

基于改进logistic-CA的城市形态 多情景模拟预测分析 ——以天津滨海地区为例

黄焕春, 运迎霞*

(天津大学建筑学院, 天津 300072)

摘要: logistic-CA模型在城市分析应用中,发挥了重要作用,但该模型仅能模拟历史演化趋势下的城市形态演化,无法准确模拟既定年份的城市面积,更无法模拟预测多情景城市形态演化。因此,本文对logistic-CA模型进行了改进:一是嵌入了灰色不等时距预测模型;二是增加不同情景中驱动力的logistic回归系数计算方法。改进后的logistic-CA模型,具备了模拟多情景城市形态演化的能力,模拟预测了天津市滨海地区2011–2020年3种情景的城市形态的演化空间过程特征,即历史外推、内生发展、外生发展3种情景。从而掌握城市形态扩展的必然性、可能性、特定区域的空间扩展影响因素,实现对城市发展过程的有效控制。

关键词: logistic-CA; 多情景; 城市形态; 模拟; 预测

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00380

1 引言

1985年Coulers揭示了CA在城市研究中的潜力^[1],显示了其理解城市发展动力和预测城市规划效果的优点^[2-7]。1997年Wu提出了logistic-CA模型,并指出土地转换概率的Logistic回归更能解释城市增长^[8]。目前,此模型已被成功应用于城市土地利用变化、扩展模式、农业土地利用影响^[11]、森林采伐分析等研究中,并对模型进行了改进^[8-15]。

与线性回归、对数线性回归相比,逻辑回归在因变量、自变量、正态假设等方面具有优势。城市用地扩展涵括复杂的社会经济系统,其影响因子绝大多数都是分类变量和连续变量的混合效应,通过逻辑回归可得到影响因子的重要性和贡献率,并能够应用模型对城市用地扩展进行模拟。但logistic-CA模型仅用于按历史演化趋势模拟,且无法准确模拟既定年份的城市面积。对于城市研究与规划来说,选择一个合适的高精度模型非常重要,因

此,需对模型进行改进,使其适应城市模拟预测需求。

情景分析法将发展影响因素作为条件,给出多个城市形态的发展可能性方案,供城市规划决策参考^[16-19]。城市形态的情景分析,是预测城市形态产生,并比较分析可能产生影响的整个过程,其结果包括对各发展态势的确认和特性研究^[20],因此,对于城市研究与规划来说,一个合适的高精度城市模拟预测模型非常重要。

本文着重对logistic-CA模型进行了改进,嵌入灰色不等时距预测模型,准确地预测城市扩展的数量,从而模拟不同情境下的城市形态扩展,进而模拟了2011–2020年天津市滨海地区城市形态的3种情景演化。3种情景设计为:情境A为历史外推,反映城市延续历史发展惯性趋势,影响因子在新时期大小不变;情境B为内生发展模式,即城市依靠自身人力资源、社会资源、文化资源、环境资源、自然资源、城市设施资源,通过内部机制的运行实现城

收稿日期:2013-01-07;修回日期:2013-03-19。

基金项目:国家自然科学基金项目(1278330)。

作者简介:黄焕春(1983-),男,河南开封人,博士生,主要从事人文地理与城乡规划研究。

E-mail: huanghc295@163.com

*通讯作者:运迎霞(1957-),女,天津人,教授,博士生导师,主要从事城市土地利用与规划,生态城市规划等研究。

E-mail: yunyux@126.com

市的发展;情境C为外生发展模式,即城市依靠区域的交通设施、社会资源、自然资源等,通过内部机制的运行实现城市的发展。

2 模拟预测方法与模型改进

本研究对城市形态的多情景空间扩展过程进行模拟预测(改进后的模型如图1)。根据自动机理论^[21],可将适合于城市研究的灰色预测方法引入CA模型。模型改进的核心:一是嵌入灰色不等时距预测模型,准确地模拟预测城市扩展的空间与数量;二是根据城市发展驱动力改进logistic模型回归系数,从而模拟不同情境下的城市形态扩展。

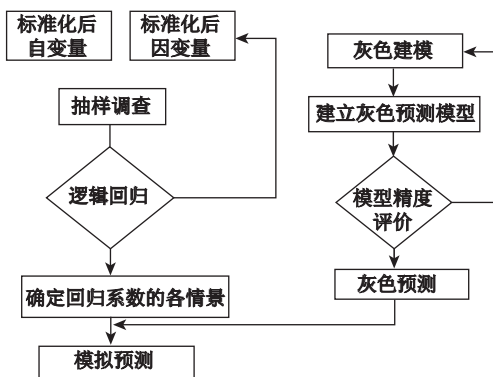


图1 改进后的logistic-CA模型结构

Fig.1 Structure of the modified logistic-CA

2.1 元胞自动机

元胞自动机(CA)是空间、时间和状态都离散的动力学模型,具有模拟复杂城市系统时空动态演化过程的能力。典型的CA模型,由元胞、状态、邻域、规则4个部分组成,可以用式(1)表示:

$$S_{ij}^{t+1} = f(s_{ij}^t, \Omega_{ij}^t, Con, N) \quad (1)$$

其中, S_{ij}^{t+1} 和 s_{ij}^t 分别是元胞 ij 在时间 $t+1$ 和 t 的状态; f 是转换规则函数; Ω_{ij}^t 是在位置 ij 上邻域的空间发展状况; Con 是总约束条件; N 是元胞数目。

CA是建立在离散、规则的空间划分基础上的,空间分辨率的大小对模拟精度存在影响,本研究元胞大小采用 $30\text{m} \times 30\text{m}$ 空间分辨率^[22-23]。根据城市规划和建设中通常地块设计尺度为 $100 \sim 200\text{m}$,而本研究的元胞大小为 30m ,邻域大小采用 5×5 Moore型,共24个邻域单元组成。邻域函数公式可以表示为:

$$\Omega_{ij}^t = \frac{\sum_{5 \times 5} \text{con}(s_{ij} = \text{urban})}{5 \times 5 - 1} \quad (2)$$

式中, Ω_{ij}^t 表示了在 5×5 邻域中的城市元胞密度, con 为一个条件函数:如果 s_{ij} 为城市用地,则 $\text{con}()$ 返回真,否则返回假。转换规则是CA的核心,它决定了CA的动态演化过程和结果。

2.2 CA的转换规则

本文logistic-CA的转换规则,采用logistic二元回归方法,该转换规则的特点:(1)Logistic回归是响应变量为0和1的虚拟变量的回归分析,非常适合用地是否变为城市这类非线性问题;(2)该转换规则具有较好的模拟精度^[24],计算过程便于校核;(3)能回归各驱动力在模拟转换中的影响系数大小,为多情景模拟预测提供便利。

logistic转换规则可表示为:

$$P_{d,ij}^t = (1 + (-\ln r)^\alpha) \times \frac{1}{1 + \exp(-z_{ij})} \times \text{con}(s_{ij}^t) \times \Omega_{ij}^t \quad (3)$$

其中, $\frac{1}{1 + \exp(-z_{ij})}$ 为一个区位的土地开发适宜性; z 是描述单元 (i, j) 开发的特征向量 $z = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k$; b_0 是一个常量; b_k 是logistic回归系数; x_k 是一组影响转换的变量。 $1 + (-\ln r)^\alpha$ 为随机项^[25], r 为值在 $(0, 1)$ 范围内的随机数; α 为控制随机变量影响大小的参数,取值范围为1-10之间的整数。它的引入是为使运算更加符合实际,反映城市形态演化过程中存在的各种政治因素、人文因素、随机因素和偶然事件的影响和干预。本文根据研究区城市规划执行情况,在经过专家咨询后,决定 α 取值为8。

2.3 多情景logistic回归系数的计算方法

Logistic回归系数 b_k 代表每个因子的影响力大小,若对其系数大小进行调整,就实现了不同情景模拟回归系数的确定。不同情景的城市形态扩展,具有不同大小的影响因子组合,故应先找出对应情景的重要影响因子。即在特定情景中,对城市形态演化起重要作用的因子。本研究假定3种情景影响因子相同,但重要影响因子不同。

不妨设,反映某情景的重要影响因子集合为 I , 其中的每个元素记为 x'_i , 则 b'_i 就是该元素代表的影响因子logistic回归系数,每个元素 x'_i 都在 x_k 的集合 X 中,即 $I \subseteq X$ 。对应情景的影响因子回归系

数计算步骤为:

(1)为了突出某情景,需要调整重要影响因子 x'_i 的logistic回归系数,调整系数为 n 。 n 的大小,反映了重要影响因子相对于历史演化的突出程度。反映某情景重要影响因子的回归系数计算公式为:

$$b'_i = nb_k \quad (i \leq k) \quad (4)$$

(2)计算剩余各影响因子的回归系数绝对值,计算公式为:

$$|b'_j| = \frac{b_j}{\sum |b_k|} \times \left(\sum |b_k| - \sum b'_i \right) \quad j \in (K-1) \quad (5)$$

其中, b'_j 为剩余各影响因素的系数。

(3)计算剩余影响因子的回归系数,各系数的正负值分别取回归分析中的符号,最终回归系数为:

$$\begin{cases} \text{原系数为正:} & b'_j = |b'_j| \\ \text{原系数为负:} & b'_j = -|b'_j| \end{cases} \quad (6)$$

2.4 预测结果的数量灰色校准

元胞自动机模型由于本身的设计缺陷,难以实现准确的数量预测^[26]。本研究将不等时距的灰色预测方法嵌入logistic-CA,把灰色预测的数量结果作为CA模拟预测的停止条件,实现CA模型模拟预测面积精确性^[27]。

不等时距的灰色预测,常用拓灰色预测法解决。它假设等时距的原始数据是客观存在的,由于某种原因使其中的一些数据缺失,因而出现了不等时距的原始数列,我们得到的数据较为符合GM(1,1)模型曲线,曲线的离散形式为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) e^{-ak} + \frac{u}{a},$$

式中, $c = x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}$ 。设初始时间序列为0,时间序列 $T^{(0)}(i) = \{0, t_2, t_3, \dots, t_m\}$,则有

$$x^{(0)}(t_i) = c(1 - e^a)e^{-at_i},$$

式中, $t_i = t_2, t_3, \dots, t_m$ (m 为原始数列的个数)。

c 和 a 的值的求解,通常采用胡斌等提出的方程组^[28-29]:

$$\begin{cases} x^{(0)}(t_i) = c(1 - e^a)e^{-at_i} \\ x^{(0)}(t_j) = c(1 - e^a)e^{-at_j} \end{cases} \quad (7)$$

解得

$$a = \frac{1}{t_i - t_j} \ln \frac{x^{(0)}(t_j)}{x^{(0)}(t_i)} \quad (8)$$

得出的 a 为 a_{ij} ,得到 c_{m-1}^2 个 a_{ij} ,取平均值

$$\hat{a} = \bar{a} = \frac{1}{c_{m-1}^2} \sum_{i=2}^{m-1} \sum_{j=i+1}^m a_{ij} \quad (9)$$

进一步解得

$$\begin{cases} x^{(0)}(t_2) = c(1 - e^{\hat{a}})e^{-\hat{a}t_2} \\ x^{(0)}(t_3) = c(1 - e^{\hat{a}})e^{-\hat{a}t_3} \\ \dots\dots \\ x^{(0)}(t_m) = c(1 - e^{\hat{a}})e^{-\hat{a}t_m} \end{cases} \quad (10)$$

这样,就可根据每个方程都可求出一个 c 值,取平均值

$$\hat{c} = \bar{c} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=2}^m c_i \quad (11)$$

最后,由 \hat{c} 和 \hat{a} 值便可得到不等时距灰色预测模型

$$\hat{x}^{(0)}(t_i) = \hat{c}(1 - e^{\hat{a}})e^{-\hat{a}t_i} \quad (12)$$

从而求出预测值。

3 模型的实际检验分析

3.1 基础数据与处理

本研究的原始数据为:1998、2001、2005、2009、2011年8月Landsat TM卫星遥感影像,配合2010年1:5万天津市地形图、2005、2011年1:10万天津市地图、2005-2020年滨海地区城市总体规划图、2011-2030年滨海地区城市总体规划图。其中,原始数据的配准、几何精校正的误差均控制在15m以内,投影统一为WGS_1984_UTM_50N。根据数据与研究需要把用地分为建设用地、农业用地、海洋、陆地水体4类,利用ENVI 4.8遥感软件进行分类提取对应年份的城市形态和其他3类用地,总体分类精度控制在90%以上。

3.2 2005-2011历史演化回归分析

3.2.1 影响因子选取

影响城市形态演化的因素多种多样,笔者根据相关研究^[30-33],结合研究区实际选择了具有代表性的自然环境因素、交通距离变量、市中心经济辐射、规划政策引导等4大类15个影响因子(见表1)。其中,交通距离变量类在某种程度上反映了经济的驱动作用,因此,其具有双重特点。在CA计算过程中,邻域开发密度的计算,实际上也是对城市土地

经济空间的考虑。另外,在模型预测中采用了灰色预测方法,把城市发展看成灰色系统综合考虑,在一定程度上考虑了经济和人口对城市空间扩展的驱动作用。

首先,利用 ArcGIS 10 中的空间分析模块,提取每个点的距离参数,并进行最大值标准化处理。标准化后是 0-1 的无量纲数据,这就确保了计算具有可比性。然后,按总体规划的建设用地、发展备用地、其他用地,分别将研究区对应空间赋值为 1、0.6、0,以反映规划对城市形态的引导控制,使规划布局影响变量,与其他变量具有可比性和一致性。最后,将数据统一投影为 WGS_1984_UTM_50N,将其按照 30m 的分辨率转化为 ASCII_grid 格式。

3.2.2 建立 logistic 回归模型

基于 logistic-CA 模型模拟城市形态演化,首先要建立 logistic 回归模型。本文采用随机抽样方法,从目标变量(2011 年分类图)和城市形态演变影响因素变量中获取样本。通过 Matlab 2011b 软件提供的 randperm() 函数,进行简单编程实现,随机抽样比例为 20%,结果保存为 ASCII 码的文本格式。然后,利用 SPSS 20 软件对抽样数据进行 logistic 回归计算,影响因素除河流外其余均通过 0.05 的显著性水平检验,模型总体分类精度达到 85%,回归系数

计算结果如表 1 所示。

其中,回归函数 Z 可由下式表示:

$$Z = 1.644 + 6.282x_1 - 1.325x_2 + 0.727x_3 + 4.335x_4 - 1.366x_5 - 0.479x_6 + 0.428x_7 - 1.816x_8 - 6.246x_9 - 11.523x_{10} - 4.776x_{11} + 1.612x_{12} - 3.834x_{13} + 0.64x_{14} - 10.314x_{15}$$

3.2.3 模拟结果评价

模拟 2005-2011 年城市形态演化,以检验模型的有效性。首先,利用 SPSS 软件建立 logistic 回归模型,建模数据为总体中随机抽样 20%;然后,将回归系数代入作者开发的 logistic-CA 模拟软件中;最后,进行模拟精度评价:模拟转换目标为 1114km²,实际正确模拟量为 1125km²,实际城市用地模拟精度为 99%;采用 Lee-Sallie 指数^[6]检验,公式为

$$L = \frac{A_0 \cap A_1}{A_0 \cup A_1}, \text{ 其中, } L \text{ 为 Lee-Sallie 指数, } A_0 \text{ 为真实年份的城市形态, } A_1 \text{ 为模拟的城市形态。}$$

Lee-Sallie 指数为 0.98。总体模拟精度评价显示为极好,这表明模型能应用于模拟预测,同时在软件开发中矩阵转化优化算法提高了精度。

3.3 多情景模拟预测

本文的城市形态多情景模拟,采用 Matlab 2011b 与 ArcGIS 10 松散耦合模式,其具有开发灵

表 1 logistic 回归结果

Tab.1 Results of logistic regression

类别	影响因子	B	S.E.	Wald	df	Sig.
自然环境因素	河流	-0.479	0.359	2.777	1	0.052
	交通距离变量					
	高速公路	3.282	0.535	37.604	1	0
	高速出入口	-1.325	0.574	5.327	1	0.021
	铁路	0.727	0.24	9.204	1	0.002
	火车站	4.335	0.31	195.147	1	0
	航道	-1.36	0.124	121.163	1	0
	国道	0.428	0.116	13.685	1	0
	机场	-3.834	0.203	358.068	1	0
	省道	-1.816	0.224	65.417	1	0
	县乡道	-6.246	0.549	129.377	1	0
市中心经济辐射	城市道路	-11.823	0.42	794.005	1	0
	市中心影响	-4.776	0.308	240.957	1	0
规划政策引导	规划布局影响	1.612	0.033	2340.421	1	0
	规划铁路	0.64	0.218	8.628	1	0.003
	规划道路	-10.314	0.593	302.778	1	0
	常量	1.644	0.064	659.804	1	0

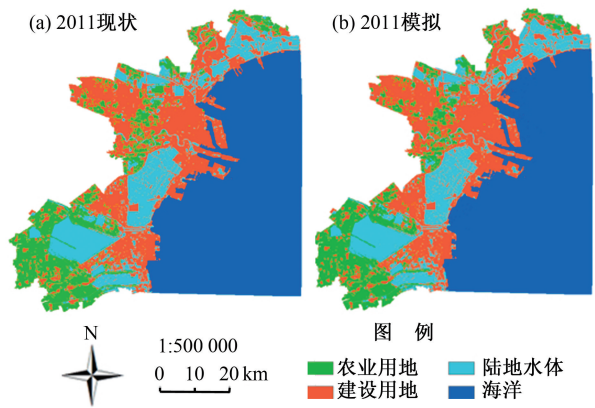


图2 2011年城市形态模拟与现状
Fig.2 Urban morphology simulation and current situation in 2011

活、自由度高、计算过程便于校核等优点。模型计算主要在Matlab平台,开发logistic-CA计算模拟软件,借助ArcGIS进行可视化处理分析。

3.3.1 各情景回归系数计算

本研究假定3种情景驱动力相同,但各类型驱动力在不同的情景中作用大小不同。根据城市发展的动力特点,特定情景某些可控重要影响因子作用可放大1至2倍,超过2倍就不切合城市发展实际了。情景A假定历史外推,城市形态沿2005–2011年历史演化的趋势,原驱动力保持不变,回归系数保持不变,即 $n=1$;情景B假定内生发展模式,与其直接相关的重要影响因子分别为:县乡道、城市道路、市中心影响,其发展可变性、波动性较小,回归系数扩大1.5倍,即 $n=1.5$;情景C假定外生发展模式,与其直接相关的重要影响因子分别为:机场、航道、省道、高速出入口,其发展的可变性较大,回归系数扩大2倍,即 $n=2$ 。

3种情景回归系数计算:(1)把 $n=1$ 、 $n=1.5$ 、 $n=2$,分别代入公式(7),求取3种情景的对应重要影响因子系数;(2)利用公式(8)分别求取3种情景的剩余影响因子的回归系数绝对值;(3)利用公式(9),分别确定3种情景的剩余影响因子的回归系数符号。最终得到3种情景logistic回归系数(如表2所示)。

3.3.2 灰色预测校准

CA模型的优点在于模拟空间过程,但不能实现准确的数量预测。因此,本文logistic-CA预测,给予灰色数量的校准,并由转换概率的大小保证数量实现。将灰色系统方法嵌入logistic-CA中,以灰色预测数量结果作为模拟终止模拟的条件,实现CA模型模拟预测面积精确性。

为便于计算,设1998年的城市形态数据为第一年的城市形态面积,则1998、2001、2005、2009、2011年5个时期城市形态面积可表示为 $x^{(0)}(1)$, $x^{(0)}(4)$, $x^{(0)}(8)$, $x^{(0)}(12)$, $x^{(0)}(14)$ 。则根据公式(7),构建方程组。利用公式(8)求可求出6个 a 值,而后利用公式(9)求出 $\hat{a}=-0.0749$ 。根据公式(10),利用已求出的 \hat{a} 值,可求出6个 c 值,利用公式(11)求得 $\hat{c}=5403.205$ 。将已求出的 \hat{a} 和 \hat{c} 代入公式(12),可求得不等时距灰色预测模型 $\hat{x}^{(0)}(t_i)=5403.205(1-e^{-0.0749})e^{-0.0749t_i}$ 。由于第一个信息为灰色系统基础信息,不参与预测,利用预测模型预测2001、2005、2009、2011年城市形态面积,均误差为-0.077%,因此,该模型精度很高(见表3),可用于预测。利用该预测模型分别计算出2014、2017、2020年城市形态的面积分别为1395km²、1747km²、2187km²。

表2 3种情景logistic回归系数

Tab.2 Logistic regression coefficient under three scenarios

情景	b1	b2	b3	b4	b5	b6	b7	b8	b9	b10	b11	b12	b13	b14	b15
A	3.28	-1.33	0.73	4.34	-1.36	-0.48	0.43	-1.82	-6.25	-11.82	-4.78	1.61	-3.83	0.64	-10.31
B	2.04	-0.82	0.45	2.69	-0.84	-0.3	0.27	-1.13	-9.37	-17.73	-7.16	1	-2.38	0.4	-6.41
C	2.67	-2.65	0.59	3.53	-2.72	-0.39	0.35	-3.63	-5.08	-9.62	-3.88	1.31	-7.67	0.52	-8.39

表3 模型预测精度表

Tab.3 Accuracy of model estimation

年份	1998	2001	2005	2009	2011	2014	2017	2020
实际值(km ²)	319	547	689	938	1129			
预测值(km ²)		527	711	959	1114	1395	1747	2187
误差		-0.03742	0.03134	0.02238	-0.01322			

3.3.3 模拟预测结果

将3种情景的logistic回归系数,分别代入开发的logistic-CA模型软件,迭代次数设置为200次,分别模拟2014、2017、2020年的城市形态。模拟预测自变量选择2011年城市扩展的15个驱动力变量,以2011年城市形态为预测基期。根据不等时

间灰色预测结果,模拟2014、2017、2020年的面积应分别为1395、1747、2187km²,模拟新增城市建设用地像元数分别为295 600、686 600、1 175 600个,每次迭代新增城市像元数分别为1478、3433、5878个。最后,利用ArcGIS 10将模拟结果进行可视化处理,得到3种情景的城市形态模拟预测图(图3-5)。

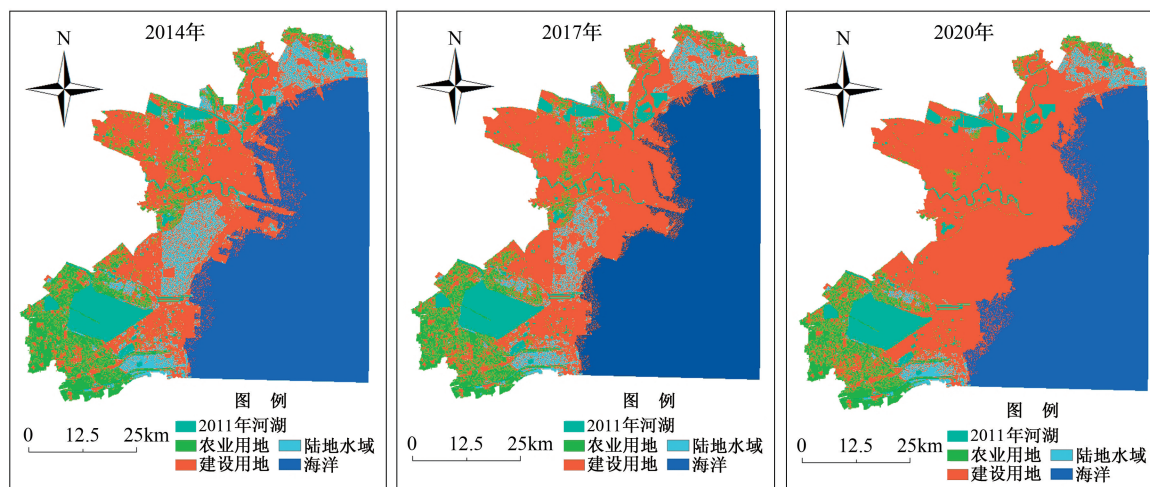


图3 情景A 2014、2017、2020年城市形态模拟预测结果

Fig.3 Result of modeling and prediction of urban morphology expansion under the scenario A in 2014, 2017 and 2020

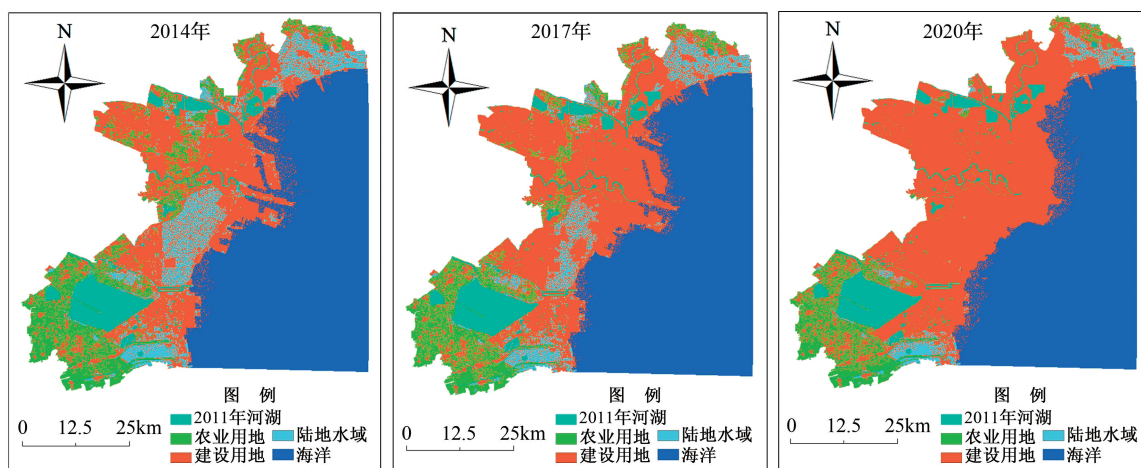


图4 情景B 2014、2017、2020年城市形态模拟预测结果

Fig.4 Result of modeling and prediction of urban morphology expansion under the scenario B in 2014, 2017 and 2020

通过模拟预测发现无论哪种发展方式,最终预测的2020年的城市形态格局都非常相似。但是不同情景下,其空间格局演化存在重大的差异,在城市发展过程中有充分的空间进行政策调控。3种情景的区别为:情景A沿历史发展趋势,前期城市形态将会围绕城市旧城区和港口扩展,中期将呈组团

式扩展,后期实现沿海城市发展带与海河城市发展轴的连接;情景B内生发展模式下,城市强烈依托于旧城区,对原有道路基础设施等依赖性较大;情景C外生发展模式下,更多依赖城市外部交通体系,城市形态易走向分散化,区位较好地段将会成长为新城或城市新的组团。

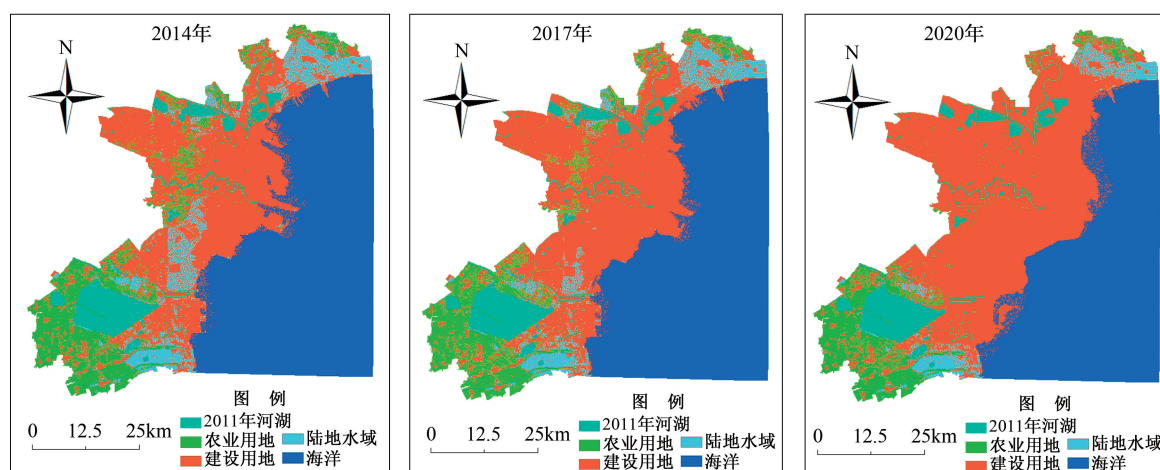


图5 情景C 2014、2017、2020年城市形态模拟预测结果

Fig.5 Result of modeling and prediction of urban morphology expansion under the scenario C in 2014, 2017 and 2020

4 结论

通过上述模拟预测分析得出以下结论:

(1)改进后的logistic-CA模型,充分发挥了CA的自下而上模拟多情景城市形态空间演化过程的优势。灰色系统方法的引入,发挥了灰色系统数据的预测优势,实现了模型较为准确地预测既定年份的城市形态面积。改进后的模型,通过对设定情景的影响因子logistic回归系数的计算,实现特定情景的城市形态演化过程与结果的模拟预测。

(2)通过模拟预测发现:在不同情景下,滨海地区城市形态演化格局存在重大的差异,在城市发展过程中有充分的空间进行政策调控。情景A,前期城市形态将会围绕城市旧城区和港口扩展,中期将呈组团式扩展;情景B,城市强烈依托于旧城区,对原有道路基础设施等依赖性较大;情景C,更多依赖城市外部交通体系,区位较好地段将会成长为新城或城市新的组团。

(3)城市规划分析可进行多情景模拟预测,掌握城市形态扩展的必然性、可能性、特定区域的空间扩展影响因素。对于应该控制的城市扩展区域,规划采取相应的控制措施,而对应该发展的区域,采用相应的鼓励与带动措施。另可采用logistic-CA模型,模拟规划方案实施后的城市形态演化过程,以检验城市规划意图实现的可行程度,以及实现过程中方案对策的有效性。

参考文献:

[1] Couclelis, H. Cellular worlds: A framework for modeling

micro-macro dynamics[J]. Environment and Planning A, 1985,17(5):585-596.

[2] Tobler, W R. Cellular geography. // Gale S & Olsson G (Eds.). Philosophy in geography[M]. Holland: D. Reidel Publishing Company, 1979:379-386.

[3] Batty, M. Generating urban forms from diffusive growth [J]. Environment and Planning A, 1991,23(4):511-544.

[4] Li X, Yang Q, Liu X. Discovering and evaluating urban signatures for simulating compact development using cellular automata[J]. Landscape and Urban Planning, 2008,86(2): 177-186.

[5] 刘继生,陈彦光.基于GIS的细胞自动机模型与人地关系的复杂性研究——关于人地关系研究的技术模式探讨[J].地理研究,2002,21(2):155-162.

[6] Clarke K C, Gaydos L J. Loose-coupling a cellular automaton model and GIS: Long-term urban growth prediction for San Francisco and Washington/Baltimore[J]. International Journal of Geographical Information Science, 1998, 12(7):699-714.

[7] Santé I, García A M, et al. Cellular automata models for the simulation of real-world urban processes: A review and analysis[J]. Landscape and Urban Planning, 2010(96): 108-122.

[8] Wu F, Yeh A G. Changing spatial distribution and determinant s of land development in Chinese cities in the transition from a centrally planned economy t o a socialist market economy: A case study of Guangzhou[J]. Urban Studies,1997, 34(11): 1851- 1879.

[9] Serneels S, Lambin E F. Proximate causes of land use change in Narks District, Kenya: A spatial statistical model agriculture[J]. Ecosystems and Environment, 2001(85): 65-81.

- [10] Cheng J, Masser I. Urban growth pattern modeling: A case study of Wuhan city, P. R. China[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2003(62):199-217.
- [11] Gobin A. Logistic modeling to derive agricultural land use determinants: A case study from southeastern Nigeria [J]. *Agriculture: Ecosystems and Environment*, 2002(89): 213-228.
- [12] Mertens B, Lambin E F. land cover change trajectories in a frontier region in southern Cameroon[J]. *Ann. Assoc. Am. Geogr*, 2000(90):467-494.
- [13] Verburg P H, Soepboer W, Veldkamp A. Modeling the spatial dynamics of regional land use: The CLUE2S model [J]. *Environmental Management*, 2002,30(3):391-405.
- [14] 罗平,姜仁荣,李红召,等.基于空间 Logistic 和 Markov 模型集成的区域土地利用演化方法研究[J].*中国土地科学*,2010,24(1):31-36.
- [15] 吴楷钊,吴波.基于空间相关的逻辑回归模型的城市扩展模拟[J].*河南大学学报(自然科学版)*,2010,40(5):265-273.
- [16] Pearman A D. Scenario construction for transportation planning[J]. *Transportation Planning and Technology*, 1988(7):73-85.
- [17] Klosterman R E. The what if Collaborative planning support system[J]. *Environment and planning B: Planning and Design*, 1999,26(3):393-408.
- [18] Landis L D. The California urban future model: A new generation of metropolitan simulation models[J]. *Environment and planning B: Planning and Design*,1994,21(4): 399-420.
- [19] Landis L D. Imaging land use futures: Applying the California urban future model[J]. *Journal of American Planning Association*,1995,61(4):438-457.
- [20] Ringland G. Scenario planning: Managing for the future [M]. New York: John Wiley,1998,3-15.
- [21] 里奇(美)著,邱仲潘,米哲伟,武桂香,等译.自动机理论与应用[M].北京:清华大学出版社,2011,115-218.
- [22] Turner M G, O' Neill, *et al.* Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern[J]. *Landscape Ecology*, 1989(3):153-162.
- [23] Wu J, Jelinski D E, Luck M, *et al.* Multiscale analysis of landscape heterogeneity: scale variance and pattern metrics[J]. *Geographic Information Sciences*, 2000,6(1):6-19.
- [24] Wu F. A linguistic cellular automata simulation approach for sustainable land development in a fast growing region [J]. *Environment and Urban Systems*, 1996,20(6):367-387.
- [25] White R, Engelen G. Cellular automata and fractal urban form: a cellular modeling approach to the evolution of urban land-use patterns[J]. *Environment and Planning*, 1993 (25):1175-1199.
- [26] 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,2007,201-213.
- [27] 邓聚龙.灰色数理资源科学导论[M].武汉:华中科技大学出版社,2007,41-62.
- [28] 胡斌,曾学贵.不等时距灰色预测模型[J].*北方交通大学学报*,1998,22(1):34-37.
- [29] 熊和金,徐华中.灰色控制[M].北京:国防工业出版社, 2005,25-28.
- [30] 刘涛,曹广忠.城市用地扩张及驱动力研究进展[J].*地理科学进展*,2010,29(8):927-934.
- [31] 王婧,方创林.城市建设用地增长研究进展与展望[J].*地理科学进展*,2011,30(11):1440-1448.
- [32] 杨云龙,周小成,吴波.基于时空 Logistic 回归模型的漳州城市扩展预测分析[J].*地球信息科学学报*,2011,13(3): 374-382.
- [33] 刘保晓,黄耀欢,付晶莹,等.天津港区土地利用时空格局变化与驱动力分析[J].*地球信息科学学报*,2012,14(2): 270-278.

A Method of Simulation and Prediction of Urban Morphology under Multiscenarios

HUANG Huanchun and YUN Yingxia*

(Architecture College, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: As one type of CA, logistic-CA now has been successfully adopted in urban studies. But logistic-CA model can only be applied to simulation according to historical evolution trend. Besides, the quantity of prediction in a certain year cannot be correctly obtained. In this study, we have carried out two modifications on the lo-

gistic-CA model, one is to insert grey prediction; the other is making the model capable of simulating urban morphology evolution under multi-scenarios. Then we applied this model to simulate and predict urban morphology evolution of the coastal area in Tianjin Municipality, in order to investigate the regularity and characteristics under three scenarios, e.g. historical extrapolation, endogenous development and exogenous development, so as to better grasp urban morphology evolution regularities. The simulation of three scenarios shows that urban morphology inevitably grows followed a cross form, but the characteristic of three scenarios are a lots of differences. Modified logistic-CA model gives full play to the advantage of CA, that is, bottom-up simulation of urban spatial process under multi-scenarios. Through examination, the modified model has a high accuracy in simulation and prediction, which achieves the goal of quantitative simulation and prediction of urban morphology evolution under multi-scenarios. It is necessary for urban planning to master the expansion of the inevitability of urban form, in order to grasp the possibility of a specific area to achieve effective control of the urban development process.

Key words: logistic-CA; multi-scenarios; urban morphology; simulation ; prediction

***Corresponding author:** YUN Yingxia, E-mail: yunyx@126.com