

DOI: 10.5846/stxb201808021649

王保盛, 廖江福, 祝薇, 邱全毅, 王琳, 唐立娜. 基于历史情景的 FLUS 模型邻域权重设置——以闽三角城市群 2030 年土地利用模拟为例. 生态学报, 2019, 39(12): - .

Wang B S, Liao J F, Zhu W, Qiu Q Y, Wang L, Tang L N. The weight of neighborhood setting of the FLUS model based on a historical scenario: A case study of land use simulation of urban agglomeration of the Golden Triangle of Southern Fujian in 2030. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(12): - .

基于历史情景的 FLUS 模型邻域权重设置 ——以闽三角城市群 2030 年土地利用模拟为例

王保盛^{1,2}, 廖江福³, 祝薇^{1,2}, 邱全毅¹, 王琳^{1,2}, 唐立娜^{1,*}

1 中国科学院城市环境研究所城市环境与健康重点实验室, 厦门 361021

2 中国科学院大学, 北京 100049

3 集美大学计算机工程学院, 厦门 361021

摘要:以闽三角城市群 2030 年土地利用模拟为例, 针对 FLUS 模型邻域权重参数提出一种基于历史情景的设置方法。首先以 2015 年土地利用数据为基础, 结合人工神经网络算法综合 12 个自然、社会、经济驱动因子计算各土地类型的出现概率和空间分布, 然后依据对历史情景的分析, 分别用马尔可夫链和分析景观格局指数的方法设定相关参数, 最后用自适应惯性竞争元胞自动机模拟闽三角城市群 2030 年的土地利用情景。分析发现, 同时间尺度各土地类型 TA (Total Area) 的变化量可以较好的反映其扩张强度, 由强到弱依次为建设用地、水域及滩涂、其他土地、草地、林地及农田; TA 变化量的无量纲值在数据意义和数据结构方面均较好地契合 FLUS 模型邻域权重的参数要求; 结合各土地类型 TA 变化量和扩张强度间的相互关系来看, 到 2030 年农田受建设用地扩张的影响最为严重, 大量土地由农田、林地、草地及其他土地转变为建设用地或水域及滩涂; 建设用地持续扩张, 闽三角城市群空间一体化格局基本形成, 其余各土地类型被进一步分离, 同类型斑块更趋于独立发展。综合参数设置过程和模拟结果来看, TA 变化量的无量纲值可为 FLUS 模型的邻域权重参数设置提供一种客观可行的方法。

关键词: FLUS 模型; 土地利用模拟; 参数设置; TA 变化量

The weight of neighborhood setting of the FLUS model based on a historical scenario: A case study of land use simulation of urban agglomeration of the Golden Triangle of Southern Fujian in 2030

WANG Baosheng^{1,2}, LIAO Jiangfu³, ZHU Wei^{1,2}, QIU Quanyi¹, WANG Lin^{1,2}, TANG Lina^{1,*}

1 Key lab of Urban Environment and health, Institute of Urban Environment, Chinese Academy of Sciences, Xiamen 361021, China

2 University of Chinese of Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3 Computer Engineering College, Jimei University, Xiamen 361021, China

Abstract: In this study, a historical scene-based setting method is proposed for the parameter Weight of Neighborhood of the FLUS model by simulating the land use scenario of urban agglomeration of the Golden Triangle of Southern Fujian in 2030. Firstly, based on the land use data in 2015, the occurrence probability and spatial distribution of each land use type were calculated with the artificial neural network algorithm, which integrates 12 natural, social and economic driving factors. According to the analysis of historical scenarios, the parameters of the FLUS model were confirmed via the Markov Chain and the landscape pattern indexes analysis method. Finally the Self-Adaptive Inertia and Competition mechanism

基金项目:国家自然科学基金面上项目(41471137);国家重点研发计划课题(2016YFC0502902);福建省自然科学基金项目(2017J01468);国家自然科学基金青年科学基金项目(41501196)

收稿日期:2018-08-02; 网络出版日期:2018-00-00

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: lntang@iue.ac.cn

Cellular Automata were used to simulate the land use scenario of urban agglomeration of the Golden Triangle of Southern Fujian in 2030. According to the analysis, the variation of TA (Total Area) at the same time scale could better reflect each land use type's expansion intensity and were ranked follows: construction land, water area and tidal flat, other land, grassland, woodland, and cultivated land. The dimensionless value of TA variation was in good agreement with the Weight of Neighborhood of the FLUS model in terms of data meaning and data structure. Combined the relationship between the TA variation and the expansion intensity of each land use type, the cultivated land would be most affected by the expansion of construction land until 2030. A large amount of land will be converted constantly from farmland, woodland, grassland and other land into construction land or water area and tidal flat. The construction land will continue to expand, the spatial integration pattern of the urban agglomeration of the Golden Triangle of Southern Fujian will basically form, other land use types will be further separated, and the patches of same land use types would progress independently. Taking the parameter setting process and simulation results into account, the dimensionless value of TA variation can provide an objective and feasible method for setting the Weight of Neighborhood parameters of FLUS model.

Key Words: FLUS model; land use simulation; parameter setting; TA variation

由于人们对土地利用变化的持续关注^[1-3],土地利用模拟模型的研究也随之兴起,模型多样性得以丰富的同时各类模型参数更是层出不穷,因此,如何更为科学、客观的设定模型参数正在成为影响土地利用模拟研究的重要因素之一。元胞自动机(Cellular Automata, CA)作为诸多模型中最主要、且应用广泛的方法之一^[4-5],是很多模型研究的基础。诸多以CA为基础的模拟方法,譬如小尺度土地利用变化及效应模型(The Conversion of Land Use and its Effects at Small region extent CLUE-S)、地理模拟优化系统(Geographical Simulation and Optimization System, GeoSOS)、未来土地利用变化情景模拟模型(A Future Land Use Simulation Model FLUS)等,都是在整合驱动力因素、变化规则、变化强度等因子的基础上结合元胞理论,通过相应的数学过程对各土地类型的变化量或总量进行合理分配,进而实现对设定情景的模拟^[6-10]。由于模型参数对模拟过程和结果的重要性^[11-12],参数也越来越被关注,邻域因子作为CA重要的参数之一,已在邻域作用可控性^[13]、扩展邻域效应^[14-15]、邻域空间自组织性^[16]、动态邻域^[17-18]、邻域敏感性^[19]等诸多角度开展了研究,但邻域因子的权重系数目前仍缺乏客观且简单的确定方法,相比基于主观判断的方法,本研究从历史情景入手,通过对历史客观变化的分析来设定FLUS模型邻域权重(Weight of Neighborhood),合理规避主观判断带来的偏差,以增强模拟的客观性和科学性。

土地利用变化是自然、社会、经济、政治等诸多影响因子复合作用的结果^[20],是区域经济活力的指示剂,反映着特定时空尺度下土地利用方式、开发强度、经济投入、政策导向等诸多因素的作用强度及其合理性^[21],对未来土地利用情景客观、合理的模拟,不仅可以掌握其变化、发展规律,还可以检验当前社会、经济政策对土地利用变化导向的合理性^[22]。土地资源供需矛盾日益激化、土地利用变化引起的环境问题等已经开始强烈的影响国计民生和可持续发展,对未来土地利用变化规律的把握正变得越来越迫切和重要。2017年初国务院发布的《全国国土规划纲要(2016—2030年)》以2030年为本轮规划的终期时间节点;同年,厦门市、泉州市、漳州市相继发布《土地利用总体规划(2006—2020年)调整完善方案》,均明确提出要不断优化土地开发利用的结构和布局,引导土地资源的合理、节约、集约利用;鉴于地方规划统一于全国规划、服从全国规划整体协调的原则,综合国家规划的时间节点和区域规划的具体要求,以闽三角城市群2030年土地利用情景的模拟为例也有其现实意义。

1 研究区概况及数据预处理

1.1 研究区概况

闽三角城市群位于我国福建省东南部沿海(图1),以厦门、泉州、漳州三个设区市为核心。地处亚热带海

洋季风气候区,年平均气温 17—21℃,平均降雨量 1400—2000 mm,水热资源充沛。总面积 25381 km²,地形以低山丘陵为主,分布有玳瑁山、戴云山、博平岭等山脉。区域内水系发达,有洛阳江、晋江、西溪、九龙江等河流,素有“八山一水一分田”之说,耕地资源总量先天不足。区域内土地类型主要以林地为主(图 1)。随着建设用地面积增长迅猛。统计显示,截至 2015 年底区域总人口 1737 万,地区生产总值 12371 亿元,是中国改革开放以来优先发展起来的区域之一。近年来国家一路一带战略大力推进,闽三角城市群作为海峡西岸经济区的主要构成部分和 21 世纪海上丝绸之路的重要节点在国家区域协同发展战略中的地位和作用逐步凸显,城乡开发建设得以大力推进。然而快速开发建设活动导致的土地利用结构失衡、集约化程度相对较低、土地资源供需矛盾尖锐以及利用方式粗放等问题都给区域可持续发展埋下巨大的安全隐患。

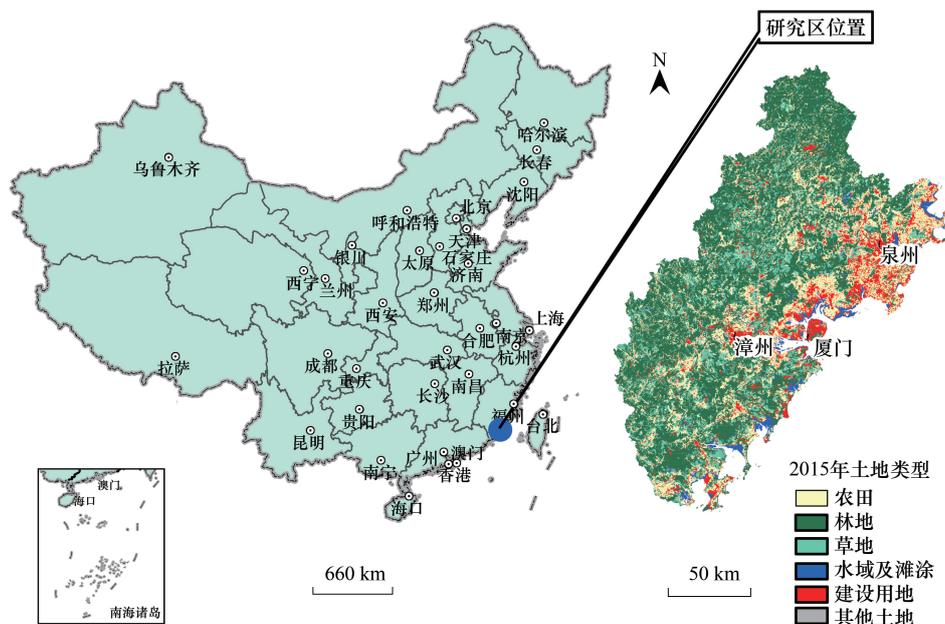


图 1 闽三角城市群地理区位及 2015 年土地利用概况

Fig.1 The location of urban agglomeration and the overview of land-use in 2015 of Golden Triangle of Southern Fujian

1.2 数据来源及数据处理

本研究所用数据主要包括 2000 年、2015 年厦门、泉州、漳州三市区域的建设用地分布、镇及以上居民点分布、铁路分布、公路分布、河流及滩涂水域分布、高程数据,以上数据主要来自全国地理信息资源目录服务系统(<http://www.webmap.cn>);最热月(7 月)、最冷月(1 月)的降水分布数据^[23],该数据来自 WorldClim-Global Climate Data(<http://worldclim.org>);人口空间分布数据^[24],该数据来源于欧盟数据目录联合研究中心(<http://data.jrc.ec.europa.eu>);GDP 空间分布数据^[25],该数据来自全球变化科学研究数据出版系统(<http://www.geodoi.ac.cn>);土地利用数据(2000 年、2005 年、2008 年、2010 年、2015 年),该数据均由对应年份的遥感影像解译获得;OSM(Open Street Map)数据,该数据来自 GEOFABRIK(<http://www.geofabrik.de/>),在此数据基础上通过 ArcMap 数据处理软件将区域内自然保护区、风景名胜区、历史遗址、宗教场所、水库、大坝、主要城市公园等区域筛选出来,作为限制发展区域(Restricted Area)的基础数据。经 ArcMap 处理将所有数据格式统一为 tif 格式,行列数为 2401×2859,像元分辨率 100 m,使之符合 FLUS 模型的格式要求。

为了增强同类型土地变化的显示度,凸显不同类型土地间的差异性,本研究在国家最新发布的《土地利用现状分类》(GB/T 21010—2017)的基础上对区域内土地类型进行了部分整合和重分类,具体对应关系如表 1 所示。同时鉴于海洋相对稳定,除近陆地区的沿海滩涂外,本研究暂不考虑海洋用地类型的变化。

表 1 土地利用类型重分类对照表
Table 1 The reclassification of land use types

序号 Rank	模拟用分类 Analog classification	对应土地类型 Corresponding land type	对应分类等级 Corresponding classification grade
1	农田	耕地	一级类
2	林地	园地 林地	一级类
3	草地	草地	一级类
4	水域及滩涂	河流水面 湖泊水面 水库水面 沿海滩涂 坑塘水面 内陆滩涂 沼泽地 沟渠	二级类
5	建设用地	商服用地 住宅用地 工矿仓储用地 公共管理与公共服务用地 特殊用地 交通运输用地	一级类
6	其他土地	其他土地	一级类

2 研究框架

模型参数作为模拟过程不可或缺的部分,对模拟结果有着决定性的作用,反之,模拟结果的精度及合理性则是对参数优劣最直接的反映。所以本研究分为模拟逻辑和模拟流程(图 2)两个部分,模拟逻辑部分主要通过历史情景的分析设定相关参数,实现对未来土地利用情景的模拟。模拟流程部分通过对模拟结果精度的检验来验证参数设置的客观性和可行性。

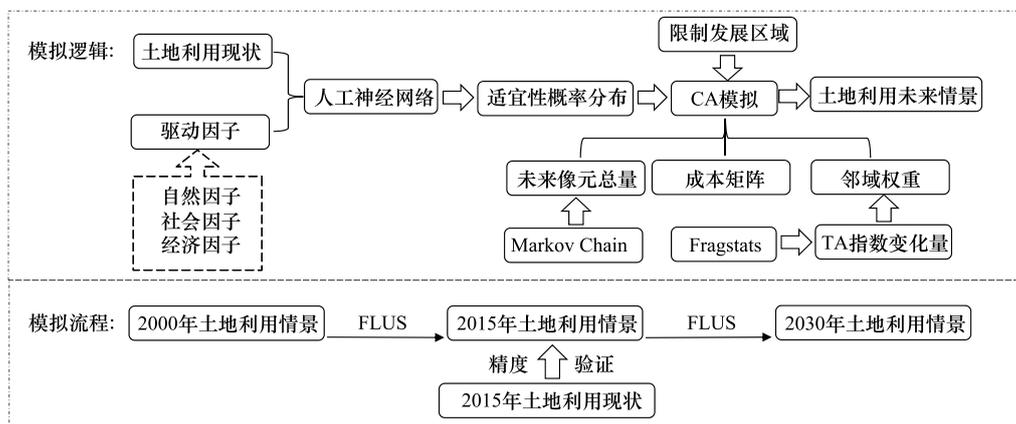


图 2 土地利用变化模拟逻辑框架及流程

Fig.2 The framework and process of land use change simulation

图中 CA:元胞自动机, Cellular Automata; FLUS:未来土地利用变化情景模拟模型, A Future Land Use Simulation model

3 研究方法

3.1 模型选择及介绍

FLUS 模型是在系统动力学 (System Dynamics, SD) 模型和元胞自动机模型的基础上整合人工神经网络 (Artificial Neural Networks, ANN) 算法和轮盘赌 (Roulette wheel selection) 选择机制建立的^[9], 可以很好的用于自然、社会、经济等多种驱动力作用下的土地利用变化情景模拟。该模型主体分为两大模块, 基于人工神经网络的出现概率模拟 (ANN-based Probability of Occurrence Estimation) 模块和自适应惯性竞争元胞自动机 (Self-Adaptive Inertia and Competition mechanism Cellular Automata) 模块。ANN 是一种受生物神经网络启发的机器学习模型, 属于非线性动力系统, 能够较好的实现非线性函数逼近, 具有自学习、自组织、自适应的特点, 可以有效融合不同数据类型, 实现多变量、复杂信息并行处理^[26-28]。因此它可以协同整合自然、社会、经济等多类驱动因子 (Driving Data), 并结合土地利用现状模拟在预设情景下各土地类型的适宜性分布概率, 从而建立起不同用地类型同驱动因子之间的关联。同时 FLUS 模型创新的在传统 CA 模型的基础上引进了基于轮盘赌选择的自适应惯性竞争机制, 用于处理多种用地类型在自然、社会、经济协同作用下发生变化的不确定性和相对复杂性, 从而实现较高精度的土地利用变化模拟^[9]。

3.2 土地利用变化驱动因子确定

土地利用变化是各类型土地自身理化条件和自然、社会、经济等内外因共同作用的结果^[29-31]。其变化除了受到自身理化性质等自然因素的影响外, 在城市化、工业化高度发展的今天, 更多的则是受到社会、经济等多元因子的复合作用和驱动^[32]。综合其他研究对于土地利用变化驱动因子的分析及探究^[33-34], 最终选取以下自然、社会、经济方面的 12 项驱动因子 (表 2):

表 2 土地利用变化驱动因子数据说明

Table 2 The explanation of Driving Data about land use change

数据类型 Data type	数据名称 Data name	数据说明 Data interpretation	单位 Unit
自然因子 Natural factors	最冷月降水 (1 月)	1970 年至 2000 年 1 月降水量的平均值	mm
	最热月降水 (7 月)	1970 年至 2000 年 7 月降水量的平均值	mm
	高程	全国地理信息资源目录服务系统公布数据	m
	坡度	由高程数据计算得到	1°
社会因子 Social factors	单位面积人口分布	区域内人口数量的空间化表达	人/km ²
	到建成区的距离	到已有城市及乡村建设用地 (除道路交通线外) 的距离	m
	到铁路交通节点的距离	到铁路交通节点的距离 (不含城市轨道交通站点)	m
	到公路的距离	到城市交通线、城际交通线以及县道和部分乡镇道路的距离	m
	到水体的距离	到河流、湖泊、水库、海洋、坑塘等水体的距离	m
	到城市中心的距离	到厦门、漳州、泉州政府所在地的距离	m
	到居民点的距离	到城乡 (乡镇及以上) 居民点的距离	m
经济因子 Economic factor	单位面积 GDP	结合产业分布、土地利用格局对 GDP 的空间化处理	元/km ²

某一区域的可达性通常对该区域的土地利用变化有着很强的作用力, 由于影响可达性的主要自然因子 (如高程、坡度等) 都已作为单独的驱动因子输入到系统, 为避免重复计算, 同时参考其他相关研究中的处理方法^[28, 35], 对社会、驱动因子 (到建成区、铁路交通节点、公路交通线、水体、城市中心、居民点的距离) 在进行数据预处理时, 均采用欧氏距离 (Euclidean Distance), 尽可能避免自然因子通过作用于社会、经济驱动因子而间接影响模拟过程。

3.3 各土地类型适宜性概率分布模拟

土地利用变化是一个由多影响因子交互驱动的非线性复杂过程。FLUS 模型用 ANN 基于驱动因子数据,

来模拟不同土地类型出现的概率及空间分布。ANN 是一种基于生物神经网络模拟的机器学习模型,通常用于模拟和计算变量较多的非线性函数,它可以通过大量学习与召回迭代来不断拟合输入数据和训练目标之间的复杂关系,从而保证生成更高适宜性的概率分布,建立起各土地类型出现的概率同驱动因子间的作用关系,ANN 由输入层、隐藏层和输出层组成,其中每个神经元,都分别对应 CA 中的一个变量^[9,36-37]。该模拟过程实质是建立起各驱动因子同初始土地类型在空间上的作用强度关系,其具体过程见公式(1):

$$p(p, k, t) = \sum_j w_{j,k} \times \text{sigmoid}(net_j(p, t)) \quad (1)$$

$$\text{sigmoid}(net_j(p, t)) = \frac{1}{1 + e^{-net_j(p, t)}}$$

$$net_j(p, t) = \sum_i w_{i,j} \times x_i(p, t)$$

式中: (p, k, t) 表示栅格 p 在 t 时间出现 k 土地类型的的概率; $w_{j,k}$ 是隐藏层和输出层之间的自适应权重; $\text{sigmoid}(net_j(p, t))$ 又称 S 型函数,或 S 型生长曲线,是隐藏层同输出层的关联函数; $net_j(p, t)$ 表示 j 输入层上的栅格 p 在 t 时间向神经元 j 发送的信号,即 t 时间第 j 类土地中的栅格 p 发生变化的强度; $w_{i,j}$ 同 $w_{j,k}$ 均为自适应权重,其区别在于 $w_{i,j}$ 表示输入层和隐藏层之间的自适应权重关系; $x_i(p, t)$ 是 t 时间变量 i 同输入层神经元 i 中栅格 p 的关系函数。

3.4 FLUS 模型参数设定

3.4.1 未来像元总量参数设定

未来像元总量表示预测期各土地利用类型所占像元的总量。该研究采用马尔可夫链(Markov Chain)(公式(2))^[38-40],基于 2000 年的土地利用数据,来预测 2015 年和 2030 年的各用地类型的像元总量:

$$S_{t+1} = P_{ij} \times S_t \quad (2)$$

式中: S_t 和 S_{t+1} 分别表示 t 时刻和 $t+1$ 时刻土地的状态; P_{ij} 表示在 t 时刻用地类型 P 发生转变的概率,计算方法如下:

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix}$$

$$(P_{ij} \in [0, 1]) \text{ 且 } \sum_{n=1}^n P_{ij} = 1 (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

3.4.2 邻域权重参数设定

邻域权重参数即该土地类型的扩张强度,也就是各用地类型在外界因子驱动下使自身得以扩张的能力,阈值范围 0 到 1,值越接近 1 则代表该类型的扩张能力越强。由于驱动因子同土地利用变化间关系的复杂性使得各用地类型的扩张强度较难直接计算,但各用地类型历史过程中的扩张规律却是对各自扩张能力的最好体现。通常来讲用地类型扩张无非面积增大和斑块数量增多两个方面,所以本研究以 2000 年到 2015 年同时时间尺度部分年份(2000 年、2005 年、2008 年、2010 年、2015 年)的土地利用数据为基础,以 Fragstats (Fragmentation Statistics) 软件为工具,从斑块数量(Number of Patches, NP)(公式(3))、总面积(Total Area, TA)(公式(4))、斑块面积加权平均面积(Patch Area_Area-Weighted Mean, AREA_AM)(公式(5))^[41]3 种景观格局指数入手,依据景观格局研究的一般规律,从景观(Landscape)、斑块类型(Class)及斑块(Patch)3 个尺度展开^[42]本研究。针对不同目的和研究对象选择适宜的尺度是景观格局分析的关键^[43],任何系统的描述都要依赖于特定特定时空范围和组织水平的选择^[44-45],由于研究对象为各用地类型,属于斑块类型尺度,因此选取在景观和斑块类型两个尺度就上述景观指数反映的空间格局关系和变换关系展开研究,探索各用地类型的扩张强度。各景观格局指数的计算方法如下:

$$NP = n_i \quad (3)$$

$$TA = \sum_{j=1}^n a_{ij} \left(\frac{1}{10000} \right) \tag{4}$$

$$AREA_AM = \sum_{j=1}^n \left[x_{ij} \left(\frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^n a_{ij}} \right) \right] \tag{5}$$

式中: n 表示斑块数量; a 表示斑块面积; x 表示权重值。

通过 2000—2015 年闽三角城市群 NP 及 AREA_AM 在景观尺度的变化趋势(图 3)来看,该时期景观尺度的 NP 和 AREA_AM 的变化总体呈现显著的负相关关系,具体表现为 AREA_AM 逐步缩小的同时 NP 逐渐增多,景观破碎化程度进一步加强。从数量变化来看,AREA_AM 从 2000 年的 38.64 万 hm^2 下降到 2015 年的 36.63 万 hm^2 ,下降 2.01 万 hm^2 ,区域内各类型斑块趋向于向小型化发展。

景观尺度的变化是斑块类型尺度变化的综合表达,将尺度下推到斑块类型尺度,使景观水平的变化规律展现在各土地类型的动态过程中,为便于直观对比分析各景观格局指数在斑块类型尺度的变化规律,在统计了闽三角城市群 2000 年、2005 年、2008 年、2010 年、2015 年各用地类型 NP 和 TA 的基础上对其予以无量纲化(公式(7))处理,并生成了 2000—2015 年闽三角城市群 NP 及 TA 在斑块类型尺度的变化趋势(图 4)。

$$X^* = \frac{X - \min}{\max - \min} \tag{7}$$

式中: X^* 表示离差标准化值; \max 为数据最大值; \min 为数据最小值。

各用地类型 NP 和 TA 在斑块类型的尺度表现为正、负相关两大类:农田、林地、草地以及其他土地的 NP 和 TA 总体呈负相关关系;水域及滩涂、建设用地的 NP 和 TA 呈正相关关系。区分 NP 和 TA 来看,各用地类型的 NP 总体趋势均呈现逐步增加的趋势;各用地类型中农田、林地、草地及其他土地的 TA 总体表现为减小趋势;水域及滩涂的 TA 在逐步增大。斑块类型尺度各土地类型的 NP 均呈上升趋势,并不能反映各类型土地间的竞争消涨关系,相比之下 TA 很好的呈现了各土地类型间的相对增减变换关系。从 TA 的变化趋势来看,水域及滩涂、建设用地的 TA 表现为增加趋势,而其他土地类型均在减小,也就是说建设用地、水域及滩涂的扩张能力较农田、林地、草地及其他土地的扩张能力要强。

斑块类型尺度上 TA 的变化规律是对各用地类型扩张能力的定性表征,那么 TA 的变化量则可以用来定量表征各用地类型的扩张强度。在假定相同时间尺度下各类型土地的扩张能力保持相对稳定的前提下,本研究采用 2000—2015 年各土地类型的 TA 变化量来表征 2015—2030 年对应类型土地的扩张强度。结合 Fragstats 计算,2000—2015 年各用地类型 TA 的变化量如表 3:

表 3 1995—2015 年闽三角城市群各土地类型的 TA 变化量/ km^2

Table 3 TA variation of land use types in urban agglomeration of Golden Triangle of Southern Fujian from 1995 to 2015

	建设用地 Construction land	水域及滩涂 Water area and tidal flat	其他土地 Other land	草地 Grassland	林地 Woodland	农田 Cultivated land
TA 变化量 TA variation	1184.3	148.19	-0.34	-130.29	-369.07	-832.79

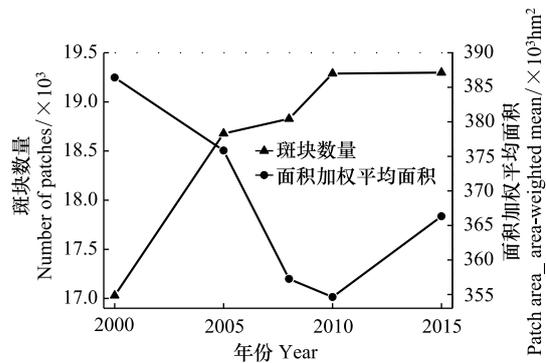


图 3 2000 年—2015 年闽三角城市群 NP 及 AREA_AM 在景观尺度的变化趋势

Fig.3 The trend of NP and AREA_AM on landscape scale of urban agglomeration of Golden Triangle of Southern Fujian from 2000 to 2015

图中 NP: 斑块数量, Number of patches; AREA_AM: 面积加权平均面积, Patch area_area-weighted mean

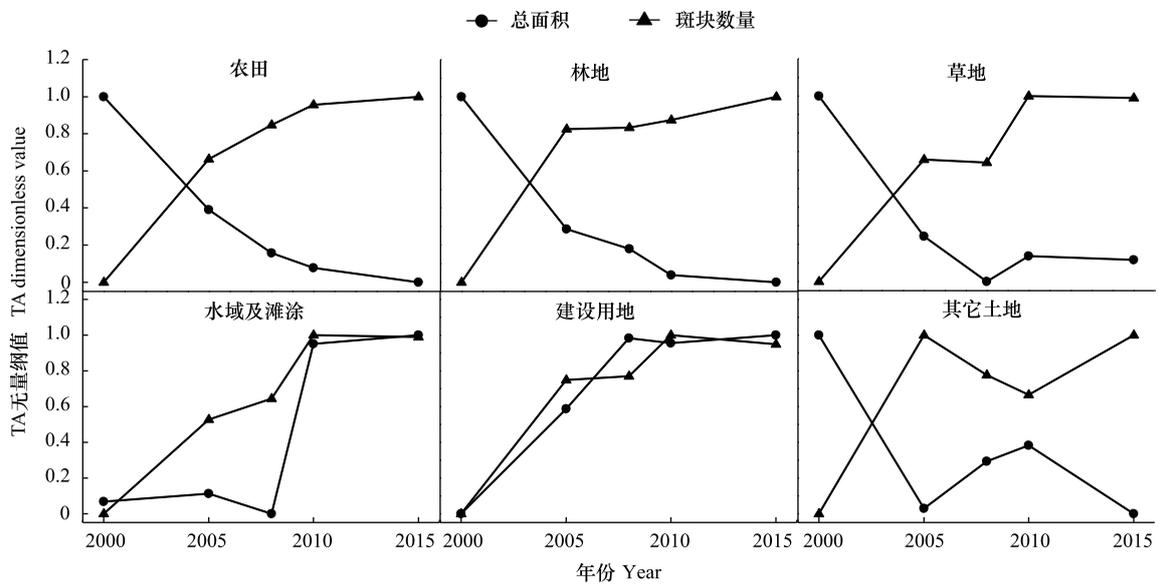


图4 2000—2015年闽三角城市群NP及TA在斑块类型尺度的变化趋势

Fig.4 The trend of NP and TA on class scale of urban agglomeration of Golden Triangle of Southern Fujian from 2000 to 2015

TA: 总面积, Total area

对比发现该时期建设用地TA增幅最大,达到 1184.30 km^2 ,其次是水域及滩涂,农田、林地、草地及其他土地。也就是说在该时期的自然、社会、经济条件下建设用地有最强的扩张能力,而农田的扩张能力最弱,该扩张力强度的相对关系完全符合之前的分析和判断。TA的变化量是对各土地类型外扩张能力的反映,完全符合FLUS模型邻域权重的参数意义。基于以上分析并结合邻域权重对数据结构的要求,对各土地类型的TA变化量进行无量纲(公式(7))处理,使其阈值在0—1之间,由此TA变化量的无量纲值在参数意义和数据结构方面均符合FLUS模型邻域权重的要求。

3.4.3 成本矩阵(Cost Matrix)与限制发展区域的设定

成本矩阵是指各用地类型间的变化规则,用于表示是否容许各土地类型相互转变。理论上讲,各类型土地间的转变应是不受限制的,但延续上述对各土地类型TA变化量的分析,在所有土地类型中,建设用地、水域及滩涂的TA表现为净流入过程,其中88.89%的变化量流入建设用地,11.11%的变化量流入水域及滩涂。由此可以确定农田、林地、草地和其他土地同水域及滩涂和建设用地存在单向的转变关系。结合土地利用变化的现实,目前的经济及技术条件完全有能力将任何用地类型开发成为建设用地,然而要将建设用地转变为其他土地类型其难度及成本均相对较高,且现实中较少有该类情况发生,基于此本研究暂定建设用地不向其他类型土地发生转变。然而水域及滩涂、农田、林地、草地及其他土地间是否存在相互的转变关系仍无法予以客观断定,所以在模型成本矩阵参数设置中仅限制建设用地向其他类型转变,其余土地类型间的相互转变不予限制。

部分土地由于用途的特殊性,其利用方式已基本固定,较难发生变化,为保障模拟过程最大程度反映真实情景,经整理,在本研究将区域内的自然保护区、风景名胜区、历史遗址和宗教场所(均包括范围内的非建设用地部分)、水库大坝等水源地、主要城市公园等区域设置为限制发展区域,使这些区域不参与土地利用变化的模拟运算。

3.5 2030年土地利用情景模拟

基于轮盘赌选择的自适应惯性竞争元胞自动机是FLUS模型的关键模块,它结合邻域权重、转换规则,基于各用地类型的适宜性概率分布(图5)来实现对未来各土地类型像元总量空间分布的合理化配置,最终实现土地利用变化的模拟^[9],该过程实质是一个通过循环迭代(公式(8))使输出结果不断逼近目标值的过程。本

研究选择在 9×9 摩尔邻域^[14, 46]下运行该迭代循环:

$$TP_{p,k}^t = P_{p,k} \times \Omega_{p,k}^t \times Inertia_k^t \times (1 - sc_{c \rightarrow k}) \quad (8)$$

$$\Omega_{p,k}^t = \frac{\sum_{N \times N} \text{con}(c_p^{t-1} = k)}{N \times N - 1} \times w_k$$

$$Inertia_k^t = \begin{cases} Inertia_k^{t-1} & \text{if } |D_k^{t-1}| \leq |D_k^{t-2}| \\ Inertia_k^{t-1} \times \frac{D_k^{t-2}}{D_k^{t-1}} & \text{if } D_k^{t-1} < D_k^{t-2} < 0 \\ Inertia_k^{t-1} \times \frac{D_k^{t-1}}{D_k^{t-2}} & \text{if } 0 < D_k^{t-2} < D_k^{t-1} \end{cases}$$

式中: $TP_{p,k}^t$ 表示栅格 p 在时间 t 从初始用地类型转变为用地类型 k 的综合概率; $\Omega_{p,k}^t$ 表示用地类型 k 出现在栅格 p 的概率; $Inertia_k^t$ 表示 k 地类型在 t 时间的惯性系数; $sc_{c \rightarrow k}$ 表示从用地类型 c 到用地类型 k 的转换成本; $\sum_{N \times N} \text{con}(c_p^{t-1} = k)$ 表示在 $N \times N$ 摩尔窗口下 $t-1$ 时间用地类型 k 所占据栅格总数; w_k 是不同用地类型之间的变量权重; N 是 CA 中的摩尔邻域值; D_k^{t-1} 表示用地类型 k 在 $t-1$ 时间, 宏观需求量与分配量之间的差异。

4 结果与分析

模拟结果是驱动因子、参数、模拟算法等所有因子共同影响的结果, 所以, 结果的客观性和精度是对以上因子合理性的最好检验。

4.1 2030 年各土地类型适宜性概率分布特征

基于 ANN 对 2015 年闽三角城市群土地利用数据和相对应驱动因子的整合便可以模拟出 2030 年闽三角城市群各土地类型的适宜性概率分布, 为便于直观分析、判断各类土地的适宜性分布规律, 在 ArcMap 数据处理平台将多波段的分布图按照对应的土地利用类型在单一波段下显示(图 5)发现: 适宜性概率分布能较好反映各土地类型的空间分布格局, 高适宜性区域大多分布在该用地类型原有分布范围的周边区域, 并随着分布的减少其适宜性随之下降; 农田的适宜性区域自海岸线向内陆和高海拔区域逐步递减; 林地和草地的高适宜性分布区域在地域上具有较高的重合度, 呈条带状自东北向西南分布在地形起伏较大的山地丘陵区域; 水域及滩涂的高适宜性区域则主要分布在沿海、沿江、沿现有水体的周边区域; 建设用地的高适宜性区域主要分布在区域的东南沿海一侧, 以泉州、厦门、漳州三座城市的建成区为中心, 基本形成沿海岸线的高适宜性分布带, 呈现区域连片发展的可能性。

4.2 2030 年各土地类型像元总量

本研究用马尔可夫链确定 FLUS 模型未来像元总量参数时, 在 2000 年、2015 年土地利用数据的基础上分别预测了 2015 年和 2030 年各土地类型的像元总量(表 4), 其中 2015 年的模拟值用于检验马尔可夫链的预测精度, 2030 年模拟值作为模型的未来自元总量参数。通过与 2015 年实际土地利用数据对比发现, 马尔可夫链对 2015 年各土地类型像元总量的平均预测精度为 99.53%, 其中水域及滩涂用地的预测误差最大(-2.49%), 且面积呈增长趋势, 分析其原因发现, 该增长主要由以下的因素造成: 退耕还湖政策的实施、人工滩涂湿地建设、坑塘水库开发等活动一定程度增加了水域及滩涂面积; 由于 2000 年和 2015 年所执行的《土地利用现状分类》标准的差别也导致了部分区域存在统计偏差, 如厦门市大嶝岛、小嶝岛周边、九龙江入海口的部分区域在 2000 年被统计为海洋区域而在 2015 年则被统计为水域及滩涂区域, 以上因素由于数据不完整且相互间耦合, 无法予以分离一定程度影响了马尔可夫链的预测精度。但考虑到整体预测误差相对较小, 在合理范围内, 且各用地类型数据发展趋势符合历史变化规律, 故不再对 2030 年的模拟结果做误差修正处理。

4.3 邻域权重参数

用历史情景下各土地类型 TA 变化量的无量纲值赋值它们的邻域权重参数(表 5), 是对各土地类型扩张规律的表达, 有其客观性的同时在数据结构和参数意义方面均完全符合邻域权重的参数要求。

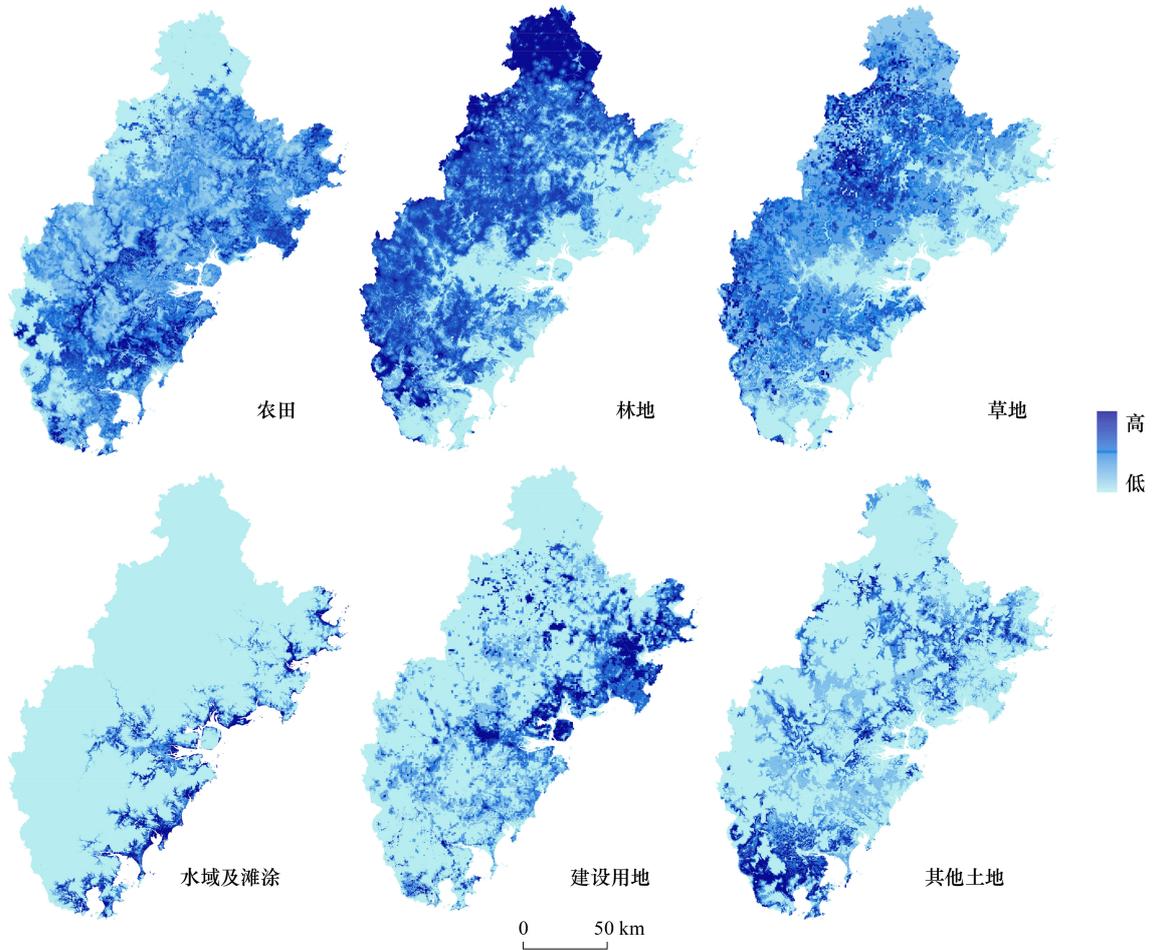


图 5 2030 年各用地类型的适宜性概率分布

Fig.5 The distribution of suitability probability of land use types in 2030

表 4 2015 年及 2030 年各用地类型图像像元总量

Table 4 The pixel amount of land use types in 2015 and 2030

	农田 Cultivated land	林地 Woodland	草地 Grassland	水域及滩涂 Water area and tidal flat	建设用地 Construction land	其他土地 Other land
2000 年实际像元数 Actual pixel number in 2000	643700	1288695	408496	61029	132453	2271
2015 年实际像元数 Actual pixel number in 2015	560421	1251788	395467	75848	250883	2237
2015 年预测像元数 Predicted pixel number in 2015	560963	1252772	395807	73961	250902	2239
2030 年预测像元数 Predicted pixel number in 2030	492217	1218002	383525	95794	344898	2208
2015 年预测数量同实际数量误差/% The error between predicted and actual number in 2015/%	0.10%	0.08%	0.09%	-2.49%	0.01%	0.09%

表 5 邻域权重参数表

Table 5 The table of Weight of Neighborhood

	农田 Cultivated land	林地 Woodland	草地 Grassland	水域及滩涂 Water area and tidal flat	建设用地 Construction land	其他土地 Other land
X* 邻域权重	1	0.49	0.41	0.35	0.23	0

4.4 2030 年闽三角城市群土地利用情景

在上述适宜性概率分布及所有参数的基础上,通过自适应惯性竞争元胞自动机的循环迭代过程,便可实现对 2030 年闽三角城市群土地利用情景(图 6)的模拟。2030 年闽三角城市群各土地类型总体依然保持现有基本格局:林地、草地主要集中分布在区域远离海岸线的一侧;农田、建设用地、水域及滩涂主要分布在临近海岸线地势平缓的一侧。建设用地作为其中变化量最大的土地类型,其分布明显呈现出由东南沿海向区域西部和北部延伸、扩散的规律,在东南沿海区域基本形成形成以泉州、厦门、漳州城市建成为主体的连片发展区,建设用地协同发展进一步加强,区域一体化格局基本形成。结合未来像元总量对比各土地类型变化前后的分布格局发现,大部分土地利用变化发生在区域东南部海拔较低且地势相对平缓的区域,且主要表现为农田、林地、草地向建设用地和水域及滩涂的转变,建设用地的扩张极大的影响着区域土地利用格局。综合建设用地同农田在扩张强度、TA 变化量之间的差异以及二者在空间分布上的镶嵌结构来看,农田是受建设用地扩张影响最严重的土地类型,符合目前社会、经济背景对未来土地利用发展规律的影响^[32, 47-48],同时也符合国家和区域对各土地类型发展方向的基本判断。

4.5 模拟精度检验及对比

FLUS 模型曾被用于全国尺度的土地利用模拟,其结果的 Kappa 系数为 0.67,总体模拟精度为 0.75,模型置信度在合理区间^[9]。为便于对本次模拟进行精度检验,本研究采用相同的方法和参数值,以 2000 年土地利用数据和对应的驱动因子为基础模拟了 2015 年的土地利用情景,经与 2015 年实际土地利用状况对比发现,模拟结果在 1%随机采样时的 Kappa 系数为 0.85,总体精度达到 0.90;10%随机采样时的 Kappa 系数 0.84,总体精度达到 0.89;均匀采样(2000 个采样点/类)时 Kappa 系数为 0.80,总体精度达到 0.83,同时本文还采用了相比 Kappa 系数能更好描述模拟准确性的 FoM(Figure of merit)系数^[49-50],理论上讲该参数值越大则证明模拟的效果越好,精度越高,但实践验证表明其结果大多在 0.3 以内^[50],其中以 0.1 至 0.2 的结果最为常见^[9,51]。对比 2015 年闽三角城市群土地利用模拟情景同实际状况,其 FoM 系数为 0.11,在合理的范围之内。总体来看,各检验均在合理范围,Kappa 系数在不同采样率下均能保证较高的精度,且模拟结果也符合目前社会、经济发展的客观变化规律,所以该参数设置方法能够实现对未来土地利用变化情景的客观模拟。

为进一步验证该赋值方法对模拟精度的作用,本文在模拟 2015 年土地利用情景的基础上,在不改变其他参数的前提下将邻域权重参数统一设定为 0.5 对比了不同赋值条件下的模拟精度。结果显示,1%随机采样时的 Kappa 系数为 0.84,总体精度 0.90;10%随机采样时的 Kappa 系数 0.76,总体精度 0.84;均匀采样(2000 个

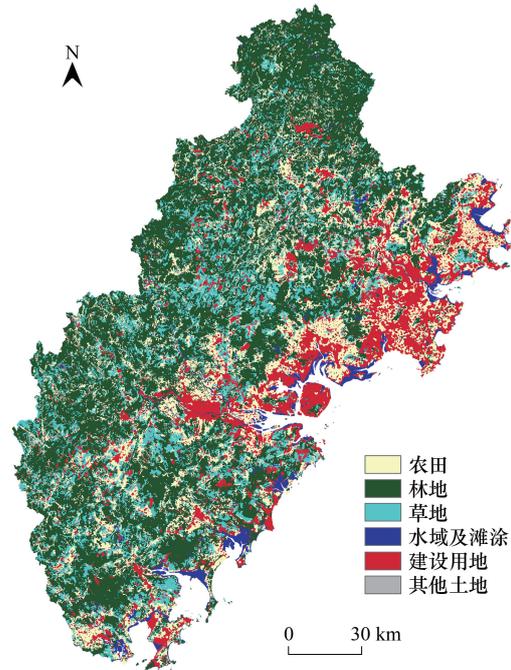


图 6 基于 FLUS 模拟的 2030 年闽三角城市群土地利用情景
Fig.6 The land use scenario of urban agglomeration of Golden Triangle of Southern Fujian in 2030 based on FLUS simulation

采样点/类)时 Kappa 系数为 0.73, 总体精度 0.78, FoM 系数 0.09。相比而言, 基于 TA 变化量的邻域权重赋值方法对模拟精度有一定程度的提升, 可以较好实现更高精度的土地利用变化模拟。

5 讨论

5.1 基于历史情景或用其他方法赋值邻域权重无优劣差异

从以上来看 TA 变化量和各土地类型的扩张强度所表达的现实意义高度一致, 所以用 TA 变化量来表征各土地类型的扩张能力并设定邻域权重参数, 能有效规避主观判断赋值造成的误差, 具有较强的客观性; 从模拟结果的精度来看, 具有较高的可信度, 且操作简单, 易于理解。但不论是基于历史情景, 还是其他主观判断的赋值方法都只是确定模型参数的方法之一, 均有各自的优缺点, 无绝对的优劣差异, 本研究只是尝试一种区别于主观判断的参数设置方法。本研究用 TA 变化量的无量纲值赋值 FLUS 模型的邻域权重虽然能使模拟结果的 Kappa 系数在不同的采样率下均保持在 0.80 以上, 但也只能说明该方法对本研究有较好的适宜性, 是否具有普适性仍需更多的实践论证。该方法一定程度上固化了各土地类型的变化方向和强度, 忽视了影响因素在时空差异下的不确定性和动态性对土地扩张能力的影响, 有悖于土地扩张的实际, 也有其局限性。虽然德尔菲法或采用历史经验赋值的方法更多的受到研究人员经验水平、个人意愿等主观判断的影响, 但也正是因为这些方法较多受主观能动性的作用, 研究人员在对各土地类型扩张强度的权衡过程中必然综合考虑各影响因素以及时空尺度差异带来的影响^[9, 52-53], 进而实现对各土地类型扩张能力更为准确、合理的描述。

5.2 模型参数和驱动因子共同决定模拟结果

模型参数(邻域权重、转换规则、未来像元量)的合理性以及驱动因子的代表性是影响 FLUS 模型整体精度的两个重要方面。本研究中讨论的模型参数只是影响模拟精度的因素之一, 并不能单独对模拟精度起到决定作用。驱动因子作为影响土地扩张强度、导致土地利用变化的基础, 它的合理性及代表性对模型精度有着同等重要的意义。驱动因子一般从两个方面影响着模拟的精度及合理性: 模拟逻辑(图 2)方面, 驱动因子直接影响着各土地类型的适宜性概率分布; 土地扩张强度方面, 驱动因子作用强度和种类的差异极大影响着土地的扩张能力。因此, 模拟精度的提升既要保障模型参数合理化, 还要确保驱动因子选择的科学性。

5.3 未来研究中的模型参数和驱动因子

模型参数作为模拟运行必不可少的部分, 对模拟过程意义深远。新形势下, 政策红利^[54-55]、经济结构及产业格局进一步完善、城市化加速发展等因素对土地利用变化的加速效应^[31, 56-57]日益显现, 导致土地利用的变化过程更为剧烈, 变化途径更趋于多样化发展, 这也对如何科学设置相关参数提出更多、更高的要求, 譬如邻域衰减^[35]、不规则邻域^[58]、可控邻域^[59]、可变参数以及多情景模拟^[60]等方面。

土地利用变化是一个非线性的复合波动过程, 受自然、社会、经济、政治、文化等多元因子的交互耦合和协同驱动^[61-62], 因此驱动因子的选择要具有充分的代表性, 既要反映其自然特征, 又要体现时代发展赋予它的新特征, 才能更好地实现优化模拟。从重要性程度来讲, 在目前的经济及技术条件下, 一些非自然的驱动因子对土地利用变化的作用更为明显和强烈。例如: 区域人口规模、流动人口的数量和质量^[30]、产业结构^[57]、国家土地政策^[63-64]、居民开发意愿或文化传承^[65-66]、资本和信息的全球化流动^[67-68]、主导经济的类型及规模、区域经济外向化程度等都更为强烈的影响着区域的土地利用变化。此外由于驱动因子的异质性特征, 时空和土地类型的差异都会导致驱动因子不同的作用强度和方式^[66, 69]。社会、经济等因素的持续发展导致驱动因子越来越多元化, 作用方式更加复杂多变, 土地利用变化已形成复合的巨系统结构。综上所述, 未来研究中驱动因子的确定要综合考虑其多元性、异质性、时空差异性和动态性, 重视驱动因子同土地利用变化间的协同作用。

6 结论

本研究认为各土地类型 TA 指数的变化量可以用来表征各土地类型的扩张强度, 它的无量纲值能够用于

FLUS 模型邻域权重参数的设置。该赋值法产生的模拟结果方面:闽三角城市群在延续历史发展规律的前提下,到 2030 年区域各类用地将在现有空间格局的基础上发生较大的变化,建设用地面积增加最为明显,其次为水域及滩涂,其余类型土地面积均不同程度下降,建设用地扩张将严重影响农田用地;区域尺度,以厦门、泉州、漳州城市建成区为代表的建设用地区域连片式发展,闽三角城市群空间一体化格局基本形成。以上土地利用模拟结果符合目前社会、经济背景对未来土地利用发展规律的影响,符合国家和区域对各土地类型发展方向的基本判断,从设置过程和模拟结果两个方面看,该赋值法均有其客观性和科学性。

参考文献 (References):

- [1] B.L. Turner II, David Skole, Steven Sanderson, Gunther Fischer, Louise Fresco, Rik Leemans. IGBP Report No. 35 and HDP Report No. 7 Land-Use and Land-Cover Change Science/Research Plan, Stockholm and Geneva, The International Geosphere-Biosphere Programme: A Study of Global Change (IGBP) of the International Council of Scientific Unions (ICSU) and The Human Dimensions of Global Environmental Change Programme (HDP) of the International Social Science Council (ISSC), 2000.
- [2] Binkley D. The earth as transformed by human action. Global and regional changes in the biosphere over the past 300 years; B.L. Turner II, William C. Clark, Robert W. Kates, John F. Richards, Jessica T. Matthews and William B. Meyer (Editors), (1990). Cambridge University Press and Clark University, Cambridge, 713 pp. Price US \$ 100 hardback (paperback available in 1993). ISBN 0-521-36357-8. *Forest Ecology and Management*, 1992, 55(1/4): 341-342.
- [3] Geist H J, Lambin E F, Geist H J, Lambin E F. What Drives Tropical Deforestation?: a meta-analysis of proximate and underlying causes of deforestation based on subnational case study evidence. *Lucc Report Louain-la-Neuve: LUCC, International Project Office*, 2001.
- [4] van Vliet J, Hurkens J, White R, van Delden H. An activity-based cellular automaton model to simulate land-use dynamics. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2012, 39(2): 198-212.
- [5] 冯永玖, 童小华, 刘妙龙. 基于偏最小二乘地理元胞模型的城市生长模拟. *同济大学学报(自然科学版)*, 2010, 38(4): 608-612.
- [6] Veldkamp A, Fresco LO. CLUE: a conceptual model to study the Conversion of Land Use and its Effects. *Ecological Modelling*, 1996, 85(2/3): 253-270.
- [7] Li X, Lin J Y, Chen Y M, Liu X P, Ai B. Calibrating cellular automata based on landscape metrics by using genetic algorithms. *International Journal of Geographical Information Science*, 2013, 27(3): 594-613.
- [8] Wu F L. Calibration of stochastic cellular automata: the application to rural-urban land conversions. *International Journal of Geographical Information Science*, 2002, 16(8): 795-818.
- [9] Liu X P, Liang X, Li X, Xu X C, Ou J P, Chen Y M, Li S Y, Wang S J, Pei F S. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 168:94-116.
- [10] 黎夏, 李丹, 刘小平, 何晋强. 地理模拟优化系统 GeoSOS 及前沿研究. *地球科学进展*, 2009, 24(8): 899-907.
- [11] 黎夏, 杨青生, 刘小平. 基于 CA 的城市演变的知识挖掘及规划情景模拟. *中国科学 D 辑:地球科学*, 2007, 37(9): 1242-1251.
- [12] Wu F, Webster CJ. Simulation of Land Development through the Integration of Cellular Automata and Multicriteria Evaluation. *Environment and Planning B Planning and Design*, 1998, 25(1): 103-126.
- [13] 谭菊, 甘喜庆. 基于可控邻域作用元胞自动机模型的城市扩张模拟. *安徽农业科学*, 2010, 38(22): 12166-12169.
- [14] 廖江福, 唐立娜, 王翠平, 许通. 城市元胞自动机扩展邻域效应的测量与校准研究. *地理科学进展*, 2014, 33(12): 1624-1633.
- [15] Liao J F, Tang L N, Shao G F, Su X D, Chen D K, Xu T. Incorporation of extended neighborhood mechanisms and its impact on urban land-use cellular automata simulations. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 75: 163-175.
- [16] 王祺, 蒙吉军, 毛熙彦. 基于邻域相关的漓江流域土地利用多情景模拟与景观格局变化. *地理研究*, 2014, 33(6): 1073-1084.
- [17] 刘明皓, 安广文, 李超. 基于动态邻域思想的 ACO-CA 城市动态模拟——以重庆市沙坪坝区为例. *地理与地理信息科学*, 2016, 32(3): 74-80,88.
- [18] Moreno N, Wang F, Marceau DJ. Implementation of a dynamic neighborhood in a land-use vector-based cellular automata model. *Computers Environment and Urban Systems*, 2009, 33(1): 44-54.
- [19] Dahal KR, Chow TE. Characterization of neighborhood sensitivity of an irregular cellular automata model of urban growth. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, 29(3): 475-497.
- [20] 袁磊, 杨昆. 土地利用变化驱动力多尺度因素的定量影响分析. *中国土地科学*, 2016, 30(12): 63-70.
- [21] 刘纪远, 张增祥, 徐新良, 匡文慧, 周万村, 张树文, 李仁东, 颜长珍, 于东升, 吴世新, 江南. 21 世纪初中国土地利用变化的空间格局与驱动力分析. *地理学报*, 2009, 64(12): 1411-1420.

- [22] 李少英, 刘小平, 黎夏, 陈逸敏. 土地利用变化模拟模型及应用研究进展. 遥感学报, 2017, 21(3): 329-340.
- [23] Fick S E, Hijmans R J. Worldclim 2: New 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. International Journal of Climatology, 2017, 37(12): 4302-4315.
- [24] European Commission, Joint Research Centre (JRC), Columbia University, Center for International Earth Science Information Network-CIESIN (2015): GHS population grid, derived from GPW4, multitemporal (1975, 1990, 2000, 2015). (2015-01-12) [2018-04-11]. http://data.europa.eu/89h/jrc-ghsl-ghs_pop_gpw4_globe_r2015a.
- [25] 黄耀欢, 江东, 付晶莹. 中国公里网格 GDP 分布数据集. 全球变化科学研究数据出版系统. (2014-06) [2018-04-06]. <http://www.geodoi.ac.cn/WebCn/doi.aspx? Id=125>.
- [26] Jain AK, Mao J, Mohiuddin K M. Artificial neural networks: a tutorial. Comput IEEE: Computer, 2015, 29(3): 31-44.
- [27] 乔纪纲, 邹春洋. 基于神经网络的元胞自动机与土地利用演化模拟——以广州市白云区为例. 测绘与空间地理信息, 2012, 35(7): 17-20.
- [28] 韦春竹, 郑文锋, 孟庆岩, 王春梅, 刘苗. 基于元胞自动机的遗传神经网络在土地利用变化模拟分析中的应用. 测绘工程, 2014, 23(1): 45-49.
- [29] 摆万奇, 赵士洞. 土地利用变化驱动力系统分析. 资源科学, 2001, 23(3): 39-41.
- [30] 李平, 李秀彬, 刘学军. 我国现阶段土地利用变化驱动力的宏观分析. 地理研究, 2001, 20(2): 129-138.
- [31] 周娟, 陈彬, 俞炜炜. 泉州湾景观格局分析及动态变化研究. 海洋环境科学, 2011, 30(3): 370-375.
- [32] 杨梅, 张广录, 侯永平. 区域土地利用变化驱动力研究进展与展望. 地理与地理信息科学, 2011, 27(1): 95-100.
- [33] 谭少华, 倪绍祥. 区域土地利用变化驱动力的成因分析. 地理与地理信息科学, 2005, 21(3): 47-50.
- [34] 刘康, 李月娥, 吴群, 沈键芬. 基于 Probit 回归模型的经济发达地区土地利用变化驱动力分析——以南京市为例. 应用生态学报, 2015, 26(7): 2131-2138.
- [35] 廖江福, 唐立娜, 邱全毅, 许通, 钱瑶. 海湾型半城市化地区空间形态演化模拟. 热带地理, 2015, 35(1): 61-69.
- [36] 黎夏, 叶嘉安. 基于神经网络的元胞自动机及模拟复杂土地利用系统. 地理研究, 2005, 24(1): 19-27.
- [37] 徐昔保, 杨桂山, 张建明. 基于神经网络 CA 的兰州城市土地利用变化情景模拟. 地理与地理信息科学, 2008, 24(6): 80-83.
- [38] 陆汝成, 黄贤金, 左天惠, 肖思思, 赵小凤, 张兴榆. 基于 CLUE-S 和 Markov 复合模型的土地利用情景模拟研究——以江苏省环太湖地区为例. 地理科学, 2009, 29(4): 577-581.
- [39] 朱萌, 马孝义, 刘雪娇. 基于马尔科夫模型的武功县土地利用/覆被动态变化研究. 水土保持研究, 2013, 20(5): 64-68.
- [40] 陈会广, 吕悦. 基于机会成本与 Markov 链的耕地保护补偿基金测算——以江苏省徐州市为例. 资源科学, 2015, 37(01): 17-27.
- [41] Winters J. What's New in Version 4.0. Bahá'í Library Online, (2015-02) [2018-04-16]. <http://bahai-library.com/391>.
- [42] 邬建国. 景观生态学: 格局、过程、尺度与等级 (第二版) 北京: 高等教育出版社, 2007.
- [43] Gustafson EJ. Quantifying Landscape Spatial Pattern: What Is the State of the Art?. Ecosystems, 1998, 1(2): 143-156.
- [44] 陈利顶, 刘洋, 吕一河, 冯晓明, 傅伯杰. 景观生态学中的格局分析: 现状、困境与未来. 生态学报, 2008, 28(11): 5521-5531.
- [45] 陈利顶, 吕一河, 傅伯杰, 卫伟. 基于模式识别的景观格局分析与尺度转换研究框架. 生态学报, 2006, 26(3): 663-670.
- [46] Pan Y, Roth A, Yu Z R, Doluschitz R. The impact of variation in scale on the behavior of a cellular automata used for land use change modeling. Computers Environment and Urban Systems, 2010, 34(5): 400-408.
- [47] 姚成胜, 朱鹤健, 吕晞, 刘耀彬. 土地利用变化的社会经济驱动因子对福建生态系统服务价值的影响. 自然资源学报, 2009, 24(2): 225-233.
- [48] 刘纪远, 匡文慧, 张增祥, 徐新良, 秦元伟, 宁佳, 周万村, 张树文, 李仁东, 颜长珍, 吴世新, 史学正, 江南, 于东升, 潘贤章, 迟文峰. 20 世纪 80 年代末以来中国土地利用变化的基本特征与空间格局. 地理学报, 2014, 69(1): 3-14.
- [49] Pontius Jr R G, Millones M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(15): 4407-4429.
- [50] Pontius Jr R G, Boersma W, Castella JC, Clarke K, de Nijs T, Dietzel C, Duan Z Q, Fotsing E, Goldstein N, Kok K, Koomen E, Lippitt C D, McConnell W, Sood A M, Pijanowski B, Pithadia S, Sweeney S, Trung T N, Veldkamp A T, Verburg P H. Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change. The Annals of Regional Science, 2008, 42(1): 11-37.
- [51] Chen Y M, Li X, Liu X P, Ai B. Modeling urban land-use dynamics in a fast developing city using the modified logistic cellular automaton with a patch-based simulation strategy. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28(2): 234-255.
- [52] 王丽艳, 张学儒, 张华, 王卫. CLUE-S 模型原理与结构及其应用进展. 地理与地理信息科学, 2010, 26(3): 73-77.
- [53] 杨青生, 黎夏. 多智能体与元胞自动机结合及城市用地扩张模拟. 地理科学, 2007, 27(4): 542-548.
- [54] 邓南荣, 张金前, 冯秋扬, 程炯, 韦素琼. 东南沿海经济发达地区农村居民点景观格局变化研究. 生态环境学报, 2009, 18(3): 984-989.
- [55] 胡冬雪, 唐立娜, 邱全毅, 石龙宇, 邵国凡. 海峡西岸经济区景观格局 10 年变化及驱动力. 生态学报, 2015, 35(18): 6138-6147.

- [56] Lin J H, Chen W H, Qi X H, Cheng R T, Chen Z W. Evolution pattern of ecosystem and its driving mechanism in Urban Agglomeration in Fujian Delta Region. *Chinese Journal of Ecology*, 2018, 37(1): 203-210.
- [57] 韦素琼, 陈健飞. 福建省土地利用类型景观格局变化及驱动力分析//; 2004'全国土地资源态势与持续利用学术研讨会. 昆明: 中国自然资源学会, 2004.
- [58] 杨俊, 张永恒, 葛全胜, 李雪铭. 基于 GA-MCE 算法的不规则邻域 CA 土地利用模拟. *地理研究*, 2016, 35(7): 1288-1300.
- [59] 赵莉, 杨俊, 李闯, 葛雨婷, 韩增林. 地理元胞自动机模型研究进展. *地理科学*, 2016, (8): 1190-1196.
- [60] 刘小平, 黎夏, 艾彬, 陶海燕, 伍少坤, 刘涛. 基于多智能体的土地利用模拟与规划模型. *地理学报*, 2006, 61(10): 1101-1112.
- [61] 黎夏. *地理模拟系统:元胞自动机与多智能体*. 北京: 科学出版社, 2007.
- [62] 吴健生, 王政, 张理卿, 宋静. 景观格局变化驱动力研究进展. *地理科学进展*, 2012, 31(12): 1739-1746.
- [63] 龚道溢, 史培军, 陈浮, 陈刚, 包浩生, 彭补拙. 城市边缘区土地利用变化及人文驱动力机制研究. *自然资源学报*, 2001, 16(3): 204-210.
- [64] Brannstrom C, Jepson W, Filippi AM, Redo D, Xu Z W, Ganesh S. Land change in the Brazilian Savanna (Cerrado), 1986-2002: Comparative analysis and implications for land-use policy. *Land Use Policy*, 2008, 25(4): 579-595.
- [65] Bürgi M, Hersperger AM, Schneeberger N. Driving forces of landscape change — current and new directions. *Landscape Ecology*, 2004, 19(8): 857-868.
- [66] 张秋菊, 傅伯杰, 陈利顶. 关于景观格局演变研究的几个问题. *地理科学*, 2003, 23(3): 264-270.
- [67] Seto KC, Kaufmann RK. Modeling the Drivers of Urban Land Use Change in the Pearl River Delta, China: Integrating Remote Sensing with Socioeconomic Data. *Land Economics*, 2003, 79(1): 106-121.
- [68] Meyfroidt P, Lambin EF, Erb KH, Hertel TW. Globalization of land use: distant drivers of land change and geographic displacement of land use. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2013, 5(5): 438-444.
- [69] 黄继辉, 张绍良, 侯湖平. 城市土地集约利用驱动力系统分析. *安徽农业科学*, 2007, 35(5): 1424-1426.