

协同空间模拟与优化及其在快速 城市化地区的应用^①

黎 夏

(中山大学地理科学与规划学院, 广州 510275)

摘要: 空间过程分析和模拟是当前的研究热点之一, 而以往的空间优化多是以静态的城市空间进行的, 没有考虑城市的动态变化情况。本文在此基础上将模拟和优化同时进行, 提出了协同空间模拟与优化的概念。以公共设施空间选址、路径覆盖优化、自然保护区规划及城市能源消耗情景模拟为例, 证实了协同空间模拟与优化在快速城市化地区应用的可行性与实用性。

关键词: 协同; 空间模拟; 空间优化; 蚁群优化算法

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00321

1 引言

著名 GIS 专家 Michael Batty 指出, 城市快速增长是 21 世纪最大的挑战, 模拟城市增长和土地利用变化有重要的意义。土地利用变化、生态系统变化和生物多样性研究是美国今后 10 年的重大国家需求。空间过程分析与模拟是当前研究的热点问题之一。然而, 以往的空间优化多是基于静态的城市空间进行的, 没有考虑到城市的动态变化情况, 且传统 GIS 在地理时空建模方面具有局限性。事实上, 由于国内许多城市的快速扩张, 静态的空间优化方式存在很大的弊端。在大多数空间模型中, 模拟和优化都是分开进行的, 这种方法不适合快速增长的地区^[1]。

快速城市化地区在资源环境的管理、规划和利用中, 经常需要面对如何在空间上优化配置这些资源以产生最大效益的问题。当把 GIS 空间数据引入到空间优化决策模型中时, 所涉及的数据量非常大, 传统方法根本无法解决。且传统方法基于数学方程或自上而下的模型难以解决复杂的空间关系, 无法有效揭示地理时空过程的规律。最近发展的

地理元胞自动机、多智能体系及群智能等地理模拟系统可有效地解决如城市演变过程的模拟与预测、大尺度土地利用变化模拟及生态控制线规划等一系列决策问题^[2]。

2 协同空间模拟与优化模型

协同一词来源于希腊文, 意为共同工作。所谓协同, 就是指协调两个或者两个以上的不同资源或者个体, 协同一致地完成某一目标的过程或能力。协同学是研究协同系统从无序到有序的演化规律的新兴综合性学科。协同系统是指由许多子系统组成, 能以自组织方式形成宏观的空间、时间或功能有序结构的开放系统。

协同空间地理模拟与优化是将地理模拟模型与空间优化模型进行耦合, 形成一个具有空间分析、过程模拟和空间优化功能的强大工具, 为辅助相关空间决策服务。地理信息系统分为这样几个部分: 空间数据管理, 空间分析, 可视化。协同空间模拟与优化, 将采用自下而上的模型, 并结合大尺度土地利用变化模拟进行。对此, 利用元胞自动机

收稿日期: 2013-04-01; 修回日期: 2013-05-01.

作者简介: 黎 夏(1962-), 男, 博士, 教授, 主要从事城市扩展模拟、遥感定量研究与应用。E-mail: lixia@mail.sysu.edu.cn

①本文内容源自作者在资源与环境信息系统国家重点实验室“石坚论坛”上的主题报告, 经录音整理, 并经作者审阅修改。

相对简单一些,可包括土地格局演变模拟与预测,大尺度土地利用变化模拟,情景模拟与城市规划等模拟与优化问题。也可以利用多智能体系探索人地关系,土地利用变化等,这都是一些比较复杂的地理过程。常规的GIS方法在大尺度模拟研究方面是有缺陷的,我们需要获取很详细的数据资料,

而协同空间模拟与优化能弥补GIS的不足。

地理模拟系统是在计算机软、硬件支持下,通过自下而上的虚拟模拟实验,对复杂系统(如各种地理现象)进行模拟、预测、优化和显示的技术。元胞自动机和多智能体系统是地理模拟系统的核心。图1是协同空间模拟与优化模型的示意图。

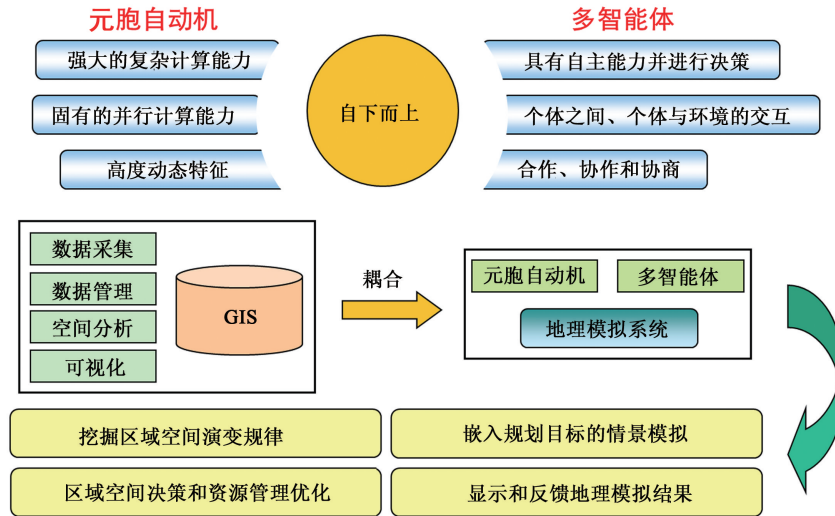


图1 协同空间模拟与优化模型

Fig.1 Collaborative space simulation and optimization model

3 蚁群智能优化算法

蚁群智能属于多智能体的一种,是根据信息素,蚂蚁个数采用不同个体之间的相互正向反馈机制,根据蚂蚁的觅食行为抽象而成。它是由意大利学者Dorigo. M等于1991年提出的^[3],具有较强的鲁棒性,以及优良的分布式计算机制,易与其他方法相结合^[4]。对这个算法进行改进,把目标函数用到算法里面来进行选址、选路线及选面来让其自动生成以达到最优,其公式如式(1)。

设 $\tau_{ij}(1) = Const$ 为初始信息素浓度(常数),

$$p_{ij}^r(k) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(k)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(k)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_r} [\tau_{ij}(k)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(k)]^\beta}, & j \in allowed_r \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\eta_{ij}(k) = \frac{1}{d_{ij}}$ 为蚂蚁在选择某一路径的概率; $allowed_r$ 表示蚂蚁下一次允许选择的城市; α 为信息素启发式因子,反映蚂蚁在运动过程中

所积累的信息在蚂蚁运动时所起的作用,其值越大,则蚂蚁倾向于选择其他蚂蚁经过的路径; β 为期望启发式因子,反映蚂蚁在运动过程中启发信息在蚂蚁选择路径中的受重视程度; η 为启发函数, d_{ij} 表示相邻两个城市之间的距离^[5]。

$$\text{现今 } \tau_{ij}(k+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(k) + \Delta \tau_{ij}(k),$$

$$\Delta \tau_{ij}(k) = \sum_{r=1}^m \Delta \tau_{ij}^r(k),$$

$$\Delta \tau_{ij}^r(k) = \begin{cases} \frac{Q}{L_r}, & \text{若第 } r \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } (i, j) \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

(2)

式(2)中, $\Delta \tau_{ij}^r(k)$ 为信息素更新策略; τ 是路径上的信息素; ρ 表示信息挥发系数,其取值范围为 $[0, 1]$; $\Delta \tau$ 表示本次迭代中路径上的信息素增量,表示第 r 只蚂蚁第 k 次迭代在路径上留下的信息量; Q 表示信息素强度,表示第 L_r 只蚂蚁在本次循环中所走路径的总长度。

基于该算法及其改进,我们生成了一个模型界面,包括数据挖掘,人工智能,神经网络等方面,可

使用户方便地使用这些模型。

4 GeoSOS 软件

地理模拟优化系统(GeoSOS)是对地理格局进行模拟、预测、优化的计算机软件系统,能自动地从空间数据中挖掘出地理格局演变的规则,提供模拟与优化进行耦合的统一平台。与一般的 GIS 方法不同。其基本计算单元为微观个体,核心是微观个体与环境之间的相互作用。该系统可以通过一系列自下而上的模型解决 GIS 过程模拟和空间优化的瓶颈问题。该算法数据量很大时可多次计算,分步逼近,其性能优于遗传算法^[6]。GeoSOS 软件中模拟与优化的表达式如图 2 所示,图 3 为 GeoSOS 软件

结构示意图。

$$\begin{aligned}
 M:D &\rightarrow (F_{CA}, F_{SocialAgent}, F_{AnimalAgent}) \\
 D &\rightarrow (S_i^0, E_i^0) \\
 (S_i^{t+1}, E_i^{t+1}) &= F_{CA}(S_i^t, L_i^t, E_i^t) \\
 (S_i^{t+1}, L_i^{t+1}, E_{simulated}^{t+1}) &= F_{SocialAgent}(S_i^t, E_i^t, E_{simulated}^t) \\
 (S_i^{t+1}, L_i^{t+1}, E_{optimized}^{t+1}) &= F_{AnimalAgent}(S_i^t, E_i^t, E_{simulated}^t) \\
 &\downarrow \\
 (S_i^{t+1}, E_i^{t+1}, E_{simulated}^{t+1}) &= F_{SocialAgent}(S_i^t, E_i^t, E_{optimized}^t) \\
 (S_i^{t+1}, L_i^{t+1}, E_{optimized}^{t+1}) &= F_{AnimalAgent}(S_i^t, E_i^t, E_{simulated}^t)
 \end{aligned}$$

图 2 GeoSOS 软件中模拟与优化的关系表达式

Fig. 2 The main formula in GeoSOS

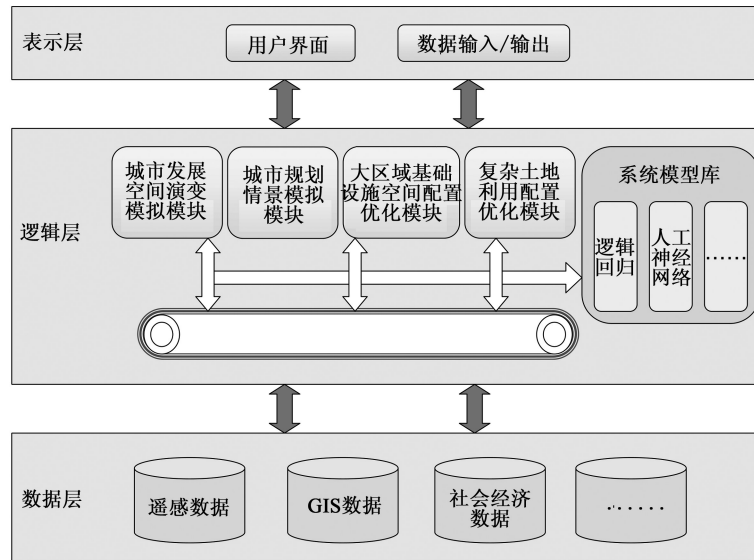


图 3 GeoSOS 软件结构示意图

Fig. 3 Illustration of GeoSOS

5 协同空间模拟与优化在快速城市化地区的应用

5.1 公共设施空间选址

公共设施空间选址是利用基于蚁群的大区域基础设施选址。城市管理和规划领域,经常面对如何配置公共设施以产生最大效益。当把 GIS 空间数据引入到空间优化决策模型中时,涉及到海量的数据,可能的配置方案将是一个十分庞大的数字。通过对基本蚁群算法的改进,以符合选址问题的求

解;以及分步逼近(multi-scale)的优化策略,克服蚁群算法在大范围区域内搜索时间过长的不足。

$$F_1 = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N d_{\min}(i,j) * p_{den}(i,j) * A \quad (3)$$

式(3)中, M 表示实验区域的宽度,即栅格的行数; N 表示实验区域的长度,即栅格的列数; $d_{\min}(i,j)$ 表示栅格到与其最近的目标栅格的欧几里德距离; $p_{den}(i,j)$ 表示栅格 (i,j) 的人口密度; A 表示每个栅格在实际中对应的面积。

改进的目标函数为:

$$F_2 = w_1 * F_1 + w_2 * X_{road} = w_1 *$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N d_{\min}(i,j) \cdot p_{den}(i,j) \cdot A + w_2 \cdot \sum_{p=1}^K e^{-\rho \cdot D_{road}^p} \quad (4)$$

式(4)中, w_1 和 w_2 表示影响因子的权重; k 为要选取的目标栅格个数; ρ 为道路系数; D_{road}^p 为第 p 个目标栅格的交通状况, 即该目标栅格到主干道的距离。

$\eta_{ij}(k) = p_{den}(i,j)$ 为启发函数。该函数对保证蚁群算法在合理的时间内搜索到全局最优解很重要。选择那些人口密度大的栅格作为目标栅格趋向于使总的费用或时间最小。式(5)为信息素更新策略, 即为信息素强度, 表示在目标栅格对应的小区域内栅格与中心栅格 P (目标栅格) 的欧几里德距离, F_2 为目标函数的值。

$$\Delta\tau_{ij}^t(k) = \begin{cases} \frac{Q}{(d_{centre}^p(i,j) + 1) \cdot F_2}, & \text{若栅格}(i,j)\text{在目标栅格}P \\ & \text{所在的小区域内} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

通过与遗传算法的比较分析发现, 基于蚁群的改进算法性能优于遗传算法(图4)。

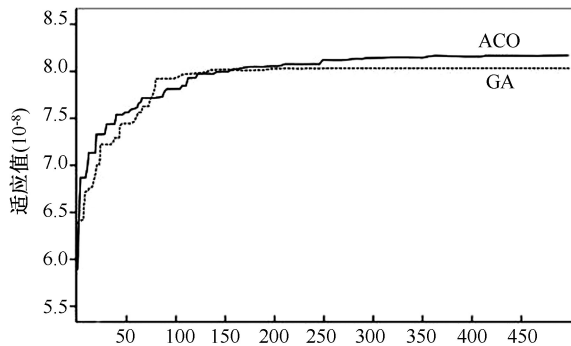


图4 算法性能比较

Fig.4 Performance evaluation of different methods

对于快速城市化地区, 基础设施的规划需要考虑将来城市可能的空间演变情况, 否则当初最优规划的基础设施很快就会变得不合时宜。因此, 有必要将设施优化和城市模拟结合在一起, 解决动态的优化问题。将城市用地格局和城市人口分布预测结果分别输入选址模型, 通过比较各情景选址结果的累加效用确定最终的选址方案。

5.2 路径覆盖优化

空间路径优化问题非常复杂, 需要同时处理多个相互冲突的目标, 如成本和路径覆盖等, 加上海

量的空间数据和巨大的组合数目, 传统搜索算法难以解决此类优化问题。我们给出了蚁群智能的路径优化模型, 另一方面, 通过协同城市扩张模型以促使路径优化模型具有更强的动态性。

设蚂蚁的栅格选择概率为:

$$P_{(C,P_i)} = \begin{cases} \frac{(pH_{P_i})^\alpha (Angle_{P_i})^\beta}{\sum_{G_i \notin tabu} (pH_{P_i})^\alpha (Angle_{P_i})^\beta}, & P_i \notin tabu \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, $Angle_{P_i}$ 为邻域栅格 P_i 的方向引导因子, pH_{P_i} 为邻域栅格 P_i 信息素引导因子, α 信息指数, β 为启发指数。

目标函数: $F = path_{area} / path_{length}$

$$path_{area} = \sum_{i=1}^n node_{coverage}^i$$

$$path_{length} = \sum_{i=1}^{n-1} node_{length}^i$$

如图5所示, $path_{area}$ 为图中背景为灰色的栅格区域, $path_{length}$ 为 *origin* 和 *destination* 之间的线段长度。

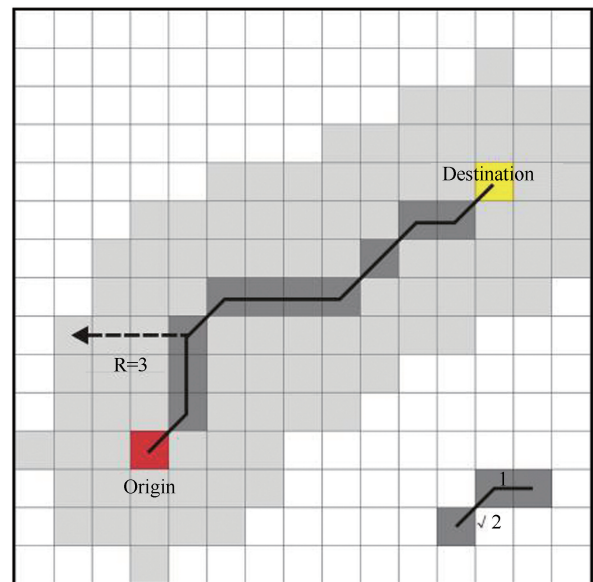


图5 路径选择示意图

Fig.5 Routing selection

此外, 利用蚁群智能算法可解决多目标路径空间优化问题。将优化模型与地理模拟模型相结合可形成一个强有力的工具, 用于探索道路布局后对城市发展的影响。另一方面, 通过协同城市扩张模型以促使路径优化模型具有更强的动态性。

5.3 自然保护区规划

图6给出了蚁群智能面优化模型。

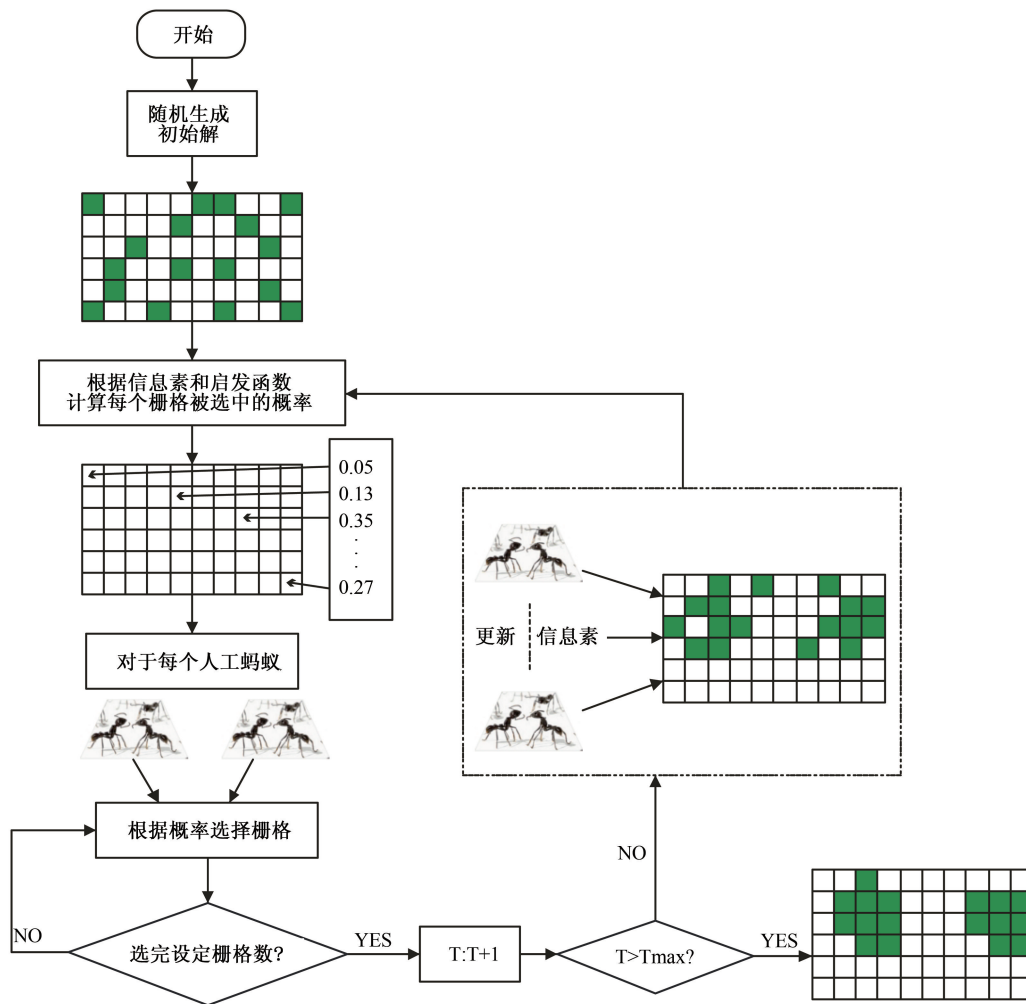


图6 蚁群智能面优化模型

Fig.6 Ant colony optimization model

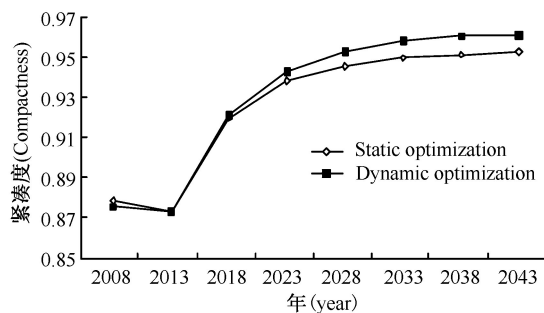


图7 不同优化方法的性能

Fig. 7 The performance of different optimization strategies

利用 Logistic-CA 模拟未来城市土地利用格局, 并将 CA 模拟结果代入优化模型实现动态优化。

从图7可以看出, 与静态优化方式相比, 动态优化结果具有更高的紧凑性。

5.4 城市能源消耗情景模拟

城市能源消费的影响因素有能源消费习惯和价格^[7], 城市形态、各种用地的布局等^[8]。城市形态对能源消费有显著影响, 科学规划的城市形态能有效降低能耗、缓解资源紧张^[9]。通过地理模拟技术开展情景模拟更能为相关政策的制定提供决策支持。

我们利用遥感影像动态监测城市土地利用变化, 分析城市景观格局演变, 利用面板数据模型分析城市景观格局与城市能源消耗的相关性: 根据 F 检验结果选择合适的模型形式; 根据 Hausman 检验结果确定固定效应或随机效应; 利用广义最小二乘法进行估计。然后分别采用支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 和基于逻辑回归 CA (Logistic-CA) 的城市扩张模拟模型分析城市能源

消耗情景。

其中,基于SVR的能源消耗预测模型的公式为:

$$E = 0.2267 * UCA - 0.0133 * LPI + 0.0623 * NP + 0.0956 * ENN + 0.0376 * PARA + 0.2554 * V_{ter} + 0.0911 * M_1 + 0.0713 * M_2 + 0.0961 * M_3 + C_i + 0.0104 \quad (7)$$

式(7)中, C_i 为各城市的个体效应, 分别为: -0.0672(东莞), -0.0299(佛山), 0.2452(广州), 0.0203(深圳), -0.1684(中山)。通过计算其模拟精度为平均绝对误差 0.9186, 均方根误差 1.1782, 相对误差 9.2234%, 相对方根误差 8.8198%。

基于SVR-CA的城市扩张模型中SVR用地需求模型可表达为:

$$UCA = 0.0844 * V_{ter} + 0.1604 * M_1 + 0.2042 * M_2 + 0.0649 * M_3 + C_i + 0.0266 \quad (8)$$

式(8)中, C_i 为各城市的个体效应, 分别为: 0.3573(东莞), 0.0422(佛山), 0.2331(广州), -0.1877(深圳), -0.4449(中山)。SVR用地需求模型精度经计算分别为平均绝对误差 18.8635, 均方根误差 25.0518, 相对误差 9.4683%, 相对方根误差 10.8475%。

此外,也可以模拟不同发展模式下的城市能源消耗。下面给出了不同发展模式下的能源消耗情景(2011):情景1(基准情景):各城市延续自身发展模式;情景2(发展高能耗制造业):执行佛山市发展模式;情景3(发展低能耗制造业):执行深圳市发展模式;情景4(发展第三产业):执行广州市发展模式。以情景4为例,首先预测广州市2011年第三产业、低能耗制造业、中等能耗制造业和高能耗制造业的产值及比重;预测其他城市2011年的经济总量,并根据广州市的产业结构特征计算出各个产业的产值;将广州市的城市扩张规律(CA转换规则)应用到其他城市;计算各个城市模拟结果的空间形态特征,结合其他经济变量预测能源消耗量。表1给出了不同发展模式下的能源需求。

表1 不同发展模式下的能源需求(10⁶ t of SCE)

Tab.1 Energy demand under different development patterns

	情景1	情景2	情景3	情景4
东莞	34.11	34.74	28.32	34.25
佛山	45.02	45.02	33.10	47.13
广州	62.37	66.22	55.61	62.37
深圳	38.18	47.88	38.18	40.97
中山	15.25	15.75	11.95	15.71
总计	194.93	209.62	167.16	200.44

可以看出,高能耗制造业发展模式(情景2)消耗的能源最多,而低能耗制造业发展模式(情景3)消耗的能源最少;第三产业发展模式(情景4)的能源消耗略高于基准情景(情景1),原因在于当前珠三角第三产业的能源利用效率较低(平均0.28t标准煤/万元产值),甚至低于中等能耗制造业(平均0.16t标准煤/万元产值)。

6 结论

由于以往的空间优化多是以静态的城市空间进行的,没有考虑城市的动态变化情况,且传统GIS在地理时空建模方面具有局限性,因此,本文给出了协同空间模拟与优化模型。该模型可同时进行模拟和优化,适合快速增长的地区。本文通过在公共设施空间选址、路径覆盖优化、自然保护区规划、城市能源消耗情景模拟等领域的应用,证实了该模型的可行性与实用性。

参考文献:

- [1] 黎夏,刘小平,何晋强,等.基于耦合的地理模拟优化系统[J].地理学报,2009,64(8):1010-1018.
- [2] 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.
- [3] Dorigo M. New perspectives about default hierarchies formation in learning classifier systems. Technical Report No.91-002, Dip. di Elettronica, Politecnico, 1991, 218-227.
- [4] 杨争.武警警力调配系统研究与实现[J].重庆理工大学学报(自然科学),2010,24(6):44-47,60.
- [5] 何晋强,黎夏,刘小平,等.蚁群智能及其在大区域基础设施选址中的应用[J].遥感学报,2009,15(3):246-256.
- [6] 黎夏,叶嘉安.遗传算法和GIS结合进行空间优化[J].地理学报,2004,59(5):745-753.
- [7] Holden E, Norland I T. Three challenges for the compact city as a sustainable urban form: Household consumption of energy and transport in eight residential areas in the Greater Oslo Region[J]. Urban Studies, 2005, 42(12): 2145-2166.
- [8] Camagni R, Gibelli M C, Rigamonti P. Urban mobility and urban form: the social and environmental costs of different patterns of urban expansion[J]. Ecological Economics, 2002, 40 (2): 199-216.
- [9] Yeh A G O, Li X. A constrained CA model for the simulation and planning of sustainable urban forms by using GIS [J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 2001(28): 733-753.

Collaborative Spatio- simulation and Optimization and Its Application in Fast Growing Regions

LI Xia*

(School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: Spatial process analysis and simulation is one of the hot research areas. However, spatio-optimization is usually based on static patterns which ignore the dynamic process. This paper discusses the concept of collaborative space simulation and optimization and then provides the examples on how simulation and optimization can be integrated. The examples include optimal site selection for public facilities, path coverage optimization, nature reserve planning and scenarios simulation for urban energy consumption. Results show that this proposed method can be successfully applied especially for the fast growing regions.

Key words: collaboration; spatial simulation; spatial optimization; ant colony optimization

*Corresponding author: LI Xia, E-mail: lixia@mail.sysu.edu.cn