

章欣欣, 栾海军, 花利忠. 基于蜂群算法的城市土地利用变化建模[J]. 地理科学, 2016, 36(3): 359-366. [Zhang Xinxin, Luan Haijun, Hua Lizhong. Urban Land Use Change Modelling Based on Artificial Bee Colony Algorithm. Scientia Geographica Sinica, 2016, 36(3): 359-366.] doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2016.03.006

# 基于蜂群算法的城市土地利用变化建模

章欣欣, 栾海军, 花利忠

(厦门理工学院计算机与信息工程学院, 福建 厦门 361024)

**摘要:**通过引入人工蜂群算法用于构建土地利用变化的驱动力模型, 分析土地利用变化的驱动力机制。算法原理通过模仿蜜蜂采蜜行为, 自动搜索和提取土地利用变化样本中不同土地变化类型所对应的驱动力分类规则。分类规则的构建采用“IF...THEN”形式, 并选取3种不同的适应度函数分别进行模拟验证。研究案例基于UCI实验数据集和美国纽卡斯尔市真实土地利用变化数据集。由实验结果可知, 采用蜂群算法模型的总体精度和Kappa系数评价优于其它算法, 表明蜂群算法应用于土地利用变化建模具有可行性。

**关键词:**蜂群算法; 土地利用变化建模; 驱动力机制

**中图分类号:**P237

**文献标识码:**A

**文章编号:**1000-0690(2016)03-0359-08

土地利用变化建模是土地变化科学研究的重点, 针对土地利用变化机制的研究是土地利用变化模型的基础, 是土地变化问题的研究核心。土地利用驱动力因子大致涵盖政治、经济、人口、自然4个方面, 通过选取不同要素进行综合分析和评价, 提取内在的逻辑关系, 对揭示土地利用变化驱动力机制, 探讨土地时空动态变化过程非常有益。

驱动力模型的选择历经描述性模型到机理性模型的发展, 提出诸如空间统计模型、系统动力学模型、元胞自动机模型、智能体模型等一系列模型<sup>[1,2]</sup>, 目前已形成一套完整体系并不断完善。描述性模型中, 逻辑回归模型以土地利用变化类别值作为应变量, 驱动力因子组成自变量, 通过回归方程系数值来反映土地利用变化的复杂关系, 方法简单实用, 扩展性强, 可进行单一模拟<sup>[3]</sup>或者作为转换规则的部分定义嵌入元胞自动机等其他模型, 获得广泛实用。如PH CLUE-S模型<sup>[4]</sup>通过变化转移矩阵以及土地利用总量分配模块, 实现了对土地利用变化模型不同尺度的控制, 迭代模拟可反映不同土地利用类型变化的竞争关系。但

其在于线性模型得到的因果范式过于简单, 难以表达区域土地属性受临界值域、突变或随机因素影响的非线性变化现象; 机理性模型设计原理符合土地利用变化过程的客观规律, 能够体现复杂系统中全局-局部-个体之间的相互作用机制, 是目前研究发展的主要方向。一些成熟的人工智能算法, 如遗传算法、蚁群算法、粒子群算法等在土地利用变化驱动力建模方面研究也不断出现, 推动土地利用变化建模的发展<sup>[5,6]</sup>。黎夏等人提出地理元胞自动机(CA)模型, 对土地利用变化过程进行自下而上的模拟<sup>[7]</sup>, 并提出利用神经网络、决策树、核学习机等多种方法获取CA的转换规则, 提高模拟精度<sup>[8]</sup>; 杨青生等提出了基于支持向量机(SVM)的土地利用变化分析模型<sup>[9]</sup>, 这些模型在解决土地利用非线性变化的同时也存在一定的缺陷。针对上述问题, 刘小平等人提出利用蚁群算法<sup>[10]</sup>, 曹敏等提出基于遗传神经网络算法以自动提取转换规则<sup>[11]</sup>, 其转换规则不需要数学公式表达, 能够更方便和准确地描述土地利用变化的复杂关系, 在实际应用中更具有优势。

**收稿日期:**2014-12-03; **修订日期:**2015-06-11

**基金项目:**国家自然科学基金(41401475, 41471366)、福建省自然科学基金(2013J01165)、福建省中青年教育科研项目(A类)(JA14231)、厦门理工学院高层次人才项目(YKJ13022R)资助。[Foundation: This work was supported in part by the National Nature Science Foundation of China (41401475, 41471366), Nature Science Foundation of Fujian Province of China (2013J01165), Education and Scientific Research Project (Type A) for Young and Middle-aged Teachers of Fujian Province (JA14231), Xiamen University of Technology High Level Talents (YKJ13022R).]

**作者简介:**章欣欣(1983-), 男, 福建厦门人, 讲师, 主要研究方向为遥感图像处理、城市土地利用变化建模。E-mail: zhangxinxin@xmut.edu.cn

蜂群算法<sup>[12]</sup>利用计算机技术仿生智能计算模拟自然界中的生物群行为<sup>[13]</sup>非常适合解决一些非线性的复杂问题<sup>[14]</sup>。蜂群算法的突出优势在于其对劳动分工和协作机制的模拟,算法的迭代过程可同时进行全局和局部搜索,因此具有收敛快、适用性强、算法灵活的优点。因此,其应用发展很快,已被应用到如复杂问题优化<sup>[15,16]</sup>、JSP仿真<sup>[17]</sup>、图像变化检测等多方面<sup>[16~20]</sup>。由于蜂群算法的设计思路也遵循自下而上的原则,因此可以同其他智能模型耦合构建以提取土地利用变化的转换规则,例如,Yang等学者提出了蜂群算法提取CA模型的转换规则的(BCO-CA)模型<sup>[21]</sup>,其研究结果表明蜂群算法应用于土地利用变化建模具有可行性。由于蜂群算法的研究仍处于起步阶段,所关注问题主要集中在其应用研究的扩展,针对蜂群算法中参数(适应度函数、规则定义等)的选取目前也缺乏统一的标准和理论基础,而将蜂群算法应用于地理时空领域目前在国内外研究尚不多见。本文以1984、2002两年美国纽卡斯尔市土地利用变化数据为例,将蜂群算法引入土地利用变化建模中,通过模拟蜂群采蜜过程挖掘驱动力因子同土地利用变化类别的关系,提取土地利用变化的分类规则,描述土地利用变化同驱动力间的复杂关系。

## 1 方法

### 1.1 人工蜂群算法原理

人工蜂群算法的实现基于蜜蜂采蜜以及蜜蜂繁殖两种行为,其中基于蜜蜂采蜜行为的模拟更受研究者关注。对于一个最小化的蜂群算法模型而言,蜜蜂采蜜过程中,其个体根据自身的行为可划分为3个部分:① 雇佣蜂(employed bees),主要负责采集蜂蜜,每一只蜜蜂只对应一个食物源;② 跟随蜂(onlooker bees)居于蜂巢中,会根据雇佣蜂舞蹈所传递的信息选择食物源;③ 侦查蜂(scout bees)负责随机搜索新的食物源。其中,跟随蜂和侦查蜂统称为非雇佣蜂。算法起始时,需对食物源的数量、蜜蜂种群数量、初始规则以及最大循环次数等参数进行设置。如无先验知识,则所有的食物源均是由侦查蜂随机发现,并返回蜂巢把食物源信息传递给雇佣蜂和跟随蜂,由二者对食物源收益进行确认是否继续采蜜。确认过程包括两个步骤:雇佣蜂会在当前食物源附近寻找新的食物源并计算其适应度,并结合上次搜索适

应度进行贪婪选择,即局部搜索。随后雇佣蜂返回蜂巢并把选择结果和新食物源信息同跟随蜂进行分享;而跟随蜂居于蜂巢中,根据雇佣蜂传递回来的食物源信息进行判断,其选择依据可通过比较食物源的适应度或者轮盘赌博方法确定。如果本次搜索结果没有提高,则雇佣蜂会转变为侦查蜂。此过程循环直到食物源耗尽,再由侦查蜂负责搜索新的食物源,即全局搜索,增强算法跳出局部最优解的能力。实际问题中,食物源的位置通常被抽象为对问题的某种解决方案,而食物源的收益则表现为该解决方案的质量,也称为适应度。一般而言,雇佣蜂的数目应等于可能解决方案的数目,因为每一雇佣蜂只对应一处食物源。

### 1.2 基于蜂群算法的土地利用变化模型

人工蜂群算法本身原理简单,实现过程灵活,执行结果稳定性强。实际过程中,还需要针对具体问题,对不同对象进行结构化的抽象定义才可以适用。以土地利用变化驱动力建模为例,通过对蜂群算法的核心部分,即土地利用变化规则提取、适应度函数构建、周边邻域查找、模型预测4个方面进行重新定义,设计一种基于蜂群算法的土地利用变化驱动力模型。具体内容在下面小节分别阐述。

1) 土地利用变化规则提取:土地利用变化规则提取,即研究土地利用变化类型同一系列驱动力因子之间的关系。由于土地利用变化的复杂性,定量化的数学范式描述往往不够准确,因此本文对规则采用“IF...THEN”进行描述,具体格式如下:每一变化规则都包含有土地利用变化类型的分类值,以及所对应的相关驱动力因子集组成。规则的每一个驱动力因子都有其对应的上下限区间,当样本的因子值落入区间,则表示其驱动力因子符合该规则,反之,则不符合规则。变化规则有对应的适应度函数值和覆盖度值,适应度和覆盖度体现该规则的分类性能,取值范围均为[0,1]。为了提高模型的计算效率,当规则提取完毕后还需要对规则进行修剪。修剪原理即依次删除规则中每一个驱动力因子的上下限,重新计算修剪后规则的适应度,如果删除后的规则适应度值比原规则并未降低,则进行删减否则保持原规则不变。

2) 适应度函数构建:适应度函数的构建是蜂群算法的核心,对其如何选取将直接影响蜂群算法模型的最终结果。对于土地分类模型而言,其实质是要能尽可能准确地利用当前样本数据描述

驱动力因素对土地类别变化的影响关系。因此,土地利用变化驱动力模型可转化为求解最大值优化的问题。对于最大值优化问题,其适应度函数可以等价于模型的准确度。在统计学或者人工智能模型中,对于分类的性能指标有很多,本文参照之前学者的文献成果,定义如下:对于给定的一个非均衡二分样本集,如设少数类样本为 $P$ ,为正样本,多数类样本为 $N$ ,作为负样本。则其模型的分类结果有4种情况:其中, $T_{TN}$ 表示预测类别同实际一致的多数类样本数; $F_{FP}$ 指预测同实际类别不一致的多数类样本数; $F_{FN}$ 指预测同多数类的少数类样本数; $T_{TP}$ 为预测同实际一致的少数类样本数。本文选取了3种不同的适应度函数,分别为:几何平均正确率 $G_{\text{mean}}$ ;少数类的 $F_{\text{measure}}$ ;整体精度 $P_{PCP}$ ,相应的公式如下:

$$P_{\text{fit1}}:G_{\text{mean}} = \sqrt{S_{\text{Sensitivity}} \times S_{\text{Specificity}}} \quad (1)$$

$$P_{\text{fit2}}:F_{\text{measure}} = (2 \times S_{\text{Sensitivity}} \times P_{\text{Precision}}) / (S_{\text{Sensitivity}} + P_{\text{Precision}}) \quad (2)$$

$$P_{\text{fit3}}:P_{PCP} = (T_{TN} + T_{TP}) / (T_{TN} + T_{TP} + F_{FP} + F_{FN}) \quad (3)$$

$$S_{\text{Sensitivity}} = T_{TP} / (T_{TP} + F_{FN})$$

$$S_{\text{Specificity}} = T_{TN} / (F_{FP} + T_{TN})$$

$$P_{\text{Precision}} = T_{TP} / (F_{FP} + T_{TP})$$

式中, $S_{\text{Sensitivity}}$ 为灵敏度,可反映少数类样本分类的准确率, $S_{\text{Specificity}}$ 为特异度,可反映多数类样本分类的准确率, $P_{\text{Precision}}$ 则为精确率,可反映所有少数类分类结果的正确比例。对于土地利用变化模型而言,其样本通常为非均衡采样,即变化样本同非变化样本的数目比例差别较大,非均衡样本数据会导致模型出现过拟合现象,影响模型分类结果的准确性。例如对于实际变化区域比例只有10%的研究区而言,即使对土地变化样本预测完全错误,其总体精度仍然可达到90%(即NULL模型),但此模型对于研究土地利用变化没有意义。因此本文根据选取3种不同的适应度函数,综合考虑精确度和灵敏度对模型性能的影响。

3) 周边邻域查找:周边邻域查找是使蜂群算法逐步收敛,提高适应度指标的重要步骤。周边邻域查找公式为:

$$V_i^j = X_i^j + R_{\text{Random}}[-1, 1] \times (X_i^j - X_k^j) \quad (4)$$

其中, $V_i^j$ 表示采蜜蜂 $i$ 在驱动力因子 $j$ 的新位置, $X_i^j$ 为采蜜蜂 $i$ 在驱动力因子 $j$ 的原位置区间, $X_k^j$ 为采蜜蜂 $k$ 在驱动力因子 $j$ 的位置区间, $j$ 属于 $\{1, 2, \dots,$

$D\}$ , $k$ 属于 $\{1, 2, \dots, SN\}$ ,且 $k$ 不等于 $j$ , $k, j$ 由随机数产生, $R_{\text{Random}}$ 为 $[-1, 1]$ 的随机数,新位置的取值应在因子的极值范围内。

4) 模型预测:利用所提取的土地利用变化规则对样本点按照土地类型进行预测分类。与统计学模型不同,人工智能模型所提取的规则是值区间形式,其预测结果普遍存在同一个样本符合多条规则、多个类别的情况。为了消除这种分类重叠的现象,通常会采用最大比例或者重建分类类别等方式。在本文算法中,引入额外一个指标,即样本覆盖度 $P_{\text{cover}}$ ,该指标反映了当前规则分类正确的样本数占所属类别样本总数的比例。当出现样本重叠时,通过综合比较适应度和覆盖度确定最终预测结果,计算公式为:

$$P = \alpha \times P_{\text{fit}} + (1 - \alpha) \times P_{\text{cover}}, P_{\text{cover}} = T_{TP} / N \quad (5)$$

式中, $P_{\text{fit}}$ 为公式(1~3)得到的适应度值, $\alpha$ 为权重阈值, $N$ 为当前类别的样本总数。 $\alpha$ 的取值在 $[0, 1]$ 之间,其值可反映了两个指标对预测结果的影响关系。为了得到最优结果,可以对 $\alpha$ 进行迭代计算统计,本文以0.1为步长,利用公式对样本数据进行循环计算,统计 $P$ 值以及阈值 $\alpha$ 。

## 2 实验

### 2.1 UCI数据

本文实验分两部分,第一部分用于检验蜂群算法针对非空间数据集的分类效率,选取了UCI机器学习机构具有代表性的两套数据集,Iris和Breast-Cancer-W (B-C-W)。并对比逻辑回归模型、神经网络、支持向量机器(SVM)、Ada-Boost模型用以比较不同算法的分类精度。对UCI分类的蜂群算法的参数配置如下:蜜蜂种群规模 $N$ 为20,采蜜蜂规模 $N$ 为10,侦查蜂数量为4,跟随蜂数量为6,每只蜜蜂的最大搜索次数为20,最大迭代次数 $T$ 为200。本文算法实现基于C#语言开发,其他分类算法结果则采用Weka软件的Experimenter模块获得,模型参数的选择除SVM模型需对因子进行归一化设置,其余皆为默认。具体结果见表1,其中ABC(1~3)分别对应公式(1~3)的适应度函数,表中数值为分类的总体精度(PCP)。

由表1可知,对于数据集Iris,大部分算法的模拟精度均高于97%,主要原因是Iris数据样本的可分性较高,重叠样本点较少。其中ABC(3)算法的分类精度最高,为98.00%,而其它两种适应度函数



表1 不同算法UCI数据集模拟精度(%)

Table 1 The classification results of UCI datasets under different algorithms (%)

数据集	ABC (1)	ABC (2)	ABC (3)	逻辑回归	神经网络	SVM	Ada-Boost
Iris	97.33	97.33	98.00	96.60	97.33	96.67	95.33
B-C-W	96.93	96.34	97.51	96.93	95.75	96.93	95.60

的蜂群算法精度为97.33%;对于数据集B-C-W而言,整体模拟精度高于95%,其中ABC(3)算法的整体拟合精度最高,为97.51%,而ABC(1)和AB(2)模拟精度分别为96.93%和96.34%。在规则提取方面,以Iris数据为例,ABC(1)算法共提取分类规则5条,其中每条规则都包含有对应的分类值,每个因子的上下限区间以及对应的适应度值和覆盖度值,详细数据见表2。以ABC(1)为例,根据公式(5)可计算不同 $\alpha$ 值得最终精度P,Iris数据集当 $\alpha$ 属于[0,0.8]时精度最高,为97.33%,当 $\alpha$ 为0.9和1.0时精度下降;而B-C-W数据集的精度并不随 $\alpha$ 改变而改变,均为96.93%。

2.2 真实地理数据

实验第二部分内容采用真实地理数据,选取了

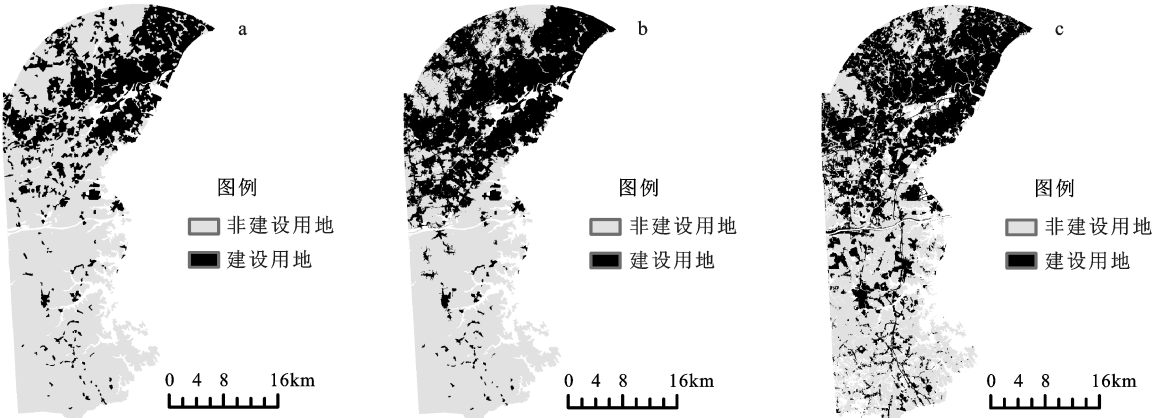
美国特拉华州(Delaware State)的纽卡斯尔市(New Castle County),纽卡斯尔市位于特拉华州北边,面积约为1 100 km<sup>2</sup>,形状大致为20 km×60 km的长条状。实验收集了纽卡斯尔1984~2002年间的土地利用变化数据,分别为1984、1992、1997、2002年。所有数据预先经过栅格化以及重采样处理,生成分辨率为50 m的栅格图层。土地利用划分为7种不同类型,分别为:建设用地、商业用地、工业用地、农地、森林、水体以及裸地。其中,前3种类型合并为城市建设用地,农地单独作为非城市建设用地,后3者为其他不可转变类型,经过要素合并后生成2类土地利用现状图用于城市化土地利用变化模拟(图1a、c)。

城市土地利用变化的概率往往决定于一系列的空间距离变量、邻近现有的城市用地的数量以

表2 Iris数据集分类规则

Table 2 The classification rules of Iris dataset

类别	萼片长度(cm)	萼片宽度(cm)	花瓣长度(cm)	花瓣宽度	$P_{in}(\%)$	$P_{cover}(\%)$
virginic	4.791~7.900	2.105~4.400	3.463~6.900	1.617~2.500	94.95	30.667
virginic	5.474~7.928	2.132~3.470	4.177~6.610	1.076~1.688	100	2.667
versicolor	4.863~7.301	2.000~3.463	1.723~5.322	0.100~1.733	97.50	32.667
versicolor	5.175~6.077	1.786~3.420	4.520~4.908	1.733~2.025	100	0.667
setosa	2.444~8.692	0~6.608	0~2.062	0.100~2.500	100	33.333



a. 1984年真实土地利用; b. 2002年模拟土地利用; c. 2002年真实土地利用变化

图1 CA-ABC (1)模型模拟结果

Fig. 1 Simulation results of CA-ABC (1) mode

及自然条件等<sup>[22-24]</sup>。本文结合研究区实际情况,选取以下驱动力因子变量:坡度(Slope)、人口密度(Dens\_Pop)、距离最近的道路(Dist\_Road)、铁路(Dist\_Rail)、商业中心(Dist\_Com)、教育中心(Dist\_Edu)、工业中心(Dist\_Ind)、居民地(Dist\_Res)以及行政中心(Dist\_Munc)。其中,人口数据来源于美国1990和2000年的两期人口普查属性数据;交通道路数据则从特拉华州交通部门获取的2001年Shp矢量数据;坡度影像由DEM空间分析生成;其他专题要素数据则从土地利用现状图中提取。非空间数据经过空间配准后,采用克里金插值法生成栅格影像。所选取因子对于城市建设用地变化均具有较强的相关性,例如,人口压力是城市建设用地增长的主要驱动力,因此人口密度作为模型的主要影响因子。距离变量,包括道路、铁路、商业、工业、行政中心等对分析城市增长的空间分布规律模式有显著作用。自然条件则选取对新增建设用地适应度指标影响较大的坡度变量。

为降低空间自相关性对模型精度的影响,数据采样方式为移动窗口采样,窗口大小为 $9 \times 9$ ,其中土地利用类型图选取了1984年和2002年数据,因子选择对应的1984年数据集。数据行列大小为 $1\,219 \times 626$ ,经采样后样本总数为14 729,建设用地数据集样本数目为7 182。

利用蜂群算法对土地利用变化数据集进行建模,挖掘分类规则,经过多次实验,ABC算法的相关参数设置如下:蜜蜂种群规模 $N$ 为400,采蜜蜂规模为200,侦查蜂数量为160,跟随蜂数量为40,每只蜜蜂的最大搜索次数为200,最大迭代次数 $T$ 为500。实验结果的评价指标选取了整体预测正确精度(PCP)和Kappa系数(表3)。模型的PCP精度范围在76%~80%之间,Kappa系数范围在0.53~0.59之间。神经网络的模拟结果最高,其PCP和Kappa系数分别为79.85%和0.596 7,但程序耗时也最多;3种ABC算法中,ABC(2)的模拟结果最低,只有76.848%和0.535 4,而ABC(1)和

ABC(2)算法的模拟精度要高于逻辑回归、SVM以及Ada-Boost算法结果。其中,ABC(1)的模拟结果最好,其PCP和Kappa系数分别为78.525%和0.569 3。

### 3 讨论

#### 3.1 最优参数选择

ABC算法的结果对参数的选取有较强的敏感性,具体参数包括蜂群规模、蜜蜂种类的比例、搜寻次数和最大循环次数对结果评价有很大影响。一般而言,扩大蜂群规模和遍历循环次数虽然可以提高模型的精度,但同时会降低模型的计算效率。本文通过多次实验确定最优参数的选取,实验参考了之前学者的研究成果,如肖永豪<sup>[25]</sup>等认为蜂群规模较合理的取值为[400,1 000]之间,太小会导致信息缺失,过多则增加计算量;3种蜜蜂的分配比例为[0.3,0.5]、[0.35,0.65]、[0.05,0.15]范围内最佳。而Yang<sup>[21]</sup>在利用ABC提取元胞自动机转换规则选取了搜寻次数200和最大循环次数2 500作为模型的最佳参数。因此,实验一首先选取蜂群规模为20,蜜蜂种类比例为0.5、0.4、0.1,搜寻次数为200,适应度函数选择ABC(1),对最大循环次数取[100,2 500]区间的不同值进行实验并统计模拟结果。从图2a中可看出,搜索次数在100~200区间范围内对模型精度提升有显著作用,高于200时模型结果趋于稳定,继续增加循环次数对模型精度提高作用不明显,反而增加了计算成本,因此最大循环次数可选择500。实验二则进一步验证蜂群规模对规则提取的影响,其中基本参数取值同实验一,蜂群规模则分别设置为10、20、50、100、200、400(图2b)。从图中可知,蜂群规模在100时已可取得较好结果;图2c则为不同搜寻次数对ABC算法的影响,当搜索次数大于50时,模型整体结果趋于稳定,继续增大搜索次数Kappa系数值提高并不明显,同时PCP精度也会相应降低。

#### 3.2 模拟结果分析

利用ABC算法可自动获取城市土地利用变化

表3 纽卡斯尔城市土地利用变化分类结果

Table 3 The classification results of land use change of New Castle County

数据集	ABC (1)	ABC (2)	ABC (3)	逻辑回归	神经网络	SVM	Ada-Boost
PCP精度(%)	78.53	76.85	78.23	77.62	79.85	77.75	77.00
Kappa系数	0.5693	0.5354	0.5632	0.5527	0.5967	0.5549	0.5396

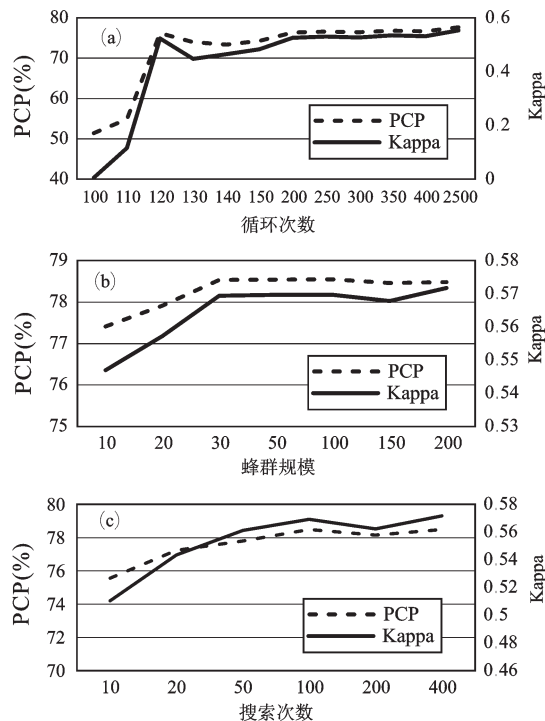


图2 不同参数下ABC (1)模型结果

Fig.2 The results of ABC (1) model under different parameters

同驱动力因素的分类规则,以本实验区为例,利用ABC(1)算法对二类土地利用变化情况进行数据挖掘,获取8条转换规则,按文献中[8]的描述格式,列出部分转换规则如下:

规则1: 若  $Slope \leq 55$ ,  $Dens\_Pop \leq 358$ ,  $Dis\_Road \leq 1\ 096$ ,  $Dist\_Rail \leq 12\ 900$ ,  $781 \leq Dist\_Com \leq 17\ 607$ ,  $125 \leq Dist\_Edu \leq 8\ 488$ ,  $Dist\_Ind \leq 14\ 964$ ,  $6\ 523 \leq Dist\_Res \leq 43\ 098$ ,  $357 \leq Dist\_Munc \leq 14\ 475$

则 Class = 非建设用地 (置信度: 0.777, 覆盖度: 0.40)

规则2: 若  $Slope \leq 23$ ,  $Dens\_Pop \leq 15\ 048$ ,  $Dis\_Road \leq 179$ ,  $Dist\_Rail \leq 5\ 154$ ,  $Dist\_Com \leq 7\ 050$ ,  $Dist\_Edu \leq 11\ 375$ ,  $Dist\_Ind < 12\ 925$ ,  $50 \leq Dist\_Res \leq 13\ 769$ ,  $Dist\_Munc \leq 5\ 306$

则 Class = 建设用地 (置信度: 0.768, 覆盖度: 0.36)

对分类规则进行分析,可知建设用地相比非建设用地,在空间分布上更偏向于坡度低、人口密集、交通便利的区域,同城市发展实际情况相符。同时,为了进一步验证ABC模型提取规则的可靠

性,将所提取规则应用与CA模型,作为CA模型的转换规则构建耦合模型<sup>[26]</sup>,以1984年为初始状态,模拟2002年土地利用的变化情况,迭代次数  $T=100$ 次,并同真实结果进行对比,图1可以发现,模拟结果同实际空间分布情况较为接近。模拟结果对比真实数据的PCP精度为76.73%,Kappa系数为0.5364。

## 4 结论

本文分别采用3种不同指标作为蜂群算法的适应度函数,表3可见,采用  $G_{mean}$  适应度函数的ABC(1)算法在3种不同适应度函数模型中效果最好,更适用于土地利用变化模拟。ABC(3)的适应度函数计算则最为简单,模拟结果较好,可作为替换选择。利用人工蜂群算法模型,能够有效地解决土地利用变化驱动力机制在全球和局部的最优化问题。本文所构建的模型是蜂群算法在土地利用变化方面的初次尝试,仍然有许多不足。例如,算法对于土地利用变化中时空特征和多尺度的影响并没有考虑,仅仅是对于土地利用变化和驱动力因子关系问题进行分析和模拟。而空间自相关性或基于邻域路径依赖的土地利用变化规律,对土地利用的实际变化有明显作用,一些研究也证实,对于土地利用变化的模拟,单一模型模拟通常无法做到面面俱到。因此,借助蜂群算法的灵活性,同一些现有的、成熟的土地利用变化模型框架,如CLUE-S进行耦合构建是本文今后研究所要解决的重要问题。通过本文所构建的蜂群算法模型,算法实现灵活简便,执行效率高,相信可以在后续研究中进一步结合土地利用变化的时空特征,对现有模型进行扩展,使之能够应用于土地分配、预测等方面。

## 参考文献 (References):

- [1] 邵景安,李阳兵,魏朝富,等.区域土地利用变化驱动力研究前景展望[J].地球科学进展,2007,22(8):798-809. [Shao Jingan, Li Yangbing, Wei Chaofu et al. The Drivers of Land Use Change at Regional Scale: Assessment and Prospects. Advances in Earth Science, 2007, 22(8):798-809.]
- [2] 刘纪远,邓祥征.LUCC 时空过程研究的方法进展[J].科学通报,2009,54(21):3251-3258. [Liu Jiyan, Deng Xiangzheng. Progress of the research methodologies on the temporal and spatial process of LUCC. Chinese Science Bulletin, 2010, 55(14):1354-1362.]



- [3] 罗平,姜仁荣,李红岩,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,(1): 31-36.[Luo Ping, Jiang Renrong, Li Hongga et al. Research on the Method of Regional Land Use Evolution Based on the Combination of Spatial Logistic Model and Markov Model. China Land Science, 2010, (1): 31-36.]
- [4] Verburg P H, Soepboer W, Veldkamp A et al. Modeling the spatial dynamics of regional land use: the CLUE-S model[J]. Environmental management, 2002, 30(3): 391-405.
- [5] 张明.以土地利用/土地覆被变化为中心的土地科学研究进展[J].地理科学进展,2001, (4): 297-304.[Zhang Ming. The Progress on Comprehensive Land Sciences focused on Land-use and Land-cover change. Progress in Geography, 2001, (4): 297-304.]
- [6] 王养廷.基于 SVM 的遥感图像自动分类研究[J].计算机仿真, 2013, (6): 378-381.[Wang Yangting. Remote Sensing Image Automatic Classification with Support Vector Machine. Computer Simulation, 2013, (6): 378-381.]
- [7] Li X, Yeh A G O. Modelling sustainable urban development by the integration of constrained cellular automata and GIS[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2000, 14(2): 131-152.
- [8] 刘小平,黎夏.从多维特征空间中获取元胞自动机的非线性转换规则[J].地理学报,2006,61(6):663-672. [Liu Xiaoping, Li Xia. Retrieving CA Nonlinear Transition Rule from High-dimensional Feature Space. Acta Geographica Sinica, 2006, 61 (6): 663-672.]
- [9] 杨青生,黎夏.基于支持向量机的元胞自动机及土地利用变化模拟[J].遥感学报,2007,10(6):836-846. [Yang Qingsheng, Li Xia. Cellular Automata for Simulating Land Use Changes Based on Support Vector Machine. Journal of Remote Sensing, 2007, 37(6): 824-834.]
- [10] 刘小平,黎夏,叶嘉安,等.利用蚁群智能挖掘地理元胞自动机的转换规则[J].中国科学(D辑),2007,37(6):824-834.[Liu Xiaoping, Li Xia, Ye Jiaan et al. Discovery of transition rules for geographical cellular automata by using ant colony optimization. Science in China (Series D), 2007, 50(10): 1578-1588.]
- [11] 曹敏,史照良.基于遗传神经网络获取元胞自动机的转换规则[J].测绘通报,2010,(3):24-27. [Cao Min, Shi Zhaoliang. Transition Rule for GANN-CA. Bulletin of Surveying and Mapping, 2010, (3): 24-27.]
- [12] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department, 2005.
- [13] Karaboga D, Akay B. A survey: algorithms simulating bee swarm intelligence[J]. Artificial Intelligence Review, 2009, 31(1-4): 61-85.
- [14] 张超群,郑建国,王翔.蜂群算法研究综述[J].计算机应用研究, 2011,(9):3201-3205.[Zhang Chaoqun, Zheng Jianguo, Wang Xiang. Overview of research on bee colony algorithms. Application Research of Computers, 2011, (9): 3201-3205.]
- [15] Karaboga D, Akay B. A modified artificial bee colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(3): 3021-3031.
- [16] 樊小毛,马良.0-1 背包问题的蜂群优化算法[J].数学的实践与认识,2010,(6): 155-160. [Fan Xiaomao, Ma Liang. Artificial Bee Colony Algorithm for 0-1 Knapsack Problem. Mathematics in Practice and Theory, 2010, (6): 155-160.]
- [17] 胡中华,赵敏,撒鹏飞.基于人工蜂群算法的 JSP 的仿真与研究[J].机械科学与技术,2009,(7):851-856.[Hu Zhonghua, Zhao Min, Sa Pengfei. A Simulation Study of Job Shop Scheduling Using Artificial Bees Colony Algorithm. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2009, (7): 851-856.]
- [18] 贾彩杰.基于蜂群优化模糊聚类的遥感图像变化检测[J].电子科技,2012,(11):11-14. [Jia Caijie. Change Detection in Remote Sensing Images Based on the Fuzzy Clustering Algorithm and Artificial Bee Colony Optimization. Electronic Science and Technology, 2012, (11): 11-14.]
- [19] Marinaki M, Marinakis Y, Zopounidis C. Honey bees mating optimization algorithm for financial classification problems[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(3): 806-812.
- [20] Karaboga D, Ozturk C. Neural networks training by artificial bee colony algorithm on pattern classification[J]. Neural Network World, 2009, 19(3): 279-292.
- [21] Yang J, Tang G A, Cao M et al. An intelligent method to discover transition rules for cellular automata using bee colony optimization[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2013, 27(10): 1849-1864.
- [22] 谭雪兰,钟艳英,段建南,等.快速城市化进程中农村居民点用地变化及驱动力研究——以长株潭城市群为例[J].地理科学, 2013, 33(3): 309-315.[Tan Xuelan, Zhong Yanying, Duan Jian-nan et al. The Change and Driving Forces of Rural Residential Area under the Background of Rapid Urbanization: A Case Study of the Changsha-Zhuzhou-Xiangtan Urban Agglomeration. Scientia Geographica Sinica, 2013, (3): 309-315.]
- [23] 鲁春阳,文枫,杨庆媛,等.地级以上城市土地利用结构特征及影响因素差异分析[J].地理科学,2011,31(5):600-607.[Lu Chunyang, Wen Feng, Yang Qingyuan et al. Characteristics and Driving Factors of Urban Land Use Structure of Cities at Provincial Level and Above. Scientia Geographica Sinica, 2011, (5): 600-607.]
- [24] 鲁春阳,文枫,杨庆媛.城市土地利用结构影响因素的通路分析——以重庆市为例[J].地理科学,2012,32(8):936-943.[Lu Chunyang, Wen Feng, Yang Qingyuan. Path Analysis on the Influencing Factors of Urban Land Use Structure: A Case Study of Chongqing. Scientia Geographica Sinica, 2012, (8): 936-943.]
- [25] 肖永豪,余卫宇.基于蜂群算法的图像边缘检测[J].计算机应用

- 研究,2010,27(7):2748-2750.[Xiao Yonghao, Yu Weiyu. Bee colony algorithm for image edge detection. Application Research of Computers, 2010, 27(7):2748-2750. ]
- [26] 何丹,金凤君,周璟.基于 Logistic-CA-Markov的土地利用景观格局变化——以京津冀都市圈为例[J].地理科学,2011,31(8):903-910.[He Dan, Jin Fengjun, Zhou Jing. The Changes of Land Use and Landscape Pattern Based on Logistic- CA-Markov Model—A Case Study of Beijing-Tianjin-Hebei Metropolitan Region. Scientia Geographica Sinica, 2011, (8):903-910.]

## Urban Land Use Change Modelling Based on Artificial Bee Colony Algorithm

Zhang Xinxin, Luan Haijun, Hua Lizhong

(College of Computer and Information Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, Fujian, China)

**Abstract:** This article applied artificial bee colony (ABC) algorithm to modelling the urban land use change. The principle of ABC algorithm is to discover the optimum nectar source by imitating bees' behavior of gathering honey. Hence, ABC is a new kind of optimization algorithm same as genetic algorithm, neural network, which have been widely implemented in the modelling of land use cover/change (LUCC). This study focus on the implementation at three aspects: 1) Land use transition rules: In order to analyze the effects between land use dynamic and its driving forces, we defined the format of land use transition rules, which are composed of land use type, the fitness function, the cover percentage and the corresponding upper and lower values of each factor. Therefore these transition rules, which are obtained via automatic searching from samples, are able to demonstrate the relationship between land use dynamic and driving forces in the form of "IF...THEN". 2) Fitness functions: In order to eliminate the distractions caused by imbalanced samples, we chose three different fitness functions to evaluate the classification results. These functions, including the G-mean function, the F-measure function and the Percentage of Correct Predicted (PCP), are well suit to various requirements such as sensitivity preferred rather than the overall accuracy. 3) Performance testing: two experimentations, which are based on UCI datasets and reality land use change of New Castle County between 1984 and 2002, were provided. The classification results were also compared with logistic regression, neural network, SVM and Ada-boost algorithms. According to the UCI datasets, the ABC which adopt the PCP as fitness function has acquired the best overall accuracy. They were 98.00% for Iris and 97.51% for Breast-Cancer-W. On contrary, from the results of New Castle County datasets, the ABC using G-mean instead of PCP as fitness function has obtain better results, which were 78.53% of overall accuracy and 0.569 3 of Kappa coefficient. These differences indicates that the G-mean function are more suitable for imbalanced samples. In addition, we also provided a discussion about the optimal parameter selection problem of ABC. In this article, when the number of bee was 100, the maximum of integration time was 500 and the limitation of unimproved-times was 50, the ABCs had achieved the best performance. In conclusion, the comparison of two cases shows that the overall accuracy and Kappa coefficient of ABC algorithms are comparable to the other algorithms. Hence, the ABC algorithm is appropriate for the modeling of urban land use change.

**Key words:** artificial bee colony; land use change modeling; driving forces