

doi: 10.7690/bgzd.2025.03.010

基于混合蛙跳算法城市多目标土地利用空间优化配置方法

李思滢

(四川文理学院康养产业学院, 四川 达州 635000)

摘要: 为保障城市土地利用合理性与环境友好性, 提出一种城市多目标土地利用空间优化配置方法。利用混合蛙跳算法在多目标求解问题方面的优势, 以城市土地新开发与已开发用地距离最小、城市土地单元用地间环境因素不兼容性最小为目标函数的约束条件, 构建基于混合蛙跳算法的城市多目标土地利用空间优化配置模型。将城市用地栅格作为操作基本单元, 引入首尾排除分组、智能学习与变异算子等改进混合蛙跳算法, 获取城市多目标土地利用空间优化配置模型最优解。实验结果表明: 该方法对城市土地进行优化配置后, 环境兼容性几乎全在 0.5 以上, 并且大部分接近 1。可较好地实现城市多目标土地利用空间优化配置, 效率较高, 优化配置后土地资源的节约性与环境兼容性也较好。

关键词: 混合蛙跳算法; 多目标; 土地利用空间; 优化配置; 元胞数组; 环境兼容

中图分类号: F301.23 **文献标志码:** A

City Multi-objective Land Use Space Optimize Allocation Method Based on Shuffled Frog Leaping Algorithm

Li Siying

(School of Health Caring Industry, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)

Abstract: In order to ensure the rationality and environmental friendliness of urban land use, a multi-objective spatial optimal allocation method of urban land use was proposed. Taking advantage of the advantage of shuffled frog leaping algorithm (SFLA) in solving multi-objective problems, a spatial optimal allocation model of urban multi-objective land use was constructed based on SFLA, with the minimum distance between the newly developed land and the developed land and the minimum incompatibility of environmental factors between urban land units as the constraint conditions of the objective function. Taking the urban land grid as the basic unit of operation, the improved shuffled frog leaping algorithm, such as head and tail exclusion grouping, intelligent learning and mutation operator, is introduced to obtain the optimal solution of the urban multi-objective land use spatial optimization allocation model. The experimental results show that the environmental compatibility is almost above 0.5, and most of them are close to 1 after the optimal allocation of urban land. It can better realize the optimal allocation of urban multi-objective land use space with high efficiency, and the conservation and environmental compatibility of land resources after optimal allocation are also better.

Keywords: shuffled frog leaping algorithm; multi-objective; land use space; optimal allocation; cellular array; environment compatibility

0 引言

土地资源作为人类赖以生存的物质资源与载体, 在促进经济以及社会发展方面发挥着非常关键的作用。城市以及工业化进程的不断加快, 一方面使得土地为人类创造的财富越来越多, 但同时也使得人们利用土地的方式以及强度产生了重大变化, 导致土地供需矛盾日益加剧, 给人类生产生活带来了前所未有的巨大挑战^[1-3]。为此, 如何在有效保护土地资源的基础上, 对其实施有效的利用空间优化配置, 逐渐成为一项亟待解决的重大难题。

近年来, 国内外学者针对该问题, 进行了大量

的研究, 成果颇为显著的有王帝文等^[4]提出的基于 Pareto 最优和多目标粒子群的土地利用空间优化配置方法、王海军等^[5]提出的基于改进的 GPU 并行 NSGA-III 的土地利用空间优化配置方法。前者在土地利用空间优化配置模型构建完成后, 使用基于 Pareto 的粒子群算法完成模型求解, 最终获得土地利用空间优化配置方案, 分析研究区的土地利用空间在结构以及布局上呈现的变化趋势; 后者将多目标模型优化方法与改进的非支配遗传算法进行有效的耦合, 更好完成土地利用空间优化配置模型构建工作, 采用并行计算的方式完成模型的求解, 在此基础上对研究区土地利用空间结构上的变化实施有

收稿日期: 2024-07-01; 修回日期: 2024-08-20

第一作者: 李思滢(1986—), 女, 四川人, 硕士。

效分析。二者均可实现城市多目标土地利用空间优化；但是，在解决土地利用空间优化配置时，计算过程比较复杂，在寻优过程中，也较容易陷入局部最优。

用混合蛙跳算法解决多目标优化配置问题时，其需要实施调整的参数数量非常少，运算的复杂度也相对较低；不仅如此，在求解多目标问题的过程中，还具有超强的全局寻优能力，寻优效果极佳。基于此，笔者提出基于混合蛙跳算法的城市多目标土地里利用空间优化配置方法，更好完成城市土地利用空间优化配置工作。

1 土地利用空间优化配置模型设计

1.1 应用混合蛙跳算法的总体思路

由于混合蛙跳算法相较于传统的粒子群算法，在解决土地利用空间优化配置问题时，不仅计算更加简便快捷，而且寻优性能也更好。笔者使用混合蛙跳算法完成城市多目标土地利用空间优化配置工作，其实质是利用各个青蛙对城市土地利用图执行

相应的矩阵分割操作。分割过程中的尺度值受种群规模大小的影响，种群中的青蛙各自对应一种城市多目标土地利用空间优化配置方案。寻找城市多目标土地利用空间优化配置最优方案的过程实际上就是利用适应度函数搜寻所有青蛙中最优青蛙的过程。具体的混合蛙跳算法城市多目标土地利用空间优化配置思路如图 1 所示。

整个城市多目标土地利用空间优化配置过程主要由全局优化与组内优化两部分构成，经 2 步骤优化输出全局最优解后，经 GIS 地图数据还原、各城市用地类型空间格局数据显示等操作后，输出城市用地优化配置结果模拟地图。全局与组内具有最高适应度的青蛙个体分别用 u_g 、 u_b 标记，组内具有最低适应度的青蛙个体以及执行智能学习操作后获得的青蛙个体分别用 u_w 、 u_{wn} 标记。进行第 1 次智能学习时用到的学习算子为 u_w 与 u_b ，在第 1 次智能学习产生的 u_{wn} 未能优于 u_w 的状况下，继续执行智能学习操作时选用的学习算子为 u_w 与 u_g ，变异操作中采用的变异算子为 u_w 。

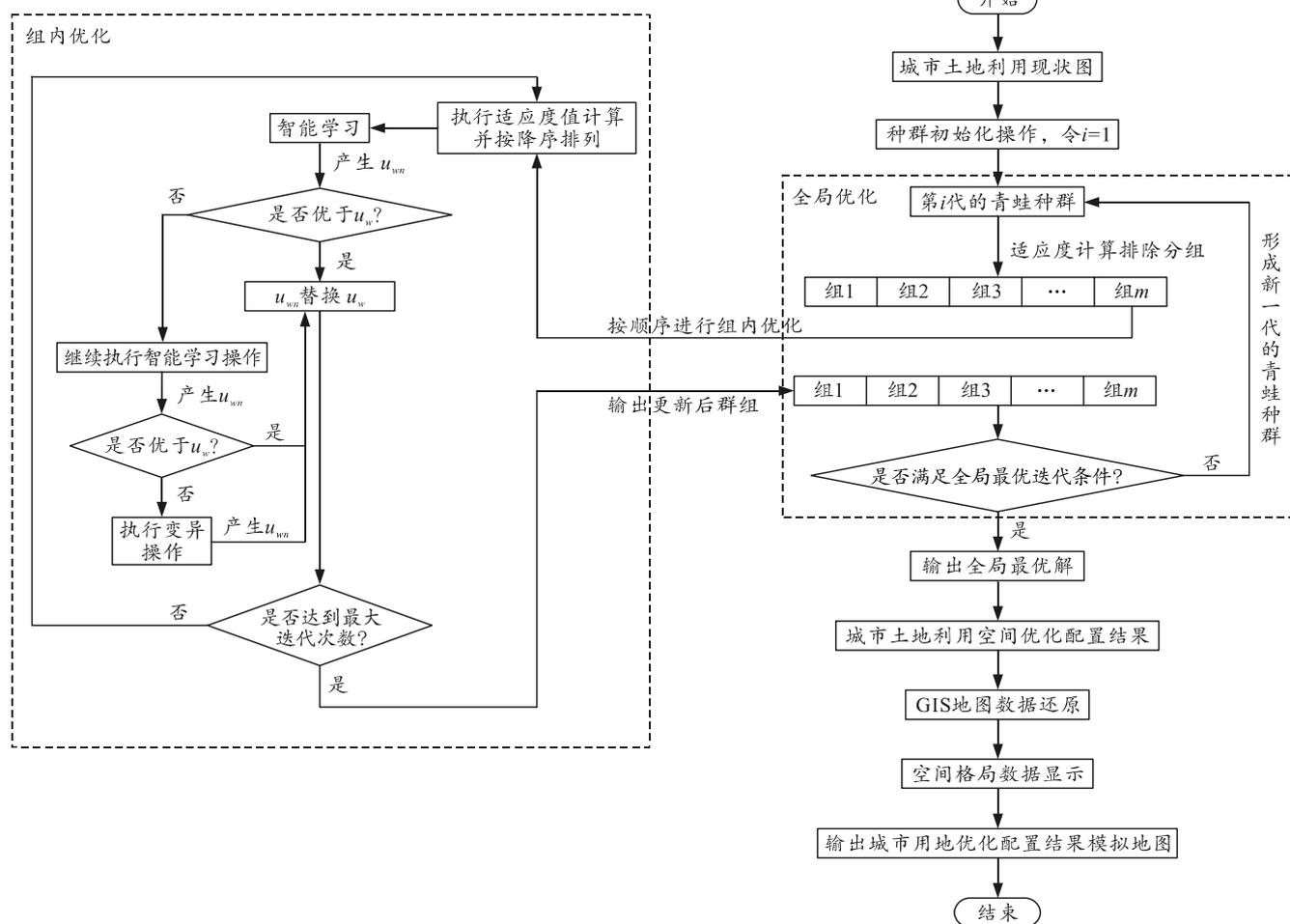


图 1 城市多目标土地利用空间优化配置思路

1.2 城市多目标土地利用空间优化配置模型设计

1.2.1 适应度函数

城市土地利用空间优化配置, 应尽量避免城市土地资源浪费现象出现, 在有效提升城市土地利用效率基础上, 尽可能多地提升城市用地的环境友好度^[6-7]。基于此, 设计城市多目标土地利用空间优化配置目标函数如下:

城市土地新开发与已开发用地距离最小:

$$f_1 = \min \sum_{j \in Q} \sum_m d_j Y_{jqm} \quad (1)$$

式中: q 为未开发的城市用地; j 与 Q 分别为城市土地利用单元位置与未开发出来的城市土地利用单元总集合; m 为土地类型, m 满足 $m \in \{1, 2, \dots, k\}$, k 为城市土地类型数量; d_j 为城市单元用地 j 与距其最近的已经开发城市用地单元之间的距离; Y_{jqm} 为一个二元变量, 当土地类型 m 被配置给未开发的单元 j 时, Y_{jqm} 满足 $Y_{jqm}=1$, 反之 $Y_{jqm}=0$ 。

城市土地单元用地间环境因素不兼容性最小:

$$f_2 = \min \sum_{j \in Q} \sum_m (-c_{d,m} + 1) Y_{jqm} + \min \sum_{j \in D} \sum_{m \neq e_j} (-c_{d,m} + 1) Y_{je,m} \quad (2)$$

式中: D 为已经被开发出来的城市土地利用单元总集合; e_j 为单元 j 当前状况下的城市土地利用类型; $c_{d,m}$ 为城市单元用地 j 的城市用地类型与距其最近的, 并且城市用地类型为 m 的已经开发城市土地利用单元间的环境兼容系数; $Y_{je,m}$ 为一个二元变量, 若当前城市土地利用单元 j 的城市用地类型从 e_j 被改变成 m , 则 $Y_{je,m}$ 满足 $Y_{je,m}=1$, 反之 $Y_{je,m}=0$ 。

根据式(1)与式(2), 可将总的目标函数用公式表示为:

$$F = \omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 \quad (3)$$

式中 ω_1 、 ω_2 分别为 f_1 、 f_2 的权重, 设权重参数初始值为 0。当城市土地新开发、已开发用地距离、城市土地单元用地间环境因素不兼容性最小时, 权重参数关系为 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

1.2.2 约束条件

为使模型更具合理性与可行性, 针对设计的适应度函数, 建立如下约束条件:

$$\sum_{m \neq e_j} Y_{jqm} \leq 1; \quad \forall j \in D; \quad (4)$$

$$\sum_m Y_{jqm} \leq 1; \quad \forall j \in Q; \quad (5)$$

$$b \sum_m Y_{jqm} \leq s_j + \sum_{i \in B_j} \sum_m Y_{iqm}; \quad \forall j \in Q. \quad (6)$$

式中: s_j 、 B_j 分别为城市用地单元 j 周围被开发的城市土地利用单元数量与未被开发的城市土地利用单元集合; b 为执行城市土地利用空间优化配置操作后, 城市土地利用单元 j 周围已经被开发的城市土地利用单元最小要求数量; i 为城市土地利用单元 j 周围未被开发的城市土地利用单元; Y_{jqm} 为其土地类型是否为 m 的二元变量。

式(4)与(5)可约束城市土地利用单元 j 只能在土地利用配置过程中, 分配到一种城市土地利用类型。式(6)可约束新增添的城市土地利用单元 j 所处位置周围已经被开发的城市土地利用单元数量大于或等于 b , 从而让新增添的城市用地尽可能多地利用城市内没有被开发的土地^[8-9]。

1.3 城市土地利用空间优化配置模型算法设计

Matlab 中的元胞数组是一种非常有效的数据类型^[10-11], 具有很强的数据包容性, 可以对各种数据信息执行有效的收纳处理操作, 同样也可以对有关城市土地利用的相关数据实施有效的分块收纳处理^[12]。为此, 笔者将其与混合蛙跳法进行有效结合, 用以完成城市多目标土地利用空间优化配置工作。具体过程如下:

1) 城市土地利用空间数据获取与处理。

笔者用到的土地利用空间数据来源于近 5 年的卫星遥感影像与城市规划图。对空间数据的预处理操作通过 ERDAS9.0 遥感图像处理软件实现^[13], 对城市土地的分类操作通过 ENVI5.0 软件实现, 最终划分出符合城市实际用地状况的几类城市土地利用类型, 将整个城市的土地划分为长与宽均为 40 m 的大量栅格单元, 作为用于实施城市土地利用空间优化配置的初始数据。具体的数据处理过程如图 2 所示。

2) 确定模型优化参数。

确定青蛙种群群组以及组内青蛙个体的数量分别为 m 与 n , 青蛙种群规模为 u , 全局迭代与组内迭代次数分别 G_{\max} 与 I_{\max} 。

3) 对青蛙种群执行初始化操作。

将每个青蛙看成一个元胞, 用于放置关于城市土地利用状况的数字化信息, 那么由多个代表青蛙个体的元胞组成的元胞组便可看成是初始的青蛙种群。对元胞组执行分组排序等操作的实质就是对青

蛙种群执行排序分组操作，运用有效的方式对元胞实施访问，并更新元胞内包含的城市土地利用数字信息，可完成青蛙个体进化操作。

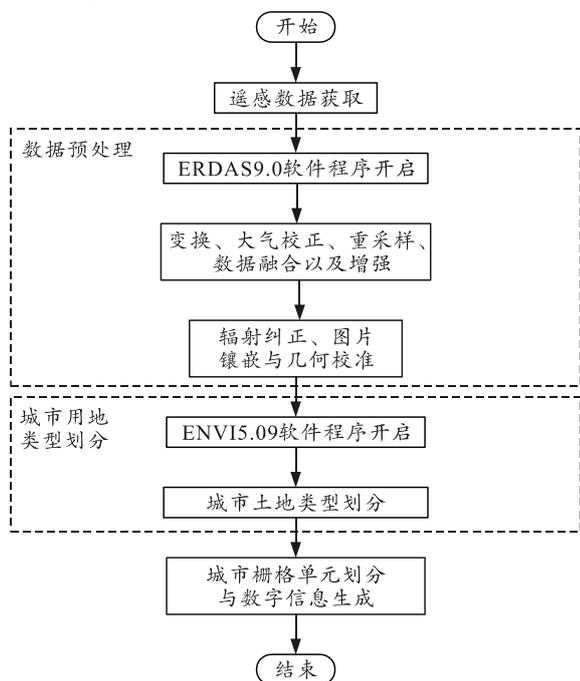


图2 数据处理过程

4) 排序分组与组内优化。

对全部青蛙个体执行降序排列，并将每次排序后列第一名与最后一名的青蛙个体挑选出来，放入同一组内，依次执行同样的操作，待所有操作完成，排序分组工作完毕，便可进入组内优化。进入组内优化环节后，对组内青蛙执行相应的适应度计算操作，确定组内具有最高与最低适应度值的青蛙个体 u_b 、 u_w 为学习算子，进行智能学习操作。用 u 代表智能学习目标青蛙，在智能学习操作过程中让 2 个智能学习算子 u_w 与 u_b 在 u 中运行，挑选一个规格较小的栅格区域并将其视为要学习的片段，找出该片段中出现次数最多的城市用地类型；之后，在 u_w 中搜索该土地类型的周边位置，将该土地类型周边位置用学习片段顶替掉，输出 u_{wn} 。如果输出结果优于 u_w ，请改用 u_{wn} ，当达到最大迭代次数时，进入全局优化，否则重新执行组内优化操作。若 u_w 要优于输出的 u_{wn} ，需将 u_w 与 u_g 作为新一轮智能学习操作的学习算子，再一次进行智能学习操作，若此时输出的 u_{wn} 优于 u_w ，则用 u_{wn} 代替 u_w ，满足最大迭代次数后，输出更新后的青蛙群组，进入全局优化，否则再次重新执行组内优化操作，反之将 u_w 作为变异算子，通过变异操作产生 u_{wn} ，然后用 u_{wn} 代替 u_w ，满足最大迭代次数后，输出更新的青蛙群

组，进入全局优化，否则重新执行组内优化操作。变异算子的主要作用是可以有效避免运算陷入局部最优。

5) 执行有效的全局优化操作。

青蛙群组在通过组内优化完成更新后，会进入全局优化，当达到全局优化的最高轮次后，便会输出全局最优解。最终将优化配置结果经 GIS 数据还原等操作后，形成能够显示城市多目标土地优化配置结果的模拟地图^[14-15]。

2 实验与分析

实验以坐落于四川省东北部的达州市为实验对象，应用本文中方法对该市土地利用空间实施多目标优化配置，验证方法有效性。该市地处大巴山南麓，北纬 $30^{\circ}75' \sim 32^{\circ}07'$ ，东经 $106^{\circ}94' \sim 108^{\circ}06'$ 。达州作为中国西部四大名城的辐射中心，由于其具有丰富的资源、便利的交通，发展潜力巨大，其总面积可达 $16\,594\text{ km}^2$ 。达州地势素有西南低、东北高的特点，海拔最高处可达约 $2\,500\text{ m}$ 。气候类型隶属亚热带季风气候，冬季呈现相对比较温暖特征，夏季则呈现相对炎热并且雨量偏大的特征，四季特征非常分明。

本文中的数据主要来自于 2018 年 8 月该市的卫星遥感图像以及该市的城市规划地图，遥感图像采集时天气较好，无云，因而图像效果较好，在利用 ERDAS9.0 与 ENVI5.0 软件完成相关的数据预处理操作后，最终将达州市的用地类型划分为 7 类，将整个城市的土地划分为规格为长与宽均为 40 m 的栅格单元 $1\,637 \times 1\,923$ 个，土地类型划分结果如表 1 所示。

表1 土地类型划分结果

编码	1	2	3	4	5	6	7
土地类型	建筑用地	水域	园地	林地	耕地	草地	未利用地

笔者对达州市土地利用空间实施优化配置时采用 Matlab 2018B 当作编译的软件。由于青蛙种群的组成结构直接影响青蛙个体中是否含有足够的达州土地利用空间信息，而青蛙个体中包含的土地利用信息如果过大或者过小又会导致运算不彻底或者运算复杂度增加的状况出现，最终将优化过程中，青蛙群组以及各组内青蛙的数量分别设置成 50 与 16，即种群规模为 800。确定组内与全局最大迭代次数分别为 9 与 90 次。图 4 与 5 显示的是应用本文中方法在对达州市土地利用空间实施优化配置时，获得

的运行界面以及土地利用空间优化配置结果。

从图 4 显示的 SLFA 土地利用空间优化配置程序运行界面可以看出：目标函数在全局迭代次数约为 30 次左右后，便开始逐渐进入收敛状态，最终在全局迭代完成后，输出如图 5 所示的土地利用空间优化配置效果。由此可见，应用本文中方法只需花费很少的时间便可完成模型求解操作，获得相应的城市土地优化配置结果，具有较高的优化配置效率，可更好地满足实际城市土地利用空间优化配置工作需求。

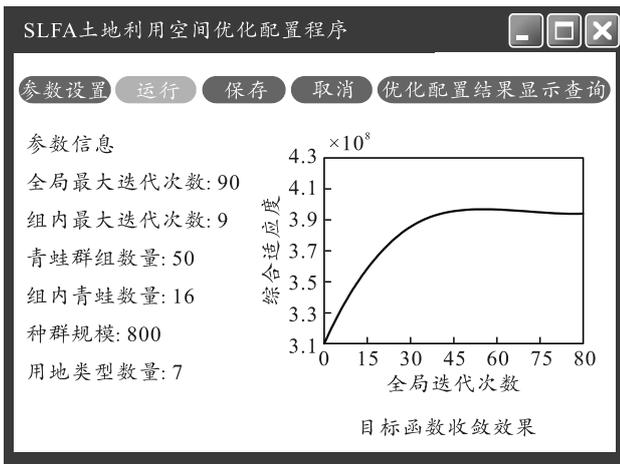


图 4 土地利用空间优化配置运行界面

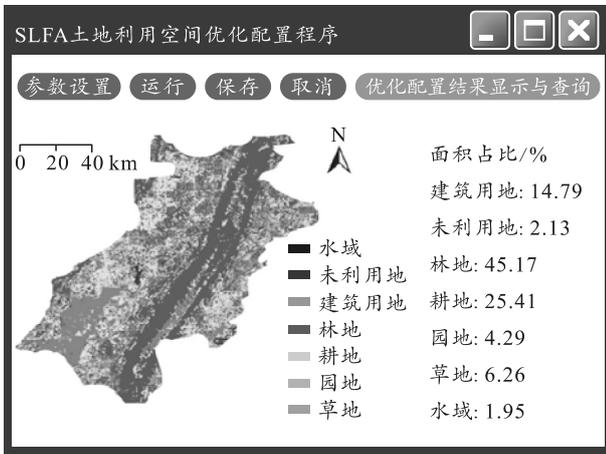


图 5 土地利用空间优化配置

表 2 是应用本文中方法对该市土地利用空间实施优化配置后获得的各城市用地类型与相邻城市用地类型间的环境兼容性。

分析表 2 可知：应用本文中方法对该市城市土地实施多目标优化配置后，该市各用地类型与相邻用地类型间的环境兼容性均较好，环境兼容性几乎全在 0.5 以上，并且大部分接近 1。证明本文中方法在城市多目标土地利用空间优化配置工作中，具有较好的环境兼容优势，可更好地满足实际工作

需要。

表 2 相邻城市用地类型环境兼容性

编码	用地类型	园地	耕地	林地	水域	草地	建筑用地
1	建筑用地	0.7	0.5	0.8	0.5	0.8	1.0
2	水域	0.8	0.7	0.9	1.0	0.8	0.5
3	园地	1.0	0.8	0.7	0.6	0.9	0.4
4	林地	0.5	0.3	1.0	0.9	0.8	0.5
5	耕地	0.8	1.0	0.5	0.9	0.6	0.5
6	草地	0.7	0.7	0.8	0.9	1.0	0.6
7	未利用地	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

在对城市土地利用空间实施多目标优化配置时，应尽量避免城市土地资源浪费现象出现，有效提升城市土地利用效率，尽可能地保证城市新开发土地与已开发土地间的距离最小。紧凑度作为一种衡量土地利用空间优化配置效果的指标，在反映各类型城市用地间的紧凑程度同时，也可有效反映出城市新开发土地与已开发土地间的距离状况。表 3 显示的是应用本文中方法对该市土地利用空间实施优化配置后获得的各城市各用地类型间的紧凑度与优化前的对比效果。通常状况下，紧凑度的取值范围与环境兼容性的取值范围一样，满足大于等于 0，小于等于 1，并且其值越大，代表城市新开发用地与已开发用地之间的距离越小。

表 3 城市用地节约程度

用地类型	优化配置前	优化配置后
建筑用地	0.7	0.9
水域	0.8	0.9
园地	0.6	0.8
林地	0.6	0.7
耕地	0.7	0.9
草地	0.5	0.8
未利用地	0.6	0.8

从表 3 可以看出：应用本文中方法对该市土地实施多目标空间优化配置后，获得的各城市各用地类型间的节约程度，均要优于优化配置前。说明应用本文方法对城市土地利用空间实施优化后，各用地类型间呈现较为紧凑的特征，节约性较明显。也从侧面反映出新开发用地与已开发用地之间的距离较小，可有效避免与减少城市土地资源浪费，更好地贴合实际工作需求。

3 结论

本文中方法可以实现城市多目标土地利用空间优化，并且优化效果较好，其在城市土地利用空间优化方面的优势为：

- 1) 应用本文中方法只需花费很少的时间便可完成目标函数的求解操作，从而获得优化配置结果，

具有较高的城市土地利用空间优化配置效率。

2) 本文中方法在城市多目标土地利用空间优化配置工作中, 较好地考虑了各用地类型间的环境兼容性, 能够更好地满足实际需要。

虽然本文中方法具有较好的城市土地利用空间优化配置效果, 但在实际的土地利用优化配置工作中, 需要优先考虑的目标可能会更多, 其复杂的程度也会更深; 因此, 在不同阶段与时期利用该方法实施城市土地利用空间优化配置时, 应根据实际需要确定适宜的目标方案。

参考文献:

- [1] 赵明松, 徐少杰, 邓良, 等. 基于 CLUE-S 模型的煤矿城市土地利用变化模拟[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 158-168.
- [2] 郭瑞琦, 陆波, 陈恺霖. 基于 CLUMondo 模型的多情景土地利用变化动态模拟——以广西沿海城市为例[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(1): 176-183.
- [3] 袁利, 刘毅华, 邱坚坚. 经济与生态效益不同情景下的广州市土地利用优化配置[J]. 生态经济, 2021, 37(4): 103-109.
- [4] 王帝文, 李飞雪, 陈东. 基于 Pareto 最优和多目标粒子群的土地利用优化配置研究[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(9): 2019-2029.
- [5] 王海军, 曾浩然, 张文婷, 等. 基于改进的 GPU 并行 NSGA-III 的土地利用优化配置[J]. 农业工程学报, 2020, 36(21): 283-291.
- [6] 马冰滢, 黄姣, 李双成. 基于生态-经济权衡的京津冀城市群土地利用优化配置[J]. 地理科学进展, 2019, 38(1): 26-37.
- [7] 丁志军. 三元论下城镇土地利用空间优化模型仿真[J]. 计算机仿真, 2019, 36(1): 235-238.
- [8] 杨露, 颀耀文, 宗乐丽, 等. 基于多目标遗传算法和 FLUS 模型的西北农牧交错带土地利用优化配置[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(3): 568-579.
- [9] 王越, 宋戈, 吕冰. 基于多智能体粒子群算法的松嫩平原土地利用格局优化[J]. 资源科学, 2019, 41(4): 729-739.
- [10] 王世东, 李立, 张游游, 等. 基于 DE-PSO 模型的土地资源优化配置研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 226-236.
- [11] 张孟真, 金晓斌, 韩博, 等. 基于改进 CoMOLA 模型的镇域土地利用优化[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 257-267, 330.
- [12] 宁珊, 张正勇, 周红武, 等. 基于生态服务价值的玛纳斯河流域土地利用结构优化[J]. 生态学报, 2019, 39(14): 5208-5217.
- [13] 陈红, 史云扬, 柯新利, 等. 生态与经济协调目标下的郑州市土地利用空间优化配置[J]. 资源科学, 2019, 41(4): 717-728.
- [14] 谢一茹, 高培超, 王翔宇, 等. 经济发展预期下的粮食产量与生态效益权衡——黑龙江省土地利用优化配置[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2020, 56(6): 873-881.
- [15] 董张玉, 向乔妹, 王梦阳, 等. 面向中小城镇格局的多目标土地利用优化[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2022, 45(3): 376-382, 388.