

引用格式: 陆军辉, 梅志雄, 赵书芳, 等. 土地利用配置的混沌蚁群优化算法研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(8): 1026-1035. [Lu J H, Mei Z X, Zhao S F, et al. 2017. Land use optimization allocation based on chaos ant colony algorithm. Journal of Geo-information Science, 19(8): 1026-1035.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2017.01026

土地利用配置的混沌蚁群优化算法研究

陆军辉, 梅志雄*, 赵书芳, 肖艳云

华南师范大学地理科学学院, 广州 510631

Land Use Optimization Allocation Based on Chaos Ant Colony Algorithm

LU Junhui, MEI Zhixiong*, ZHAO Shufang and XIAO Yanyun

School of Geography, South China Normal University, Guangzhou 510631, China

Abstract: The optimal allocation of land use is an important and effective measures of promoting the sustainable development of the land. However, existing research was lack of efficient methods in the optimization allocation for the quantitative structure and spatial layout of land use by using original mixed algorithm. Therefore, this paper combined the ant colony optimization algorithm (ACO) with the chaos model, and proposed a hybrid and self-adapt chaos ant colony optimization algorithm (CACO). After that, in order to verify the feasibility and efficiency of the CACO, the Zengcheng district of Guangzhou was selected as the study case. The CACO was utilized to solve the model of land use optimization allocation based on the evaluation of actual land sustainable use. Finally, this study made some comparative analysis of the results of the CACO and the actual land use and the results of the ACO respectively in three main aspects: the quantitative structure of land use, the spatial layout of land use and the multiple objective functions. The results showed that: firstly, the CACO can effectively solve the complex problems of multi-objective land use optimization allocation under multiple constraint conditions; secondly, compared with the ACO, the coordination between economic benefit and ecological effectiveness in the CACO was weakened slightly. The CACO rose all others objective functions' values. For example, economic benefits increased by 7.18 billion yuan, ecological effectiveness increased by 0.33 billion yuan, social benefits increased by 1.13%, while the land conversion costs shrank by 1.15%. Thirdly, compared with the ACO, the CACO decreased the diversity and evenness index of actual land use spatial distribution within 1.30%, made the number of total land patches reduced about 8.86%, and the average patches size increased 9.77%. The level of the land intensive use was improved. Therefore, the CACO could reasonably optimize actual various land use types to appropriate spatial layout, and supply useful technical support for scientific land use planning and decisions making.

Key words: land use; optimization allocation; chaos ant colony optimization algorithm; Zengcheng district

*Corresponding author: MEI Zhixiong, E-mail: zhixiongmei76@126.com

收稿日期 2017-03-15; 修回日期: 2017-06-01.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41001078)。

作者简介: 陆军辉(1992-), 男, 湖南岳阳人, 硕士生, 主要从事土地利用模拟与优化、人工智能等研究。

E-mail: lujunhui_gis@foxmail.com

*通讯作者: 梅志雄(1976-), 男, 湖北黄梅人, 博士, 教授, 主要从事空间分析与建模、土地利用模拟与优化等研究。

E-mail: zhixiongmei76@126.com

摘要 土地利用优化配置是促进土地可持续发展的重要举措,然而现有研究缺乏有效求解土地利用优化配置模型的新型混合式智能优化算法。本文结合蚁群算法和混沌模型,形成混沌蚁群优化(Chaos Ant Colony Optimization, CACO)算法,并以广州市增城区为研究区,对土地利用现状进行优化配置;然后在数量结构、目标函数值、空间布局等方面将优化结果与土地现状及标准蚁群算法优化结果进行对比分析。结果表明:① CACO算法能在满足多种约束条件下,有效解决多目标土地利用优化配置问题;② 与标准蚁群算法相比,CACO算法能增加土地利用的经济效益7.18亿元、生态效益0.33亿元、社会效益1.13%,同时降低地类转换成本1.15%;③ CACO算法能使土地利用现状空间分布多样性和均匀性的下降控制在1.30%以内,同时缩减地块数量8.86%,并使平均斑块大小增加9.77%,从而提升土地集约利用水平,更合理地配置各现状地类的空间分布,为研究区土地利用的科学规划与决策提供支持。

关键词 土地利用;优化配置;混沌蚁群算法;增城区

1 引言

中国经济与城市化的快速发展在促进土地利用的同时也产生了诸多问题,如粗放式利用、结构性失调、生态环境破坏等^[1-2]。如何科学配置土地资源已成为土地利用研究领域的重要课题之一^[3-4]。土地利用的优化配置是其规划的核心,包括数量结构和空间布局优化^[5],且前者较早受到学者的广泛关注^[6]。随着空间信息技术的不断发展,在土地利用数量结构优化的基础上进行空间布局优化,实现带约束条件的多目标多层次综合性时空优化,正逐步成为土地利用优化配置研究的主要内容^[3,7]。

一些学者尝试将线性规划模型、系统动力学模型等精确算法与地理信息系统(GIS)技术耦合来进行土地利用优化配置^[8-10],但此类方法由于空间优化问题的规模大、非线性等特性,造成处理难度大、时间长。而启发式算法则能有效弥补这一不足,例如,Bettinger使用混合整数规划法解决700个单元的森林规划问题时,仅40个就花费了几天时间^[11];而Baskent在使用模拟退火算法求解987个像元的多目标森林景观规划时,产生每个优化方案仅用1 h^[12]。此外,王新生^[11]、黎夏等^[13-14]、高小永等^[15-16]、刘朝松^[17]分别用模拟退火算法、遗传算法、蚁群算法、粒子群算法和GIS结合来求解土地利用优化配置模型;针对以往土地利用配置模型在协调求解多目标方面的不足,刘殿锋等^[18]、刘耀林等^[5]分别构建了基于微粒群、人工免疫算法的多目标土地利用优化配置模型,取得了较好的效果。启发式算法虽然可以在合理时间内极大地提升空间搜索能力,但单独一种方法往往由于自身局限性而影响优化结果,因此需要融合多种智能寻优方法协同求解。也有学者对此做了探索研究,如徐昔保^[19]将神经网络和遗传算法分别与元胞自动机集成,构建了城市土地利用演化和优化模型,并以兰州市主城区为例进行了研究;

张鸿辉等^[21]针对现有优化模型提升土地可持续利用的能力薄弱等现状,将多智能体引入微粒群算法^[20]和遗传进化算法中,实现了土地利用的多目标协同优化;袁满等^[22]将多智能体与遗传算法结合,构建了多智能体遗传算法。然而,现有混合方法却存在模型较复杂、参数高灵敏性、效率不高、难保全局最优解等缺陷^[21-22],且目前在发掘高效的土地利用优化方法中存在挑战,因此亟待以全新混合式算法有效解决多目标土地利用优化配置问题的研究^[11]。

蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)是一种通过信息素正反馈机制来搜寻最优解的仿生智能算法,已成功应用于求解旅行商等经典问题^[23-25]。但ACO算法存在一些缺陷^[6],如不适宜信息素增量易使算法进化停滞,产生局部最优解等^[26],故存在与其他方法结合的广阔空间。混沌运动是自然界中一种看似混沌实则精巧的非线性现象,其“随机性”、“遍历性”、“规律性”等特点可用于优化搜索^[26-27]。因此,本文首先通过对ACO算法的信息素增量和信息素挥发因子添加混沌扰动^[26],以避免ACO算法过早收敛于局部最优,从而形成混沌蚁群优化算法;然后将其应用于求解增城区土地利用优化配置模型中,以期丰富混合优化算法在土地利用优化配置中的应用。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区

增城区(23°05′~23°37′ N, 113°32′~114°00′ E)位于广州东部边缘,总面积1616.47 km²,西邻广州市城区,南接东莞市,东部与北部均为山区,地势北高南低,属亚热带海洋性季风气候区,年平均气温22.2℃。2014年该区土地利用主要为图1所示9种类型。21世纪以来,增城区社会经济发展迅猛,其2005、2010、2014年GDP分别为269.68亿元、

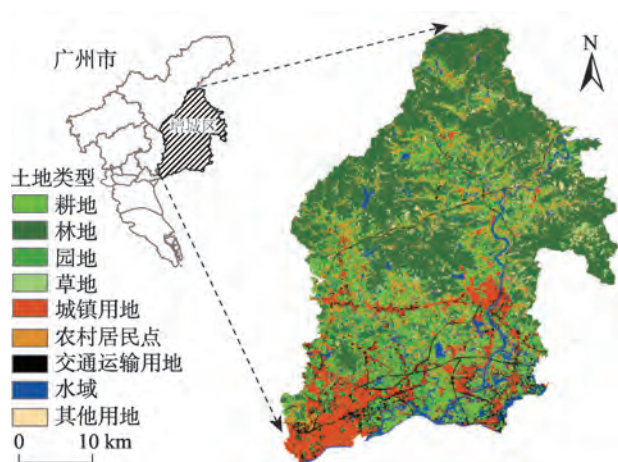


图1 研究区及其2014年土地利用现状

Fig. 1 Study area and its actual land use types in 2014

586.45亿元、886.90亿元,年均增幅达14.14%,成为广深经济带的重要节点。但随着经济的快速发展,该区资源环境压力与日俱增,如用地布局混杂、用地结构失调、欠缺空间布局上的引导等。因此,优化利用该区土地资源具有较强的理论和现实意义。

2.2 数据源及处理

为优化增城区2014年土地利用数量结构和空间布局,本文主要采用增城区内 Landsat8 OLI 影像、DEM 和社会经济统计数据。Landsat8 和 DEM 均来源于地理空间数据云平台 (<http://www.gscloud.cn/>),经重采样为 50 m×50 m 分辨率;通过 ENVI 软件对 Landsat8 影像进行预处理、最大似然监督分类并结合目视解译,最终将其分类如图1所示。相关统计数据主要为2005–2014年增城区耕地面积及其增加值,来源于2006–2015年《广州市统计年鉴》,用

于计算各地类经济和生态效益系数。

土地利用现状在优化配置前应进行适宜性定量评价,以充分考虑现有土地利用空间分布的自身合理性,也为各像元配置地类提供了科学依据^[10,15]。因此,为评价增城区2014年土地利用适宜性,参考文献[15]并结合实际数据可获取性,本文选取了5种评价因子:水源密度、道路密度、居民点密度、坡度、归一化植被指数 NDVI。其中,坡度因子由 DEM 提取,其余使用 ArcGIS 10.2 从图1中提取和计算获得。各因子经无量纲标准化处理后,采用层次分析法确定其权重,参照文献[14]的土地适宜性评价分等定级方法获得宜耕、宜园、宜林和宜建4种评价结果(图2)。

3 研究方法

本文首先构建土地利用优化配置的模型框架(包括目标函数和约束条件),然后应用 CACO 算法求解土地利用优化配置模型,进而获得相对最优的配置方案。

3.1 土地利用优化配置模型构建

3.1.1 目标函数构建

本文以2014年为基期年,2020年为优化目标年,参考文献[28]和《增城市城乡总体规划(2008–2020)》,构建如下的目标函数。

(1)经济效益最大化目标函数^[28]。

$$f_{\text{economy}} = \max \sum_{i=1}^n c_i x_i \quad (n=1,2,\dots,9) \quad (1)$$

式中: f_{economy} 为研究区土地利用总经济效益; c_i 为地类 i

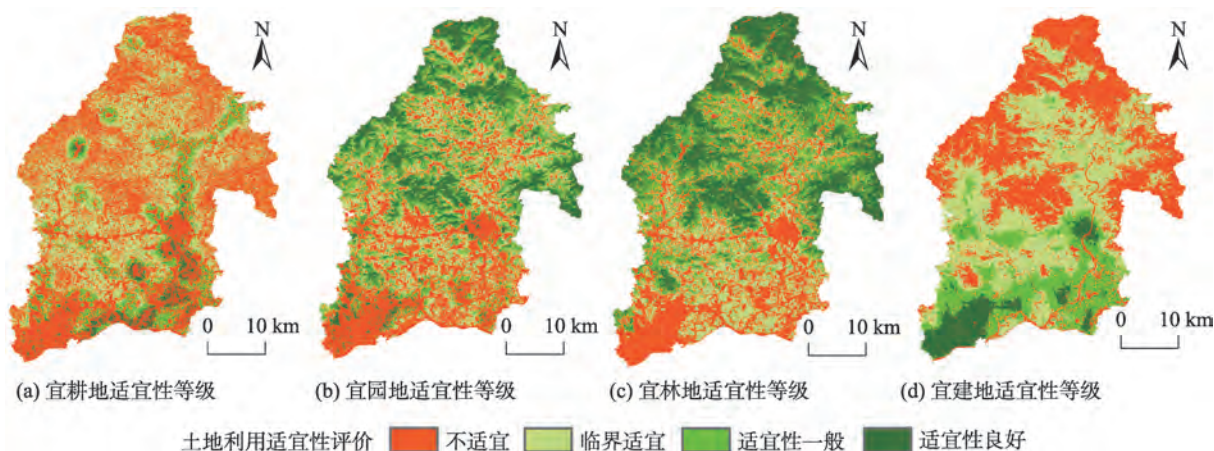


图2 增城区土地利用适宜性评价结果

Fig. 2 Land use suitability assessment results in Zengcheng

的经济效益系数; x_i 为 n 种地类中地类 i 的总面积。

(2)生态效益最大化目标函数^[28]

$$f_{\text{ecology}} = \max \sum_{i=1}^n d_i x_i \quad (n=1,2,\dots,9) \quad (2)$$

式中: f_{ecology} 为研究区土地利用总生态效益; d_i 为地类 i 的生态效益系数; x_i 为 n 种地类中地类 i 的总面积。

(3)社会效益最大化目标函数

地类的聚集性表征土地利用空间破碎程度,高聚集度或紧凑度有利于节约社会管理成本^[15],故有学者采用邻域同一性指数量化域内土地集约利用程度,从而衡量土地资源空间配置的社会效益^[22]。但本文采用空间自相关因子(因其在评估相同地类空间分布的聚集性时,较邻域同一性指数考虑了不同区位、距离等因素)评价像元 i 的地类在 d 距离范围内的空间聚集性水平 $f_{(i, \text{society})}$,计算公式如下^[29]:

$$f_{(i, \text{society})} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (3)$$

$$w_{ij} = \begin{cases} 1/D_{ij} & \text{当 } D_{ij} \text{ 小于阈值 } d \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: y_j 判断像元 j 与像元 i 中地类是否相同,相同赋值为1,不同为0; w_{ij} 为空间像元 i 和 j 之间的空间权重,其定义采用反距离权重法,即根据距离远近对变量值影响程度的大小来测度空间上相同地类之间的聚集性; D_{ij} 为像元 i 和 j 的距离。

(4)经济与生态协调性最大化目标函数

本文设计了表达研究区土地利用经济效益目标与生态效益目标间协调性 $f_{\text{coordination}}$ 的公式^[15]:

$$f_{\text{coordination}} = \max \left(2 + \frac{1}{2} \times |F_1| \times |F_2| \times (F_1 + F_2) \right) \quad (5)$$

$$F_i = \frac{f'_i(x) - f_i(x)}{f_i \max - f_i \min} \quad (i=1,2) \quad (6)$$

式中: F_i 为优化后经济效益目标 F_1 和生态效益目标 F_2 的变化状况; $f_i(x)$ 和 $f'_i(x)$ 分别为优化前后的经济或生态效益值; $f_i \max$ 和 $f_i \min$ 分别为经济或生态效益的最大和最小值。

本文研究区和土地类型与文献[28]相似,因此

各地类的权重和生态效益系数采用文献中的计算成果,但经济效益系数由2005–2014年增城区年末耕地面积及其增加值计算获得(表1),然后利用灰度预测模型GM(1,1)预测出2020年耕地经济效益系数,并依据权重计算各地类经济效益系数值(表2)。由于本文在计算启发信息素中的地类转换成本时结合了土地利用适宜性评价结果,因此本文在整体上考虑了不同地理区位上各地类产生经济和生态效益的空间异质性。

3.1.2 约束条件设置

约束条件分为地类转换约束和数量结构约束,前者采用高小永等^[15]的土地利用类型转换系数表,后者包括:

(1)地类数量结构约束。参考《增城市城乡总体规划(2008–2020)》、增城规划在线、《广州市土地利用总体规划(2006–2020)》等资料,约束研究区内部分地类的面积。例如:为确保粮食安全,耕地面积不应低于其保有量;为保护生态环境,森林覆盖率应设定最低值。

(2)经济持续增长约束。为稳定经济增长,目标年的总经济效益不得低于基期年的总经济效益。

(3)空间聚集性约束。为使各栅格单元一定范围内的地类呈现空间聚集性状态,提升土地集约利

表1 2005–2014年增城区耕地经济效益系数

Tab. 1 Economic benefit coefficients of farmland from 2005 to 2014

年份	年末耕地面积/hm ²	增加值/亿元	经济效益系数/(万元/hm ²)
2005	37 112	172 407	4.646
2006	27 188	193 504	7.117
2007	27 082	203 177	7.502
2008	27 014	223 454	8.272
2009	27 120	240 506	8.868
2010	27 114	270 515	9.977
2011	27 060	278 903	10.307
2012	27 042	309 373	11.440
2013	27 020	345 337	12.781
2014	26 570	372 281	14.011
2020	—	—	24.160

表2 2020年增城区各地类经济效益系数和生态效益系数

Tab. 2 Economic and ecological benefit coefficients of different land use types in 2020

变量	耕地	园地	林地	草地	水域	城镇	农村	交通	其他
权重	1.00	1.54	1.50	1.54	0.55	7.02	0.67	0.67	0
经济效益系数/(万元/hm ²)	17.33	26.69	26.00	26.69	9.53	121.67	11.61	105.37	0.10
生态效益系数/(万元/hm ²)	6.83	7.06	8.01	7.19	9.44	0	0	0	7.19

用率,约束各像元在其8邻域空间内至少有1个像元的地类与之相同^[22]。

(4)强制性约束。为约束城市规模盲目扩张,构筑生态安全格局,根据《广州市土地利用总体规划(2006-2020)》所划定的基本生态控制线,坡度大于25°的地区不宜耕种,应鼓励封山育林;水域受保护,限制其转换。

3.2 混沌蚁群算法

基于ACO算法的土地利用优化配置策略为:采用二维矩阵(m,n)表征影像空间(对应于一只蚂蚁或一种土地配置方案,各矩阵单元值构成蚂蚁路径),并设置影像背景与边缘区、水域、交通运输用地为限制变化区,不参与运算;然后,结合土地适宜性评价、多目标函数、pareto等技术和ACO算法基本思想,采用Matlab编程实现。CACO改进策略(图3)为:在前者基础上,利用混沌的随机性,在信息素增量中引入混沌扰动,避免算法过早收敛于局部最优,使优化目标值继续上升;利用混沌对初始值的极度敏感性,对信息素挥发因子添加混沌扰动^[30],以期推迟算法的停滞时间。混沌扰动的幅度均随算法迭代逐步自适应调整。

3.2.1 启发信息函数

启发信息素采用土地利用现状中像元(i,j)内配置土地类型 k 的适宜程度 $F_{i,j,k}$ 计算:

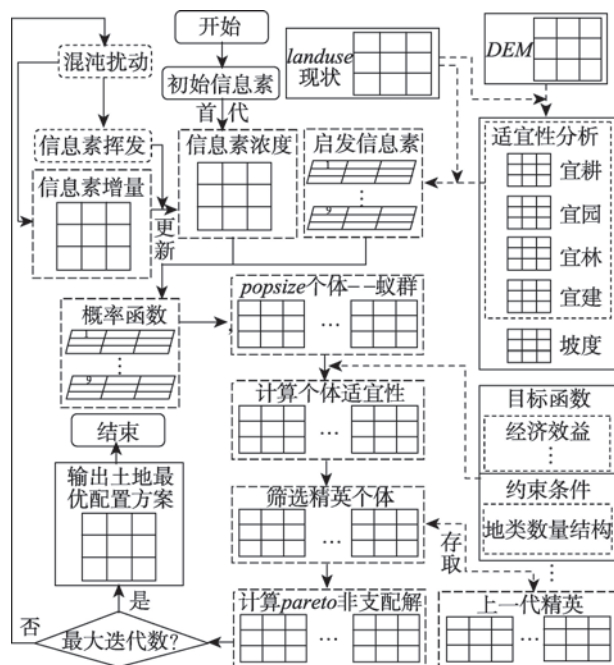


图3 CACO算法模型框架图

Fig. 3 Model framework of CACO algorithm

$$F_{i,j,k} = (f_{i,j,k,economy} + f_{i,j,k,ecology}) \times f_{i,j,k,society} \times f_{i,j,k,coordination} \times f_{i,j,l,k,cost} \quad (7)$$

式中, $f_{i,j,k,economy}$ 、 $f_{i,j,k,ecology}$ 、 $f_{i,j,k,society}$ 、 $f_{i,j,k,coordination}$ 分别是(i,j)配置地类 k 所产生的经济效益值、生态效益值、社会效益值、经济生态效益协调度; $f_{i,j,l,k,cost}$ 是(i,j)中现状地类 l 转换为地类 k 的成本 $f_{i,j,l,k,cost} = h(l,k) \times suits(fitness(l)) \times suite(fitness(k))$, $h(l,k)$ 为由地类 l 到 k 的地类转换系数, $fitness$ 为地类的适宜性评价等级, $suits$ 和 $suite$ 为转换前后地类的适宜性评价等级所对应的适宜度函数。

3.2.2 概率函数

概率函数 p_{ij}^k 为像元(i,j)中配置地类 k 的可能性大小。为简化运算,采用乘积代替ACO算法的幂指数计算方式^[15],公式如下:

$$p_{ij}^k = (\alpha \times \tau_{i,j} + \beta \times F_{i,j,k}) / \left(\sum_{k=1}^K \alpha \times \tau_{i,j} + \beta \times F_{i,j,k} \right) \quad (8)$$

式中: K 为地类总数; α 为启发式因子; β 为期望启发式因子(设 $\beta = 1 - \alpha$)^[15]; $F_{i,j,k}$ 启发信息素; $\tau_{i,j}$ 为当前信息素浓度(首代初始信息素)。

3.2.3 产生蚁群

蚁群生成策略为,若像元(i,j)对应坡度大于25°,则强制优化为林地,否则:若(i,j)的初始概率 p_{ij}^k 最大所对应的地类与土地现状中(i,j)的地类 k 相同,则(i,j)配置为 k ,否则依转盘赌随机配置。每代依此产生 $popsiz$ 只蚂蚁个体,若为首代,则完成初始化,否则生成下一代蚁群。

3.2.4 评价蚂蚁适宜性

根据第 p 只蚂蚁的各像元(i,j)中配置自身地类 k 的适宜性 $F_{i,j,k}$,计算蚂蚁 p 总适宜性 F_p ,公式如下:

$$F_p = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n F_{i,j,k} \quad p = 1, 2, \dots, popsiz \quad (9)$$

若为首代,则当代个体依 $pareto$ 排序获非支配解(逐个选取当代个体,若其它个体的各目标函数值不小于该个体且有一个目标函数值大于该个体,则标记该个体为被支配解,直至当代个体都被判断^[15],未被标记的个体即为当代非支配解),并存储为当代精英个体;否则将上一代精英和当代个体混合,计算获混合蚁群的 $pareto$ 非支配解,存为当代精英;依据 F_p 选择当代最优个体 F_{cb} ,若 F_{cb} 与上一代最优个体相同,则认为算法陷入局部最优状态^[30],记 $iflocalbest = 1$,否则 $iflocalbest = 0$ 。

3.2.5 更新信息素浓度 τ_i ^[31]

$$\tau_i = \begin{cases} (1-\rho_i)\tau_{i-1} + \sum_{c=1}^C (r_1 \times q + r_2 \times z_{i,j,t}) & \text{if local best} = 1 \\ (1-\rho_i)\tau_{i-1} + \sum_{c=1}^C r_1 \times q & \text{if local best} = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: τ_{i-1} 为上一代信息素浓度; C 为当代精英个数; q 、 r_2 为常数; 混沌变量 $z_{i,j,t} = 4z_{i,j,t-1}(1-z_{i,j,t-1})$; $r_1 = g \times F_c / F_{\text{landuse}}$; g 为当前迭代次数; F_c 为第 c 个非支配解(精英)的总适宜性; F_{landuse} 为土地利用现状的总适宜性; 依据混沌理论设计自适应信息素挥发因子 ρ_i ^[26,31]:

$$\rho_i = \begin{cases} 4\rho_{i-1}(1-\rho_{i-1}) & 4\rho_{i-1}(1-\rho_{i-1}) \geq \rho_{\min} \\ \rho_{i-1} & \text{且 if local best} = 1 \\ \rho_{\min} & \text{if local best} = 0 \\ \rho_{\min} & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

4 结果与分析

由于以智能优化算法求解土地利用优化配置是一种高参数化的研究,其配置方案的质量和生成速度对算法参数的设置具有高敏感性^[11],而混合算法输入参数增多,运算控制更复杂,因此本文参考前人相关研究^[32],根据增城区实际,经反复试验,最终设定 ACO 与 CACO 各参数为:种群大小 $\text{popsize}=20$,最大迭代次数 $\text{maxg}=100$,启发因子 $\alpha=0.5$,初始信息素挥发因子 $\rho_0=0.9$,初始信息素 $\tau_0=0.01$,常数 $q=0.001$ 。

4.1 土地利用数量结构优化结果与分析

为响应以生态保护为先导、合理管制生态空间等政策,耕地、林地应该增加,园地大致不变,适当减少草地;鉴于地类转换的客观性,交通运输用地和水域限制转换;为促进经济发展、提升城镇化水平,城镇用地应增加,适当减少农村居民点。最终设置约束界限如表3所示。

由表3可知,ACO和CACO算法的各地类数量均满足数量约束界限。与2014年土地利用现状相比,2种算法的耕地、林地和城镇用地面积增加,且CACO算法增加量比ACO下增加量更多,草地和其他用地面积均减少,且CACO算法减少量比ACO算法减少量更多。由于城镇用地对区域经济发展具有重要促进作用,而耕林地则对生态环境的改善具有深远影响,因此可知:①2种优化结果均可在保障区域未来城镇化建设的同时,促进生态环境保护,并为城镇发展预留了适度的其他用地,形成了城市弹性生长空间结构,因而优化了土地利用现状数量结构,为增城区未来科学、可持续发展提供了较优的土地利用数量结构保证;②对比发现,CACO的数量结构优化效果明显优于ACO。

4.2 目标函数优化结果与分析

从ACO和CACO算法的目标函数优化结果(表4)和进化曲线(图4)可知:与现状相比,2种算法的4个目标函数值均获得提升,即均优化了土地

表3 增城区土地利用数量结构优化结果

Tab. 3 Optimization results for land use quantitative structures

统计类型	耕地	园地	林地	草地	水域	城镇	农村	交通	其他
优化下限	像元数/个	112 219	83 809	245 735	0	32 989	59 225	0	24 600
优化上限	像元数/个	646 671	646 671	646 671	26 190	32 989	96 756	14 664	24 600
地类现状	像元数/个	112 219	83 829	229 329	26 211	32 989	59 225	62 331	24 600
	占比/%	17.35	12.96	35.46	4.05	5.10	9.16	9.64	3.80
	斑块密度	0.106	0.236	0.027	0.548	0.244	0.069	0.580	0.606
	形状指数	5.59	3.20	20.76	2.12	4.34	8.96	1.81	3.03
ACO	像元数/个	112 505	74 405	260 600	21 006	32 989	94 993	14 879	24 600
	占比/%	17.40	11.51	40.30	3.25	5.10	14.69	2.30	3.80
	斑块密度	0.105	0.237	0.026	0.534	0.244	0.068	0.597	0.606
	形状指数	5.81	3.21	21.16	2.11	4.34	9.09	1.78	3.03
CACO	像元数/个	113 808	73 175	263 057	20 057	32 989	97 510	10789	24 600
	占比/%	17.60	11.32	40.68	3.10	5.10	15.08	1.67	3.80
	斑块密度	0.096	0.210	0.023	0.500	0.244	0.062	0.565	0.606
	形状指数	5.54	3.18	20.75	2.06	4.34	8.90	1.72	3.03

表4 ACO和CACO的目标函数优化结果比较
Tab. 4 The comparison of ACO and CACO on object functions optimization results

统计类型	经济效益 /亿元	生态效益 /亿元	社会效益	经济生态 协调性
现状	542.048	95.242	466 812.60	1 293 318
ACO	647.748	98.011	493 145.00	1 293 915
ACO增幅/%	19.500	2.908	5.641	0.046
CACO	654.925	98.337	498406.40	1 293 971
CACO增幅/%	20.824	3.249	6.768	0.050
CACO-ACO	7.1766	0.325	5261.400	56

利用现状;与ACO相比,CACO虽然协调性增长不大,但能多增加土地利用的经济效益7.18亿元、生态效益0.33亿元、社会效益1.13%;CACO的地类转换成本为560 834.0,比ACO的567 350.7下降1.15%。因此,与ACO相比,CACO能以更低的地类转换成本获得更高的各目标函数值,一定程度上保证了增城区土地利用数量结构处于整体优化水平。

4.3 土地利用空间布局优化结果与分析

图5为ACO和CACO算法2020年土地利用空间布局优化结果,通过与2014年土地利用规划进行对比分析,可知本文配置方案的合理性及增城区土地利用未来的发展态势:①目前中国正处于工业化和城镇化的转型期,增城区城镇用地的增加不仅符合国家和地区发展的客观需求,而且为其在广州

“东进”战略中把握发展机遇创造了基础性条件。此外,优化后的城镇用地空间上主要布局在广汕公路以南的“都市生活圈”和“先进制造业产业圈”,且向城镇边缘区和农村居民点拓展,凸显了各城镇区的城市规模经济与集聚效应,符合“城镇建设用地集中布局”的土地利用发展战略;②耕地较多分布在南部水域和北部城镇附近,可能与南部地势平坦、水源充足,北部传统农业等因素有关,如此布局利于充分吸收区位优势,利用城镇中心的辐射效应和北部自然风光发展都市型和观光型农业;③林地的增加集中分布在北部山区,且以联安湖、白水寨等山水风景区为主,利于发展配套的生态文化旅游、度假休闲等服务业,强化了北部“生态产业圈”的主体功能区作用。

因此,基于CACO算法的土地利用空间布局优化结果能与《增城区城市总体发展战略规划》所提出的“构筑南中北三大经济圈”的科学规划相吻合,且能与约束条件中参考的广州和增城总体规划等战略性文件相契合,故具备一定的合理性和可借鉴性。

由于研究区像元数量较多,2种算法的空间优化效果较难通过目视直接区分,因此使用Patch Analyst 5计算二者景观格局指数以评价优化效果的优劣(表5)^[2]。与2014年土地利用现状相比,CACO和ACO优化后地类总斑块数量均减少,且CACO

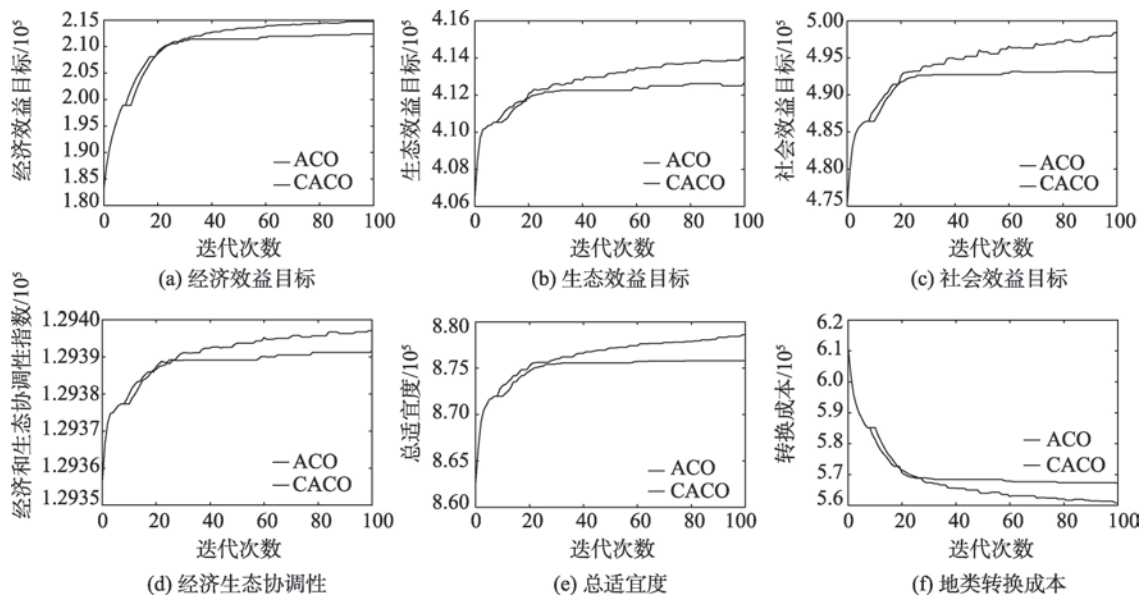


图4 ACO和CACO进化曲线比较

Fig. 4 Comparison of evolution curves between ACO and CACO

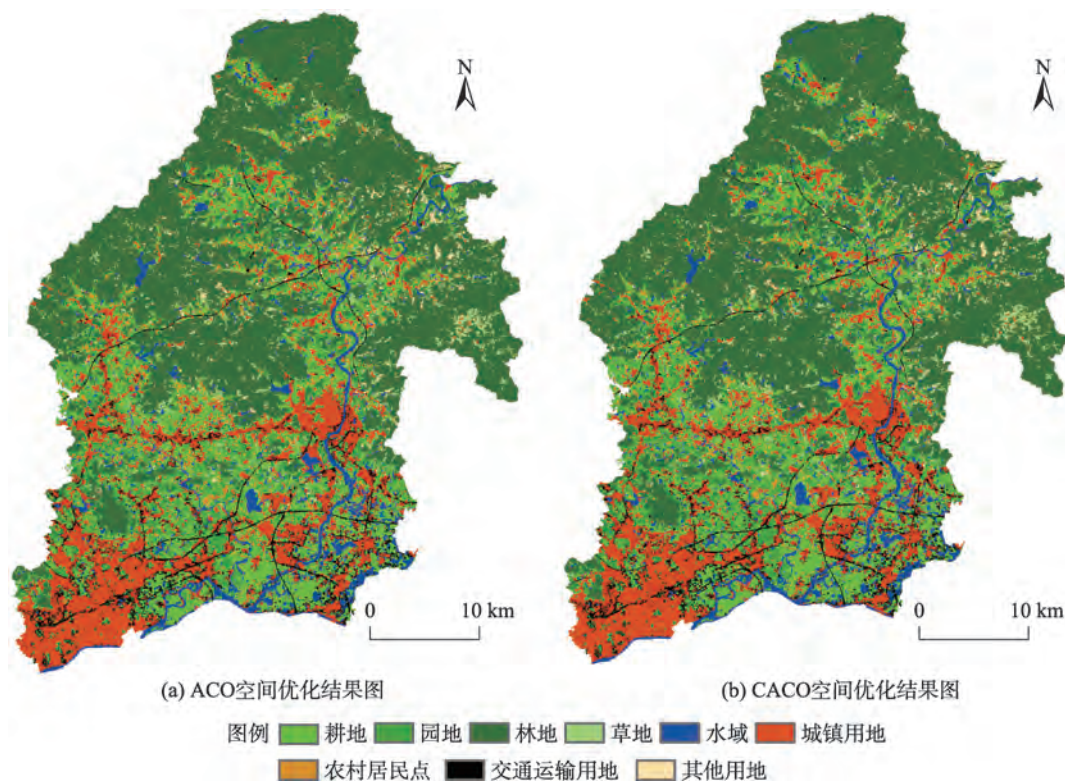


图5 ACO和CACO的2020年增城区土地利用空间优化布局结果对比
Fig. 5 Comparison of land use spatial optimization patterns between ACO and CACO in 2020

表5 ACO和CACO优化空间结果的景观指数对比
Tab. 5 Comparison of landscape index for spatial optimization results between ACO and CACO

统计类型	斑块数量	平均斑块大小	香农多样性指数	辛普森均匀度指数	香农均匀度指数	运算时间/h
现状	23 713	6.82	1.75	0.86	0.79	-
ACO	23 567	6.86	1.74	0.86	0.79	9.66
CACO	21 478	7.53	1.72	0.86	0.78	8.89
CACO比ACO增减幅度/%	-8.86	9.77	-1.15	0.00	-1.27	-7.97

比 ACO 减少 8.86%; 平均斑块大小均增大, 且 CACO 比 ACO 增加 9.77%。从表 3 中优化前后斑块密度和形状指数的升降情况可知, CACO 优化结果中各地类具有更大的斑块密度下降幅度和形状指数减小幅度, 说明土地利用分布更趋于集约化。因此, CACO 算法不仅可促进土地利用由粗放型向集约型转变, 降低管理成本, 而且比 ACO 算法效果更佳, 运行时间更短。

由于林地、城镇用地和农村居民点用地面积在优化前后变化较大, 因此与现状相比, CACO 和 ACO 优化后的多样性和均匀度均略微降低, 但均能

控制在 1.30% 以内。CACO 算法能在不严重干扰地类现状空间分布多样性和均匀性的前提下, 提高土地集约利用水平, 从而对各地类进行更合理的空间配置。

5 结论与讨论

本文将混沌模型引入蚁群算法中形成 CACO 算法, 构建了基于 CACO 算法的多目标土地利用优化配置模型, 并选取增城区 2014 年土地利用现状进行实证研究, 结论如下:

(1) 基于 CACO 算法的土地利用优化配置模型能在满足各类约束条件下, 具备解决土地利用优化配置问题的可行性。

(2) CACO 算法能明显提升土地利用现状的经济、生态和社会效益目标, 降低地类转换成本, 提高经济与生态的协调性, 且与 ACO 算法相比效果更优。

(3) CACO 算法能在保持地类现状空间分布多样性和均匀性的同时, 提升地类聚集水平, 提高土地集约利用水平, 更合理地配置各地类的空间分布。

本文探索了以混沌蚁群算法解决土地利用优化配置问题。方法上,提出了一种改善蚁群算法优化性能的策略,对丰富混合式智能优化算法在多目标土地利用优化配置中的应用具有一定积极意义;在应用上,引入空间自相关因子评估土地利用空间布局所产生的社会溢出效益,并对增城区土地利用数量结构和空间布局进行了较好的优化配置与分析,为增城区社会经济发展提供了有益的参考。但是,约束条件欠缺空间的生态、农田、城市边界控制线,混合算法也缺乏与多种智能优化算法的比较性研究,后续工作将进一步完善约束条件,提升算法的空间优化效率,并与其他启发式优化算法进行对比分析。

参考文献(References):

- [1] 刘彦随,邓旭升,甘红.我国城市土地利用态势及优化对策[J].土木建筑与环境工程,2005,27(3):1-4. [Liu Y S, Deng X S, Gan H. The state and optimization countermeasures of urban land-use in China[J]. Journal of Civil, Architectural & Environmental Engineering, 2005,27(3):1-4.]
- [1] 孙晓宇,苏奋振,吕婷婷,等.珠江口西岸土地利用景观格局变化及驱动力分析[J].地球信息科学学报,2009,11(4):436-441. [Sun X Y, Su F Z, Lv T T, et al. Analysis on landscape spatial pattern changes of land use and its driving forces in coastal zone of western pearl river estuary [J]. Journal of Geo-Information Science, 2009,11(4):436-441.]
- [3] 罗鼎,许月卿,邵晓梅,等.土地利用空间优化配置研究进展与展望[J].地理科学进展,2009,28(5):791-797. [Luo D, Xu Y Q, Shao X M, et al. Advances and prospects of spatial optimal allocation of land use[J]. Progress in Geography, 2009,28(5):791-797.]
- [4] 谢正峰,董玉祥.我国城市土地优化配置研究演进与展望[J].经济地理,2011,31(8):1364-1369. [Xie Z F, Dong Y X. Evolution and prospect of China's research on the urban land optimal allocation[J]. economic geography, 2011,31(8):1364-1369.]
- [5] 刘耀林,赵翔,刘殿锋.土地利用优化配置人工免疫并行决策支持系统[J].武汉大学学报·信息科学版,2014,39(2):166-171. [Liu Y L, Zhao X, Liu D F. A parallel decision support system for land-use allocation optimization based on artificial immune system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014,39(2):166-171.]
- [6] 刘彦随.山地土地类型的结构分析与优化利用——以陕西秦岭山地为例[J].地理学报,2001,56(4):426-436. [Liu Y S. Structural analysis and optimal use of land types in mountainous regions[J]. Acta Geographica Sinica, 2001, 56(4):426-436.]
- [7] 谢鹏飞,赵筱青,张龙飞.土地利用空间优化配置研究进展[J].山东农业科学,2015,47(3):138-143. [Xie P F, Zhao X Q, Zhang L F. Research progress of spatial optimization allocation of land use[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2015,47(3):138-143.]
- [8] Emilio Chuvieco. Integration of linear programming and GIS for land-use modeling[J]. Geographical Information Systems, 1993,7(1):71-83.
- [9] 张红旗,李家永,牛栋.典型红壤丘陵区土地利用空间优化配置[J].地理学报,2003,58(5):668-676. [Zhang H Q, Li J Y, Niu D. Study on spatial optimization allocation of land use in the typical red soil hilly region in South China [J]. Acta Geographica Sinica, 2003,58(5):668-676.]
- [10] 赵涛,郑新奇,邓祥征.市土地利用优化配置分析应用——以济南市为例[J].地球信息科学学报,2004,6(2):53-57. [Zhao T, Zheng X Q, Deng X Z. Study of urban land optimal allocation: A case study of Jinan. Geo-Information Science, 2004,6(2):53-57.]
- [11] 王新生,姜友华.模拟退火算法用于产生城市土地空间布局方案[J].地理研究,2004,23(6):727-735. [Wang X S, Jiang Y S. Simulation annealing for generation the optimal urban land-use plans[J]. Geographical Research, 2004,23(6):727-735.]
- [12] Baskent E Z, Jordan G A. Forest landscape management modeling using simulated annealing[J]. Forest Ecology & Management, 2002,165(1):29-45.
- [13] 黎夏,叶嘉安.遗传算法和GIS结合进行空间优化决策[J].地理学报,2004,59(5):745-753. [Li X, Ye, J A. Optimal spatial search using genetic algorithms and GIS[J]. Acta Geographica Sinica, 2004,59(5):745-753.]
- [14] 董品杰,赖红松.基于多目标遗传算法的土地利用空间结构优化配置[J].地理与地理信息科学,2003,19(6):52-55. [Dong P J, Lai H S. A method of optimization allocation for land use spatial structure based on multi-objective genetic algorithm[J]. Geography and Geo-Information Science, 2003,19(6):52-55.]
- [15] 高小永.基于多目标蚁群算法的土地利用优化配置[D].武汉:武汉大学,2010. [Gao X Y. Optimizing land use allocation based on multi-objective ant colony algorithm [D]. Wuhan: Wuhan University, 2010.]
- [16] 董张玉.基于GIS/RS与多目标蚁群算法的三江平原沼泽湿地空间格局优化[D].合肥:中国科学院大学,2014. [Dong Z Y. Wetland spatial optimization based on multi-objective ant colony algorithm and GIS/RS in the Sanjiang Plain[J]. Hefei: University of Chinese Academy of

- Sciences, 2014.]
- [17] 刘朝松. 基于多目标粒子群算法的土地利用优化配置[D]. 长沙: 中南大学, 2014. [Liu C S. Land use optimized allocation based on multi-objective particle swarm optimization[D]. Changsha: Central South University, 2014.]
- [18] 刘殿锋, 刘耀林, 刘艳芳, 等. 多目标微粒群算法用于土地利用空间优化配置[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(6):751-755. [Liu D F, Liu Y L, Liu Y F, et al. A rural land use spatial allocation model based on multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(6):751-755.]
- [19] 徐昔保. 基于GIS与元胞自动机的城市土地利用动态演化模拟与优化研[D]. 兰州: 兰州大学, 2007. [Xu X B. Urban use dynamic evolution simulation and optimization based on GIS and cellular automata: A case study of Lanzhou[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2007.]
- [20] 张鸿辉, 曾永年, 谭荣, 等. 多智能体区域土地利用优化配置模型及其应用[J]. 地理学报, 2011, 66(7):972-984. [Zhang H H, Zeng Y N, Tan R, et al. A model for regional land use optimization allocation based on multi-agent system and its application[J]. Acta Geographica Sinica, 2011, 66(7):972-984.]
- [21] 张鸿辉, 曾永年, 刘慧敏. 多目标土地利用空间优化配置模型及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(4):1056-1065. [Zhang H J, Zeng Y N, Liu H M. Multi-objective spatial optimization model for land use allocation and its application[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2011, 42(4):1056-1065.]
- [22] 袁满, 刘耀林. 基于多智能体遗传算法的土地利用优化配置[J]. 农业工程学报, 2014, 30(1):191-199. [Yuan M, Liu Y L. Land use optimization allocation based on multi-agent genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(1):191-199.]
- [23] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Positive Feedback as a Search Strategy[J]. 1999.
- [24] Li X, Lao C, Liu X, et al. Coupling urban cellular automata with ant colony optimization for zoning protected natural areas under a changing landscape[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2011, 25(4): 575-593.
- [25] Li X, He J, Liu X. Ant intelligence for solving optimal path-covering problems with multi-objectives[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2009, 23(7):839-857.
- [26] 高尚. 蚁群算法理论、应用及其与其它算法的混合[D]. 南京: 南京理工大学, 2005. [Gao S. Theory and applications of ant colony algorithm and hybridizing other algorithms[D]. Nanjing: Nanjing University of Science & Technology, 2005.]
- [27] 高尚. 解旅行商问题的混沌蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(9):100-104. [Gao S. Solving traveling salesman problem by chaos ant colony optimization algorithm[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2005, 25(9):100-104.]
- [28] Gong J, Liu Y, Chen W. Optimal land use allocation of urban fringe in Guangzhou [J]. Journal of Geographical Sciences, 2012, 22(1):179-191.
- [29] Nh. A, Ma. B S M. An autologistic model for the spatial distribution of wildlife[J]. Journal of Applied Ecology, 1996, 33(33):339-347.
- [30] 易伟, 王佳文, 潘红兵, 等. 基于蚁群混沌遗传算法的片上网络映射[J]. 电子学报, 2011, 39(8):1832-1836. [Yi W, Wang J W, Pan H B, et al. Ant colony chaos genetic algorithm for mapping task graphs to a network on chip[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(8):1832-1836.]
- [31] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 1996, 26(1):29-41.
- [32] 叶志伟, 郑肇葆. 蚁群算法中参数 α 、 β 、 ρ 设置的研究——以TSP问题为例 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(7):597-601. [Ye Z W, Zheng Z B. Configuration of Parameters α , β , ρ in ant algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(7):597-601.]