

城市土地利用空间优化配置的多智能体系统与微粒群集成优化算法

张鸿辉^{1,2,3} 曾永年^{1,2} 尹长林³ 喻定权³

(1 中南大学信息物理工程学院,长沙市麓山南路 932 号,410083)
(2 中南大学空间信息技术与可持续发展研究中心,长沙市麓山南路 932 号,410083)
(3 长沙市规划信息服务中心,长沙市岳麓大道 218 号,410013)

摘要:在多目标约束下,构建了应用于城市土地利用空间优化配置的多智能体系统与微粒群集成优化算法,并以长株潭城市群的核心区域为例,开展了基于该算法的城市土地利用空间优化配置应用研究。研究结果表明,集成优化算法的 Agent 平均适应值和运行效率分别较微粒群优化和标准遗传算法得到了大幅度提高,从而证明了算法的可行性与先进性。
关键词:城市土地利用配置;多目标;空间优化;多智能体系统;微粒群优化算法
中图法分类号:P273; P208

在城市土地资源供应趋紧和环境污染日趋严重的双重压力下,对城市土地利用进行空间优化配置是缓解城市土地资源供需矛盾的基本途径^[1]。微粒群优化算法(particle swarm optimization,PSO)是一种基于群集智能的新型优化算法,与传统的多目标优化算法相比,它具有更快的收敛速度和更强的适应性^[2,3],因而已被广泛应用于求解空间优化配置问题^[4,5]。但是,PSO 中的粒子群只能向一个方向进化,使得解空间内的其他可能最优解失去了探索到的机会^[6]。多智能体系统(multi agent system, MAS)可以有效地支持自主运行个体与环境的交互^[7-10],本文在多目标约束下,构建了应用于城市土地利用空间优化配置的多智能体系统与微粒群集成优化算法(multi-agent PSO,MAPSO),并以长株潭城市群的核心区域为例开展了实证应用研究。

1 MAPSO 算法

1.1 目标函数

为了阐述问题的数学模型,首先设规划区域被分割为 N 行、 M 列的格网单元,即共有 $N \times M$ 个土地单元,需要安排 K 种土地利用类型(或功

能)。设 k, k' 分别代表单元 (i, j) 和 (i', j') 的土地利用类型,单元 (i', j') 属于单元 (i, j) 邻域上的单元; $L_{ij, i'j'}$ 是一个 2 元变量,如果单元 (i, j) 和 (i', j') 之间存在邻接,其值为 1,否则为 0; $H_{k, k'}$ 表示土地利用类型为 k 的单元 (i, j) 与土地利用类型为 k' 的单元 (i', j') 之间的空间协调性程度,即两种单元邻近布置时所形成的生产、生活等方面的方便舒适程度; X_k 表示 k 种土地利用类型的数量; $X_{ijk}, X_{i'j'k}$ 是一个 2 元变量,如果单元 $(i, j), (i', j')$ 的土地利用类型是 k ,其值为 1,否则为 0; $S_{L_{ij, i'j'}}$ 表示待配置的单元 (i, j) 的邻域内与其具有相同土地利用类型的单元的个数; C_{ijk} 表示在单元 (i, j) 位置上布置 k 种土地利用类型时的建设费用; $S_{uit_{ijk}}$ 表示在单元 (i, j) 位置上布置 k 种土地利用类型时的土地利用适宜性; Nei 表示单元 (i, j) 的邻域; $dist_{ij, i'j'}$ 表示土地利用类型为 k 的两个单元 (i, j) 和 (i', j') 的 Manhattan 距离^[11]; λ 为调整系数,其取值范围为 $[1, 10]$ ^[12]。

本文选择了如式(1)~式(4)所示的目标作为优化目标。最小化土地开发费用目标为:

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K C_{ijk} X_{ijk} \tag{1}$$

最大化环境兼容性目标为:

$$\max \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \sum_{k'=1}^K L_{ij,i'j'} H_{k,k'} \quad (2)$$

最大化土地利用适宜性目标为：

$$\max \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \text{Suit}_{ijk} X_{ijk} \quad (3)$$

最大化用地紧凑度目标为：

$$\max \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i',j' \in \text{Nei}} X_{i'j'k} \exp(-\text{dist}_{ij,i'j'}/\lambda)}{\sum_{i',j' \in \text{Nei}} \exp(-\text{dist}_{ij,i'j'}/\lambda)} X_{ijk} \quad (4)$$

同时,还需要满足下列约束条件：

1) 每种土地利用类型的数量必须满足预先定义的结构比例：

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M X_{ijk} = X_k \quad (5)$$

2) 待配置的单元 (i, j) 的邻域内至少有 2 个与其具有相同土地利用类型的单元：

$$S_{L_{ij},i'j'} \geq 2 \quad (6)$$

1.2 算法设计

1.2.1 Agent 适应度的确定

在 MAPSO 算法中,为了实现行动目的,在满足算法运行条件的前提下,Agent i 将最大化地增加其适应度。在求解城市土地利用空间优化配置问题时,Agent i 的适应值 $f(i)$ 为：

$$f(i) = \text{eval}(x) = z(x)p(x) \quad (7)$$

式中, $z(x)$ 为多个目标的加权形式; $p(x)$ 为适应性罚函数：

$$z(x) = \sum_{k=1}^q \omega_{k,i} f'_{k,i}(x) \quad (8)$$

$$p(x) = 1 - \frac{1}{m} \left[\frac{\Delta b_{k,i}(x)}{\Delta b_{k,i}^{\max}} \right]^a \quad (9)$$

式中, q 为目标个数; $\omega_{k,i}$ 为群体中个体 i 的第 k 个目标的权重; $f'_{k,i}(x)$ 为群体中个体 i 的第 k 个目标 $f_{k,i}(x)$ 的标准化形式; $\Delta b_{k,i}(x)$ 是群体中个体 i 对第 k 个约束的违背值; $\Delta b_{k,i}^{\max}$ 是个体 i 对第 k 个约束的最大违背值; m 为待处理的约束个数; a 可认为是一大于 0 的罚函数指数,可根据实际情况设定,一般取为 1。

1.2.2 Agent 竞争与合作算子

MAPSO 算法将每个解看成是在一个 d 维搜索空间内没有体积的微粒。Agent $L_{i,j}$ 当前在解空间的位置就是它所拥有的知识,将其在城市土地利用空间优化配置问题解空间中的位置向量表示为 $L_{i,j} = (L_{i,j,1}, L_{i,j,2}, \dots, L_{i,j,d})$, $L_{i,j,1}, L_{i,j,2}, \dots, L_{i,j,d}$ 分别代表 Agent $L_{i,j}$ 所选择的土地利用决策变量对应的属性值。Agent $L_{i,j}$ 的飞行速度

表示为 $V_{i,j} = (V_{i,j,1}, V_{i,j,2}, \dots, V_{i,j,d})$; $M_{i,j}$ 是 Agent $L_{i,j}$ 所处邻域环境中拥有最大适应度的 Agent,且 $M_{i,j} = (m_1, m_2, \dots, m_n)$; P_c 为邻域合作概率; P_m 为邻域竞争概率; $U(0,1)$ 为均匀分布的随机数,如果 $U(0,1) < P_m$,执行邻域竞争算子;如果 $U(0,1) < P_c$,执行邻域合作算子。

1) Agent 竞争算子

若 $L_{i,j}$ 满足式(10),则它在解空间的位置保持不变;反之, $L_{i,j}$ 在解空间的位置将根据式(11)被更改,且 Agent 的类型及其所处网格的土地利用类型也将被调整为与 $M_{i,j}$ 一致：

$$f(L_{i,j}) \geq f(M_{i,j}) \quad (10)$$

$$l_k = m_k + \text{rand}(-1,1) \cdot (m_k - l_k), k = 1, \dots, n \quad (11)$$

式中, $\text{rand}(-1,1)$ 是介于 $(-1,1)$ 之间的随机数。若 $l_k < x_{k\min}$,则 $l_k = x_{k\min}$;若 $l_k > x_{k\max}$,则 $l_k = x_{k\max}$ 。 $x_{\min} = (x_{1\min}, x_{2\min}, \dots, x_{n\min})$ 是优化问题可行解空间的下限值, $x_{\max} = (x_{1\max}, x_{2\max}, \dots, x_{n\max})$ 是其上限值。

从式(11)可知, $L_{i,j}$ 不仅保留了自己原来的有用信息,而且也充分吸收了邻居 $M_{i,j}$ 的有用信息,以进一步增大其适应值。

2) Agent 合作算子

采用混合交叉策略,在 $M_{i,j}$ 与 $L_{i,j}$ 之间随机选择一个交叉点,交叉点半部分互相交换,同时交叉点处互相交叉,以得到新的 Agent。假设 $M_{i,j}$ 与 $L_{i,j}$ 在 k 位进行交叉,则所产生的两个子代 Agent 分别为：

$$M'_{i,j} = (m_1, m_2, \dots, m'_k, l_{k+1}, l_{k+2}, \dots, l_n)$$

$$L'_{i,j} = (l_1, l_2, \dots, l'_k, m_{k+1}, m_{k+2}, \dots, m_n)$$

(12)

其中, $m'_k = m_k + \beta(l_k - m_k)$; $l'_k = l_k + \beta(m_k - l_k)$, β 为 $[0,1]$ 内的随机值。

在 MAPSO 算法中,借鉴 PSO 算法,每次迭代中采用式(13)、式(14)对每个 Agent 的速度和在解空间的位置进行更新：

$$V_{i,j,d}^{k+1} = \omega V_{i,j,d}^k + \varphi_1 \text{rand}() (P_{i,j,d} - L_{i,j,d}^k) + \varphi_2 \text{rand}() (G_{i,j,d} - L_{i,j,d}^k) \quad (13)$$

$$L_{i,j,d}^{k+1} = L_{i,j,d}^k + V_{i,j,d}^{k+1} \quad (14)$$

其中,下标 k 表示迭代次数; ω 为惯性常数; φ_1, φ_2 为学习因子,分别调节向个体极值点和全局极值点方向飞行的最大步长; $\text{rand}()$ 是介于 $(0,1)$ 之间的随机数; $L_{i,j,d}^k, V_{i,j,d}^k$ 分别为 Agent 在第 k 次迭代中当前位置和速度的 d 维分量; $P_{i,j,d}$ 为 Agent 本身找到的最优 Agent 当前位置的 d 维分量; $G_{i,j,d}$ 为群体中最优 Agent 当前位置的 d 维分量。

通过与全局最优 Agent 交换信息,将加快 Agent 在整个环境中信息的传递速度,提高其算法的收敛性。

2 实证应用

本文选择长株潭城市群两型社会试验区的核心区域——长沙市作为土地利用空间优化配置的实证研究区域。

在本文中,主要定义三种智能体类型,分别为居民 Agent、商业企业 Agent、工业企业 Agent,同时为体现同类型智能体决策时的内部异质性与差异性,根据收入高低,将居民 Agent 分为高收入、中等收入、低收入 3 个子类型;根据企业的环保程度,将工业企业 Agent 分为污染型、环保型 2 个子类型;根据企业的规模,将商业企业 Agent 分为大商场型与小商铺型。模型中各类 Agent 的子类型的初始比例结构主要根据研究区域的社会经济统计数据、环境质量统计数据及相关规划数

据预测求取。

不同类型的 Agent 具有不同的决策变量与决策参数,在本文中,居民 Agent 的主要决策行为是选择合适的区位作为居住地,而企业 Agent 的主要决策行为则是选择合适的区位作为企业发展用地。经咨询相关行业专家,给出坡度、土地价值、环境价值、规划完备度、交通通达度、产业聚集度等决策变量供 Agent 选择。各种类型 Agent 的决策参数如表 1 所示,决策参数的计算采用 AHP 法求得。

通过 Agent 的竞争与合作,最终得到研究区域的土地利用空间优化配置结果(图 1(d))。从图中可以看出,优化后的配置结果较初始土地利用配置方案(图 1(a))的空间布局更为紧凑。

为验证 MAPSO 算法实际应用成果的合理性,全面比较了 MAPSO 与标准遗传算法(standard genetic algorithm, SGA)^[13]、PSO 算法^[4]的优化配置结果(图 1 (b)、1(c)),比较结果如表 2 所示。

表 1 Agent 决策变量及决策参数
Tab. 1 Agents' Decision-Making Variables and Parameters

Agent 决策变量	Agent 决策参数						
	居民 Agent			工业企业 Agent		商业企业 Agent	
	高收入	中等收入	低收入	污染型	环保型	大商场型	小商铺型
坡度	0.111	0.079	0.05	0.111	0.103	0.112	0.135
土地价值	0.132	0.195	0.324	0.222	0.241	0.201	0.261
环境价值	0.296	0.225	0.123	0.054	0.102	0.087	0.054
规划完备度	0.168	0.152	0.149	0.115	0.134	0.133	0.096
交通通达度	0.212	0.275	0.331	0.267	0.242	0.244	0.299
产业聚集度	0.081	0.074	0.023	0.231	0.178	0.223	0.155

表 2 MAPSO 与 SGA、PSO 算法的土地利用空间优化配置结果比较
Tab. 2 Comparison of Allocation Results Between SGA, PSO and MAPSO Algorithm

模型目标	评价指标	评价数值					
		SGA		PSO		MAPSO	
		MPFD	AI	MPFD	AI	MPFD	AI
最小化土地开发费用	土地开发总费用(万元)	22 079 400		20 091 454		18 768 865	
最大化环境兼容性	环境兼容性总和	219 830.24		228 265.35		235 744.42	
最大化土地利用适宜性	土地利用适宜性总和	30 245.45		32 912.77		36 659.01	
最大化用地紧凑度	居住用地	1.09	62.23	1.03	62.87	1.01	65.54
	工业用地	1.25	63.45	1.16	63.15	1.11	65.33
	商业用地	1.08	66.47	1.05	66.45	1.01	68.26

注:MPFD 和 AI 分别代表平均斑块分维数和聚集指数。

从表 2 中可看出, MAPSO 算法对 4 个目标的优化结果均较 SGA 和 PSO 算法更优,并且对优化程度提高较大,这说明从整体布局而言,基于 MAPSO 算法得到的优化配置结果是合理的。从图 1 中可看出,在 SGA 和 PSO 算法的优化配置结果中,居住用地、工业用地、商业用地已扩展至长沙市的远郊乡镇,这种情况在研究区域的北

部、西南、东南角表现得尤为明显,这种配置方案将对整个研究区域的农用地保护和生态安全带来极大的威胁,而在 MAPSO 算法的优化结果中,居住用地、工业用地、商业用地主要沿已有建设地向城市外围扩展,除研究区域北部配置有少量居住用地、工业用地和商业用地外,绝大部分新增建设用配置于城市近郊,并未延伸至城市远郊,这进一

步说明了 MAPSO 算法的优化配置结果的合理性。

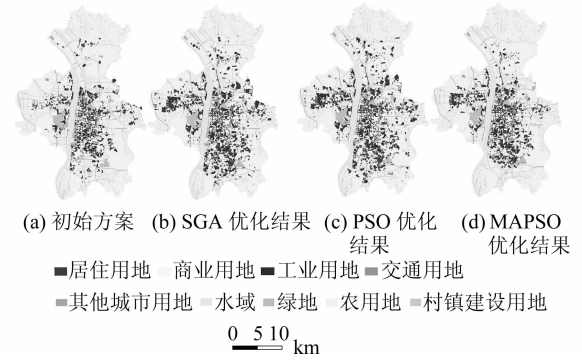


图 1 长沙市土地利用空间优化配置结果
Fig.1 Comparison of Spatial Optimization Allocation Results of Land Use

此外,为了验证 MAPSO 算法的收敛性和计算精度,还将其优化过程分别与 SGA、PSO 算法的优化过程进行了比较,如图 2 所示。从图中可看出,MAPSO 算法在运行开始上升速度就很快,显示了该模型寻优机制的有效性和优越性。为了与 SGA 和 PSO 算法进行比较,将三种算法分别迭代了 650 次,从图中可发现,在迭代 193 次时,MAPSO 算法已经非常接近最优解,而 PSO 算法要迭代到 288 次才能达到最优解,SGA 算法要迭代 580 次才能达到最优解,且运行结束时,SGA、PSO、MAPSO 三种算法的 Agent 平均适应值分别为 2.31、2.55、3.28,因而 MAPSO 算法的群体平均适应值较 SGA 和 PSO 算法分别提高了 28.63%和 41.99%。此外,MAPSO、PSO、SGA 三种算法获得最优解的总运行时间分别为 2.51 h、4.55 h、8.83 h,因而 MAPSO 算法的运行效率分别较 PSO 和 SGA 算法提高了 81.27%和 251.79%。综合上述各项评价指标可见,MAPSO 算法具有良好的收敛性和运行效率。

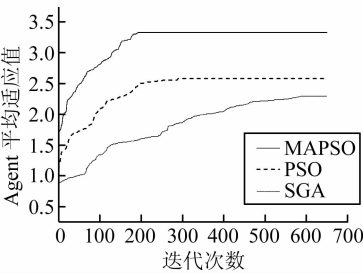


图 2 MAPSO 与 SGA、PSO 的收敛性比较
Fig.2 Comparison of Convergence Curve Between SGA, PSO and MAPSO

3 结 语

本文在多目标约束下,结合城市土地利用空

间优化配置问题的实际,构建了应用于城市土地利用空间优化配置的多智能体系统与微粒群集成优化算法(MAPSO)。应用研究结果表明,MAPSO 算法不仅能获取合理、可行的优化配置结果,而且具有良好的运行效率。但是在实际城市土地利用空间优化决策过程中,往往有更多、更复杂的目标与约束条件需要考虑,因此,如何完善城市土地利用空间优化配置的多目标体系以及进一步增强 MAPSO 算法处理复杂计算的能力,是下一步研究亟需考虑的问题。

参 考 文 献

[1] 徐昔保,杨桂山,张建明. 兰州市城市土地利用优化研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34 (7): 878-881

[2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]. International Conference on Neural Networks, Australia, 1995

[3] Eberhart R C, Shi Y. Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization [C]. Congress on Evolutionary Computing, USA, 2000

[4] 杜国明,陈晓翔,黎夏. 基于微粒群优化算法的空间优化决策[J]. 地理学报, 2006, 61(12): 1 290-1 298

[5] 冯永玖,童小华, Liu Yan, 等. 城市形态演化的粒子群智能随机元胞模型与应用——以上海市嘉定区为例[J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(1): 17-25

[6] 公茂果,焦李成,杨咚咚,等. 进化多目标优化算法研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289

[7] 彭翀,杜宁睿,刘云. 大城市居住用地扩展的多主体模型研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(6): 548-551

[8] 张鸿辉,曾永年,金晓斌,等. 多智能体城市土地扩张模型及其应用[J]. 地理学报, 2008, 63(8): 869-881

[9] 晁怡,李清泉,陈顺清. 基于多主体系统的区位建模[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(7): 646-649

[10] 刘小平,黎夏,叶嘉安,等. 基于多智能体系统的空间决策行为及土地利用格局演变的模拟[J]. 中国科学 D 辑, 2006, 36(11):1 027-1 036

[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

[12] Chen Y M, Li X, Liu X P, et al. An Agent-based Model for Optimal Land Allocation (AgentLA) with a Contiguity Constraint[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24

(8); 1 269-1 288

[13] 陈南祥, 李跃鹏, 徐晨光. 基于多目标遗传算法的水资源优化配置[J]. 水利学报, 2006, 37(3): 308-313

第一作者简介:张鸿辉,博士生,主要从事遥感与地理信息系统应用、环境变化模拟研究。
E-mail:zhhgis@163.com

Simulating Spatial Optimization Allocation of Urban Land Use Based on the Integration of Multi-agent System and Particle Swarm Optimization Algorithm

ZHANG Honghui^{1,2,3} ZENG Yongnian^{1,2} YIN Changlin³ YU Dingquan³

- (1 School of Info-Physics and Geomatics Engineering, Central South University, 932 South Lushan Road, Changsha 410083, China)
- (2 Research Center of Space Info-Technique and Sustainable Development, Central South University, 932 South Lushan Road, Changsha 410083, China)
- (3 Changsha Planning Information Service Center, 218 Yuelu Avenue, Changsha 410013, China)

Abstract: Under the constraint of multi-objective, multi-agent system and particle swarm optimization algorithm, for urban land use allocation with spatial optimization, was developed. The integration algorithm was applied to the simulation of spatial optimization allocation of urban land use in the core areas of Changsha. The allocation results show that the optimization level of each proposed objective is improved to a large extent compared with standard genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm, and the model has the advantage of faster convergence rate and higher accuracy.

Key words: urban land use allocation; multi objective; spatial optimization; multi-agent system; particle swarm optimization algorithm

About the first author: ZHANG Honghui, Ph. D candidate, majors in remote sensing geo-analysis, GIS application, environmental changes and modelling.
E-mail: zhhgis@163.com



(上接第 940 页)

the two sensors. The comparison has been made between Landsat ETM⁺ band 6 and ASTER bands 13 and 14. The result shows that an excellent agreement between the at-sensor temperatures obtained from both sensors for the TIR band(s). A very strong positive correlation between the two sensors' TIR data has been revealed. However, the at-sensor temperature derived from ASTER thermal images is 0. 66 °C-0. 82 °C, higher than that derived from ETM⁺ thermal images. In addition, the ASTER TIR images have higher thermal information gain and more continuous measurement on ground thermal targets.

Key words: thermal infrared data; cross comparison; ASTER; ETM⁺; remote sensing

About the first author: XU Hanqiu, professor, Ph.D., Ph.D supervisor, majors in remote sensing applications in environment and natural resources.
E-mail: fdy@public. fz. fj. cn