

## 多智能体模拟在土地变化预测中的应用

杜守帅<sup>1</sup>, 宋婷<sup>2</sup>, 马兴波<sup>3</sup>

(1. 江南大学 设计学院, 江苏 无锡 214122; 2. 日本光正株式会社, 上海 200120; 3. 南阳理工学院 建筑系, 河南 南阳 473000)

**摘要:** 伴随着城市建设的快速发展, 城市中心及周边的绿地规模正在逐年减小, 城市内部绿地环境在逐步恶化. 因此对城市建设用地和绿地的变化进行定量的把握, 对其变化进行预测和评价是非常重要的. 以日本大分市植田地区为例, 建立多智能体模型(MAS), 计算各智能体的变化概率, 确立各智能体的分类类型, 进而对对象地区的土地变化进行模拟, 并验证其有效性. 再以此模型为基准, 对将来的城市建成区和绿地环境变化进行预测模拟, 提出结合人口要素对土地变化进行模拟预测的意见和方法.

**关键词:** 多智能体; 土地变化; 美国陆地探测卫星影像

**中图分类号:** X 821

**文献标识码:** A

### Application of Multi-agent Simulation in Land Change Prediction

DU Shoushuai<sup>1</sup>, SONG Ting<sup>2</sup>, MA Xingbo<sup>3</sup>

(1. School of Design, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Japan Kousei Company, Shanghai 200120, China; 3. Department of Architecture Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473000, China)

**Abstract:** Based on a study of the Ueda Area of Oita in Japan, a multi-agent system (MAS) was established. The change probability of each agent was calculated, and the distribution type of each agent was identified. Then, a simulation study was made of the land change of target areas and the results were verified. Based on this model, the change in future build-up area and green land was simulated and predicted. The suggestion and method to simulate land change in conjunction with population elements were proposed.

**Key words:** multi-agent; land change; Landsat TM data

随着城市的发展, 城市规模不断扩大, 大量人口涌入城市地域, 城市出现向周边扩散的郊区化现象.

另一方面, 城市化发展的同时也带来城市内部住宅、交通、绿地环境恶化等城市问题<sup>[1]</sup>. 日本的城市化发展类型可分为衰退型、稳定型、成长型、周边城镇成长型等<sup>[2]</sup>. 位于日本九州岛的大分市为成长型城市. 近年来, 大分市周边环境变化显著, 城市建成区急剧扩大, 城市内部及周边地区的绿地环境在急剧退化. 即伴随着城市近郊的住宅开发, 城市内部闲置空地的开发利用等, 城市及周边绿地的规模正在逐年减小. 因此, 结合维持和保全生活和自然环境的考虑, 对城市建设用地和绿地的变化进行定量的把握, 对其变化要因进行分析, 对其变化进行预测和评价是非常重要的.

目前, 国内对土地利用、土地覆被变化的研究非常普遍. 从研究方法看, 最常应用数理统计方法开展土地覆被变化驱动力的研究. 实际应用多采用主成分分析<sup>[3]</sup>、典型相关分析<sup>[4]</sup>、偏相关分析<sup>[5]</sup>等方法, 亦有少数研究专注于分析社会驱动因子<sup>[6-7]</sup>. 国外在这方面的研究也非常多, 其中, 利用遥感卫星数据确立城市区域的土地覆被变化, 特别是绿地变化进行客观、定量抽出方法的齐藤<sup>[8]</sup>的研究, 利用Landsat TM(美国陆地探测卫星影像)数据抽出绿地的分布倾向和分布特征、并验证其有效性的小林<sup>[9]</sup>的研究等. 土地利用分布把握手法的研究也很多, 有Join分析(连接分析)<sup>[10-13]</sup>、Clump分析(聚类统计分析)<sup>[13]</sup>、Entropy分析(熵分析)<sup>[12-13]</sup>等. 但建立多智能体模型, 确立各智能体的类型, 对土地变化进行模拟并验证其有效性, 再对将来的土地变化和绿地环境进行模拟的研究并不多.

在此, 以日本大分县大分市植田地区为对象, 采用多智能体模型(MAS)对其绿地环境的变化进行模拟. 分析其土地覆被变化的同时, 考察影响城市变化的动态要因, 构筑MAS数学模型, 对城市建成区和绿地的变化进行模拟, 对模拟结果的有效性进行把



据(图 4)等进行数值化转换. 模拟对象以植田新都心为中心, 东西方向 8 850 m、南北方向 5 850 m, 共计 20 709 像素.

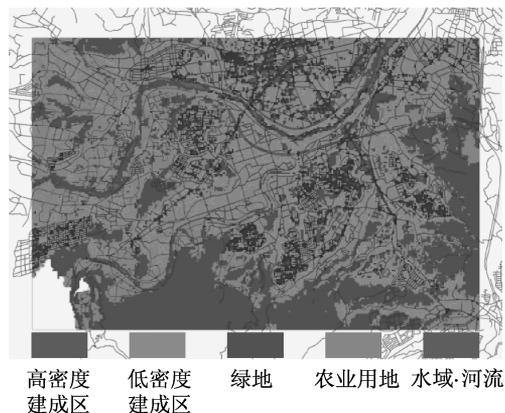


图 3 土地覆被分类图(1985 年)  
Fig. 3 Classification map of land coverage (1985)

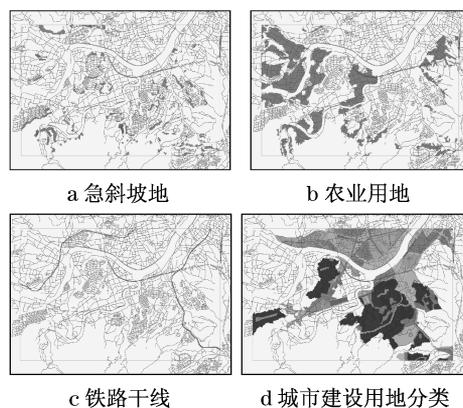


图 4 城市信息空间基础数据  
Fig. 4 Basic data of city information space

### 3.3 智能体的分类和定义

各智能体的变化流程为 MAS 模型的核心. 在程序运行之前, 以大分市植田地区的实测数据为基准, 归纳 1985—2002 年的土地覆被变化情况(表 1).

表 1 土地覆被演化  
Tab. 1 Evolution of land coverage 像素

土地覆被类型	2002 年				
	高密度建成区	低密度建成区	绿地	农业用地等	合计
1985 年 高密度建成区	1 621	276	17	37	1 951
低密度建成区	2 754	2 690	92	762	6 298
绿地	472	851	4 126	631	6 080
农业用地等	542	2 475	969	1 843	5 829
合计	5 389	6 292	5 204	3 273	20 158

由表 1 可以看出, 1985—2002 年的 17 年间高密度建成区增加最多, 约增加了 2.8 倍. 高密度建成区之外的其他智能体都有减少的趋势. 其中, 农业用地减少最多, 约减少 45%, 绿地减少约 15%. 这是由于这个时期大规模的住宅小区和商业设施的开发建设, 导致了农业用地和绿地减少, 高密度建成区大幅增加. 另一方面, 低密度建成区和其他智能体相比没有多少变化. 这不能简单地说是没有迁移变化, 相反, 迁移变化的绝对值很高. 农业用地和绿地转换为低密度建成区, 相同数量的低密度建成区转换为高密度建成区. 其结果是农业用地和绿地在减少, 高密度建成区大幅增加, 低密度建成区看起来没有变化.

从表 1 可以计算出土地覆被变化概率, 进而算出各智能体的变化概率(表 2). 其中, 高密度建成区转换为绿地的变化率为 0.9%, 对 MAS 模型的影响很小, 为了简化模拟流程, 可以忽略不计.

表 2 智能体变化概率

土地覆被类型	2002 年				%
	高密度建成区	低密度建成区	绿地	农业用地等	
1985 年 高密度建成区	85	15	0	0	100
低密度建成区	45	45	10	0	100
绿地	10	15	65	10	100
农业用地等	10	45	15	30	100
合计	30	30	25	15	100

依上所述, 变化概率在 5% 以下时忽略不计, 高密度建成区转换为绿地和农业用地、低密度建成区转换为绿地的 3 类变化概率均在 5% 以下, 可以忽略不计. 现实中这 3 种转换的可能性也是非常低的, 所以这种结果还是比较妥当的. 从表 2 可以看出, 高密度建成区未变化的概率最高, 其次是绿地. 另一方面, 低密度建成区转换成高密度建成区、农业用地转换成低密度建成区的概率也非常高.

MAS 模型根据这些智能体的变化进行模拟. 为了提高模拟精度, 还要考虑地形和城市机能对模拟程序的影响. 因此, 这里引入城市化促进因素和城市化抑制因素作为 MAS 模型的追加智能体.

MAS 模型中的智能体分类如表 3. 高密度建成区、低密度建成区、绿地和农业用地为影响 MAS 模型变化的 4 类主要变化智能体. 铁路车站、用途类型、农业用地区域和坡地为变化要素智能体. 根据效果, MAS 模型的变化要素智能体又可分为城市化促

进要素智能体和城市化抑制要素智能体 2 大类. 其他智能体是为了在模拟画面上容易掌握位置而追加的智能体.

表 3 智能体的分类  
Tab.3 Agent classification

分类	智能体	主要内容
主要变化智能体	高密度建成区	高密度住宅、商业用地
	低密度建成区	低密度住宅、商业用地
	绿地	森林、草地等
变化要素智能体	农业用地	水田、旱地、荒地等
	城市化促进要素智能体	铁路车站用途类型 各电车站 商业类用地、住宅类用地
其他智能体	城市化抑制要素智能体	农业用地区域 农业振兴地区 大坡度坡地、断崖等
	道路	国道、县道
	河流	一级、二级河流

### 3.4 模拟流程

确立了各智能体的变化概率和分类, MAS 模型的基础数据构筑完毕. 接下来利用 MAS 模型进行模拟. 模拟流程如下: ①模拟从 1985 年土地覆被分类开始, 随机选择主要变化智能体进行模拟. ②随机选出的主要变化智能体有各种各样的转换为其他主要智能体的流程, 根据模拟流程反复模拟. ③经过第②阶段模拟转换为其他主要智能体以后, 计算其变化后的像素数, 如果高密度建成区增加 205 像素, 或者农业用地减少 150 像素、绿地减少 55 像素, 满足任何一个条件, 则该年度的模拟通过. ④不管主要变化智能体变化与否, 高密度建成区智能体和低密度建成区智能体合计达到 11 681 像素时模拟结束. 未满足结束条件的, 再随机选择主要变化智能体返回第①阶段开始模拟, 持续到满足结束条件为止.

第③阶段模拟通过与与否的判断条件通过表 4 算出, 即各智能体在 1985 年至 2002 年的年平均变化量. 从平均变化量来看, 高密度建成区每年都在增加, 其他智能体在逐年减少. 低密度建成区年平均变化量四舍五入后为零, 因此从判定条件中省略. 模拟过程中达到其他主要智能体的年平均变化量时, MAS 模型通过. 第④阶段模拟结束的判定条件也从表 4 中得出, 即 2002 年实测高密度建成区和低密度建成区的总和, 可以设定城市建成区绝对值达到这一数值时模拟结束.

### 3.5 模拟结果

利用 MAS 模型实施实际模拟, 考察其模拟结果. 在此选择 5 个年度进行模拟, 即 1985, 1990, 1994, 1999 和 2002 年.

图 5 为 1985 年植田地区的模拟结果, 和土地覆

被分类图一样, 模拟结果中包括高密度建成区和道路、低密度建成区、农业用地、绿地, 河流. 从中可以看出, 植田新都心 Wasada Town 周边多为低密度建成区, 对象地区西部和南部有大片农业用地. 从图 6 中可以看出, 高密度建成区的像素数所占比例很少, 约为其他智能体的 1/3 左右.

表 4 1985—2002 年土地覆被分类变化  
Tab.4 Change of land coverage classification  
from 1985 to 2002

土地覆被类型	1985 年	2002 年	总增减量	年平均增减量
高密度建成区	1 951	5 389	+ 3 438	+ 202
低密度建成区	6 298	6 292	- 6	0
绿地	6 080	5 204	- 876	- 52
农业用地等	5 829	3 273	- 2 556	- 150

注: “+”表示增长, “-”表示减少.

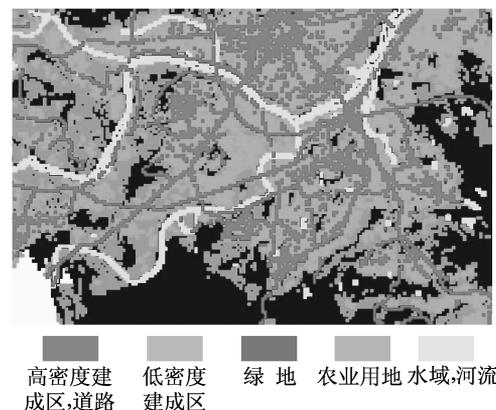


图 5 植田地区模拟结果(1985 年)

Fig.5 Simulation result for Ueda Area (1985)

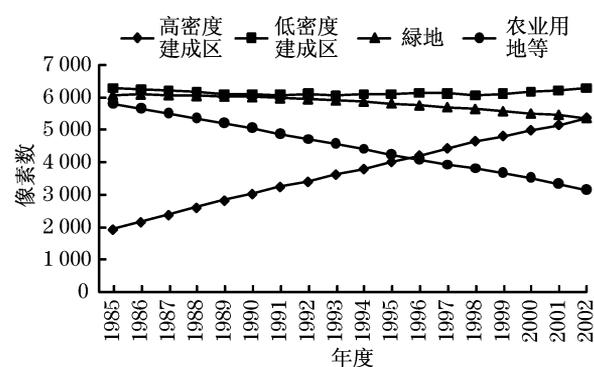


图 6 每年度各智能体的像素数

Fig.6 Annual pixel values of each agent

从图 7 可以看出, 1990 年前后是植田地区人口增加、居住区建设大力发展的时期, 低密度建成区转换成高密度建成区的比例逐步变大. 在对象地区的北部, 电车贺来站周边地区高密度建成区也迅速扩大. 这是由于受城市化促进智能体车站的影响. 1994

年的高密度建成区和农业用地的像素数基本持平. 对象地区西部、南部大片的农业用地转换成了低密度建成区.

1999年, 植田新都心 Wasada Town 周围转换成了高密度建成区. 随着高江新镇的开发, 对象地区西南部也形成了高密度居住区. 电车敷户站和光吉 IC (光吉高速公路) 周边高密度建成区的变化也比较显著. 随着高江新镇的开发建设, 绿地在大幅度减少.

2002年, 高密度建成区和绿地的像素基本持平. 由此可以看出植田地区城市化的速度非常快. 对象地区的居住区和商业用地、大分河北部地区全部变成了高密度建成区. 根据城市基础规划中的人口预测, 到2002年植田地区的人口会一直增加, 高密度建成区所占的比例也会随之增加.

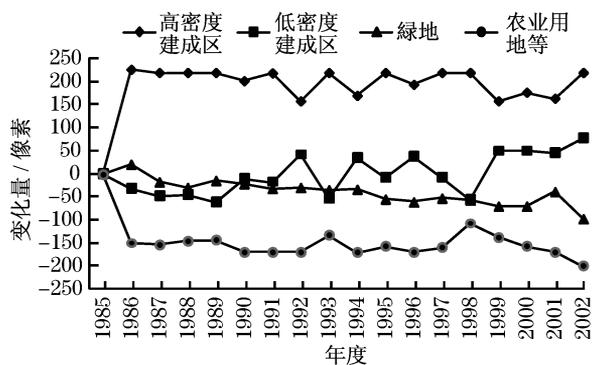


图 7 每年度各智能体的变化量  
Fig. 7 Annual Change of agents

#### 4 MAS 模型有效性的探讨

这里将对 MAS 模型的模拟结果和实测数据进行对比, 验证其有效性. 图 8 为 2002 年对象地区的模拟图像, 图 9 为实际的土地覆被分类图.

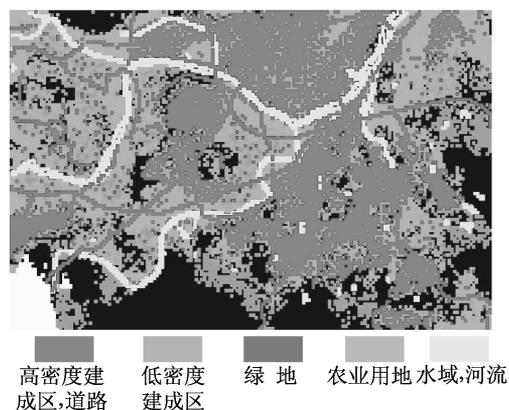


图 8 植田地区模拟结果(2002年)  
Fig. 8 Simulation result for Ueda area (2002)

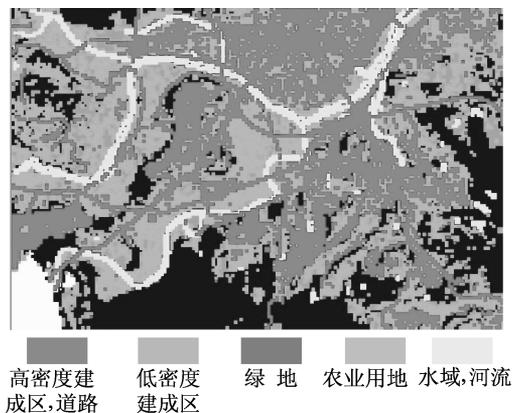


图 9 植田地区土地覆被分类图(2002年)  
Fig. 9 Classification map of land coverage of Ueda Area (2002)

从图 8, 9 可以看出, 高密度建成区智能体的分布基本一致. 这主要是因为高密度建成区受到城市化促进要素智能体——车站、居住区和商业用地的影响比较大. 低密度建成区智能体多分散分布在高密度建成区之间. 植田新都心北部地区实际分布着低密度建成区, 模拟过程中受城市化抑制要素智能体的影响, 这个地区大多为农业用地. 农业用地智能体受城市化抑制要素智能体的影响, 多分布在农业用地区域, 和实际分布倾向一致. 模拟结果中对象地区西南部的绿地变成农业用地和现实不太一致. 绿地智能体大多集中分布在灵山周边, 基本没有变化. 对象地区西部低密度建成区和农业用地周边环境的小规模的绿地在模拟中出现了大规模减少的倾向, 这 and 实际数据有所差别. 总体来说, MAS 初期引入了城市化促进要素智能体和城市化抑制要素智能体, 在提高实际模拟精度中起到很大作用. 全体智能体的分布倾向和实际的土地覆被分类相比没有很大的差异, 因此可以说 MAS 模型的有效性是比较高的.

其次, 对土地覆被分类数值进行分析比较(表 5), 可以看出, 各智能体的绝对误差值较小, 匹配率都在 98%~99% 之间. 这是由于模拟结束条件设定的高密度建成区和低密度建成区的合计像素数与实测值相同的缘故. 因此, MAS 模型的有效性不能单从各智能体合计像素数的匹配率来衡量. 这里, 要比较模拟结果各智能体的坐标值和实际土地覆被分类中各智能体的坐标值的重合度来验证其有效性.

表 6 为各智能体坐标的匹配率. 从表中可以看出, 各智能体坐标的匹配率都在 60% 左右, 高密度建成区受变化要素的影响, 匹配率最高, 约为 66.6%; 绿地变化比较少, 匹配率约为 65.2%. 低密度建成区

和农业用地由于变化量比较大,匹配率较低.总体来看,各智能体坐标匹配率并不高,但考虑到 50 m 格栅数据操作实际土地覆被分类图的复杂性,而且图像结果目视效果各智能体的分布状况十分接近,因此 MAS 模型的有效性还是非常明显的.

表 5 模拟结果和实测值的比较

Tab.5 Comparison between simulation and the measured results

土地覆被类型	像素实测值	MAS 模型像素平均值	像素误差	匹配率/%
高密度建成区	5 389	5 431	42	99.2
低密度建成区	6 292	6 250	-42	99.3
绿地	5 204	5 297	93	98.2
农业用地等	3 273	3 245	-28	99.1

表 6 2002 年各智能体坐标的匹配率

Tab.6 Matching rate of agent coordinates in 2002

土地覆被类型	MAS 模型/像素	正/像素	误/像素	匹配率/%
高密度建成区	5 288	3 524	1 764	66.6
低密度建成区	6 393	3 923	2 470	61.4
绿地	5 397	3 518	1 879	65.2
农业用地等	3 145	1 704	1 441	54.2

注:模拟结果中各智能体的坐标值同实际数据中坐标值一致的为正,不一致的为误;匹配率为正值和总像素数的比值.

## 5 基于 MAS 模型的绿地变化预测模拟

这里对 2002—2022 年间植田地区的土地变化进行模拟(图 10).模拟结果仍为 5 个年度,2002, 2010,2015 和 2022 年.

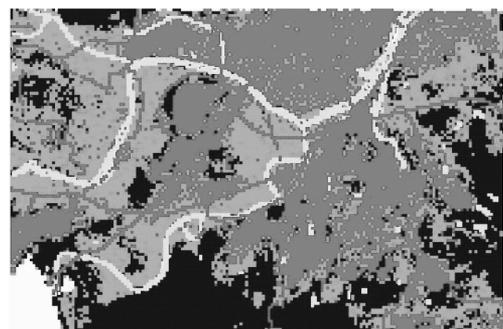


图 10 植田地区模拟结果(2015 年)

Fig.10 Simulation result for Ueda Area (2015)

2010 年和 2002 年相比高密度建成区智能体的增加显著,农业用地智能体有减少趋势,其他各智能

体的总量变化不大.

从 2015 年的模拟结果可以看出,西部的大片农业用地基本上都变为低密度建成区.但是图 11 中低密度建成区从 2015 年开始出现减少的趋势,这是由于前些年农业用地向低密度建成区的转换比较多,农业用地急剧减少,再加上低密度建成区向高密度建成区的转换增加,低密度建成区开始出现减少倾向.高密度建成区在 1985 年约为其他智能体的 1/3,到 2012 年超过低密度建成区成为面积最大的智能体.

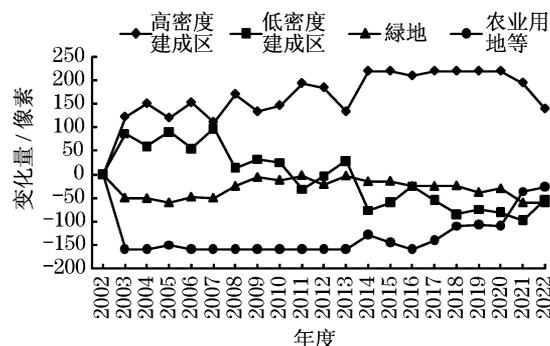


图 11 模拟每年度各智能体的变化量

Fig.11 Simulated annual change of agents (pixel)

从 2022 年的模拟结果可以看出对象地区除绿地外,基本上都变成城市建成区,农业用地基本消失.高密度建成区和 2015 年相比有所增加,为 8 879 像素(图 12).大分河北部和南大分地区几乎都转换为高密度建成区,植田新都心周围广泛分布着高密度建成区.绿地没有很大的变化,对象地区东北部城市建成区内部的绿地有减少趋势.

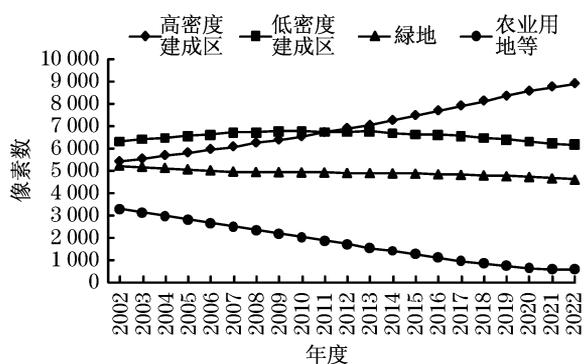


图 12 模拟每年度各智能体的像素数

Fig.12 Simulated annual pixel values of each agents (pixel)

## 6 结论与讨论

本研究通过构筑 MAS 模型,对绿地变化进行预测模拟,从而抽出影响将来城市建成区和绿地环境

的变化要素. 首先构筑 MAS 模型, 参考实际数据算出各智能体的变化概率, 综合城市的各种变化要素, 对对象地区进行模拟. 再通过和实际数据对比, 验证模拟结果的有效性, 并以此模型为基准对将来的土地变化进行了预测模拟. 模拟结果如下:

1985 年植田新都心 Wasada Town 周边多为低密度建成区, 对象区域西部和南部有很多农业用地, 高密度建成区的像素数所占比例很少, 约为其他智能体的 1/3 左右.

2002 年, 高密度建成区和绿地的像素基本持平. 对象地区的居住区和商业用地、大分河北部地区全部变成了高密度建成区.

2022 年对象地区除绿地外, 基本上都变成城市建成区, 农业用地基本消失. 大分河北部和南大分地区几乎都转换为高密度建成区, 植田新都心周围全部转换成高密度建成区. 绿地总体来说没有太大的变化, 对象地区东北部城市建成区内部的绿地有减少趋势.

本研究中 MAS 模型中的变化要素车站和用途地区都受人口因素的影响, 因此在模拟过程中把握人口的变化是非常重要的. 由于本文中的 MAS 模型利用 50 m 格栅数据来对对象地区的土地变化进行模拟, 从中引入人口数据是非常困难的. 结合人口因素考虑, 最低要用 250 m 格栅数据进行模拟. 将来利用 250 m 格栅数据构筑结合人口预测要素的 MAS 模型, 提高模拟的有效性, 从而更精确地对城市建成区和绿地环境进行预测和评价. 这将是作者未来的研究课题.

#### 参考文献:

- [1] Yeung Y M, Chu K Y. Guangdong: survey of a province undergoing rapid change[M]. Hong Kong: Chinese University Press, 1994.
- [2] 金本良嗣, 徳岡一幸. 日本の都市圏設定基準[J]. 応用地域学研究, 2002(7): 1.
- [3] 李景刚, 何春阳, 史培军. 近 20 年中国北方 13 省的耕地变化与驱动力[J]. 地理学报, 2004, 59(2): 274.  
LI Jinggang, HE Chunyang, SHI Peijun. Change process of cultivated land and its driving forces in northern China during 1983 - 2001[J]. Acta Geographica Sinica, 2004, 59(2): 274.
- [4] 龙花楼, 王文杰, 翟刚. 安徽省土地利用变化及其驱动力分析[J]. 长江流域资源与环境, 2002(11): 526.  
LONG Hualou, WANG Wenjie, ZHAI Gang. Analysis on land use changes and their driving forces in Anhui Province [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2002 (11): 526.
- [5] 谈明洪, 李秀彬, 吕昌河. 我国城市用地扩张的驱动力分析[J]. 经济地理, 2003, 23(5): 635.  
TAN Minghong, LI Xiubin, LY Changhe. An analysis of driving forces of urban expansion in China[J]. Economic Geography, 2003, 23(5): 635
- [6] 马其芳, 邓良基, 王芳. 社会经济驱动力对土地利用/覆盖变化(LUCC)的影响研究[J]. 华中农业大学学报: 社会科学版, 2003(3): 80.  
MA Qifang, DENG Liangji, WANG Fang. Study on land use change/coverage and their driving forces [J]. Journal of Huazhong Agricultural University: Social Sciences Edition, 2003 (3): 80.
- [7] 陈浮, 陈刚, 包浩生. 城市边缘区土地利用变化及人文驱动力机制研究[J]. 自然资源学报, 2001, 16(3): 204.  
CHEN Fu, CHEN Gang, BAO Haosheng. Analysis on land use change and human driving force in urban fringe[J]. Journal of Natural Resources, 2001, 16(3): 204.
- [8] 齐藤郁雄, 朴明浩, 石原修. ランドサットTMデータによる土地被覆変化の抽出に関する研究[J]. 日本建築学会計画系論文集, 2002(561): 79.
- [9] 小林祐司, 佐藤誠治, 有馬隆文, 等. ランドサットTMデータを利用した緑地分布傾向の把握手法に関する研究[J]. 日本都市計画学会学術研究論文集, 2000(35): 1009.
- [10] 小出治. 土地利用混合度の適用並びにその検定[J]. 日本都市計画学会学術研究論文集, 1977(12): 79.
- [11] 吉川徹. メッシュデータに立脚した同種・異種土地利用の集塊性の把握手法[J]. 日本建築学会計画系論文集, 1999 (520): 227.
- [12] 文泰憲, 萩島哲, 大貝彰. 土地利用混合度指標に関する研究[J]. 日本都市計画学会学術研究論文集, 1986(26): 505.
- [13] 玉川英則. 土地利用の秩序性の数理的表現に関する考察[J]. 日本都市計画学会学術研究論文集, 1982(17): 73.
- [14] Weikipedia. Wikipedia oita[EB/OL]. [2010 - 05 - 10]. <http://ja.wikipedia.org/wiki/%E5%A4%A7%E5%88%86%E5%B8%82>.
- [15] 大分県土木建築部都市計画課. 大分市都市計画マスタープラン第 3 章地区別構想: 植田地区[R]. 大分市: 大分県土木建築部都市計画課都市計画班, 2003.
- [16] John H. E—from chaos to order [M]. Oxford: Oxford University Press, 1999: 45.
- [17] 黄欣荣. 复杂性科学的方法论研究[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2006: 135 - 142.  
Huang X R. Study on methodology of complexity science [M]. Chongqing: Chongqing University Press, 2006.