| 0.231 | 0.515 | 0.449 | 0.411 | 0.420 | 0.382 | 0.319 |

2) 模拟结果的局部差异分析

图 6 中红线标示出各城市扩展 CA 模型模拟结果的局部差异。从模拟结果的局部扩张特征可以看出,BBO-CA 与 PSO-CA 模型模拟的新增城市用地沿铁路及主干道扩张趋势明显,城市发展布局与实际情况较为相符,且 BBO-CA 模型模拟的空间布局细部更为真实;而 ACO-CA 模型在江夏区北部的新增城市用地明显多于实际情况,但该模型模拟的城市用地布局较为紧凑合理;GA-CA 与 LR-CA 模型模拟的新增城市用地分布较为散乱,存在较多跳跃式发展的现象,与实际城市发展格局存在较大差异;各模型均未能对江夏区东北部的城市扩展进行较为准确的模拟,这说明 CA 模型在模拟孤立式发展的城市用地方面能力不足。综合表明 BBO-CA 模型模拟结果整体空间布局与实际更为契合。

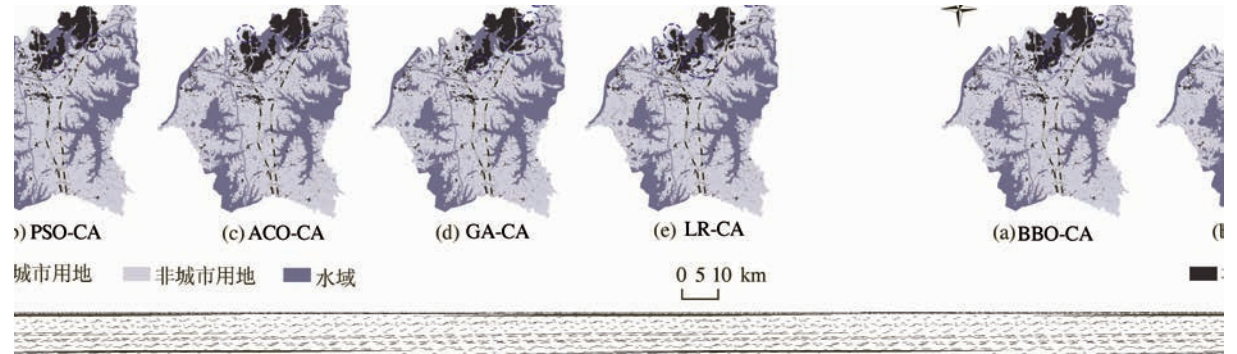


图 6 武汉市江夏区 2007 和 2011 城市扩展模拟结果对比图

Fig. 6 Comparison of Urban Expansion Simulation in Jiangxia District of 2007 and 2011

3) 模型精度对比分析

城市扩张模拟结果的精度评价是验证模型是否合理准确的关键。比较五种 CA 模型模拟结果的精度(表 4 和表 5)可知,BBO-CA 模型的 Kappa 系数明显高于其他模型,达到 0.700;PSO-CA 模型与 ACO-CA 模型的模拟精度相近,Kappa 系数分别为 0.685 和 0.684;GA-CA 模型精度较其他三种优化模型低,略高于 LR-CA 模型;LR-CA 模型的模拟精度最低,其 Kappa 系数仅为 0.654。在城市

表 4 LR-CA 模型模拟的精度

Tab. 4 Comparing the Accuracy of LR-CA Models

| LR-CA | 非城市用地 (网格单元) | 城市用地 (网格单元) | 精度 |
|----------|-----------------|----------------|-------|
| 非城市用地 | 246 991 | 7 945 | 96.9% |
| 城市用地 | 7 992 | 17 378 | 68.5% |
| Kappa 系数 | | | 0.654 |

用地的模拟精度方面,BBO-CA 模型有效改善了城市用地的模拟精度,较 LR-CA 模型提高近 4 个百分点。这表明本研究提出的 BBO-CA 模型对

表 5 基于智能算法的城市扩展 CA 模型精度对比

Tab. 5 Comparing the Accuracy of CA Models Based on Intelligent Algorithm

| 算法 | | 非城市用地 (网格单元) | 城市用地 (网格单元) | 精度 |
|--------|----------|-----------------|----------------|--------|
| BBO-CA | 非城市用地 | 248 072 | 6 864 | 97.3/% |
| | 城市用地 | 6 970 | 18 400 | 72.5/% |
| | Kappa 系数 | | | 0.700 |
| PSO-CA | 非城市用地 | 247 668 | 7 268 | 97.2/% |
| | 城市用地 | 7 269 | 18 101 | 71.4/% |
| | Kappa 系数 | | | 0.685 |
| ACO-CA | 非城市用地 | 247 645 | 7 291 | 97.1/% |
| | 城市用地 | 7 291 | 18 079 | 71.3/% |
| | Kappa 系数 | | | 0.684 |
| GA-CA | 非城市用地 | 247 256 | 7 680 | 97.0/% |
| | 城市用地 | 7 675 | 17 695 | 69.8/% |
| | Kappa 系数 | | | 0.667 |

城市用地的模拟较优,适用于城市扩展模拟研究。

3 结 语

本文提出基于 BBO 算法的城市扩展 CA 模型参数自动获取方法,结果表明 BBO 算法收敛性较好,获取的空间变量参数较为合理,BBO-CA 模型明显改善了城市用地的模拟精度,且模拟结果的城市空间布局与实际更为接近。BBO 算法作为一种新颖的智能进化算法,在许多复杂优化问题处理中表现出独特的优越性,本文将引入城市地理模拟研究中,拓展了该算法的应用领域。该算法中栖息地和 SIVs 能够与城市系统中的地块或更大用地单元及影响土地利用和城市发展的交通区位、地形地貌等属性形成较好的映射关系,因而在城市地理研究领域将具有极大的发展潜力和应用前景。本研究未考虑样本数量和算法参数对实验的影响,此后将研究不同的空间采样策略及初始参数下的识别结果与变化规律;另外,本文仅考虑土地利用变化中非城市用地类型向城市用地类型的单一转换过程,多地类综合关系探索与协同模拟也是今后一个重要的研究方向。

参 考 文 献

[1] Li Xia, Yeh Anthony Gar-On, Liu Xiaoping, et al. Geographical Simulation Systems: Cellular Automata and Multi-agent System[M]. Beijing: Science Press, 2007 (黎夏, 叶嘉安, 刘小平, 等. 地理模拟系统: 元胞自动机与多智能体[M]. 北京: 科学出版社, 2007)

[2] Liu X P, Ma L, Li X, et al. Simulating Urban Growth by Integrating Landscape Expansion Index (LEI) and Cellular Automata[J]. *International Journal of Geographical Information Science*,

2014, 28(1):148-163

[3] Wang Haijun, Zhang Wenting, He Sanwei, et al. An Image Segmentation Method Based on Cellular Automata and Fuzzy C Means[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(11): 1 288-1 291(王海军, 张文婷, 贺三维, 等. 利用元胞自动机和模糊 C 均值进行图像分割[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2010, 35(11): 1 288-1 291)

[4] Wang Haijun, Zhang Wenting, Chen Yingying, et al. Fire Spreading Model Based on CA Scope[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(5): 575-581(王海军, 张文婷, 陈莹莹, 等. 利用元胞自动机作用域构建林火蔓延模型[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(5): 575-581)

[5] Zhang Y H, Li X, Liu X P, et al. Self-Modifying CA Model Using Dual Ensemble Kalman Filter for Simulating Urban Land-Use Changes[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, 29(9): 1 612-1 631

[6] Wu F, Webster C J. Simulation of Land Development Through the Integration of Cellular Automata and Multicriteria Evaluation[J]. *Environment and Planning B*, 1998, 5:103-126

[7] Li Xia, Yeh Anthony Gar-On. Application of Principal Component Analysis and CA in Spatial Decision-Making and Urban Simulation[J]. *Scientia Sinica Terrae*, 2001, 31(8):683-690 (黎夏, 叶嘉安. 主成分分析与 CA 在空间决策与城市模拟中的应用[J]. 中国科学(D 辑), 2001, 31(8):683-690)

[8] Wu F. Calibration of Stochastic Cellular Automata: The Application to Rural-Urban Land Conversions[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2002, 16(8):795-818

[9] Yang Qingsheng, Li Xia. Calibrating Urban Cellular Automata Using Genetic Algorithms[J]. *Geo-*

graphical Research, 2007, 26(2): 229-237 (杨青生, 黎夏. 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, 2007, 26(2): 229-237)

[10] Feng Yongjiu, Tong Xiaohua, Liu Miaolong. A Particle Swarm Intelligence Based Cellular Model for Urban Morphology Evolution Modeling: A Case Study in Jiading District of Shanghai[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2010, 12(1): 17-25 (冯永玖, 童小华, 刘妙龙. 城市形态演化的粒子群智能随机元胞模型与应用[J]. 地球信息科学, 2010, 12(1): 17-25)

[11] Guo W, Wang L, Wu Q. Numerical Comparisons of Migration Models for Multi-Objective Biogeography-Based Optimization[J]. *Information Sciences*, 2016, 328(C): 302-320

[12] Niu Q, Zhang L, Li K. A Biogeography-Based Optimization Algorithm with Mutation Strategies for Model Parameter Estimation of Solar and Fuel Cells [J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 86: 1 173-1 185

[13] Simon D. Biogeography-Based Optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(6): 702-713

[14] Simon D, Rarick R, Ergezer M, et al. Analytical and Numerical Comparisons of Biogeography-Based Optimization and Genetic Algorithms [J]. *Information Sciences*, 2011, 181(7): 1 224-1 248

[15] Wang Haijun, Xia Chang, Zhang Anqi, et al. Scenario Simulation and Control of Metropolitan Outskirts Urban Growth Based on Constrained CA: A Case Study of Jiangxia District of Wuhan City[J]. *Progress in Geography*, 2016, 35(7): 793-805 (王海军, 夏畅, 张安琪, 等. 基于约束性 CA 的大都市郊区城镇增长的情景模拟与管控: 以武汉市江夏区为例[J]. 地理科学进展, 2016, 35(7): 793-805)

Calibrating Urban Expansion Cellular Automata Using Biogeography-Based Optimization

WANG Haijun^{1, 2} XIA Chang¹ ZHANG Anqi³ ZHANG Wengting⁴

1 School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Key Laboratory of Geographic Information Systems, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 School of Urban Planning and Design, Peking University, Shenzhen 518055, China

4 School of Resource and Environmental, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430000, China

Abstract: A new method is presented in this paper using biogeography-based optimization to calibrate urban expansion cellular automata (CA). Determining the transition rules and corresponding parameters is the key to a CA model. Biogeography-based optimization (BBO), is a new intelligent bionic optimization algorithm, solving problems by simulating the distribution, migration, and extinction of biological species. In this paper, a BBO algorithm is used to obtain transition rules and parameter values, and construct a BBO-CA model to simulate urban expansion. Compared with particle swarm optimization (PSO), the ant colony algorithm (ACO), genetic algorithm (GA), and logistic regression (LR), the BBO algorithm can effectively and quickly yield optimal and reasonable parameters. BBO performs effectively in terms of convergence and stability, with greater accuracy for urban cells and visual spatial layouts of simulation results. This paper illustrates the novel capabilities of the BBO algorithm for acquisition of variable parameters for urban cellular automata and has potential for simulations of other urban geographic phenomena.

Key words: biogeography-based optimization; urban expansion; CA; geographical simulation

First author: WANG Haijun, PhD, professor, specializes in the theories and methods of geographical simulation and urban planning and land resource evaluation. E-mail: landgiswhj@163.com

Corresponding author: XIA Chang, master. E-mail: xia2016@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41571384.